

Reconstruction Technique Silhouettes of Trees Based on the Method of Iterative Closest Point (ICP) and the Kinect

Humberto Rodríguez, Dr.¹, and Eduardo Villar, Ing.¹

¹ Universidad Tecnológica de Panamá, Panamá, humberto.rodriguez@utp.ac.pa.edu

Abstract— This paper deals with the reconstruction of the circumferential profile silhouette of trees from multiple depth measurements made with the Kinect from different positions and orientations. The technique of iterative closest point (ICP) is widely used to reconstruct the overall profile properly combining partial segments acquired at each measurement previously processed. From the profile sought, at the end, calculate the area of the cross section, the nominal diameter and perimeter.

This project has been proposed as an alternative in the field of mensuration, for measuring the diameters of the trees in a practical, inexpensive, robust and accurate. This was identified to make joint efforts with the Smithsonian Tropical Research Institute need.

Keywords— mensuration, Kinect, ICP, 3D reconstruction

Digital Object Identifier (DOI): <http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2015.1.1.236>

ISBN: 13 978-0-9822896-8-6

ISSN: 2414-6668

13th LACCEI Annual International Conference: “Engineering Education Facing the Grand Challenges, What Are We Doing?”
July 29-31, 2015, Santo Domingo, Dominican Republic **ISBN:** 13 978-0-9822896-8-6 **ISSN:** 2414-6668
DOI: <http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2015.1.1.236>

Técnica de Reconstrucción de Siluetas de Árboles Basada en el Método de Punto más Cercano Iterativo (ICP) y el Kinect

Humberto Rodríguez, Dr.¹ y Eduardo Villar, Ing.¹

¹Universidad Tecnológica de Panamá, Panamá, humberto.rodriguez@utp.ac.pa.edu.

Abstract— Este trabajo trata sobre la reconstrucción de la silueta o perfil circunferencial de árboles, a partir de múltiples mediciones de profundidad realizadas con el Kinect desde diferentes posiciones y orientaciones. Se utiliza la técnica de Punto más Cercano Iterativo (ICP) generalizado para reconstruir el perfil total uniendo adecuadamente los segmentos parciales adquiridos en cada medición, previamente procesados. A partir del perfil se busca, al final, calcular el área de la sección transversal, el diámetro nominal y el perímetro.

Este proyecto se ha planteado como una alternativa en el campo de la dasometría, para realizar la medición de los diámetros de los árboles de forma práctica, poco costosa, robusta y precisa. Esta fue una necesidad identificada al realizar trabajos conjuntos con el Instituto Smithsonian de Investigaciones Tropicales.

Keywords— dasometría, Kinect, ICP, reconstrucción 3D

I. INTRODUCCIÓN

En la medición forestal o dasometría, el diámetro de los árboles es uno de los parámetros más importantes para tener un mejor conocimiento de las características de un bosque. Esta información sirve de base para mediciones y estimaciones de área basal, volumen, crecimiento y clasificación de los árboles, entre otros. Este trabajo cae dentro del ámbito de la dendrometría, que es la rama de la dasometría encargada de la medición, el cálculo y la estimación de las dimensiones de los árboles y bosques desde un punto de vista estático.

Recientemente la medición del tronco y el dosel forestal mediante sistemas de barrido laser (LIDARs) se ha popularizado por su efectividad y precisión [1-4]. Sin embargo, estos sistemas son costosos, lo que limita su uso. Por otro lado, los métodos tradicionales que utilizan cinta métrica o una forcípula para medir el diámetro a la altura del pecho o “DBH”, por sus siglas en inglés (*diameter at breast height*), son poco precisos y no brindan información del área de la sección transversal, ni del perfil circunferencial del árbol.

Nuestra meta en este trabajo es proveer un sistema de medición de troncos portátil, rápido, preciso y de bajo costo, mediante el uso del Kinect. Cabe destacar, que el sensor utilizado en esta tesis (el Kinect) pertenece a la categoría de las cámaras basadas en luz estructurada. La figura 4 muestra

un ejemplo de la imagen de profundidad y la imagen infrarroja obtenida mediante el sensor Kinect. El Kinect es un accesorio para la consola de juegos de video Xbox 360 de Microsoft, el cual fue lanzado en el 2010. Fue diseñado para permitirle al usuario interactuar con la consola utilizando distintas interfaces naturales. El Kinect de Microsoft se ha convertido en una alternativa muy atractiva con respecto a los telémetros láser, debido a su menor costo, por lo cual está siendo utilizado por muchos grupos de investigación para la detección, identificación y reconstrucción de objetos en el espacio [5]. Otro de los grandes atractivos del Kinect es que ya existe una amplia librería de software disponible para Windows, Linux y Mac, gracias a una comunidad de desarrollo libre y abierto. Esta librería se llama *OpenKinect* y fue utilizada en este trabajo para el procesamiento de imágenes capturadas con el Kinect. Esta comunidad se creó a partir de un concurso que organizó la industria *Adafruit*, el cual premió a la primera persona que logró desarrollar un driver libre que permitiera obtener las imágenes del Kinect. Otras opciones de drivers libres son: *OpenNI* y *Kinect SDK*, la cual es una herramienta de desarrollo de software. El primero fue desarrollado por *PrimeSense*, la compañía detrás del desarrollo de la adquisición de imágenes 3D del Kinect, y el segundo desarrollado por Microsoft,

Con el fin de obtener una medida del perfil circunferencial de un árbol, se toman múltiples imágenes de profundidad con el Kinect alrededor del mismo. El valor de intensidad de los píxeles de las imágenes 2D obtenidas es la distancia del Kinect a las superficies del árbol. Estas imágenes son entonces “alineadas” de manera que se concatenen para producir la reconstrucción 3D del árbol. A la tarea de hacer coincidir/superponer dos imágenes similares en un mismo sistema de coordenadas se le conoce como registro de la imagen (“image registration”). El método utilizado en este trabajo para realizar el registro de las imágenes se conoce como Punto más Cercano Iterativo (ICP, por sus siglas en inglés) y fue introducido casi simultáneamente por Chen [6], quien desarrolló el método de *punto a plano*, y por Besl, quien introdujo el método *punto a punto* [7]. Es importante señalar que, el método ICP no requiere del conocimiento de la ubicación de los sistemas de coordenadas de cada nube de puntos, por lo que es adecuado para esta aplicación.

Desde la introducción del ICP muchas variantes han sido desarrolladas a partir del concepto básico, como explica Rusinkiewicz, [8]. En nuestro trabajo se ha utilizado una variante conocida como el algoritmo de ICP generalizado, el cual fue introducido por Segal et al., en el año 2009 [9]. Esta variante extiende el algoritmo ICP *punto a plano* de Chen y Medioni [6] al formato *plano a plano* mediante la incorporación de la información local de superficie de ambas nubes de puntos.

II. CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES ADQUIRIDAS CON EL KINECT

Para distancias cortas (hasta 1.2m aproximadamente) la resolución en z (profundidad) puede aproximarse mediante la ganancia o relación de sensibilidad $\Delta N/\Delta L$, en donde ΔL es el intervalo de distancia real (entrada) y ΔN es el intervalo resultante (salida), medido por el Kinect para el correspondiente intervalo. Si se toman intervalos de 0.1 m y se determina la resolución en la profundidad como una función de la distancia, los resultados de medición tienen el comportamiento estático que se muestra en la siguiente figura [10].

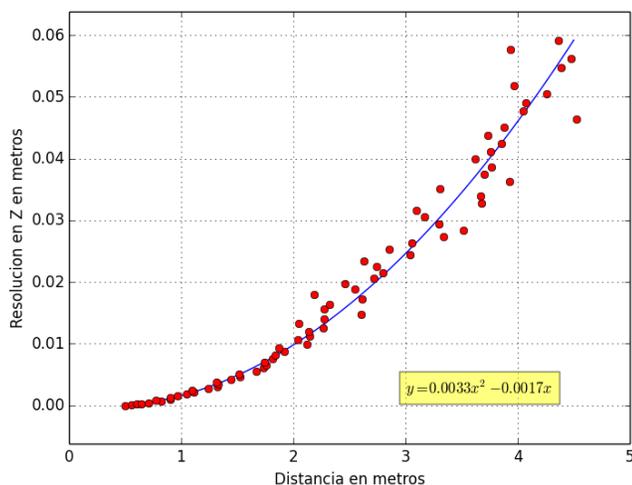


Fig. 1 Resolución de las mediciones de profundidad del Kinect, como función de la distancia

Se aprecia que para una distancia de medición mayor a 1m la resolución se incrementa exponencialmente y para distancias entre 0,4m y 1m la resolución es menor a 1mm, por lo que se recomienda, siempre que sea posible, mantener el rango de medición en dicho intervalo. De hecho, en este trabajo se eligieron distancias de medición cercanas a 1m. Cabe señalar que, la imagen de profundidad es de 640x480 píxeles y el valor de profundidad proporcionado por el Kinect está en el intervalo de 0 a 2048 (11 bits).

Es importante considerar que el sensor Kinect tiene ciertas limitaciones que hacen que la medida de profundidad de

algunas regiones de la escena no se pueda estimar o que la fiabilidad de dichas medidas sea baja. Estas limitaciones vienen condicionadas por factores internos, productos de la misma arquitectura del Kinect y por factores externos, relacionados con la naturaleza de la escena. Entre las limitaciones producto de los factores internos está el hecho de que los puntos de luz infrarroja proyectados por el Kinect, no cubren de forma continua la superficie del objeto medido, lo que conlleva a que algunos píxeles de la imagen de profundidad tengan que ser interpolados. Esto implica que el valor de profundidad de un píxel determinado tiene asociado un margen de error. Este margen de error es mayor cuanto más alejado está el objeto, ya que para una misma superficie, los puntos de luz están más separados entre sí [5].

Otras de las limitaciones son causadas por la propia naturaleza de la luz proyectada por el Kinect. La luz emitida por el proyector de infrarrojos, al impactar sobre un objeto puede generar una sombra de éste en otro punto a mayor distancia.

III. REGISTRADO DE IMÁGENES MEDIANTE EL MÉTODO DE ICP

Registrado es el proceso de alinear espacialmente dos imágenes de una escena para que los puntos correspondientes asuman las mismas coordenadas. Este proceso permite hallar para cada punto de la primera imagen el punto correspondiente en la segunda imagen. En este contexto, la primera imagen se conoce como la imagen de referencia o modelo (imagen fija) y la segunda imagen se conoce como la imagen detectada o escena (imagen móvil). La imagen de referencia se mantiene sin cambios y la imagen detectada se transforma con una transformación espacial que alinee las dos imágenes, con el propósito de unir distintas tomas desde diferentes perspectivas o diferentes ángulos. Existen diferentes formas de clasificar los tipos de registrado de nubes de puntos, a saber [11]:

- Registrado ordinario: Es el proceso de alineación que tiene como objetivo encontrar una estimación inicial del movimiento entre dos conjuntos de puntos consecutivos. Estos métodos a su vez, se pueden clasificar en términos del tipo de correspondencia usada, el método usado para calcular el movimiento, la robustez del método y la estrategia de registrado [11].
- Registrado fino: Es el proceso de alineación que tiene como objetivo obtener la solución más exacta posible. En estos métodos se utiliza una estimación inicial del movimiento para representar primero todos los conjuntos de puntos con respecto a un solo sistema de referencia y luego afinar la matriz de transformación, reduciendo al mínimo las distancias entre las correspondencias

temporales, conocidas como puntos más cercanos. Estos métodos se pueden clasificar en términos de: la estrategia de registrado, el uso de un método de búsqueda eficiente, la manera en que se realiza la minimización de la distancia, la manera de calcular el movimiento en cada iteración y la robustez del método [11].

La estrategia de registrado se refiere a la forma en que se registra el objeto, si se realiza un registrado por pares (*pair-wise*) o un registrado de vista múltiple. El registrado por pares comienza alineando dos nubes de puntos adyacentes y continúa con la siguiente nube de puntos, y así sucesivamente hasta completar todo el modelo global. El registrado de vista múltiple usa todas las vistas simultáneamente construyendo un grafo no dirigido, en el cual los nodos corresponden a vistas y las aristas a transformaciones que registran dos nodos conectados [11]. En este trabajo se utilizó un registrado por pares.

Los algoritmos de registrado también pueden clasificarse de acuerdo al modelo de transformación utilizado. Esto es, registrado rígido y registrado elástico. Un registrado rígido para 2 nubes de puntos implica una transformación rígida para la alineación de una nube de puntos sobre la otra. De forma similar, un registrado elástico para 2 nubes de puntos implica una transformación elástica, con la cual se alinea una nube de puntos sobre la otra [11].

Las transformaciones rígidas son aquellas transformaciones afines de tipo lineal, que en la mayoría de los casos incluyen una rotación, una traslación y un escalado, y algunas raras veces, una reflexión. En estas transformaciones el objeto cambia su posición, más no cambia su forma original. Por otro lado, las transformaciones no rígidas o elásticas, corresponden a transformaciones de tipo no lineal.

A. Método iterativo del punto más cercano

El método del Punto más Cercano Iterativo o ICP, por sus siglas en inglés (“*Iterative Closest Point*”), también conocido como el Método del Punto Correspondiente Iterativo (“*Iterative Corresponding Point*”) [8], es un método para emparejar o alinear dos nubes de puntos parcialmente superpuestas, calculando la transformación de la primera nube de puntos con respecto a la segunda nube de puntos.

Los dos pasos fundamentales del algoritmo ICP estándar son [9]:

1. Calcular las correspondencias tentativas entre las dos nubes de puntos.
2. Calcular la transformación que minimice la distancia entre los puntos que se corresponden.

El algoritmo del ICP punto a punto de Bels y McKay [2] es:

Entrada: Dos nubes de puntos: $A = \{a_i\}, B = \{b_i\}$

Se fija una transformación inicial: T_0

Salida: La transformada correcta T , la cual alinea A con B

```

1   $T \leftarrow T_0$ ;
2  while no converge do
3  for  $i \leftarrow 1$  hasta  $N$  do
4   $m_i \leftarrow$  Encontrar_el_Punto_más_Cercano_en_A( $T \cdot b_i$ );
5  If  $\|m_i - T \cdot b_i\| \leq d_{max}$  then
6     $w_i \leftarrow 1$ ;
7  else if then
8     $w_i \leftarrow 0$ ;
9  end if
10 end for
11  $T \leftarrow \underset{T}{\operatorname{argmin}} \{ \sum_i w_i \|T \cdot b_i - m_i\|^2 \}$ ;
12 end while

```

Como se observa en el algoritmo, si se supone una perfecta correspondencia entre el punto a_i de la nube de puntos A con el punto b_i de la nube de puntos B y utilizando la correcta transformación T^* se sabe que:

$$\hat{b}_i = T^* \cdot a_i$$

Considerando una transformación arbitraria T , la distancia entre los puntos a_i con los puntos b_i está dada por:

$$d_i^T = b_i - T \cdot a_i$$

En cada iteración, el método del ICP selecciona los vecinos más cercanos para establecer la correspondencia y calcula la transformación T mediante la minimización de la siguiente función:

$$\underset{T}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_i w_i \|T \cdot b_i - m_i\|^2 \right\}$$

en donde w_i es un coeficiente de ponderación.

El valor d_{max} representa al umbral máximo de correspondencia. Es importante señalar que, valores pequeños para d_{max} pueden ocasionar divergencia. De manera similar, valores de d_{max} muy altos pueden ocasionar correspondencias incorrectas [9].

El método del ICP de punto a plano, propuesto por Chen y Medioni [6], consiste en minimizar la función de error a lo largo de la normal a la superficie, es decir, la proyección de $(T \cdot b_i - m_i)$ en el sub-espacio generado por la normal a la superficie. Para ello sólo se debe modificar la línea 11 del algoritmo, la función de costo T , así:

$$T \leftarrow \underset{T}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_i w_i \|n_i \cdot (T \cdot b_i - m_i)\|^2 \right\}$$

En donde n_i representa la normal a la superficie en m_i [31]. Está probado que este método propuesto por Chen y Medioni [6] es más robusto ante valores atípicos. Un punto se comporta como una superficie aleatoria por la falta de descripción para formar una correspondencia verdadera. Por consiguiente, esto hace al método de punto a plano menos susceptible a encontrar mínimos locales que el método punto a punto. En la figura 2 ilustra el método de punto a punto de Bels y McKay [7] y el método punto a plano propuesto por Chen y Medioni [6].

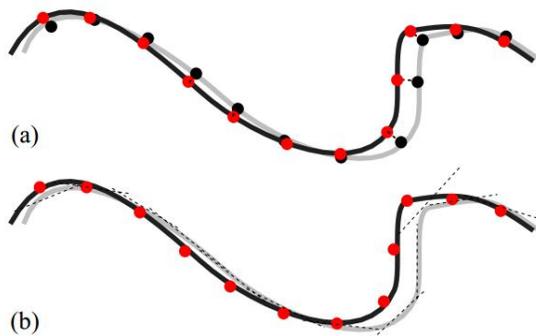


Fig. 2 (a) Método de punto a punto. (b) Método de punto a plano.

Desde la introducción del ICP por Chen y Medioni [6] y Bels y McKay [7], muchas variantes han sido desarrolladas sobre el concepto básico del ICP. Estas variantes se pueden clasificar según se afecta cada una de las seis etapas del método original [8]:

- **Seleccionar** algunos o todos los puntos de una o ambas nubes.
- **Emparejar** los puntos seleccionados a los puntos en la nube modelo.
- **Ponderar** las correspondencias entre puntos, que emparejan apropiadamente.
- **Rechazar** correspondencias incorrectas.
- Asignar un **error métrico** basado en las correspondencias.
- **Minimizar** el error.

En cuanto al emparejamiento de los puntos, se destacan diferentes técnicas como [8]:

- Encontrar el punto más cercano en la otra nube de puntos, para lo cual se utiliza el método Árbol-K_d , con el fin de acelerar la búsqueda [9].
- Encontrar la intersección del vector en la dirección de la normal, con la nube de puntos modelo (“Normal Shooting”).
- Proyectar el punto de la escena sobre la nube de puntos modelo desde el punto de vista de la cámara de la nube de puntos modelo. Esto ha sido llamado *Calibración Inversa* [8].

IV. IMPLEMENTACIÓN Y PRUEBAS DEL SISTEMA DE MEDICIÓN

El problema a resolver fue el desarrollo de un sistema de medición y procesamiento de imágenes de profundidad robusto y portátil, con el que se obtuviera una reconstrucción digital del perfil circunferencial (silueta perimetral) de los árboles. En la práctica, se requiere un sistema que permita medir árboles con un amplio rango de diámetros. Este último requerimiento es fácil de satisfacer con el sistema propuesto ya que, sólo basta con ajustar el número de muestras a tomar (o segmentos del perímetro) dependiendo de la dimensión del árbol.

A continuación se describen todas las etapas que componen el proceso para obtener la silueta perimetral a partir de un número de muestras tomadas a un árbol.

A. Captura de la de las Imágenes

La distancia (radial) entre el Kinect y el árbol para todas las muestras fue de 1 metro, aproximadamente. Cabe recordar que, cuanto más cerca está el Kinect del objeto, mejor es la resolución y que la distancia mínima recomendada por el fabricante es de 0.8 metros. Además, las muestras se tomaron a intervalos angulares aproximadamente iguales y a la misma altura. Para las pruebas, se tomaron 8 muestras alrededor del árbol (cada 45 grados), a la altura de 1.4 m.

Como se señaló anteriormente, para controlar la fiabilidad de los datos tomados en el árbol, se procedió a utilizar un metro y un nivel digital para capturar todas las imágenes a la misma distancia aproximadamente, como se muestra en la siguiente figura.



Fig. 3 Captura de perfiles de profundidad.

El resultado de esta etapa es una imagen en escala de grises como la que se muestra a continuación en la figura 4.

B. Extracción de Líneas de Profundidad

A partir de la imagen de profundidad en escala de grises se utilizó la librería Guiqwt en Python, específicamente la función ImageDialog, con el fin de crear una ventana para visualizar la imagen de profundidad proveniente del Kinect y luego convertir esta imagen en líneas de profundidad expresadas en coordenadas espaciales, habilitando la opción show_xsection. El resultado se muestra en la siguiente figura.



Fig. 4 Imagen de profundidad en escala de grises.

En la siguiente figura se muestran dos ejemplos de las líneas de profundidad obtenidas con el procedimiento descrito y se aprecia que la resolución del sistema de medición es lo suficientemente buena (menor a 2 mm), como para capturar adecuadamente los cambios de profundidad de la corteza de los árboles.

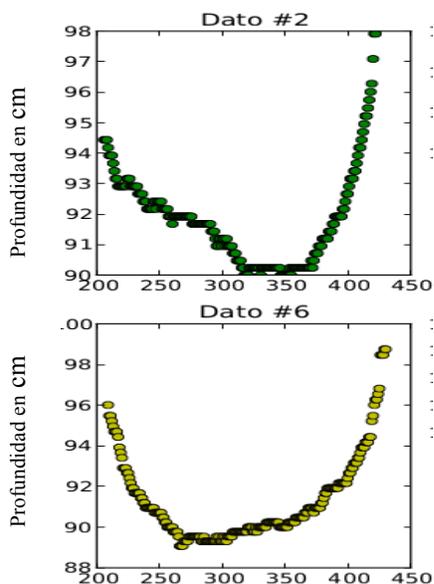


Fig. 5 Extracción de las líneas de profundidad utilizando Guiqwt.

C. Ejecución de la función ICP generalizado

El ICP generalizado, descrito por A Segal [9], extiende el algoritmo ICP punto a plano al formato plano a plano mediante la incorporación de la información local de superficie de ambas nubes de puntos. Para implementar se desarrolló una función escrita en Python, la cual hace uso del módulo de *Nipals PCA* escrito por Henning Risvik [12]. Este último lleva a cabo el análisis de componentes principales (PCA) usando la descomposición en valores singulares o el algoritmo iterativo de mínimos cuadrados parciales no lineales (NIPALS).

La estrategia que se propuso para realizar la reconstrucción global de la silueta perimetral, fue un registrado por pares, en donde el registrado comienza con dos imágenes adyacentes y así continúa sucesivamente con la siguiente imagen hasta formar la reconstrucción global.

Al ejecutar el algoritmo con el primer par de nubes de puntos, se obtuvo el valor optimizado de la transformación que minimiza la distancia entre ambas nubes de puntos. En la figura 6 se muestra un ejemplo del resultado de la aplicación del ICP generalizado para un par de nubes de puntos.

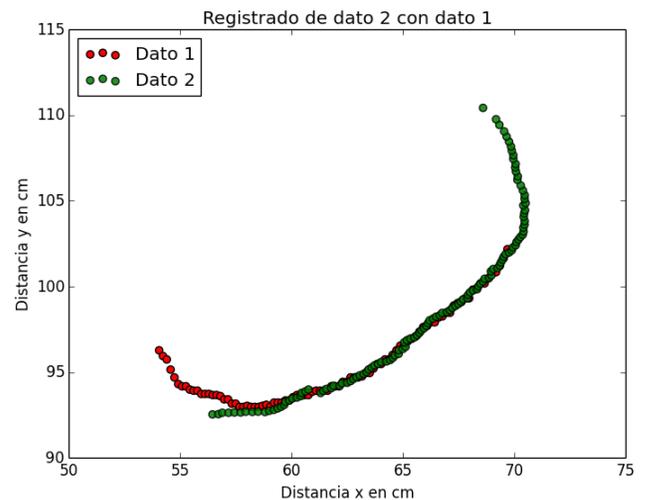


Fig. 6 Primer registrado entre la imagen 1 y 2.

De este modo, se procedió a aplicar el algoritmo sobre los otros pares de nubes de puntos. A continuación, en la figura 7, se muestra el resultado de la reconstrucción global utilizando 4 mediciones (4 imágenes) tomadas a un árbol durante la etapa de pruebas.

D. Estimación del Error de Medición.

En esta etapa, se comparó la silueta reconstruida contra la del perfil exacto, a manera de validación. El perfil exacto fue obtenido, manualmente, mediante el ajuste de segmentos de alambre rígido alrededor del perímetro del árbol, a la misma altura a la que se extrajo el perfil reconstruido. En la figura 8 se ha graficado el radio del árbol como función del ángulo. Se aprecia una alta correspondencia entre los dos perfiles, el obtenido luego de la reconstrucción de la silueta y el real. De hecho, la diferencia media entre los puntos de ambas curvas es de sólo 3mm.

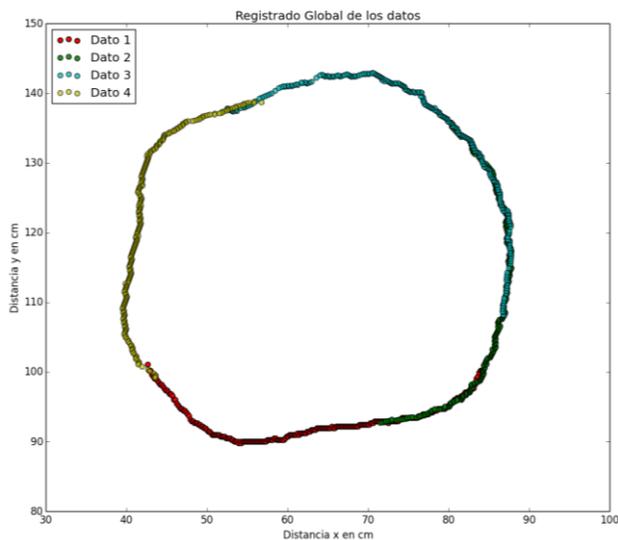


Fig. 7 Reconstrucción global del perímetro de un árbol de prueba

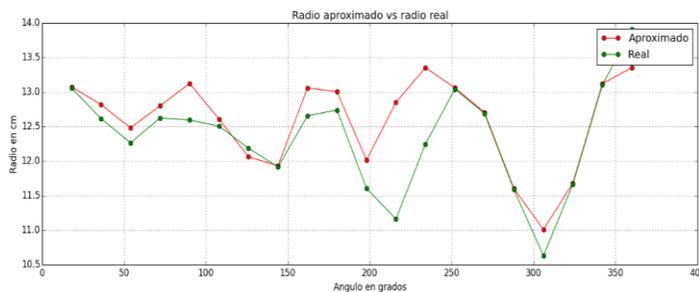


Fig. 8 Radio aproximado (extraído de la reconstrucción) frente al radio real.

V. CONCLUSIONES

Se ha logrado demostrar la factibilidad de utilizar el Kinect en conjunto con el método de ICP para realizar la medición del perfil circunferencial de árboles, con una precisión adecuada. Se desarrolló con éxito la aplicación software utilizando el

lenguaje Python para la adquisición, pre-procesamiento y procesamiento de las imágenes de profundidad y de las nubes de puntos, lo cual sirvió para calcular el diámetro medio a partir del perfil circunferencial.

Cabe señalar que, el sistema de medición propuesto puede portarse fácilmente ya que, aparte de Kinect, sólo se requiere de un computador portátil y de las baterías necesarias para la alimentación eléctrica del Kinect.

En vista de que las limitaciones producto de la arquitectura del Kinect y de los factores externos del ambiente de la escena (como el exceso de luz solar) tienen un efecto directo sobre la precisión de las mediciones, se pretende abordar la búsqueda de alternativas para mitigar el mismo, en trabajos futuros. Se propone investigar algoritmos para realizar un post procesamiento de la imagen de profundidad para eliminar o reducir el “ruido” producto de los factores antes mencionados.

REFERENCIAS

- [1] D. Seidel, F. Beyer F., D. Hertel, S. Fleck, C. Leuschner. “3D-laser scanning: A non-destructive method for studying above-ground biomass and growth of juvenile trees”. *Agr. Forest Meteorol.* 2011;151:1305–1311.
- [2] J. Henning, P. Radtke, “Ground-based laser imaging for assessing three dimensional forest canopy structure. Photogramm”. *Eng. Remote Sens.* 2006;72:1349–1358.
- [3] E. Naeset, T. Gobakken, E. Nasset” Estimation of above- and below-ground biomass across regions of the boreal forest zone using airborne laser”. *Remote Sens. Environ.* 2008;112:3079–3090.
- [4] K. Zhao, S. Popescu, R. Nelson. “Lidar remote sensing of forest biomass: A scale-invariant estimation approach using airborne lasers”. *Remote Sens. Environ.* 2009;113:182–196.
- [5] F.A.C. Lucero, “Detección de robo / abandono de objetos en interiores utilizando cámaras de profundidad”, *Universidad Autónoma de Madrid*, 2012.
- [6] Y. Chen, G. Medioni, “Object modelling by registration of multiple range images”, *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.* (1991).
- [7] P. Besl, y N. McKay. “A method for registration of 3D shapes”. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14:239–256 (1992)
- [8] S. Rusinkiewicz, M. Levoy, “Efficient variants of the ICP algorithm”, *Proc. Third Int. Conf. 3-D Digit. Imaging Model.* 145–152.
- [9] A. V Segal, D. Haehnel, S. Thrun, “Generalized-ICP”, *Robot. Sci. Syst.* (2009).
- [10] M. Viager, “Analysis of Kinect for mobile robots”, *Reporte Técnico, Tech. Univ. Denmark.* (2011).
- [11] J. Salvi, C. Matabosch, D. Fofi, J. Forest, “A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation”, *Image Vis. Comput.* 25 (2007) 578–596.
- [12] H. Risvik, “PCA Module for Python”, (2008).
- [13] Z. Zhang. “Iterative point matching for registration of free form curves and surfaces”. *Intl. Journal of Computer Vision*, 13(2):119–152