

## **Registro de nubes de puntos por pares con optimización global basado en gráfico de pose para un sistema de reconstrucción 3D**

Víctor Beltrán Barrera, Jesús Carlos Pedraza Ortega,  
Juan Manuel Ramos Arreguín, Marco Antonio Aceves Fernández,  
Sául Tovar Arriaga, Efrén Gorrostieta Hurtado

Universidad Autónoma de Querétaro,  
Facultad de Ingeniería, Santiago de Querétaro,  
México

[victor.beltran.barrera, marco.aceves,  
efrengorrostieta]@gmail.com, caryoko@yahoo.com,  
jsistdig@yahoo.com.mx, saul.tovar@uaq.mx,

**Resumen.** La reconstrucción 3D se ha convertido en uno de los problemas centrales en visión por computadora y robótica. La principal problemática de estudio en este proceso es el registro de nubes de puntos. El algoritmo iterativo del punto más cercano (ICP) [7] es uno de los más populares para realizar esta tarea. El principal problema de ICP es su susceptibilidad a caer en un mínimo local. En este documento se presenta un algoritmo combinando ICP con métodos globales de optimización. Para enfrentar problemas como ruido y superposición parcial se emplea el algoritmo [10] como inicialización para ICP punto a plano, éste realiza la alineación y construye la representación de nodos y bordes para el gráfico de pose. Finalmente se realiza la optimización global del gráfico. Los resultados muestran que el algoritmo es capaz de superar la precisión de algoritmos del estado del arte como ICP tradicional y algunas de sus variantes reduciendo el valor RMSE y obteniendo tiempos de procesamiento similares.

**Palabras clave:** Reconstrucción 3D, gráfico de pose, ICP, registro de nubes de puntos.

### **Pairwise Point Cloud Registration with Global Optimization based on Pose Graph for 3D Reconstruction System**

**Abstract.** 3D reconstruction has become one of the central problems in computer vision and robotics. The main study problem in this process is point cloud registration. Iterative closest point algorithm (ICP) [7] is one of the most popular to performs this task. The main problem on ICP is its susceptibility to local minima. This paper presents a point cloud registration algorithm combining ICP with global optimization methods. To face problems such as noise and partial overlapping, algorithm [10] is used as initialization for ICP point to plane algorithm, which carries out the alignment and forms the nodes and edges representation for pose graph. Finally graph global optimization is performed.

Results shows that the algorithm improve traditional ICP algorithm and some variants accuracy reducing the RMSE and obtaining similar processing times.

**Keywords:** 3D Reconstruction, pose graph, ICP, point cloud registration.

## 1. Introducción

Hoy por hoy, la reconstrucción 3D abarca diversas aplicaciones en distintas áreas. En visión por computadora se han desarrollado sistemas de realidad aumentada utilizando este proceso [1]. En la robótica ha permitido desarrollar grandes avances en sistemas de localización y mapeo simultaneo (SLAM) [2], así como en vehículos de exploración y rescate [3]. En el sector automotriz su mayor auge se está alcanzando con los vehículos autónomos utilizando sensores *LIDAR* para obtener los datos de profundidad y realizar un mapeo de los alrededores [4].

El registro de las nubes de puntos toma un papel fundamental dentro del proceso de reconstrucción ya que una buena alineación permitirá obtener un buen efecto [5]. El objetivo del registro de las nubes de puntos es encontrar correspondencias entre dos o más conjuntos de puntos y obtener una matriz de rotación junto con un vector de traslación de tal manera que los puntos se vayan alineando unos con otros.

En aplicaciones reales los métodos para el registro de las nubes de puntos sufren diversos retos debido a la calidad de los datos de entrada. Para realizar la reconstrucción de una escena se requiere tomar capturas de distintas poses, esto puede causar la deformación de las nubes de puntos. Otro factor importante es el ruido ocasionado por los sensores utilizados para la adquisición de los datos ya que pueden ocasionar la aparición de puntos fuera de línea los cuales no tienen correspondencias con otras nubes de puntos [6].

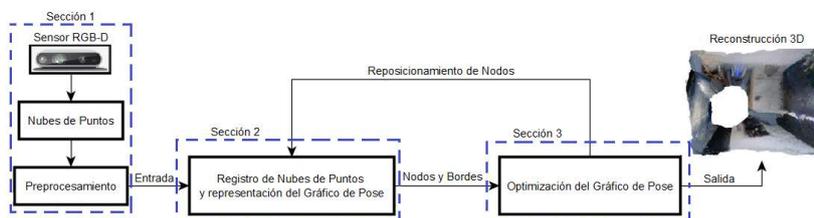
El registro de nubes de puntos se divide en dos categorías: registro por pares y registro por grupos. En la primera categoría se toman dos nubes de puntos únicamente durante el proceso mientras que en la segunda se pueden tomar dos o más nubes de puntos. El algoritmo iterativo del punto más cercano (ICP) [7] se encuentra dentro de la categoría de registro por pares.

El proceso de registro está constituido generalmente por dos fases: pre-alineación y la transformación afín. La pre-alineación tiene dos enfoques: a nivel local utiliza descriptores como los histogramas de características de puntos (PFH) [8] para codificar la variación de la forma en el vecindario de puntos y a nivel global toman todos los puntos en una sola cuenta [9].

ICP es un método local para el registro de conjuntos de puntos que se basa en la distancia euclidiana de pares de puntos entre ambos conjuntos.

En su forma básica ICP empieza con una alineación inicial sin conocimiento alguno de correspondencias entre ambos conjuntos de puntos y después opera de manera iterativa bajo dos pasos: 1) buscar y establecer correspondencias entre los puntos cercanos de ambos conjuntos, y 2) recalcular la estimación de la transformada por medio de mínimos cuadrados para encontrar la matriz de rotación, así como el vector de traslación que permita alinear de mejor manera ambas nubes de puntos.

Una buena inicialización del algoritmo ICP es indispensable para obtener óptimos resultados y de ello dependerá su convergencia y susceptibilidad de caer en un mínimo local [6]. Es por esto que este algoritmo debería ser aplicado sólo en la transformación



**Fig. 1.** Modelo del sistema de reconstrucción 3D.

afín. Algunas de las soluciones más comunes ante esta situación son el uso de optimizadores globales como refinamiento y la utilización de métodos de registro globales, los cuales se basan en extraer las características geométricas de las nubes de puntos para realizar el registro. Debido a que los métodos de registro global no requieren una aproximación inicial usualmente son utilizados como inicialización para los métodos locales con el fin de obtener mejores resultados [10].

Es común el uso de gráficos de pose en sistemas de reconstrucción 3D y sistemas SLAM. Este método hace la representación de una estructura de gráficos constituida por nodos y bordes que facilita el procesamiento y es flexible en términos de observación en sistemas que utilizan sensores RGB-D. Por estas razones son una herramienta muy práctica y fácil de implementar cuando se requiere optimizar el mapeo de una escena [11].

Por lo anteriormente descrito, en este trabajo, se propone un sistema de reconstrucción 3D interior utilizando un sensor RGB-D para adquirir los datos de entrada. En el registro de las nubes de puntos se emplea una variante del algoritmo RANSAC como pre-alineación para enfrentar problemas como ruido y superposición parcial. En la transformación afín se utiliza el algoritmo ICP punto a plano el cual se encarga de realizar la alineación de las nubes de puntos y construir la representación de nodos y bordes para el gráfico de pose.

Finalmente se realiza la optimización global del gráfico utilizando métodos de mínimos cuadrados no lineales. Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo es capaz de superar la precisión de algoritmos del estado del arte como ICP tradicional y algunas de sus variantes reduciendo el valor RMSE y obteniendo tiempos de procesamiento similares.

El resto del artículo se encuentra organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se analizan brevemente algunos algoritmos para el registro de nubes de puntos, en la sección 3 se presenta el modelo propuesto, los materiales y métodos para el desarrollo de la metodología y la comparación de los resultados obtenidos en la fase experimental. Finalmente, en la sección 4 se presenta la discusión de las conclusiones.

## 2. Trabajos relacionados

Desde su creación el algoritmo ICP ha sido ampliamente utilizado para realizar la tarea de registro de conjuntos de puntos. En [7] cada uno de los puntos dentro de un conjunto son emparejados con el punto más cercano del otro conjunto. La métrica del error se basa en la minimización de la distancia euclidiana entre cada uno de estos pares

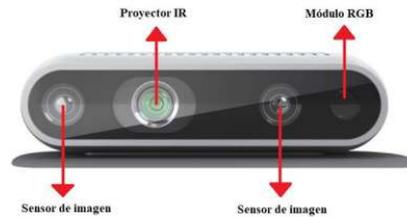


Fig. 2. Sensor de profundidad Intel RealSense D435 [23].

de puntos. Este proceso se repite hasta alcanzar el criterio de término que puede ser por número de iteraciones o cierta magnitud de error alcanzada lo cual hace que el tiempo de procesamiento sea elevado. Por otro lado, en [12] se utiliza una métrica de error basada en minimizar la distancia euclidiana entre un punto y un plano tangente correspondiente a este punto por medio de métodos de mínimos cuadrados no lineales como en [13]. Aunque el tiempo de convergencia del algoritmo ICP punto a plano se incrementa un poco con respecto a ICP punto a punto en cada iteración se logran obtener mejores resultados y una convergencia más rápida.

Para enfrentar los principales problemas que sufre este algoritmo ante factores como puntos sin correspondencias, poca superposición entre ambos conjuntos de puntos, el pre-alineamiento y la susceptibilidad a converger hacia un mínimo local han sido propuestos diferentes métodos y variantes de ICP.

En [14] se hace uso de técnicas probabilísticas en el emparejamiento de puntos para reducir los puntos sin correspondencias, [15] propone un método basado en asignar pesos a los puntos con menor distancia euclidiana para reducir el error de medida en puntos sin correspondencias. En [16] se presenta una variante de ICP junto con el algoritmo RANSAC para remover puntos sin correspondencias y el uso de técnicas de aceleración de búsqueda como *kd-Tree* [24]. En [13] se propone el uso de mínimos cuadrados no lineales junto con ICP para conjuntos de puntos con bajo nivel de superposición. Debido a la necesidad de una buena inicialización, se han implementado técnicas como el uso de descriptores [8, 17] para codificar la variación de la forma en los conjuntos de puntos, y encontrar un movimiento inicial adecuado por medio de RANSAC [18], o su variante [10], cuya principal ventaja es que no necesitan un alineamiento inicial, sin embargo, el tiempo de procesamiento se incrementa.

Para evitar caer en mínimos locales [9] propone un modelo global con baja complejidad computacional basado en ICP utilizando árboles dimensionales (*kd-Tree*) para búsqueda de vecinos cercanos y los vectores normales para realizar la rotación. Otras variantes a nivel global como [19] emplean métodos heurísticos. Go-ICP [20] obtiene la posición global óptima basada en una estrategia de *Branch and bound* para encontrar la transformada rígida, sin embargo, tiene un tiempo de convergencia muy alto debido a la técnica utilizada.

El uso de optimizadores para resolver problemas de mínimos cuadrados no lineales es aplicado como refinamiento en el registro de conjuntos de puntos a nivel global como Levenberg Marquardt (LM) y Gauss Newton (GN). Este tipo de métodos en conjunto con métodos de registro a nivel local hacen una buena combinación para obtener mejores resultados. Una de las técnicas que facilita el proceso de reconstrucción son los gráficos de pose ya que conducen a una estructura fácil de procesar basada en nodos y bordes además de ofrecer una mayor flexibilidad en términos de observación ante la

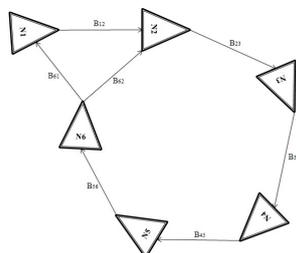


Fig. 3. Representación de un gráfico de pose.

deformación de las nubes de puntos al utilizar sensores RGB-D o LIDAR para la adquisición de datos. En [11] se presenta un sistema de SLAM con un sensor LIDAR basado en gráficos de pose, en este trabajo se utiliza el algoritmo ICP punto a plano para el registro de puntos y se optimiza a nivel global por medio del algoritmo Levenberg Marquardt. En este trabajo se presenta una variación del trabajo de [11] enfocado a la reconstrucción 3D con un sensor RGB-D.

Actualmente los sensores RGB-D son más accesibles que los sensores LIDAR en términos económicos y dependiendo de la aplicación final llegan a ser mucho más prácticos. Además de esto se introduce una pre-alineación con el algoritmo presentado en [10] para mejorar el resultado del algoritmo ICP punto a plano y tener una mejor representación del gráfico de pose.

### 3. Artefactos propuestos

El modelo del sistema de reconstrucción 3D se muestra en la Fig. 1. El sistema está dividido en 3 secciones: En la primera parte se realiza la adquisición de las nubes de puntos por medio de un sensor RGB-D y se realiza su preprocesamiento.

En la segunda sección se detalla el proceso del registro de las nubes de puntos constituido por dos partes; la pre-alineación por medio del algoritmo propuesto en [10] junto con la transformación afín de las nubes de puntos por medio de ICP punto a plano, y la representación de los nodos y bordes para la construcción del gráfico de pose.

Finalmente, en la tercera sección se muestra la optimización a nivel global del gráfico sobre los nodos y bordes generados. Después de esto se retorna la nueva posición de los nodos al algoritmo de alineación para realizar el registro con una nueva nube de puntos, este proceso se va repitiendo con cada una de las nubes de puntos que se adquieran para el mapeo de la escena interior tomando como nuevo objetivo el resultado del proceso hecho previamente y como fuente una nueva nube de puntos previamente capturada por el sensor de profundidad.

#### 3.1. Adquisición y preprocesamiento de las nubes de puntos

Una parte muy importante dentro del sistema de reconstrucción 3D es la adquisición de los datos. Generalmente los modelos del estado del arte trabajan con información obtenida directamente de una base de datos, esto causa que al llevar dichos algoritmos a aplicaciones con datos del mundo real tengan problemas de funcionamiento y

**Tabla 1.** Resultados obtenidos en el registro de nubes de puntos.

Algoritmo	RMSE	<i>fitness score</i>	Procesamiento
RANSAC	0.05366414	0.8955023	0.471seg
ICP punto a punto	0.04651124	0.5731295	1.159seg
FGR	0.01513006	0.1847563	0.692seg
ICP punto a plano	0.01496852	0.3283060	0.868seg

**Tabla 2.** Resultados obtenidos registro de puntos con optimización global.

Algoritmo	RMSE	<i>fitness score</i>	Procesamiento	Residual
ICP punto a plano	0.0323	0.8287	0.595999seg	$1.2272 e^{-30}$
FGR-ICP punto a plano	0.0322	0.8287	0.539982seg	$3.9004e^{-31}$

resultados poco eficientes por lo que el preprocesamiento de los datos de entrada es parte fundamental del proceso.

Para este trabajo se realiza la adquisición de las nubes de puntos por medio del sensor de profundidad Intel RealSense D435 [23], mostrado en la Fig. 2. El sensor está compuesto por un sensor RGB, un proyector infra rojo y dos sensores de imagen.

Una vez capturadas las nubes de puntos se realiza el preprocesamiento para su entrada al algoritmo de alineación. En esta parte se reduce el número de puntos contenido dentro de cada conjunto para optimizar el proceso, después se normalizan los datos y por medio de [17] se genera el conjunto de correspondencias iniciales para el algoritmo de pre-alineación.

### 3.2. Registro de las nubes de puntos y representación del gráfico de pose

El proceso de registro está constituido por tres partes: en las primeras dos se trata el problema del registro de las nubes de puntos dividido en la pre-alineación y la transformación afín y en la tercera parte se detalla la representación del gráfico de pose.

#### 3.2.1. Pre-alineación (Fast Global Registration)

Una vez procesados los datos de las nubes de puntos  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\} \mathbb{R}^3$ ,  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\} \mathbb{R}^3$  y obtenido el conjunto de correspondencias iniciales  $K = \{(p_i, q_i), \dots, (p_m, q_m)\}$ , se realiza la pre-alineación de las nubes de puntos por medio del algoritmo *Fast Global Registration* [10]. El fin de este algoritmo es optimizar la transformación rígida  $M$  con la forma mostrada en la ecuación 1, sin embargo, en esta parte el objetivo es ofrecer una buena estimación de  $M$  para la transformación afín:

$$E(M) = \sum_{(p_i, q_i) \in K} \vartheta(\|p_i - Mq_i\|), \quad (1)$$

donde  $\vartheta$  es el estimador escalado de German-McClure para diferentes valores del residuo  $\mu$  con la forma mostrada en la ecuación 2:

$$\vartheta(\|p_i - Mq_i\|) = \frac{\mu(\|p_i - Mq_i\|)^2}{\mu + (\|p_i - Mq_i\|)^2} \quad (2)$$

### 3.2.2. Transformación Afin (ICP punto a plano)

Una vez que se tiene la pre-alineación de [10] se pasa el resultado obtenido de la transformación inicial  $M$  y su información al algoritmo ICP punto a plano para realizar la transformación afin.

Cuando se utiliza ICP punto a plano se busca minimizar la distancia de la suma de los cuadrados entre cada punto perteneciente a la fuente y el plano de la nube de puntos objetivo en cada uno de sus puntos de correspondencia en  $K$  [21]. De manera formal, si  $q_i = (q_{ix}, q_{iy}, q_{iz}, 1)^T$  es un punto perteneciente a la fuente  $Q$ ,  $p_i = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz}, 1)^T$  es el punto de correspondencia perteneciente al objetivo  $P$  y  $n_i = (n_{ix}, n_{iy}, n_{iz}, 0)^T$  es el vector normal en  $p_i$ , como se muestra en la ecuación 3, se desea obtener la transformación  $M_F$ :

$$M_F = \underset{(p_i, q_i) \in K}{\operatorname{argmin}_M} \sum ((Mq_i - p_i) \cdot n_i)^2, \quad (3)$$

donde  $M$  y  $M_F$  representan las matrices 4x4 de la transformación rígida.

La matriz de transformación de cuerpo rígido  $M_F$  está compuesta por una matriz de rotación  $R_{PQ}(\alpha, \beta, \gamma)$  y una matriz de traslación  $t_{PQ}(t_x, t_y, t_z)$  como se muestra en las ecuaciones 4 y 5 respectivamente:

$$R_{PQ}(\alpha, \beta, \gamma) = R_{PQ_z}(\gamma) \cdot R_{PQ_y}(\beta) \cdot R_{PQ_x}(\alpha) = \begin{pmatrix} R_{PQ_{11}} & R_{PQ_{12}} & R_{PQ_{13}} & 0 \\ R_{PQ_{21}} & R_{PQ_{22}} & R_{PQ_{23}} & 0 \\ R_{PQ_{31}} & R_{PQ_{32}} & R_{PQ_{33}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$t_{PQ}(t_x, t_y, t_z) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (5)$$

donde

$$\begin{aligned} R_{PQ_{11}} &= \cos(\gamma)\cos(\beta), \\ R_{PQ_{12}} &= -\sin(\gamma)\cos(\alpha) + \cos(\gamma)\sin(\beta)\sin(\alpha), \\ R_{PQ_{13}} &= \sin(\gamma)\sin(\alpha) + \cos(\gamma)\sin(\beta)\cos(\alpha), \\ R_{PQ_{21}} &= \sin(\gamma)\cos(\beta), \\ R_{PQ_{22}} &= \cos(\gamma)\cos(\alpha) + \sin(\gamma)\sin(\beta)\sin(\alpha), \\ R_{PQ_{23}} &= -\cos(\gamma)\sin(\alpha) + \sin(\gamma)\sin(\beta)\cos(\alpha), \\ R_{PQ_{31}} &= -\sin(\beta), \\ R_{PQ_{32}} &= \cos(\beta)\sin(\alpha), \\ R_{PQ_{33}} &= \cos(\beta)\cos(\alpha). \end{aligned}$$

La salida del algoritmo de alineación es la matriz de transformación  $M_F$  que al ser aplicada a la fuente alinea cada uno de sus puntos con los puntos de correspondencia en la nube de puntos objetivo. Debido a que  $\alpha, \beta$  y  $\gamma$  son argumentos no lineales en la



Fig. 4. Ejemplo de Nubes de puntos capturadas con [23].

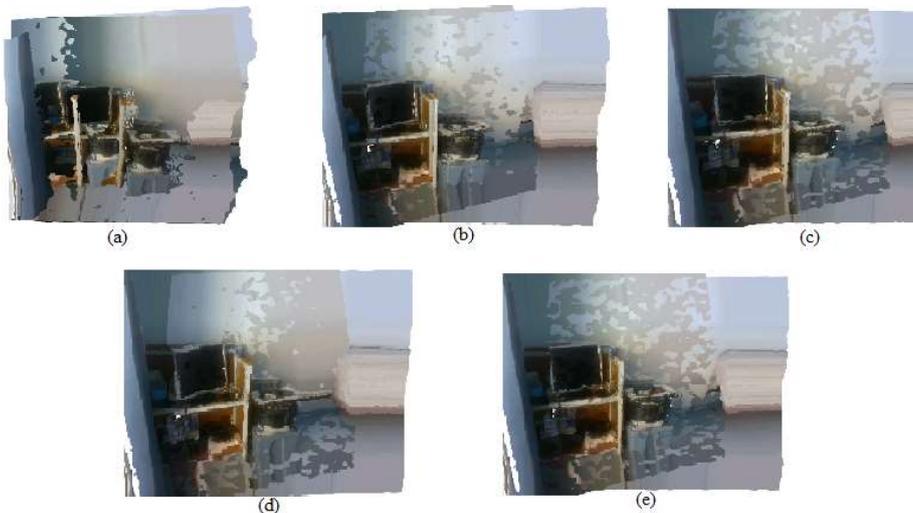


Fig. 5. Alineación obtenida para dos nubes de puntos. (a) Entrada, (b)RANSAC, (c)ICP punto a punto, (d)FGR, (e)ICP punto a plano.

matriz de rotación, se hace uso de técnicas de solución para mínimos cuadrados no lineales en la parte de optimización del gráfico de pose.

### 3.2.3. Gráfico de pose

Se puede denotar la estructura de un gráfico de pose como  $G = \{N, B\}$ . Aquí  $N = \{N_1, \dots, N_m\}$  donde cada uno de los  $N_i$  nodos representan una pose del sistema en el instante  $t_i$  y  $B = \{B_{N_i N_j}, \dots, B_{N_{m-1} N_m}\}$  en donde cada término representa la medición de odometría entre cada nodo. En la Fig. 3 se muestra un ejemplo de la estructura de un gráfico de pose.

Cada uno de los nodos es representado como  $N_i = [\tau_i^T, S_i^T]^T$  y corresponde a un punto en la trayectoria de escaneo, contiene información como su traslación en un sistema global de coordenadas el cual es representado por medio de  $\tau_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ . La información como su posición y rotación también es representada en el sistema global de coordenadas por medio del cuaternión  $S_i = [sw_i, sx_i, sy_i, sz_i]^T$ .



**Fig. 6.** Proceso de registro de las nubes de puntos. ICP punto a plano (Izq.), FGR-ICP punto a plano (Der.).

### 3.3. Optimización global del gráfico de pose

La optimización del gráfico de pose es un método global. Esto quiere decir que cada estimación realizada para cada uno de los nodos se verá afectada por cada borde dentro del gráfico [22]. De acuerdo a [11] la función objetivo que obtiene la pose óptima para cada una de las variables de pose  $\tilde{N} = \{\tilde{N}_1, \dots, \tilde{N}_m\}$  esta dada por la ecuación 6:

$$\tilde{N} = \operatorname{argmin}_N \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m r(N_i, N_j, B_{ij}) \quad i < j, \quad (6)$$

donde  $m$  es el número total de nodos en la trayectoria y  $r$  el residuo entre cada borde  $B_{ij}$  entre los nodos  $N_i$  y  $N_j$ .

De esta manera, de acuerdo a la literatura en [21], la función objetivo propuesta en la ecuación 3 por el algoritmo ICP punto a plano se modifica tomando la forma de la ecuación 7:

$$M_F(R, t) = \min n \left\{ \sum_{i=1}^m \left\| (R \cdot q_i + t - p_i) \cdot n_i \right\|_2^2 \right\}, \quad (7)$$

donde  $q_i = (q_{ix}, q_{iy}, q_{iz}, 1)^T$  es un punto perteneciente a la fuente  $Q$ ,  $p_i = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz}, 1)^T$  es el punto de correspondencia perteneciente al objetivo  $P$ ,  $n_i = (n_{ix}, n_{iy}, n_{iz}, 0)^T$  es el vector normal en  $p_i$ ,  $R$  es el parámetro de rotación y  $t$  el parámetro de traslación en la transformada  $M_F$ .

Cuando se realiza el registro en las nubes de puntos se obtienen la transformada  $M_{Fij}$  con los parámetros de rotación  $R_{ij}$  y traslación  $t_{ij}$  para cada uno de los nodos en el gráfico de pose, al transformar la parte de rotación en un cuaternión, esto se puede expresar como  $[\tau_{ij}^T, S_{ij}^T]^T$ .

Para cada borde  $B_{ij} = [\tau_{Bij}^T, S_{Bij}^T]^T$  entre los nodos  $N_i$  y  $N_j$  el residual se divide en dos, el residual para la parte de rotación (ecuación 8), y el residual para la parte de traslación (ecuación 9). En cada borde  $B_{ij}$  su parte de rotación y traslación corresponden a  $S_{Bij}$  y  $\tau_{Bij}$  respectivamente y la función  $V(S)$  retorna la parte del vector del cuaternión  $S$ ,  $[sx, sy, sz]$ :

$$r_R(N_i, N_j, B_{ij}) = R(S_i)^T (\tau_i - \tau_j) - \tau_{Bij}, \quad (8)$$

$$r_t(N_i, N_j, B_{ij}) = 2 \cdot V(S_i^{-1} S_j S_{Bij}^{-1}), \quad (9)$$



Fig. 7. Reconstrucción 3D final. (Izq.) Escena 1, (Der.) Escena 2.



Fig. 8. Nivel de detalles en el sistema de reconstrucción 3D.

donde  $r_R(N_i, N_j, B_{ij})$  corresponde a la parte residual de la rotación y  $r_t(N_i, N_j, B_{ij})$  a la parte residual de la traslación.

De esta manera, el residuo total entre la parte de rotación y traslación está dado por la ecuación 10:

$$r(N_i, N_j, B_{ij}) = w_R \|r_R(N_i, N_j, B_{ij})\|_2 + w_t \|r_t(N_i, N_j, B_{ij})\|_2, \quad (10)$$

donde  $w_R$  y  $w_t$  son los pesos de las partes de rotación y traslación respectivamente.

### 3.4. Experimentación y resultados

El sistema de reconstrucción 3D fue implementado en una computadora hp notebook con un procesador AMD A10-5745M a 2.1GHz y 6GB de RAM. Con el sensor de profundidad [23] se capturaron distintas instancias de una escena interior, en la Fig. 4 se muestran dos ejemplos de las nubes de puntos obtenidas. Como parte de las pruebas dentro del proceso de registro se compararon los algoritmos RANSAC, ICP punto a plano, ICP punto a punto y el algoritmo FGR [10] en la alineación de un par de nubes de puntos para determinar su desempeño.

Para evaluar el desempeño de los algoritmos se tomaron en cuenta tres métricas: *fitness score* que representa la superficie de superposición entre nubes de puntos, el error cuadrático medio (RMSE) y el tiempo de procesamiento. En la Fig. 5 se puede observar la alineación obtenida por cada algoritmo.

El algoritmo de registro global basado en RANSAC obtiene un valor RMSE de 0.04466 con un *fitness score* de 0.891. Al aplicar el algoritmo ICP punto a punto se

**Tabla 3.** Resultados finales obtenidos por el sistema de reconstrucción 3D.

Reconstrucción	Modelo	RMSE	<i>fitness score</i>	Procesamiento	Residual
Escena 1	Propuesto	0.0310	0.9422	118.55655seg	$3.43 e^{-04}$
Escena 1	Tradicional	0.0324	0.9422	117.91059seg	$3.74 e^{-04}$
Escena 2	Propuesto	0.0275	0.9215	286.54123seg	$9.85e^{-05}$
Escena 2	Tradicional	0.0277	0.9045	287.21839seg	$1.13e^{-04}$

obtiene un valor RMSE de 0.011 con *fitness score* de 0.573. FGR obtiene un valor RMSE de 0.01513 con un *fitness score* de 0.184. Por último, el algoritmo ICP punto a plano obtiene un valor RMSE de 0.01496 con un *fitness score* de 0.328. En la Tabla 1 se muestran los resultados de las métricas aplicadas para cada algoritmo.

Como se muestra en la Tabla 1, el mejor rendimiento lo presentan los algoritmos FGR e ICP punto a plano. Aunque el menor tiempo de procesamiento lo tiene el algoritmo basado en RANSAC su desempeño en cuanto a la precisión es bajo pues su valor RMSE es elevado. En términos de precisión y superficie superpuesta se puede observar que ICP punto a plano tiene un mejor desempeño que FGR siendo el tiempo de procesamiento el único punto donde este último lo supera.

Con base en estos resultados se procedió a realizar el proceso del registro de las nubes de puntos y la representación de los nodos y bordes que conforman el gráfico de pose. Primero, como parte del preprocesamiento se hizo un muestreo para reducir el número de puntos y se realizó la normalización para cada dato de entrada, después se realizó la implementación del algoritmo ICP punto a plano en ambas partes del proceso de registro, esto es, tanto en la pre-alineación como en la transformación afín.

Por otra parte, se realizó la implementación del algoritmo FGR como inicialización del algoritmo ICP punto a plano. En la pre-alineación sólo se requiere una buena estimación por lo que el número de iteraciones del algoritmo FGR es reducido a 10 para acelerar el proceso. Este proceso fue aplicado sobre el mismo par de nubes de puntos analizadas previamente. En la Fig. 6 se muestra el registro de nubes de puntos por ambos algoritmos.

Una de las mejoras a simple vista fue la precisión en la alineación de los contornos ya que en el resultado obtenido por el algoritmo conformado solamente por ICP punto a plano se puede observar un pequeño desalineamiento mientras que en el algoritmo inicializado con FGR se disminuye notoriamente, esto se ve reflejado en los resultados de las métricas mostrados en la Tabla 2 incluyendo el valor residual obtenido al realizar la optimización global del gráfico de pose por medio del algoritmo Levenberg Marquardt.

Para validar el desempeño del sistema de reconstrucción 3D se realizó el escaneo de dos escenas interiores. La primera escena consta de un total de 19 instancias y la segunda de 34 instancias adquiridas por el sensor de profundidad utilizado.

En la Fig. 7 (Izq.) se muestran los resultados finales obtenidos para la primera escena teniendo como resultado un valor RMSE de 0.0310 y un *fitness score* de 0.9422 con un residual final de 0.000343. y en la Fig. 7 (Der.) se muestran los resultados para la segunda escena obteniendo un RMSE de 0.0275 y un *fitness score* de 0.9215 con un residual final de 0.0000985.

En la Tabla 3 se muestran los resultados finales obtenidos por el sistema de reconstrucción 3D utilizando el modelo propuesto y el método tradicional ICP punto a plano utilizado en [11].

Algo importante de mencionar sobre el modelo de reconstrucción realizado es que su aplicación podría ser en sistemas que requieran poca resolución de mapeo como sistemas de reconocimiento y exploración o en aplicaciones donde los detalles no sean tan importantes a gran escala. Como se puede observar en la Fig. 8 (Izq.) los detalles más grandes se mantienen un poco asemejados a la realidad en objetos de gran tamaño. Sin embargo, al realizar un acercamiento como se observa en la Fig. 8 (Der.) se ve claramente que estos detalles se van perdiendo a medida que se hace un acercamiento a los objetos más pequeños.

#### **4. Conclusiones y trabajo a futuro**

En este trabajo se realizó la reconstrucción 3D de dos escenas interiores por medio de la inicialización a nivel global del algoritmo presentado en [10] junto con el método de registro a nivel local ICP punto a plano y el método de gráfico de pose, demostrando en los resultados obtenidos que la utilización de métodos locales en conjunto con métodos globales de optimización permite obtener mejores resultados que utilizándolos por separado.

Establecer una buena pre-alineación para los algoritmos locales es crucial en su desempeño, por esta razón se utilizó un método global sencillo y capaz de obtener buenos resultados como inicialización con pocas iteraciones. Si bien el uso del método de gráfico de pose incrementa el tiempo de procesamiento, también hace posible obtener una mejor estimación de la transformación rígida y con esto lograr un mejor mapeo tridimensional de la escena demostrando la reducción del error cuadrático medio de manera considerable entre cada una de las nubes de puntos alineadas.

Dentro del mapeo obtenido por el sistema de reconstrucción 3D se puede observar que el uso de una cámara de profundidad presenta varias ventajas, algunas de las más llamativas son su bajo costo en comparación con otro tipo de sensores como LIDAR y su pequeño tamaño lo que hace más fácil su portabilidad e implementación. El mapa generado demuestra mantener las características necesarias para la reconstrucción presentando una buena consistencia en la nube de puntos final generada.

Uno de los principales puntos de mejora en el presente trabajo es la baja resolución de detalles en la reconstrucción, esto hace que el modelo sea aplicable en sistemas en los que los detalles no sean muy importantes sino más bien las formas y los contornos de las estructuras dentro del campo de reconstrucción, además de eso el rango activo de captura está configurado para trabajar de 0.15 a 2.3 metros de distancia, por lo que cuando se escanean superficies fuera de este rango se generan puntos fuera de línea dificultando el proceso de reconstrucción y haciéndolo menos preciso.

#### **Referencias**

1. Wu, Y., Chan, L., Lin, W.: Tangible and visible 3D object reconstruction in augmented reality. IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), Beijing, China, pp. 26–36 (2019) doi: 10.1109/ISMAR.2019.00-30

2. Durrant-Whyte, H., Bailey, T.: Simultaneous localization and mapping (SLAM) Part 1 The Essential Algorithms. University of Sydney (2006)
3. Chen, W., Ihara, S., Hasegawa, M.: Proposal of a rescue operation support system based on 3D reconstruction, GPS, and digital pen. In: Proceedings International Workshop on Advanced Imaging Technology (IWAIT), vol. 11515 (2020) doi: 10.1117/12.2566964
4. Lee, H., Song, S., Jo, S.: 3D Reconstruction using a sparse laser scanner and a single camera for outdoor autonomous vehicle. In: Proceedings of 19<sup>th</sup> International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), pp. 629–634 (2016) doi: 10.1109/ITSC.2016.7795619
5. Furukawa, Y., Hernández, C.: Multi-view stereo: A tutorial. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, vol. 9, no. 1-2, pp. 1–148 (2013) doi: 10.1561/06000000052
6. Zhu, H., Guo, B., Zou, K., Li, Y., Yuen, K., Mihaylova, L., Leung, H.: A review of point set registration: from pairwise registration to groupwise registration. Sensors Journal, vol. 19, no. 5, pp. 1191 (2019) doi: 10.3390/s19051191
7. Besl, P. J., McKay, N. D.: A method for registration of 3-D shapes. In Robotics-DL tentative, pp. 586–606 (1992) doi: 10.1117/12.57955
8. Rusu, R. B., Blodow, N., Marton, Z. C., Beetz, M.: Aligning point cloud views using persistent feature histograms. In: Proceedings of 21<sup>st</sup> IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 22–26 (2008) doi: 10.1109/IROS.2008.4650967
9. Linh, T. N., Hiroshi, H.: Global iterative closest point using nested annealing for initialization. In: Proceedings of 19<sup>th</sup> International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems, Procedia Computer Science, pp. 381–390 (2015) doi: 10.1016/j.procs.2015.08.147
10. Zhou, Q., Park, J., Koltun, V.: Fast global registration. European Conference on Computer Vision, pp. 766–782 (2016) doi: 10.1007/978-3-319-46475-6\_47
11. Yan, L., Dai, J., Tan, J., Hua, L., Chen, C.: Global fine registration of point cloud in LiDar SLAM based on pose graph. Journal of geodesy and Geoinformation science, vol. 48, no. 3, pp. 313–321 (2019) doi: 10.11947/j.AGCS.2019.20170716
12. Chen, Y., Medioni, G.: Object modeling by registration of multiple range images. In: Proceeding of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 10, no. 3, pp. 145–155 (1991) doi: /10.1016/0262-8856(92)90066-C
13. Wu, Y., Wang, W., Lu, K., Wei, Y., Chen, Z.: A new method for registration of 3D point sets with low overlapping ratios. In: 13<sup>th</sup> CIRP conference on Computer Aided Tolerancing. vol. 27, pp. 202–206 (2015) doi: 10.1016/j.procir.2015.04.067
14. Agamennoni, R., Fontana, S., Sorrenti, D.: Point clouds registration with probabilistic data association. In: Proceeding of the International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 4092–4098 (2016) doi: 10.1109/IROS.2016.7759602
15. Liu, S., Gao, D., Wang, P., Guo, X., Xu, J., Liu, D.: A depth-based weighted point cloud registration for indoor scene. Sensors Journal, vol. 18, no. 11, pp. 3608 (2018) doi: 10.3390/s18113608
16. Seal, A., Bhowmick, A.: Performance analysis of iterative closest point (ICP) algorithm using modified hausdorff distance. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), vol. 4, no. 07 (2017)
17. Rusu, R., Blodow, N., Beetz, M.: Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration. In: International Conference on Robotics and Automation, pp. 3212–3217 (2009) doi: 10.1109/ROBOT.2009.5152473
18. Chen, C., Hung, Y., Cheng, J.: Ransac-based darces: A new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, vol. 21, no. 11, pp. 1229–1234 (1999) doi: 10.1109/34.809117
19. Koguciuk, D.: Parallel RANSAC for point cloud registration. foundations of computing and decision sciences. vol. 42, pp. 203–217 (2017) doi: 10.1515/fcds-2017-0010

*Victor Beltrán Barrera, Jesús Carlos Pedraza Ortega, Juan Manuel Ramos Arreguín, et al.*

20. Yang, J., Li, H., Dylan, C., Jia, Y.: Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 38, no. 11, pp. 2241-2254 (2016) doi: 10.1109/TPAMI.2015.2513405
21. Low, K.: Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration. Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill. Technical report (2004)
22. Stachniss, C.: Graph-based SLAM using pose graphs. <https://www.youtube.com/watch?v=uHbRKvD8TWg> (2020)
23. IntelREALSENSE. <https://www.intelrealsense.com/depth-camera-d435>
24. Miller, F., Vandome, A., Mcbrewhster, J.: KD-Tree. Alpha Press (2009)