

# Muestreo de Imágenes de Rango en el Espacio de Variación de la Orientación

Juan Bernardo Gómez Mendoza \*

## Resumen

La información proveniente de un conjunto de imágenes de rango puede utilizarse para producir modelos computacionales en 3D de la escena. Sin embargo, cada imagen está referida a las coordenadas de la cámara en el momento de la adquisición. Encontrar un conjunto de transformaciones tales que, aplicadas a las imágenes, lleven el conjunto a un sistema coordenado común, es usualmente denominado registro de imágenes de rango. Uno de los grandes problemas en dicho proceso está relacionado con datos seleccionados de forma arbitraria y que no son relevantes en el registro. En este artículo se propone un nuevo método de muestreo, basado en el uso de la información local de variación de la orientación (curvatura). Se muestra que, el rendimiento del algoritmo es adecuado en comparación con las técnicas habituales en la reconstrucción de modelos a partir de imágenes de rango.

**Palabras claves:** *Imágenes de rango, métodos de muestreo, registro.*

## Abstract

The information provided by a set of range images can be used in order to produce a computational 3D model of the scene. However, each image is referred to the camera coordinates at its acquisition. To find a set of transformations that takes the whole set into a common coordinate system is what we usually call range images registration. One of the major problems of this process is produced by arbitrary data that is not relevant for the registration. In this paper I propose a new method of data sampling in which local variation in orientation (curvature) is used. I show that the proposed algorithm performs well against the ones typically used in model reconstruction from range images.

**Keywords:** *Range images, sampling methods, registration.*

## 1 Introducción

Las imágenes de rango son representaciones bidimensionales del mundo que nos rodea, similares a una fotografía digital. La fotografía captura valores de intensidad y tono de luz reflejada por la escena, mientras que la imagen de rango contiene información de la ubicación espacial de los objetos presentes en la misma, reflejados al sistema coordenado de la cámara. Esta permite realizar la construcción de una representación de la forma aproximada de la escena desde un punto de vista específico.

---

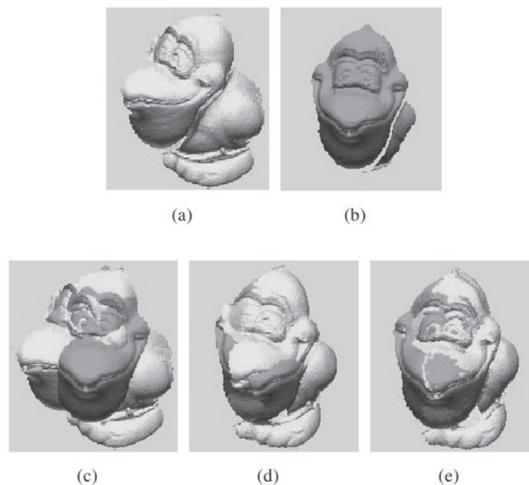
\* Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales, Carrera 27 N° 64-60 Manizales, Colombia, [jbgomez@unal.edu.co](mailto:jbgomez@unal.edu.co)

Sin embargo, los datos obtenidos desde un único punto de vista no son suficientes para reconstruir un modelo completo. Un conjunto de imágenes de rango puede contener una cierta cantidad de información que es correspondiente entre sí, así como información complementaria [14]. La unión de dicha información se utiliza para generar una reconstrucción tridimensional más completa de la escena, afrontando problemas como oclusiones e incisiones en la superficie [4]. En la Fig. 1 se puede ver una imagen de rango, codificada en escala tonal.



**Fig. 1. Imagen de rango codificada en escala tonal**

Dado que cada imagen de rango está referida al sistema de coordenadas de la cámara en el momento de la toma, es necesario encontrar un conjunto de transformaciones que permitan llevar la información contenida en el conjunto de imágenes a un sistema coordinado común. El proceso mediante el cual se encuentran estas transformaciones se denomina registro de imágenes de rango (ver Fig. 2).



**Fig. 2. Registro de imágenes de rango: a) imagen a registrar; b) imagen de referencia; c) transformación inicial del proceso; d) el proceso ha caído en un mínimo local lejano al óptimo; e) resultado cercano al óptimo. Tomado de [13]**

El registro de imágenes de rango es un proceso compuesto por una serie de etapas que, aplicadas de forma iterativa, sirven para alcanzar un mínimo estadístico de la función de distancia entre los conjuntos de datos. Las diferentes combinaciones pueden ser clasificadas según las variaciones realizadas en cada etapa. En el presente artículo se tiene en cuenta la descomposición mostrada en [12], que identifica las siguientes fases fundamentales:

- Muestreo y selección de los datos a aparear.
- Selección de los apareamientos según algún criterio de menor distancia.
- Ponderación de los apareamientos según un criterio de compatibilidad.
- Rechazo de los peores apareamientos.
- Minimización de la función de distancia entre los conjuntos.

La etapa de interés en el desarrollo de éste trabajo es la de selección de los datos. La importancia de este proceso de muestreo radica en que el conjunto de datos puede presentar un comportamiento mal condicionado para la minimización [14, 11]; se ha demostrado que con unos cuantos cientos de pares de registro es posible alcanzar resultados aceptables [12, 7], siempre y cuando estos pares sean estadísticamente significativos en el proceso.

El problema fundamental que se aborda se da por la selección indiscriminada de puntos de registro en áreas con poco traslape entre las imágenes o en zonas donde la superficie presenta un comportamiento muy suave o casi plano. Esta selección poco estructurada puede producir problemas de deslizamiento paralelo entre los conjuntos a registrar, como se explica en [7], y que se muestra más adelante en la Fig. 3. Para resolver el problema, se propone el uso de un nuevo mecanismo de muestreo en el espacio de variación local de la orientación, que da prioridad a la elección de datos que presentan una alta variación local de curvatura sobre aquellos datos ubicados en zonas de comportamiento muy suave. Adicionalmente, se muestra un conjunto de estrategias de registro que muestran tener un comportamiento adecuado para la aplicación en imágenes de rango faciales.

El contenido del artículo es el siguiente: en la sección 2 se ilustra de manera general la evolución del registro de imágenes de rango, concentrando la atención en el planteamiento del problema. En la sección 3 se muestra la proposición formal del algoritmo de muestreo. En la sección 4 se muestran los resultados de las comparaciones del proceso de registro utilizando las técnicas tradicionales de muestreo contra la técnica propuesta. Finalmente, en la sección 5 se enuncian las conclusiones del artículo.

## 2 Estado del Arte

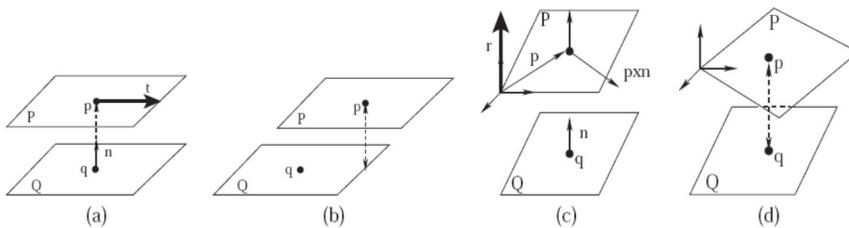
El primer paso para resolver el problema de registro se presentó en 1987, cuando B.K.P. Horn [9] presentó la solución cerrada a la función de error cuadrático medio (M.S.E., ver ecuación 1) entre dos pares de conjuntos de datos tridimensionales que son correspondientes entre sí. A pesar de que la matriz de transformación en tres dimensiones

está compuesta por nueve parámetros en la rotación y tres en la traslación, la solución propuesta en dicho artículo parametriza la rotación a través de un cuaternión, por lo que al final la optimización resultante es 7-dimensional.

$$e_k = \sum_{i=0}^N \left\| R_k \vec{p}_i + \vec{t}_k - \vec{x}_i \right\|^2 \quad (1)$$

En 1991, Y.Chen y G.Medioni [3] presentaron un método de minimización que utiliza el error cuadrático medio entre los puntos de referencia, y la proyección de los puntos a registrar en una aproximación por planos de la malla de referencia, a lo largo de la normal en cada plano. Este nuevo mecanismo permite alcanzar un error mucho menor que el presentado en [9], pero requiere una transformación inicial aproximada al óptimo para evitar falsas convergencias o problemas de deslizamiento paralelo entre los conjuntos. La primera aplicación del trabajo de Horn en un algoritmo de registro se dio en 1992, a través del artículo presentado por P.J.Besl y N.D. McKay [1], donde se presenta el algoritmo de selección iterativa del punto más cercano (ICP, *Iterative Closest Point*). La razón por la cual éste es considerado el fundamento de los algoritmos de registro es la selección iterativa de los pares de registro, rompiendo con la limitante de conocer *a priori* los apareamientos correctos. Además, presenta una forma de extrapolación parabólica en la minimización algoritmo que acelera la convergencia del proceso iterativo, aunque puede producir problemas por sobreimpulso [12].

En 1994, G.Turk and M.Levoy [14] introdujeron una etapa de muestreo de los datos de registro en el algoritmo original de registro de [1]. El algoritmo previamente propuesto tiene en cuenta todos los datos disponibles para realizar el proceso; sin embargo, algunos cientos de apareamientos resultan ser suficientes para realizar de forma adecuada el proceso de registro. El muestreo utilizado en dicho artículo elige de forma uniforme un cierto porcentaje de los datos disponibles para el registro, y busca el conjunto de parejas correspondiente en la imagen de referencia, bajo un criterio de mínima distancia euclídea. En [2] se presenta un método de selección de los apareamientos, que proyecta cada punto a registrar en una aproximación por planos de la imagen de referencia a lo largo de la línea de visión de la cámara en la toma de referencia.



**Fig. 3. Efecto de deslizamiento paralelo:** a), b) muestran el efecto de deslizamiento paralelo entre dos superficies debido a una traslación; c), d) muestran el efecto de deslizamiento paralelo debido a una rotación. Tomado de [7]

Una limitante que existe en el planteamientos de [1] consiste en que uno de los conjuntos de datos debe ser un subconjunto espacial del otro. En otras palabras, el traslape del conjunto a registrar con respecto al conjunto de referencia debe ser del 100 %. En [14] resuelven parcialmente la limitante utilizando como referencia una toma cilíndrica del objeto de interés, y registrando tomas parciales contra ella. Sin embargo, esta opción no es adecuada para todas las aplicaciones, pues no siempre es posible tener una toma que encierre completamente la geometría de la escena. Para afrontar dicho problema se establece una etapa de rechazo de los peores apareamientos, medidos con respecto a un factor de compatibilidad en cada par. Esta compatibilidad se mide en términos de distancia euclídea [11], o mediante el uso de mecanismos de compatibilidad de orientación y/o información de intensidad o color. Generalmente los peores apareamientos son aquellos correspondientes al ruido, o a datos en zonas de bajo traslape entre los conjuntos. Los factores de compatibilidad se utilizan también con frecuencia para la ponderación de los apareamientos en la formación de la función de optimización.

Una medida de compatibilidad comúnmente utilizada es la presentada en [6, 5]. En la ecuación 2 se muestra la medida de compatibilidad: los apareamientos  $(\{\vec{p}_i, \vec{q}_i\} \{\vec{p}_j, \vec{q}_j\})$  son compatibles si la magnitud de  $\|\vec{p}_i - \vec{p}_j\| - \|\vec{q}_i - \vec{q}_j\|$  es lo suficientemente pequeña.  $t$  es un umbral que determina el nivel de selectividad del rechazo. Los autores recomiendan establecer el valor de  $t$  en 10% (0,1).

$$-t \leq \frac{\|\vec{p}_i - \vec{p}_j\| - \|\vec{q}_i - \vec{q}_j\|}{\max(\|\vec{p}_i - \vec{p}_j\|, \|\vec{q}_i - \vec{q}_j\|)} \leq t \quad (2)$$

El muestreo de los datos de rango es una etapa fundamental en el proceso, pues determina el nivel de estabilidad y precisión del algoritmo. La selección no estructurada de puntos en el muestreo puede producir un conjunto de datos poco estables, con tendencia a producir efectos de deslizamiento paralelos no deseados. El muestreo uniforme utilizado en [14] o el aleatorio [10] se centran únicamente en la reducción de datos de registro, y no tienen un efecto positivo en la estabilidad del proceso. En [12] se propone un método de muestreo que separa el conjunto de datos a registrar en tres grupos según el eje predominante en su orientación, y luego escoge aleatoriamente el mismo número de datos en cada conjunto (ver Fig. 4, imagen del centro). En [7] se propone el uso de la matriz de covarianza global de los datos y su orientación, para determinar si el dato a muestrear es estable o no. El método es computacionalmente costoso si se incluye el cálculo para cada dato y además se realiza un ordenamiento en función de la estabilidad. Sin embargo, los autores sugieren una simplificación que aproxima el resultado ordenando los datos en grupos de relevancia, para luego muestrear de forma aleatoria en cada grupo.

### 3 Muestreo en el Espacio de Variación de la Orientación

La extracción de la variación de la orientación es una medida útil en el proceso de registro, como se muestra en [7]. En dicho trabajo se propone una medida de estabilidad del conjunto de registro, y se demuestra que las zonas con poca variación local en la orientación de la superficie introducen mal condicionamiento al algoritmo de minimización. Para realizar el cálculo de la variación de la orientación se asume que la nube de datos de rango tiene un valor asociado del vector normal a la superficie en cada punto. Este vector se puede estimar de manera simple utilizando el algoritmo de *smooth shading* (para datos estructurados, utilizando una triangulación aproximada), o mediante la extracción del vector propio asociado al valor propio de menor magnitud de la matriz de covarianza de cada vecindario de datos [8].



Fig. 4. Comparación entre diferentes métodos de muestreo

En la Fig. 4 se muestra una comparación entre el método de muestreo aleatorio (izquierda), el muestreo aleatorio en el espacio de la orientación (centro) [12], y el método propuesto (derecha). El método aleatorio en el espacio de la orientación equilibra la selección de los datos en los tres ejes de orientación principales, pero no tiene en cuenta la variación local de la orientación. Así, grandes zonas con características casi planares quedan sobremuestreadas y causan problemas de deslizamiento paralelo en el registro [7]. Este problema se evita en gran manera seleccionando los datos con base en el valor local de variación de la orientación.

Sea  $f(u, v)$  una imagen de rango para la cual han sido corregidos los efectos de distorsión de la lente en la captura. Así,  $u$  y  $v$  mantienen una relación lineal con respecto a los ejes coordenados  $x, y$  de cada punto en el espacio, y el valor de la función es el valor del punto sobre el eje  $z$  (la profundidad). Si el muestreo  $f(u, v)$  tiene una distribución uniforme a lo largo de los ejes implícitos  $x$  y  $y$ , es posible aplicar la teoría clásica de tratamiento digital de imágenes. Particularmente, los filtros de tipo paso-alto, aplicados sobre los valores

de  $f(u, v)$ , permiten la detección de discontinuidades en profundidad. La formulación de los filtros de paso–alto parte de un análisis local de diferencias (variaciones). Así que, aplicando el mismo kernel de paso alto, esta vez sobre los valores de orientación, permite la detección de las discontinuidades en la orientación. En otras palabras, los kernel de paso–alto sirven como aproximación a la variación local de la orientación.

El kernel utilizado para el desarrollo de las pruebas presentadas en el artículo es el filtro Sobel de primer orden, que está compuesto como se muestra en la ecuación 3.

$$Sob_v = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad Sob_u = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$Sob^2 = ConvSob_v^2 + ConvSob_u^2$$

Donde  $ConvSob_v$  y  $ConvSob_u$  corresponden a la convolución de los kernel respectivos con los datos de un vecindario en  $f(u, v)$ . Cuando el kernel es aplicado a los valores de orientación los resultados de  $ConvSob_u$  y  $ConvSob_v$  son vectores. Así, la expresión queda como se muestra en la ecuación 4:

$$Sob^2 = (Conv\bar{Sob}_v \cdot Conv\bar{Sob}_v) + (Conv\bar{Sob}_u \cdot Conv\bar{Sob}_u) \quad (4)$$



**Fig. 5. Resultado de la aplicación del kernel de Sobel en la imagen de rango**

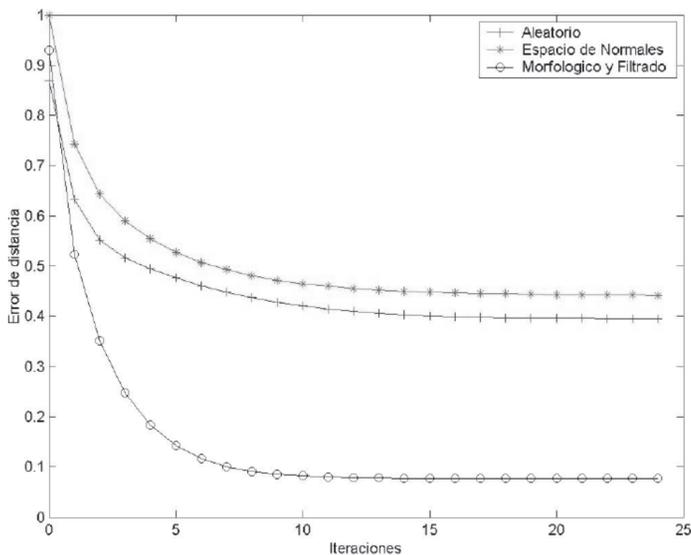
En la Fig. 5 se muestra el efecto de aplicar el kernel de Sobel sobre los valores de orientación de una imagen de rango facial. A la izquierda se muestran los valores de orientación codificados en color, y a la derecha el resultado de la función. Nótese que la aplicación del filtro puede llevar a la detección de cambios bruscos de orientación en los bordes de los datos válidos de la imagen. Para evitar dicho problema, se propone el uso de operadores morfológicos de erosión sobre la imagen de banderas que indica cuáles

valores son válidos y cuáles no lo son dentro de la imagen de rango. Experimentalmente se encontró que una buena forma de evitar el efecto de los bordes de la imagen, así como algunos valores de ruido, consiste en aplicar la máscara de forma selectiva. La estrategia consiste en evitar la aplicación de la máscara en los datos no válidos, y además en cualquier dato que posea al menos un dato no válido con cercanía a 8 vecinos en la imagen de rango (ver Fig. 4, imagen de la derecha).

## 4 Pruebas y Resultados

Las pruebas realizadas tienen como propósito la comparación del desempeño del algoritmo propuesto en el proceso de registro con respecto a los algoritmos de muestreo clásicos. Se seleccionaron como referencia los algoritmos de muestreo aleatorio [10] y aleatorio en el espacio de normales [12]. Las imágenes faciales utilizadas provienen de la base de datos de imágenes de rango del Laboratorio de Análisis de Señales y Percepción en Máquinas (SAMPL) de la Universidad de Ohio. Los algoritmos utilizados fueron implementados en lenguaje C++, utilizando como base las herramientas del paquete de Software Scanalyze, elaborado en la Universidad de Stanford.

Las combinaciones de estudio incluían los tres tipos de muestreo, utilizando los algoritmos de minimización del error propuestos en [3] y [9], utilizando la implementación realizada en el trabajo de [11]. El tipo de apareamiento fue realizado bajo el criterio del vecino más cercano. El rechazo de los peores apareamientos también se realizó bajo el criterio del vecino más cercano. En ningún caso se utilizó el factor de compatibilidad como ponderación para la minimización de la función de error. Las pruebas fueron realizadas en un PC con procesador Pentium IV de 2.4 GHz y 512 MB de memoria RAM, corriendo el sistema operativo SuSE Linux 10.0.

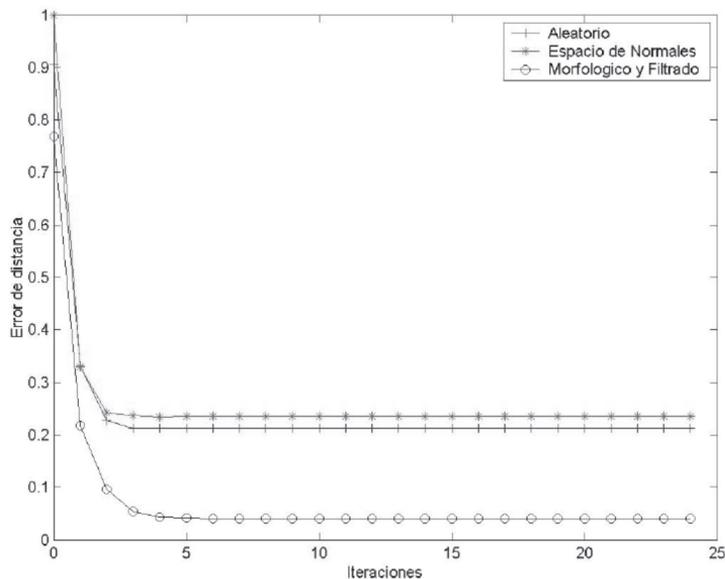


**Fig. 6. Resultado de la comparación del error de registro utilizando los métodos tradicionales y el algoritmo propuesto**

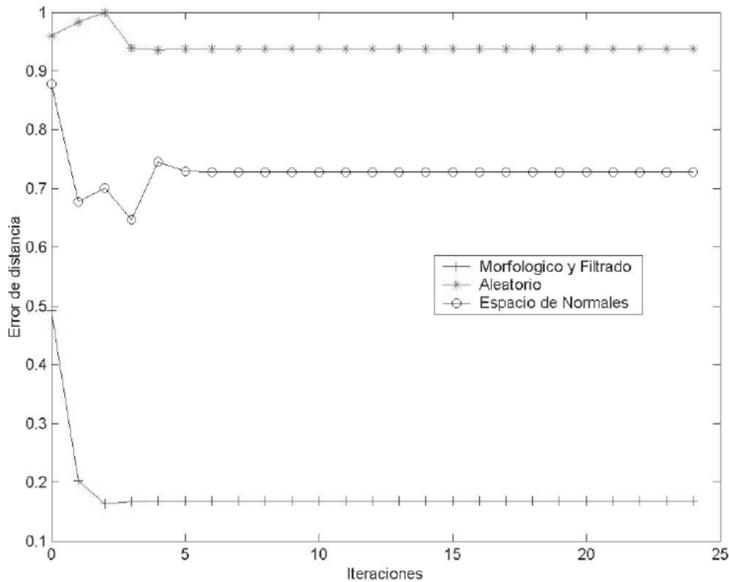
En la Fig. 6 se muestra el resultado promedio del proceso de registro utilizando los tres mecanismos de muestreo en 5 pares de imágenes de rango, con el método de minimización del error propuesto en [9]. Se realizó la selección de 1.000 pares de muestreo, de los cuales se rechazó el 10% cuya distancia resultó ser mayor. En éste caso se alcanzó un nivel relativo de error mucho menor utilizando el método de muestreo propuesto que con los otros dos métodos analizados.

En la Fig. 7 se muestra el resultado promedio de repetir el mismo proceso anterior con el método de minimización del error propuesto en [3]. Se realizó la selección de 1.000 pares de muestreo, de los cuales se rechazó el 10% cuya distancia resultó ser mayor. La medida de error de Chen [3], al ser tomada del punto a una proyección sobre la malla de referencia, permite alcanzar niveles de error relativo y absoluto mucho menores que la medida de Horn. En éste caso el algoritmo propuesto también influye positivamente en el rendimiento del registro, permitiendo alcanzar niveles de error relativo menores que con los otros métodos estudiados.

En la Fig. 8 se muestra el resultado de aplicar el proceso de registro a 5 pares de imágenes, esta vez utilizando un muestreo de tan sólo 100 datos, y rechazando el 10% de los apareamientos, y el algoritmo de minimización de Horn. Aquí se puede ver que los métodos de muestreo no estructurados no alcanzan un nivel de error aceptable, y se estancan rápidamente en un mínimo local de la función de error. El algoritmo de muestreo en el espacio de variación de la orientación, que utiliza los operadores lineales y morfológicos, logra una transformación aceptable como punto de partida para realizar un proceso de refinamiento con una mayor cantidad de datos.



**Fig. 7. Resultado de la comparación del error de registro utilizando los métodos tradicionales y el algoritmo propuesto**



**Fig. 8. Resultado de la comparación del error de registro utilizando los métodos tradicionales y el algoritmo propuesto**

## 5 Conclusiones

El algoritmo de muestreo propuesto permite la reducción del número de apareamientos necesarios en las primeras iteraciones del registro. Con los métodos tradicionales de muestreo es necesario utilizar varios cientos de apareamientos para alcanzar un registro adecuado, mientras que el método que se propone tiene un buen desempeño incluso con menos de cien apareamientos en las etapas iniciales. En cualquier caso, para obtener un resultado final más aproximado a la transformación óptima es necesario aumentar el número de apareamientos a medida que la función de error cuadrático medio deja de cambiar.

A pesar de haber mostrado un desempeño superior a las técnicas clásicas de muestreo en imágenes de rango, el costo computacional de utilizar el método del filtrado lineal y operadores morfológicos lo hacen poco práctico en aplicaciones donde el tiempo es un factor decisivo.

A pesar de que las implementaciones no fueron optimizadas, el tiempo de ejecución de los tres algoritmos de muestreo osciló entre 3 milisegundos (para el algoritmo de muestreo en el espacio de orientación) hasta 33 milisegundos (algoritmo de muestreo en el espacio de variación de la orientación). Por lo tanto, aún teniendo en cuenta el costo computacional

de las otras etapas del algoritmo de registro, este se puede realizar de forma adecuada en un PC común para un par de imágenes de rango con alrededor de 20.000 datos válidos, y utilizando más de mil apareamientos por iteración, en menos de un segundo.

## Referencias

- [1] P. Besl and N. McKay. A method for registration of 3d shapes. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2):239–256, february 1992.
- [2] G. Blais and M. Levine. Registering multiview range data to create 3d computer objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995.
- [3] Y. Chen and G. Medioni. Object modeling by registration of multiple range images. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2724– 2729, 1991.
- [4] B. Curless and M. Levoy. Better optical triangulation through spacetime analysis. In *Proceedings of ICCV*, 1995.
- [5] C. Dorai, G. Wang, A. Jain, and C. Mercer. Registration and integration of multiple object views for 3d model construction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(1), 1998.
- [6] C. Dorai, J. Weng, and A. Jain. Optimal registration of object views using range data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(10), 1997.
- [7] N. Gelfand, L. Ikemoto, S. Rusinkiewicz, and M. Levoy. Geometrically stable sampling for the icp algorithm. In *Proceedings of 3DIM*, 2003.
- [8] H. Hoppe. *Surface Reconstruction from Unorganized Points*. PhD thesis, 1994.
- [9] B. Horn. Closed–form solution of absolute orientation using unit quaternions. *Journal of the Optical Society of America*, 1987.
- [10] T. Masuda, K. Sakaue, and N. Yokoya. Registration and integration of multiple range images for 3–d model construction. In *Proceedings of CVPR*, 1996.
- [11] K. Pulli. Multiview registration for large data sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999.
- [12] S. Rusinkiewicz and M. Levoy. Efficient variants of the icp algorithm. In *Proceedings of 3DIM*, 2001.

- [13] L. Silva, O. Bellon, and K. Boyer. Enhanced, robust genetic algorithms for multiview range image registration. In *Proceedings of 3DIM*, 2003.
- [14] G. Turk and M. Levoy. Zippering polygon meshes from range images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994.