

Alineación de Superficies 3-D desde Datos Dispersos mediante Técnicas Evolutivas Paralelas

3-D Surfaces Alignment from Scattered Data by Parallel Evolutive Techniques

Germán Sánchez, MSc., John William Branch, PhD., Alejandro Maldonado, MSc.(c)
Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín
{gsanche, jwbranch, amaldona}@unal.edu.co

Recibido para revisión 10 de Septiembre de 2007, Aceptado 3 de Diciembre de 2007, Versión final 9 de Diciembre de 2007

Resumen—El registro de imágenes de rango es una etapa intermedia en el proceso de Reconstrucción de Superficies digitales mediante ingeniería inversa. El desalineamiento es causado principalmente, por factores relacionados con la naturaleza topológica del objeto y las características físicas del dispositivo de adquisición. Diferentes técnicas han sido propuestas con el objeto de realizar registros de imágenes de rango. Sin embargo, el problema sigue abierto y la naturaleza de la solución deberá ser en esencia de búsqueda, lo cual hace que técnicas determinísticas presenten poca efectividad. Por tal razón, una solución basada en búsqueda mediante técnicas evolutivas junto con un modelo de paralelización de los procedimientos para reducir el costo computacional asociado a encontrar la solución, es propuesta en este ensayo.

Palabras Clave—Objetos Tridimensionales, Reconstrucción de Superficies, Datos de Rango, Algoritmos Evolutivos.

Abstract—Image registration from range data is an intermediate step in the reconstruction process of digital images. The misalignment is caused, mainly, by different factors related to the topological nature of the objects and the physical characteristics of the acquisition devices. Different techniques have been used in order to solve the problem of registration. However, the solution to this problem must be a search feature solution, which makes, that deterministic technical have little effectiveness. For this reason, a solution based on search using evolutionary techniques, together with its model parallel to reduce the computational cost required to find the solution, is described in this paper.

Keywords—Three-Dimensional Shape Reconstruction, Range Data, Parallel, Evolutionary Algorithm.

I. INTRODUCCIÓN

LA tarea de reconstrucción de superficies desde datos de rango tridimensionales, cubre una variedad de técnicas. Los datos son extraídos del mundo real mediante un dispositivo de sensado. Las técnicas de adquisición más común son los dispositivos de rango usados para adquirir colecciones de puntos 3-D o datos de rango. El proceso de escaneo convierte la escena del mundo real en puntos 3D discretos los cuales pueden contener errores de medición introducidos por el radar. El problema consiste en encontrar a partir de los datos un estimativo de la superficie. Existen muchas técnicas las cuales pueden ser usadas en combinación para construir modelos de superficies. Una imagen de rango simple no es suficiente para representar una escena completa, así que múltiples imágenes deben ser registradas para formar un simple conjunto de puntos. La alineación o registro de múltiples imágenes solapadas crea datos redundantes, los cuales pueden ser integrados en un conjunto de puntos menos denso.

Dado que una simple vista de rango puede contener únicamente los puntos en la escena que son visibles al dispositivo de adquisición, es necesario unir múltiples vistas de rango en un simple conjunto de puntos para obtener un modelo completo de la escena. La unión de las diferentes vistas involucra las etapas de Registro e Integración. El registro es una etapa del proceso de reconstrucción 3-D, que consiste en emparentar dos o más imágenes, que pueden ser tomadas en diferentes momentos, desde diferentes sensores o desde diferentes puntos de vista. Tomando la definición presentada por Blais y Levine, el registro de imágenes de rango consiste en [1]:

“Dadas N vistas de un objeto en una escena, cada una describiendo la estructura 3-D del objeto como si fuera visto desde un punto de vista particular, deseamos encontrar N transformaciones rígidas de movimiento $T_1, T_2, T_3, \dots, T_N$, que especifiquen las verdaderas posiciones del sensor de rango con respecto a un único marco de referencia (elegido arbitrariamente y, usualmente, el marco de referencia de una de las vistas)”.

La desalineación que se produce inevitablemente al tomar dos o más imágenes de rango desde puntos de vista diferentes y sin ningún control de las posiciones relativas entre el objeto y el sensor, corresponde al tema central del registro. La información tridimensional capturada en cada imagen esta referenciada al sistema de coordenadas de la cámara, el cual no corresponde al sistema coordenado del mundo. Una vez que la etapa de adquisición culmina con el censado de la superficie del objeto y se realiza la visualización de las imágenes en un sistema de coordenadas único, se obtienen diferentes vistas que se superponen unas a otras, sin coherencia alguna. El propósito del registro es alinear estas vistas mediante la aplicación de una transformada o un conjunto de transformaciones geométricas de rotación y translación, de tal manera que la forma del objeto sea recuperado con la mejor precisión posible. Dada la naturaleza inexacta de los datos y la incertidumbre en el conocimiento de las superficies comunes, el procedimiento de cálculo de esta transformada es iterativo, guiado por las estrategias y métricas elegidas por el investigador. Por ello, el registro es una de las etapas más costosas computacionalmente del proceso de reconstrucción 3D. Dada la complejidad de los espacios de búsqueda en el problema de registro debido principalmente a la falta de información acerca de las regiones solapadas y correspondencia entre los puntos, es posible abordar una solución mediante un procedimiento de búsqueda heurística robusto, como los Algoritmos Evolutivos (AEs). Los Algoritmos Evolutivos han emergido como una clase de búsqueda aleatoria de soluciones, concurrentemente, sobre un espacio de búsqueda. Los AEs requieren de mucho poder de cómputo y espacio de memoria lo cual los hace interesantes para paralelizarlos.

Este ensayo esta organizado de la siguiente manera. En la sección II se presenta una descripción del estado del arte relacionado con el problema de registro. En la sección III se describe el algoritmo evolutivo. En la sección IV, se presenta el modelo paralelo del algoritmo y en la sección V, se muestran los resultados obtenidos.

II. ANTECEDENTES

Históricamente, la correspondencia de objetos de forma libre usando datos 3-D, fue realizada en principio por

Faugeras y su grupo en INRIA [7], donde demostraron una correspondencia efectiva con el timón de un Renault a principios de la década de los 80's. Este trabajo popularizo el uso de cuaterniones para registro de puntos correspondientes mediante la minimización de una función de energía a través de mínimos cuadrados. La limitación primaria de este trabajo fue que partía de la existencia probable de regiones planas razonablemente grandes al interior de una forma libre para guiar el proceso de registro. Numerosos trabajos posteriores como los de Schwartz [14], Haralick [9], Horn [10], Brou [4] y Taubin [17], constituyen aproximaciones interesantes a la solución del problema de registro, sin embargo, estos trabajos poseen limitaciones tales como la correspondencia en modelos con altas deformaciones, el alto costo de emparejamiento local para porcentajes de oclusión pequeños, entre otras. Dentro de la variedad de propuestas realizadas en el área del registro se puede distinguir una clasificación de acuerdo con las características de alineación de las imágenes antes del registro y con el nivel de precisión con que finalmente se registren las imágenes. Esta clasificación divide las técnicas en: técnicas de registro grueso y técnicas para el registro fino.

Al igual que en la definición general, el objetivo de las técnicas de registro grueso es encontrar un conjunto de transformaciones que alineen las imágenes, pero se asume que no se conoce información adicional sobre su alineación inicial, es decir, las técnicas de registro grueso buscan emparentar lo mejor posible un conjunto de imágenes sobre las cuales no se conoce información adicional del sistema coordenado relativo en el cual está cada imagen. En este grupo de trabajos podemos encontrar los trabajos de Sappa et al. [15] que describen un método basado en segmentación mediante detección de bordes, estos puntos representativos o bordes son utilizados para alinear conjuntos pequeños de la imagen y así guiar el proceso general. Sin embargo, no siempre es posible distinguir puntos tan especiales geoméricamente como un borde, esto es, existen objetos que no poseen cambios geoméricos tan notable como los de un borde, y por lo tanto su naturaleza geométrica es completamente suave. Para afrontar esta dificultad, diversas técnicas basadas en estimación de propiedades geométricas como la curvatura, fueron propuestas. Chua y Jarvis [5], usaron curvaturas principales para calcular características invariantes. También, Feldmar y Ayache [8] propusieron un método para estimar desplazamientos rígidos usando curvaturas principales de superficies. Stein y Medioni [16] propusieron la estructura Splash, la cual es un mapeo que describe las distribuciones de superficies normales a lo largo de un círculo geodésico. La imagen spin presentada por Johnson y Hebert [11], la cual es un descriptor de forma a nivel de datos, ha sido usada en registro.

Lucchese et al. [12], explotan la regularidad geométrica obtenida por la transformada de Fourier como un método basado en un dominio de frecuencias para el registro de imágenes de rango. El método DARCES basado en RANSAC de Chen et al. [6], es un método robusto basado en la búsqueda exhaustiva que puede chequear todas las alineaciones de datos posibles entre dos conjuntos de datos, para registrar dos vistas parcialmente solapadas.

En general, para afrontar un problema de este tipo, en el cual se pueden presentar espacios de búsquedas complejos, se necesita heurísticas robustas. Por tal motivo, recientemente nuevas técnicas de registro grueso están basadas en técnicas de búsqueda heurística como los algoritmos genéticos [2].

En contraste con los métodos de registro grueso, los métodos de registro fino se basan en la suposición de que se obtuvo inicialmente una buena transformación entre las imágenes. Entonces, las alineaciones precisas se pueden obtener con criterios confiables para medir la calidad de las transformaciones refinadas. El registro fino, es una técnica que busca aumentar la precisión en el acoplamiento entre las imágenes.

Los métodos más conocidos para realizar registro fino de imágenes son las técnicas basadas principalmente en el clásico algoritmo de punto cercano iterativo (ICP). ICP es un procedimiento iterativo que minimiza cada vez el error cuadrado medio, calculado como la suma de las distancias entre puntos en una vista y los puntos más cercanos, respectivamente en otra vista. Este método fue propuesto por Besl y McKay [3] y constituye el método clásico para abordar el problema del registro. Su principal limitación estriba en que a pesar de la satisfactoria convergencia del ICP, solo se puede garantizar un registro correcto cuando una de las imágenes es un subconjunto de la otra. Sin cumplir esto, se pueden alcanzar alineamientos erróneos. Aunque, el ICP es eficiente computacionalmente debido a que en promedio su complejidad es del orden $O(n \log(n))$ donde n es el número de puntos en la imagen, el algoritmo converge monótonamente a un mínimo local.

III. ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Los Algoritmos Evolutivos corresponden al modelo de resolución de problemas mediante búsqueda ciega conocida también como meta-heurísticas. La heurística implícita esta constituida por una función que permite estimar la calidad de la solución del registro, sin embargo, no se conoce ninguna información respecto de la solución del problema. Se parte de un conjunto de imágenes con

sistemas de referencias inicialmente desconocidos y diferentes, con diferentes niveles de densidad de muestreo en los puntos del censo y adicionalmente, no se puede garantizar que exista una correspondencia única y no ambigua de los puntos debido a que los dispositivos de sensados hacen un barrido de la superficie del objeto sin ninguna patrón para su calibración. De tal forma que el objetivo del algoritmo evolutivo, será estimar con la mayor precisión el conjunto de transformación que acerquen las dos imágenes. El principio general de un algoritmo genético se puede resumir como el sometimiento a un proceso de evolución de una población de individuos codificados como cromosomas, los cuales representan posibles soluciones de un problema de búsqueda. Durante la evolución, a cada individuo se le asigna un valor de aptitud obtenido de una función definida específicamente para el problema a solucionar. Esta función, llamada función de aptitud, debe ser diseñada de tal forma que favorezca a los individuos más aptos o adecuados como solución del problema. La aptitud asignada a cada individuo es tomada en cuenta para seleccionar los progenitores a participar en el proceso de la reproducción, el cual consiste en intercambiar el material genético o contenido de un par de individuos seleccionados para generar dos nuevos individuos o dos nuevas posibles soluciones del problema, que de acuerdo a un mecanismo de reemplazo son incorporadas en la población. Los nuevos individuos descendientes se someten además a un proceso de mutación que consiste en una perturbación aleatoria de su material genético, con el objetivo de dar variabilidad y enriquecer la exploración de las posibles soluciones del problema, representadas como cromosomas. Finalmente, después de llevarse a cabo un determinado número de ciclos de asignación de aptitud, reproducción, mutación y reemplazo, llamados generaciones, se escoge como la mejor solución para el problema, el individuo con mejor aptitud. La estructura general de un AE se presenta en el Algoritmo 1.

Algoritmo 1. Estructura general de los Algoritmos Evolutivos.

```
t := 0
Inicializar y evaluar P(t)
Mientras no se cumpla la condición de parada,
hacer
  P'(t) := operador_cruce( P(t) )
  P'(t) := operador_mutación( P'(t) )
  P(t+1) := operador_selección( P'(t), P(t) )
  t := t + 1
fin mientras
```

Donde $P(t)$ es la población de la generación t , $P'(t)$ es una población temporal generada a partir de $P(t)$, y $P(t+1)$ es la nueva generación obtenida a partir de la población anterior y la población modificada. Los algoritmos basados en el concepto de evolución han sido aplicados en el problema de registro; sin embargo, la complejidad del espacio de búsqueda, ha sido uno de las

principales dificultades para las propuestas realizadas, por este motivo una propuesta paralela se constituye en una solución viable a la problemática robusta del registro. A continuación se describe la propuesta para utilizar algoritmos genéticos en el problema de registros de vistas de imágenes rango. La propuesta se basa en la búsqueda de un conjunto de puntos que al ser tomados como entrada para el método de Horn, se obtenga una buena transformada que permita integrar las imágenes con un margen de error muy pequeño. Las vistas a registrar son prealineadas con el objetivo de obtener un área de solapamiento inicial en ambas imágenes. Como se puede observar, en los pasos siguientes para cada punto de una muestra de tamaño N tomada en el área de solapamiento de una de las vistas, se busca un punto correspondiente alrededor de los puntos más cercanos en la otra vista a registrar. Esta búsqueda se realiza, porque no siempre las mejores parejas de puntos para obtener una transformada por medio del método de Horn son los puntos con menor distancia en un área de solapamiento. Dos vistas podrían estar mal alineadas y presentar puntos con distancias muy pequeñas; sin embargo, al unir las vistas utilizando estos puntos como guía podría conducirse a un mal registro de ellas. Las imágenes prealineadas inicialmente podrían quedar algo trasladadas y los puntos correspondientes con los que mejor se acoplarían las vistas al aplicar una transformada, podrían estar muy cercanos a los puntos con mínima distancia.

Dadas dos imágenes de rango A y B, donde A es la imagen modelo y B es la imagen a registrar, la búsqueda de los mejores puntos en B que se acoplan con una muestra de puntos seleccionada en A, es realizada por un algoritmo genético. El Ag, está diseñado como sigue:

Muestreo: En esta etapa, el muestreo es aleatorio sobre el conjunto de puntos de la imagen A. Para cada elemento de este conjunto se define un vecindario. El vecindario contiene m puntos cercanos al punto P más cercano en B para cada punto del conjunto seleccionado de A. Este enfoque de subdominios, reduce el espacio de búsqueda y mejora la eficiencia global del algoritmo. Así el conjunto de cada subdominio i se define como:

$$Sub_i = \{x_j : dist(x_j, p) < \tau\} \forall x_j \in B$$

La función *dist* se define como la distancia euclidea del par de puntos. La determinación de los dominios, posee un paso crítico computacionalmente; éste es, la búsqueda del punto P más cercano en B a un punto Q determinado en la imagen A, debido a que, esto implica calcular y comparar las distancias a cada uno de los puntos en B. Así:

$$P := x_k \in B / dist(x_k, Q) = Mindist(x_j, Q) \forall j$$

Esta búsqueda es mejorada con la implementación de una estructura de árbol K-d. La Figura 1 muestra gráficamente la determinación de un subdominio. E

muestreo de N puntos en la vista A, solo se realiza una vez durante todo el algoritmo genético y por lo general N es un número pequeño, lo que quiere decir que el algoritmo genético descrito, se especializa en la búsqueda de los puntos que mejor se acoplen con una muestra pequeña de puntos fija.

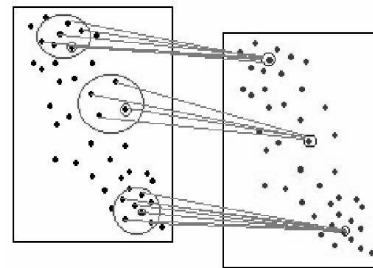


Figura 1. Determinación de subdominios, el recuadro de la izquierda corresponde a la imagen B y el recuadro de la derecha a la imagen A.

Esquema de representación: el esquema de representación consiste en un cromosoma de tamaño N, en el que cada gen contiene un índice que identifica un punto en la vista B. Por cada uno de los puntos de la muestra seleccionada en la vista A, le corresponde un gen del cromosoma; la información contenida en cada gen es uno de los puntos pertenecientes al vecindario de puntos cercanos definido en la vista B. La Figura 2, ilustra esta representación. El gen 1 corresponde al primer punto de la muestra, el gen 2 al segundo punto de la muestra y así sucesivamente hasta el N-ésimo punto de la muestra tomada en la vista A. En la Figura 2 el gen 1 contiene el valor 45, lo cual significa que el punto 45 se encuentra en la región vecina definida en la vista B, de puntos cercanos al punto 1 de la muestra. El 32 es un índice de un punto de la vista B, perteneciente a un vecindario de puntos cercanos al punto 2 de la muestra, y así sucesivamente. Cada punto de la muestra tomada en la vista A tiene definido un vecindario de puntos cercanos en la vista B, del cual el respectivo gen tomará valores.

45	32	78	112	54
1	2	3	4	5

Figura 2. Esquema de representación.

Función de aptitud: La función de aptitud para esta propuesta, consiste en medir el error promedio entre los puntos de las áreas de solapamiento originadas en el registro de las vistas. Cada individuo, que puede ser visto como un conjunto de puntos con sus respectivas parejas, es traducido a una transformada por medio del método de Horn. La transformada es aplicada a la vista a registrar y el error medio de este registro es asignado como la aptitud del individuo, así:

$$\varepsilon = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_i - R_i)^2}}{N}$$

donde P_i corresponde al punto i en el área de solapamiento en la vista A, obtenida al aplicar cada transformada e R_i corresponde al punto i en el área de solapamiento en la vista B, después de aplicada la transformada.

IV. PARALELIZACION

Las técnicas de procesamiento paralelo y distribuido se aplican al modelo clásico de AE con el objetivo de obtener mejoras desde el punto de vista de la eficiencia y para perfeccionar la calidad de la búsqueda. Desde la perspectiva de la eficiencia, paralelizar un AE permite afrontar la lentitud de convergencia para problemas cuya dimensión motiva el uso de poblaciones numerosas, o múltiples evaluaciones de funciones de aptitud costosas. Desde el punto de vista algorítmico, los Algoritmos Evolutivos Paralelos (AEP) pueden explotar el paralelismo intrínseco del mecanismo evolutivo, trabajando simultáneamente sobre varias poblaciones semi-independientes para resolver el mismo problema. Eventuales intercambios de soluciones (migraciones) introducen diversidad para evitar problemas de convergencia en óptimos locales. Complementariamente, los AEP pueden aprovechar características de paralelismo propias del problema, analizando concurrentemente diferentes secciones del espacio de búsqueda. El modelo que surge de distribuir funcionalmente el algoritmo, asignando a diferentes procesadores distintas etapas del mecanismo evolutivo, se conoce como modelo maestro-esclavo [13].

Es usual distribuir la evaluación de la función de aptitud, que generalmente involucra un tiempo de ejecución mayor en comparación con los operadores evolutivos. Por otra parte, el enfoque orientado a la distribución de datos da lugar a un modelo de población distribuida, organizada en sub-poblaciones semi-independientes. La organización de la población constituye el principal criterio utilizado por los investigadores para clasificar los modelos de PAEs. A partir de este criterio, se reconocen tres categorías:

- El modelo maestro-esclavo basado en la distribución de la función de aptitud.
- El modelo de sub-poblaciones homogéneas cooperativas o islas.
- El modelo celular para máquinas paralelas de memoria compartida.

Para la implementación se ha tomado el modelo maestro-esclavo que consiste de un AE maestro que ordena la operación de N , AEs esclavos independientes entre ellos, cada uno con una población local, sus respectivas funciones de evaluación y operaciones genéticas en una máquina MIMD con memoria distribuida. Se reparten los cromosomas a evaluar se entre el número de

procesadores disponibles. Los resultados se reportan al procesador maestro que realiza todas las otras operaciones del AG. Sólo la evaluación se distribuye entre los diferentes procesadores, las operaciones restantes se efectúan de manera centralizada (ver Figura 3). Los procedimientos que describen este comportamiento se muestran en los Algoritmos 2 y el Algoritmo 3.

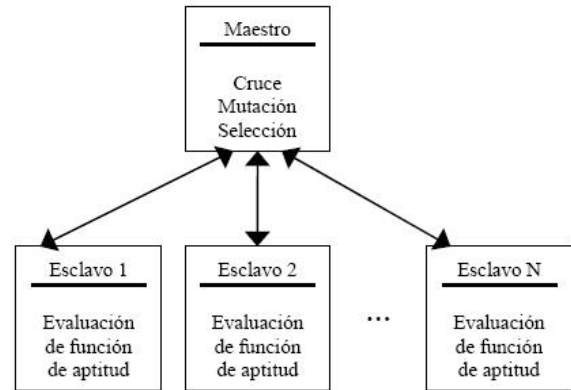


Figura 3: Modelo Maestro-Esclavo

Algoritmo 2. Proceso Maestro

```

Inicio
t = 0
Inicializar población inicial P(t)
Mientras ( t < Cantidad máxima de
Generaciones)
Subdividir la población en Ni = P(t)/m
Individuos consecutivos
Para (cada uno de los procesos esclavos)
Enviar la sub-población Ni de P(t)
al proceso esclavo i
Fin para
Apt(t) = Recibir aptitudes desde los
procesos esclavos
Ordenar por aptitud (P'(t), Apt(t))
Estimar probabilidades de reproducción de
la población (P'(t), Apt(t), prob_cruce)
Q(t) = Seleccionar individuos a cruzar
Q(t) = Aplicar operador cruce(Q(t))
Q(t) = Aplicar operador mutación(Q(t) ,
prob_mutacion)
P(t+1) = Aplicar operador de
reemplazo(Q(t), P(t))
t = t + 1
Fin mientras
Fin
  
```

Algoritmo 3. Proceso Esclavo

```

P:= Recibir población desde el
maestro
P:= Calcular aptitud de los
individuos
asignados al proceso
Enviar al proceso maestro (P)
  
```

V. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

A. Hardware y Librerías

Los programas se desarrollaron en el lenguaje de programación C con librerías MPI bajo sistemas operativo

GNU/Linux. El cluster actualmente cuenta con 8 equipos Dell PowerEdge SC1420, de dos procesadores Intel® Xeon™ 3,4 GHz y un FSB de 800 MHz. 1GB de Ram 1 MB L2 en cada procesador y tarjetas de red Intel Gigabit NIC integrado.

B. Configuración del experimento

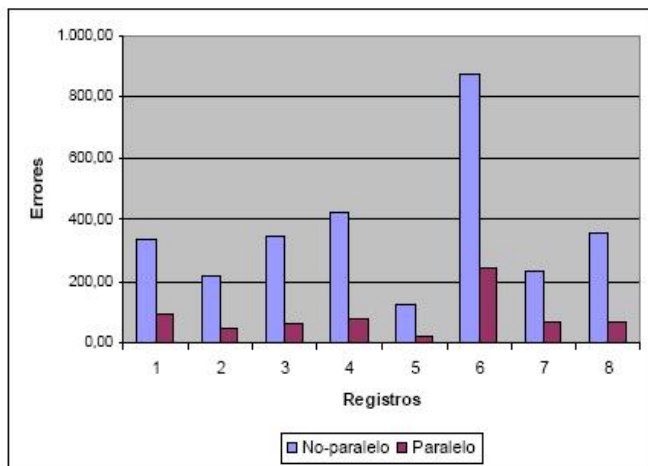
Para la realización de las pruebas el cluster de alto rendimiento, se construyó mediante una distribución NPACI Rocks la cual se basa en Red Hat Linux Enterprise. Rocks es una distribución libre para la construcción y monitoreo de cluster de alto rendimiento. Las pruebas del algoritmo se realizaron con un conjunto de imágenes de rango reales (ver Tabla 2). Para cada par de imágenes se tomó el tiempo que tardó en terminar cada registro y una medida en la convergencia en el error, tomada como el error del individuo de mejor aptitud. La tabla 1, muestra las características de cada par de imágenes.

Los resultados de las corridas en los registros se muestran en la Tabla 3. La disminución del tiempo es aproximadamente del 79% y el aumento en la precisión es del orden del 51% respecto del modelo no paralelo. Los promedios reportados corresponden al registro de un conjunto de 5 imágenes de rango reales. En general una ilustración de la disminución del error obtenido por el modelo paralelo se muestra en la Grafica 2.

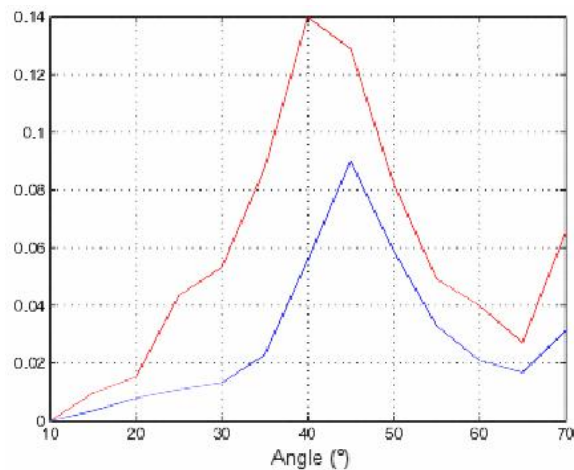
Tabla 1. Descripción de las imágenes utilizadas.

Objeto	Cantidad de Puntos	
	Imagen A	Imagen B
Mascara	167233	11839
Rostro	3254	7841
Carro	12378	11954

El algoritmo evolutivo logra aumentar el rango en el ángulo inicial del registro. Con el modelo propuesto es posible registrar con niveles de error tolerables aun cuando el ángulo de desalineación supere los 35 grados. En la Grafica 1, se muestra que el modelo propuesto paralelo es más robusto que el modelo tradicional.



Grafica 1. Diferencias en la convergencia en el error de los dos modelos. (Rojo: modelo sin paralelizar y azul: Modelo paralelo).



Grafica 2. Grafica del Error obtenido por el modelo no paralelo (azul) y tiempo empleado por el modelo paralelo (rojo).

Tabla 2. Imágenes de rango de los objetos utilizados

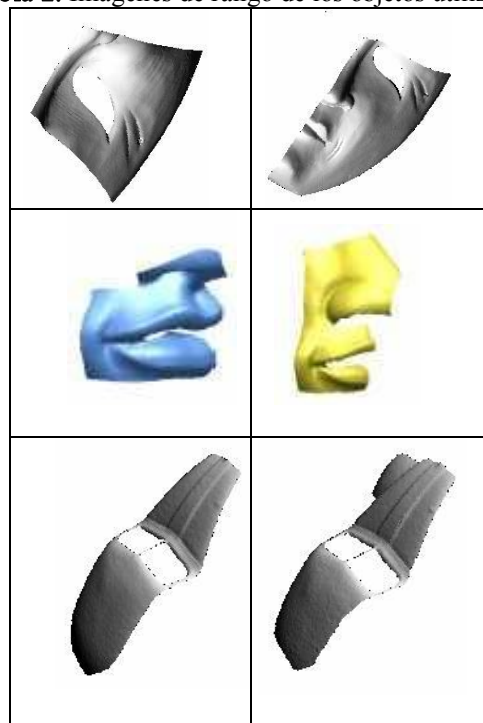


Tabla 3. Promedios de los tiempos del proceso de registro y el error promedio.

Objeto	Tiempo		Error	
	No-Paralelo	Paralelo	No-Paralelo	Paralelo
Mascara	335,658	92,245	0,027374	0.014314
Rostro	220,325	42,541	0.028139	0.010129
Carro	345,658	63,457	0.031708	0.015510

VI. CONCLUSIONES

Como es posible notar en los resultados obtenidos referente a los niveles de error obtenidos con los modelos evolutivos como mecanismo para resolver problemas de optimización, se ha contribuido en el mejoramiento de la técnica de

alineamiento de imágenes de rango.

Las diferentes pruebas realizadas variando los ángulos iniciales en los que se encuentran las imágenes, nos permiten concluir que a medida que se aumenta el ángulo de perturbación inicial de las imágenes la calidad del registro obtenido desmejora. Sin embargo con el modelo paralelo siempre se obtienen mejores resultados que el modelo tradicional. La posibilidad de realizar más cálculos en un mismo intervalo de tiempo permite explorar la posibilidad de ampliar el tamaño de los subdominios con lo que se logra grados de libertad en la determinación del umbral de límite de la distancia en la definición de los subdominios.

En general, se ha propuesto un método automático para el registro de imágenes de rango. El método es una extensión del algoritmo de registro mediante Algoritmos Evolutivos propuesto en [2]. Los problemas reportados en el trabajo anterior denotaban que una extensión paralela mitigaría el costo computacional asociado a las técnicas heurísticas evolutivas. La paralelización permite realizar registros de imágenes de rango sin prelinear, lo que sugiere una mejora respecto del trabajo anterior, esto principalmente a que la paralelización permite explorar un dominio más amplio en la búsqueda.

El algoritmo básico de registro está basado en un algoritmo genético, para realizar la búsqueda de las mejores correspondencias de un conjunto muestreado de puntos, a partir, de un enfoque basado en subdominios, lo que conlleva a una mejora de la eficiencia global del algoritmo. La comparación de los resultados obtenidos mediante los diferentes experimentos realizados, muestra una convergencia más precisa con el método paralelo cuando se establece el mismo tiempo de cómputo en comparación al método clásico evolutivo.

REFERENCIAS

[1] G. Blais, M. L. (1995). Registering multiview data to create 3D computer objects. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17.

[2] Branch, J. (2005). Correspondencia de puntos empleando algoritmos genéticos para el registro de múltiples vistas de imágenes de rango, Conferencia latinoamericana de informática de informática CLEI, 2005.

[3] Besl, P. (1992). A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14.

[4] Brou, P. (1983). Using the gaussian image to find the orientation of an object. *Int. Journal Robotics*, 3.

[5] Chua, C. (1996). 3d free-form surface registration and object recognition. *Internacional Journal of Computer vision*, 17.

[6] Chen, C. (1999). Ransac-based darces: A new approach to fase automatic registration of partially overlapping range images. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(11).

[7] Faugueras, O. (1986). The representation, recognition, and locating of 3d objects. *International Journal of Robotics Research*, 5.

[8] Feldmar, J. (1996). Rigid affine and locally affine registration of free-form surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 18(2).

[9] Haralick, R. (1989). Pose estimation from corresponding point data. *Machine Vision for Inspection and Measurement*.

[10] Horn, B. (1987). Closed-form solution of orientation using unit quaternions. *Journal of Optica Society of America*, 4.

[11] Johnson, A. (1999). Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 21.

[12] Lucchese, L. (2002). A frequency domain technique for range data registration. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(11).

[13] V Lohmann, R.: Application of Evolution Strategy in Parallel Populations. *Proceedings of the 1st Workshop on Parallel Problem Solving from Nature*, pp. 198-208, 1991.

[14] Schwartz, J. (1987). Identification of partially obscured objects in two and three dimensions by matching noisy characteristic curves. *Int. Journal Robotics*, 6.

[15] Sappa, A. (2001). Range image registration by using an edge-based representation. <http://www.siggraph.org>.

[16] Stein, F. (1992). Structural indexing: Efficient 3-d object recognition. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14.

[17] Taubin, G. (1988). Algebraic nonplanar curve and surface estimation in 3-space with applications to position estimation. Technical report, Brown University.

German Sanchez Ingeniero de sistemas, Magíster en Ingeniería, Estudiante del Doctorado en Ingeniería en Sistemas e Informática de la Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín. Sus áreas de interés están relacionados con el campo de la visión artificial y el aprendizaje de máquinas.

John William Branch Ingeniero de Minas, Magíster en Ingeniería de Sistemas, Doctor en Ingeniería de Sistemas e Informática de la Universidad Nacional de Colombia. Actualmente se desempeña como profesor Asociado en la Escuela de Sistemas de la Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín. Ha dirigido y trabajado en proyectos de investigación en el área del procesamiento digital de imágenes y visión artificial en la resolución de problemas empleando técnicas de la inteligencia artificial.

Alejandro Maldonado Ingeniero de Sistemas, Candidato a Magíster en Ingeniería de sistemas de la Universidad Nacional de Colombia. Sus áreas de interés están relacionadas con el campo de la visión artificial y el procesamiento digital de imágenes.

**Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín
Facultad de Minas**

120 años 
TRABAJO Y RECTITUD

**Escuela de Ingeniería de Sistemas
Grupos de Investigación**

Grupo de Investigación en Sistemas e Informática

Categoría A de Excelencia Colciencias
2004 - 2006 y 2000.

**GIDIA: Grupo de Investigación y Desarrollo en
Inteligencia Artificial**

Categoría A de Excelencia Colciencias
2006 - 2009.



Grupo de Ingeniería de Software

Categoría C Colciencias 2006.

Grupo de Finanzas Computacionales

Categoría C Colciencias 2006.

Centro de Excelencia en Complejidad

Colciencias 2006

Escuela de Ingeniería de Sistemas
Dirección Postal:
Carrera 80 No. 65 - 223 Bloque M8A
Facultad de Minas, Medellín - Colombia
Tel: (574) 4255350 Fax: (574) 4255365
Email: esistema@unalmed.edu.co
<http://pisis.unalmed.edu.co/>

