

CÓMPUTO EVOLUTIVO APLICADO A LA PLANIFICACIÓN DE TAREAS DE VISIÓN

ENRIQUE DUNN

*Departamento de Ciencias de la Computación, División de Física Aplicada
Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Baja California- México*

GUSTAVO OLAGUE

*Departamento de Ciencias de la Computación, División de Física Aplicada
Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Baja California- México*

Recibido para revisión 8 de Julio de 2001, aceptado 20 de Septiembre de 2001, versión final recibida 29 de Octubre de 2001

RESUMEN: La planificación automática de tareas de percepción artificial es un problema de interés para fotogrametrías e investigadores en el campo de la visión por computadora y la robótica. La incorporación de robots manipuladores a un sistema fotogramétrico automatizado requiere la consideración de aspectos como el diseño de redes fotogramétricas y la planificación de tareas de sensado. Este trabajo desarrolla una metodología de planificación para la asignación y ordenamiento de tareas dentro de una celda de trabajo consistente de múltiples manipuladores. El problema combinatorio resultante está sujeto a dos tipos de restricciones operacionales: las derivadas de la estructura física de los manipuladores y las impuestas por la configuración de la celda de trabajo. Con el propósito de determinar tales restricciones y visualizar resultados se desarrolla un ambiente de simulación gráfica por computadora. La planificación de tareas es planteada en términos de optimización, proponiéndose para su solución un método basado en algoritmos genéticos que utiliza una serie de heurísticas basadas en restricciones. Resultados experimentales validan la efectividad y flexibilidad del método.

PALABRAS CLAVES: Tareas fotogramétricas, Optimización combinatoria, Algoritmos genéticos.

ABSTRACT: Automatic task planning for artificial perception is a problem of interest to photogrammetrists and scientists in the fields of computer vision and robotics. In incorporating manipulator robots into an automated photogrammetric system aspects like photogrammetric network design and sensing task planning need to be considered. This work develops sequencing of tasks inside a multiple manipulator workcell. The combinatorial problem that emerges is subject to operational restrictions of the manipulator as well as those imposed by the workcell configuration. A computer graphics simulation environment is developed in order to determine such restrictions and visualize results. Task planning is posed in optimization terms, and a method based on genetic algorithms, which uses a series of restriction based heuristics, is proposed. Experimental results validate the effectiveness and flexibility of the method.

KEY WORDS: photogrammetric tasks, combinatorial optimization, genetic algorithms.

1 INTRODUCCIÓN

La planificación automática de tareas de percepción artificial es un problema de interés para fotogrametrías e investigadores en el campo de la visión por computadora y la robótica. La incorporación de robots manipuladores a un sistema fotogramétrico automatizado es un factor de desempeño esencial dentro de todo sistema de visión. En este trabajo, el interés es desarrollar estrategias de sensado para sistemas de alta precisión, tales como los orientados a obtener mediciones reales sobre objetos tridimensionales. Para ello, adoptamos un enfoque fotogramétrico al proceso de restitución. De esta manera, los principios geométricos y los criterios de incertidumbre, aplicados en la fotogrametría de rango corto, son incorporados a la planificación de tareas de visión con el propósito de mejorar su precisión.

La obtención de múltiples imágenes es un requisito para llevar a cabo tareas de visión en un entorno tridimensional. Esto se debe a que es geoméricamente imposible recuperar

toda la información tridimensional de una escena a partir de una sola imagen, principalmente a causa de la pérdida de información, como la profundidad, en el proceso de formación de una imagen fotográfica.

Dependiendo del objetivo la tarea, pueden presentarse diferentes enfoques a la planificación de puntos de observación. El trabajo de Roberts y Marshall (1997) determina una cantidad mínima de puntos de observación con el propósito de obtener la visibilidad total de un objeto. Los trabajos de Pito (1999), así como el de Reed y Allen (2000), estudian la planeación de puntos de observación para el modelado de objetos previamente desconocidos. Un resumen de los enfoques actuales en este respecto puede encontrarse en (Tar, 1995). El problema de determinar una geometría de imagen óptima respecto a la precisión de la restitución obtenida, es conocido como diseño de redes fotogramétricas. El trabajo de Olague (1998) aplica el paradigma de cómputo evolutivo en la solución de esta problemática. Sin embargo, un sistema automatizado debe contemplar los diferentes aspectos necesarios a fin de

obtener las múltiples imágenes que son requeridas por la tarea de medición. Con el propósito de brindar flexibilidad al proceso de sensado, distintos trabajos en la literatura proponen el uso de un robot manipulador, equipado con una cámara en su extremo final, para ejecutar tareas de visión (Sakane *et al.*, 1992), (Triggs and Laughier, 1995), (Tarabanis *et al.*, 1996), (Marchand and Chaumette, 1999).

En nuestro trabajo se propone el uso de una celda de trabajo consistente de múltiples manipuladores con el objetivo de obtener mediciones sobre un objeto tridimensional, véase la Figura 1. Inicialmente se determina un conjunto de puntos de observación los cuales brindan una restitución tridimensional lo más precisa posible (Olague, 1998). A partir de tales puntos de observación, el problema es planificar la serie de movimientos a efectuar por cada uno de los robots en la celda de trabajo para llevar a cabo la tareas de sensado requerida para la medición. El problema es planteado en términos de optimización y se desarrolla un método de optimización basado en algoritmos genéticos para su solución. Este trabajo aborda el problema de planificar la serie de movimientos a realizar por una celda de trabajo de múltiples manipuladores donde cada manipulador cuenta con una cámara digital en su extremo final. El desarrollo de tal sistema automatizado requiere una planificación cuidadosa. Es necesario tomar múltiples decisiones, tales como la selección de puntos de observación y distribución de tareas, las cuales requieren cierto nivel de inteligencia. El reto de automatizar un proceso de planificación consiste en transportar la toma de decisiones a una computadora. Con este propósito, se adopta un enfoque de computación evolutiva para resolver un problema de planificación a través de un proceso de adaptación y aprendizaje.

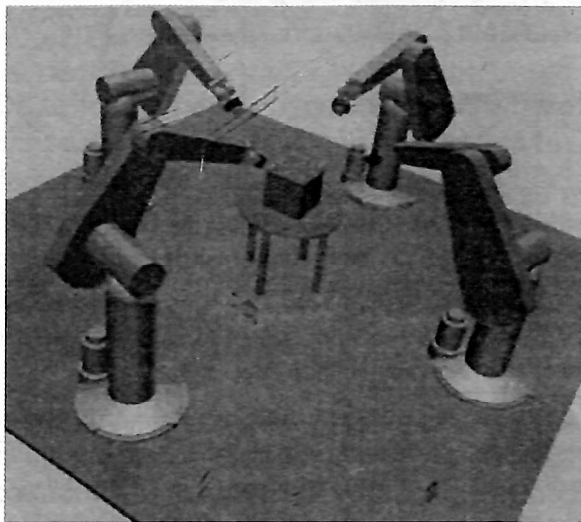


Figura 1. Simulación de una red fotogramétrica consistente de cuatro robots manipuladores. Cada robot consta en su extremo final de una cámara digital CCD mediante la cual se obtienen imágenes del objeto en observación, con el objetivo de medir la caja sobre la mesa.

2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El diseño de redes fotogramétricas es el proceso de colocar cámaras con el fin de realizar tareas fotogramétricas. El problema de configurar una geometría de imagen favorable a la reconstrucción tridimensional de un objeto ha sido resuelto por Olague (1998), desarrollando una metodología de optimización basada en cómputo evolutivo la cual minimiza la incertidumbre tridimensional de la reconstrucción. Múltiples robots pueden ser utilizados para realizar un proyecto fotogramétrico, e.g., robots de medición utilizados en celdas de manufactura flexible. Al incorporar tales robots al proceso de medición, surgen los problemas de distribución de tareas entre los manipuladores y la planificación de movimientos. Este trabajo está dedicado a resolver el problema de distribución de tareas.

Al distribuir los múltiples puntos de observación entre los robots, se presentan las interrogantes mostradas en la Tabla 1.

Tabla 1. Preguntas iniciales relacionadas con la distribución de tareas.

1. ¿Cuántos y cuáles puntos de observación deben ser asignados a cada robot?
2. ¿Cuál es el orden correcto de cada punto de observación dentro la ruta de cada robot?

Basándonos en estas preguntas, el problema de distribución de tareas puede entonces dividirse en dos problemas separados: asignación de actividades y planificación de rutas (ver las Figuras 2 y 3).

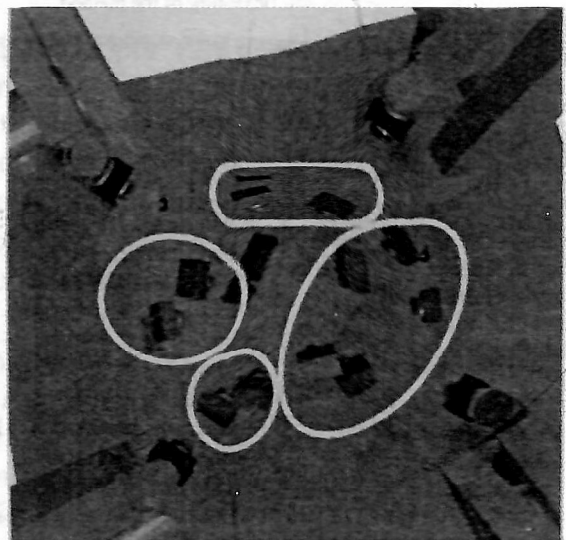


Figura 2. Asignación de Actividades. Cada punto de observación es asignado a uno de los robots, formándose así diferentes conjuntos excluyentes.

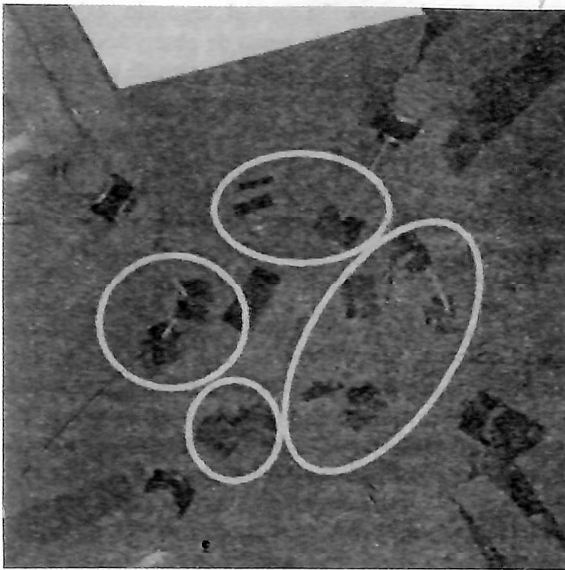


Figura 3. Planeación de Rutas. Cada uno de los conjuntos es ordenado de manera que se especifique la ruta a seguir por cada robot.

Para plantear el problema presentamos las siguientes definiciones:

1. La red fotogramétrica es representada como un conjunto ordenado V de n puntos de observación tridimensionales. Cada uno de los puntos de observación es expresado como V_j , donde j varía desde $j=1$ hasta n .
2. Un sistema para visión activa de múltiples robots es representado como un conjunto ordenado R consistente de r robots en la celda de trabajo. Cada uno de los robots es expresado como R_i , donde i varía desde $i=1$ hasta r .

A partir de las definiciones anteriores, el problema de asignación de actividades relaciona cada uno de los n elementos de V con uno de los elementos de R . Considerando que a cada robot R_i le son asignados n_i puntos de observación, surge el problema de secuenciar los puntos de observación, el cual llamamos planificación de rutas. Nuestro objetivo es encontrar la mejor combinación de asignación de actividades y planificación de rutas con el fin de optimizar el costo operacional de la distribución de tareas. Este costo operacional total es obtenido sumando los costos individuales de cada ruta, Q_i , definido por la distancia Euclidiana que cada robot debe recorrer para viajar en líneas rectas entre los diferentes puntos de observación asignados. Este criterio es representado mediante

$$Q_T = \sum_{i=1}^r Q_i.$$

Suponiendo que hay n puntos de observación para asignarse a r robots. El problema de asignación de actividades puede verse como un problema de partición que presenta rn soluciones posibles. Esto indica que el espacio

de búsqueda del problema de asignación crece de manera exponencial respecto al número de puntos de observación. Adicionalmente, el problema de planificación de rutas requiere ser resuelto para cada robot. La ruta de un robot que consiste de n_i puntos de observación ofrece $n_i!$ alternativas de ordenamiento. Por lo tanto, el número total de posibles secuencias para r robots es obtenida multiplicando el número de alternativas de cada robot; esto es expresado por $\prod_{i=1}^r n_i!$. El escenario con menor número de alternativas de ordenamiento se presenta cuando hay una distribución equitativa entre los robots, donde a cada robot le son asignados n puntos de observación. Por lo tanto, el número mínimo de posibles alternativas para planificación de trayectorias, donde n es un múltiplo de r , está dado por $(n/r)!$.

En la práctica, los manipuladores tienen un alcance limitado. Esto es representado en la Figura 4, como círculos que rodean a cada manipulador. Un punto en el espacio puede estar fuera de su alcance, siendo imposible para ese manipulador moverse a tal punto. Dentro del proyecto fotogramétrico, al momento de asignar puntos de observación a un manipulador, no es apropiado asignar a un robot, un punto de observación fuera de su alcance. Al momento de planificar la actividad de los múltiples manipuladores es necesario tener en consideración estas restricciones. El método mediante el cual se calculan tales restricciones se presenta a continuación.

Suponiendo un entorno estático y sin obstáculos, es posible calcular la accesibilidad de los robots a una posición y orientación dada, mediante la solución del problema de cinemática inversa. A fin de visualizar el problema, se utiliza un sistema de simulación gráfica tridimensional, el cual incorpora múltiples robots manipuladores PUMA560. El problema de cinemática inversa fue resuelto para cada robot en cada punto de observación, calculándose así todas las posibles combinaciones de asignación. Los casos en los que un robot puede acceder a un punto de observación son almacenados en una estructura de datos auxiliar llamada ACCESIBILIDAD (véase la Tabla 2). Esta estructura contiene un registro para cada punto de observación V_j , donde se almacena cuántos y cuáles robots son capaces de alcanzar ese punto de observación en particular. Los valores calculados y almacenados en ACCESIBILIDAD se mantienen constantes a lo largo de la ejecución, por lo tanto sólo requieren ser calculados una sola vez al inicio del proceso.

Tabla 2. Estructura ACCESIBILIDAD. Esta estructura contiene el número y la lista de robots capaces de alcanzar cada uno de los puntos de observación.

Puntos de Observación	Número de Robots	Lista de Robots
V_1	r_1	RobID ₁ , ..., RobID _{r_1}
\vdots	\vdots	\vdots
V_n	r_n	RobID ₁ , ..., RobID _{r_n}

Tal método evalúa las restricciones impuestas por la distribución física de la celda de trabajo, así como las limitaciones en los rangos operacionales de las articulaciones de los manipuladores. Tales restricciones operacionales son incorporadas implícitamente como un elemento intrínseco del método de optimización.

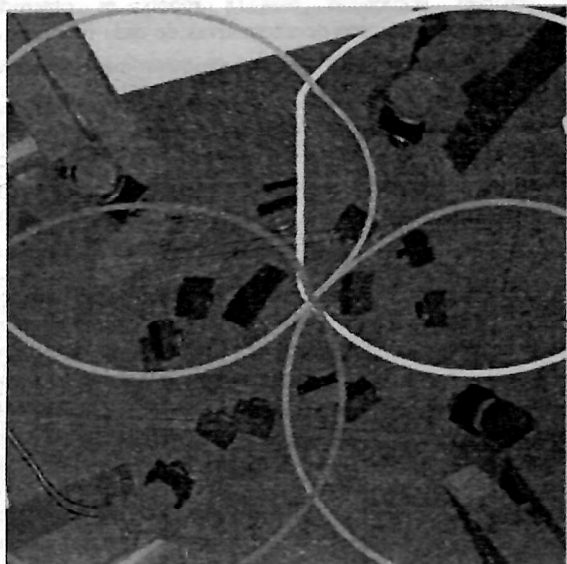


Figura 4. Restricciones operacionales. La configuración de una celda de trabajo impone restricciones de accesibilidad.

Cuando el alcance de cada robot es limitado, es posible reducir el espacio de búsqueda para la asignación.

3 REPRESENTACIÓN DE LA SOLUCIÓN

Una representación genética semejante a llaves aleatorias, (del inglés: random keys), (Bean, 1994) es propuesta. En esta representación, a cada punto de observación V_j , se le asigna un valor aleatorio en el rango $(0, 1)$. Estos valores son almacenados en una cadena de representación denotada por S (véase la Figura 5). Dado que hay n puntos de observación diferentes, S consiste de n elementos.

Cadena de representación								
	S_1	S_2	S_3	...				S_n
$S =$	0.23	0.51	0.15	0.79	0.42	0.96	0.64	0.18

Figura 5. Representación de la solución. A cada uno de los n puntos de observación es asignado un valor aleatorio, S_i , en el rango $(0, 1)$. Estos valores son almacenados en una cadena S .

La representación de llaves aleatorias utiliza una heurística, la cual llamamos menor valor primero. Bajo esta heurística, el punto de observación con el valor correspondiente más pequeño en S , es el primer punto de observación en una permutación dada por Γ .

El punto de observación con el segundo valor más pequeño en S será el segundo punto de observación en r , y así sucesivamente. De esta manera, el orden de un punto de observación V_j , dentro de una permutación Γ , depende de la magnitud de su valor correspondiente, S_i , con respecto de todos los demás valores en S . Para ilustrar esto, dados ocho puntos de observación, una posible cadena de representación puede ser

$$S = [0.23 \ 0.51 \ 0.15 \ 0.79 \ 0.42 \ 0.96 \ 0.64 \ 0.18] \quad (1)$$

El valor más pequeño en S es encontrado en la tercera posición, denotada por $S_3 = 0.15$. Por lo tanto, V_3 es el primer punto de observación en la permutación resultante Γ . El segundo valor más pequeño se encuentra en la octava posición $S_8 = 0.18$, de manera que V_8 es el segundo punto de observación en Γ , y así sucesivamente. La permutación resultante de los cinco puntos de observación, obtenida a partir de la cadena de representación S expresada en (1), equivale a:

$$\Gamma = [V_3, V_8, V_1, V_5, V_2, V_7, V_4, V_6]$$

El enfoque de llaves aleatorias puede ser adaptado para resolver el problema de distribución de tareas. La heurística menor-valor-primero evita la generación de soluciones no válidas para nuestro problema combinatorio, lo cual es común con otro tipo de representaciones. Además, la representación mediante llaves aleatorias permite que el método de optimización aplique operadores genéticos sin la necesidad de modificar su funcionalidad. A pesar de ello, para adoptar esta representación en el problema de asignación de actividades, es necesario incorporar heurísticas adicionales. La manera de codificar una posible solución en una cadena de representación ha sido especificada. Ahora se considera la manera de describir la solución correspondiente a tal representación. Recordando el planteamiento del problema, inicialmente se tiene un conjunto de n puntos de observación V_j , y cada uno debe ser asignado a uno de los r posibles robots. Utilizando la representación de llaves aleatorias, una posible solución al problema de distribución de tareas es codificada a una cadena S de n valores de punto flotante. El objetivo de la planificación es optimizar el costo operacional total dado por Q_T . Para evaluar una representación de la solución, almacenada en S , ésta debe ser decodificada a una descripción explícita del problema de distribución de tareas. Tal descripción debe representar las rutas de cada uno de los r robots. Con este propósito, una estructura de datos auxiliar llamada TAREAS es propuesta para representar la distribución global de tareas entre los robots (véase la Tabla 3).

Tabla 3. Estructura TAREAS. En esta estructura se almacenan los puntos de observación que componen la ruta a seguir por cada robot.

ID Robot	Número de Ptos.	Lista de Puntos de Obs.
R_1	v_1	$T_1 = [VistaID_1, \dots, VistaID_{v_1}]$
\vdots	\vdots	\vdots
R_r	v_r	$T_r = [VistaID_1, \dots, VistaID_{v_r}]$

Esta estructura tiene un registro T_i para cada robot R_i , el cual describe la ruta a seguir por ese robot, i.e., T_i contiene la secuencia de puntos de observación asignada al robot R_i . Cada una de estas rutas T_i es evaluada para obtener el costo individual de ruta Q_i , a partir del cual el costo operacional total Q_T es obtenido.

La pregunta frente a nosotros ahora es: ¿cómo convertir una cadena de representación a su correspondiente descripción de la distribución de tareas?

3.1 Heurísticas de la Búsqueda

Una representación de solución S , necesita ser evaluada. Tal evaluación es aplicada a la descripción de distribución de tareas contenida en TAREAS. Por lo tanto, un mapeo $\gamma: S \rightarrow \text{TAREAS}$ es necesario, asigna y ordena los puntos de observación entre los diferentes robots, almacenando los resultados en la estructura TAREAS. El mapeo γ utiliza las estructuras de representación S y TAREAS, así como las restricciones operacionales almacenadas en la estructura ACCESIBILIDAD calculadas previamente.

3.1.1 Asignación de actividades

El problema de asignación de actividades relaciona cada uno de los puntos de observación con uno de los posibles robots. El objetivo es proporcionar un conjunto inicial de rutas T_i no ordenadas. Para ello se siguen los siguientes pasos:

Paso 1. Obtener el número r_j de robots capaces de alcanzar un punto de observación V_j , mediante una consulta a su registro en la estructura ACCESIBILIDAD.

Paso 2. Dividir el intervalo (0,1) en r_j segmentos distribuidos equitativamente para determinar el tamaño del segmento de comparación $\text{Seg} = \frac{1}{r_j}$.

Paso 3. Calcular en cuál de los k segmentos reside el valor S_j , ésto es

$$k = \text{Int} \left(\frac{S_j}{\text{Seg}} \right) + 1$$

Paso 4. Asignar el punto de observación V_j al k -ésimo robot en su correspondiente registro dentro de ACCESIBILIDAD. De esta manera, el índice i del robot asignado es dado por RobID_k , el cual es encontrado en el registro de ACCESIBILIDAD correspondiente a V_j .

Paso 5. Anexar V_j a la lista de puntos de observación, T_i , asignada al i -ésimo robot. Esta descripción de ruta T_i es almacenada en la estructura TAREAS.

La Figura 6 muestra la aplicación de estos pasos heurísticos sobre una cadena de representación S dada. Tal secuencia de pasos se basa en el cumplimiento de las restricciones operacionales y de esta forma asegura que cualquier cadena de representación S , brinda una solución

válida al problema de asignación. Asimismo, basándose en esta estrategia, cualquier cadena de codificación S tiene solamente una interpretación posible.

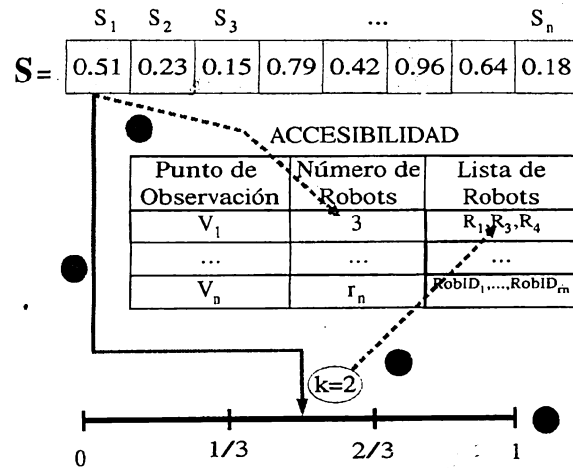


Figura 6. Heurística para la asignación de actividades. El diagrama muestra los pasos 1 a 4 correspondientes a la fase de asignación de actividades.

Como resultado de seguir esta serie de pasos, cada punto de observación es asignado a un robot. Los puntos asignados a un sólo robot R_i pueden agruparse en un conjunto T_i . Cada conjunto T_i representa una ruta de puntos de observación asignados a ese robot en particular y son almacenadas en la estructura auxiliar TAREAS. Obsérvese que el orden de cada punto dentro de una ruta no ha sido especificado. La manera de determinar este orden es tratada a continuación.

3.1.2 Planificación de rutas

El problema de planificación de rutas consiste en secuenciar correctamente cada una de las r rutas T_i almacenadas en la estructura TAREAS. Estas rutas son obtenidas inicialmente a partir de la etapa de asignación de actividades presentada anteriormente, en la cual cada punto de observación V_j , es asignado a uno de los r robots posibles R_i . El objetivo de la etapa de planificación de rutas es minimizar el costo operacional total Q_T . Esta situación es equivalente a resolver, simultáneamente, r problemas de "vendedor viajero".

La heurística menor-valor-primero puede ser aplicada a problemas de ordenamiento tales como el de planificación de rutas. Lamentablemente, las reglas mediante las cuales se realizan las asignaciones precedentes, en pasos 1 hasta 4, producen tendencias no deseadas en los valores de representación S_j , que corresponden a cada especificación de ruta T_i . Esto se debe a las heurísticas determinísticas aplicadas en la asignación de robots. Los valores correspondientes a los puntos de observación contenidos en T_i serán, en promedio, más altos que los correspondientes a los puntos de observación encontrados en T_{i-1} , y crearán sesgo dentro de cada T_i cuando se aplique directamente la heurística menor valor primero. Veamos un ejemplo que

presenta este problema. Considérese un conjunto de cinco puntos de observación. Las restricciones operacionales son las siguientes:

1. Los primeros cuatro puntos (V_1, V_2, V_3, V_4) pueden ser alcanzados por los cuatro manipuladores (R_1, R_2, R_3, R_4)
2. El quinto punto V_5 sólo es alcanzado por los robots R_1, R_4

La estructura ACCESIBILIDAD que representa estas restricciones es mostrada en la Tabla 4. De acuerdo a los pasos 1 al 5, para que uno de los primeros cuatro puntos V_i sea asignado al cuarto robot R_4 , su valor S_i debe encontrarse en el rango (0.75,1.0). Una vez asignados todos los puntos es posible aplicar la heurística menor valor primero considerando los valores S_i de los puntos asignados a cada robot. Sin embargo, para que el punto V_5 sea asignado al robot R_4 su valor S_i debe estar en el rango (0.50,1.0). Esto, al aplicar la heurística menor-valor-primero, creará sesgo en el orden de los puntos asignados a R_4 . El punto V_5 tendrá, respecto a los demás puntos, una mayor probabilidad de ser el primero en la ruta T_4 .

Tabla 4. Valores de la estructura ACCESIBILIDAD

Puntos de Observación	Número de Robots	Lista de Robots
V_1	4	R_1, R_2, R_3, R_4
V_2	4	R_1, R_2, R_3, R_4
V_3	4	R_1, R_2, R_3, R_4
V_4	4	R_1, R_2, R_3, R_4
V_5	2	R_1, R_4

Estas tendencias no son deseadas dentro de nuestro proceso estocástico de optimización. Por lo tanto, antes de aplicar la heurística menor valor primero es necesario ajustar los valores contenidos en S , para eliminar propiedades no deseadas. Esto se logra mediante un mapeo del valor S_i al rango (0,1) (véase la Figura 7). Los pasos 6 al 8 consisten en ajustar los valores en la cadena S para aplicar la heurística de menor-valor-primero. Es posible utilizar otro número aleatorio, en lugar de modificar los valores de S ; pero eso duplicaría el tamaño de la cadena de representación. De esta forma, los pasos heurísticos a seguir en la etapa de planificación de rutas son:

Paso 6. Recordar en cuál de los k posibles segmentos del rango (0,1) se encuentra el valor S_j utilizado en la etapa de asignación.

Paso 7. Calcular el valor S'_j en el rango (0,1) el cual refleja la posición relativa de S_j dentro del k -ésimo segmento. Por ejemplo: Considere el valor $S_j=0.41$, el cual se encuentra dentro del rango (0.33, 0.66). Al expandir el rango (0.33, 0.66), para que represente (0, 1), se obtiene el nuevo valor $S'_j=0.24$ (véase la Figura 7).

Paso 8. Actualizar S_j para almacenar el nuevo valor S'_j .

Paso 9. Finalmente, aplicar la heurística menor valor primero a cada una de las rutas no ordenadas T_i utilizando los valores almacenados en S .

Esta serie de pasos es realizada para cada valor en S . Una vez realizados estos ajustes, se procede a aplicar la heurística menor-valor-primero a cada ruta T_i , utilizando los nuevos valores almacenados en S y ordenando cada ruta de manera correspondiente (véase la Figura 8).

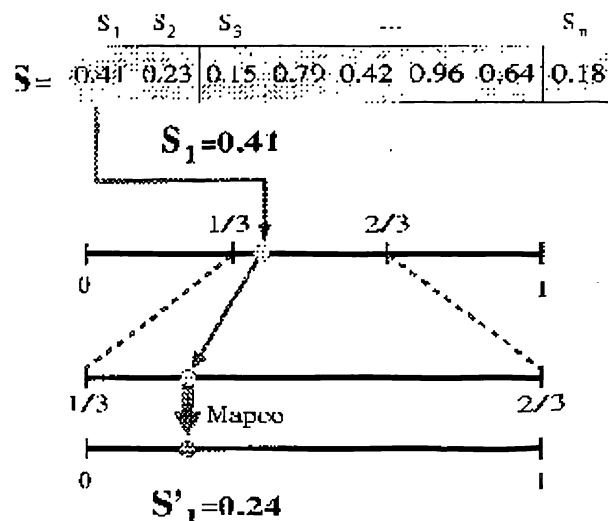
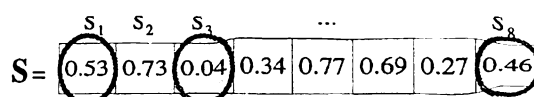


Figura 7. Mapeo de valores en la cadena de representación. Cada uno de los valores contenidos en S es ajustado antes de aplicar la heurística menor valor primero a las rutas almacenadas en TAREAS.

TAREAS

Robot ID	No. de Vistas	Lista de Puntos de Obs.
R_1	3	$T_1=[V_1, V_3, V_8]$
...
R_m	r_m	$T_m=[VistaID_1, \dots, VistaID_{r_m}]$



Aplicando la heurística menor-valor-primero la lista T_1 es reordenada de la forma

Robot ID	No. de Vistas	Lista de Puntos de Obs.
R_1	3	$T_1=[V_3, V_8, V_1]$

Figura 8. Planeación de rutas. La heurística de, menor valor primero es aplicada a las rutas de cada robot considerando los valores de S previamente ajustados.

4 EXPERIMENTACIÓN

La solución presentada para el problema de distribución de tareas fue incorporada a una extensión de la funcionalidad del sistema EPOCA (Olague, 1998). EPOCA soluciona el problema de diseño de redes fotogramétricas para objetos

complejos. El problema de distribución de tareas surge como resultado del diseño de redes fotogramétricas. El sistema puede ser clasificado como un sistema basado en cómputo evolutivo, el cual aborda la meta complicada de automatizar la planificación de estrategias de sensado para una reconstrucción tridimensional precisa.

La metodología presentada en secciones anteriores para la solución del problema de distribución de tareas es incorporada a un sistema de simulación gráfica. A continuación se presentan diferentes experimentos, con el propósito de mostrar la funcionalidad y flexibilidad del sistema.

4.1 Experimento A

El experimento consiste de ocho puntos de observación que deben ser distribuidos entre cuatro manipuladores. Los puntos de observación están apilados en cuatro pares, cada par colocado debajo de la posición inicial de uno de los robots. La distribución óptima de tareas para este ejemplo es mostrada en la Figura 9 y puede ser obtenida utilizando una heurística voraz. De esta forma, un escenario sencillo será utilizado para ejemplificar la funcionalidad del método de distribución de tareas.

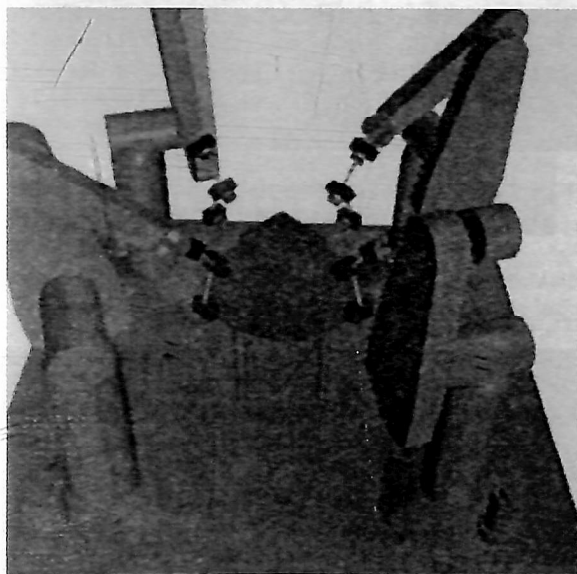


Figura 9. Escenario del Experimento A. Ocho puntos de observación deben ser distribuidos entre los múltiples robots.

Las restricciones operacionales son calculadas primero, con el objetivo de determinar cuáles robots pueden acceder a un punto de observación particular. Como fue mencionado anteriormente, para calcular tales restricciones, el problema de cinemática inversa es resuelto para todos los robots en cada punto de observación. Los resultados de tales cálculos son almacenados en la estructura ACCESIBILIDAD. La disposición física de los robots es tal, que cada punto de observación puede ser alcanzado por tres robots diferentes (véase la Tabla 5).

Tabla 5. Estructura ACCESIBILIDAD para el Experimento A.

Puntos de Observación	Número de Robots	Lista de Robots ID's
V ₁	R ₁ =3	R ₁ R ₂ R ₃
V ₂	R ₂ =3	R ₁ R ₂ R ₃
V ₃	R ₃ =3	R ₁ R ₃ R ₄
V ₄	R ₄ =3	R ₁ R ₃ R ₄
V ₅	R ₅ =3	R ₁ R ₂ R ₄
V ₆	R ₆ =3	R ₁ R ₂ R ₄
V ₇	R ₇ =3	R ₂ R ₃ R ₄
V ₈	R ₈ =3	R ₂ R ₃ R ₄

El algoritmo genético trabaja con una población de cadenas codificadas, seleccionando los mejores individuos para reproducción. El proceso de reproducción combina las características de dos soluciones seleccionadas (padres) y brinda dos nuevas soluciones (hijos), las cuales, a su vez, formarán parte de la siguiente generación de soluciones. Este proceso es repetido de manera iterativa hasta que un determinado número de generaciones se ha ejecutado. Al final de este proceso, se obtiene un conjunto de posibles soluciones. Uno de tales individuos, que representa la solución óptima para el problema de planificación, fue dado por la siguiente representación de llaves aleatorias:

$$S = [0.72, 0.71, 0.32, 0.14, 0.81, 0.80, 0.27, 0.07].$$

La interpretación de esta cadena de representación es la siguiente. Mediante la heurística de asignación, se determina en cuál de los k segmentos posibles se encuentra cada valor S_j . Para el primer punto de observación V_1 , existen tres robots a los cuales puede ser asignado (ver la Tabla 5); por lo tanto el segmento de comparación Seg es equivalente a $\frac{1}{3} = 0.33$. De esta manera, siguiendo los pasos 1 hasta 5, correspondientes a la heurística de asignación de actividades, se determina que el valor de representación correspondiente $S_1 = 0.72$, es encontrado en el tercer segmento, el cual es delimitado por (0.66, 1.00). Consecuentemente, el robot a ser asignado es el tercer robot en el registro correspondiente a V_1 dentro de la estructura ACCESIBILIDAD; para este caso $RobID=3$. Una vez que estos pasos han sido realizados para cada valor S_j , se determina el robot correspondiente a cada punto de observación como sigue:

Cámara	V ₁	V ₂	V ₃	V ₄	V ₅	V ₆	V ₇	V ₈
Robot	R ₃	R ₃	R ₁	R ₁	R ₄	R ₄	R ₂	R ₂

Hasta ahora se tiene asignado cada uno de los puntos de observación, pero es necesario secuenciar cada una de las rutas. Para ello se requiere ajustar los valores contenidos en S , siguiendo los pasos 5 al 9. De esta manera, la heurística menor valor primero puede ser aplicada a los puntos de observación asignados a cada robot. Para el primer robot, su valor correspondiente S_1 es ajustado como sigue: Recordemos que $S_1 = 0.72$ se encuentra en el tercer segmento, el cual es limitado por (0.66, 1.00). El valor

correspondiente de 0.72 en el rango $(0, 1)$ con respecto al tercer segmento recién mencionado es 0.18. Al aplicar estos pasos a todos los valores en S resulta:

$$S = [0.18, 0.15, 0.96, 0.42, 0.45, 0.42, 0.81, 0.21, 1].$$

Una vez que los valores en S han sido ajustados, el aplicar la heurística menor valor primero reacomoda TAREAS como se muestra en la Tabla 6

Tabla 6. Estructura TAREAS para el Exp. A

Robot ID	Número de Vistas	Lista de Puntos de Observación
1	2	$T_1 = [V_4, V_3]$
2	2	$T_2 = [V_8, V_7]$
3	2	$T_3 = [V_2, V_1]$
4	2	$T_4 = [V_6, V_5]$

El algoritmo fue ejecutado 20 veces y la distribución que representa el mínimo global, mostrada en la Tabla 6, fue alcanzada en cada una de las corridas; siendo necesario para encontrar esta solución óptima un promedio de 15.1 generaciones.

4.2 Experimento B

Este experimento presenta un objeto complejo que es medido por cuatro manipuladores. El objetivo es distribuir de una manera óptima una red fotogramétrica consistente de 13 cámaras (véase la Figura 10).

Trabajando con esta configuración fija, se ejecutaron varias pruebas. Primero, para probar la funcionalidad del método, se ejecutó el planificador de distribución de tareas. Diferentes soluciones fueron obtenidas en el transcurso de múltiples ejecuciones; dos de tales soluciones se muestran en las Figuras 11 y 12.

Nótese que la mejor solución encontrada, representada en la Figura 11, no incorpora todos los robots disponibles. La Figura 12 muestra una solución más típica, la cual también es encontrada por el sistema.

Por otro lado, para probar la adaptabilidad del método, dos de los cuatro manipuladores fueron deshabilitados. Esta restricción adicional se refleja en cambios a los valores almacenados en la estructura ACCESIBILIDAD. Se espera que el sistema distribuya las tareas entre los dos robots restantes. Resultados de tales pruebas son mostrados en las Figuras 13 y 14. En estos casos el problema de asignación de actividades se muestra visualmente más fácil de solucionar, pero la dificultad del problema de planificación de rutas es más evidente, dado que cada ruta consiste ahora de más puntos de observación.

La obtención de una distribución de tareas es el producto de un proceso de evolución sobre una población de posibles soluciones. Los valores de aptitud de cada uno de los individuos (y de la población en general) reflejan el efecto de

esta evolución. Para el caso de una corrida del algoritmo, la Figura 15 presenta los valores de aptitud de la población a lo largo de varias generaciones, hasta llegar a la solución óptima (representada en la Figura 11). El comportamiento de las curvas presentadas en la Figura 15 depende de los parámetros de operación del algoritmo genético. Se utiliza un operador de cruzamiento de un punto de corte, el cual es aplicado bajo una probabilidad $P_c = 0.95$. El operador de mutación consiste en un valor aditivo que obedece una distribución normal $N(0, 0.2)$ para cada una de las celdas de la cadena de representación y es aplicado bajo una probabilidad $P_m = 0.001$.

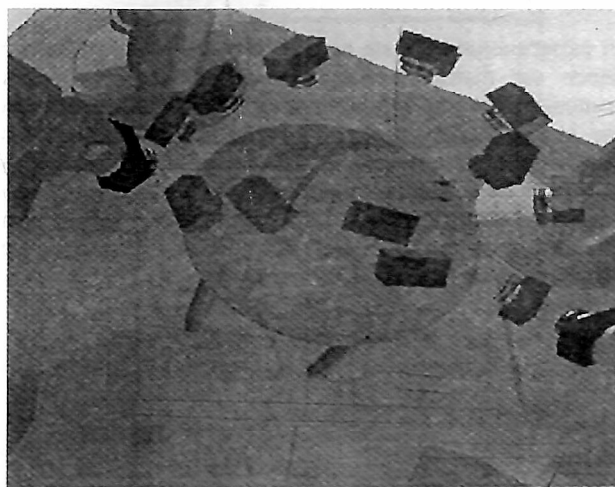


Figura 10. Escenario del Experimento B. Trece puntos de observación convergentes sobre un objeto complejo.

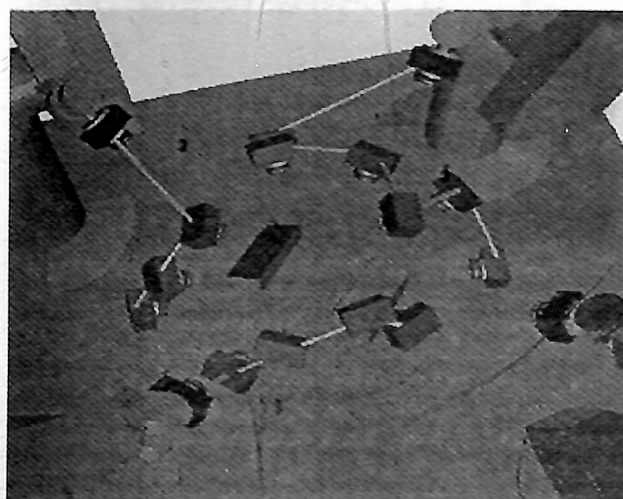


Figura 11. Mejor solución encontrada para el Experimento B.

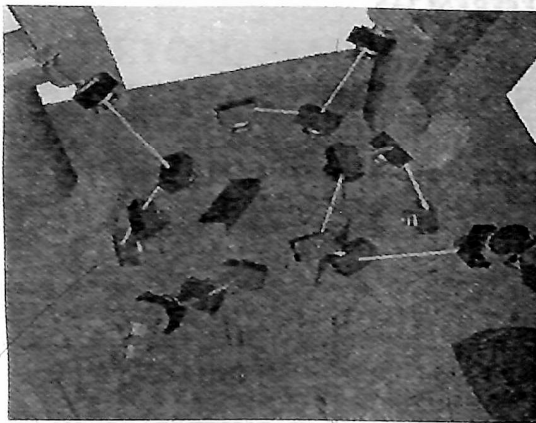


Figura 12. Una de las soluciones subóptimas para el Experimento B.

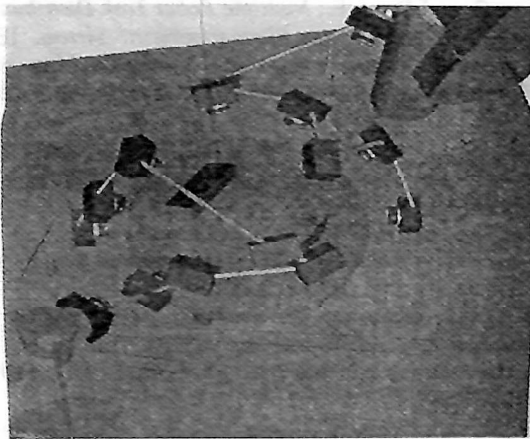


Figura 13. Restricciones adicionales para el Experimento B. El sistema encuentra soluciones aún cuando dos de los robots han sido deshabilitados.

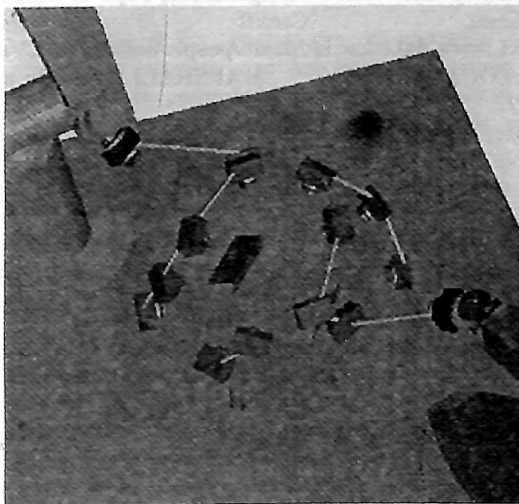


Figura 14. Escenario que muestra la flexibilidad del sistema en la configuración de la celda de trabajo.

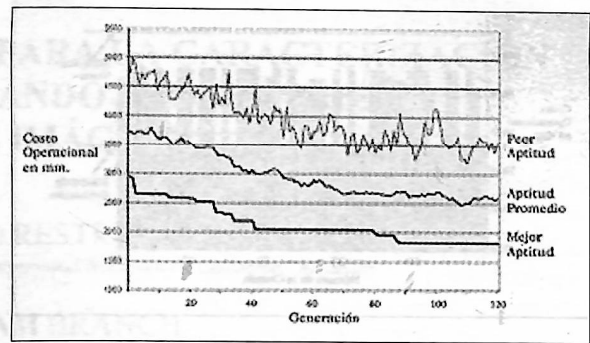


Figura 15. Evolución de la población a través del proceso de evolución.

Una apreciación de la efectividad de la metodología propuesta es obtenida a partir de la comparación de sus soluciones con las ofrecidas por metodologías alternas. Se propone comparar contra la solución óptima obtenida a partir de una búsqueda exhaustiva y contra una heurística voraz. La figura 15 indica que el espacio de búsqueda crece de manera exponencial respecto al número de robots y a la cantidad de puntos de observación, en el caso en que la cantidad de cámaras es un múltiplo del número de robots.

Para nuestro ejemplo, el número de cámaras = 13 no es múltiplo del número de robots = 4, se ejecutó una búsqueda exhaustiva. En dicha búsqueda se generan todos los posibles escenarios de asignación de actividades y planeación de rutas de manera recursiva. Esto significa considerar cada uno de las 4^{as} alternativas de asignación y evaluar todas las posibles secuencias de movimientos para cada alternativa. La cantidad de posibles secuencias depende de la asignación. En el caso de 13 cámaras una distribución equitativa para un caso ideal sería $(3!) (3!) (3!) (4!)$. De esta forma, el caso ideal donde la cantidad de posibles secuencias es menor se presenta cuando existe una distribución uniforme entre los manipuladores.

La ejecución de este experimento requirió más de 14 horas de ejecución en un computadora Pentium III a 800 MHz trabajando con el sistema operativo Linux 6.2. Esto es un gran contraste contra el tiempo de 3 segundos requerido por el algoritmo genético. La heurística voraz consiste en asignar la cámara más cercana a la posición actual del extremo final de cualquiera de los manipuladores. El tiempo de cómputo requerido para esta heurística es despreciable (0.12 segundos), sin embargo la solución ofrecida resulta en un mínimo local cuya calidad depende de las condiciones iniciales de la planificación.

Dado que nuestro método es un proceso estocástico, no es posible obtener conclusiones a partir de una sola ejecución. Así, la distribución de tareas utilizando el algoritmo genético fue ejecutada 50 veces. Los resultados de esta experimentación son presentados en la Figura 16. La solución ofrecida por el algoritmo es siempre mejor que la búsqueda voraz, mientras que el mínimo global es encontrado en 14 de las 50 ejecuciones. Adicionalmente, la solución promedio se encuentra dentro del 2.9 de distancia del mínimo global.

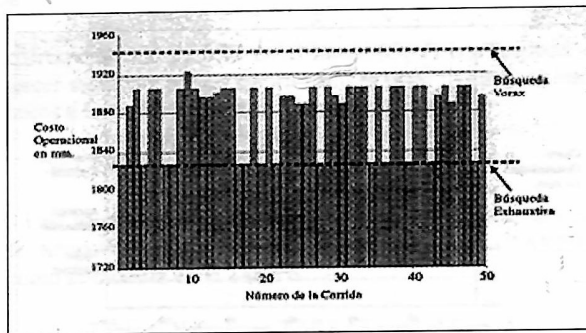


Figura 16. Desempeño del algoritmo genético a lo largo de múltiples ejecuciones. Las soluciones obtenidas son siempre mejores que una búsqueda voraz, alcanzándose el mínimo global en 14 de las 50 corridas.

5 CONCLUSIONES

La distribución de tareas entre múltiples robots es un problema complejo que requiere una planificación cuidadosa. El método presentado en este trabajo es capaz de planificar de manera óptima, la secuencia de movimientos de un sistema de múltiples robots con el fin de realizar tareas fotogramétricas. Para lograr esto, el problema es planteado como dos diferentes problemas de optimización combinatoria: asignación de actividades y planeación de rutas. Se adopta un paradigma de cómputo evolutivo. El método de optimización utiliza la representación de llaves aleatorias, así como heurísticas basadas en restricciones y estructuras de datos auxiliares. Los resultados de la experimentación muestran la efectividad del método y su flexibilidad frente a cambios en el ambiente de trabajo.

Este trabajo puede ser incorporado al sistema de diseño de redes fotogramétricas EPOCA y considerarse como un nuevo paso hacia la automatización de tareas visuales de alta precisión. Si bien, en este trabajo se consideran aspectos de cinemática directa e inversa para validar las posiciones que los manipuladores pueden alcanzar, la planeación de movimientos puede ser incorporada en la determinación de restricciones operacionales y en el cálculo de la función de aptitud. Actualmente no se incorporan obstáculos a la simulación. De esta manera, las colisiones entre los robots, por ejemplo, no son consideradas. Por otro lado, aspectos específicos al proceso evolutivo, tales como el tamaño de la cadena de representación, modificaciones a los operadores genéticos, así como la incorporación de coevolución pueden ser estudiados en trabajos futuros.

6. REFERENCIAS

- Bean, J., *Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization*. ORSA Journal on computing. 6(2):154-160 p. 1994.
- Marchand, E. and Chaumette F., *Active vision for complete scene reconstruction and exploration*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 21(1):65-72 p. 1999.
- Olague, G., *Planification du placement de caméras pour des mesures 3D de précision*. Tesis de Doctorado, Institut National Polytechnique de Grenoble. <ftp://ftp.imag.fr/pub/Mediatheque/IMAG/theses/98-Olague.Gustavo/notice-francais.html>. 1998.
- Olague, G., *Autonomous Photogrammetric Network Design using Genetic Algorithms*. In Applications of Evolutionary Computing, volume 2037 of Lecture Notes in Computer Science, eds. Boers et al., Springer-Verlag, Lake Como Italy. 10 pp. 2001.
- Olague, G. and Dunn E., *Multiple Robot Task Distribution: Towards an Autonomous Photogrammetric System*. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 3235-3240. October 7-10, Tucson, Arizona, USA. 2001.
- Olague, G. and Mohr R., *Optimal Camera Placement for Accurate Reconstruction*. Pattern Recognition, Vol. 35(4):927-944 p. 2002.
- Olague, G., *Automated Photogrammetric Network Design using Genetic Algorithms*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. (in press). 2002.
- Pito, R., *A solution to the next best view problem for automated surface acquisition*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21(10):1016-1030 p. 1999.
- Reed, M. and Allen, P., *Constraint-based sensor planning for scene modeling*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(12): 1460-1467 p. 2000.
- Roberts, D. and Marshall, A., *Viewpoint planning for complete three dimensional object surface coverage with a variety of vision system configurations*, Dept. of computer Science, Cardiff University. [URL:www.dai.ed.ac.uk/daidd/people/homes/rbf/CVonline/LOCAL-COPIES/MARSHALL2/viewpln.htm](http://www.dai.ed.ac.uk/daidd/people/homes/rbf/CVonline/LOCAL-COPIES/MARSHALL2/viewpln.htm). 1997.
- Sakane, S., Niepold, R., Sato, T. and Shirai, T., *Illumination setup planning for a hand-eye system based on an environmental model*. Advanced Robotics. 6(4):461-482p. 1992.
- Triggs, B. and Laugier, C., *Automatic task planning for robot vision*. Int. Symposium of Robotics Research. 1995.