

Optimización del Diseño de un Brazo de Robot usando Algoritmos Genéticos

Carlos Artemio Coello Coello
Department of Computer Science
Tulane University
301 Stanley Thomas Hall
New Orleans, LA 70118 (U.S.A.)
coello@eecs.tulane.edu

Luis Fernando Curi Quintal
Escuela de Matemáticas
Universidad Autónoma de Yucatán
Calle 8 x 21 S/N Col. María Luisa, C.P. 97199
Mérida, Yucatán (México)
cquintal@tunku.uady.mx

Resumen

En este trabajo presentamos una técnica híbrida para optimizar el balanceo de los contrapesos de un brazo de robot, mediante la combinación de un algoritmo genético y el método min-max de optimización con múltiples objetivos, con la finalidad de obtener el conjunto de soluciones de Pareto. Este conjunto corresponde a varios diseños posibles del robot, de los cuales el diseñador habrá de seleccionar el que desee. Nuestra técnica se compara con una técnica de búsqueda min-max tradicional, en la cual se usó una combinación de búsqueda aleatoria y secuencial para generar las soluciones de Pareto. Nuestros resultados muestran cómo el algoritmo genético es capaz de obtener soluciones con una menor desviación del vector ideal para este problema altamente no convexo, en el cual la cantidad de tiempo de proceso requerido es una restricción seria dada la complejidad de los cálculos involucrados.

Palabras clave : robótica, algoritmos genéticos, optimización, método min-max, diseño óptimo.

1. Introducción

El uso de robots industriales en diferentes campos de la tecnología se está volviendo cada día más común, haciendo cada vez más necesario mejorar su eficiencia en términos de consumo de energía y precisión en su operación. El balanceo adecuado de un manipulador es una forma de mejorar tal eficiencia, y existen 2 métodos principales para lograrlo [1]: a) mediante mecanismos de resorteo, y b) mediante contrapesos. El segundo enfoque se seleccionó para este trabajo por contar con una gran aceptación en la literatura especializada. En él se pretende establecer una mejor distribución de las masas de los mecanismos del robot, de forma que se minimicen las fuerzas conductoras o momentos de torsión, así como las reacciones de apoyo en las juntas. Puesto que estos dos criterios tienen que satisfacerse al mismo tiempo, éste es un problema de optimización con objetivos múltiples. Las longitudes y las masas de los mecanismos de balanceo del brazo

de robot se usan como variables de diseño, y se imponen diversas restricciones derivadas de los movimientos permisibles del mismo. El modelo de optimización usado para este trabajo se basa en la dinámica de cuerpo rígido del PUMA-560 [2][3]. Nosotros utilizamos una técnica híbrida para resolver este problema, en la cual se combinó un algoritmo genético con el método min-max para obtener el conjunto de Pareto, el cual corresponde a varios diseños posibles, de los cuales el diseñador deberá seleccionar el más adecuado. Este conjunto se obtuvo variando la importancia de cada una de las cuatro funciones objetivo derivada del modelo de optimización—dos momentos de torsión y dos reacciones—. Nuestro enfoque se compara con una técnica min-max más tradicional, en la cual se usa una combinación de búsqueda aleatoria y secuencial para generar las soluciones de Pareto. Este problema tiene un espacio de búsqueda altamente no convexo, lo cual implica la presencia de varios mínimos locales. Además, se requiere una gran cantidad de tiempo de CPU para evaluar los diferentes objetivos del problema, lo cual plantea retos muy interesantes cuando se intenta aplicar una heurística como el algoritmo genético.

2. Planteamiento del Problema

Consideremos el PUMA-560 mostrado en la Figura 1. Koski y Osyczka [1] presentan un modelo de optimización con objetivos múltiples de este brazo, basado en su dinámica de cuerpo rígido. Mediante el uso de las coordenadas angulares del PUMA-560, podemos calcular los momentos torsionantes generalizados en cada junta aplicando la siguiente ecuación:

$$M_{ii} = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta_i} \quad (1)$$

donde θ_i es la rotación en la junta i , y $\dot{\theta}_i$ es la velocidad angular correspondiente. El término

$$L = T - V \quad (2)$$

representa la función Lagrangiana del sistema mecánico. Aquí, T es la energía cinética total del sistema y V es la energía potencial total. La aplicación de la Ecuación (1) a un brazo de robot completamente articulado resulta en el siguiente sistema no lineal de ecuaciones diferenciales de segundo orden:

$$A\ddot{\theta} + B\dot{\theta}^2 + c - m = 0 \quad (3)$$

de donde, el vector de aceleraciones angulares está dado por

$$\ddot{\theta} = (\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2, \dots, \ddot{\theta}_N)^T \quad (4)$$

y el vector de velocidades angulares al cuadrado está dado por

$$\dot{\theta}^2 = (\dot{\theta}_1\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_1\dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_1\dot{\theta}_N \mid \dot{\theta}_2\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2\dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_2\dot{\theta}_N \mid \dots \dot{\theta}_k\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_k\dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_k\dot{\theta}_N \mid \dots \dot{\theta}_N\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_N\dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_N\dot{\theta}_N)^T$$

donde N es el número de juntas. Los elementos de la matriz A son los términos de inercia, y los elementos de la matriz B representan los términos centripetales y de Coriolis. Todos estos términos dependen de la posición del brazo. Las Ecuaciones Cinéticas (1), (2) y (3) representan el movimiento de cuerpo rígido del brazo, y son geoméricamente no lineales debido a las grandes rotaciones de θ_i .

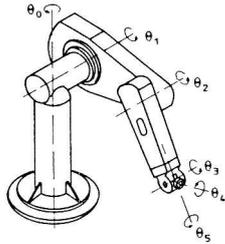


Figura 1 : Brazo de robot PUMA-560 y representación esquemática de los ángulos coordinados θ_i . Tomado de Armstrong et al. [3].

El manipulador es una estructura isostática y por tanto es posible obtener expresiones explícitas para todas las fuerzas y momentos en el sistema. La fricción en las juntas así como la flexibilidad del brazo no se incluyen en el modelo de diseño que se describirá a continuación. Para la aplicación de los métodos de optimización existentes, se consideró un brazo de robot de dos miembros, el cual corresponde a las dos articulaciones del robot PUMA-560 en un

movimiento bidimensional. Se asume que este brazo se mueve sólo en el plano xy (las coordenadas angulares θ_i correspondientes se muestran en la Figura 2). Las masas de los miembros son m_1 y m_2 , y se localizan como masas puntuales a distancias e_1 y e_2 de las juntas. La carga externa está representada por la masa puntual m_3 . En el modelo usado por Koski y Osyczka, sólo las masas de contrapeso m_4 y m_5 , así como las distancias x_1 y x_2 de las juntas, son tratadas como variables de diseño, mientras que todas las demás cantidades permanecen fijas.

Los momentos torsionantes de este segmento de dos miembros se obtienen de la Ecuación (1), y se expresan de la forma siguiente:

$$\begin{aligned} M_{t1} &= D_{11}\ddot{\theta}_1 + D_{12}\ddot{\theta}_2 + D_{11}^1\dot{\theta}_1^2 + D_{12}^2\dot{\theta}_2^2 \\ &+ (D_{12}^1 + D_{11}^2)\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 + D_1 \\ M_{t2} &= D_{21}\ddot{\theta}_1 + D_{22}\ddot{\theta}_2 + D_{21}^1\dot{\theta}_1^2 + D_{22}^2\dot{\theta}_2^2 \\ &+ (D_{22}^1 + D_{21}^2)\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 + D_2 \end{aligned} \quad (5)$$

Los coeficientes para el momento torsionante M_{t1} son:

$$\begin{aligned} D_{11} &= m_1e_1^2 + m_4x_1^2 + m_2e_2^2 + m_3L_2^2 + m_5x_2^2 + \\ &(m_2 + m_3 + m_5)L_1^2 + 2m_2e_2L_1 \cos \theta_2 + 2m_3L_1L_2 \cos \theta_2 \\ &- 2m_5x_2L_1 \cos \theta_2 + J_1 + J_2 \\ D_{12} &= m_2e_2^2 + m_3L_2^2 + m_5x_2^2 + m_2e_2L_1 \cos \theta_2 \\ &+ m_3L_1L_2 \cos \theta_2 - m_5x_2L_1 \cos \theta_2 + J_2 \\ D_{11}^1 &= -m_5x_2L_1[\sin(\theta_0 + \theta_1) + \sin \theta_2] + m_5x_2^2 \sin 2\theta_0 \\ D_{12}^2 &= -m_2e_2L_1 \sin \theta_2 - m_3L_1L_2 \sin \theta_2 \\ &- m_5x_2L_1 \sin(\theta_0 + \theta_1) + m_5x_2^2 \sin 2\theta_0 \\ D_{12}^1 + D_{11}^2 &= -2m_2e_2L_1 \sin \theta_2 - 2m_3L_1L_2 \sin \theta_2 \\ &- 2m_5x_2L_1 \sin(\theta_0 + \theta_1) + 2m_5x_2^2 \sin 2\theta_0 \\ D_1 &= m_1ge_1 \cos \theta_1 - m_4gx_1 \cos \theta_1 + m_2ge_2 \cos \theta_0 \\ &+ m_3gL_2 \cos \theta_0 - m_5gx_2 \cos \theta_0 + (m_2 + m_3 + m_5)gL_1 \cos \theta_1 \end{aligned}$$

Los coeficientes para el momento torsionante M_{t2} son:

$$\begin{aligned} D_{21} &= m_2(L_1e_2 \cos \theta_2 + e_2^2) + m_3(L_1L_2 \cos \theta_2 + L_2^2) \\ &- m_5(L_1x_2 \cos \theta_2 - x_2^2) + J_2 \\ D_{22} &= m_2e_2^2 + m_3L_2^2 + m_5x_2^2 + J_2 \\ D_{21}^1 &= m_2L_1e_2 \sin \theta_2 + m_3L_1L_2 \sin \theta_2 \\ &+ m_5(2x_2^2 \sin \theta_0 \cos \theta_0 - L_1x_2 \sin \theta_2) \\ D_{22}^2 &= 2m_5x_2^2 \sin \theta_0 \cos \theta_0 \end{aligned} \quad (6)$$

$$D_{22}^1 + D_{21}^2 = 4m_5x_2^2 \sin\theta_0 \cos\theta_0 \quad (7)$$

$$D_2 = m_2ge_2 \cos\theta_0 + m_3gL_2 \cos\theta_0 - m_5gx_2 \cos\theta_0 \quad (8)$$

donde J_1 y J_2 son las inercias rotatorias de los miembros 1 y 2, respectivamente. La notación $\theta_0 = \theta_1 + \theta_2$ se usa para simplificar las expresiones.

Además de los momentos torsionantes, se toman en cuenta también las fuerzas de las juntas en el proceso de optimización. En esta aplicación, la forma más conveniente de resolverlas es usar las condiciones de equilibrio de las fuerzas, tanto en la dirección x , como en la dirección y . Para tal fin, se muestran los diagramas de cuerpo libre de ambos miembros en la Figura 3. Las direcciones positivas de esta figura están asociadas con los ejes xy globales y la dirección de rotación positiva es al contrario de las manecillas del reloj. Calculando las aceleraciones de la ecuación cinemática

$$a_p = a_Q + \alpha \times r_{p/Q} + \omega \times (\omega \times r_{p/Q}) \quad (9)$$

se pueden obtener expresiones analíticas para a_i (1, K, 5). Aquí, a_Q es el vector aceleración del punto de comparación, α es el vector de aceleración angular, $r_{p/Q}$ es el vector de posición del punto P al punto Q a lo largo del miembro, y ω es la velocidad angular del miembro. Para el miembro 1, el punto Q es el punto de apoyo y $\alpha = (0, 0, \ddot{\theta}_1)^T$, $\omega = (0, 0, \dot{\theta}_1)^T$. Para el miembro 2, el punto Q están en la junta y $\alpha = (0, 0, \ddot{\theta}_0)^T$, $\omega = (0, 0, \dot{\theta}_0)^T$, donde $\theta_0 = \theta_1 + \theta_2$. El vector $r_{p/Q}$ depende de los 5 puntos de cálculo que se seleccionen. Aquí, las expresiones detalladas para las aceleraciones se presentan por separado, y aparecen también como parte de los términos de la Ecuación (5). Las fuerzas de inercia correspondientes $m_i a_i$ ($i = 1, \dots, 5$) y los momentos $J_j \alpha_j$ ($j = 1, 2$) con los diagramas de cuerpo libre completos se muestran en la Figura 3.

Las aceleraciones de los puntos en los cuales se localizan las masas puntuales tienen las siguientes expresiones explícitas:

$$a_1 = \ddot{\theta}_1 e_1 \begin{bmatrix} -\sin\theta_1 \\ \cos\theta_1 \end{bmatrix} - \dot{\theta}_1^2 e_1 \begin{bmatrix} \cos\theta_1 \\ \sin\theta_1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$a_2 = \ddot{\theta}_1 L_1 \begin{bmatrix} -\sin\theta_1 \\ \cos\theta_1 \end{bmatrix} - \dot{\theta}_1^2 L_1 \begin{bmatrix} \cos\theta_1 \\ \sin\theta_1 \end{bmatrix} + e_2 \ddot{\theta}_0 \begin{bmatrix} -\sin\theta_0 \\ \cos\theta_0 \end{bmatrix} + e_2 \dot{\theta}_0^2 \begin{bmatrix} -\cos\theta_0 \\ -\sin\theta_0 \end{bmatrix}$$

$$a_3 = \ddot{\theta}_1 L_1 \begin{bmatrix} -\sin\theta_1 \\ \cos\theta_1 \end{bmatrix} - \dot{\theta}_1^2 L_1 \begin{bmatrix} \cos\theta_1 \\ \sin\theta_1 \end{bmatrix} + L_2 \ddot{\theta}_0 \begin{bmatrix} -\sin\theta_0 \\ \cos\theta_0 \end{bmatrix} + L_2 \dot{\theta}_0^2 \begin{bmatrix} -\cos\theta_0 \\ -\sin\theta_0 \end{bmatrix}$$

$$a_4 = \ddot{\theta}_1 x_1 \begin{bmatrix} \sin\theta_1 \\ -\cos\theta_1 \end{bmatrix} - \dot{\theta}_1^2 x_1 \begin{bmatrix} \cos\theta_1 \\ \sin\theta_1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$a_5 = \ddot{\theta}_1 L_1 \begin{bmatrix} -\sin\theta_1 \\ \cos\theta_1 \end{bmatrix} - \dot{\theta}_1^2 L_1 \begin{bmatrix} \cos\theta_1 \\ \sin\theta_1 \end{bmatrix} + x_2 \ddot{\theta}_0 \begin{bmatrix} \sin\theta_0 \\ -\cos\theta_0 \end{bmatrix} + x_2 \dot{\theta}_0^2 \begin{bmatrix} \cos\theta_0 \\ -\sin\theta_0 \end{bmatrix}$$

Aquí se han utilizado nuevamente las notaciones $\theta_0 = \theta_1 + \theta_2$, $\dot{\theta}_0 = \dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2$ y $\ddot{\theta}_0 = \ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2$. Aplicando las condiciones de equilibrio de fuerzas en las direcciones de los ejes coordenados, se obtienen las siguientes reacciones en las juntas (ver Figura 3) para el miembro 2:

$$\begin{aligned} R_{2x} &= m_2 a_{2x} + m_3 a_{3x} + m_5 a_{5x} \\ R_{2y} &= m_2 a_{2y} + m_3 a_{3y} + m_5 a_{5y} + (m_2 + m_3 + m_5)g \end{aligned} \quad (12)$$

El momento torsionante M_{t2} en la junta puede ser calculado de la condición de equilibrio de momentos. Aplicando la misma rutina al miembro 1, es posible derivar expresiones para las reacciones de apoyo:

$$\begin{aligned} R_{1x} &= m_1 a_{1x} + m_2 a_{2x} + m_3 a_{3x} + m_4 a_{4x} + m_5 a_{5x} \\ R_{1y} &= m_1 a_{1y} + m_2 a_{2y} + m_3 a_{3y} + m_4 a_{4y} + m_5 a_{5y} \\ &+ (m_1 + m_2 + m_3 + m_4 + m_5)g \end{aligned} \quad (13)$$

El momento torsionante M_{t1} se obtiene nuevamente de la condición de equilibrio de momentos. Los momentos torsionantes M_{t1} y M_{t2} correspondientes al enfoque Lagrangiano deben ser los mismos que los calculados a partir de la Ecuación (5). Las reacciones de apoyo resultantes son:

$$R_1 = \sqrt{R_{1x}^2 + R_{1y}^2}, R_2 = \sqrt{R_{2x}^2 + R_{2y}^2} \quad (14)$$

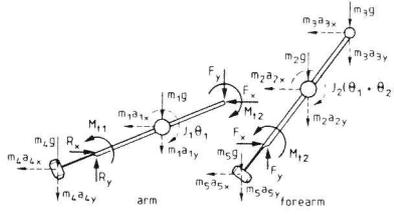


Figura 2 : Modelo mecánico del brazo de robot usado para nuestro trabajo. Tomado de Koski y Osyczka [1].

Los momentos torsionantes M_{ii} y las fuerzas R_i son los criterios que se escogen en nuestro modelo de optimización. Es importante presentar las expresiones detalladas para M_{ii} y R_i debido a que la elección de las variables de diseño así como la complejidad general del problema de optimización se asocian con estas fórmulas.

Dada la información anterior, podemos ahora formular el problema de optimización. El objetivo es encontrar las masas m_4 y m_5 para los contrapesos y las distancias x_1 y x_2 de las juntas, las cuales puedan minimizar los cuatro objetivos seleccionados. Consecuentemente, el vector de las variables de diseño es:

$$\bar{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T \quad (15)$$

donde los dos primeros valores corresponden a las distancias que se muestran en la Figura 2, $x_3 = m_4$ y $x_4 = m_5$. Los límites inferior y superior de todas estas variables de diseño pueden expresarse de la siguiente forma:

$$x_i^l \leq x_i \leq x_i^u, \quad i = 1, \dots, 4 \quad (16)$$

Los momentos torsionantes M_{t1} y M_{t2} en las juntas del brazo se escogieron como los dos primeros criterios del vector de funciones objetivo. Su minimización es importante porque con ella es posible usar motores más pequeños y el consumo de energía es inferior si los rangos de variación de los momentos torsionantes son pequeños [1]. En las expresiones explícitas de la Ecuación (5), aparecen los términos $m_4 x_1$, $m_4 x_1^2$, $m_5 x_2$, y $m_5 x_2^2$, y por tanto es razonable escoger las variables de diseño en la forma aquí presentada.

Los momentos torsionantes no dependen únicamente de las variables de diseño, sino también de la posición del brazo de robot (θ_1, θ_2) , de las velocidades angulares $(\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2)$ y de las aceleraciones angulares $(\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2)$. Usualmente, el

espacio de trabajo del brazo de robot está restringido, y por tanto se requieren restricciones de la forma:

$$\theta_i^l \leq \theta_i \leq \theta_i^u, \quad i = 1, 2 \quad (17)$$

Aquí, θ_i^l y θ_i^u son los límites inferior y superior de los ángulos θ_i . En cada posición del brazo, las velocidades y aceleraciones angulares pueden ser diferentes. Para optimizar el desempeño del robot, los momentos torsionantes deben ser tan pequeños como se pueda en todas las posiciones de trabajo y en todas las combinaciones existentes de velocidades y aceleraciones angulares. De tal forma, los dos primeros objetivos son:

$$\begin{aligned} f_1(\bar{x}) &= \max_{\theta_1} \max_{\theta_2} \max_{\dot{\theta}_i, \ddot{\theta}_i} M_{t1} \\ f_2(\bar{x}) &= \max_{\theta_1} \max_{\theta_2} \max_{\dot{\theta}_i, \ddot{\theta}_i} M_{t2} \end{aligned} \quad (19)$$

donde la notación $\dot{\theta}_i, \ddot{\theta}_i$ se asocia con el perfil de velocidad angular seleccionado. Este se muestra en la Figura 4, donde se asume un perfil trapezoidal, típico de las aplicaciones de robótica, para ambos miembros. Esta figura también presenta las aceleraciones angulares correspondientes.

La construcción de las juntas, especialmente en lo que respecta a la elección de apoyos, depende en gran medida de las fuerzas de reacción en las juntas. De tal forma, parece razonable escoger los valores máximos de las fuerzas de las juntas como los dos criterios adicionales. Usando los perfiles de velocidad trapezoidales (ver Figura 4), y todas las posiciones posibles del brazo, estos objetivos pueden expresarse de la forma siguiente

$$\begin{aligned} f_3(\bar{x}) &= \max_{\theta_1} \max_{\theta_2} \max_{\dot{\theta}_i, \ddot{\theta}_i} R_1 \\ f_4(\bar{x}) &= \max_{\theta_1} \max_{\theta_2} \max_{\dot{\theta}_i, \ddot{\theta}_i} R_2 \end{aligned} \quad (19)$$

La interpretación geométrica de estos cuatro objetivos es la siguiente [1]: un movimiento pequeño en cada posición (θ_1, θ_2) del brazo se lleva a cabo usando los perfiles trapezoidales fijos $(\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2, \ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2)$, mostrados en la Figura 4, y se seleccionan los valores máximos de los momentos torsionantes y las fuerzas de las juntas durante el movimiento.

Usando las variables de diseño x_i dadas en la Ecuación (3), los objetivos presentados en las Ecuaciones (18) y (19), y las restricciones de las Ecuaciones (16) y (17), es posible ahora formular el problema de optimización con objetivos múltiples [1]:

$$\min (f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), f_3(\bar{x}), f_4(\bar{x}))^T \quad (20)$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} \theta_i^l &\leq \theta_i \leq \theta_i^u \quad i=1,2 \\ x_i^l &\leq x_i \leq x_i^u, \quad i=1,2,3,4 \end{aligned} \quad (21)$$

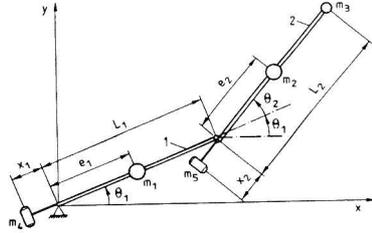


Figura 3 : Diagramas de cuerpo libre del brazo de robot. Tomados de Koski & Osyczka [1].

Los datos numéricos de diseño para el problema de ejemplo que consideramos para fines de nuestra investigación se proporcionan a continuación [1]. Estos valores son bastante cercanos a los de las dos articulaciones del PUMA-560 que se muestra en la Figura 1 [3].

$$\begin{aligned} m_1 &= 17 \text{ kg}, \quad m_2 = 6 \text{ kg}, \quad m_3 = 2 \text{ kg}, \\ L_1 &= L_2 = 0.43 \text{ m}, \quad e_1 = 0.07 \text{ m}, \quad e_2 = 0.14 \text{ m}, \\ \theta_1^l &= -40^\circ, \quad \theta_1^u = 220^\circ, \quad \theta_2^l = -140^\circ, \quad \theta_2^u = 140^\circ, \\ \dot{\theta}_{1\max} &= 2 \text{ rad/s}, \quad \dot{\theta}_{2\max} = 4 \text{ rad/s}, \quad (22) \\ \ddot{\theta}_{1\max} &= 10 \text{ rad/s}^2, \quad \ddot{\theta}_{2\max} = 20 \text{ rad/s}^2, \\ x_1^l &= x_2^l = 0, \quad x_1^u = x_2^u = 0.2 \text{ m}, \quad x_3^l = x_4^l = 0, \\ x_3^u &= 35 \text{ kg}, \quad x_4^u = 15 \text{ kg}, \\ J_1 &= 0.2619 \text{ kg-m}^2, \quad J_2 = 0.0924 \text{ kg-m}^2 \end{aligned}$$

3. Procedimiento de Solución

Para obtener el término $\max_{\theta_1}(\cdot)$, seguimos el procedimiento dado por Koski y Osyczka [1]:

1. Calcular los torques y las fuerzas de las juntas en las posiciones $\theta_1^l, \theta_1^l + \Delta\theta_1, \theta_1^l + 2\Delta\theta_1, \dots, \theta_1^u$, donde el incremento $\Delta\theta_1$ se decidió que fuera de 20 grados.

2. Seleccionar por separado el valor máximo para cada objetivo.

3. Llevar a cabo los mismos cálculos para $\max_{\theta_2}(\cdot)$ con un incremento $\Delta\theta_2$ (también se usan 20 grados).

4. Los términos $\max_{\theta_i}(\cdot)$ se calculan usando algunas combinaciones selectas de $\dot{\theta}_i$ y $\ddot{\theta}_i$ para valores

dados de θ_1 y θ_2 . La Tabla 1 contiene los siete puntos seleccionados para nuestros cálculos.

5. Después de calcular M_{ii} y R_i para todas las filas de la Tabla 1, pueden escogerse los valores máximos.

Punto	$\dot{\theta}_1$	$\dot{\theta}_2$	$\ddot{\theta}_1$	$\ddot{\theta}_2$
1	0	0	$\ddot{\theta}_{1\max}$	$\ddot{\theta}_{2\max}$
2	$\frac{1}{2} \dot{\theta}_{1\max}$	$\frac{1}{2} \dot{\theta}_{2\max}$	$\ddot{\theta}_{1\max}$	$\ddot{\theta}_{2\max}$
3	$\dot{\theta}_{1\max}$	$\dot{\theta}_{2\max}$	$\ddot{\theta}_{1\max}$	$\ddot{\theta}_{2\max}$
4	$\dot{\theta}_{1\max}$	$\dot{\theta}_{2\max}$	0	0
5	$\dot{\theta}_{1\max}$	$\dot{\theta}_{2\max}$	$-\ddot{\theta}_{1\max}$	$-\ddot{\theta}_{2\max}$
6	$\frac{1}{2} \dot{\theta}_{1\max}$	$\frac{1}{2} \dot{\theta}_{2\max}$	$-\ddot{\theta}_{1\max}$	$-\ddot{\theta}_{2\max}$
7	0	0	$-\ddot{\theta}_{1\max}$	$-\ddot{\theta}_{2\max}$

Tabla 1: Velocidades y aceleraciones angulares en los puntos de cálculo mostrados en la Figura 4.

Obviamente, entre menor sea el valor de $\Delta\theta_i$ mayor será la precisión que se obtenga, pero también será mayor el tiempo de cálculo que se requiera. Experimentalmente encontramos que aún un incremento aparentemente grande como el que nosotros usamos no afecta significativamente el resultado final. Sin embargo, en términos de tiempo, este valor hace una enorme diferencia, particularmente si consideramos que usando búsqueda aleatoria o el algoritmo genético, todos estos cálculos tienen que llevarse a cabo un gran número de veces. Para tener una idea de la importancia de este parámetro, cuando se usa un incremento de un grado, el tiempo requerido para obtener una serie de resultados (es decir, los valores finales de las cuatro funciones objetivo) es de alrededor de 2 minutos y 20 segundos en una estación de trabajo Sun con cuatro CPUs HyperSparc de 90 MHz. Este tiempo se reduce a sólo un segundo cuando usamos incrementos de 20 grados, sin que haya ninguna pérdida significativa de precisión (normalmente las diferencias estuvieron en el orden de los centésimos y milésimos).

3.1 El Método Min-Max Clásico

En el método min-max clásico, también conocido como el método del *Criterio Global* [4], una solución óptima es un vector de variables de decisión que minimiza algún criterio global. Una función que describa este criterio global es una medida de qué tan cerca puede estar el diseñador del vector ideal—

el vector que contiene las soluciones óptimas de todas las funciones objetivo, asumiendo que estas fuesen tratadas independientemente—, el cual denotaremos mediante f^0 . La forma más común de esta función es:

$$f(x) = \sum_{i=1}^k \left(\frac{f_i^0 - f_i(x)}{f_i^0} \right)^p \quad (23)$$

donde k es el número de funciones objetivo.

Para esta fórmula, Boychuck y Ovhinnikov [5] han sugerido $p=1$, y Salukvadze [6] ha sugerido $p=2$, pero pueden usarse también otros valores para p . Otro posible parámetro de medición de qué tan cerca estamos de la solución ideal es una familia de las L_p -métricas definida de la forma siguiente [7]:

$$L_p(f) = \left(\sum_{i=1}^k |f_i^0 - f_i(x)|^p \right)^{1/p} \quad 1 \leq p \leq \infty \quad (24)$$

En vez de desviaciones en un sentido absoluto, se recomienda utilizar desviaciones relativas [4][7] en la Ecuación (24), tales como:

$$\frac{f_i^0 - f_i(x)}{f_i^0} \quad (25)$$

la cual tiene un significado sustancial en cualquier contexto dado.

Al método del criterio global con la $L_\infty(f)$ -métrica se le llama *min-max*, porque para tal métrica el óptimo x^* se define como:

$$f(x^*) = \min_x \max_i \left| \frac{f_i^0 - f_i(x)}{f_i^0} \right| \quad i = 1, \dots, k \quad (26)$$

La solución a este problema de optimización produce el mejor compromiso entre los objetivos, de tal forma que todos ellos son considerados con la misma importancia. El uso de pesos ha sido introducido antes [7] en conjunto con este método, con la finalidad de jerarquizar la importancia del criterio candidato, de forma que el método min-max pueda ser redefinido de la forma siguiente:

$$f(x^*) = \min_x \max_i \omega_i \left| \frac{f_i^0 - f_i(x)}{f_i^0} \right| \quad i = 1, \dots, k \quad (27)$$

donde ω_i es el peso que representa la importancia relativa del i -ésimo criterio. Koski y Osyczka [1] tomaron este enfoque para resolver el problema de balanceo de pesos presentado en este trabajo, usando el Sistema de Optimización con Objetivos Múltiples Asistido por Computadora (CAMOS, por sus siglas en inglés) [8]. Este método, que combina búsqueda

aleatoria y secuencial, fue utilizado para generar las soluciones óptimas de Pareto. Para ello, primero generaron algunos puntos mediante búsqueda aleatoria y los mejores de ellos fueron almacenados y usados como puntos de arranque para el procedimiento de búsqueda secuencial. Posteriormente, minimizaron cada objetivo por separado, a fin de obtener el conjunto de soluciones óptimas, de forma que pudieran usar el método min-max con pesos descrito anteriormente para generar varias soluciones óptimas de Pareto. Los pesos fueron seleccionados de forma que su suma siempre fuera igual a uno. Mientras buscaban el vector ideal y los otros óptimos de Pareto, usaron el método de búsqueda aleatoria en combinación con el método simplex de Nelder-Mead [9] con una función de castigo.

3.2. Uso del Algoritmo Genético

Nuestro enfoque consistió en usar un algoritmo genético (AG) para obtener tanto el vector ideal como las soluciones óptimas de Pareto. Primero, corrimos varios AGs para optimizar cada objetivo por separado. Después, haciendo uso de este vector, introducimos la siguiente función de aptitud:

$$t_1 = \left| \frac{f_1^0 - f_1}{f_1^0} \right| \quad t_2 = \left| \frac{f_2^0 - f_2}{f_2^0} \right| \quad t_3 = \left| \frac{f_3^0 - f_3}{f_3^0} \right| \quad t_4 = \left| \frac{f_4^0 - f_4}{f_4^0} \right|$$

$$t_5 = \left| \frac{f_1^0 - f_1}{f_1} \right| \quad t_6 = \left| \frac{f_2^0 - f_2}{f_2} \right| \quad t_7 = \left| \frac{f_3^0 - f_3}{f_3} \right| \quad t_8 = \left| \frac{f_4^0 - f_4}{f_4} \right|$$

$$\begin{aligned} \text{if } (t_1 > t_5) \ z_1 = t_1 \ \text{else } z_1 = t_5 \\ \text{if } (t_2 > t_6) \ z_2 = t_2 \ \text{else } z_2 = t_6 \\ \text{if } (t_3 > t_7) \ z_3 = t_3 \ \text{else } z_3 = t_7 \\ \text{if } (t_4 > t_8) \ z_4 = t_4 \ \text{else } z_4 = t_8 \\ z = w_1 z_1 + w_2 z_2 + w_3 z_3 + w_4 z_4 \\ \text{fitness} = \frac{1}{z} \end{aligned} \quad (28)$$

Los pesos w_i también se escogieron de forma que $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$.

Para todas las pruebas que corrimos, utilizamos selección mediante torneo binario, cruza de dos puntos, y un tamaño de población de 100 cromosomas. En vez de hacer varias corridas con valores aleatorios para las probabilidades de cruza y de mutación, usamos un ciclo anidado en el cual estos dos valores variaron de 0.1 a 0.9 con incrementos de 0.1, a lo largo de 50 generaciones. Esto implica que se requirieron 81 corridas para cada diseño. Este procedimiento probó ser muy confiable en términos de encontrar "buenas" soluciones con el AG, utilizando una representación

de punto flotante. El tiempo de ejecución se vuelve un problema a tomar en consideración, dado que cada corrida del AG toma alrededor de 2.5 horas en una estación de trabajo Sun con cuatro CPUs HyperSparc de 90 MHz de velocidad. Sin embargo, la independencia de cada proceso hizo posible correrlos simultáneamente en diferentes máquinas, a fin de mejorar la eficiencia del AG.

4. Comparación de Resultados

Generamos los quince diseños óptimos de Pareto presentados por Koski y Osyczka [1], los cuales incluyen los cuatro valores óptimos de cada función objetivo considerada por separado (el vector ideal).

Método	w_1	w_2	w_3	w_4	f_1	f_2	f_3	f_4	x_1	x_2	x_3	x_4	$L_p(f)$
Koski	1	0	0	0	112.75	39.06	750.60	303.09	0.199	0.199	34.98	5.77	20.72
GA	1	0	0	0	92.03	40.21	687.37	217.41	0.1568	0.200	35.0	1.299	0
Koski	0	1	0	0	216.76	30.21	713.05	452.31	0.175	0.114	10.24	14.86	0.62
GA	0	1	0	0	168.92	29.59	891.62	444.14	0.200	0.0932	35.0	15.0	0
Koski	0	0	1	0	133.11	41.94	374.82	195.23	0.198	0.140	0.001	0.002	0.02
GA	0	0	1	0	133.10	41.94	374.80	195.21	0.200	0.200	0.00	0.001	0
Koski	0	0	0	1	111.19	41.94	485.66	195.21	0.191	0.198	14.3	0.001	0.02
GA	0	0	0	1	105.36	41.94	693.39	195.19	0.200	0.0932	35.0	0.001	0
Koski	0.25	0.25	0.25	0.25	138.88	38.93	510.18	268.92	0.186	0.198	7.95	4.06	0.3809
GA	0.25	0.25	0.25	0.25	133.16	41.87	375.73	195.92	0.200	0.200	0.029	0.045	0.2170
Koski	0.3	0.3	0.2	0.2	139.91	37.98	612.36	298.39	0.171	0.184	16.9	5.66	0.4737
GA	0.3	0.3	0.2	0.2	102.45	41.87	532.12	195.92	0.200	0.200	20.46	0.045	0.2431
Koski	0.35	0.35	0.15	0.15	152.99	37.74	667.45	336.62	0.194	0.182	19.6	7.59	0.5540
GA	0.35	0.35	0.15	0.15	96.99	40.70	581.09	209.56	0.200	0.200	25.055	0.853	0.2438
Koski	0.4	0.4	0.1	0.1	152.76	38.85	800.85	344.61	0.130	0.193	32.9	7.84	0.5793
GA	0.4	0.4	0.1	0.1	94.71	40.20	615.27	215.86	0.200	0.1778	27.689	1.237	0.2298
Koski	0.2	0.2	0.3	0.3	136.76	38.91	505.85	264.17	0.190	0.197	8.05	3.82	0.3711
GA	0.2	0.2	0.3	0.3	133.15	41.87	375.76	195.92	0.200	0.200	0.033	0.045	0.1742
Koski	0.15	0.15	0.35	0.35	139.62	38.63	457.88	245.80	0.200	0.200	0.039	0.044	0.2917
GA	0.15	0.15	0.35	0.35	133.14	41.87	375.79	195.91	0.200	0.200	0.039	0.044	0.1315
Koski	0.1	0.1	0.4	0.4	141.63	39.46	408.89	228.29	0.103	0.114	0.138	2.080	0.1915
GA	0.1	0.1	0.4	0.4	133.16	41.87	375.72	195.91	0.200	0.200	0.030	0.044	0.08862
Koski	0.5	0.1	0.2	0.2	99.44	41.46	592.53	202.09	0.172	0.093	26.50	0.450	0.2036
GA	0.5	0.1	0.2	0.2	98.91	41.88	553.41	195.84	0.200	0.200	23.244	0.040	0.1749
Koski	0.1	0.5	0.2	0.2	153.03	35.75	645.41	335.46	0.198	0.157	17.000	7.840	0.4584
GA	0.1	0.5	0.2	0.2	133.25	41.84	375.83	196.25	0.200	0.200	0.000	0.065	0.2533
Koski	0.4	0.2	0.2	0.2	121.99	38.42	606.99	258.65	0.148	0.182	20.600	3.600	0.3788
GA	0.4	0.2	0.2	0.2	98.91	41.87	553.44	195.91	0.200	0.200	23.243	0.044	0.2090
Koski	0.2	0.4	0.2	0.2	162.68	39.11	583.60	319.94	0.152	0.198	10.300	6.600	0.5215
GA	0.2	0.4	0.2	0.2	133.16	41.87	375.74	195.92	0.200	0.200	0.031	0.045	0.2566

Tabla 2 : Soluciones mínimas y Pareto-óptimas para el brazo de robot cuyo modelo mecánico se muestra en la Figura 2.

Para evaluar nuestros resultados, usamos como parámetro la desviación máxima del óptimo, la cual se define mediante:

$$L_p(f) = \sum_{i=1}^4 w_i \left| \frac{f_i^0 - f_i(x)}{\rho_i} \right| \quad (29)$$

donde $\rho_i = f_i^0$ o $f_i(x)$ dependiendo de cual da el valor máximo de $L_p(f)$.

La comparación de nuestros resultados con los de Koski y Osyczka [1] se muestran en la Tabla 2. Las primeras ocho filas corresponden al vector ideal, y por tanto en esos casos la desviación $L_p(f)$ se calcula directamente comparando los dos resultados, tomando el menor como el óptimo, y la diferencia del otro con respecto al primero como la desviación.

Podemos ver claramente cómo el AG proporcionó mejores resultados en todos los casos. Debido a que Koski y Osyczka no precisan el valor que utilizaron para $\Delta\theta_i$, no pudimos hacer una comparación directa de sus resultados con los producidos por nuestro método. Nuestro criterio consistió en recalcular los valores de las funciones objetivo usando un incremento $\Delta\theta_i = 1$. Sin embargo, usamos un incremento de 20 grados dentro del AG, con la finalidad de reducir el tiempo de evaluación de la función. Pese a esta notable diferencia en cuanto al incremento utilizado, los resultados numéricos finales no variaron demasiado.

De estos resultados podemos ver que el conjunto de pesos $w_1 = 0.1$, $w_2 = 0.1$, $w_3 = 0.4$ y $w_4 = 0.4$ proporciona el mejor compromiso de todos.

Otros aspectos importantes que deben destacarse de estos resultados es que hay una gran variación en los rangos de las soluciones, y que cuando la masa del contrapeso está cercana a cero, las variables x_1 y x_2 (distancias de las juntas) pueden tomar cualquier valor que queramos, porque no influyen en la solución de ninguna manera significativa.

5. Trabajo Futuro

Estamos considerando el uso de varios enfoques más a la optimización con objetivos múltiples, que se han propuesto en la comunidad científica que trabaja con AGs. Por ejemplo, nos gustaría probar VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) [10], y el enfoque de suma con pesos que propusieron Hajela y Lin [11], el cual incluye los pesos de cada objetivo en el cromosoma y promueve su diversidad en la población a través del compartimiento de aptitud. Esto permite la generación simultánea de una familia de diseños óptimos en el sentido de Pareto, correspondientes a diferentes pesos, en una sola corrida del AG.

También estamos interesados en utilizar MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm) [12] propuesto por Fonseca y Fleming, el cual usa un criterio de asignación de rangos a cada cromosoma, en base al número de individuos en la población que lo dominan, de tal forma que a todos los individuos no dominados se les asigne el mismo rango, mientras que los individuos dominados son penalizados de acuerdo a la densidad de la población de la región correspondiente del espacio de solución que estamos explorando. Este es un enfoque de Pareto a la selección del AG que parece muy prometedor. Finalmente, NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) propuesto por Srinivas y Deb [13] es otra opción muy interesante. En este caso, a la población también se le asigna rangos en base a su no dominio antes de la selección: todos los individuos no dominados se clasifican en una categoría (con un valor de aptitud ficticio, el cual es proporcional al tamaño de la población, a fin de proporcionar un potencial reproductivo igual para estos individuos). Para mantener la diversidad de la población, estos individuos clasificados son compartidos con sus valores de aptitud ficticios, y posteriormente este grupo se ignora y otra capa de individuos no dominados se toma en consideración. Este proceso se repite hasta que todos los individuos de la población están clasificados.

Finalmente, debido a la gran cantidad de tiempo máquina que este problema requiere, sería deseable explorar el uso de otras técnicas que puedan reducir el número de evaluaciones de la función, como la aproximación de funciones mediante polinomios de

bajo orden sobre alguna región pequeña [14]. En este caso una función computacionalmente costosa se evalúa en un número suficiente de puntos para construir una aproximación polinomial de bajo orden. Después, se usa un algoritmo de optimización iterativo para encontrar el mínimo de la función aproximada. En el punto que se obtiene, se reemplaza el modelo de optimización por un nuevo modelo aproximado y el proceso continúa hasta que el mejoramiento a la función objetivo no puede distinguirse más.

6. Conclusiones

Un enfoque min-max basado en algoritmos genéticos ha sido propuesto para un problema de optimización con múltiples objetivos de alta complejidad: el balanceo de un brazo de robot. Este problema tiene cuatro funciones objetivo a ser minimizadas, y es altamente no convexo. Además, los complejos cálculos involucrados consumen una gran cantidad de tiempo de CPU, haciendo necesario el desarrollo de técnicas heurísticas que requieran el menor número posible de evaluaciones de las funciones involucradas. La gran variación de los resultados obtenidos muestran que este problema sería muy difícil de resolver con pura búsqueda aleatoria, o con técnicas de fuerza bruta. Sin embargo, encontrar asimismo una heurística razonable parece una tarea difícil dados los factores previamente mencionados, y la posible presencia de mínimos locales. El AG ha mostrado ser muy consistente en esta aplicación, encontrando mejores soluciones compromiso para todas las instancias del problema considerado. También existen algunos otros enfoques basados en el AG que parecen muy prometedores para esta aplicación, especialmente aquellos en los que se usa una selección de Pareto. Sin embargo, el tiempo sigue siendo un factor a tomar en cuenta en posteriores aplicaciones del AG a este problema y sería deseable explorar técnicas para reducir el número de evaluaciones de la función. No obstante, el uso de estas heurísticas tan poderosas debiera traer beneficios a la robótica y nuestro trabajo debiera ser visto como un pequeño módulo de un sistema más grande cuyo objetivo es optimizar el proceso completo de diseño de un brazo de robot.

Referencias

[1] J. Koski & A. Osyczka. Optimal counterweight balancing of robot arms using multicriteria approach. En Hans Eschenauer, Juhani Koski & Andrzej Osyczka, editores, *Multicriteria Design Optimization. Procedures and Applications*, capítulo

5.1, páginas 151-167. Springer-Verlag, Berlín, 1990.

[2] Charles P. Neuman & John J. Murray. The complete dynamic model and customized algorithms for the puma robot. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-17(4):635-644, julio 1987.

[3] B. Armstrong, O. Khatib & J. Burdick. The explicit dynamic model and inertial parameters of the PUMA 560 arm. En *Proceedings of the 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, páginas 510-518, San Francisco, California, abril 1986.

[4] Andrzej Osyczka. Multicriteria optimization for engineering design. En John S. Gero, editor, *Design Optimization*, capítulo 7, páginas 193-227. Academic Press, Inc., 1985.

[5] L. M. Boychuck & V. O. Ovchinnikov. Principal methods for solution of multi-criteria optimization problems (survey). *Soviet Automatic Control*, 6(3):1-4, 1973.

[6] M. E. Salukvadze. On the existence of solution in problems of optimization under vector valued criteria. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 12(2):203-217, 1974.

[7] P. Hajela & C. J. Shih. Multiobjective optimum design in mixed integer and discrete design variable problems. *AIAA Journal*, 28(4):670-675, abril 1990.

[8] H. A. Eschenauer, A. Osyczka & E. Schäfer. Interactive multicriteria optimization in design process. En Hans Schenauer, Juhani Koski & Andrzej Osyczka, editores, *Multicriteria Design Optimization. Procedures and Applications*, capítulo 3, páginas 71-114. Springer-Verlag, Berlín, 1990.

[9] J. A. Nelder & R. A. Mead. Simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7:308-313, 1965.

[10] J. David Schaffer. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. En *Genetic Algorithms and their Applications: Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, páginas 93-100. Lawrence Erlbaum, 1985.

[11] P. Hajela & C. Y. Lin. Genetic search strategies in multicriterion optimal design. *Structural Optimization*, 4:99-107, 1992.

[12] Carlos M. Fonseca & Peter J. Fleming. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization. En Stephanie Forrest, editora, *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, páginas 416-423, San Mateo, California, 1993. University of Illinois at Urbana-Champaign, Morgan Kaufmann Publishers.

[13] N. Srinivas & Kalyanmoy Deb. Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2(3):221-248, 1994.

[14] A. Osyczka & J. Zajac. Multicriteria optimization of computationally expensive functions and its applications to robot spring balancing mechanism design. En Hans Eschenauer, Juhani Koski & Andrzej Osyczka, editores, *Multicriteria Design Optimization. Procedures and Applications*, capítulo 5.2, páginas 168-183, Springer-Verlag, Berlín, 1990.

SOBRE LOS AUTORES

- Nombre :** Carlos Artemio Coello Coello
- Dirección :** 1a. Sur Oriente # 687
C.P. 29000
Tuxtla Gutiérrez, Chiapas (México)
- 6440 South Claiborne Avenue
Apartment # 421
New Orleans, LA. 70125 (U.S.A.)
- Teléfono :** 52+(961) 2-33-76 (México)
- E-mail :** coello@cs.tulane.edu
- Nacimiento :** 18 de octubre de 1967
Tonalá, Chiapas (México)
- Educación :** Lic. en Ingeniería Civil (marzo de 1991). Mención Honorífica.
Escuela de Ingeniería Civil de la Universidad Autónoma de Chiapas (México)
- Master of Science in Computer Science (diciembre de 1993)
Tulane University (New Orleans, LA, U.S.A.)
- Actualmente candidato a Doctor en Ciencias de la Computación (ABD).
Tulane University (New Orleans, LA, U.S.A.)
- Reconocimientos :** Medalla "Diario de México" por ser uno de los mejores estudiantes del país (1990)
Diploma al mejor pasante de la generación 1986-1990 otorgado por la UN. A. CH.
Diploma al mejor pasante otorgado por el Colegio de Ingenieros Civiles de Chiapas.
Miembro de Upsilon Pi Epsilon, la Sociedad Honorífica de estudiantes de Ciencias de la Computación en E.E.U.U.
- Asociaciones :** Association for Computing Machinery, American Association for the Advancement of Science, The New York Academy of Sciences, Ateneo Nacional de Artes, Letras, Ciencias y Tecnología, IEEE Computer Society.
- Publicaciones :** 8 reportes técnicos con la Universidad Autónoma de Chiapas. 2 reportes técnico con la Universidad Tulane. Columna "*Herramientas para el Ingeniero Civil*" en la revista PAKBAL publicada por la UN.A.CH (desde enero de 1993). 6 ponencias en E.U. : 6th & 7th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, ANNIE' 95, EXPERSYS '94 & EXPERSYS '95, OPTI '95. 3 ponencias en Chile: VIII Simposio Internacional en Aplicaciones de Informática, 1994, 1 ponencia en Francia: ICANNGA '95. 1 ponencia en Alemania: 6th International Conference on Computing in Civil and Building Engineering, 1995. 5 ponencias en México: Congreso Nacional de Informática, 1994, IASTED International Conference on Applied Modelling, Simulation and Optimization, 1995, CIICC'94, Simposio Internacional de Computación, IPN, 1994, VIII International Symposium on Artificial Intelligence, ITESM, 1995. 3 ponencias invitadas: V Simposio de Ciencias de la Computación, Mérida, Yucatán, 1994, CONDEL'94, Tuxtla Gutiérrez, Chis., 1994. 1 Artículo sobre algoritmos genéticos en la revista Soluciones Avanzadas (Ene. 1995).
- Experiencia Profesional :** Instructor de "Métodos Numéricos" en la UN.A.CH. Instructor invitado de "Programación Funcional", "Programación C Avanzada", "Inteligencia Artificial", "Gráficos por Computadora", "Lenguajes de Programación" y "Compresión de datos" en la Escuela de Matemáticas y Computación de la Universidad Autónoma de Yucatán y el Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez. Actualmente Instructor de CPSC 319 (Symbolic Computing) en la Universidad Tulane (U.S.A.)
- Intereses :** Robótica, Procesamiento en Lenguaje Natural, Algoritmos Genéticos y Programación Genética, Análisis y Diseño Estructural, Compresión de Archivos, Programación Funcional, Semántica Denotacional, Gráficos por Computadora.

Nombre : Luis Fernando Curi Quintal

Dirección : Calle 80 # 472 I x 51 y 53
C.P. 97000
Mérida, Yucatán (México)

e-mail: cquintal@tunku.uady.mx

Teléfono : 52+(961) 2-37-08

Nacimiento : 12 de junio de 1969
Mérida, Yucatán (México)

Educación : Febrero de 1992
Lic. en Ciencias de la Computación
Facultad de Matemáticas
Universidad Autónoma de Yucatán
Mérida, Yucatán

Publicaciones: 3 ponencias en el III, IV y V Simposios de Ciencias de la Computación, celebrados en la Facultad de Matemáticas de la Universidad Autónoma de Yucatán.

Experiencia Profesional : Profesor de medio tiempo en la licenciatura en Ciencias de la Computación de la Facultad de Matemáticas de la Universidad Autónoma de Yucatán, en las áreas de Ingeniería de Software, Multimedia y Teleproceso. Asistente Académico en el Centro de Cómputo de la misma Facultad. Asesor de informática de empresas de Mérida, Yucatán, que trabajan en las áreas de franquicias y comercio.

Intereses : Algoritmos Genéticos
Multimedia
Redes de Computadoras
Programación Funcional
Gráficos por Computadora
Compresión de Datos