

ESTIMACIÓN DEL COSTO DEL SECUESTRO CARBONO, USANDO OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO Y LA TÉCNICA DE COLONIA DE HORMIGAS¹

M. A. Díaz Romero*², M.L. Sandoval Solís*³ y G.Linares Fleites**⁴

*Facultad de Ciencias de la Computación, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

**Instituto de Ciências, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

ABSTRACT

Because actions that contribute to mitigate climate change are important, this paper presents a tool to estimate the cost of carbon sequestration in soils. The situation is modeled as a bi-objective optimization problem (minimizing the cost of carbon sequestration and maximizing the carbon absorption). The Ant Colony heuristic technique is applied to solve the problem, using the methodology proposed by Iredi (2001) to calculate the probability that an ant moves from node i to node j . The data of the estimation of carbon sequestration in the coffee plant, in six municipalities of the Sierra Norte of Puebla, was provided by the Department of Agricultural Research (DICA-ICUAP). We also used the information published by the National Institute of Statistics, Geography and Informatics (INEGI) about the costs of irrigation and labor coffee in those municipalities. Because the data of the six municipalities, provided by DICA was not enough to generate the Pareto frontier, we developed a generator of artificial instances, in order to test the proposed algorithm. The evidence suggested that the parameters α and β are particularly important to calculate the probability that an ant moves from node i to node j , and the Pareto frontier, can be obtained with a number of iterations equal to 50% of the number of ants and a number of municipalities equal to ten. As results, we present the estimated costs of carbon sequestration per ton.

KEY WORDS: Multi-objective, Parteto's frontier, Ant System

MSC:90C29

RESUMEN

Toda acción que contribuya a la mitigación del cambio climático es importante, por lo que en este trabajo se presenta una herramienta que permite estimar el costo del secuestro de carbono en suelos. El problema se modela como un problema de optimización bi-objetivo (minimizar el costo del secuestro de carbono y maximizar el almacenamiento del carbono). Se aplica la técnica de Colonia de Hormigas para resolverlo y se utiliza la metodología propuesta por Iredi (2001) para calcular las probabilidades de que una hormiga pase del nodo i al nodo j . Los datos han sido proporcionados por el Departamento de Investigaciones Agrícolas (DICA-ICUAP), y se refieren a la estimación del secuestro de carbono en cafetales, en seis municipios de la Sierra Norte de Puebla, además se usa la información publicada por el Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (INEGI) sobre los costos de riego y mano de obra de cafetales, en esos municipios. Con los datos proporcionados por el DICA-ICUAP, no fue suficiente para generar el frente de Pareto, por lo que se desarrolló un generador de problemas artificiales que permite probar el algoritmo propuesto. Las pruebas realizadas indican la importancia de los parámetros α y β en la regla probabilística, para calcular la probabilidad de que una hormiga pase del nodo i al nodo j ; también se demuestra que para obtener el frente de Pareto, es suficiente que el número de iteraciones sea el 50% del número de hormigas; y el número mínimo de municipios debe ser de diez. Finalmente se presenta la estimación del costo de secuestro de carbono por tonelada.

1. INTRODUCCIÓN

¹ This paper was presented at **8th International Workshop on Operations Research: Operations Research for the Welfare of Human Beings**. Havana, March 2-6, 2009

² mininueva@hotmail.com

³ sandoval@siu.buap.mx

⁴ gladys.linares@icbuap.buap.mx

El Cambio Climático Global es la alteración significativa del clima global, como resultado del aumento de concentraciones de gases efecto invernadero (GEI) tales como el dióxido de carbono, metano, óxidos nitrosos y clorofluorocarbonos. Estos gases están atrapando una porción creciente de radiación infrarroja terrestre y se espera que harán aumentar la temperatura planetaria entre 1,5 y 4,5 °C, el llamado Efecto Invernadero, (UNFCCC,2001).

Existe una necesidad urgente de reducir drásticamente las emisiones de GEI en las próximas décadas para prevenir un cambio climático peligroso.

El protocolo de Kioto sobre el cambio climático es un acuerdo internacional que tiene por objetivo reducir las emisiones de gases provocadoras del calentamiento global. El 11 de diciembre de 1997 los países industrializados se comprometieron, en la ciudad de Kioto a ejecutar un conjunto de medidas para reducir los GEI.

Uno de los tres mecanismos propuestos en el Protocolo de Kioto para la reducción de emisiones de GEI, son los bonos de carbono o "bonos verdes". Ellos son un mecanismo mediante el cual, en un esquema de mercado, empresas de países industrializados pagan a otras, la mayoría en naciones menos desarrolladas, por su reducción en las emisiones de GEI, y por lo cual expiden certificados.

El Departamento de Investigación en Ciencias Agrícolas del Instituto de Ciencias (DICA-ICUAP), de la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, tiene varios años estudiando los suelos agrícolas y forestales de la Sierra Norte del Estado de Puebla por lo que sería conveniente hacer un estudio del secuestro del carbono en dicha zona, y que los campesinos pudieran adjudicarse "bonos verdes".

El objetivo de este trabajo es estimar el costo de los bonos verdes a partir de la modelación de los mecanismos del secuestro de carbono, usando las Bases de Datos de los suelos proporcionada por el DICA, aplicando optimización bi-objetivo y técnicas heurísticas para resolverlo, en particular el algoritmo de Colonia de Hormigas.

En el apartado dos se presenta la técnica de colonia de hormigas clásica, y se explica la técnica de Colonia de Hormigas para un problema bi-objetivo. En el apartado tres se presentan las pruebas y se estima el secuestro de carbono en cafetales de la Sierra Norte de Puebla, y finalmente, se dan las conclusiones.

2. COLONIA DE HORMIGAS

En las últimas décadas se ha profundizado en el diseño de técnicas de propósito general, denominadas técnicas meta-heurísticas, basadas en conceptos generales para guiar la construcción de soluciones o la búsqueda local en las distintas heurísticas. Por tanto, la meta-heurística es un marco de trabajo general referido a los algoritmos que puede aplicarse a problemas de optimización combinatoria.

La observación de la naturaleza ha sido una de las principales fuentes de inspiración para la propuesta de nuevos paradigmas computacionales. Así nacieron diversas técnicas de Inteligencia Artificial como el sistema basado en Colonias de Hormigas (Ant Colony System) Dorigo et al.(1996,1999,2004).

Resulta realmente interesante analizar como las hormigas buscan su alimento y logran establecer el camino más corto para luego regresar a su nido. Para esto, al moverse una hormiga, deposita una sustancia química denominada feromona como una señal odorífera para que las demás puedan seguirla.

En estos sistemas de colonias de hormigas, las decisiones individuales van a tener dos componentes fundamentales: la información del entorno, muy importante en los estados iniciales del proceso, las primeras hormigas exploradoras, y la información histórica contenida en la feromona.

El resultado de aplicar estos algoritmos artificialmente, consigue que varios agentes (hormigas artificiales) "recorran" un entorno artificial buscando soluciones parciales de un problema global, que si bien, puede que no sea el óptimo puede resultar aceptable.

Al iniciar la búsqueda de alimento, una hormiga aislada se mueve a ciegas, es decir, sin ninguna señal que pueda guiarla, pero las que le siguen deciden con buena probabilidad seguir el camino con mayor

cantidad de feromonas. Es decir, las hormigas llegan a un punto donde tienen que decidir por uno de los caminos que se les presenta, lo que resuelven de manera aleatoria..

Como las hormigas se mueven aproximadamente a una velocidad constante, las que eligieron el camino más corto alcanzarán el otro extremo más rápido que las que tomaron el camino más largo, quedando depositado mayor cantidad de feromona por unidad de longitud. La mayor densidad de feromonas depositadas en el trayecto más corto hace que éste sea más deseable para las siguientes hormigas y por lo tanto la mayoría elige transitar por él. Considerando que la evaporación de la sustancia química hace que los caminos menos transitados sean cada vez menos deseables, resulta claro que al cabo de un tiempo casi todas las hormigas transitan por el camino más corto, es decir el de mayor feromona.

Existen diferentes variantes para el Algoritmo de Colonia de Hormigas multiobjetivo, por ejemplo, el algoritmo propuesto por Doerner et al. (2002), se basa en la utilización de b tablas de feromonas (T^b), una para cada objetivo. En cada iteración una hormiga computa una serie de pesos, uniformemente aleatorios, $w = w_1, w_2, \dots, w_b$ y los utiliza al calcular la regla de transición de estados. Otro algoritmo para problemas multiobjetivo usando colonia de hormigas es el de Baran et al. (2003) y el propuesto por Iredi et al. (2001), resuelve el problema del agente viajero con dos objetivos, el cual mantiene dos tablas de feromonas t y t' para los dos objetivos considerados, este último es el que se utiliza en este trabajo.

2.1 Algoritmo de Colonia de Hormigas Clásica

El algoritmo de una hormiga se puede definir en tres pasos:

- 1.-La Construcción de soluciones por hormigas.
- 2.-Actualización de la feromona.
- 3.-Servidor de acciones.

La **construcción de soluciones** administra una colonia de hormigas que visitan estados adyacentes de un problema considerado, previamente modelado. Las hormigas pueden moverse aplicando una política de decisión estocástica usando la información de los rastros de feromona y la información heurística. De esta forma, las hormigas construyen incrementalmente una solución al problema.

La **actualización de la feromona** es el proceso mediante el cual los rastros de feromona son actualizados. El valor del rastro puede incrementarse debido a que las hormigas depositan feromona en cada uno de los componentes o conexiones que usan para moverse de un nodo a otro del problema y el valor del rastro también puede decrementarse por medio de la simulación de la evaporación de feromona, lo que evita una convergencia prematura del algoritmo.

El **servidor de acciones** es un procedimiento utilizado para implementar acciones centralizadas las cuales no pueden ser desarrolladas por las hormigas en forma individual. Un ejemplo de estas acciones puede ser la activación de un procedimiento de compilación de información global que puede ser usada para tomar decisiones que modifiquen el comportamiento del algoritmo en forma general o parcial.

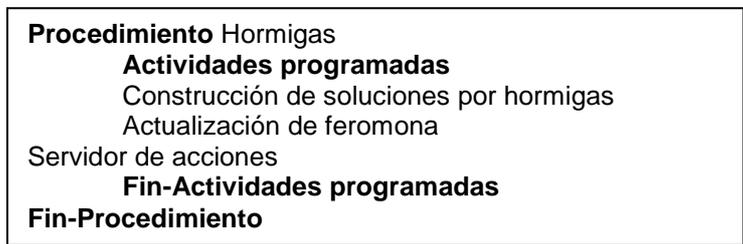


Figura 2.1. Algoritmo para una hormiga en pseudocódigo.

Para describir el mecanismo de la Colonia de Hormigas (Ant System) con un solo objetivo, se definen para un grafo con arcos definidas por la matriz de distancias $D = \{d_{ij}, \text{ distancia entre los nodos } i, j\}$, a partir de la cual se calcula la visibilidad $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$. Así mismo, el algoritmo utiliza una matriz de feromonas para almacenar la información de los arcos recorrida por las hormigas depositando una cantidad de feromona por cada par de nodos (i, j) ; dicha matriz está dada por $\tau = \tau_{ij} = \tau(i, j)$ especifica la intensidad del rastro de las feromonas en el arco (i, j) , y se actualiza según:

$$\tau(i, j) = \rho \times \tau_{ij} + \Delta \tau_{ij} \quad (2.1)$$

donde ρ es el coeficiente de persistencia de las feromonas, de forma tal que $(1-\rho)$ representa la evaporación de la feromona para el arco (i, j) , mientras que la cantidad de feromona depositada en un arco (i, j) , está dada por:

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^{MAXH} \Delta \tau_{ij}^k \quad (2.2)$$

con $\Delta \tau_{ij}^k$ representando la cantidad de feromona depositada en el arco (i, j) por la hormiga k .

Para satisfacer la restricción de que cada hormiga visite todos los nodos una sola vez, se asocia a cada hormiga k una estructura de datos llamada lista tabú que guarda los nodos ya visitados por dicha hormiga. Una vez que todos los nodos han sido visitados, el trayecto es completado y la lista tabú se almacena en espera de ser evaluado el costo total del recorrido.

Durante la ejecución del algoritmo Ant System, cada hormiga elige en forma probabilística el próximo nodo a visitar, realizando un cálculo de probabilidad que está en función de la distancia y la cantidad de feromona depositada en el arco que une a los nodos origen i con los nodos destino j , esto es:

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha \times [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{j \notin Tabu_k} [\tau_{ij}]^\alpha \times [\eta_{ij}]^\beta} \quad , \text{si} \quad j \notin Tabu_k \quad (2.3)$$

donde α y β son constantes que expresan la importancia relativa del sendero de feromonas y la distancia entre los nodos respectivamente. Así, un alto valor de α significa que el sendero de feromonas es muy importante y que las hormigas tienden a elegir caminos por los cuales otras hormigas ya pasaron. Si por el contrario, el valor de β es muy alto, las hormigas tienden a elegir el nodo más cercano.

Mientras no hayan completado la ruta, las hormigas seguirán eligiendo nodos hasta llenar su lista Tabú. Una vez que todas las hormigas han completado sus recorridos se procede a actualizar la matriz de feromonas con las ecuaciones antes descritas. Para esto, se debe calcular la longitud del trayecto realizado por cada hormiga.

La cantidad de feromona que se deposite en cada arco es proporcional a la distancia del recorrido completo encontrado por cada hormiga y por lo tanto, el cálculo se realiza de la siguiente manera:

$$\Delta \tau_{ij}^k = \frac{Q}{L_k} \quad \text{si la hormiga } k \text{ camina por el arco } (i, j) \quad (2.4)$$

donde Q es una constante y L_k es la longitud del recorrido completo realizado por la hormiga k .

Este proceso se repite iterativamente hasta que se cumpla algún criterio de término.

2.2 La Colonia de hormigas bi-objetivo (BicriterionAnt)

De acuerdo a diferentes pruebas realizadas, el algoritmo **BicriterionAnt (BiAnt)** es el que mejor se aproxima a la solución para problemas bi-objetivos.

Este algoritmo fue propuesto por Iredi et al. (2001) para la resolución del problema del agente viajero con dos objetivos y mantiene dos tablas de feromonas t y t' para los dos objetivos considerados. La distribución de probabilidades para seleccionar el siguiente estado está dada por:

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{\lambda\alpha} \tau_{ij}^{(1-\lambda)\alpha} \eta_{ij}^{\lambda\beta} \eta_{ij}^{(1-\lambda)\beta}}{\sum_{x \in J_i} \tau_{ij}^{\lambda\alpha} \tau_{ij}^{(1-\lambda)\alpha} \eta_{ij}^{\lambda\beta} \eta_{ij}^{(1-\lambda)\beta}} & j \in J_i \\ 0 & j \notin J_i \end{cases} \quad (2.5)$$

Para cada hormiga t para $t \in \{1, 2, \dots, m\}$, λ_t se calcula a partir de:

$$\lambda_t = \frac{t-1}{m-1} \quad (2.6)$$

De esta manera se consigue que las hormigas realicen búsquedas en distintas regiones del frente Pareto. La actualización y evaporación de feromonas se realiza para cada tabla.

```

1. Fase de inicialización
   Inicializar contador de ciclos NC
   Para cada arco (i,j):
       valor inicial de  $\tau_{ij}(t) = \tau_0$ 
   Para cada hormiga
       Elegir nodo origen
2. Repetir hasta llenar tabuk
   Si es la última posición de tabuk
   Para cada hormiga:
       Insertar nodo origen en tabuk
   En otro caso,
   Para cada hormiga:
       Elegir próximo nodo a ser visitado
       Mover la hormiga a la próxima nodo
       Insertar nodo seleccionada en tabuk
   Para cada hormiga:
       Actualizar feromonas
3. Repetir para cada hormiga k
   Calcular la longitud Lk del ciclo
   Actualizar feromonas
4. Si (Condición_fin = Verdadero)
   Imprimir camino más corto Lk
En otro caso
   Ir a la Fase 2
    
```

Figura 2.2 :Pseudocódigo Secuencial de Dorigo et al. (2004).

3. ESTIMACIÓN DEL COSTO DE BONOS VERDES

En nuestro estudio, el objetivo es guiar a las hormigas, donde no existe regla alguna, salvo el rastro dejado por la hormiga anterior y que tomaremos como camino “óptimo”. La búsqueda de soluciones aceptables en este entorno consiste en lograr encontrar el menor costo y mayor almacenamiento de Carbono con la mayor aproximación posible.

Para poder obtener las matrices del Algoritmo de Colonia de Hormigas se tomaron los datos del Carbono por tonelada proporcionados por Ticante (2000), y los datos publicados por el INEGI (2003) sobre el valor de riego total de agricultura del café, así como mano de obra, obteniéndose la siguiente Tabla:

Municipio	C[ton/Ha]	Costo por Ha Total
Cuetzalan	244.76	429.80
Huytemalco	90.2	436.16
Tlatlauquitepec	71.25	471.20
Xicotepec de Juárez	272.08	454.42
Zihuateutla	670.80	457.39
Tlaola	70.52	433.94

Tabla 3.1 Costos de la cosecha de café asociado al Almacenamiento de Carbono.

Ahora bien, para obtener la Matriz de distancia de Almacenamiento de Carbono, sumamos municipio i con el municipio j y sacamos el promedio, quedando:

	CUETZALAN	HUYTEMALCO	TLATLAUQUITEPEC	XICOTEPEC DE JUAREZ	ZIHUATEUTLA	TLAOLA
CUETZALAN	-	167.48	158.00	258.42	457.78	157.64
HUYTEMALCO	167.48	-	80.725	181.5	380.5	80.36
TLATLAUQUITEPEC	158.00	80.725	-	171.79	370.87	70.885
XICOTEPEC DE JUAREZ	258.42	181.5	171.79	-	471.44	171.3
ZIHUATEUTLA	457.78	380.5	370.87	471.44	-	370.5
TLAOLA	157.64	80.36	70.885	171.3	370.5	-

Tabla 3.2 Distancias de Carbono Almacenado por hectárea.

Para el caso del Costo obtenemos la Matriz de costos de Carbono, sumamos municipio i con el municipio j y sacamos el promedio.

	CUETZALAN	HUYTEMALCO	TLATLAUQUITEPEC	XICOTEPEC DE JUAREZ	ZIHUATEUTLA	TLAOLA
CUETZALAN	0	432.98	450.5	442.11	443.59	431.87
HUYTEMALCO	432.98	0	453.93	445.29	446.775	435.05
TLATLAUQUITEPEC	450.5	453.93	0	462.81	426.81	452.57
XICOTEPEC DE JUAREZ	442.11	445.29	462.81	0	455.91	444.18
ZIHUATEUTLA	443.59	446.775	426.81	455.91	0	445.66
TLAOLA	431.87	435.05	452.57	444.18	445.66	0

Tabla 3.3 Distancias del Costo de Carbono por hectárea.

Para los datos introducidos de 6 Municipios con diez iteraciones nos dan los siguientes resultados.

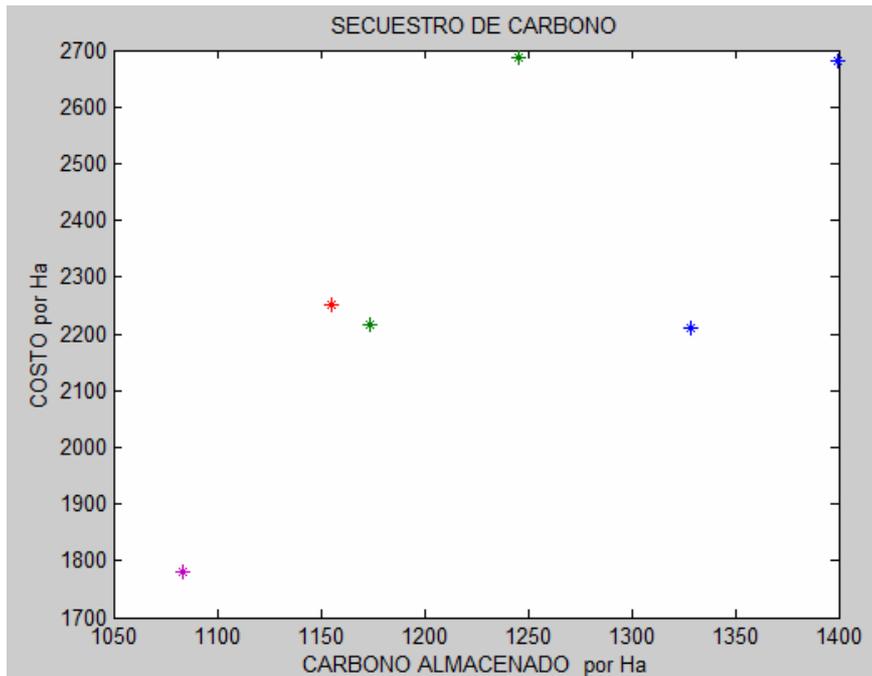


Figura 3.1 Gráfica para los datos de los seis municipios de la Sierra Norte de Puebla, con 10 iteraciones.

Como en todo problema de optimización multiobjetivo y como en la mayoría de las heurísticas existentes, las soluciones tienden a ser iguales o incluso las mismas, después de varias iteraciones.

Con esto se pudo observar que 6 Municipios no son suficientes datos para poder tener una mejor aproximación al Costo del Carbono con su Almacenamiento, por lo tanto se generaron problemas artificiales.

3.1 Generador de Problemas Artificiales

Definiremos algunos conceptos que nos permitan entender la importancia del frente de Pareto:

El conjunto de todas las soluciones de un problema multiobjetivo que cumple con las restricciones, conocidas como soluciones factibles, se representan como Ω , en general $\Omega \subset \mathbb{R}^n$.

Dominancia de Pareto: Sean dos soluciones $u, v \in \Omega$. Se dice que u domina a v si es mejor o igual que v en cada uno de sus objetivos y estrictamente mejor en al menos un objetivo.

Conjunto de Pareto: El conjunto de todas las soluciones X no dominadas en Ω se denomina Conjunto Pareto.

Para obtener el frente de Pareto, se generaron problemas artificiales con datos dentro de los rangos observados, usando una distribución uniforme

Las pruebas se realizaron para 50, 30 y 10 datos con diferente porcentaje de iteraciones, para cada tipo de problema artificial (número de datos y número de iteraciones), se repitió diez veces, en promedio se obtuvo lo siguiente:

Número de Datos	Número de Iteraciones	Costo de los Bonos Verdes
50	5	2.5674
50	10	2.7246
50	20	2.4363
50	30	2.4445
50	40	2.4971
10	20	2.4558
30	20	2.6207
50	20	2.5808

Tabla 3.4 Distancias del Costo de Carbono por hectárea.

De la tabla se puede observar que el costo de almacenamiento de una tonelada de C por Ha , oscila entre \$2.43 y \$2.72.

En la siguiente gráfica se muestra el frente de Pareto para 50 datos y 30 iteraciones, dando un costo de \$2.72. por tonelada de C/Ha

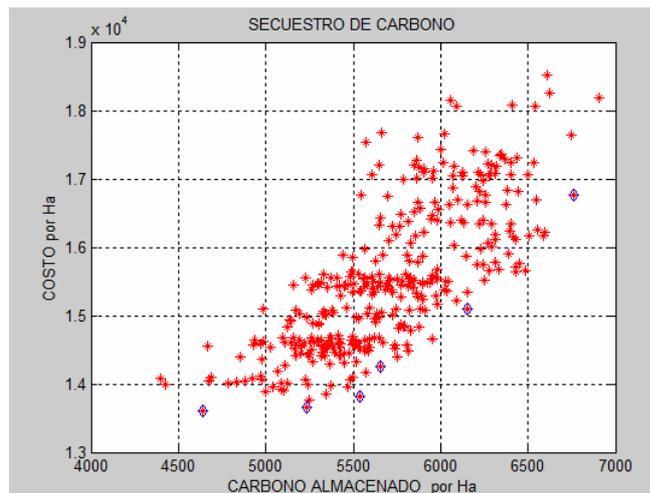


Figura 3.2 Gráfica para 50 datos con 30 iteraciones.

En las pruebas anteriores los parámetros se tomaron $\alpha = \beta = 1$, en las siguientes pruebas se deja fijo β en las primeras cuatro gráficas y se varía α , posteriormente se hace el proceso inverso, obteniéndose las

gráficas de la Figura 3.3 y Figura 3.4 , de aquí se puede deducir la importancia de los parámetros y determinar que se obtiene el frente de Pareto para $\alpha = 1, \beta = 1$.

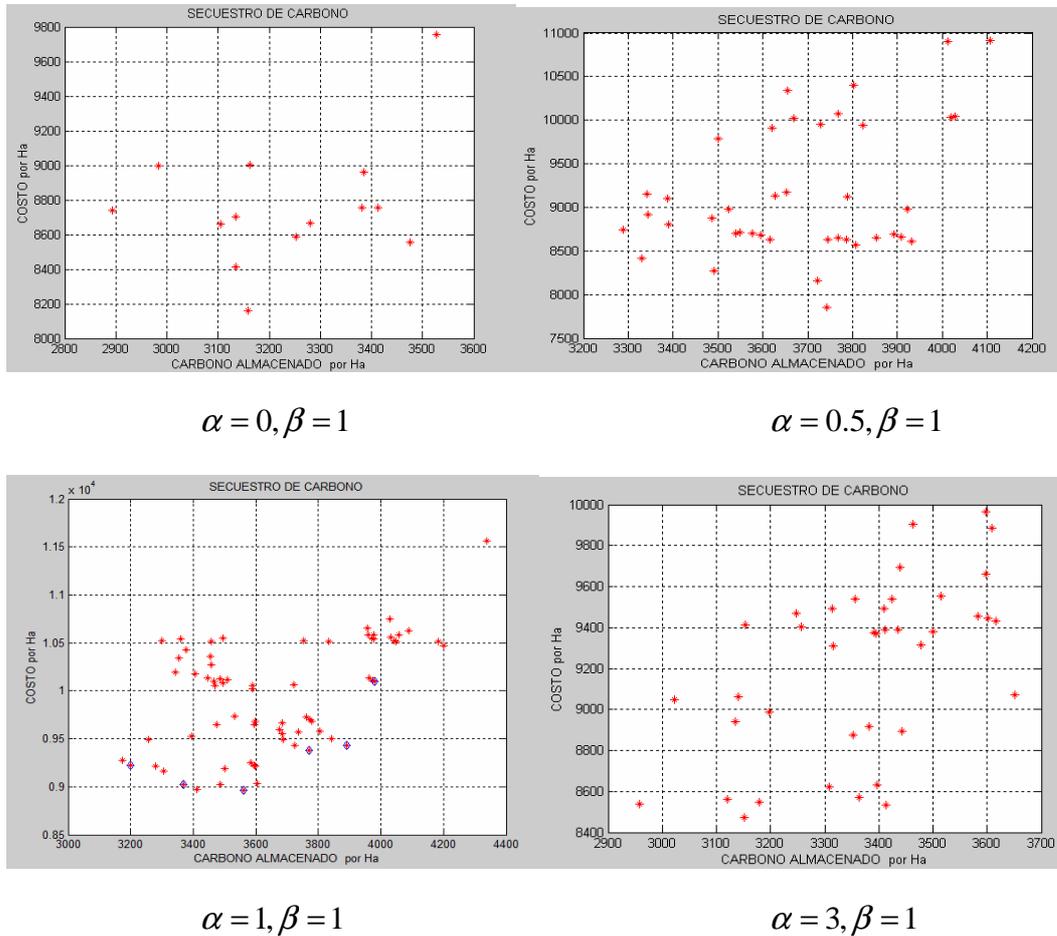


Figura 3.3 Gráfica de Pruebas para 30 datos 20 iteraciones, con $\beta = 1$ y α variable

4. CONCLUSIONES

Se ha presentado un procedimiento que minimiza el costo del secuestro de carbono en suelos y al mismo tiempo maximiza el almacenamiento de éste, obteniéndose el costo de los bonos verdes.

Se ha usado la variante del Algoritmo de Colonia de Hormigas para resolver problemas bi-objetivo realizándose la implementación del Algoritmo de Colonia de Hormigas Bi-Objetivo (BicriterionAnt) y obteniéndose el Frente de Pareto, se demostró que 6 municipios no son suficientes para poder obtener resultados con la mayor precisión posible, por lo tanto, se optó por generar problemas artificiales dentro de los valores reales reportados.

Se presentaron diferentes pruebas variando el número de datos e iteraciones, mostrando el Frente de Pareto. También se presentaron gráficas que permiten observar la importancia de los parámetros α y β .

Los resultados del frente de Pareto permiten estimar el Costo de los Bonos Verdes que va de \$2.43-\$2.72 por hectárea, en los Cafetales de la Sierra Norte de Puebla. Esta metodología se puede aplicar a estados de costos y almacenamiento de otro tipo de cultivos, o pastizales, o bosques.

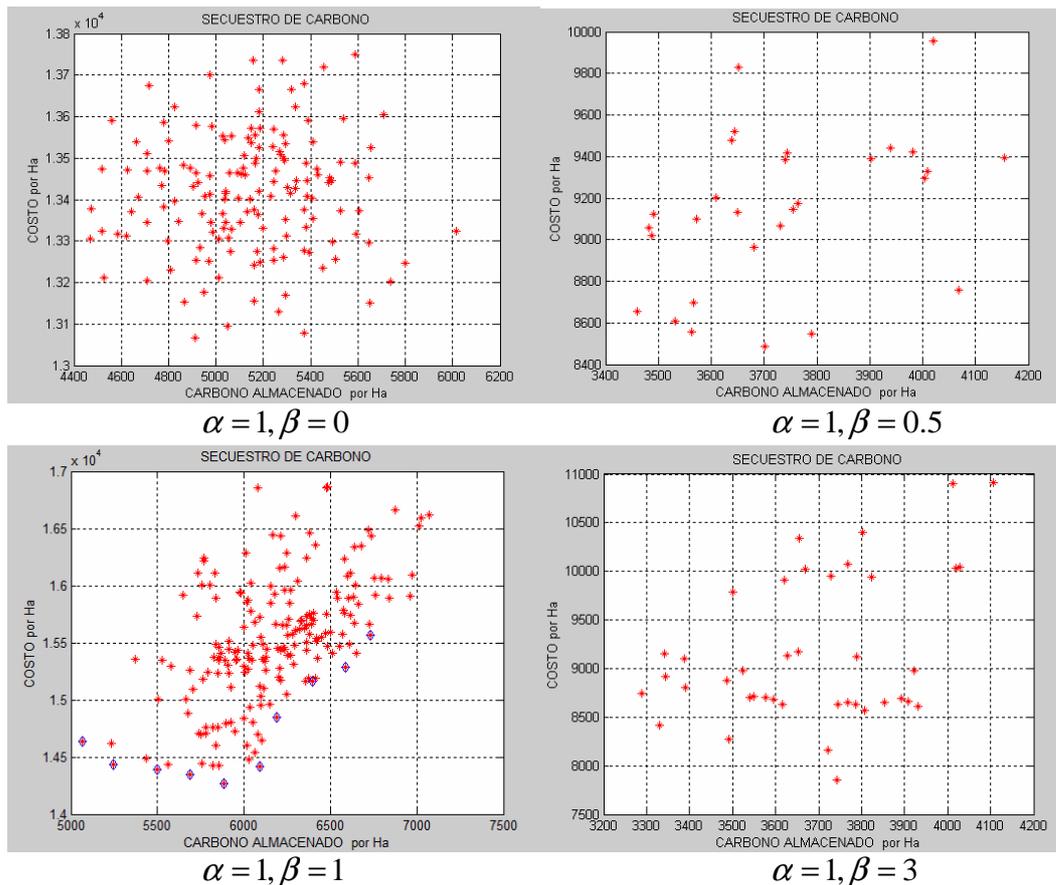


Figura 3.4 Gráfica de Pruebas para 30 datos 20 iteraciones, con $\alpha = 1$ y β variable

RECEIVED MARCH 2009

REVISED JULY 2009

REFERENCIAS

- [1] BARAN B. y SCHAEERER M. (2003):: A multiobjective Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows. **Proc. Twenty first IASTED International Conference on Applied Informatics**. 97-102. Innsbruck, Austria.
- [2] COELLO COELLO, C. A., VAN VELDHUIZEN, DAVID A. y LAMONT, GARY B. (2002): **Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems**. Kluwer Academic Publishers, New York.
- [3] DOERNER K., GUTJAHR W., HARTL R., STRAUSS C., y STUMMER C. (2002)::Pareto Ant Colony Optimization: A Metaheuristic Approach to Multiobjective Portfolio Selection. **Proceedings of the 4th. Metaheuristics International Conference**. 243-248, Porto.
- [4] DORIGO M., MANIEZZO V. y COLORNI A.(1996):: **The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents**. IEEE Transaction on Systems, Man, & Cybernetics. 26, 1-13.
- [5] DORIGO M., MANIEZZO V. y COLORNI A. (1996): **Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents**. IEEE Transactions on Systems, Man. and Cybernetics–Part B. 26, 29–41.
- [6] DORIGO, M. y G. DI CARO (1999): The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic. In D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover (Eds.), **New Ideas in Optimization**. 11-32. McGraw Hill, London.
- [7] DORIGO, M. y STÜTZLE, T.(2004): **Ant Colony Optimization**. Bradford Books, N. York.
- [8] INEGI (2003): Superficies sembrada y cosechada, volumen y valor de la producción agrícola por tipo de cultivo y principales cultivos. **Año agrícola 2001/02**

[9] IREDI S., MERKLE D. y MIDDENDORF M. (2001) Bi-Criterion Optimization with Multi Colony Ant Algorithms. **Proc. First International Conference on Evolutionary Multi-criterion Optimization (EMO'01)**;, Lecture Notes in Computer Science 1993, 359-372.

[10] TICANTE, R. J.(2000): A.Investigaciones Edafológicas sobre el estado de degradación de agrosistemas cafetaleros y otros sistemas en la Sierra Norte de Puebla. **Tesis de Maestría**,UNAM.

[11] UNFCCC (2001): Convención Marco de Naciones Unidas sobre Cambio Climático. Anexo 1: Protocolo de Kyoto.

[12] ZELEK, CHARLES A. and SHIVELY, GERALD E. (2003): Measuring the Opportunity Cost of Carbon Sequestration in Tropical Agriculture. **Land Economics**. 79342-354.