



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Informática
Maestría en Ingeniería de Software Distribuido

Diseño e Implementación de Algoritmos Inteligentes basados en Inteligencia Colectiva Animal para Optimizar Modelos de Partículas Contaminantes.

Opción de titulación
Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de Maestría en Ingeniería de Software Distribuido

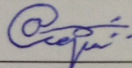
Presenta:

ISC. Ana Luisa Estrada Guerrero

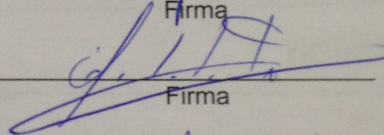
Dirigido por:

Dr. Marco Antonio Aceves Fernández

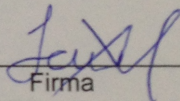
Dr. Marco Antonio Aceves Fernández
Presidente


Firma


Dr. Efrén Gorrostieta Hurtado
Secretario


Firma

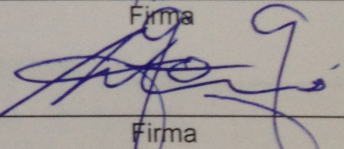
Dr. Saúl Tovar Arriaga
Vocal

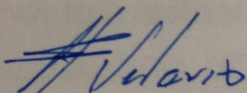

Firma

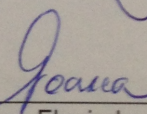
Dr. Jesús Carlos Pedraza Ortega
Suplente


Firma

Dr. Arturo González Gutiérrez
Suplente


Firma


M.I.S.D. Juan Salvador Hernández Valerio
Director de la Facultad


Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña
Directora de Investigación y Posgrado

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Junio 2016

Resumen

En el presente trabajo se propone un modelo que permita la optimización de tendencias de partículas ambientales con base a un modelo de inteligencia colectiva animal, para el cual se utilizó el algoritmo de Optimización por Colonia de Hormigas también conocido como ACO por sus siglas en inglés (Ant Colony Optimization).

El sistema propuesto está enfocado en partículas PM10 las cuales son contaminantes atmosféricos de la Ciudad de México.

Las principales limitaciones son la presencia de datos erróneos o la falta de los mismos en diferentes variables requeridas para este sistema de predicción.

Los resultados obtenidos no son concluyentes debido a que se encontró que es necesario tomar en cuenta parámetros como la humedad y el calor para lograr una afinación del sistema.

(Palabras clave: Predicción, PM10, ACO)

Summary

In this paper we propose a model for optimizing environmental trends particles based on an animal model of collective intelligence, for which the optimization algorithm was used Ant Colony also known as ACO for short is proposed in English (Ant Colony Optimization).

The proposed system is focused on PM10 particles which are air pollutants Mexico City.

The main limitations are the presence of erroneous data or lack thereof in different variables required for this prediction system.

The results are inconclusive because they found it necessary to take into account parameters such as humidity and heat to achieve a tuning system.

(Key words: Prediction, PM10, ACO.)

A mi familia.

Agradecimientos

Agradezco a mi familia por su apoyo durante la elaboración del presente trabajo, mi esposo, Edgar con quien desde hace años hemos hecho equipo para salir adelante en cada etapa de nuestras vidas; a mi hijo Mauro por entender aun siendo tan pequeño que había momentos en los que no podía ofrecerle toda la atención que necesitaba; a mi mamá y mi hermana por ser ese eje tan importante en mi vida y por siempre recordarme que no debía darme por vencida.

Por otro lado, agradezco a mi asesor, el Dr. Acevez Fernández quien me apoyó y presionó durante estos dos años para ver terminado el presente trabajo.

Tabla de Contenido

TABLA DE CONTENIDO	7
1. INTRODUCCIÓN	9
1.1 DEFINICIÓN DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN	9
1.2 JUSTIFICACIÓN	9
1.3 OBJETIVOS	11
1.3.1 OBJETIVOS GENERALES	11
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	11
1.4 ALCANCES Y LIMITACIONES	11
1.5 ORGANIZACIÓN DE LA TESIS	12
2. REVISIÓN DE LITERATURA	13
2.1 CONTAMINACIÓN AMBIENTAL	13
2.1.1 TIPOS DE PARTÍCULAS Y SUS EFECTOS EN LA SALUD.....	13
2.2 ALGORITMOS DE PREDICCIÓN DE PARTÍCULAS CONTAMINANTES	20
2.2.1 ANTECEDENTES	20
2.3 SWARM INTELLIGENCE	20
2.3.1 CONCEPTOS DE SWARM INTELLIGENCE	20
2.3.2 ANÁLISIS DE LOS ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN	22
2.3.2.1 OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS	22
2.3.2.2 OPTIMIZACIÓN POR COLONIA DE HORMIGAS	23
2.3.2.3 OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE BACTERIAS	27
3. METODOLOGÍA	28
3.1 ANÁLISIS	28
3.1.1 ESPECIFICACIÓN.....	28
3.2 DISEÑO	28
3.2.1 DISEÑO DEL ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN	28
3.3 IMPLEMENTACIÓN	30
4. RESULTADOS DE PLAN DE PRUEBAS	32
4.1 ANÁLISIS DE LA OPTIMIZACIÓN	32
4.2 VALIDACIÓN DE LOS DATOS OBTENIDOS	38
5. CONCLUSIONES	55
6. REFERENCIAS	57
ANEXO 1. ALGORITMO ACO	62

ANEXO 2. GLOSARIO DE TÉRMINOS.....	66
ANEXO 3. LISTA DE TABLAS.....	67
ANEXO 4. LISTA DE FIGURAS.....	68
ANEXO 5. ARTÍCULO	69

1. Introducción

1.1 Definición del proyecto de investigación

Mediante los algoritmos de inteligencia colectiva animal, es posible una mejora en el desempeño de los algoritmos existentes para modelado y predicción de partículas contaminantes.

1.2 Justificación.

La contaminación ambiental es sin duda alguna un tema de interés social a nivel internacional. Cada día se da a conocer nuevos niveles de contaminación no sólo de nuestro país, sino del resto del mundo y las consecuencias que en la salud esto representa poniéndola en riesgo o siendo directamente afectada debido a la presencia de partículas contaminantes suspendidas en el aire.

La toxicidad de las partículas está determinada por sus características físicas y químicas. El tamaño, que se mide en términos de diámetro aerodinámico, es un parámetro importante para caracterizar su comportamiento, ya que de él depende la capacidad de penetración y retención en diversas regiones de las vías respiratorias; también determina su tiempo de residencia en la atmósfera y por ende la concentración a la que puede estar expuesta la población [NOM-025-SSA1-1993, 2005]

La composición química de las partículas es también muy importante con relación a los daños específicos a la salud. La mayoría de los estudios sobre efectos a la salud descritos en la literatura son de tipo epidemiológico y analizan las asociaciones encontradas entre las concentraciones de partículas en el aire y los daños a la salud. [NOM-025-SSA1-1993, 2005]

Los efectos nocivos de las partículas suspendidas no se limitan al aparato respiratorio, sino que pueden dañar otros aparatos y sistemas como el sistema cardiovascular. Los efectos pueden ser inmediatos o presentarse después de varios días de exposición a esos contaminantes. En algunas investigaciones se ha encontrado que puede presentar un incremento en la frecuencia de enfermedades respiratorias crónicas agudas, disminución de la capacidad respiratoria, aumento de ataques de asma, incremento de casos de enfermedades cardiacas, aumento en la frecuencia de cánceres pulmonares y aumento en la frecuencia de muertes asociados a la contaminación atmosférica.[Comisión ambiental metropolitana, 2009]

El interés que se tiene sobre el tema va orientado hacia lograr una forma de predicción más confiable con respecto a las mediciones de partículas contaminantes que resultan peligrosas para la salud del ser humano. [Aceves, 2009]

Por fortuna, actualmente se cuenta con investigaciones para la predicción de partículas contaminantes en el medio ambiente utilizando algoritmos de fuzzy clustering (agrupaciones difusas) [Muñoz, 2008; López, 2008; Caicedo, 2008], y por otro lado utilizando *Support Vector Machines* [Sotomayor et al, 2010].

Es importante partir de las investigaciones ya realizadas sobre el tema para buscar la mejora de las predicciones que se realiza de la cantidad de partículas contaminantes con la finalidad de aportar a la calidad de vida humana.

1.3 Objetivos.

1.3.1 Objetivos Generales

- Modelación y mejora de tendencias de partículas ambientales mediante algoritmos de inteligencia colectiva animal.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Realizar un análisis de algoritmos Inteligentes: “*Swarm Intelligence (Inteligencia de Enjambre o SI)*”.
- Determinar el algoritmo SI óptimo para modelar de manera adecuada las partículas contaminantes.
- Optimizar los algoritmos de modelado ambiental mediante el algoritmo determinado de *swarm intelligence*.

1.4 Alcances y limitaciones.

Los alcances del proyecto son:

- Se realizará un análisis de algoritmos Swarm Intelligence con la finalidad de determinar de acuerdo a sus características aquel que pueda ser implementado para lograr una mejora en los algoritmos de modelado ambiental.
- Se implementará alguno de los algoritmos estudiados de Swarm Intelligence para optimizar los algoritmos de modelado ambiental.

Las limitaciones del proyecto son:

- La aplicación de los algoritmos estará basada sobre la información recolectada de datos reales de PM10 en la ciudad de México. Estos datos consisten en concentración inmediata cada hora por cada región de la ciudad de México (Noroeste, Noreste, Centro, Suroeste y Sureste) por un periodo de por lo menos 4 años.

1.5 Organización de la tesis.

El presente trabajo esta formado por seis capítulos. En el primer capítulo se habla sobre la justificación, objetivos, alcances y limitantes del presente trabajo. En el capítulo dos, se introduce en el tema tocando literatura sobre la contaminación ambiental, algoritmos de predicción de partículas contaminantes y swarm intelligence. En el capítulo tres, se habla sobre el desarrollo del algoritmo mediante su especificación, diseño e implementación. En el capítulo cuatro se habla de los resultados obtenidos en el análisis de la optimización y la validación de los datos. El capítulo cinco se refiere a las conclusiones logradas tras el desarrollo del presente trabajo y el capítulo seis se presentan las referencias. Finalmente se tienen cuatro anexos, en los que se presenta el algoritmo ACO, el glosario de términos, el listado de tablas y figuras.

2. Revisión de Literatura.

2.1 Contaminación ambiental.

2.1.1 Tipos de partículas y sus efectos en la salud.

Como partículas se entiende cualquier sustancia, excepto agua pura que, bajo condiciones normales pueden estar presentes en estado sólido o líquido en la atmósfera y tienen tamaño microscópico o submicroscópico mayor que las dimensiones típicas moleculares.

El análisis de partículas se basa en el diámetro de las mismas; las partículas se clasifican en:

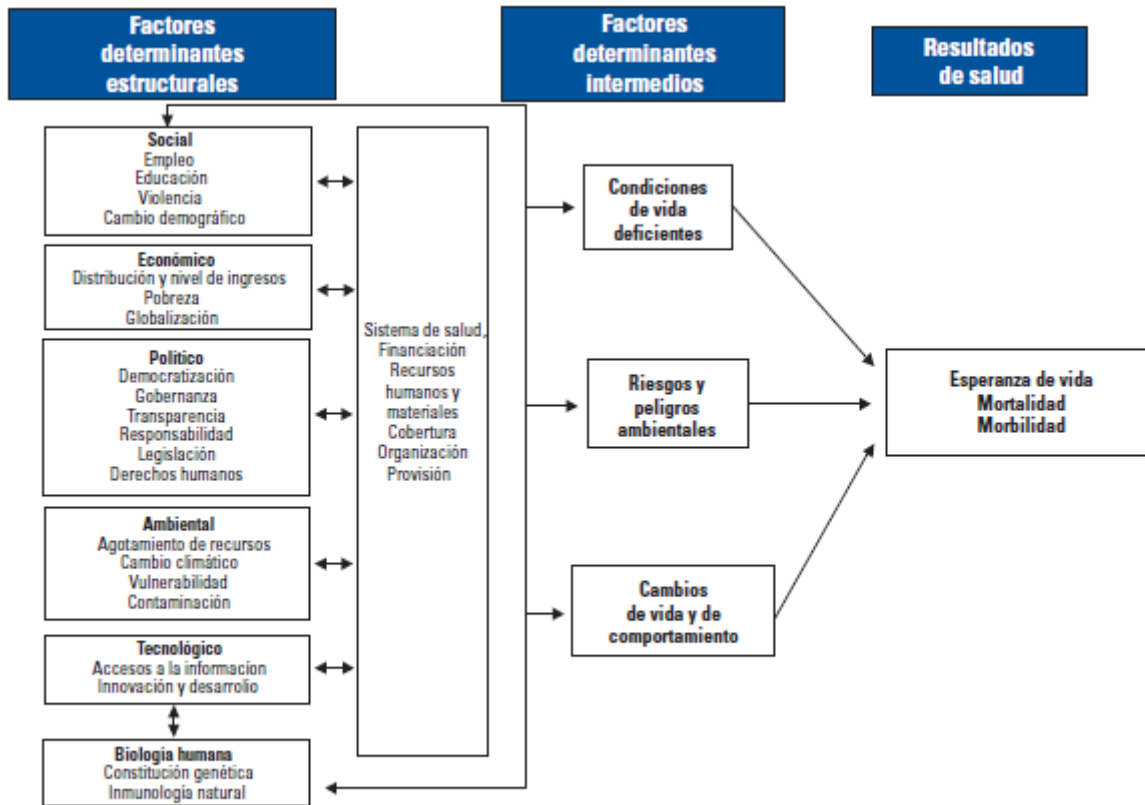
- 1) partículas suspendidas totales (PST) diámetro hasta 100 micras,
- 2) inhalables o respirables (PM10), cuyo diámetro es menor a 10 micras,
- 3) finas con diámetro menor a 2.5 micras (PM2.5) y
- 4) ultrafinas cuyo diámetro es menor a 1 micra (PM1). [Pérez-Vidal *et al*, 2010].

Las fuentes de partículas suspendidas son diversas y abarcan desde las naturales, como polvo volcánico y tolvánicas, hasta las de origen antropogénico, que incluyen fábricas de acero, plantas de generación de energía, cementeras, fundidoras, obras de construcción y demolición, hornos y chimeneas que utilizan madera como combustible, áreas sujetas a erosión y motores diesel. [Pérez-Vidal *et al*, 2010].

En las últimas décadas, las desigualdades en materia de condiciones de vida y de salud en las Américas se han ido acentuando, y las relacionadas con la salud ambiental no constituyen una excepción. Se observan desigualdades importantes no solo en los efectos sobre la salud o el acceso a los servicios, sino también en la exposición a riesgos ambientales en cada territorio y grupo de población. Se estima que 24% de la carga mundial de morbilidad y 23% de todas las defunciones pueden atribuirse a factores relacionados con el ambiente. En los

países en desarrollo el porcentaje de mortalidad atribuible a causas ambientales es de 25%, y en los desarrollados de 17%.

La salud ambiental es el resultado de la interacción de factores que operan en distintos niveles de agregación y en el marco de procesos complejos, que van más allá de los componentes tradicionales biológicos, físicos y químicos del medio ambiente. Para su mejor comprensión, la salud ambiental se puede contextualizar usando como referencia el marco de los factores determinantes de la salud (figura 2.1). Según este marco, hay una serie de factores determinantes estructurales de carácter social, económico, político, ambiental, tecnológico y de biología humana, algunos relacionados entre sí y en importante interacción con el sistema de salud. Estas relaciones dan lugar a su vez a factores determinantes intermedios que generan condiciones de vida deficientes, riesgos y peligros ambientales, y cambios en los estilos de vida y comportamiento, como consecuencia de los cuales se modifican los niveles de esperanza de vida, se producen enfermedades, daños, discapacidades y muertes, y se ve alterado el bienestar de la población. [Organización Panamericana de la Salud, 2007]



Fuente: Loyola E. Progress on Children's Environmental Health in the Americas. International Conference for the Evaluation of Global Health Strategies. Florence, Italy; 2006.

FIGURA 2.1. La salud y sus factores determinantes: interacciones entre la salud y el ambiente. [Organización Panamericana de la Salud, 2007]

El crecimiento de los niveles de contaminación atmosférica en muchas ciudades del mundo ha despertado el interés por investigar la asociación entre el deterioro de la calidad del aire y sus posibles efectos en la salud humana. A lo largo de muchos años de investigación que lleva este tema se ha encontrado amplia evidencia sobre los efectos que la contaminación del aire tiene sobre la salud de la población, en términos tanto de mortalidad como de morbilidad. Los impactos varían de acuerdo a la exposición (aguda o crónica), el nivel de contaminación (alto o bajo), el contaminante que se considere, la edad de las personas, entre otros aspectos. En la figura 2.2, se presenta de manera resumida los efectos asociados al ozono y PM10 que más se han evaluado en los estudios epidemiológicos. [Ferrer-Carbonell, 2009; Escalante-Semerena, 2009]

Contaminante	Efectos en salud cuantificados	Efectos en salud no cuantificados	Otros efectos posibles
Material Particulado	Mortalidad		
	Morbilidad: <ul style="list-style-type: none"> • Bronquitis crónica y aguda • Admisiones hospitalarias • Síntomas en vías respiratorias inferiores • Síntomas en vías respiratorias superiores • Enfermedades del pecho • Síntomas respiratorios • Días de actividad restringida • Días de trabajo perdidos • Efectos en asmáticos 	<ul style="list-style-type: none"> • Cambios en la función pulmonar 	<ul style="list-style-type: none"> • Enfermedades respiratorias crónicas diferentes a la bronquitis crónica • Inflamación en los pulmones
Ozono	Mortalidad		<ul style="list-style-type: none"> • Cambios inmunológicos • Enfermedades respiratorias crónicas
	Morbilidad: <ul style="list-style-type: none"> • Síntomas respiratorios • Días de actividad restringida • Admisiones hospitalarias • Ataques de asma • Cambios en la función pulmonar • Sinusitis crónica 	<ul style="list-style-type: none"> • Aumento en la respuesta a los estímulos de las vías respiratorias • Inflamación en los pulmones 	<ul style="list-style-type: none"> • Efectos extra pulmonar (por ejemplo, cambios en la estructura y la función de los órganos)

Fuente: *The Benefits and Costs of the Clean Air Act, 1970 to 1990* (USEPA 1997), tomado y adaptado de: *Economic valuation of the health impacts of air pollution* (Clean Air Initiative, s.f).

Figura 2.2. Efectos en la salud humana producidos por PM10 y ozono.

Los estudios efectuados en todo el mundo han encontrado asociaciones entre la exposición a los contaminantes del aire exterior que usualmente se encuentran en áreas urbanas y los efectos adversos para la salud. Se han reportado efectos relacionados con los contaminantes provenientes de la quema de combustibles fósiles, incluidos partículas de óxido de Azufre (SO₂), Óxidos nítricos (NOX), Monóxido de Carbono (CO), y Ozono (O₃).

Existen otros contaminantes en exteriores presentes en el aire de las ciudades, como los compuestos orgánicos volátiles y los hidrocarburos policíclicos aromáticos, pero su impacto en la salud todavía no está debidamente documentado. Los niños, los ancianos y aquellos con enfermedades cardiacas o

respiratorias están entre los grupos más susceptibles a los efectos adversos de la contaminación del aire. [Organización Panamericana de la Salud, 2005].

En términos generales, los efectos a la salud que se han reportado van desde disturbios fisiológicos menores hasta la muerte. La contaminación del aire afecta los sistemas cardiovascular y respiratorio. Los estudios de series temporales realizados en diferentes poblaciones han reportado un exceso de mortalidad por causas cardiovasculares y respiratorias. Las admisiones en los hospitales así como la atención en los departamentos de emergencia debido a dolencias cardiacas y respiratorias también aumentan cuando hay episodios de niveles elevados de contaminación del aire. Los mecanismos a través de los cuales la contaminación del aire puede afectar los sistemas respiratorio y cardiovascular incluyen la disminución de la función pulmonar, las variaciones en el ritmo cardiaco y la respuesta a la inflamación [Organización Panamericana de la Salud, 2005].

En todo el mundo, cerca de 3% de las muertes por enfermedades cardiovasculares se podrían atribuir a la exposición a material particulado.

Las tasas de mortalidad ajustada por edad son elevadas y mucho más altas por esta causa de muerte que las tasas de neoplasmas malignos y enfermedades transmisibles. Las tasas de mortalidad ajustada en América Latina y el Caribe para esta causa fueron de 247 por 100.000 habitantes en hombres y 196 en mujeres. Brasil tuvo las tasas más altas de mortalidad debido a enfermedades cardiovasculares en hombres y la segunda más alta en mujeres. Las tasas de mortalidad fueron más altas en las mujeres del Caribe inglés. La contaminación del aire podría ser un importante factor de riesgo que contribuye a esas tasas, especialmente en las áreas urbanas, donde gran parte de la población está expuesta a elevados niveles de partículas y otros contaminantes del aire [Organización Panamericana de la Salud, 2005]

El escape de los motores diesel contiene pequeñas partículas carbonáceas y gran número de compuestos químicos que son absorbidos por esas partículas o se presentan como vapores. Esos vapores y partículas incluyen mutágenos, carcinógenos y sustancias que irritan los pulmones. Los estudios epidemiológicos sobre trabajadores de determinadas ocupaciones sugieren una asociación débil entre la exposición a los escapes de diesel y el cáncer de pulmón. Las tasas de mortalidad ajustada por edad debido a neoplasmas malignos en América Latina y el Caribe son elevadas y sería importante evaluar el impacto de la contaminación del aire en esas tasas.

Otros efectos de la contaminación del aire incluyen los ataques de asma y el aumento de enfermedades y síntomas respiratorios. Los asmáticos son más susceptibles a desarrollar síntomas respiratorios, incluidos los ataques de asma y requieren atención médica durante los episodios de aumento de la contaminación del aire. Las infecciones y síntomas respiratorios, tales como dolor de pecho, tos y sibilancia, también ocurren y se relacionan con el incremento de los niveles de la contaminación del aire [Organización Panamericana de la Salud, 2005].

Generalmente, los niños son más vulnerables a las toxinas del ambiente que los adultos debido a los patrones de exposición y a su inmadurez fisiológica. Los niños tienen tasas más altas de respiración que los adultos y consiguientemente aspiran más contaminantes del aire por unidad de peso corporal. También aumentan su potencial de exposición al pasar más tiempo en ambientes exteriores. El pulmón en desarrollo podría tener una limitada capacidad para hacer frente a las agresiones tóxicas [Organización Panamericana de la Salud, 2005].

Si se considera que 80% de los alvéolos se forman después del nacimiento y que los cambios en el pulmón continúan a lo largo de la adolescencia, la exposición a los contaminantes del aire representa un serio riesgo para este grupo de la población.

La tasa de mortalidad de los niños menores de cinco años ha disminuido. Entre 1990 y 2000, la mortalidad en este grupo de edad se redujo un tercio, de aproximadamente 53 a 38 muertes por 1.000 nacidos vivos. Aunque los estimados subregionales sugieren tasas similares, hay enormes diferencias entre los países (Figura 3). El número más alto de muertes ocurre en Haití, donde en 2004 se reportó una tasa de 109 casos por 1.000 nacimientos. En contraste, una de las tasas más bajas la reporta Cuba (9,5 x 1.000), ubicada en la misma subregión. En el Cono Sur, las tasas de mortalidad de Argentina, Chile y Uruguay están debajo del promedio subregional, aunque la tasa de Paraguay está por encima del promedio Regional.

Las infecciones respiratorias agudas (IRA) son una importante causa de muerte en niños. Es la principal causa de muerte en niños de 5 a 14 años en el mundo y la segunda causa de muerte en niños menores de 5 años.

Subregiones y países	Mortalidad en menores de 5 años ^{a,b}	Muertes registradas debido a IRA ^{a,c} (%)
América Latina y el Caribe	39,8	9,3
Brasil	44,5	7,1
México	33,8	9,5
Área Andina ¹	39,9	10,7
Cono Sur ²	23,3	5,6
América Central ³	44,7	20,5
Caribe Latino ⁴	45,8	6,7
Caribe Inglés ⁵	28,4	6,4

1. Bolivia, Colombia, Ecuador, Perú, y Venezuela.

2. Argentina, Chile, Paraguay, y Uruguay.

3. Belice, Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicaragua, y Panamá.

4. Cuba, Haití, Puerto Rico, y República Dominicana.

5. Anguila, Antigua y Barbuda, Antillas Neerlandesas, Aruba, Bahamas, Barbados, Dominica, Granada, Guadalupe, Guyana, Islas Caimán, Islas Vírgenes Británicas, Islas Vírgenes de los Estados Unidos, Jamaica, Martinica, Montserrat, Saint Kitts y Nevis, San Vicente y las Granadinas, Santa Lucía, Suriname, Trinidad y Tabago e Islas Turcas y Caicos.

a. OPS, 2004.

b. Tasas por 1.000 nacidos vivos.

c. Porcentaje de muertes por infecciones respiratorias agudas registradas en niños menores de 5 años.

Figura 2.3. Mortalidad en menores de 5 años [Organización Panamericana de la Salud, 2005].

En todo el mundo, cerca de 1% de las muertes por infecciones respiratorias agudas en niños se podría atribuir a la exposición al material. [Organización Panamericana de la Salud, 2005]

2.2 Algoritmos de predicción de partículas contaminantes

2.2.1 Antecedentes.

El modelo matemático es una herramienta imprescindible en el estudio de la contaminación atmosférica. Los modelos de predicción de contaminantes pueden variar de acuerdo a la región de estudio y tipo de contaminante atmosférico e información disponible, sin embargo todos siguen alguno de los siguientes objetivos:

- Realizar notificaciones a favor de la salud pública.
- Planeación y gestión de políticas ambientales.
- Planificar programas para tomar el control en episodios críticos.
- Predecir los cambios en las concentraciones ambientales.
- Detectar cambios en los patrones de emisión.

2.3 Swarm Intelligence.

2.3.1 Conceptos de Swarm Intelligence.

En el área de las ciencias de la computación, la sociedad profesional IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers), la más importante en el área de la informática a nivel mundial, fundó el capítulo de Inteligencia Computacional incorporando la Inteligencia Artificial a los sistemas complejos y buscando resultados teóricos y aplicaciones prácticas que imiten a la naturaleza. A nivel europeo se fundó el proyecto NISIS (Nature-Inspired Smart Information Systems). [Cases B. *et al*, 2008].

Una de las líneas de investigación que se cobijan bajo la inteligencia computacional y que proviene de la vida artificial es la llamada Swarm Intelligence o Inteligencia de Enjambre (IE). Su objeto de estudio son las dinámicas colectivas emergentes que producen los sistemas de partículas cuando interactúan, inspirándose en los animales sociales. Como herencia de la teoría de sistemas, su enfoque es holista, en cuanto a que la conducta colectiva emergente tiene la entidad de fenómeno observable, y anti-mecanicista en cuanto a que no es fácilmente reducible a las acciones individuales.

Los trabajos que caben en el epígrafe de la IE tienen en común que formalizan la navegación de las bandadas de animales, desarrollados en el contexto de la biología teórica, robótica y animación multimedia.

También comparten su inspiración biológica: bancos de peces, hormigueros, colmenas, termiteros, bandadas de pájaros o estampidas de animales. Además son sistemas en los que las poblaciones están geográficamente situadas reproduciendo la dinámica de la persecución en los colectivos que se mueven.

Existen tres modelos fundamentales en la IE [Cases B. *et al*, 2008]:

1) Autómatas celulares y robótica de enjambres: las contribuciones más tempranas fueron el trabajo de Langton sobre la vida al borde del caos y los sistemas de robótica celular. Se modela la dinámica del paso de mensajes entre agentes.

2) "Stering behaviors": comportamientos de auto-conducción que se han aplicado en el terreno de la multimedia. Se modela el movimiento basado en la observación de la posición y velocidad de otros individuos, de la suya propia y de otros objetos en el entorno. Por ejemplo, el modelo Particle Swarm Optimization (PSO), permite optimizar una función globalmente a partir de la optimización local.

3) Algoritmos Hormiga o “Ant Colony Optimization”: Se modela un comportamiento de estigmergia, que significa colaboración a través del medio físico. Cada insecto huele siguiendo el rastro dejado por otros individuos dejando a su vez su huella de feromona. Comportamientos tan simples llevan a solucionar problemas complejos, como el del agente viajero por un procedimiento de optimización. [Cases B. *et al*, 2008].

Inicialmente, fueron desarrollados por Dorigo tres versiones diferentes de algoritmos de hormiga, llamados ant-density, ant-quantity y ant-cycle. En las versiones ant-density y ant-quantity, las hormigas actualizaban la feromona inmediatamente después del movimiento de una ciudad a una ciudad adyacente, mientras que en la versión ant-cycle la feromona es actualizada solo hasta después de que todas las hormigas hayan construido su ruta y la cantidad de feromona depositada por cada hormiga se ajusta para ser una función de la calidad de la ruta [Benlian X. *et al*].

2.3.2 Análisis de los algoritmos de optimización.

2.3.2.1 Optimización por enjambre de partículas

La optimización por enjambre de partículas (PSO), desarrollada por Kennedy y Eberhart (1995), es un método de optimización para funciones no lineales en espacios continuos y discretos, basado en la simulación de un modelo social simple del desplazamiento de cardúmenes y bandadas. En un sistema PSO, la búsqueda se realiza utilizando una población de partículas que corresponden a los individuos, cada uno de los cuales representa una solución candidata al problema.

Las partículas cambian su estado al “volar” a través del espacio de búsqueda hasta que se ha encontrado un estado relativamente estable. Un sistema PSO

combina un modelo “únicamente social”, el cual sugiere que los individuos ignoran su propia experiencia y ajustan su conocimiento de acuerdo a las creencias exitosas de los individuos en la vecindad; y un modelo “únicamente cognitivo”, el cual trata a los individuos como seres aislados. Una partícula cambia de posición utilizando estos dos modelos:

2.3.2.2 Optimización por colonia de hormigas

La optimización por colonia de hormigas (ACO) es una familia de algoritmos derivados del trabajo realizado por Dorigo [Dorigo M., *et al*, 2005] que más tarde fue formalizado como una metaheurística, la cual consiste de una serie de instrucciones que permiten el desarrollo de un algoritmo el cual puede ser utilizado en diferentes problemas de optimización con el mínimo de cambios necesarios [Mullen R.J., *et al*, 2009].

Varios algoritmos ACO han sido propuestos en la literatura, el algoritmo original de optimización por colonia de hormigas es conocido como Sistema de Hormiga, el cual fue propuesto al principio de los noventas. Desde entonces un gran número de otros algoritmos ACO han sido dados a conocer. En la tabla 2.1 se muestra un listado de los algoritmos que se han dado a conocer en orden cronológico. [Bijaya K.N, Gyanesh D.]

Algoritmo	Autor	Año
Ant system(AS)	Dorigo et al.	1991
Elitist AS	Dorigo et al.	1992
Ant-Q	Gambardella & Dorigo	1995
Ant Colony System	Dorigo & Gambardella	1996
MAX-MIN AS	Stutzle & Hoos	1996
Rank based AS	Bullnheimer et al.	1997
ANTS	Maniezzo	1999
BWAS	Cord´on et al.	2000
Hyper-cube AS	Blum et al.	2001

Tabla 2.1 Cronología del algoritmo ACO.

ACO está basado en el comportamiento social de las hormigas, las cuales usan una forma de comunicación basada en sustancias químicas denominadas feromonas. Estas sustancias, depositadas por la hormiga al avanzar por un camino, ejercen una acción sobre la decisión de las hormigas precedentes, las cuales escogen el camino que posea una mayor concentración de esta sustancia, permitiendo que encuentren la ubicación de las fuentes de alimento así como su nido. Se ha demostrado que los rastros de feromona permiten lentamente la optimización distribuida en la cual cada agente sencillo realiza una pequeña contribución en la búsqueda de la mejor solución [Muñoz M.A. *et al*, 2008].

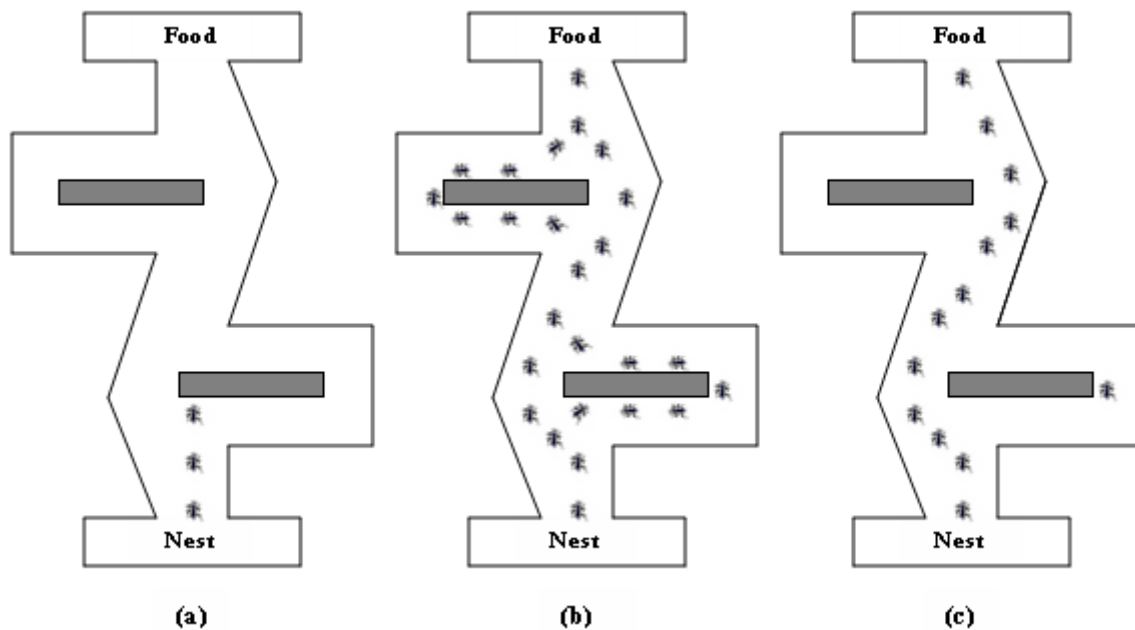


Figura 2.4- Comportamiento auto-adaptativo de una colonia de hormigas reales, (a) las hormigas van en la búsqueda de los alimentos; (b) las hormigas siguen un camino entre el nido y la fuente de alimento; donde las hormigas eligen, con la misma probabilidad, ya sea a la más corta o más larga trayectoria; (c) la mayoría de las hormigas han optado por el camino más corto. [Benhala B. *et al.*, 2012]

En los algoritmos ACO cada agente construye una solución o parte de esta, comenzando de un estado inicial y desplazándose a través de una secuencia finita de estados vecinos, cuyo criterio de vecindad es dependiente del problema, haciendo uso de dos fuentes de información: la visibilidad y los rastros de

feromona. La probabilidad de que la k -ésima hormiga se desplace del nodo i al nodo j está dada por la ecuación 3, siendo los nodos J_{ik} los estados válidos.

A su vez, los rastros son modificados para cambiar la representación del problema, que utilizarán las otras hormigas para tomar sus decisiones por medio de la ecuación 4, donde se calcula el coeficiente de “evaporación” de la feromona, esto sirve para evitar la rápida convergencia de las hormigas hacia una región del espacio de búsqueda. Entonces la feromona se convierte en una memoria local compartida de largo término que influencia las decisiones subsecuentes de las hormigas.

Las hormigas pueden actuar concurrente e independientemente, mostrando un comportamiento cooperativo que usa la estigmergia, una forma de comunicación indirecta por medio de la modificación del ambiente. Aunque cada una de las hormigas es capaz de encontrar una solución, probablemente inadecuada, las mejores soluciones son encontradas como el resultado de la cooperación global entre todos los agentes de la colonia, como una característica inesperada de la interacción cooperativa de los agentes.

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}(t)]^\beta}, & \text{si } j \in J_i^k \\ 0 & \text{si } j \notin J_i^k \end{cases} \quad (3)$$

$$\tau(t+1) = \rho \cdot \tau(t) + (1-\rho) \cdot \Delta\tau(t,t+1) \quad (4)$$

Para Mullen, ACO está estructurado en tres funciones principales, representadas en el algoritmo siguiente: [Mullen R.J., *et al*, 2009].

```
ParameterInitialisation
WHILE termination conditions not met do
    ScheduleActivities
    AntSolutionsConstruct()
    PheromoneUpdate()
    DeamonActions() optional
    END ScheduleActivities
END WHILE
```

Donde la función *AntSolutionsConstruct()* realiza el proceso de construcción de la solución ya definido, en ésta parte es donde las hormigas artificiales realizan un recorrido a través de los estados adyacentes de un problema establecido, de acuerdo a una regla de transición.

PheromoneUpdate() realiza una actualización del rastro de feromona, de tal manera que permita un refuerzo del rastro, ACO también incluye la evaporación del rastro de feromonas. La evaporación de los rastros de feromonas se incluye para ayudar a las hormigas a "olvidar" las malas soluciones que se aprendieron temprano en la ejecución del algoritmo. La implementación puede ser tan simple como la reducción de todos los rastros de feromonas por una cantidad fija después de cada iteración.

DeamonActions() es un paso opcional en el algoritmo que consiste en la aplicación de actualizaciones adicionales desde una perspectiva global (no existe una contraparte natural). Un ejemplo podría ser la aplicación de un refuerzo adicional de feromonas para la mejor solución generada (conocido como actualización sin conexión del rastro de feromona).

2.3.2.3 Optimización por enjambre de bacterias

La optimización por enjambre de bacterias representa una aproximación diferente a la búsqueda de valores óptimos en funciones no lineales desarrollado por Passino, basado en el comportamiento quimiotáctico de la E. Coli. Si bien utilizar la quimiotaxis como modelo para optimización se propuso por primera vez en (Bremermann, 1974) y se ha utilizado en trabajos como (Leiviskä y Joensuu, 2006), el trabajo de Passino incluyó algunas modificaciones como la reproducción y la dispersión de los agentes. La E. Coli es tal vez el microorganismo más comprendido, ya que su comportamiento y estructura genética están bien estudiados.

Esta consta de una cápsula que incluye sus órganos, y flagelos que utiliza para su locomoción; posee capacidad de reproducirse por división y también es capaz de intercambiar información genética con sus congéneres. Además, puede detectar alimento y evitar sustancias nocivas, efectuando un tipo de búsqueda aleatoria, basado en dos estados de locomoción, el desplazamiento y el giro. La decisión de permanecer en uno de estos dos estados se debe a la concentración de nutrientes o sustancias nocivas en el medio. Este comportamiento se denomina quimiotaxis. [Muñoz,2008; López, 2008; Caicedo, 2008]

3. Metodología.

3.1 Análisis.

3.1.1 Especificación.

Se requiere construir un programa en Matlab que se base en el algoritmo ACO, con la finalidad de encontrar una mejora del desempeño de los algoritmos existentes para modelado y predicción de partículas contaminantes.

Deberá considerar como parámetros de entrada un archivo en formato Excel donde se encuentre los valores obtenidos en mediciones reales, realizadas cada hora durante 365 días de partículas PM10.

Deberá permitir seleccionar de la información, fechas que en lo particular se desee establecer una tendencia de comportamiento.

Deberá mostrar una gráfica de comportamiento donde permita al usuario comparar el comportamiento real contra el comportamiento que el algoritmo ACO diseña como tendencia.

Deberá indicar el porcentaje de error encontrado entre el comportamiento real y el marcado como tendencia del algoritmo ACO.

3.2 Diseño.

3.2.1 Diseño del algoritmo de optimización.

Como ya se mencionó en las secciones anteriores, el funcionamiento del algoritmo ACO, cabe puntualizar que en el proceso se considera el calcular la ruta mas corta de m rutas obtenidas (donde m es el número de hormigas), de un punto inicial i , a

un punto final k . Donde además se considera que el proceso itera una vez para sus m hormigas.

Ésta consideración resulta un problema para diseñar el algoritmo de predicción debido a que no es posible considerar de manera fija un punto inicial y uno final. De hecho, es necesario considerar que el proceso tome como punto de inicio el punto de finalización de la iteración anterior, lo cual obliga a considerar un problema de solución dinámica.

Adicional a lo anterior, el algoritmo ACO necesita saber la cantidad de lugares o puntos que deberá visitar cada hormiga para calcular la matriz de distancias. Por tal motivo se ha considerado el tomar como parámetro de entrada un periodo de fechas de las cuales se va a realizar el cálculo de tendencias, de tal manera que para cada día considerado en el rango, se tomará 24 valores correspondientes a cada hora que comprende el día en cuestión. Por tanto, además se tiene la situación de que debe repetirse el proceso para cada día que el usuario haya solicitado calcular la tendencia de la acumulación de partículas PM10.

A continuación se presenta el algoritmo de predicción en base a las consideraciones mencionadas.

1. Iniciar
2. Leer la fecha inicial y fecha final, a manera de obtener un rango de días de los cuales se desea calcular la tendencia de acumulación de partículas PM10.
3. Leer el número de hormigas m , que se utilizarán para el cálculo.
4. Cargar valores iniciales para el proceso, asignando la posición inicial de la hormiga, donde la primera vez se asigna en la ubicación 1, la cual se refiere a la primer hora. A partir del segundo día se toma como posición inicial el último punto de la ruta anterior.
5. Leer 24 valores correspondientes a las lecturas obtenidas por cada hora del día señalado.
6. Calcular la media de los 24 valores obtenidos del punto 5.

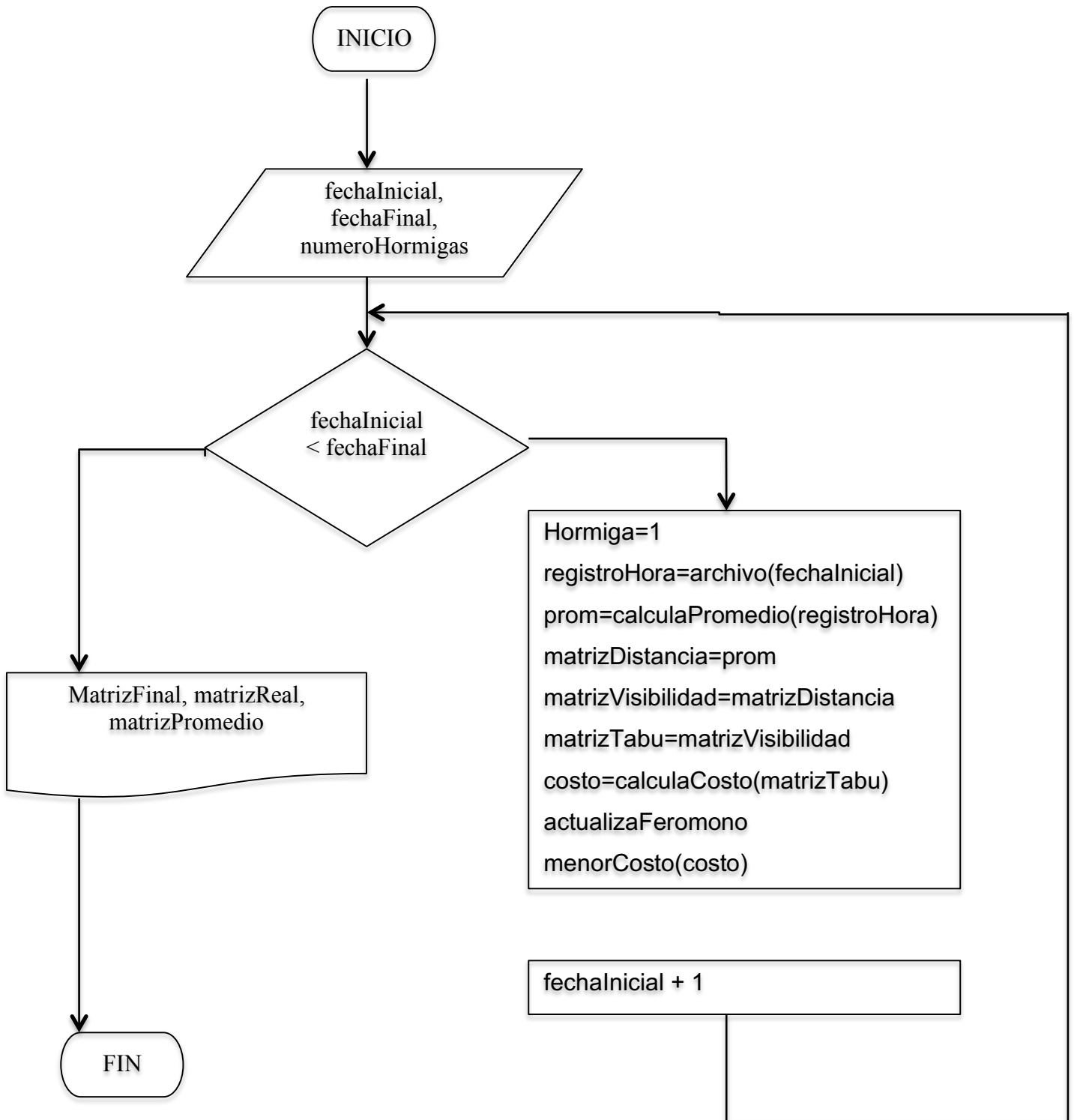
7. Calcular la matriz de distancia en base a los 24 valores obtenidos del punto 5.
8. Calcular la matriz de visibilidad en función de la matriz de distancia, ésta matriz servirá para determinar la conveniencia de tomar un camino del punto i al j .
9. Calcular la ruta que seguirá cada una de las m hormigas y almacenarla en un arreglo llamado matriz tabú, dicho cálculo se realizará en base a la matriz de visibilidad y el cálculo de la probabilidad de elegir el siguiente punto (alguno de los 24 valores disponibles).
10. Calcular el costo de las distancias para cada hormiga utilizando la matriz tabú ya que es ésta quien tiene guardada la ruta que siguió cada hormiga.
11. Actualizar el nivel de feromona.
12. Determinar la ruta de la hormiga con el menor costo de distancia.
13. Regresar al punto 4 con los datos del siguiente día. Terminara el proceso de repetición hasta llegar a la fecha final, cuando se cumpla pasar al punto 14.
14. Mostrar como resultado la tendencia real y la calculada con las hormigas y mostrar el porcentaje de error calculado entre ambas tendencias.
15. Finalizar.

3.3 Implementación.

Se tomaron como datos de entrada un archivo de excel con los registros de concentración de partículas PM10, ozono y Monóxido de Carbono del 2009; PM10 de los años 2007, 2008 y 2010. Las pruebas se realizaron comparando el comportamiento del algoritmo ACO entre dos partículas diferentes, además entre zonas distintas.

La salida consiste en una gráfica que muestra el promedio de concentraciones de los datos reales, la ruta mas corta obtenida del algoritmo ACO. Además se indica el porcentaje de error entre el real y el algoritmo ACO.

A continuación se presenta el diagrama de flujo de la implementación.



4. Resultados de plan de pruebas

4.1 Análisis de la optimización.

Los datos de entrada fueron tomados de las bases de datos del Índice Metropolitano de la Calidad del Aire (IMECA) del 2009, pertenecientes a la Secretaría del Medio Ambiente del Gobierno del Distrito Federal. En la imagen siguiente se muestra únicamente una sección del archivo con una muestra de la información que utiliza el sistema para trabajar, a manera de ejemplo se muestra del suroeste con partículas PM10.

	A	B	C
1	Fecha	Hora	Suroeste PM10
2	01/01/2009	1	42
3	01/01/2009	2	43
4	01/01/2009	3	43
5	01/01/2009	4	45
6	01/01/2009	5	46
7	01/01/2009	6	48
8	01/01/2009	7	50
9	01/01/2009	8	53
10	01/01/2009	9	54
11	01/01/2009	10	54
12	01/01/2009	11	57
13	01/01/2009	12	59
14	01/01/2009	13	62
15	01/01/2009	14	62
16	01/01/2009	15	61
17	01/01/2009	16	61
18	01/01/2009	17	60
19	01/01/2009	18	60

Tabla 4.1. Datos de entrada del sistema, se utilizan partículas PM10.

Utilizando como parámetros de entrada las fechas del 1 de abril al 13 de agosto y 100 hormigas se obtuvieron los siguientes resultados:

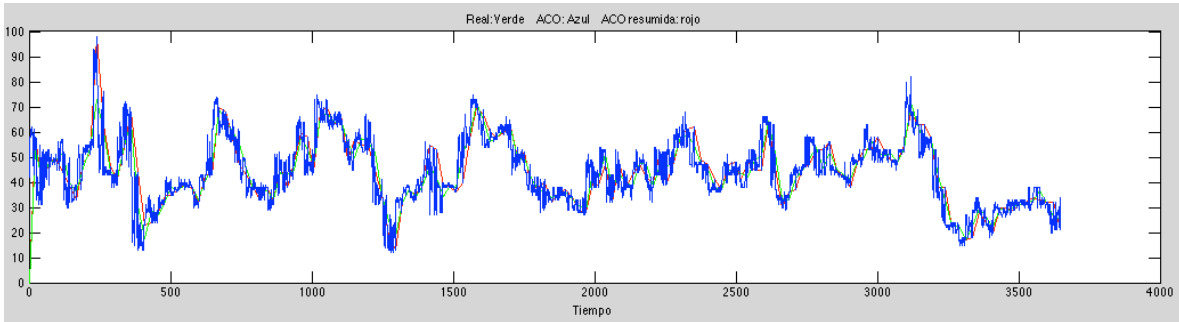


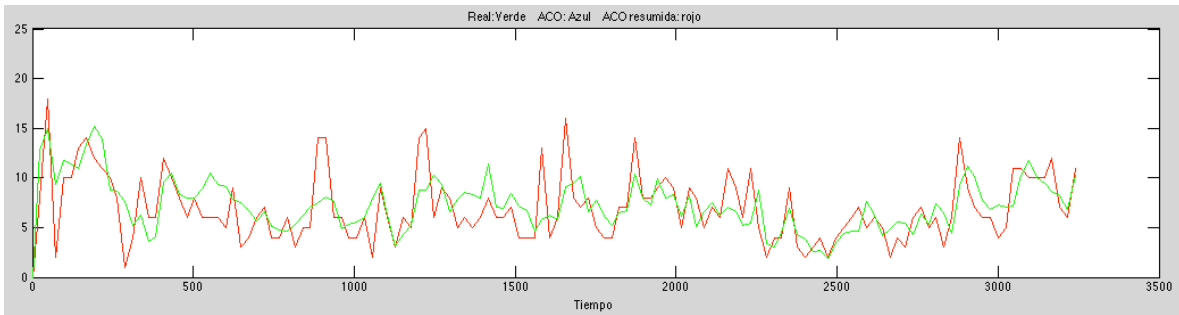
Figura 4.1. Gráfica de resultados. Se muestra en color verde los datos reales, en rojo los valores obtenidos con el algoritmo ACO y en azul el promedio de datos obtenidos con el algoritmo ACO.

En la gráfica de la figura 6, se muestra el comportamiento del algoritmo ACO en color azul. Debe considerarse al interpretar los resultados, que cada punto se refiere a cada valor que se estimó mediante el algoritmo, es decir, los valores que estima para cada hora, por cada día establecido como parámetro de entrada. Por ésta razón se podrá observar que en el lapso de un día, la gráfica en azul representa 24 puntos.

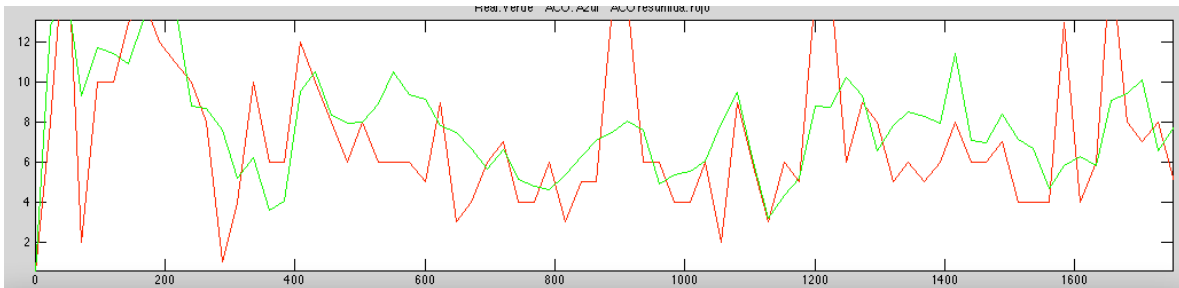
En color verde se representan los datos reales obtenidos para el mismo parámetro de fechas, dichos valores se obtienen directamente de los archivos de las mediciones reales de la red de monitoreo del Distrito Federal, donde para cada día indicado se calcula el promedio de los 24 valores registrados.

Finalmente, en color rojo se representan el promedio de los 24 valores estimados para cada día indicado como parámetro utilizando el algoritmo ACO.

En la gráfica de la figura 7, se quitaron los datos obtenidos del algoritmo ACO que se representaron en color azul en la gráfica 6, con la finalidad de que pueda ser apreciado de manera más fácil los resultados obtenidos.



(a)



(b)

Figura 4.2. Gráfica de resultados, a) se eliminó la salida completa del algoritmo ACO, b) acercamiento.

En la siguientes tablas se presenta una pequeña muestra de los datos obtenidos. Puede notarse los valores obtenidos para partículas PM10 y Monóxido de Carbono, para cada una se comparó contra las zonas Noroeste, Noreste, Centro y Suroeste.

FECHA	PM10											MONÓXIDO DE CARBONO													
	NOROESTE			NORESTE			CENTRO			SUROESTE		FECHA	NOROESTE			NORESTE			CENTRO		SUROESTE				
	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS		50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS			
01/04/09	63.46	65	61	92.75	92	100	61.54	62	58	46.92	41		41	01/04/09	16.04	16	20	10.58	7	9	10.83	10	18	12.79	12
02/04/09	53.13	48	48	83.04	88	88	46.50	45	45	38.29	43	34	02/04/09	17.54	27	14	12.17	13	7	10.50	13	11	15.00	10	18
03/04/09	59.88	54	61	93.21	98	89	60.04	69	74	47.54	43	43	03/04/09	16.75	18	18	8.58	9	10	11.50	12	12	92.92	11	1
04/04/09	48.42	43	48	82.71	76	88	56.67	48	72	45.71	39	41	04/04/09	15.58	17	21	10.71	7	5	11.25	13	11	11.71	15	8
05/04/09	54.75	60	49	93.71	99	98	61.96	88	53	49.88	53	53	05/04/09	13.54	19	7	7.96	13	5	9.71	3	15	11.42	10	11
06/04/09	61.75	63	61	76.00	92	80	75.38	72	63	57.92	61	54	06/04/09	8.25	9	8	3.08	3	2	4.79	7	7	10.92	12	11
07/04/09	66.92	67	60	73.71	76	74	70.00	73	75	59.21	54	61	07/04/09	10.33	7	9	4.75	5	7	7.67	9	7	13.33	13	15
08/04/09	65.79	58	60	86.33	82	94	75.17	73	83	54.29	48	47	08/04/09	14.96	23	13	9.21	14	9	10.13	9	7	15.25	12	12
09/04/09	52.33	49	53	78.46	86	75	55.71	53	62	47.00	44	48	09/04/09	13.38	10	12	6.42	6	10	6.79	9	5	13.92	18	12
10/04/09	45.29	48	47	74.79	73	71	48.83	44	45	44.71	40	39	10/04/09	10.88	10	7	5.50	4	7	0.59	5	5	8.79	9	9
11/04/09	48.38	46	53	68.17	62	62	43.75	41	46	37.71	36	38	11/04/09	11.04	9	12	6.88	7	8	5.58	4	5	8.67	8	12
12/04/09	47.75	46	45	66.13	71	69	43.83	47	40	37.00	38	38	12/04/09	13.38	9	13	7.88	9	11	8.54	14	6	7.63	1	7
13/04/09	52.75	53	50	65.17	66	65	48.17	58	46	45.00	47	47	13/04/09	22.21	18	16	10.13	9	14	15.08	17	28	5.21	7	3
14/04/09	60.58	65	60	74.92	77	77	62.54	58	62	44.63	48	45	14/04/09	15.17	20	19	8.38	7	7	11.17	14	15	6.21	2	5
15/04/09	67.50	67	71	73.50	77	71	48.33	44	44	43.25	38	41	15/04/09	12.96	9	11	7.71	7	10	9.96	6	7	3.58	1	3
16/04/09	60.00	57	58	68.96	68	69	47.04	51	45	42.50	48	47	16/04/09	12.29	19	20	9.00	7	7	10.29	5	11	4.04	6	5
17/04/09	61.67	63	58	76.08	70	70	53.13	52	51	48.96	45	48	17/04/09	13.17	11	11	7.46	6	10	9.58	16	5	9.54	15	7
18/04/09	65.54	69	67	88.75	86	89	54.04	53	59	51.46	51	63	18/04/09	14.00	18	19	11.33	9	9	10.58	8	8	10.50	8	9
19/04/09	69.67	73	69	83.17	88	78	67.83	77	77	64.21	58	64	19/04/09	10.88	8	12	8.04	10	6	8.38	12	7	8.33	8	8
20/04/09	55.04	71	40	59.67	75	43	54.92	33	53	50.38	63	44	20/04/09	8.00	6	9	6.29	7	5	5.83	5	7	7.92	9	6
21/04/09	45.04	43	44	50.63	50	49	36.46	34	38	33.33	33	35	21/04/09	9.38	7	13	6.46	6	6	7.42	6	7	8.00	8	4
22/04/09	45.67	48	44	56.75	51	68	40.92	43	40	33.21	33	36	22/04/09	10.46	11	11	7.88	8	6	9.13	5	8	8.92	15	7
23/04/09	51.17	54	53	78.54	85	71	50.58	53	45	42.25	43	44	23/04/09	12.46	8	19	10.21	9	10	11.67	7	7	10.54	6	11
24/04/09	53.58	53	55	83.83	84	85	48.79	53	49	44.79	47	47	24/04/09	14.08	23	6	12.63	8	9	10.25	9	8	9.38	7	14

Tabla 4.2. Tabla comparativa de comportamiento de algoritmo ACO entre las partículas PM10 y Monóxido de Carbono.

FECHA	PM10											
	NOROESTE			NORESTE			CENTRO			SUROESTE		
	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS
01/04/09	63.46	65	61	92.75	92	100	61.54	62	58	46.92	41	41
02/04/09	53.13	48	48	83.04	88	88	46.50	45	45	38.29	43	34
03/04/09	59.88	54	61	93.21	98	89	60.04	69	74	47.54	43	43
04/04/09	48.42	43	48	82.71	76	88	56.67	48	72	45.71	39	41
05/04/09	54.75	60	49	93.71	99	98	61.96	88	53	49.88	53	53
06/04/09	61.75	63	61	76.00	92	80	75.38	72	63	57.92	61	54
07/04/09	66.92	67	60	73.71	76	74	70.00	73	75	59.21	54	61
08/04/09	65.79	58	60	86.33	82	94	75.17	73	83	54.29	48	47
09/04/09	52.33	49	53	78.46	86	75	55.71	53	62	47.00	44	48
10/04/09	45.29	48	47	74.79	73	71	48.83	44	45	44.71	40	39
11/04/09	48.38	46	53	68.17	62	62	43.75	41	46	37.71	36	38
12/04/09	47.75	46	45	66.13	71	69	43.83	47	40	37.00	38	38
13/04/09	52.75	53	50	65.17	66	65	48.17	58	46	45.00	47	47
14/04/09	60.58	65	60	74.92	77	77	62.54	58	62	44.63	48	45
15/04/09	67.50	67	71	73.50	77	71	48.33	44	44	43.25	38	41
16/04/09	60.00	57	58	68.96	68	69	47.04	51	45	42.50	48	47
17/04/09	61.67	63	58	76.08	70	70	53.13	52	51	48.96	45	48
18/04/09	65.54	69	67	88.75	86	89	54.04	53	59	51.46	51	63
19/04/09	69.67	73	69	83.17	88	78	67.83	77	77	64.21	58	64
20/04/09	55.04	71	40	59.67	75	43	54.92	33	53	50.38	63	44
21/04/09	45.04	43	44	50.63	50	49	36.46	34	38	33.33	33	35
22/04/09	45.67	48	44	56.75	51	68	40.92	43	40	33.21	33	36
23/04/09	51.17	54	53	78.54	85	71	50.58	53	45	42.25	43	44
24/04/09	53.58	53	55	83.83	84	85	48.79	53	49	44.79	47	47

Tabla 4.3. Tabla comparativa de comportamiento de algoritmo ACO entre partículas PM10 para las zonas noroeste, noreste, centro y suroeste.

MONOXIDO DE CARBONO												
FECHA	NOROESTE			NORESTE			CENTRO			SUROESTE		
	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS	REAL	100 HORMIGAS	50 HORMIGAS
01/04/09	16.04	16	20	10.58	7	9	10.83	10	18	12.79	12	14
02/04/09	17.54	27	14	12.17	13	7	10.50	13	11	15.00	10	18
03/04/09	16.75	18	18	8.58	9	10	11.50	12	12	92.92	11	1
04/04/09	15.58	17	21	10.71	7	5	11.25	13	11	11.71	15	8
05/04/09	13.54	19	7	7.96	13	5	9.71	3	15	11.42	10	11
06/04/09	8.25	9	8	3.08	3	2	4.79	7	7	10.92	12	11
07/04/09	10.33	7	9	4.75	5	7	7.67	9	7	13.33	13	15
08/04/09	14.96	23	13	9.21	14	9	10.13	9	7	15.25	12	12
09/04/09	13.38	10	12	6.42	6	10	6.79	9	5	13.92	18	12
10/04/09	10.88	10	7	5.50	4	7	0.59	5	5	8.79	9	9
11/04/09	11.04	9	12	6.88	7	8	5.58	4	5	8.67	8	12
12/04/09	13.38	9	13	7.88	9	11	8.54	14	6	7.63	1	7
13/04/09	22.21	18	16	10.13	9	14	15.08	17	28	5.21	7	3
14/04/09	15.17	20	19	8.38	7	7	11.17	14	15	6.21	2	5
15/04/09	12.96	9	11	7.71	7	10	9.96	6	7	3.58	1	3
16/04/09	12.29	19	20	9.00	7	7	10.29	5	11	4.04	6	5
17/04/09	13.17	11	11	7.46	6	10	9.58	16	5	9.54	15	7
18/04/09	14.00	18	19	11.33	9	9	10.58	8	8	10.50	8	9
19/04/09	10.88	8	12	8.04	10	6	8.38	12	7	8.33	8	8
20/04/09	8.00	6	9	6.29	7	5	5.83	5	7	7.92	9	6
21/04/09	9.38	7	13	6.46	6	6	7.42	6	7	8.00	8	4
22/04/09	10.46	11	11	7.88	8	6	9.13	5	8	8.92	15	7
23/04/09	12.46	8	19	10.21	9	10	11.67	7	7	10.54	6	11
24/04/09	14.08	23	6	12.63	8	9	10.25	9	8	9.38	7	14

Tabla 4.4. Tabla comparativa de comportamiento de algoritmo ACO con partículas de Monóxido de Carbono.

4.2 Validación de los datos obtenidos.

Se utilizó un modelo univariable para pronósticos, de manera que se pretende realizar la predicción de valores futuros tomando como muestra 135 días de los datos registrados en un año en la ciudad de México en el 2009, se realizó la comparación de los valores predichos contra los valores reales registrados en los mismos días y zonas establecidas.

En la sección anterior se presentaron los valores obtenidos en el pronóstico puntual. A continuación se presenta la fórmula que se utilizó para calcular el error de pronóstico.

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \quad (5)$$

Donde se puede denotar el valor real de la variable de interés en el periodo de tiempo t como y_t , y el valor predicho como \hat{y}_t . [Bowerman B.L., O'Connell R.T., Koehler A.B., 2006].

Se presenta en las siguientes tablas el error de pronóstico en partículas PM10 tanto para 100 hormigas como para 50 hormigas. Se observa que el error calculado muestra un patrón aleatorio debido a que algunos valores son positivos y otros negativos. Por tal motivo se realizó el cálculo del valor absoluto sobre el cálculo del error pronosticado, de tal forma que fue posible calcular el porcentaje de error, así mismo como el porcentaje de certeza el cual es utilizado más adelante.

FECHA	PM10 NOROESTE										PM10 NORESTE											
	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	50 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	50 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
	01/04/09	63.46	65	-2	2	2	98	61	2	2	4	96	92.75	92	1	1	1	99	100	-7	7	8
02/04/09	53.13	48	5	5	10	90	48	5	5	10	90	83.04	88	-5	5	6	94	88	-5	5	6	94
03/04/09	59.88	54	6	6	10	90	61	-1	1	2	98	93.21	98	-5	5	5	95	89	4	4	5	95
04/04/09	48.42	43	5	5	11	89	48	0	0	1	99	82.71	76	7	7	8	92	88	-5	5	6	94
05/04/09	54.75	60	-5	5	10	90	49	6	6	11	89	93.71	99	-5	5	6	94	98	-4	4	5	95
06/04/09	61.75	63	-1	1	2	98	61	1	1	1	99	76.00	92	-16	16	21	79	80	-4	4	5	95
07/04/09	66.92	67	0	0	0	100	60	7	7	10	90	73.71	76	-2	2	3	97	74	0	0	0	100
08/04/09	65.79	58	8	8	12	88	60	6	6	9	91	86.33	82	4	4	5	95	94	-8	8	9	91
09/04/09	52.33	49	3	3	6	94	53	-1	1	1	99	78.46	86	-8	8	10	90	75	3	3	4	96
10/04/09	45.29	48	-3	3	6	94	47	-2	2	4	96	74.79	73	2	2	2	98	71	4	4	5	95
11/04/09	48.38	46	2	2	5	95	53	-5	5	10	90	68.17	62	6	6	9	91	62	6	6	9	91
12/04/09	47.75	46	2	2	4	96	45	3	3	6	94	66.13	71	-5	5	7	93	69	-3	3	4	96
13/04/09	52.75	53	0	0	0	100	50	3	3	5	95	65.17	66	-1	1	1	99	65	0	0	0	100
14/04/09	60.58	65	-4	4	7	93	60	1	1	1	99	74.92	77	-2	2	3	97	77	-2	2	3	97
15/04/09	67.50	67	1	1	1	99	71	-4	4	5	95	73.50	77	-4	4	5	95	71	3	3	3	97
16/04/09	60.00	57	3	3	5	95	58	2	2	3	97	68.96	68	1	1	1	99	69	0	0	0	100
17/04/09	61.67	63	-1	1	2	98	58	4	4	6	94	76.08	70	6	6	8	92	70	6	6	8	92
18/04/09	65.54	69	-3	3	5	95	67	-1	1	2	98	88.75	86	3	3	3	97	89	0	0	0	100
19/04/09	69.67	73	-3	3	5	95	69	1	1	1	99	83.17	88	-5	5	6	94	78	5	5	6	94
20/04/09	55.04	71	-16	16	29	71	40	15	15	27	73	59.67	75	-15	15	26	74	43	17	17	28	72
21/04/09	45.04	43	2	2	5	95	44	1	1	2	98	50.63	50	1	1	1	99	49	2	2	3	97
22/04/09	45.67	48	-2	2	5	95	44	2	2	4	96	56.75	51	6	6	10	90	68	-11	11	20	80
23/04/09	51.17	54	-3	3	6	94	53	-2	2	4	96	78.54	85	-6	6	8	92	71	8	8	10	90
24/04/09	53.58	53	1	1	1	99	55	-1	1	3	97	83.83	84	0	0	0	100	85	-1	1	1	99

(a)

PM10											PM10											
FECHA	CENTRO										SUROESTE											
	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	50 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	50 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
01/04/09	61.54	62	0	0	1	99	58	4	4	6	94	46.92	41	5.92	6	13	87	41	5.92	5.92	12.61	87.39
02/04/09	46.50	45	2	2	3	97	45	2	2	3	97	38.29	43	-4.71	5	12	88	34	4.29	4.29	11.21	88.79
03/04/09	60.04	69	-9	9	15	85	74	-14	14	23	77	47.54	43	4.54	5	10	90	43	4.54	4.54	9.55	90.45
04/04/09	56.67	48	9	9	15	85	72	-15	15	27	73	45.71	39	6.71	7	15	85	41	4.71	4.71	10.30	89.7
05/04/09	61.96	88	-26	26	42	58	53	9	9	14	86	49.88	53	-3.13	3	6	94	53	-3.13	3.13	6.27	93.73
06/04/09	75.38	72	3	3	4	96	63	12	12	16	84	57.92	61	-3.08	3	5	95	54	3.92	3.92	6.76	93.24
07/04/09	70.00	73	-3	3	4	96	75	-5	5	7	93	59.21	54	5.21	5	9	91	61	-1.79	1.79	3.03	96.97
08/04/09	75.17	73	2	2	3	97	83	-8	8	10	90	54.29	48	6.29	6	12	88	47	7.29	7.29	13.43	86.57
09/04/09	55.71	53	3	3	5	95	62	-6	6	11	89	47.00	44	3.00	3	6	94	48	-1.00	1.00	2.13	97.87
10/04/09	48.83	44	5	5	10	90	45	4	4	8	92	44.71	40	4.71	5	11	89	39	5.71	5.71	12.77	87.23
11/04/09	43.75	41	3	3	6	94	46	-2	2	5	95	37.71	36	1.71	2	5	95	38	-0.29	0.29	0.77	99.23
12/04/09	43.83	47	-3	3	7	93	40	4	4	9	91	37.00	38	-1.00	1	3	97	38	-1.00	1.00	2.70	97.3
13/04/09	48.17	58	-10	10	20	80	46	2	2	4	96	45.00	47	-2.00	2	4	96	47	-2.00	2.00	4.44	95.56
14/04/09	62.54	58	5	5	7	93	62	1	1	1	99	44.63	48	-3.38	3	8	92	45	-0.38	0.38	0.84	99.16
15/04/09	48.33	44	4	4	9	91	44	4	4	9	91	43.25	38	5.25	5	12	88	41	2.25	2.25	5.20	94.8
16/04/09	47.04	51	-4	4	8	92	45	2	2	4	96	42.50	48	-5.50	6	13	87	47	-4.50	4.50	10.59	89.41
17/04/09	53.13	52	1	1	2	98	51	2	2	4	96	48.96	45	3.96	4	8	92	48	0.96	0.96	1.96	98.04
18/04/09	54.04	53	1	1	2	98	59	-5	5	9	91	51.46	51	0.46	0	1	99	63	-11.54	11.54	22.43	77.57
19/04/09	67.83	77	-9	9	14	86	77	-9	9	14	86	64.21	58	6.21	6	10	90	64	0.21	0.21	0.32	99.68
20/04/09	54.92	33	22	22	40	60	53	2	2	3	97	50.38	63	-12.63	13	25	75	44	6.38	6.38	12.66	87.34
21/04/09	36.46	34	2	2	7	93	38	-2	2	4	96	33.33	33	0.33	0	1	99	35	-1.67	1.67	5.00	95
22/04/09	40.92	43	-2	2	5	95	40	1	1	2	98	33.21	33	0.21	0	1	99	36	-2.79	2.79	8.41	91.59
23/04/09	50.58	53	-2	2	5	95	45	6	6	11	89	42.25	43	-0.75	1	2	98	44	-1.75	1.75	4.14	95.86
24/04/09	48.79	53	-4	4	9	91	49	0	0	0	##	44.79	47	-2.21	2	5	95	47	-2.21	2.21	4.93	95.07

(b)

Tabla 4.5. Cálculo del error de pronóstico en partículas PM10. Zonas noroeste y noreste (a), centro y suroeste (b).

El resultado del cálculo de la desviación absoluta media se muestra en la ecuación 6, el cual es el promedio de las desviaciones absolutas para todos los pronósticos obtenidos para partículas PM10.

$$MAD = \frac{\sum |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad (6)$$

PM10			
ZONA	NÚMERO DE HORMIGAS	DESVIACIÓN ABSOLUTA MEDIA	%ERROR ABSOLUTO
NOROESTE	100	3.31	8
	50	3.00	7.23
NORESTE	100	4.86	8.05
	50	5.53	9.10
CENTRO	100	2.83	6.88
	50	3.00	7.80
SUROESTE	100	2.78	8.56
	50	2.55	7.71

Tabla 4.6. Resultados del algoritmo ACO en el cálculo de valores estimados de desviación absoluta media y porcentaje de error absoluto para partículas PM10 en las zonas noroeste, noreste, centro y suroeste.

Como se observase en la tabla de resultados, en las zonas noroeste y suroeste se lograron mejores resultados con 50 hormigas. Mientras que, para las zonas noreste y centro se lograron mejores resultados con 100 hormigas.

De lo anterior se puede concluir que no es un factor determinante el número de hormigas utilizadas para el cálculo de la estimación de PM10.

Por otro lado, se tiene una investigación sobre predicciones de partículas PM10, ozono, entre otras utilizando máquinas de soporte de vectores (SVM), [Sotomayor-Olmedo A., Aceves-Fernández M.A., et al, 2013]. En dicha investigación se calcula el porcentaje de certeza de la predicción obtenida de acuerdo al número de SVM utilizados. Con la finalidad de comparar los resultados obtenidos utilizando el algoritmo ACO con los de la investigación ya mencionada, se calculó adicionalmente el porcentaje de certeza de la siguiente forma:

$$100 - \% \text{ de error} \quad (7)$$

obteniendo los resultados siguientes:

PARA REGISTROS CON PARTÍCULAS PM10

	ACO (100 HORMIGAS)	GAUSSIAN KERNEL		POLYNOMIAL KERNEL		SPLINE KERNEL	
	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA
ABRIL	93	7	80	7	73.3	9	76.6
MAYO	92	9	87.1	9	77.4	10	67.7
JUNIO	93	6	86.6	9	80	7	76.6
JULIO	90	7	80.6	8	87	6	80.6

(a)

PARA REGISTROS CON DIOXIDO DE NITRÓGENO

	ACO (100 HORMIGAS)	GAUSSIAN KERNEL		POLYNOMIAL KERNEL		SPLINE KERNEL	
	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA
ABRIL	72	7	86.6	6	80	5	76.6
MAYO	68	8	80.6	6	77.4	5	70.9
JUNIO	68	5	90	7	80	3	77.6
JULIO	65	9	87.1	8	87.1	5	83.8

(b)

PARA REGISTROS CON OZONO

	ACO (100 HORMIGAS)	Gaussian kernel		Polynomial kernel		Spline kernel	
	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA	No. of SVM	% DE CERTEZA
ABRIL	29	7	86.6	5	90	5	90
MAYO	37	8	90.3	6	90.3	5	87.1
JUNIO	12	4	90	4	86.6	3	86.6
JULIO	29	9	90.3	6	87.1	5	90.3

(c)

Tabla 4.7. Tablas comparativas de cálculo de valores estimados entre el algoritmo ACO y Máquinas se Soporte de Vectores. a) Resultados para PM10, b) Resultados para Dióxido de Nitrógeno y c) Resultados para Ozono.

Como se puede observar, para ACO se mantiene constante el número de hormigas utilizadas para los meses de prueba, mientras que al utilizar SVM es necesario variar la cantidad para los mismos meses.

Para el caso de partículas PM10, se logra con ACO un porcentaje de certeza hasta de un 10% por encima de SVM, con los datos obtenidos.

Por otro lado podrá observarse que para el caso de las partículas de dióxido de nitrógeno y ozono, los valores estimados por ACO no resultan tan favorables como los obtenidos para PM10. Con ésta información, no se puede concluir de manera determinante que sea mejor SVM con respecto a ACO, debido a que en la investigación a la que se hace referencia para la comparación, no muestra los resultados utilizando de forma constante un solo número de SVM. [Sotomayor Olmedo A, et al, 2012

Por otro lado, las máquinas de soporte de vectores proveen un mecanismo flexible y escalable de modelado de sistemas dinámicos y no-lineales, permiten un buen desempeño con distintos datos.

A continuación se presentan una serie de pruebas que realizaron utilizando datos registrados de partículas PM10 de los años 2007, 2008 y 2010. La situación a la que se enfrentó al realizar comparaciones entre ésta información consistió en que se encontraron valores atípicos como resultado de un error al momento de realizar la medición. Por tal motivo, se notará que los comparativos no fueron sobre los mismos rangos de fechas ya que se buscó realizar pruebas sobre periodos con datos con pocos valores atípicos.

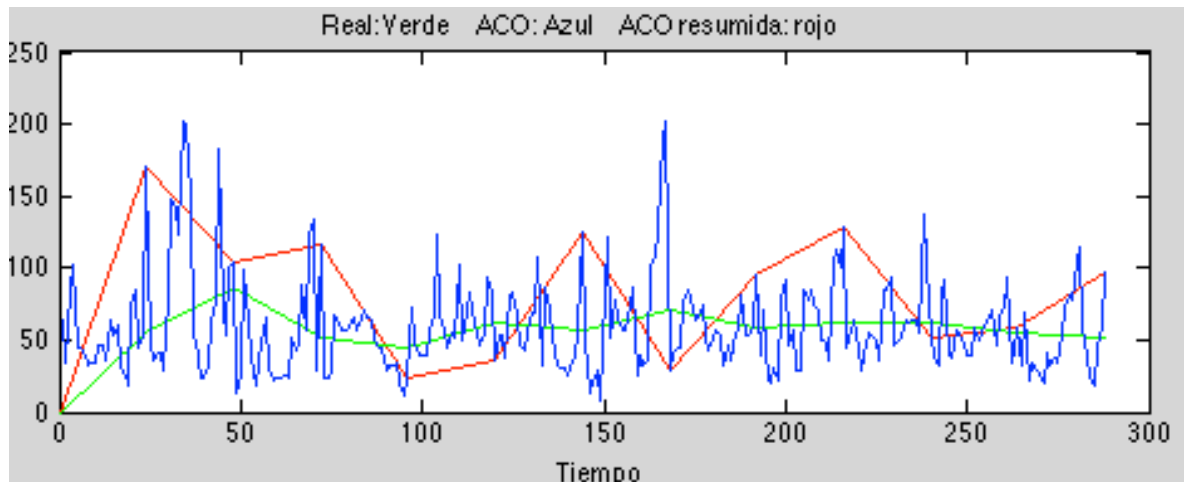
Con respecto a los valores atípicos se consideró realizar el cálculo del promedio de los 3 datos anteriores para sustituir su valor.

A continuación se presentan las pruebas realizadas alterando la variable “menor” que utiliza el algoritmo ACO como parámetro para calcular la ruta del menor costo,

FECHAS: 15/02/2007 – 26/02/2007

HORMIGAS:100

MENOR: 100,000,000

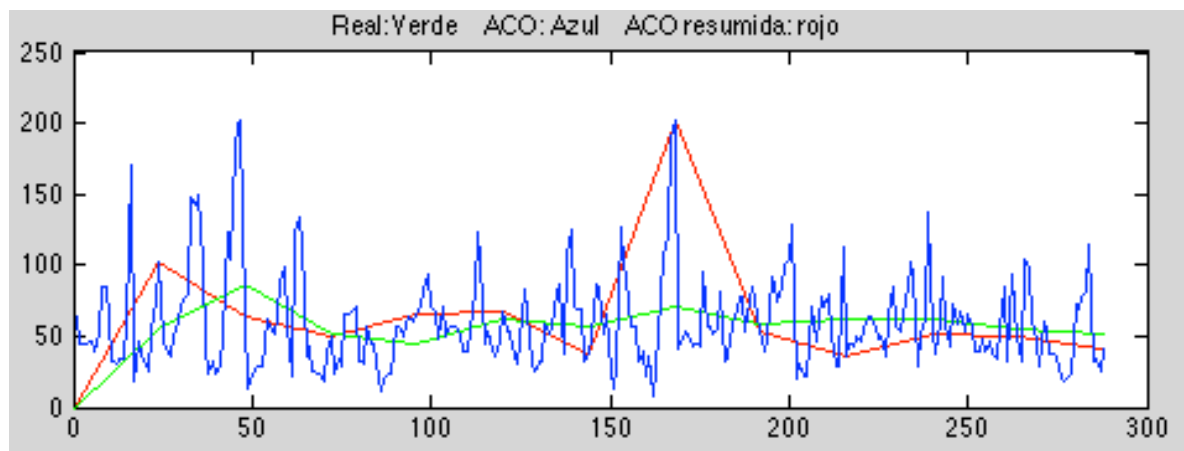


(a)

FECHAS: 15/02/2007 – 26/02/2007

HORMIGAS:500

MENOR: 100,000,000



(b)

Figura 4.3. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en cien millones. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

A continuación se muestran los valores obtenidos. Como podrá observarse se logran mejores resultados aumentando el número de hormigas hasta 500, permitiendo afinar la tendencia predicha con ACO.

PM10												
TLA												
FECHA	menor	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	500 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
15/02/07	100,000,000	55.00	170	-115.00	115.00	209.09	0.00	102	-47.00	47.00	85.45	14.55
16/02/07		86.25	104	-83.75	83.75	97.10	2.90	63	23.25	23.25	26.96	73.04
17/02/07		52.21	116	-51.79	51.79	99.20	0.80	49	3.21	3.21	6.15	93.85
18/02/07		45.29	24	-70.71	70.71	156.12	0.00	65	-19.71	19.71	43.51	56.49
19/02/07		62.67	36	38.67	38.67	61.70	38.30	67	-4.33	4.33	6.91	93.09
20/02/07		57.50	125	21.50	21.50	37.39	62.61	37	20.50	20.50	35.65	64.35
21/02/07		69.96	28	-55.04	55.04	78.68	21.32	202	-132.04	132.04	188.74	0.00
22/02/07		58.00	95	30.00	30.00	51.72	48.28	54	4.00	4.00	6.90	93.10
23/02/07		62.58	129	-32.42	32.42	51.80	48.20	35	27.58	27.58	44.07	55.93
24/02/07		62.00	52	-67.00	67.00	108.06	0.00	52	10.00	10.00	16.13	83.87
25/02/07		55.58	59	3.58	3.58	6.45	93.55	49	6.58	6.58	11.84	88.16
26/02/07		50.92	97	-8.08	8.08	15.88	84.12	41.00	9.92	9.92	19.48	80.52

Tabla 4.8. Tabla de resultados con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en cien millones.

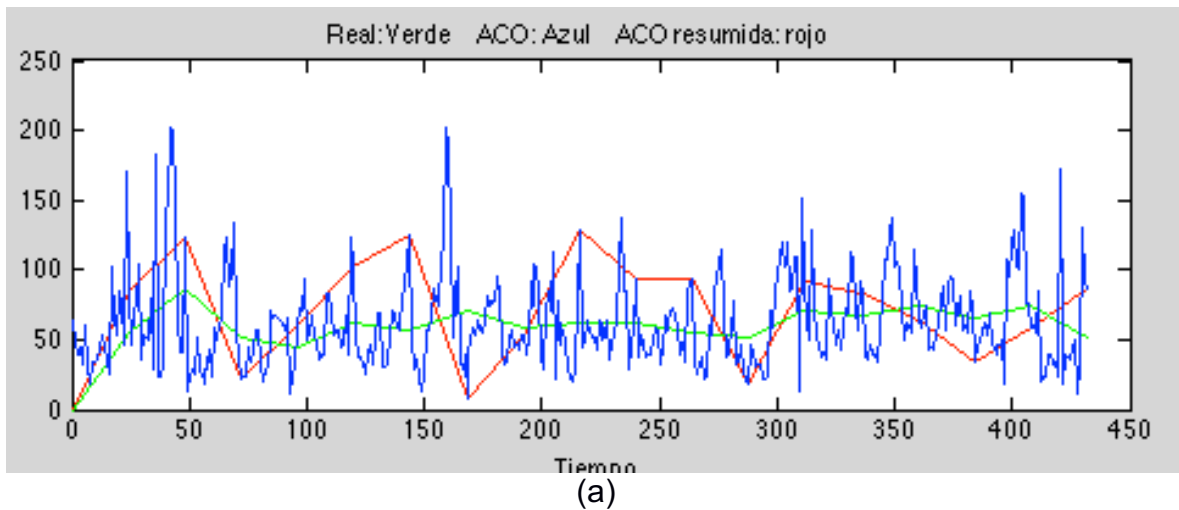
Por otro lado, se puede observar como se tienen algunos casos en los que el porcentaje de diferencia es muy grande, provocando que el porcentaje de certeza tome un valor negativo. Se asume con esta información que para éstos casos la predicción con ACO no resulta favorable, por lo tanto en las tablas de valores se ha asignado valor de cero para éstos casos.

En las siguientes pruebas podrá observar que se utilizó el mismo periodo de fechas, variando nuevamente el número de hormigas. Por otro lado el factor de la variable menor fue alterado bajando su valor de 100,000,000 hasta 1,000,000. Las pruebas se realizaron con 100 y 500 hormigas con la finalidad de comparar los resultados y revisar si la variable menor, se convierte en un factor determinante al momento de mejorar resultados.

FECHAS: 15/02/2007 – 04/03/2007

HORMIGAS:100

MENOR: 1,000,000



FECHAS: 15/02/2007 – 04/03/2007

HORMIGAS: 500

MENOR: 1,000,000

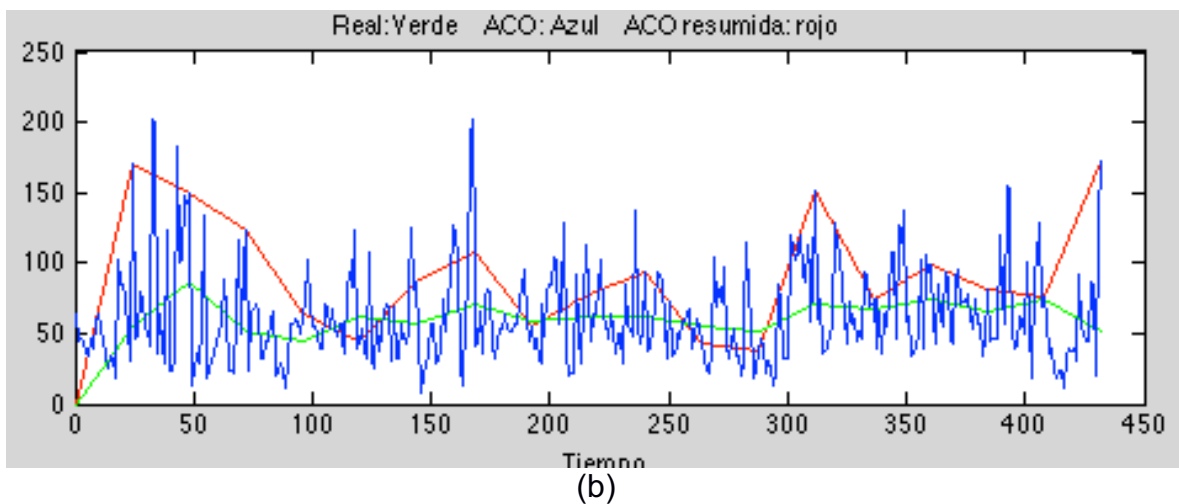


Figura 4.4. . Pruebas funcionales con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en un millon. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

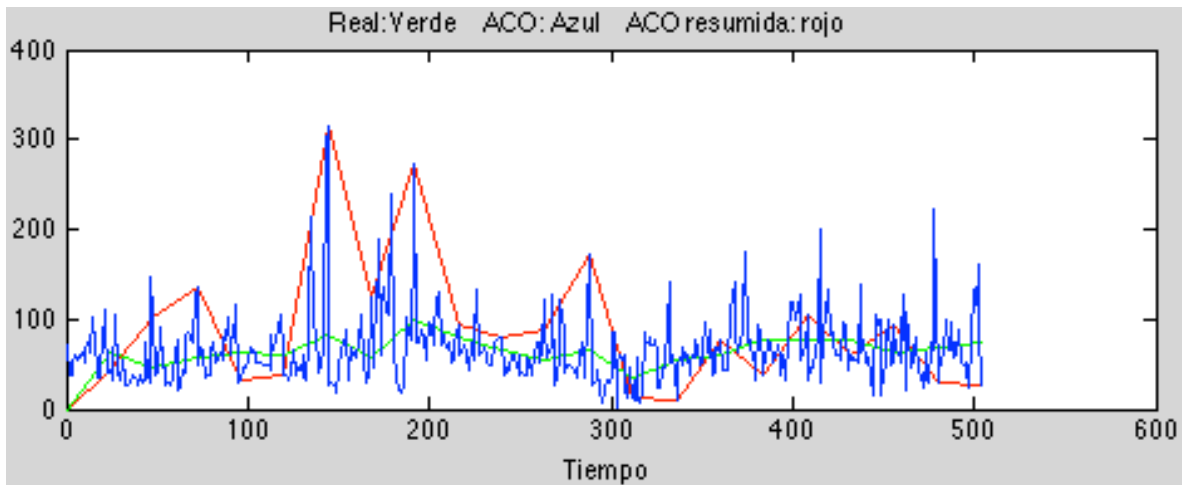
Como podrá observar en esta secuencia de pruebas se logran mejores resultados con 100 hormigas, pese a que en dos casos se tuvo un porcentaje de certeza de cero, para el resto de los casos se logran valores mucho mas altos que con 500 hormigas.

PM10												
TLA												
FECHA	menor	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	500 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
15/02/07	1,000,000	55.00	75	-20.00	20.00	36.36	63.64	170	-115.00	115.00	209.09	0.00
16/02/07		86.25	63	23.25	23.25	26.96	73.04	150	-63.75	63.75	73.91	26.09
17/02/07		52.21	57	-4.79	4.79	9.18	90.82	98	-45.79	45.79	87.71	12.29
18/02/07		45.29	29	16.29	16.29	35.97	64.03	24	21.29	21.29	47.01	52.99
19/02/07		62.67	46	16.67	16.67	26.60	73.40	55	7.67	7.67	12.23	87.77
20/02/07		57.50	69	-11.50	11.50	20.00	80.00	68	-10.50	10.50	18.26	81.74
21/02/07		69.96	189	-119.04	119.04	170.16	0.00	122	-52.04	52.04	74.39	25.61
22/02/07		58.00	46	12.00	12.00	20.69	79.31	85	-27.00	27.00	46.55	53.45
23/02/07		62.58	129	-66.42	66.42	106.13	0.00	101	-38.42	38.42	61.38	38.62
24/02/07		62.00	93	-31.00	31.00	50.00	50.00	28	34.00	34.00	54.84	45.16
25/02/07		55.58	54	1.58	1.58	2.85	97.15	94	-38.42	38.42	69.12	30.88
26/02/07		50.92	81	-30.08	30.08	59.08	40.92	73	-22.08	22.08	43.37	56.63

Tabla 4.9. . Tabla de resultados con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en un millón.

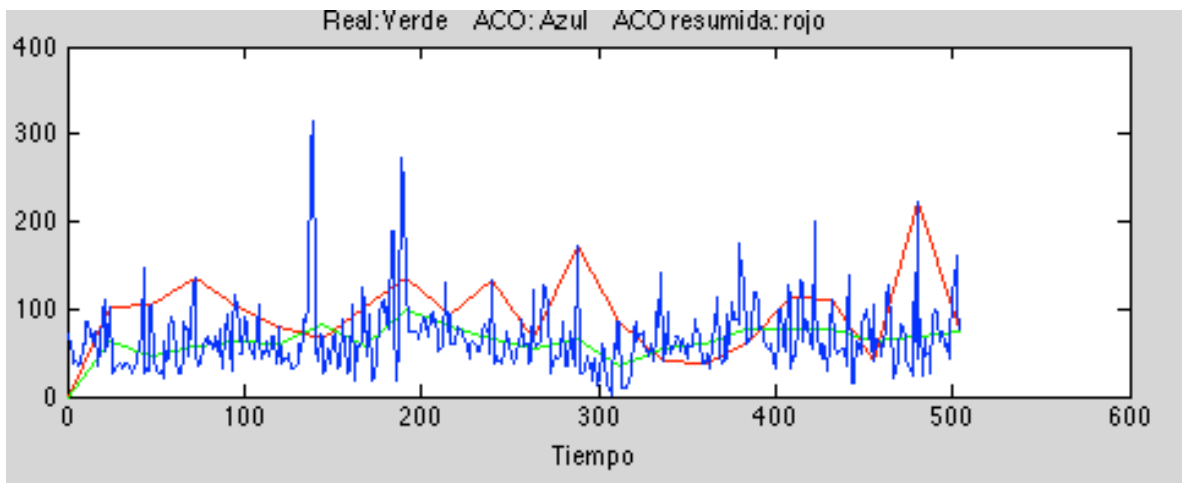
A continuación se presentan los resultados logrados con partículas PM10, con valores del año 2008. Para éste caso, se toma como valor para la variable menor 100,000,000 y se ajustan las pruebas con 100 y 500 hormigas, en todas las pruebas se someten al mismo rango de fechas.

FECHAS: 12/03/2008 – 01/04/2008
HORMIGAS: 100
MENOR: 100,000,000



(a)

FECHAS: 12/03/2008 – 01/04/2008
HORMIGAS: 500
MENOR: 100,000,000



(b)

Figura 4.5. Pruebas funcionales con partículas PM10 con información del 2008 con la variable menor en cien millones. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Como podrá observarse, para el caso de 500 hormigas, se logran mejores resultados contra 100 hormigas, manteniendo en ambos casos constante la variable menor en 100,000,000. Por otro lado puede observarse que bajando el

valor de la variable menor nuevamente se logran mejores resultados con 500 hormigas.

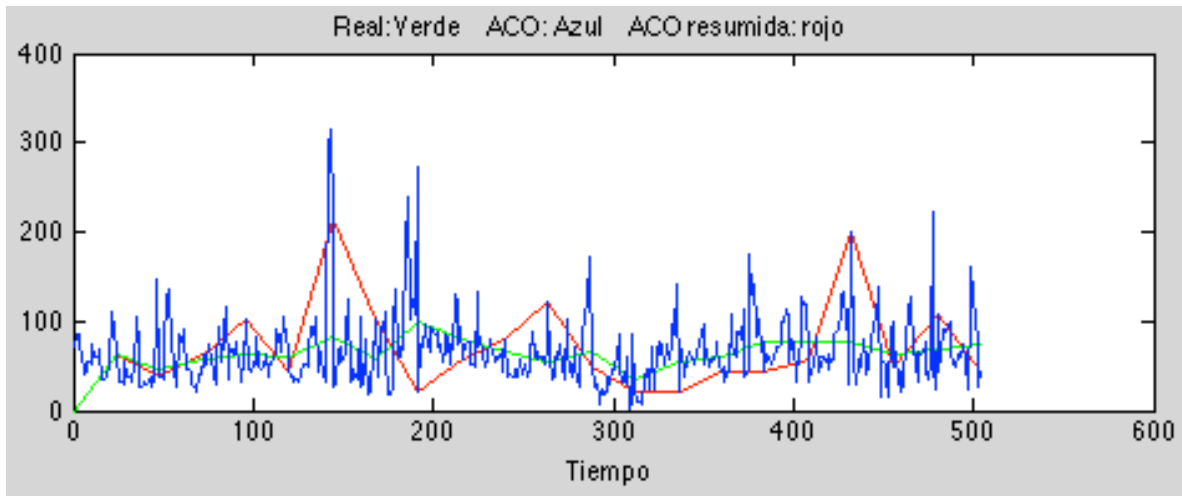
Como podrá observarse, el porcentaje de certeza para 500 hormigas para esta secuencia de pruebas, se mantiene ligeramente mayor que con 100 hormigas, por otro lado se puede observar que se tiene mas casos donde el porcentaje de certeza tiene valor de cero para la prueba con 500 hormigas.

PM10												
TLA												
FECHA	menor	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	500 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
12/03/08	100,000,000	63.04	44	19.04	19.04	43.28	56.72	103	-39.96	39.96	63.38	36.62
13/03/08		46.92	103	-56.08	56.08	54.45	45.55	104	-57.08	57.08	121.67	0.00
14/03/08		58.00	137	-79.00	79.00	57.66	42.34	137	-79.00	79.00	136.21	0.00
15/03/08		63.21	33	30.21	30.21	91.54	8.46	102	-38.79	38.79	61.37	38.63
16/03/08		60.29	38	22.29	22.29	58.66	41.34	79	-18.71	18.71	31.03	68.97
17/03/08		83.13	314	-230.88	230.88	73.53	26.47	65	18.13	18.13	21.80	78.20
18/03/08		56.00	124	-68.00	68.00	54.84	45.16	101	-45.00	45.00	80.36	19.64
19/03/08		98.71	274	-175.29	175.29	63.98	36.02	136	-37.29	37.29	37.78	62.22
20/03/08		80.63	94	-13.38	13.38	14.23	85.77	94	-13.38	13.38	16.59	83.41
21/03/08		67.00	79	-12.00	12.00	15.19	84.81	133	-66.00	66.00	98.51	1.49
22/03/08		55.63	88	-32.38	32.38	36.79	63.21	67	-11.38	11.38	20.45	79.55
23/03/08		66.04	172	-105.96	105.96	61.60	38.40	172	-105.96	105.96	160.44	0.00
24/03/08		35.83	12	23.83	23.83	198.61	0.00	85	-49.17	49.17	137.21	0.00
25/03/08		53.71	11	42.71	42.71	388.26	0.00	41	12.71	12.71	23.66	76.34
26/03/08		60.79	77	-16.21	16.21	21.05	78.95	37	23.79	23.79	39.14	60.86
27/03/08		78.08	37	41.08	41.08	111.04	0.00	60	18.08	18.08	23.16	76.84
28/03/08		76.38	105	-28.63	28.63	27.26	72.74	112	-35.63	35.63	46.64	53.36
29/03/08		76.25	60	16.25	16.25	27.08	72.92	110	-33.75	33.75	44.26	55.74
30/03/08		63.00	94	-31.00	31.00	32.98	67.02	41	22.00	22.00	34.92	65.08
31/03/08		67.21	30	37.21	37.21	124.03	0.00	223	-155.79	155.79	231.80	0.00
01/04/08	73.96	27	46.96	46.96	173.92	0.00	76	-2.04	2.04	2.76	97.24	

Tabla 4.10. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2008 y variable menor en cien millones.

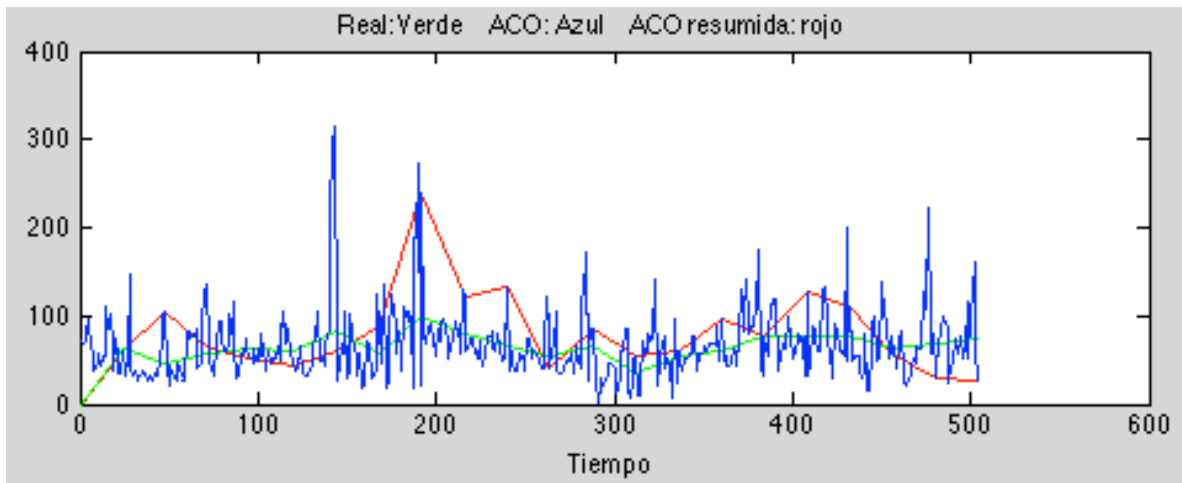
A continuación se muestra los resultados obtenidos variando el valor de menor, considerando las mismas fechas y considerando 100 y 500 hormigas.

FECHAS: 12/03/2008 – 01/04/2008
HORMIGAS: 100
MENOR: 1,000,000



(a)

FECHAS: 12/03/2008 – 01/04/2008
HORMIGAS: 500
MENOR: 1,000,000



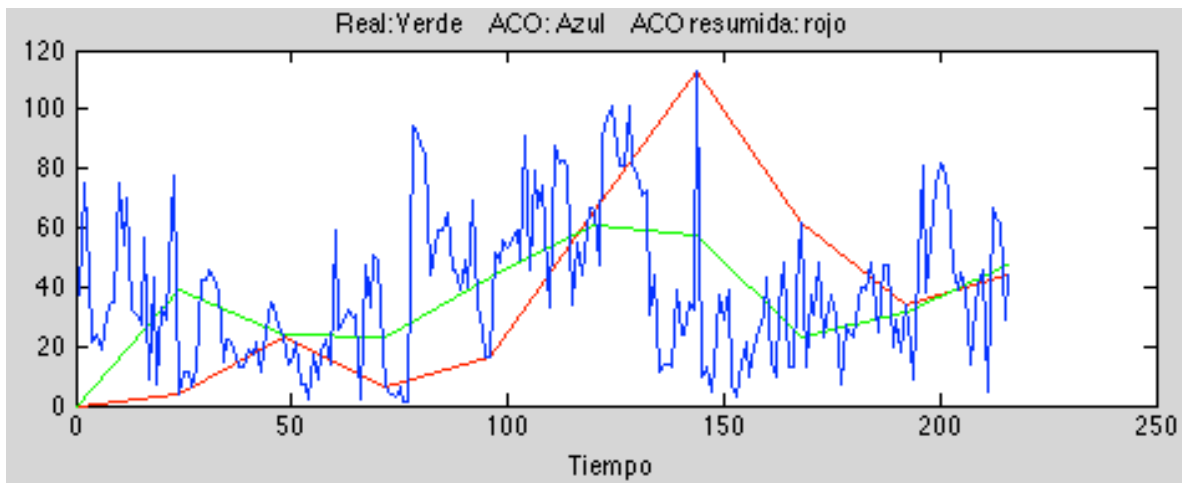
(b)

Figura 4.6. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 con información del 2008 y menor en un millón. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

PM10												
TLA												
FECHA	menor	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	500 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
12/03/08	1,000,000	63.04	62	1.04	1.04	1.68	98.32	60	3.04	3.04	4.82	95.18
13/03/08		46.92	38	8.92	8.92	23.46	76.54	104	-57.08	57.08	121.67	0.00
14/03/08		58.00	62	-4.00	4.00	6.45	93.55	62	-4.00	4.00	6.90	93.10
15/03/08		63.21	102	-38.79	38.79	38.03	61.97	51	12.21	12.21	19.31	80.69
16/03/08		60.29	44	16.29	16.29	37.03	62.97	44	16.29	16.29	27.02	72.98
17/03/08		83.13	214	-130.88	130.88	61.16	38.84	61	22.13	22.13	26.62	73.38
18/03/08		56.00	101	-45.00	45.00	44.55	55.45	89	-33.00	33.00	58.93	41.07
19/03/08		98.71	21	77.71	77.71	370.04	0.00	240	-141.29	141.29	143.14	0.00
20/03/08		80.63	57	23.63	23.63	41.45	58.55	123	-42.38	42.38	52.56	47.44
21/03/08		67.00	79	-12.00	12.00	15.19	84.81	133	-66.00	66.00	98.51	1.49
22/03/08		55.63	123	-67.38	67.38	54.78	45.22	40	15.63	15.63	28.09	71.91
23/03/08		66.04	48	18.04	18.04	37.59	62.41	86	-19.96	19.96	30.22	69.78
24/03/08		35.83	22	13.83	13.83	62.88	37.12	54	-18.17	18.17	50.70	49.30
25/03/08		53.71	22	31.71	31.71	144.13	0.00	59	-5.29	5.29	9.85	90.15
26/03/08		60.79	44	16.79	16.79	38.16	61.84	96	-35.21	35.21	57.92	42.08
27/03/08		78.08	44	34.08	34.08	77.46	22.54	77	1.08	1.08	1.39	98.61
28/03/08		76.38	58	18.38	18.38	31.68	68.32	127	-50.63	50.63	66.28	33.72
29/03/08		76.25	199	-122.75	122.75	61.68	38.32	110	-33.75	33.75	44.26	55.74
30/03/08		63.00	49	14.00	14.00	28.57	71.43	57	6.00	6.00	9.52	90.48
31/03/08		67.21	108	-40.79	40.79	37.77	62.23	30	37.21	37.21	55.36	44.64
01/04/08	73.96	43	30.96	30.96	72.00	28.00	27	46.96	46.96	63.49	36.51	

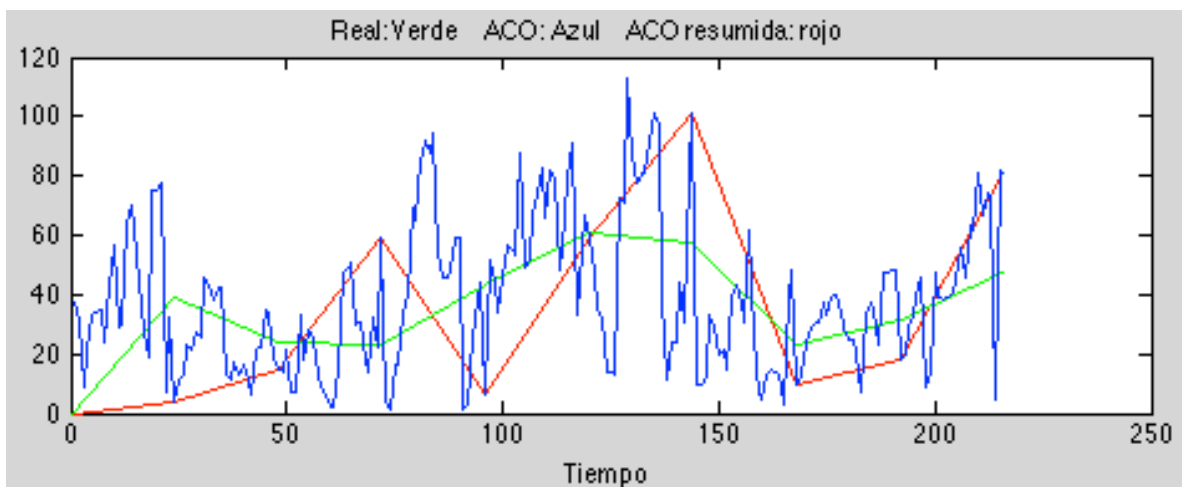
Tabla 4.11. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2008 y variable menor en un millón.

FECHAS: 02/01/2010 – 10/01/2010
HORMIGAS: 100
MENOR: 1,000,000



(a)

FECHAS: 02/01/2010 – 10/01/2010
HORMIGAS: 500
MENOR: 1,000,000



(b)

Figura 4.7. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 con información del 2010 y variable menor en un millón. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

A continuación se presentan los valores obtenidos, como podrá observarse nuevamente se tiene una tendencia sobre los datos logrando mayores resultados ajustando a 1,000,000 con 100 hormigas.

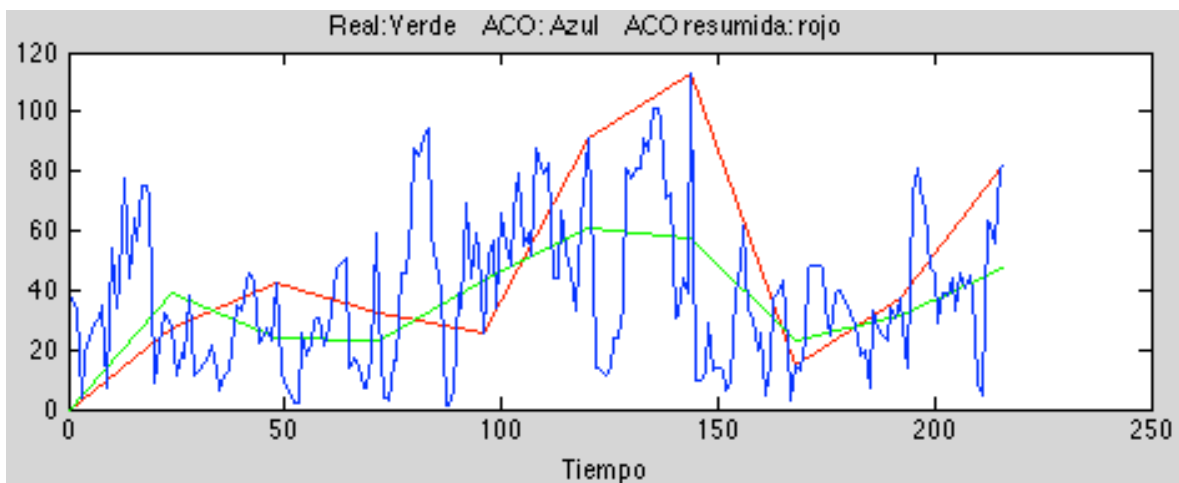
PM10												
TLA												
FECHA	menor	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	500 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
02/01/10	1,000,000	38.88	4.00	34.88	34.88	89.71	10.29	4	34.88	34.88	89.71	10.29
03/01/10		23.50	23.00	0.50	0.50	2.13	97.87	15	8.50	8.50	36.17	63.83
04/01/10		23.25	6.00	17.25	17.25	74.19	25.81	59	-35.75	35.75	153.76	0.00
05/01/10		43.17	16.00	27.17	27.17	62.93	37.07	6	37.17	37.17	86.10	13.90
06/01/10		60.75	66.00	-5.25	5.25	8.64	91.36	59	1.75	1.75	2.88	97.12
07/01/10		57.63	113.00	-55.38	55.38	96.10	3.90	101	-43.38	43.38	75.27	24.73
08/01/10		23.13	62.00	-38.88	38.88	168.11	0.00	10	13.13	13.13	56.76	43.24
09/01/10		31.25	34.00	-2.75	2.75	8.80	91.20	18	13.25	13.25	42.40	57.60
10/01/10		47.25	44.00	3.25	3.25	6.88	93.12	81	-33.75	33.75	71.43	28.57

Tabla 4.12. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2010 y variable menor en un millón.

A continuación se presentan las pruebas utilizando el mismo rango de fechas, para 100 y 500 hormigas, en este caso la variable menor se subió hasta 100,000,000.

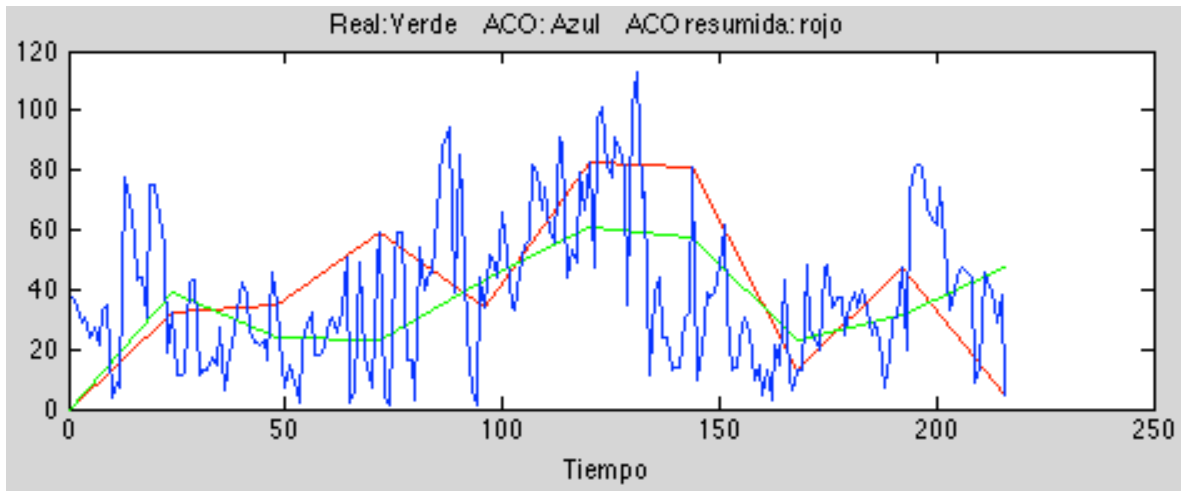
Como podrá observarse no se tiene una diferencia notable con respecto a la secuencia de pruebas anteriores, puede suponerse que es debido a que el rango de fechas utilizadas son de muy pocos días.

FECHAS: 02/01/2010 – 10/01/2010
HORMIGAS: 100
MENOR: 100,000,000



(a)

FECHAS: 02/01/2010 – 10/01/2010
 HORMIGAS: 500
 MENOR: 100,000,000



(b)

Figura 4.8. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 con información del 2010 y variable menor en cien millones. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

A continuación se muestra el detalle de los resultados obtenidos.

PM10												
TLA												
FECHA	menor	REAL	100 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA	500 HORMIGAS	DIFERENCIA	DIF. ABSOLUTA	%DIF. ABSOLUTA	% DE CERTEZA
02/01/10	100,000,000	38.88	27	11.88	11.88	30.55	69.45	32	6.88	6.88	17.68	82.32
03/01/10		23.50	42	-3.50	3.50	14.89	85.11	35	-11.50	11.50	48.94	51.06
04/01/10		23.25	32	-18.75	18.75	80.65	19.35	59	-35.75	35.75	153.76	0.00
05/01/10		43.17	26	11.17	11.17	25.87	74.13	34	9.17	9.17	21.24	78.76
06/01/10		60.75	91	34.75	34.75	57.20	42.80	83	-22.25	22.25	36.63	63.37
07/01/10		57.63	113	-33.38	33.38	57.92	42.08	81	-23.38	23.38	40.56	59.44
08/01/10		23.13	15	-89.88	89.88	388.65	0.00	13	10.13	10.13	43.78	56.22
09/01/10		31.25	37	16.25	16.25	52.00	48.00	47	-15.75	15.75	50.40	49.60
10/01/10		47.25	82	10.25	10.25	21.69	78.31	5	42.25	42.25	89.42	10.58

Tabla 4.13. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2010 y variable menor en cien millones.

5. Conclusiones.

La presente tesis tuvo como objetivo la modelación y optimización de tendencias de partículas ambientales mediante algoritmos de inteligencia colectiva animal. Es decir, se busca diseñar un sistema que en base a los registros obtenidos sobre mediciones reales de concentración de partículas contaminantes como lo es PM10, permita generar una tendencia sobre el comportamiento de los niveles de concentración utilizando algoritmos de inteligencia de enjambres.

Para demostrar esto, primero se realizó un análisis de algoritmos Inteligentes: “Swarm Intelligence (Inteligencia de Enjambre o SI)”. Donde se pudo observar que el algoritmo ACO, aunque no nos da una solución total a nuestro objetivo puede ser utilizado para nuestro modelo debido a que, al simular el comportamiento natural de una hormiga es lo más próximo a un comportamiento natural de partículas contaminantes. Además en ambos casos se observa de manera inicial un comportamiento caótico el cual después de un tiempo determinado logra una convergencia.

Como parte de las adecuaciones del algoritmo ACO, se tuvo que realizar un modelo donde la matriz de distancias se calculó a partir de dos vectores. El vector “X” que corresponde a la hora en la que fue tomada la medición, y el vector “Y” que corresponde al valor de concentración obtenido para cada hora indicada por el vector X.

Por otro lado, se tuvo que cambiar el modelo original de ACO el cual indica que su objetivo es calcular la mejor ruta de distancias desde un nido, al origen de la comida y de vuelta al nido. El cambio consistió en que el cálculo no modela un ciclo, en su lugar modela un proceso lineal de tal forma que cada hormiga no regresa al nido, si no que donde termina da inicio al cálculo de un nuevo día.

En las pruebas realizadas y documentadas en la sección de resultados, se presentaron diferentes escenarios para el algoritmo, desde la comparación con otras partículas además de PM10, hasta variando parámetros que el algoritmo ACO utiliza.

Con respecto a la comparación de resultados de PM10 con partículas como dióxido de nitrógeno y ozono se mostró como se obtienen resultados desfavorables al utilizar ACO, sin embargo no resulta tan desalentador el panorama debido a que no se toman en cuenta variables como es la temperatura y humedad que en el caso de SVM si son considerados.

Por otro lado se observó el comportamiento con diferentes años para la partícula PM10, encontrándose valores muy bajos de porcentajes de certeza, sin embargo se ha notado que el algoritmo ACO ofrece mejores resultados con rangos muy grandes de fechas, se concluye con esto que el algoritmo necesita un periodo de tiempo mayor para lograr converger.

Se propone para futuros trabajos realizar pruebas con datos actualizados, esperando que la información se encuentre completa y poder hacer pruebas con periodos de fechas muy largos.

Se considera que el tomar en cuenta variables como temperatura y humedad posiblemente mejoraría la tendencia medida, sin embargo hasta el momento no se logró que en el modelo de ACO pudiera funcionar con estos parámetros.

6. Referencias

[1] Organización Panamericana de la Salud, "Evaluación de los efectos de la contaminación del aire en la salud de América Latina y el Caribe". ISBN 9275125988. 2005. Recuperado de: <http://www.bvsde.ops-oms.org/bvsea/fulltext/contaminacion/contaminacion.pdf>, fecha de consulta: 25-marzo-2013.

[2] Ferrer-Carbonell J.A., Escalante-Semerena R.I.; "Contaminación atmosférica y efectos sobre la salud en la Zona Metropolitana del Valle de México", núm. 360, septiembre-octubre 2009, recuperado de: <http://www.economia.unam.mx/publicaciones/econinforma/pdfs/360/03escalanteyji my.pdf> fecha de consulta: 26-marzo-2013.

[3] Organización Panamericana de la Salud, Capítulo 3. Desarrollo sostenible y salud ambiental, salud en las américas, 2007. Volumen i-regional, recuperado de <http://www.paho.org/hia/archivosvol1/volregionalesp/SEA07%20Regional%20SPA%20Cap%203.pdf> Fecha de consulta: 25 de marzo de 2013

[4] Pérez-Vidal, H, Lunagómez-Rocha, MA, Acosta-Pérez, LI. Análisis de partículas suspendidas totales (PST) y partículas fracción respirable (PM10), en Cunduacán, Tabasco; Universidad y Ciencia [en línea] 2010, 26 (Agosto-Sin mes); recuperado de: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=15416232003> Fecha de consulta: 18 de febrero de 2014; ISSN 0186-2979

[5] Cortina-Januchs, M.G., "Aplicación de técnicas de inteligencia artificial a la predicción de contaminantes atmosféricos", 2012; Tesis (Doctoral) [Cortina-Januchs,2012]

[6] Cases B., Olasagasti F.J., Moujahid A., D'Anjou A., "Swarm Intelligence: una aplicación a la toma de decisiones colectivas." Proceedings of the 2nd Workshop on Social Simulation and Artificial Societies Analysis (SSASA'08), 2008; recuperado de: http://ceur-ws.org/Vol-442/p6_CasesOlasagastiMoujahidAnjou.pdf Fecha de consulta: 18 de febrero de 2014

[7] Muñoz M.A., López J. A., Caicedo E.F. "Swarm intelligence: problem-solving societies (a review)", 2008.

[8] Bowerman B.L., O'Connell R.T., Koehler A.B. "Pronósticos, series de tiempo y regresión. Un enfoque aplicado.", ISBN-13: 978-970-686-606-6,2006.

[9] Sotomayor-Olmedo A., Aceves-Fernández M.A., Gorrostieta-Hurtado E.,

Pedraza-Ortega C., Ramos-Arreguín J.M., Tovar-Arriaga S. "Forecast Urban Air Pollution in Mexico City by using Support Vector Machines: a Kernel Performance Approach", 2013.

[10] Sotomayor Olmedo A, Aceves Fernández M.A., Gorrostleta Hurtado E., Pedraza Ortega J. Vargas Soto E. Capítulo 21: "Modelado de contaminantes atmosféricos en la ciudad de México mediante máquinas de soporte de vectores"; "Tendencias en ingeniería, tecnología y sociedad"; ISBN: 978-607-707-327-7 2012.

[11] Mullen R.J., Monekosso D., Barman S., Remagnino P. "A review of ant algorithms", 2009.

[12] Benlian X., Jihong Z., Qinlan C., "Ant colony optimization", Changshu Institute of Technology China.

[13] Bijaya K.N, Gyanesh D., Ant Colony Optimization. A Computational Intelligence Technique", Department of ICT, F.M. University.

[14] Dorigo M., Blum C., "Ant Colony Optimization Theory. A survey", 2005.

[15] Benhala B., Ahaitouf A., Mechaqrane A., "Multiobjective Optimization of an Operational Amplifier by the Ant Colony Optimisation Algorithm", Electrical and Electronic Engineering; p-ISSN: 2162-9455; e-ISSN: 2162-8459; 2012.

[16] Achcar Jorge A., Barrios Juan M., Rodrigues Eliane R. 2012. Comparing the Adequacy of Some Non-Homogeneous Poisson Models to Estimate Ozone Exceedances in Mexico City Journal of Environmental Protection 3, 1213-1227, doi:10.4236/jep.2012.329139.

[17] Azar D., Vybihal J. 2011. An ant colony optimization algorithm to improve software quality prediction models: Case of class stability. Information and Software Technology. Vol. 53, Issue 4, 388-393

[18] Bishop, C. M. 1995. Neural networks for pattern recognition. Oxford University Press.

[19] Cannon Robert L., Jitendra V. Dave, and James C. Bezdek. 1986. Efficient Implementation of the Fuzzy c-Means Clusteng Algor nthms. IEEE transactfions on pattern analysis and machine intelligence Vol. PAMI-8, NO. 2.

[20] Caselli M., Trizio L., Ielpo P. 2009. Simple Feedforward Neural Network for the PM10 Forecasting: Comparison with a Radial Basis Function Network and a Multivariate Linear Regression Model. Water Air Soil Pollut 201:365–377.

- [21] Cortina Januchs María Guadalupe. 2012. Aplicación de inteligencia artificial a la predicción de contaminantes atmosféricos. Tesis (Doctoral), E.T.S.I. Telecomunicación (UPM).
- [22] Díez José Luis, Navarro José L., Antonio Sala. 2004. Algoritmos de Agrupamiento en la Identificación de Modelos Borrosos, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad Politécnica de Valencia, Revista iberoamericana de automática e informática industrial (RIAI), ISSN-e 1697-7912, Vol. 1, Nº. 2.
- [23] Domanska D., Wojtylak M.. 2012. Aplicación de modelos de series de tiempo difusos para las concentraciones de contaminación de previsión, Instituto de Ciencias de la Computación de la Universidad de Silesia, Sé , dzińska 39, 41-200 Sosnowiec, Polonia, Instituto de Meteorología y Administración del Agua (IMGW), Bratkow 10, 40-045 Katowice, Polonia.
- [24] Dorigo M. 1992. Optimization, Learning and Natural Algorithms. Ph.D. thesis, Politecnico di Milano, Italian.
- [25] Dorzán, Gagliardi E.O, Leguizamón M.G., Taranilla M.T., Hernández G. 2009. Algoritmos ACO aplicados a problemas geométricos de optimización. XIII Encuentros de Geometría Computacional (EGC09).
- [26] Dréo Johann. 2006. Shortest path find by an ant colony.
- [27] Dunn, J. 1974. Well separated clusters and optimal fuzzy partitions. Journal of Cybernetics 4: 95–104.
- [28] Enxiu Chen and Xiyu Liu. 2011. Multi-Colony Ant Algorithm, Ant Colony Optimization - Methods and Applications. Avi Ostfeld (Ed.), ISBN: 978-953-307-157-2.
- [29] Gardner, M. W., Dorling S. R. 1998. Neural network modeling and prediction of hourly NOx and NO2 concentrations in urban air in London. Atmospheric Environment, 33, 709–719.
- [30] Guntsch M., Middendorf M., Scheuermann B., Diessel O., ElGindy H., Schmeck H., So K. 2002. Population based Ant Colony Optimization on FPGA, IEEE International Conference on Field-Programmable Technology (FPT), pp. 125–132.
- [31] Hathaway Richard J., Bezdek James C. 2001. Fuzzy c-Means Clustering of Incomplete Data. IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part B: Cybernetics, Vol. 31, No. 5.

[32] Johansson, R. 1993. System modeling and identification. Information and Systems Science series. Prentice-Hall Inc.

[33] Kolehmainen Mikko, Martikainen Hannu, Hiltunen Teri, Ruuskanen Juhani. 2000. Forecasting Air Quality Parameters Using Hybrid Neural Network Modelling. Springer Netherlands, pp 277-286.

[34] Konstantinos P. Greece, Moustris, Ioannis C. Ziomas and Athanasios G. Paliatsos. 2010. 3-Day-Ahead Forecasting of Regional Pollution Index for the Pollutants NO₂, CO, SO₂, and O₃ Using Artificial Neural Networks in Athens. Water, Air, & Soil Pollution, Vol.209, issue 1-4, p. 29 - 43.

[35] Kuo-Lung Wu, Miin-Shen Yang. 2001. Alternative c-means clustering algorithms, Department of Mathematics, Chung Yuan Christian University, Chung-Li 32023.

[36] Liu B., Abass H., McKay B. 2004. Classification Rule Discovery with Ant Colony. IEEE Computational Intelligence Bulletin, 3(1),31-3.

[37] Mendoza García Benito, Coello Carlos A., Martínez Morales Manuel, Mariano Romer Carlos Eduardo. 2001. Uso del Sistema de la Colonia de Hormigas para Optimizar Circuitos Lógicos Combinatorios, maestría en inteligencia artificial Universidad Veracruzana.

[38] Milan Tuba, Raka Jovanovic. 2009. An Analysis of Different Variations of Ant Colony Optimization to the Minimum Weight Vertex Cover Problem, WSEAS Transactions on Information Science and Applications, 6(6), 936-945.

[39] Ming-Tang Tsai and Yu-Teing Kuo. 2013. A Forecasting System of Carbon Price in the Carbon Trading Markets Using Artificial Neural Network, International Journal of Environmental Science and Development, Vol. 4, No. 2.

[40] Mukul Pratap Singha, Ashish Kotsa and Kunal Gupta. 2013. Reduction of Power using new ACO (Ant Colony Optimization) in Wireless Sensor Network. International Journal of Current Engineering and Technology, Vol.3, No.2.

[41] Ordieres Joaquín, Ana González, Fernando Alba Elías, Francisco J. Martínez de Pison. 2001. MD para la predicción de los niveles de ozono troposférico, Universidad de la Rioja.

[42] Osródka L., Wojtylak M., Krajny E., Blazek Z., Cernikovskiy L. 2003. Comparison of selected concentrations of pollutants in air in Katowice and Ostrava-Karvina agglomerations in years 1997-2001 by EU standards. Proc.of the 4th Int. Conf. On Urban Air Quality, eds. R.S. Sokhi & J. Brechler, University of Hertfordshire, UK, 250-253.

[43] Parepinelli, R. S., Lopes, H. S., & Freitas, A. 2002. An Ant Colony Algorithm for Classification Rule Discovery. In H. A. a. R. S. a. C. Newton (Ed.), Data Mining: Heuristic Approach, 191-208.

[44] Pope CA III, Dockery DW, Spengler JD, Raizenne, M.A. 1991. Respiratory health in PM10 pollution: a daily time series analysis. Am. Rev. Respir. Dis. 144(3):688-674.

[45] Saoealak Arampongsanuwat, Phayung Meesad. 2011. PM10 Prediction Model By Vector Regression Based on Particle Swarm Optimization, International Conference on Information and Electronics Engineering IPCSIT vol.6.

[46] Shu-Chuan Chu and John F. Roddick and Che-Jen Su and Jeng-hyang Pan. 2004. Constrained Ant Colony Optimization for Data Clustering. Tendencias de la Inteligencia Artificial, vol. 315, 534-543.

[47] Suárez Sandra M., Alzate Marco A. 2006. Dispersión de Tráfico Fractal mediante algoritmos Inspirados en Colonias de Hormigas, 3er Congreso Internacional de la Región Andina IEEE ANDESCON.

[48] Sylvest Bergholt Mads, Zheng Wei, Lin Kan, Yu Ho Khek, Teh Ming, Yeoh Khay Guan, Yan So Jimmy Bok, Huang Zhiwei. 2010. In vivo diagnosis of gastric cancer using Raman endoscopy and ant colony optimization techniques. Int J Cancer. 1, 128 (11), 2673-80.

[49] Vázquez Torres Fernando, Pilar Gómez Miranda, Alfonso Leobardo Zarco Istiga. 2007. Aplicación de algoritmos de clustering desarrollados en el entorno FIR a la predicción de la concentración de ozono1, Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería y Ciencias Sociales y Administrativas del Instituto Politécnico Nacional.

[50] Weihui Dai, Shouji Liu, Shuyi Liang. 2009. An Improved Ant Colony Optimization Cluster Algorithm Based on Swarm Intelligence. JSW 4(4): 299-306

[51] Xu Rui. 2005. Survey of Clustering Algorithms, IEEE Transactions On Neural Networks, Vol. 16, No. 3, 645 – 678.

[52] Zadeh L. 1965. Fuzzy sets, department of Electrical and Electronics Research Laboratory, University of California, Berkeley, California.

Anexo 1. Algoritmo ACO

```
%-----  
% CODIGO ACO_CONTAMINANTES.M  
% AUTOR: ISC. ANA LUISA ESTRADA GUERRERO  
%-----  
% CARGA LOS VALORES, DEPENDIENDO DEL AÑO O PARTÍCULA SOBRE LA  
% CUAL SE VA A TRABAJAR  
nombreArchivo='/Users/analuisa/entradaNO2_2009.xls';  
entrada = xlsread(nombreArchivo);  
%-----  
% INICIALIZA VALORES DE LAS MATRICES  
inicial=0;  
final=24;  
realX=0;  
realY=0;  
finalY=0;  
matrizFinalY=0;  
matrizFinalX=0;  
movHormiga=1;  
%-----  
% PROCESO PARA LEER LA FECHA INICIAL Y FINAL  
fechaIni=input('Dame la fecha inicial: ');  
fechaFin=input('Dame la fecha final: ');  
totalDias=fechaFin-fechaIni;  
iniX=1;  
disp(entrada(iniX,1));  
fecha=0;  
while iniX<8760 %VA A ITERAR HASTA DAR CON LA FECHA QUE SE PIDIÓ.  
% EL VALOR DE 8760 VA A CAMBIAR DE ACUERDO AL AÑO SOBRE EL CUAL  
% SE VA A TRABAJAR  
    if entrada(iniX,1)==fechaIni  
        disp('yes');  
        inicial=iniX;  
        iniX=8760;  
    else  
        iniX=iniX+24;  
    end  
end  
% FIN DEL PROCESO PARA LEER LA FECHA INICIAL Y FINAL  
%-----  
% LEE DESDE LA TERMINAL EL NÚMERO DE HORMIGAS CON EL QUE SE  
% VA A TRABAJAR E INICIALIZA PARA CADA HORMIGA LOS VALORES DEL  
% COSTO, VALORES REALES(LEIDOS DEL .XLS)
```

```

% CARGA LAS FECHAS CON LAS QUE SE VA A TRABAJAR
m = input('Dame el número de hormigas: ');
for dias=1:(totalDias+1)
    costoa=0;

    menor=1000000;

    % CARGA VALORES REALES(LEIDOS DEL .XLS) DONDE PARA EL
    VECTOR x LE ASIGNA LA HORA, EL VECTOR y SE ASIGNA LA MEDICIÓN DE
    LA PARTÍCULA
    % LOS VALORES QUE CARGA SON LOS DE UN DÍA A LA VEZ CON
    SUS MEDICIONES POR 24 HORAS
    x=0;y=0;
    for i=1:24
        pos=i+inicial;
        x(i)=entrada(pos,2);
        y(i)=entrada(pos,3);
    end
    fecha(dias)=entrada(inicial+1,1);
    n=length(x);
    promedioReal=mean(y);
    realX(dias+1)=final;
    realY(dias+1)=promedioReal;

    % FIN VALORES DE ENTRADA
%-----

d=0;%para inicializar la matriz d y no me concatene valores anteriores
for i=1:n %Matriz de distancias entre ciudades
    for j=1:n
        d(i,j)=sqrt((x(i)-x(j))^2+(y(i)-y(j))^2);
    end
end
e=.1;%Coef. Evaporación

alpha=1; %Orden del efecto de visión 1
beta=1; %Orden del efecto de trazo 1

pheromone=0.0001*ones(n);%Trazado primario
el=.96;%Coeficiente del costo común de eliminación
%-----
%INICIA EL PROCESO DONDE DE ACUERDO AL NÚMERO DE
HORMIGAS INDICADAS CALCULA LA MATRIZ TABÚ
% PARA CADA UNA DE LAS HORMIGAS
for itera=1:m

```

```

% establece la posición inicial de las hormigas

matrizTabu=0; % para inicializar la matriz
for i=1:m %Hasta la última hormiga
    matrizTabu(i,1)=1;%Ubicación hormigas por nodo (primaria),
fix
    end
for i=1:m %Hasta la última hormiga
    mv=matrizVisibilidad;
    j=1;
    for j=1:n-1
        c=matrizTabu(i,j);
        mv(:,c)=0;
        temp=(pheromone(c,:).^alpha).*(mv(c,:).^beta);
        s=(sum(temp));
        p=(1/s).*temp; %Probabilidad de elegir el camino óptimo

        r=rand;
        s=0;
        for k=1:n
            s=s+p(k); %Seleccionar la siguiente ciudad
            if r<=s %evalúa que sea mejor el valor que el aleatorio del sistema
                matrizTabu(i,j+1)=k; %Crear la nueva matriz del tour
                break
            end
        end
    end
end
end
at=matrizTabu;% Generación de la matriz del tour durante el ciclo

%ACTUALIZA EL RASTRO DE FEROMONA
for i=1:m %Hormigas
    for j=1:n-1 %Nodos

        dt=1/costoDistancias(i); %Acumulación de rastro

        pheromone(matrizTabu(i,j),matrizTabu(i,j+1))=(1-
e)*pheromone(matrizTabu(i,j),matrizTabu(i,j+1))+dt; %Actualizando rastro

    end
end
costoa(itera) = mean(costoDistancias);
[mincost(itera),number] = min(costoDistancias); %Regresa los índices del
vector donde están los mínimos

```

```

        iteracion(itera)=itera;
        if min(costoa)<menor % determina si el costo menor calculado es menor al
costo fijo
            hormiguita=itera; %guarda la información de la hormiguita que logró el
menor costo

        end

    end % fin del ciclo de las hormigas

```

```

%SE OBTIENEN LAS MATRICES FINALES TOMANDO EN CUENTA LA
MEJOR RUTA CALCULADA

```

```

    for j=1:24 %son 24 horas
        matrizFinalY(movHormiga,1)=y(matrizTabu(hormiguita,j));
        matrizFinalX(movHormiga,1)=movHormiga;
        movHormiga=movHormiga+1;
    end

```

```

    finalY(dias+1)=matrizFinalY(movHormiga-1,1);%inicial+24,1);

```

```

    inicial=inicial+24;
    final=final+24;

```

```

end % fin de codigo que genera tendencia para cada 24 horas

```

```

%calcula la diferencia entre el real y el ACO resumido
%finalmente obtiene el promedio de las diferencias obtenidas
%en cada punto calculado
matrizDiferencias=0;
for j=1:length(finalY)
    matrizDiferencias(j)=(realY(j)-finalY(j))/100;
end
promDiferencia=mean(matrizDiferencias);
disp('Porcentaje de diferencia total')
disp(promDiferencia)

```

```

%GENERA LA GRÁFICA DE SALIDA CON LA INFORMACIÓN GENERADA

```

```

    subplot(211)
    plot(realX,finalY,'r',realX,realY,'g',matrizFinalX,matrizFinalY,'b')

```

```

title('Real:Verde   ACO: Azul   ACO resumida: rojo' );
xlabel('Tiempo');

```


Anexo 2. Glosario de términos.

PM10	Del inglés Particulate Matter, a pequeñas partículas cuyo diámetro es menor que 10 μm
μm	Micrómetro, unidad de medida que corresponde a la milésima parte de 1 milímetro.
Algoritmo	Es un conjunto prescrito de instrucciones o reglas bien definidas, ordenadas y finitas que permite realizar una actividad mediante pasos sucesivos que no generen dudas a quien deba realizar dicha actividad.

Anexo 3. Lista de tablas

Tabla 2.1 Cronología del algoritmo ACO.

Tabla 4.1. Datos de entrada del sistema, se utilizan partículas PM10.

Tabla 4.2. Tabla comparativa de comportamiento de algoritmo ACO entre las partículas PM10 y Monóxido de Carbono.

Tabla 4.3. Tabla comparativa de comportamiento de algoritmo ACO entre partículas PM10 para las zonas noroeste, noreste, centro y suroeste.

Tabla 4.4. Tabla comparativa de comportamiento de algoritmo ACO con partículas de Monóxido de Carbono.

Tabla 4.5. Cálculo del error de pronóstico en partículas PM10. Zonas noroeste y noreste (a), centro y suroeste (b).

Tabla 4.6. Resultados del algoritmo ACO en el cálculo de valores estimados de desviación absoluta media y porcentaje de error absoluto para partículas PM10 en las zonas noroeste, noreste, centro y suroeste.

Tabla 4.7. Tablas comparativas de cálculo de valores estimados entre el algoritmo ACO y Máquinas de Soporte de Vectores. a) Resultados para PM10, b) Resultados para Dióxido de Nitrógeno y c) Resultados para Ozono.

Tabla 4.8. Tabla de resultados con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en cien millones.

Tabla 4.9. . Tabla de resultados con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en un millón.

Tabla 4.10. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2008 y variable menor en cien millones.

Tabla 4.11. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2008 y variable menor en un millón.

Tabla 4.12. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2010 y variable menor en un millón.

Tabla 4.13. Tabla de resultados obtenidos de las pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10, para el 2010 y variable menor en cien millones.

Anexo 4. Lista de figuras

Figura 2.1. La salud y sus factores determinantes: interacciones entre la salud y el ambiente. [Organización Panamericana de la Salud, 2007]

Figura 2.2. Efectos en la salud humana producidos por PM10 y ozono.

Figura 2.3. Mortalidad en menores de 5 años [Organización Panamericana de la Salud, 2005].

Figura 2.4- Comportamiento auto-adaptativa de una colonia de hormigas reales, (a) las hormigas van en la búsqueda de los alimentos; (b) las hormigas siguen un camino entre el nido y la fuente de alimento; donde las hormigas eligen, con la misma probabilidad, ya sea a la más corta o más larga trayectoria; (c) la mayoría de las hormigas han optado por el camino más corto. [Benhala B. et al., 2012]

Figura 4.1. Gráfica de resultados. Se muestra en color verde los datos reales, en rojo los valores obtenidos con el algoritmo ACO y en rojo el promedio de datos obtenidos con el algoritmo ACO.

Figura 4.2. Gráfica de resultados, a) se eliminó la salida completa del algoritmo ACO, b) acercamiento.

Figura 4.3. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en cien millones. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Figura 4.4. . Pruebas funcionales con partículas PM10 para el 2007 con la variable menor en un millón. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Figura 4.5. Pruebas funcionales con partículas PM10 con información del 2008 con la variable menor en cien millones. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Figura 4.6. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 con información del 2008 y menor en un millón. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Figura 4.7. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 con información del 2010 y variable menor en un millón. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Figura 4.8. Pruebas funcionales del algoritmo con partículas PM10 con información del 2010 y variable menor en cien millones. (a) Muestra los resultados con 100 hormigas, (b) Resultados con 500 hormigas.

Anexo 5. Artículo