

Extensión de un Algoritmo Inspirado en Colonia de Hormigas para la Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo.

Sergio Antonio Baltierra Valenzuela

Universidad Católica del Maule
Facultad de Ciencias de la Ingeniería
Magíster en Ciencias de la Computación

Abril 2014

- 1 Introducción.
- 2 Fundamentos del Trabajo.
- 3 Método de Detección de Contornos basado en Ant Colony System y Coeficiente de Variación.
- 4 Metodología de los Experimentos.
- 5 Resultados.
- 6 Conclusiones y Trabajos Futuros.

Planteamiento del Problema

El ruido es un factor limitante para la extracción de características, en particular la detección de contornos.

Uno de los más agresivos ruidos existentes donde muchos esfuerzos se encuentran en la literatura es el ruido multiplicativo.

Planteamiento del Problema

Para abordar el ruido multiplicativo, se ha propuesto en la literatura el Coeficiente de Variación (CV) como detector de contornos.

Los algoritmos Bioinspirados han sido adaptados para la extracción de características en imágenes. Sin embargo estos no están adaptados para imágenes ruidosas.

Propuesta de Tesis

En este trabajo proponemos extender el algoritmo Ant Colony System (ACS) propuesto en [1] para la detección de contornos en imágenes con ruido multiplicativo.

Hipótesis

Es posible adaptar y mejorar un algoritmo para la detección de contornos en imágenes con ruido multiplicativo usando Ant Colony System.

Objetivo General

Adaptar y mejorar un algoritmo para la detección de contornos en imágenes con ruido multiplicativo usando Ant Colony System.

Objetivos Específicos

Para llevar a cabo el objetivo general, se propone los siguientes objetivos específicos:

- *Mejorar el algoritmo Ant Colony System, para la detección de contornos en imágenes con ruido multiplicativo, en base al coeficiente de variación.*
- *Definir una función de performance para la comparación objetiva de detección de contornos.*
- *Comparar la performance del algoritmo mejorado y el algoritmo original considerando imágenes sintéticas y reales.*

Ant Colony System

El algoritmo ACS fue propuesto como solución al problema del vendedor viajero (TSP) [1].

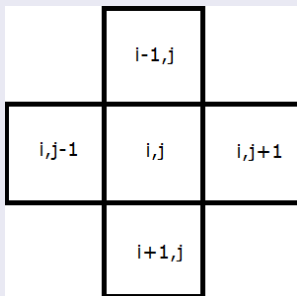
Los pasos del algoritmo ACS son los siguientes:

- ① *Determinar la cantidad “m” de hormigas de la colonia, y la cantidad de iteraciones “n” del algoritmo.*
- ② *Para cada iteración del algoritmo, y para cada una de las hormigas de la colonia, se realizan los siguientes pasos:*
 - ① *Aplicar la Regla de Transición de Estado.*
 - ② *Almacenar la ciudad visitada en una lista denominada Lista Tabú.*
 - ③ *Aplicar la Regla de Actualización Local de Feromona.*
- ③ *Aplicar la Regla de Actualización Global de Feromona.*
- ④ *Al final de la última iteración se obtendrá la ruta más corta.*

Adaptación de ACS para la Detección de Contornos

El punto de partida de la detección de contornos mediante un algoritmo de la familia Ant Colony corresponde a la representación de la imagen.

El tipo de vecindad que se usará para el recorrido de las hormigas sobre una imagen es la que se muestra a continuación.



Adaptación de ACS para la Detección de Contornos

- *Para la detección de contornos en imágenes se conserva la Regla de Transición de Estados, pero se modifica la función de visibilidad.*
- *Se conserva la Regla de Actualización Local de Feromona.*
- *En la Regla de Actualización Global de Feromona, sólo se reemplaza parte de la expresión por una constante [2].*

Adaptación para Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo

En [2] se definen dos tipos de feromonas, una de tipo global y otra de tipo local. La feromona de tipo global se computa mediante el gradiente de la imagen.

La expresión para la feromona de tipo global es la siguiente:

$$G(I) = \nabla I \quad (1)$$

donde I es la imagen a procesar y ∇I es el vector pendiente.

Adaptación para Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo

Para obtener una imagen escalar, se define el vector unitario $\vec{u} = [1, 1]$ el cual se realiza la operación producto punto con el vector gradiente como se muestra a continuación:

$$\vec{u} \cdot |\nabla I| = \left| \frac{\delta I}{\delta x} \right| + \left| \frac{\delta I}{\delta y} \right| \quad (2)$$

Adaptación para Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo

Como el objetivo de esta tesis es proponer una mejora de [2], se necesita abordar más de un gradiente. Es por ello que computamos el gradiente en distintos sentidos como se muestra a continuación:

- **Gradiente A:**

$\frac{\delta I}{\delta x}$ es la derivada parcial numérica de la imagen con respecto a x y $\frac{\delta I}{\delta y}$ es la derivada parcial numérica de la imagen con respecto a y .

- **Gradiente B:**

$\frac{\delta I}{\delta x} = \frac{1}{2} (I(i, j + 1) - I(i, j - 1))$ y $\frac{\delta I}{\delta y} = \frac{1}{2} (I(i + 1, j) - I(i - 1, j))$.

- **Gradiente C:**

$\frac{\delta I}{\delta x} = (I(i, j) - I(i, j - 1))$ y $\frac{\delta I}{\delta y} = (I(i, j) - I(i - 1, j))$.

- **Gradiente D:**

$\frac{\delta I}{\delta x} = (I(i, j + 1) - I(i, j))$ y $\frac{\delta I}{\delta y} = (I(i + 1, j) - I(i, j))$.

Adaptación para Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo

Una vez computado los gradientes de la imagen I , se calcula el módulo de cada gradiente con la siguiente expresión:

$$|G(I)| = \sqrt{\frac{\delta I^2}{\delta x} + \frac{\delta I^2}{\delta y}} \quad (3)$$

Adaptación para Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo

Como se quiere realizar una extensión, se modifica el cómputo de la feromona global por uno robusto al ruido multiplicativo.

La expresión del coeficiente de variación es la siguiente:

$$CV(I) = \frac{\sigma}{|\bar{x}|} \quad (4)$$

donde σ es la desviación estándar y $|\bar{x}|$ es el valor absoluto del promedio.

Ambos valores se computan sobre la vecindad de tamaño 3×3 .

Adaptación para Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo

Finalmente la matriz de feromona resultante se obtiene mediante la suma de la matriz de feromona global más la matriz de feromona local, esta última es producto del recorrido de las hormigas sobre la imagen.

Definición de parámetros y contaminación de las imágenes

Para las experimentaciones se adoptan los parámetros de ACS propuestos en [2].

Para contaminar la imagen con ruido multiplicativo se adopta el siguiente modelo:

$$I_n = I_o \cdot n \quad (5)$$

donde I_n es la imagen ruidosa, I_o es la imagen original, y n es el ruido.

Función de Performance

La expresión de PF es:

$$PF = \frac{\text{card}(E)}{\text{card}(E) + \text{card}(FP) + \text{card}(FN)} \quad (6)$$

donde E conjunto de pixeles de contornos detectados, $\text{card}(E)$ número de elementos del conjunto E , FP conjunto de falsos positivos y FN conjunto de falsos negativos.

Umbralización

Al final de todo proceso de detección de contornos se obtiene una imagen resultado con valores continuos, para determinar que es contorno se realiza un proceso de umbralización.

Al umbralizar se obtiene una imagen binaria, pixeles blancos para contornos y pixeles negros para no contornos. La imagen binaria se compara con el terreno de la verdad en una PF.

Por lo tanto el valor de PF depende del umbral escogido, es por ello que se desea obtener un umbral óptimo (th_{op}) que produce el máximo valor de PF (PF_{op}).

Umbralización

El método de umbralización se calcula con la ecuación:

$$threshold = k \cdot \max(MF) \quad (7)$$

donde $k \in [0, 1]$ y $\max(MF)$ es el valor máximo de la Matriz de Feromona.

Obteniendo el valor del umbral se procede a calcular los contornos de la imagen mediante la siguiente ecuación:

$$I_{th} = MF > threshold \quad (8)$$

donde I_{th} es una imagen umbralizada.

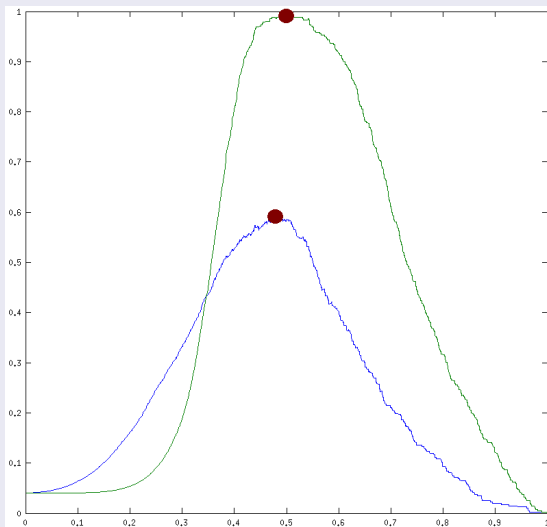
Gráficos de Función de Performance

Como se propone una extensión de un algoritmo inspirado en colonia de hormigas para la detección de contornos en imágenes con ruido multiplicativo, es necesario estudiar el comportamiento de PF para diferentes niveles de ruido.

Además para cada nivel de ruido es necesario realizar varias muestras.

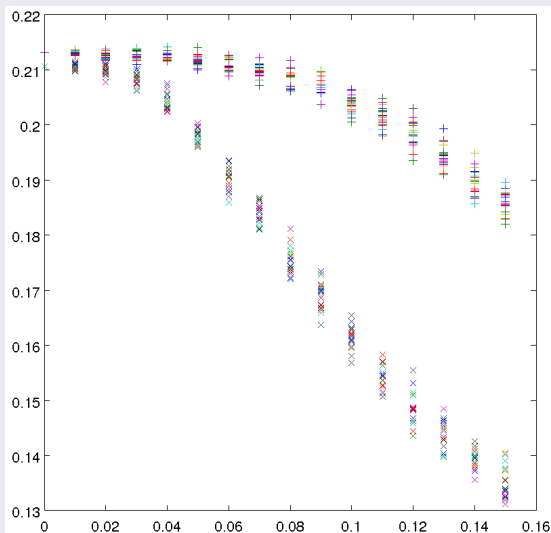
Finalmente para determinar si un detector de contornos es mejor que otro se deben realizar tres gráficos.

Gráficos de Función de Performance

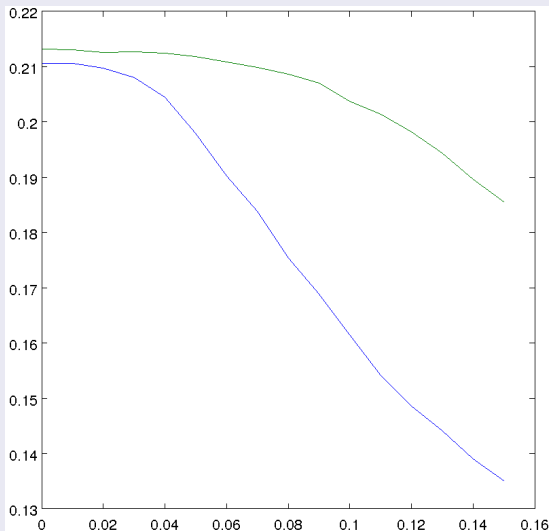


(a)

Gráficos de Función de Performance



Gráficos de Función de Performance



Resultados Imagen Sintética

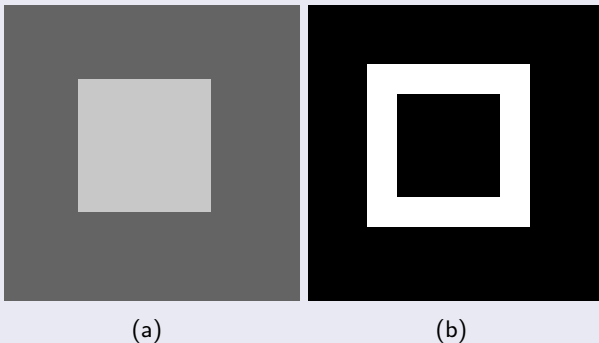
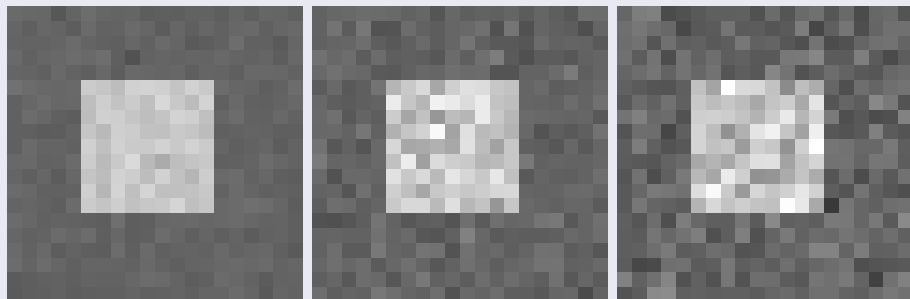


Figura: (a) Imagen Original y (b) Terreno de la verdad.

Resultados Imagen Sintética



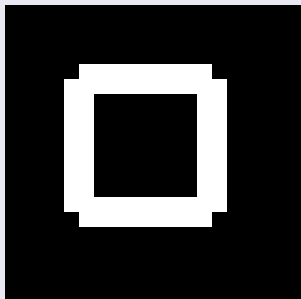
(a)

(b)

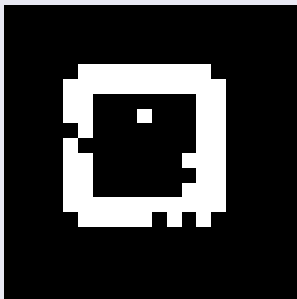
(c)

Figura: (a) Bajo nivel de ruido ($\sigma = 0,05$), (b) Nivel medio de ruido ($\sigma = 0,1$) y (c) Alto nivel de ruido ($\sigma = 0,15$).

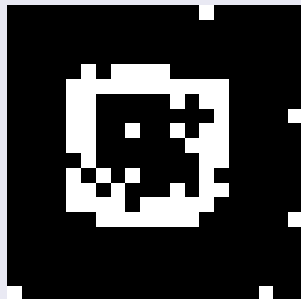
Resultados Imagen Sintética



(a) LLN-GAC-A



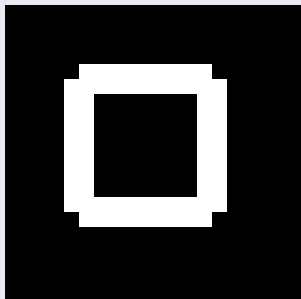
(b) MLN-GAC-A



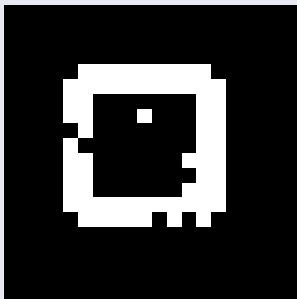
(c) HLN-GAC-A

Figura: (a) Bajo nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente A (LLN-GAC-A), (b) Nivel medio de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente A (MLN-GAC-A) y (c) Alto nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente A (HLN-GAC-A).

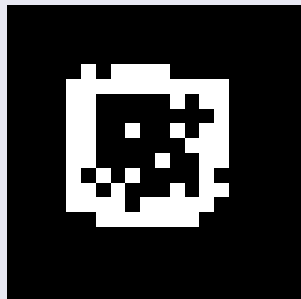
Resultados Imagen Sintética



(a) LLN-GAC-B



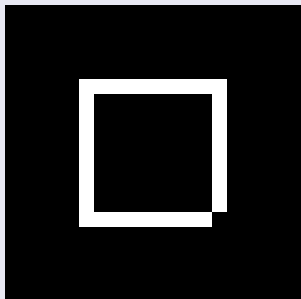
(b) MLN-GAC-B



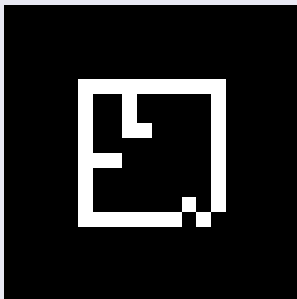
(c) HLN-GAC-B

Figura: (a) Bajo nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente B (LLN-GAC-B), (b) Nivel medio de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente B (MLN-GAC-B), (c) Alto nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente B (HLN-GAC-B).

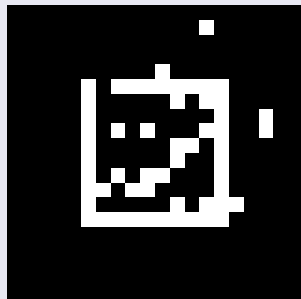
Resultados Imagen Sintética



(a) LLN-GAC-C



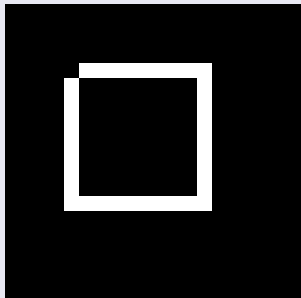
(b) MLN-GAC-C



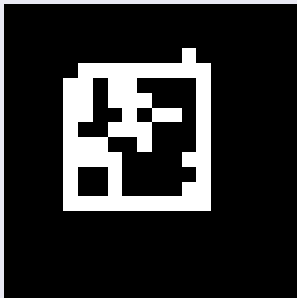
(c) HLN-GAC-C

Figura: (a) Bajo nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente C (LLN-GAC-C), (b) Nivel medio de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente C (MLN-GAC-C), (c) Alto nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente C (HLN-GAC-C).

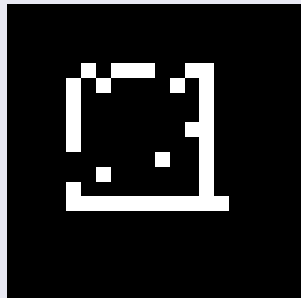
Resultados Imagen Sintética



(a) LLN-GAC-D



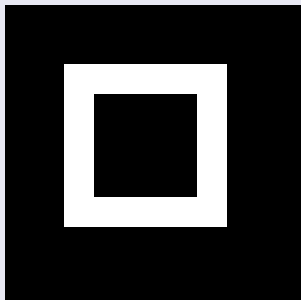
(b) MLN-GAC-D



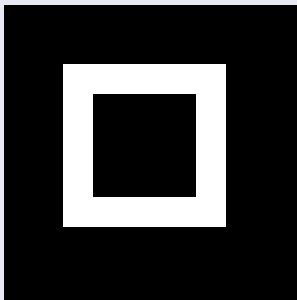
(c) HLN-GAC-D

Figura: (a) Bajo nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente D (LLN-GAC-D), (b) Nivel medio de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente D (MLN-GAC-D), (c) Alto nivel de ruido de Gradient Ant Colony del gradiente D (HLN-GAC-D).

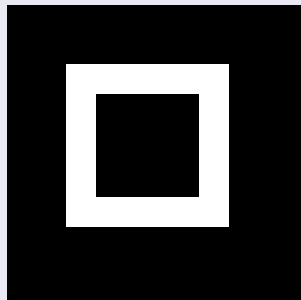
Resultados Imagen Sintética



(a) LLN-CVAC



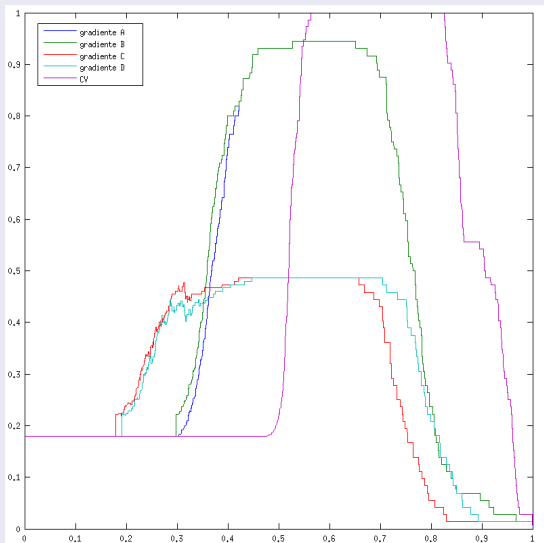
(b) MLN-CVAC



(c) HLN-CVAC

Figura: (a) Bajo nivel de ruido de Coeficiente de Variación Ant Colony (LLN-CVAC), (b) Nivel medio de ruido de Coeficiente de Variación Ant Colony (MLN-CVAC), y (c) Alto nivel de ruido de Coeficiente de Variación Ant Colony (HLN-CVAC).

Resultados Imagen Sintética

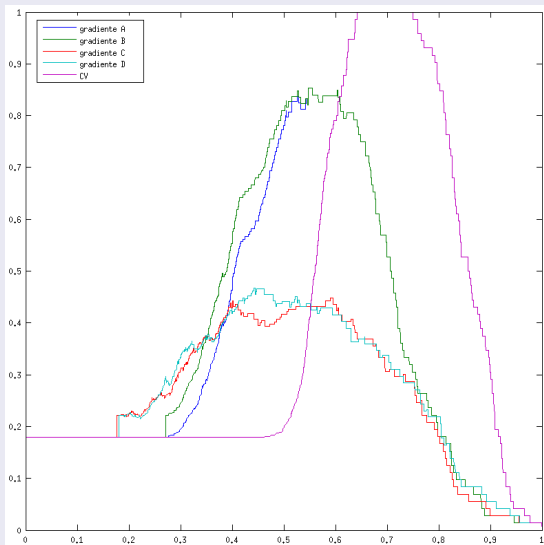


Resultados Imagen Sintética

	<i>Bajo Nivel de Ruido</i>				
	<i>GAC-A</i>	<i>GAC-B</i>	<i>GAC-C</i>	<i>GAC-D</i>	<i>CVAC</i>
<i>Performance óptimo</i>	<i>0.95</i>	<i>0.95</i>	<i>0.48</i>	<i>0.48</i>	<i>1</i>
<i>Umbral óp- timo</i>	<i>0.53</i>	<i>0.53</i>	<i>0.42</i>	<i>0.46</i>	<i>0.56</i>

Cuadro: Valores óptimos de la función de performance para el bajo nivel de ruido.

Resultados Imagen Sintética

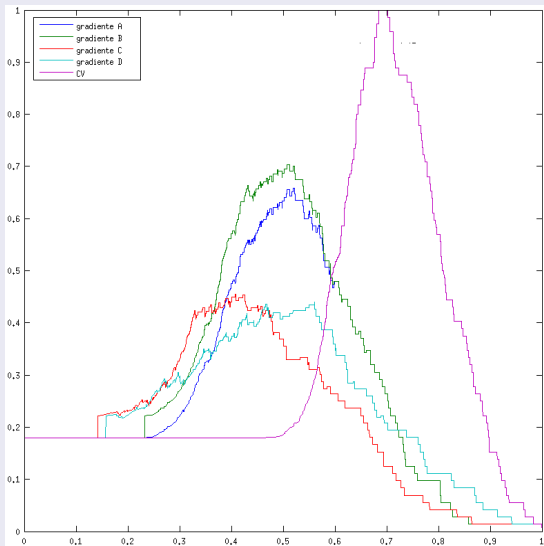


Resultados Imagen Sintética

	<i>Nivel Medio de Ruido</i>				
	<i>GAC-A</i>	<i>GAC-B</i>	<i>GAC-C</i>	<i>GAC-D</i>	<i>CVAC</i>
<i>Performance óptimo</i>	<i>0.83</i>	<i>0.85</i>	<i>0.44</i>	<i>0.47</i>	<i>1</i>
<i>Umbral óp- timo</i>	<i>0.52</i>	<i>0.54</i>	<i>0.58</i>	<i>0.44</i>	<i>0.64</i>

Cuadro: Valores óptimos de la función de performance para el nivel medio de ruido.

Resultados Imagen Sintética

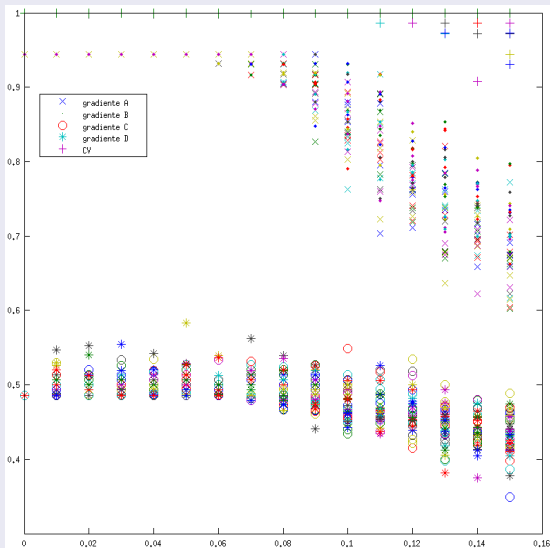


Resultados Imagen Sintética

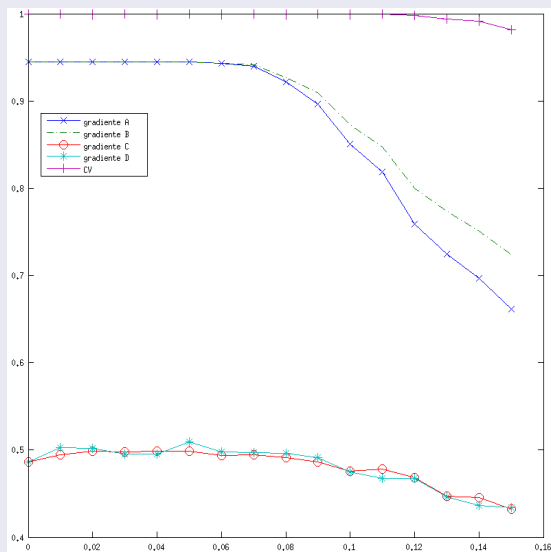
	<i>Alto Nivel de Ruido</i>				
	<i>GAC-A</i>	<i>GAC-B</i>	<i>GAC-C</i>	<i>GAC-D</i>	<i>CVAC</i>
<i>Performance óptimo</i>	<i>0.66</i>	<i>0.7</i>	<i>0.45</i>	<i>0.44</i>	<i>1</i>
<i>Umbral óp- timo</i>	<i>0.51</i>	<i>0.5</i>	<i>0.41</i>	<i>0.56</i>	<i>0.68</i>

Cuadro: Valores óptimos de la función de performance para el alto nivel de ruido.

Resultados Imagen Sintética



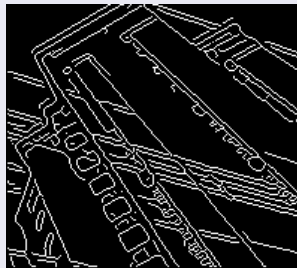
Resultados Imagen Sintética



Resultados Imagen Real



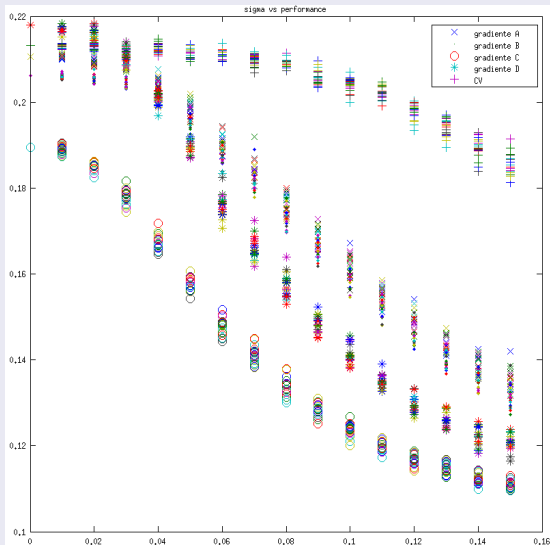
(a)



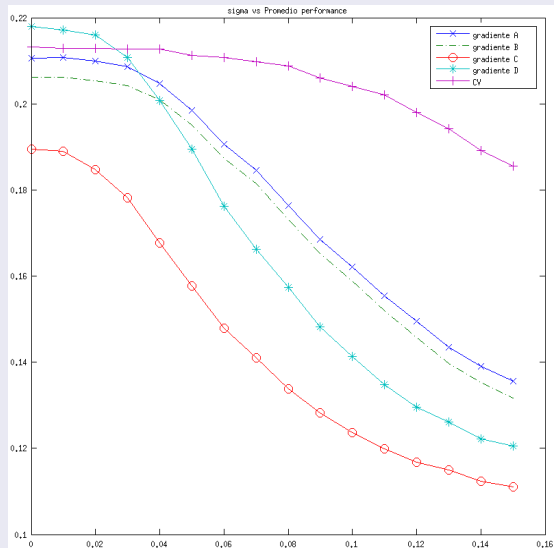
(b)

Figura: (a) Imagen Original, (b) Terreno de la verdad estimado.

Resultados Imagen Real



Resultados Imagen Real



Conclusiones

En esta tesis se ha propuesto una extensión de un algoritmo inspirado en colonia de hormigas para la detección de contornos en imágenes con ruido multiplicativo.

En los trabajos de la literatura que han sido revisados, la detección de contornos basado en Ant Colony System considera la estimación de la Matriz de Feromona Global en base al gradiente de la imagen. Para abordar el ruido multiplicativo, el método propuesto estima la Matriz de Feromona Global basándose en el Coeficiente de Variación.

El análisis de los resultados permite concluir que el algoritmo basado en el CV se adapta mejor a la presencia de ruido multiplicativo en las imágenes.

Trabajos Futuros

Se propone los siguientes trabajos futuros:

- *Extender el algoritmo para imágenes con otros tipos de ruido.*
- *Proponer otro detector de contornos, que no utilice el Coeficiente de Variación como feromona de tipo global.*
- *Extender el algoritmo para imágenes en color con presencia de ruido.*
- *Paralelizar Ant Colony System.*



M. Dorigo and L. M. Gambardella.

Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem.

IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1):53–66, 1997.



S. A. Etemad and T. White.

An ant-inspired algorithm for detection of image edge features.

Applied Soft Computing, 11(8):4883–4893, 2011.

Este trabajo de tesis ha permitido el desarrollo y la submisión del siguiente artículo: Sergio Baltierra and Marco Mora, **“Edge Detection in Images Multiplicative Noise by using Ant Colony System”**, submitted to Applied Soft Computing, January 31, 2014. Revista ISI Editorial Elsevier.

Muchas gracias por su atención.

Preguntas.

Extensión de un Algoritmo Inspirado en Colonia de Hormigas para la Detección de Contornos en Imágenes con Ruido Multiplicativo.

Sergio Antonio Baltierra Valenzuela

Universidad Católica del Maule
Facultad de Ciencias de la Ingeniería
Magíster en Ciencias de la Computación

Abril 2014