

Heuristic parametrization of anisotropic diffusion filtering

P. Gonzalez, F. Vasquez, B. Alcaino, R. Barrientos, M. Mora, F. Tirado
Departamento de Computación e Industrias
Universidad Católica del Maule
Talca, Chile
pgonzalez@ucm.cl

C. Tauber
UMRS INSERM U930
Université François Rabelais
Tours, France

Abstract—The methods of evolutionary computation allow to set optimal values in a space of solutions from a candidate set. In this work, we have used evolutionary methods, for optimal parameters setting of the anisotropic diffusion filter in degraded images with additive noise. The experiments show the potential of the evolutionary methods to optimize the parametrization, with the objective of evaluating the performance of filters, applied on a set of degraded images with controlled conditions and a known ground truth.

Keywords—Heuristic Optimization, Evolutionary Computation, Anisotropic Diffusion

I. INTRODUCCIÓN

Los algoritmos evolutivos son una subclase de los métodos de optimización, caracterizados por evitar restricciones como lo son el conocimiento a priori y la diferencialidad de la función objetivo [1]. Entre otros, el temple simulado [2], algoritmos genéticos [3], enjambre de partículas [4], o la colonia artificial de abejas [5], son métodos evolutivos que permiten enfrentar problemas de optimización. El método basado en algoritmos genéticos selecciona pares de padres para una población que intercambia material genético para generar pares de hijos, los cuales mutan con una cierta probabilidad. La sobrevivencia se basa en el elitismo, lo cual conlleva una convergencia pero también al estancamiento de la población [6]. El método de optimización heurística por enjambre de partículas es propuesto por Kennedy y Eberhart en [4]. Este método de optimización no utiliza el cruzamiento o mutación, sino que exploran el espacio de búsqueda y las regiones en las que se tiene más probabilidad de encontrar un óptimo global. El método considera soluciones como partículas, distribuidas de forma aleatoria dentro del espacio de búsqueda. Las partículas se van desplazando en función del mejor valor del elemento global y con el uso de un criterio estocástico. La colonia artificial de abejas utiliza la inteligencia de enjambre para la búsqueda del óptimo dentro del espacio de búsqueda. El método separa las abejas en especialidades para colaborar entre sí mientras buscan la mejor fuente de comida. A partir de un posicionamiento aleatorio distribuido de manera uniforme, permitan determinar soluciones candidato, Utilizando

Los autores también forman parte del Laboratorio de Investigaciones Tecnológicas en Reconocimiento de Patrones LITRP www.litrp.cl.

la función objetivo permite determinar las posiciones con soluciones prometedoras para la solución del problema.

En este trabajo, dos métodos heurísticos para parametrizar el filtro de difusión anisotrópica han sido utilizado: (1) temple simulado y (2) la colonia artificial de abejas.

El artículo se organiza como sigue: El método propuesto y conceptos relacionados son presentados en la sección 2. La sección 3 detalla los experimentos y las figuras de performance que se utilizan para la comparación objetiva calculada a partir de un proceso de filtraje anisotrópico. En la sección 4 los resultados son presentados, y finalmente las conclusiones en la sección 5.

II. MÉTODO PROPUESTO

El cómputo evolutivo ha sido utilizado para encontrar una solución a partir de un proceso de minimización o maximización dentro de un conjunto candidato de soluciones. El conjunto candidato es definido a partir de un rango de búsqueda, bajo la consideración de un límite inferior y otro superior. Durante las iteraciones diferentes soluciones son evaluadas con el objetivo de registrar la mejor solución.

Para el mejoramiento de imágenes degradadas por ruido, los métodos de filtrado requieren setear parámetros que modifican el comportamiento durante el proceso. Es por ello, que la parametrización juega un rol fundamental cuando se quiere evaluar el desempeño durante la restauración. El uso de métodos que permitan el seteo automático, habilita la evaluación objetiva, poniendo en valor dos principios éticos que unifican la sociedad: (1) justicia y (2) beneficencia. Así, la eticidad se hace parte de la metodología.

Basado en el establecimiento de un criterio de evaluación, la parametrización responderá a maximizar o minimizar la función de desempeño. En este artículo, dos algoritmos heurísticos buscan maximizar la función Signal to Noise Ratio, a partir del establecimiento de los parámetros que configuran un proceso de filtraje basado en la difusión anisotrópica. El filtro es aplicado sobre un conjunto de imágenes sintéticas degradadas con un terreno de la verdad conocido. Durante las experimentaciones, se utilizan dos reconocidos métodos de optimización heurística: (1) Temple simulado, y (2) Colonia artificial de abejas. El primero utiliza un criterio de cercanía o lejanía para establecer la búsqueda

del valor óptimo (vecindad), mientras que el segundo realiza una búsqueda no local de la solución a partir del enjambre.

A. Temple simulado

En [2], Kirkpatrick et al. establecen un algoritmo que mantiene una solución candidato que se modifica en cada iteración. A partir de un mecanismo basado en la aleatoriedad y cálculo probabilístico, permite la aceptación de soluciones que podrían empeorar la solución alcanzada con el objetivo de evitar el bloqueo de la búsqueda en un mínimo local. El método se basa en el proceso de templado de metales, bajo el fundamento de un enfriamiento controlado para que las estructuras se oriente sin producir defectos en el metal. En las regiones de altas temperaturas, se permite una exploración de regiones distantes del espacio de búsqueda, debido a la probabilidad de no mejorar la solución. En las regiones de baja temperatura, se permite la generación de puntos muy cercanos, reduciendo la búsqueda de nuevas soluciones. Basado en una temperatura inicial, una temperatura final, un valor de enfriamiento y el número máximo de iteraciones, el algoritmo evoluciona hasta que se alcanza una temperatura establecida a priori o bien hasta que se alcanza el número máximo de iteraciones.

B. Colonia artificial de abejas

El algoritmo de colonia artificial de abejas, es propuesto por Karaboga en [5]. Este algoritmo se basa en una población de abejas, cuyo comportamiento se inspira en la búsqueda inteligente de fuentes de comida realizada por el enjambre. Las abejas se separan en: (1) observadores, (2) obreras y (3) exploradoras. Las abejas obreras buscan las fuentes de comida en el espacio de búsqueda, mientras que las abejas observadoras se encargan de la selección de las mejores fuentes encontradas por las obreras.

De esta manera, en cada evolución se envían abejas obreras a las fuentes de comida y se determina la cantidad de ésta en el lugar, luego se calcula la probabilidad de fuentes de comida que han sido preferidas por las abejas observadores, se envían a las abejas observadores a la fuente y se determina la cantidad de comida. En las fuentes agotadas por las abejas se detiene el proceso, esto se basa en un valor límite, cuando la fuente no puede mejorarse. Las abejas obreras son localizadas de forma aleatoria en el espacio de búsqueda. Éste tipo de abejas, realiza el ritual (danza) a partir de la cual la abeja observadora determina la calidad de la fuente de comida en función de la comparación entre abejas obreras, y selecciona una de ellas. A continuación la abeja observadora busca una mejor solución cercana al punto de interés, y luego retorna con la información de las mejores localizaciones. Finalmente, las abejas obreras, luego de un criterio de parada o bien si no es posible encontrar una mejor solución de fuente de comida, se transforma en una abeja exploradora y nuevamente se localiza en un punto de forma estocástica dentro del espacio de búsqueda.

III. EXPERIMENTACIÓN

A. Imágenes sintéticas

En nuestros experimentos, se ha utilizado imágenes sintéticas. Las imágenes sintéticas fueron obtenidas a partir de un terreno de la verdad conocido. Se produjeron dos bases de datos de 100 imágenes cada una, degradadas con un ruido aleatorio con distribución gaussiana, media nula y desviación estándar $\sigma = 0.01$ (baja SNR) y $\sigma = 0.02$ (muy baja SNR) respectivamente.

B. Algoritmos de cómputo evolutivo

- Temple simulado: Los parámetros establecidos durante las experimentaciones fueron:
 - 1) Temperatura inicial = 1.
 - 2) Temperatura final = 10^{-10} .
 - 3) Relación de enfriamiento = 0.95.
 - 4) Número de iteraciones = 1000.
- Colonia artificial de abejas [5]
 - 1) Poblacion = 100.
 - 2) Fuentes de comida = $\frac{\text{Poblacion}}{2}$.
 - 3) Criterio de abandono = 10.
 - 4) Número máximo de generaciones = 70.

En ambos casos, la búsqueda se realiza en un espacio tridimensional, cuyos vectores linealmente independiente son:

- Numero de iteraciones $numIt \in [1, 100]$.
- Time step $dt \in \{0.1, 0.11, 0.12, 0.13, 0.14, 0.15, 0.16, 0.17, 0.18, 0.19, 0.2\}$.
- Parámetro de escala $k \in \{1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5, 5, 5.5, 6, 6.5, 7, 7.5, 8, 8.5, 9, 9.5, 10, 10.5, 11, 11.5, 12, 12.5, 13, 13.5, 14, 14.5, 15, 15.5, 16, 16.5, 17, 17.5, 18, 18.5, 19, 19.5, 20, 20.5, 21, 21.5, 22, 22.5, 23, 23.5, 24, 24.5, 25, 25.5, 26, 26.5, 27, 27.5, 28, 28.5, 29, 29.5, 30\}$

C. Filtro de difusión anisotrópica

El tratamiento anisotrópico es determinado a partir de una ecuación diferencial que restringe el proceso de difusión espacial de acuerdo a las características locales de la imagen. El primer desarrollo de difusión adaptativo no lineal que permite acentuar el proceso de difusión en las regiones homogéneas y preservar las regiones de contornos es propuesto por Perona y Malik en [7]. Este filtro consiste en una difusión controlada en función del gradiente. La penalización de la difusión es condicionada a la amplitud del gradiente. Así, la intensidad de la difusión disminuye o se detiene cuando la amplitud del gradiente es grande.

La ecuación que describe el proceso de difusión controlado a partir del gradiente viene dada por:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I(\mathbf{x}, t)|) \nabla I(\mathbf{x}, t)) \\ I(\mathbf{x}, 0) = {}^0I(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (1)$$

donde g es una función positiva estrictamente decreciente de valores escalares que otorgan la propiedad no lineal al proceso de difusión. Utilizando condiciones de borde Neumann y un parámetro de escala adecuado. Perona y Malik, proponen usar dos funciones decrecientes que controlan el proceso

de difusión. La primera, la función Leclerc es descrita a continuación:

$$g(|\nabla I|) = e^{-\left(\frac{|\nabla I|}{k}\right)^2} \quad (2)$$

La segunda, la función Lorenciana es descrita como sigue:

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{k}\right)^2} \quad (3)$$

En ambas funciones, el parámetro de escala k , permite diferenciar los bordes en función de la amplitud del gradiente, y el orden de magnitud de los valores de la imagen.

Las funciones decrecientes $g(|\nabla I|)$, denominadas coeficientes de difusión, permiten controlar el proceso de difusión de la siguiente manera:

- Cuando la amplitud del gradiente $|\nabla I| < k$, el píxel es considerado perteneciente a una región homogénea.
- Cuando la amplitud del gradiente $|\nabla I| > k$, el píxel es considerado como un aparente contorno.

D. Criterios cuantitativos

Signal to Noise Ratio (SNR) fue definido como:

$$10 \log_{10} \left(\frac{\|I^{truth}\|}{\|I^{truth} - I^{res}\|} \right)^2, \quad (4)$$

donde I^{truth} es la imagen terreno de la verdad e I^{res} la imagen resultante del proceso de filtrado.

IV. RESULTADOS

A. Imágenes resultantes

La figura 1 muestra un el resultado de aplicar la difusión anisotrópica parametrizada utilizando los métodos de cómputo evolutivo Temple Simulado (TS) y la Colonia Artificial de Abejas (ABC). La imagen 1(a) de la figura 1 corresponde a la imagen terreno de la verdad. La imagen 1(b) de la figura 1 corresponde a una imagen no procesada (UI) con baja relación señal ruido (baja SNR). La imagen 1(c) de la figura 1 es un ejemplo de imagen UI con muy baja relación señal ruido (muy baja SNR). La imagen 1(d) de la figura 1 es la imagen resultante luego de aplicar la difusión anisotrópica (AD) sobre la imagen 1(b) parametrizada de acuerdo con los valores óptimos calculados utilizando el método heurístico Temple Simulado (TS). La imagen 1(e), es la imagen resultante luego de aplicar AD en la imagen 1(c) parametrizada con los valores óptimos obtenidos por TS. La figura 1(f) de la figura 1 corresponde al resultado de aplicar AD en la imagen 1(b) cuando es parametrizada utilizando la colonia artificial de abejas (ABC). Finalmente, la figura 1(g), corresponde al resultado de aplicar AD sobre la imagen 1(c) utilizando los parámetros obtenidos a partir de ABC.

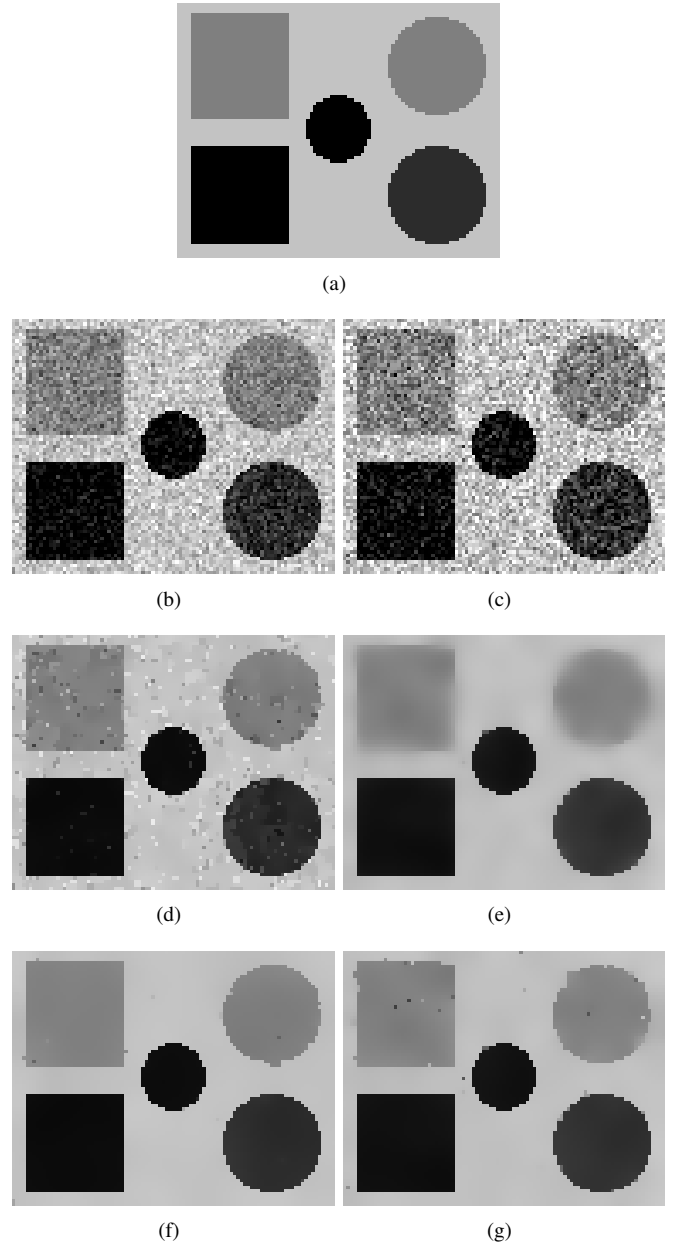


Fig. 1. Ejemplo imagen resultado: (a) GT, (b) UI con baja SNR, (c) UI con muy baja SNR, (d) Resultado representativo AD parametrizada con TS para UI con baja SNR, (e) Resultado representativo AD parametrizada con TS para UI con muy baja SNR, (f) Resultado representativo AD parametrizada con ABC para UI con baja SNR, y (g) Resultado representativo AD parametrizada con ABC para UI con muy baja SNR.

B. Resultados cuantitativos

Para evaluar el desempeño de los métodos evolutivos, imágenes sintéticas definidas en la sección III-A han sido utilizadas. En los experimentos los métodos Temple Simulado y la Colonia Artificial de Abejas (descritos en II-A, II-B y III-B), son utilizados para el parametrizado del filtro por difusión anisotrópica. Los parámetros son calculados para cada imagen perteneciente a una base de datos de imágenes degradadas. Las imágenes fueron degradadas utilizando la función imnoise

de Matlab, seteado con ruido gaussiano, con media nula y desviación estándar 0.01 (baja relación señal ruido - baja SNR) y desviación estándar 0.02 (muy baja relación señal ruido - muy baja SNR). Se produjeron 100 imágenes con baja SNR y 100 imágenes con muy baja SNR. El desempeño logrado por los métodos heurísticos al parametrizar el filtro por difusión anisotrópica, se contrasta con la performance de la imagen degradada no procesada (UI).

La figura 2, presenta gráficas que corresponden al parámetro número de iteraciones durante la aplicación del filtro AD y determinado por TS y ABC a partir de las imágenes degradadas. La gráfica 2(a) muestra estadísticos del número de iteraciones calculados al aplicar AD sobre la base de datos de 100 imágenes sintéticas degradadas con una baja SNR. La gráfica 2(b) muestra estadísticos del número de iteraciones al aplicar AD sobre la base de datos de 100 imágenes sintéticas degradadas con una muy baja SNR.

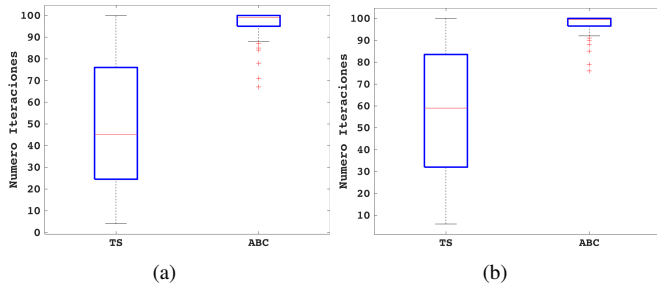


Fig. 2. Número de iteraciones de acuerdo al nivel de ruido: (a) baja SNR, (b) muy baja SNR

La figura 3, presenta gráficas que corresponden al parámetro time step dt optimizado por los métodos TS y ABC para el filtro AD durante la aplicación de éste sobre imágenes sintéticas degradadas. La gráfica 3(a) muestra estadísticos del time step calculado cuando se aplica AD sobre la base de datos de 100 imágenes sintéticas degradadas con una baja SNR. La gráfica 3(b) muestra estadísticos de la variación del time step obtenidos al aplicar AD sobre la base de datos de 100 imágenes sintéticas degradadas con una muy baja SNR.

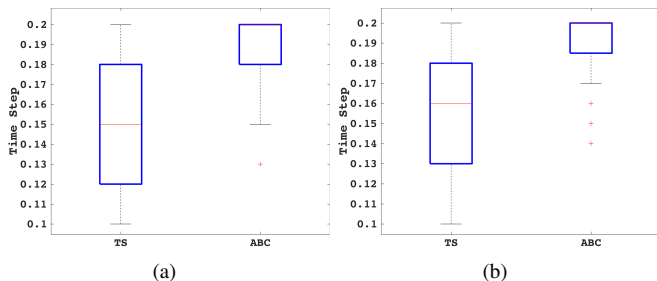


Fig. 3. Time Step de acuerdo al nivel de ruido: (a) baja SNR, (b) muy baja SNR

La figura 4, presenta gráficas que corresponden al parámetro de escala k optimizado utilizando TS y ABC para el filtro AD cuando es aplicado sobre las bases de datos de imágenes

degradadas. La gráfica 4(a) muestra estadísticos del parámetro de escala cuando se aplica AD sobre la base de datos de 100 imágenes sintéticas degradadas con una baja SNR. La gráfica 4(b) muestra estadísticos del parámetro de escala calculado al aplicar AD sobre la base de datos de 100 imágenes sintéticas degradadas con una muy baja SNR.

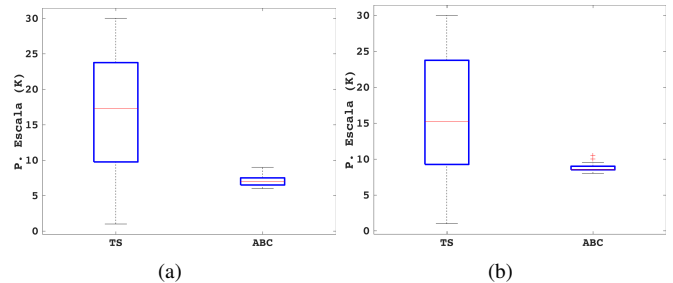


Fig. 4. Parámetro de escala de acuerdo al nivel de ruido: (a) baja SNR, (b) muy baja SNR

La figura 5, presenta estadísticos del desempeño logrado por el filtro AD cuando es parametrizado por TS y ABC. El desempeño se obtiene sometiendo la imagen resultante del proceso de filtraje y la imagen terreno de la verdad bajo el criterio de desempeño Signal to Noise Ratio (descrita en la sección III-D). La gráfica 5(a), muestra el comportamiento de TS y ABC al ser aplicado para filtrar 100 imágenes con baja SNR. La gráfica 5(b), corresponde al resultado filtrar usando TS y ABC 100 imágenes con muy baja SNR.

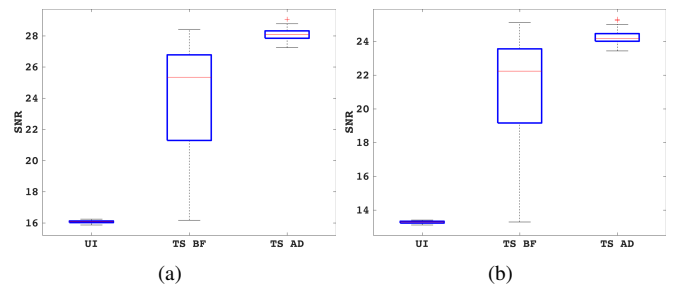


Fig. 5. Performance conseguida por los algoritmos evolutivos de acuerdo al nivel de ruido: (a) baja SNR, (b) muy baja SNR

La tabla I resume la performance promedio alcanzada por los métodos Temple Simulado y la Colonia Artificial de Abejas sobre 200 imágenes.

| Método | Baja SNR | Muy Baja SNR |
|--------|------------------|------------------|
| UI | 16.0763 ± 0.0765 | 13.2792 ± 0.0714 |
| TS | 24.1957 ± 3.3341 | 20.9746 ± 3.4388 |
| ABC | 28.0726 ± 0.3507 | 24.2357 ± 0.3572 |

Tabla I
DESEMPEÑO PROMEDIO SOBRE 200 IMÁGENES (PROMEDIO ± DESVIACIÓN ESTÁNDAR).

V. CONCLUSIONES

En este trabajo un proceso de parametrización automática para el filtrado de imágenes por difusión anisotrópica ha sido presentado. Durante los experimentos la evaluación del desempeño de dos algoritmos de cómputo evolutivo ha sido realizada. A partir de una base de datos de imágenes sintéticas con un terreno de la verdad conocido, y el establecimiento de una función de desempeño, la efectividad del parametrizaje ha sido evaluada. La metodología permite la realización de una evaluación objetiva del método de filtrado. Durante las experimentaciones, la colonia de abejas artificiales consiguió de manera más unificada los parámetros óptimos, y el mejor desempeño durante la maximización de la función de desempeño *signal to noise ratio*. Lo anterior permite concluir que el valor estadístico obtenido a partir del conjunto de datos, es representativo para entregar una solución cercana al óptimo, por el contrario, la gran variabilidad en los resultados obtenidos por el método heurístico TS, no permite la deducción. Una característica que hace aun más atractivo el método heurístico ABC, es su capacidad de paralelización, debido que cada abeja lleva a cabo el cómputo de forma independiente en el enjambre.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el PROYECTO INTERNO DE INICIACIÓN A LA INVESTIGACIÓN, UNI-

VERSIDAD CATÓLICA DEL MAULE CHILE y parcialmente financiado por el proyecto CONICYT FONDEF - Cuarto Concurso IDeA en dos etapas del fondo de Fomento al Desarrollo Científico y Tecnológico, Programa IDeA, FONDEF/CONICYT 2017 ID17i10254.

Los autores agradecen al Laboratorio de Investigaciones Tecnológicas en Reconocimiento de Patrones LITRP (www.litrp.cl), Universidad Católica del Maule, por proveer servidores de alta performance con los cuales las experimentaciones fueron realizadas.

REFERENCIAS

- [1] M. Bartholomew-Biggs, *Nonlinear optimization with engineering applications*, vol. 19. Springer Science & Business Media, 2008.
- [2] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.
- [3] J. H. Holland, "Outline for a logical theory of adaptive systems," *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 9, no. 3, pp. 297–314, 1962.
- [4] R. Eberhart, "Kennedy. particle swarm optimization," in *Proceeding IEEE Inter Conference on Neural Networks, Perth, Australia, Piscataway*, vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.
- [5] D. Karaboga, "An idea based on honey bee swarm for numerical optimization," tech. rep., Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department, 2005.
- [6] G. Rudolph, "Convergence analysis of canonical genetic algorithms," *IEEE transactions on neural networks*, vol. 5, no. 1, pp. 96–101, 1994.
- [7] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 12, no. 7, pp. 629–639, 1990.