



Materia:

DISEÑO ELECTRÓNICO BASADO EN SISTEMAS EMBEBIDOS

Alumno:

Posadas Pérez Isaac Sayeg Paniagua Rico Juan Julian García Azzúa Jorge Roberto

Grado y grupo:

8°G

Profesor:

Garcia Ruiz Alejandro Humberto

Unidad 3 - Tarea 13:

Recocido simulado





Recocido Simulado en Sistemas Embebidos

Introducción

El **recocido simulado** (*Simulated Annealing*, SA) es una técnica de optimización probabilística inspirada en el proceso físico de enfriamiento de metales. Se trata de una metaheurística que busca encontrar soluciones cercanas al óptimo global incluso en presencia de muchos óptimos locales, lo cual es común en problemas complejos.

En el contexto de **sistemas embebidos**, SA se valora por su simplicidad, bajo requerimiento de memoria y capacidad para adaptarse a escenarios donde se deben tomar decisiones de optimización sin grandes recursos computacionales. Esto lo hace útil para tareas como asignación de tareas, ajuste de parámetros de control, y selección de configuraciones energéticamente eficientes.

Desarrollo

1. Fundamento del recocido simulado

El método se basa en la analogía con el **proceso de recocido térmico**: cuando un metal fundido se enfría lentamente, los átomos tienen tiempo de organizarse en una estructura de baja energía (óptima). En SA, las soluciones al problema juegan el papel de configuraciones atómicas, y la función objetivo representa la energía del sistema.

Facultad de Ingeniería Tampico

2. Esquema del algoritmo

- 1. $x \leftarrow generar solución inicial$
- 2. T ← temperatura inicial
- 3. Mientras T > Tmin y no se cumple condición de parada:
 - a. $x' \leftarrow generar vecino de x$
 - b. $\Delta f \leftarrow f(x') f(x)$
 - c. Si $\Delta f < 0$: aceptar x'
 - d. Si $\Delta f \ge 0$: aceptar x' con probabilidad p = $e^{(-\Delta f/T)}$
 - e. T ← reducir temperatura (enfriamiento)
- 4. Devolver la mejor solución encontrada

3. Fórmula clave: Criterio de aceptación

La probabilidad de aceptar una solución peor es:

$$P=e^{-rac{\Delta f}{T}}$$

Donde:

- $\Delta f = f(x') f(x)$ diferencia entre la nueva solución y la actual.
- T: temperatura actual (control de aceptación de soluciones peores).





Esto permite salir de óptimos locales tempranos y explorar otras regiones del espacio.

4. Parámetros del algoritmo

- **Temperatura inicial** T_0 : alta para aceptar muchas soluciones inicialmente.
- Enfriamiento $T \leftarrow \alpha T$: $0 < \alpha < 1$, por ejemplo $\alpha = 0.95$.
- Condición de parada: temperatura mínima, número de iteraciones o falta de mejora.

5. Aplicaciones en sistemas embebidos

a) Planificación de tareas con restricciones de tiempo

Optimiza el orden de ejecución para minimizar tiempo de respuesta total respetando deadlines.

b) Configuración de sistemas dinámicos

Encuentra la mejor combinación de frecuencia, voltaje y periféricos activos para prolongar la batería.

c) Ajuste de controladores embebidos

Optimiza parámetros de sistemas PID en microcontroladores sin necesidad de grandes recursos.

d) Ubicación de módulos en FPGA

Reduce el retardo total y el consumo energético ajustando la posición de bloques lógicos.





6. Ventajas y desventajas

Ventajas	Desventajas
Simple de implementar	Depende fuertemente de la función de enfriamiento
Baja demanda de memoria y CPU	Puede ser lento si no se ajusta bien el enfriamiento
Escapa de óptimos locales	No garantiza encontrar el óptimo global
Flexible para múltiples tipos de problemas	Sensible a parámetros iniciales

Ejemplo práctico

Problema: Optimización del consumo energético en un sensor loT.

Objetivo: Minimizar función combinada de energía y latencia:

$$f(x) = lpha \cdot E(x) + eta \cdot T(x)$$

Proceso:

- Se parte de una configuración inicial (frecuencia de muestreo, potencia de transmisión).
- Se generan vecinos modificando levemente los parámetros.





 Si una nueva configuración reduce f(x), se acepta; si no, se acepta con probabilidad decreciente.

Resultado esperado: Configuración eficiente con bajo consumo sin sacrificar la latencia aceptable.

Conclusión

El recocido simulado es una técnica poderosa y sencilla para abordar problemas de optimización en sistemas embebidos, donde encontrar el equilibrio adecuado entre múltiples restricciones es crítico. Su capacidad para aceptar soluciones peores de forma controlada lo hace especialmente útil cuando existen múltiples óptimos locales.

Aunque no garantiza una solución óptima global, cuando se ajustan correctamente sus parámetros puede ofrecer soluciones de alta calidad con bajos requerimientos computacionales, ideal para entornos embebidos limitados en recursos.

Bibliografía

- ❖ Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). *Optimization by Simulated Annealing*. Science.
- ❖ Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation*. Wiley.
- ❖ Marwedel, P. (2011). *Embedded System Design*. Springer.
- ❖ Givargis, T., & Vahid, F. (2002). Embedded System Design. Wiley.
- ❖ Aarts, E., & Korst, J. (1989). Simulated Annealing and Boltzmann Machines. Wiley.