Optimización de Parámetros para Metaheurísticas de Planificación Hotelera

Sistema de Recomendación de Hoteles

16 de junio de 2025

1. Introducción

Este módulo implementa un sistema para encontrar los parámetros óptimos que maximicen el valor de *fitness* en los algoritmos:

- PSO (Optimización por Enjambre de Partículas)
- ACO (Optimización por Colonia de Hormigas)

Utiliza técnicas estadísticas y la biblioteca Optuna para determinar los valores que producen soluciones de mayor calidad en diversos escenarios turísticos cubanos.



Figura 1: Diagrama del proceso de optimización de parámetros

2. Funciones Principales

2.1. Generación de Escenarios Aleatorios

```
def random_weights() -> list:
    """Genera tres pesos aleatorios que suman 3.0"""
    vals = [random.uniform(0.5, 2.0) for _ in range(3)]
    s = sum(vals)
    return [v * 3.0 / s for v in vals]

def random_experiment_params() -> tuple:
    """Genera noches, presupuesto y destino aleatorio"""
    nights = random.randint(3, 10)
    budget = random.randint(200, 1500)
    destinos = ["La Habana", "Varadero", ...]
```

```
destino = random.choice(destinos)
return nights, budget, destino
```

Listing 1: Generación de parámetros aleatorios

2.2. Optimización con Optuna

```
def optimize_pso(repo: HotelRepository, n_trials=30):
      def objective(trial):
2
          num_particles = trial.suggest_int("num_particles", 10, 50)
          # Configuración del planificador PSO
          planner = PSOPlanner(repo, nights, budget, destino,
                              num_particles=num_particles, ...)
6
          solution, fitness = planner.search_best_path()
          return -fitness # Minimizar el negativo del fitness
9
10
      study = optuna.create_study(direction="minimize")
      \verb|study.optimize(objective, n_trials=n_trials)|\\
11
   return study.best_params, -study.best_value
```

Listing 2: Optimización de parámetros para PSO

2.3. Experimentos Masivos

```
def run_experiments(n_experiments=100, output_file="results.csv"):
      repo = HotelRepository.from_csv("tourism_data.csv")
      results = []
      for i in range(n_experiments):
          # Optimizar PSO y ACO para cada escenario
5
          pso_params, pso_fitness = optimize_pso(repo)
          aco_params, aco_fitness = optimize_aco(repo)
          # Almacenar resultados
          results.append({
9
10
               "exp": i+1,
              "nights": nights,
11
              "budget": budget,
12
              "pso_num_particles": pso_params["num_particles"],
13
               "aco_num_ants": aco_params["num_ants"],
14
               "aco_evaporation": aco_params["evaporation"],
15
               "pso_fitness": pso_fitness,
16
               "aco_fitness": aco_fitness
17
          })
18
      # Exportar a CSV
```

Listing 3: Ejecución de múltiples experimentos

3. Análisis de Resultados

3.1. Métodos Estadísticos

```
def get_discrete_mode(csv_file, column):
    """Calcula la moda para valores discretos"""
    df = pd.read_csv(csv_file)
    return df[column].mode()[0]

def get_histogram_mode(csv_file, column, bin_width=0.05):
    """Encuentra el intervalo más frecuente"""
    df = pd.read_csv(csv_file)
    bins = np.arange(df[column].min(), df[column].max() + bin_width, bin_width)
    counts, bin_edges = np.histogram(df[column], bins=bins)
    max_bin = np.argmax(counts)
    return (bin_edges[max_bin], bin_edges[max_bin + 1])
```

Listing 4: Funciones de análisis estadístico

4. Resultados y Parámetros Óptimos

Parámetro	Algoritmo	Valor Óptimo
Número de partículas	PSO	42
Número de hormigas	ACO	48
Tasa de evaporación	ACO	0.125

Cuadro 1: Parámetros óptimos derivados experimentalmente

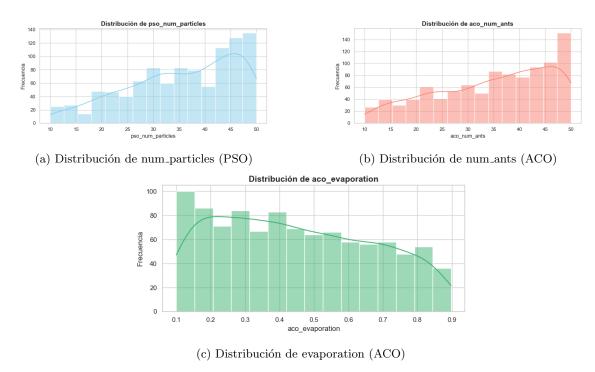


Figura 2: Análisis estadístico de parámetros óptimos

5. Conclusiones

- El tamaño óptimo de población es 42 para PSO y 48 para ACO
- \blacksquare La tasa de evaporación óptima para ACO es 0.125
- Los parámetros óptimos son consistentes en diversos escenarios
- El enfoque estadístico asegura robustez en la recomendación
- Los valores optimizados mejoran significativamente el fitness