



X Congreso Español de Metaheurísticas,
Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados – MAEB 2015
Mérida, 4 – 6 Febrero, 2015

Técnicas estadísticas aplicadas a la selección de valores para parámetros de metaheurísticas

SIMHEURÍSTICAS EN LOGÍSTICA, TRANSPORTE Y PRODUCCIÓN 1

Laura Calvet
Dr. Angel Alejandro Juan
Dr. Carles Serrat

Universitat Oberta de Catalunya

ICSO-HAROSA
Internet Computing &
Systems Optimization

IN3 CYTED

GOBIERNO DE ESPAÑA
MINISTERIO DE ECONOMÍA Y COMPETITIVIDAD

AGAUR

<http://dpcs.uoc.edu>

IN3 – Universitat Oberta de Catalunya
Barcelona, Catalunya

0. Estructura

- 1. El Problema de Selección de Valores para Parámetros



- 2. Enfoques existentes

- Estrategias de Control de Parámetros
- Estrategias de Ajuste de Parámetros
- Estrategias de Ajuste de Parámetros basado en Características de Instancias

- 3. Metodología propuesta

- Diseño de experimentos y *clustering*

- 4. Experimento computacional

- Problema de Rutas de Vehículos con Múltiples Almacenes

- 5. Conclusiones y líneas futuras de investigación



Sección 1.

El Problema de Selección de Valores para Parámetros

1. El Problema de Selección de Valores para Parámetros

▪ Definición

El Problema de Selección de Valores para Parámetros se define como la búsqueda de un conjunto de parámetros θ en el espacio de parámetros Θ que proporcione resultados satisfactorios considerando un conjunto dado de instancias I , en un tiempo t en general limitado ($t \leq T$).

▪ Características

Se considera un problema complejo (Montero et al., 2014) debido a que:

- Suele requerir mucho tiempo;
- El resultado depende de la instancia a resolver; y
- Los parámetros pueden interaccionar.

Se trata también de una oportunidad de mejorar los resultados de los algoritmos.

▪ Primeros trabajos

El problema no fue científicamente analizado hasta finales del siglo XX. Anteriormente, los autores probaban diversos conjuntos de valores o empleaban los utilizados por otros autores (Eiben et al., 1999).

Sección 2.

Enfoques existentes

2.1 Estrategias de Control de Parámetros

Adaptación dinámica de los parámetros a medida que avanza la resolución de una instancia.

Estas estrategias se caracterizan por la inclusión de un mecanismo de control (Eiben *et al.*, 1999):

- a) Determinista: basado en el tiempo de ejecución transcurrido, por ejemplo.
- b) Adaptativo: utiliza información que se genera durante la búsqueda para determinar la dirección y magnitud del cambio en el valor del parámetro.
- c) Auto-adaptativo: es aplicado en Algoritmos Evolutivos, consiste en codificar los parámetros en los cromosomas.

▪ Razonamiento

A medida que la resolución del problema avanza, es posible acumular información sobre la superficie de respuesta y utilizarla para obtener un resultado mejor (Jong, 2007).

Además, la mayoría de métodos de optimización evolucionan desde una búsqueda global difusa a una local; el control de parámetros permite influir en esa evolución (Jong, 2007).

2.1 Estrategias de Control de Parámetros

- **Ejemplo**

R. Battiti, G. Tecchioli. The Reactive Tabu Search, *ORSA Journal on Computing*, 6(2), 126-140, 1994.

- **Ventajas e inconvenientes**

- Las soluciones objetivas obtenidas siguiendo este enfoque suelen ser competitivas, ya que el ajuste de los parámetros se hace de manera dinámica y específica para cada instancia.
- En contrapartida, requiere la modificación del algoritmo y el tiempo computacional suele ser superior al de los otros dos enfoques.

- **Uso**

Se recomienda si hay disponibilidad de tiempo, especialmente si la superficie de respuesta es muy variable.

2.2 Estrategias de Ajuste de Parámetros

Selección de un conjunto de valores previa a la ejecución del algoritmo.

Este enfoque propone mantener un conjunto de valores de parámetros fijo. En el caso de tener diversas instancias, se sigue el siguiente procedimiento:

1. Seleccionar un subconjunto representativo de instancias;
2. Para cada instancia seleccionada, encontrar un conjunto de valores de parámetros que proporcione resultados satisfactorios; y
3. Agregar los conjuntos de valores de parámetros.

▪ Razonamiento

El procedimiento se basa en la idea de robustez (Viana *et al.*, 2005), según la cual la solución de un método de optimización no sufre cambios significativos a causa de modificaciones leves en los valores de los parámetros.

2.2 Estrategias de Ajuste de Parámetros

- **Ejemplo**

S. P. Coy, B. L. Golden, G. C. Runger, E. A. Wasil. Using Experimental Design to Find Effective Parameter Setting for Heuristics, *Journal of Heuristics*, 7, 77-97, 2000.

- **Ventajas e inconvenientes**

Es el enfoque más fácil de utilizar, una vez se ha escogido el conjunto de valores.

Sin embargo, encontrar un conjunto de valores adecuado puede requerir tiempo y conocimientos de estadística.

Es el más rápido considerando solo tiempo de ejecución.

- **Uso**

Es conveniente cuando se quieren resolver muchas instancias y/o de manera rápida, y estas tienen una superficie de respuesta relativamente plana y similar.

2.3 Estrategias de Ajuste de Parámetros basado en Características de Instancias

Selección de conjuntos de valores específicos para cada instancia a resolver en función de sus características.

Este enfoque sugiere mantener los valores fijos pero permite adaptarlos a cada instancia. Los pasos a seguir son:

1. Elegir características de las instancias, y escoger un subconjunto representativos.
2. Calcular las características de todas las instancias, y determinar un conjunto de valores que proporcione resultados satisfactorios para cada instancia del subconjunto.
3. Implementar un mecanismo de aprendizaje.

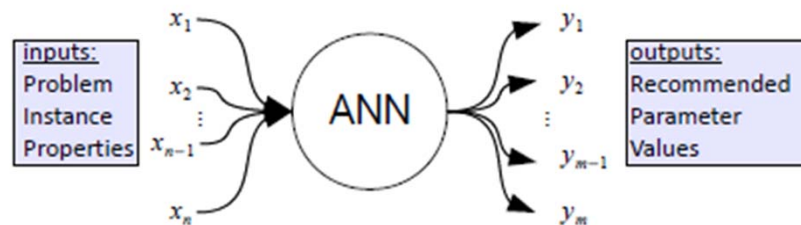
▪ Razonamiento

Este procedimiento supone que la relación entre los valores de los parámetros y la calidad de la solución encontrada depende de características relativamente fáciles de obtener.

2.3 Estrategias de Ajuste de Parámetros basado en Características de Instancias

▪ Ejemplos

E. Dobslaw. A Parameter Tuning Framework for Metaheuristics Based on Design of Experiments and Artificial Neural Networks, in *Proceedings of the International Conference on Computer Mathematics and Natural Computing*, Rome, Italy, 2010.



J. Ries. *Instance-Based Flexible Parameter Tuning for Meta-Heuristics using Fuzzy-Logic*, PhD thesis, University of Portsmouth, 2009.

R. Pavón, F. Díaz, R. Laza, V. Luzón. Automatic parameter tuning with a Bayesian case-based reasoning system, *Expert Systems with Applications*, 36, 3407-3420, 2009.

2.3 Estrategias de Ajuste de Parámetros basado en Características de Instancias

- **Ventajas e inconvenientes**

Aporta flexibilidad al ajuste de parámetros sin modificar el algoritmo principal.

Sin embargo, implementar un mecanismo de aprendizaje suele requerir un número elevado de instancias.

- **Uso**

Es recomendado cuando hay muchas instancias a resolver, pero el anterior enfoque no da resultados satisfactorios.

2.4 Comparación

	ECP	EAP	EAPCI
Tiempo computacional	X	✓	—
Calidad de la solución	✓	X	—
Modificación de algoritmo	X		
Mecanismos de aprendizaje			X
Tiempo total	?	?	?

El mejor dependerá del número de instancias a resolver, la superficie de respuesta, el tiempo disponible, y los conocimientos de programación y de estadística del investigador, entre otros.

Sección 3.

Metodología propuesta

3. Metodología propuesta

1. Clusterización de las instancias



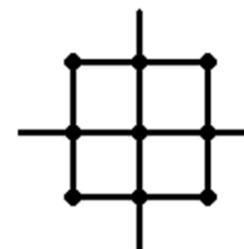
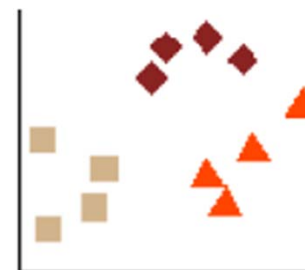
2. Selección de instancias representativas



3. Implementación de técnicas de Diseño de Experimentos



4. Recomendación de un conjunto de valores para parámetros por clúster



Sección 4.

Experimento computacional

4. Experimento computacional. Caso de estudio

- Algoritmo escogido

A. Juan, I. Pascual, D. Guimarans, B. Barrios, Combining Biased Randomization with Iterated Local Search for solving the Multi-Depot Vehicle Routing Problem, *International Transactions in Operational Research*, DOI: 10.1111/itor.12101, 2014.

- Iterated Local Search

procedure Iterated Local Search

$s_0 = \text{GenerateInitialSolution}$

$s^* = \text{LocalSearch}(s_0)$

repeat

$s' = \text{Perturbation}(s^*, \text{history})$

$s^{*'} = \text{LocalSearch}(s')$

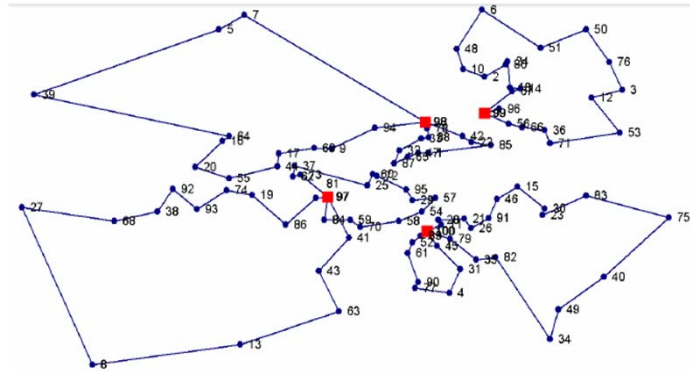
$s^* = \text{AcceptanceCriterion}(s^*, s^{*'}, \text{history})$

until termination condition met

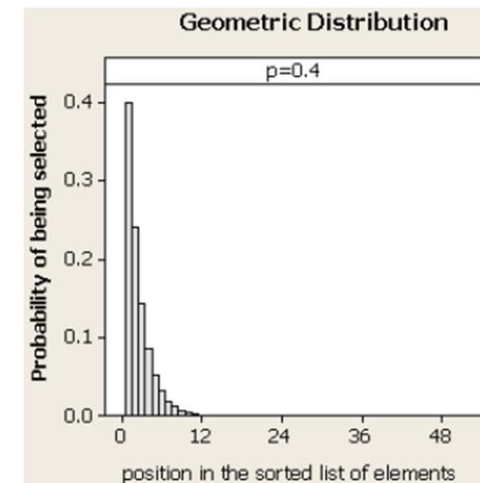
end

- Parámetros
bM y bR

- Problema de Rutas de Vehículos con Múltiples Almacenes



- Biased Randomization



4. Experimento computacional. Detalles de la implementación.

- Clusterización
Algoritmo: *K-medoids*
Criterio: *Average silhouettes*

TABLA I
CLUSTERIZACIÓN DE LAS INSTANCIAS.

Instancia representativa	Clúster
p01	p01
p07	p04, p07, p11, p18, pr02, pr05, pr09
p09	p03, p09, pr04, pr10
p19	p19
p22	p22
p23	p20, p23
pr06	p05, p06, p08, p10, p15, pr01, pr03, pr06, pr07, pr08

- Diseño de experimentos

TABLA II
CONJUNTOS DE VALORES PARA PARÁMETROS PROPUESTOS.

Instancia representativa	bM	bR
p01	0.513	0.501
p07	0.001	0.372
p09	0.283	0.283
p19	0.443	0.378
p22	0.001	0.231
p23	0.449	0.250
pr06	0.500	0.231

4. Experimento computacional. Resultados

TABLA III
RESULTADOS OBTENIDOS.

Instancia	R	RJ	Gap (%)
p01	585.000	593.829	-1.509
p03	644.464	649.229	-0.739
p04	1022.085	1024.473	-0.234
p05	760.341	764.325	-0.524
p06	882.827	880.418	0.273
p07	899.709	906.395	-0.743
p08	4440.534	4438.407	0.048
p09	3920.743	3923.248	-0.064
p10	3706.763	3705.012	0.047
p11	3598.972	3592.891	0.169
p15	2573.393	2573.393	0.000
p18	3831.996	3835.388	-0.089
p19	3883.686	3883.686	0.000
p20	4080.348	4091.482	-0.273
p22	5808.738	5806.480	0.039
p23	6134.441	6145.576	-0.181
pr01	861.319	861.319	0.000
pr02	1330.495	1331.543	-0.079
pr03	1813.634	1814.452	-0.045
pr04	2084.843	2089.785	-0.237
pr05	2379.075	2379.797	-0.030
pr06	2709.792	2713.593	-0.140
pr07	1109.235	1109.235	0.000
pr08	1680.896	1678.872	0.120
pr09	2148.216	2153.317	-0.237
pr10	3016.255	3028.606	-0.409

El gap promedio obtenido es **-0.186**.

En 20 de 26 instancias se obtienen resultados mejores o similares.

Sección 5.

Conclusiones

5. Conclusiones y líneas futuras de investigación

- Creciente interés en el Problema de Selección de Valores para Parámetros.
- Enfoques muy diferentes. Todavía hay nichos muy amplios por explorar.
- Es posible desarrollar una metodología basada en técnicas estadísticas (*clustering* y diseño de experimentos) fácil de implementar, eficiente y generalizable, siguiendo el enfoque EAP pero obteniendo más flexibilidad
- Con tal de obtener mejores resultados, sugerimos la introducción de técnicas avanzadas de regresión.



X Congreso Español de Metaheurísticas,
Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados – MAEB 2015
Mérida, 4 – 6 Febrero, 2015

Técnicas estadísticas aplicadas a la selección de valores para parámetros de metaheurísticas

SIMHEURÍSTICAS EN LOGÍSTICA, TRANSPORTE Y PRODUCCIÓN 1

Laura Calvet
Dr. Angel Alejandro Juan
Dr. Carles Serrat

Universitat Oberta de Catalunya

ICSO-HAROSA
Internet Computing &
Systems Optimization

IN3 CYTED

GOBIERNO DE ESPAÑA
MINISTERIO DE ECONOMÍA Y COMPETITIVIDAD

AGAUR

<http://dpcs.uoc.edu>

IN3 – Universitat Oberta de Catalunya
Barcelona, Catalunya

Referencias

R. Battiti, G. Tecchiolli, The Reactive Tabu Search, *ORSA Journal on Computing*, 6(2), pp. 126-140, 1994.

S. P. Coy, B. L. Golden, G. C. Runger, E. A. Wasil, Using Experimental Design to Find Effective Parameter Setting for Heuristics, *Journal of Heuristics*, 7, pp. 77-97, 2000.

E. Dobslaw, A Parameter Tuning Framework for Metaheuristics Based on Design of Experiments and Artificial Neural Networks, in *Proceedings of the International Conference on Computer Mathematics and Natural Computing*, Rome, Italy, 2010.

A. E. Eiben, R. Hinterding, Z. Michalewicz, Parameter Control in Evolutionary Algorithms, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 3(2), pp-124-141, 1999.

K. D. Jong, *Parameter Setting in Eas: a 30 Year Perspective*, in *Parameter Setting in Evolutionary Algorithms*, ed. F. J. Lobo, C. F. Lima, Z. Michalewicz, pp. 1-18, Springer, 2007.

E. Montero, M.C. Riff, B. Neveu, A beginner's guide to tuning methods, *Applied Soft Computing*, 17, pp. 39-51, 2014.

J. Ries, Instance-Based Flexible Parameter Tuning for Meta-Heuristics using Fuzzy-Logic, PhD thesis, University of Portsmouth, 2009.

R. Pavón, F. Díaz, R. Laza, V. Luzón, Automatic parameter tuning with a Bayesian case-based reasoning system, *Expert Systems with Applications*, 36, pp. 3407-3420, 2009.

A. Viana, J. P. Sousa, M. A. Matos, Constraint Oriented Neighbourhoods - A New Search Strategy in Metaheuristics, *Operations Research / Computer Science Interfaces*, 32, pp. 389-414, 2005.