Похибка вимірювання товщини льодів залежить від апріорної інформації. При вимірюванні товщин на межі роздільної здатності використання апріорної інформації досить незначно підвищує рівень працездатності методу в умовах шуму, проте суттєво зменшує відносну систематичну похибку (в 1–1.5 разів для тонких шарів), вводячи його в діапазон вимірювань за заданими критеріями. У більшій мірі використання апріорної інформації впливає на точність вимірюваня прісних льодів. Слід очікувати значного впливу на точність вимірювання товщини морських льодів за записами реальних сигналів польотних експериментів, особливо трас з тонкими та первинними формами льоду (шуга, нілас тощо).

Дослідження за імітаційними моделями сигналів, відбитих від гладких поверхонь (льодів), дозволили виробити методику порівняльної оцінки точності вимірювання товщини та порогу працездатності методів в умовах шуму. Перспективними методами для подальших досліджень з реальними сигналами слід вважати кореляційний, різницевий та цифровий РЛСПЗ “Аквамарин”, які зберігають при контактному способі вимірювання працездатність в різних умовах до рівня шуму в середньому –20дБ. Ці методи мають потенційну можливість застосування їх для дистанційного зондування земних шарів до орбітального варіанту включно.

Щодо використання кепстрального та інверсного методів для зондування шарів, то застосування їх можливе лише при контактному методі вимірювання, оскільки рівень працездатності в умовах шуму є в межах –80 дБ –100 дБ, і тільки з дуже короткими зондуючими сигналами, які в більшості випадків є важко реалізовані на практиці та які вступають у протиріччя з таким параметром, як глибина проникнення зондуючого сигналу до середовища.

УДК 519.854

L. Hulyanitsky, O. Turchin
Taras Shevchenko Kiev National University

"GOLDEN SECTION" RULE IN PROBABILISTIC MODELING ALGORITHMS

© Hulyanitsky L., Turchin O., 2001

Ця робота присвячена новому алгоритму розв'язування Квадратичної Задачі про Призначення (КЗП). Алгоритм імітаційного відпалу, що використовує правило "золотого перетину", було використано як алгоритм глобального пошуку для того, щоб отримати якісні результати. Запропонований підхід було перевірено на значній кількості тестових задач та було отримано результати кращі, ніж після застосування інших відомих технік пошуку.

Introduction

Among different models of combinatorial optimization the Quadratic Assignment Problem (QAP) received the wide distribution. Enormous amount of economic, industrial and many other problems can be solved using this discrete model. At the same time QAP, alongside with the

Lviv Polytechnic National University Institutional Repository http://ena.lp.edu.ua

Traveling Salesman Problem (TSP), is well known as a target field for effective methods design. In spite of the fact that these problems have been explored for a long time, it's hard to get an acceptable solution even using supercomputers. Only moderately sized QAPs can be solved to optimality with exact algorithms within reasonable time limits. Also it must be noted that finding of ε -close solution is an NP-hard problem too.

Formally, the QAP is stated as following: Given a set $X \equiv \{1,...,n\}$, and real matrix $C = (c_{ij})_{n\times n}$, $D = (d_{ij})_{n\times n}$, $c_{ij} \geq 0, d_{ij} \geq 0$, i, j=1,…,n; find a permutation $\underline{x}\ \varepsilon\ X$ which minimizes result function $f(x)$:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} c_{ij} \cdot d_{x_i x_j}\ , \qquad (1)$$

In other words, $\underline{x} = \arg\min\{f(x) : x = (x_1,...,x_n) \in X\}$.

Also, we have to make a supposition that a certain system of neighborhoods is entered on space X, that is for any solution $x \in X$ the set of the neighbours $L(x) \subseteq 2^X$ is determined.

For effective solving of practical combinatorial optimization problems was found so-called methods of simulated annealing. In these algorithms process of searching for a global optimum is imitated by mechanical system relaxation process, and we take average value of hamiltonian as a result function. From a course of statistical mechanics it is known, that such systems at some temperature aim at an equilibrium state. Fluctuations arising at high temperatures, have probabilistic nature and can cause temporary increases of system energy, but, in general, at gradual temperature fall this thermodynamic system passes in an equilibrium state, that corresponds to minimum value of generalized system energy. These algorithms are the extension of the local search methods class because of new features like probability conditions of transition in a neighbourhood of current solution and so on.

Simulated annealing algorithms have a number of advantages. First of all, this class methods are easy to realize on multiprocessor computer. Secondly, there are no essential expenditures of computer time during searching for an optimal solution. The goal of our researches was to design algorithms performing more stable results then common algorithms. That's why we decided to use well-known class of simulated annealing algorithms – G-algorithms, using different probabilistic model.

The computing scheme of our algorithm

Let G : [0,1] $\rightarrow$ [0,1] – some strictly monotonous function (result function), m – counter ($m > 1$), and ε, γ – real numbers. All of this quantities must be set as parametrs for our algorithms. We have to define function G to construct concrete G-algorithm.

begin
x := basic solution;
μ := 0; h := 0; u_0 :=0;
while (neighbourhood *L(x)* of our current solution is not checked completely) **do**
begin
while (Equilibrium condition is not true) **do**
begin

Lviv Polytechnic National University Institutional Repository http://ena.lp.edu.ua

$y :=$ next neighbour from *L(x)*, obtained by a transposition of two components *i* і *j*;

$\Delta := \Delta(i, j)$;

$p := \min \{ 1, 1 - \frac{\Delta \times 100}{\gamma \times f(x)} \}$;

$\xi := \mu + random[0,1]_x (1 - \mu)$;

if $(p > \xi)$ **then** $x := y$;

end;

$\mu := G(u_h)$;

u_{h+1}:=left "golden section" point of segment $[u_h, 1]$;

$h := h + 1$;

end;

Printing best result;

end;

As You can understand random[0,1] – random values indicatior on segment [0,1].

It means, that we have to define only a few rules and parameters to construct a G-algorithm, and these important features are:

- Set of solutions;
- Rule of neighborhood element construction;
- Result function G;
- Equilibrium condition.

In our case, the neighborhood of the current candidate solution is created by all swaps, which differ from x on one transposition. Using (1), it's easy to show that

$$\Delta(i, j) = \sum_{k \neq i, k \neq j} (c_{jk} - c_{ik}) \cdot (d_{x_i x_k} - d_{x_j x_k}).$$

The values u_h, which are arguments of the function G, are formed thus: we take "golden section" of a segment $[u_h, 1]$, receive two points, and choose that cross point which is closer to u_h as the following point u_{h+1}. Function *G* will be stated as following:

$$G(u) = u^2 - H. \qquad (2)$$

When G-algorithm makes *m* steps toward the intermediate solution, it is called crossover. If *s* crossovers have been done according to fixed value of μ, and values $f_1, ..., f_s$ have been received, equilibrium condition will be achieved if $|f_j - f_{s+1}| < \varepsilon$ after the $s+1$ crossover for any $j \in \{1, ..., s\}$. Algorithm finishes its work if no crossovers in neighborhood of some point have been made.

Conclusion

The analytical proof of computing complexity ratings will be difficult enough without few serious simplifying assumptions. That's why we decided to choose computing experiments as preliminary approbation.

This G-algorithm was used to solve some test problems sized from 15 to 50 facilities/layouts and some computer hardware design problems. Basic solution was founded using Monte-Karlo method. The computing experiment has shown that the degrees higher then 2 in formula (2) are ineffective. Also we defined, that parameters ranges, where results were especially high, are about $1.3 < \gamma < 1.5$, $0.01 < \varepsilon < 0.06$.

Lviv Polytechnic National University Institutional Repository http://ena.lp.edu.ua

Finally, it must be noted that according to our results usage of "golden section" rule allowed us to receive outstanding results and saved a lot of computer time. Thus, simulated annealing algorithms can be adapted to solve different combinatorial problems, among them QAP and TSP.

Experimentel results

N	MCM(f_0)	Num	Gradient method		G-algorithm A3Y		G-algorithm GS	
			f_*	t,sec	f_*	t,sec	f_*	t,sec
10	2711	6	2268	0,05	2268	0,06	2268	0,06
15	13098	7	10994	0,05	10916	0,06	10896	0,06
20	40655	8	33944	0,06	33786	0,06	33266	0,06
25	98602	10	87292	0,06	85766	0,08	84612	0,10
30	202480	10	176226	0,22	175790	0,28	172958	0,27
40	629642	12	561072	1,38	554324	0,82	550258	1,21
50	1566602	14	1396492	3,25	1387696	2,58	1383584	3,02

Results are avaible in Table 1, where MCM – Monte Carlo method, Num – number of MCM iterations, A3Y – G-algorithm A3Y, our algorithm has an index " G-algorithm GS", f_* - result function (1) on best solutions, and t - computer time wasted on calculations.

1. Burkard R.E. Quadratic assignment problems // Eurience. 1963. 9. P. 586-589. 2. Koopmans T.C., Beckmann M.J. Assignment Problems and the Location of Economic Activities // Econometrica. 1957. 25. P. 53-76. 3. Steinberg L. The Backboard Wiring Problem: a Placement Algorithm// SIAM Review. 1961. 3. P. 37-50. 4. Gilmore P.C. Optimal and Suboptimal Algorithms for Quadratic Assignment Problem // SIAM J. on Applied Mathematics. 1962. 10. P. 305-313. 5. Lawler E.L. The Quadratic Assignment Problem // Managment Sce. 1963. 9. P. 586-589. 6. R o u c airol C. A parallel branch-and-bound algorithm for the quadratic assignment problem // Discrete Applied Mathematics. 1987. 18. P. 211-225. 6.Finke G., Burkard R., Rendl F. Quadratic assignment problems // Annals of Discrete Mathematics. 1987. 31. P. 61-82. 7. Kirpatrick S., Gelatt C.D., Vecchi M.P. Optimization by Simulated Annealing // Science. 1983. 220, № 4598. P. 671-680. 8. Cerny V. Thermodynamical approach to the travelling salesman problem : an efficient simulation algorithm // J. Optim. Theory. 1985. 45. P. 41-51. 9. Гуляницкий Л.Ф. Решение квадратичных задач о назначениях алгоритмами вероятностного моделирования. К., 1991.. – (Препр./ ИК им. В.М.Глушкова АН УССР; 91-45). 10. Пападимитриу Х., Стайглиц К. Комбинаторная оптимизация. Алгоритмы и сложность. М., 1985.

Lviv Polytechnic National University Institutional Repository http://ena.lp.edu.ua