ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG

NGUYỄN CHÍ THANH

KẾT HỢP MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP HEURISTIC GIẢI BÀI TOÁN TỐI ƯU ĐA MỤC TIÊU

LUẬN VĂN THẠC SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

Thái Nguyên, tháng 11 - 2013

ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN & TRUYỀN THÔNG

NGUYỄN CHÍ THANH

KẾT HỢP MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP HEURISTIC GIẢI BÀI TOÁN TỐI ƯU ĐA MỤC TIÊU

Chuyên ngành: Khoa học máy tính
Mã số: 60 48 01

LUẬN VĂN THẠC SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC

TS. Vũ Mạnh Xuân

Thái Nguyên, tháng 11 -2013

MỞ ĐẦU

Nhiều vấn đề cần giải quyết trong đời sống hàng ngày dẫn đến bài toán tối ưu, chẳng hạn như trong sản xuất cần giảm chi phí, tăng giá trị sử dụng, lập lịch sản xuất, ... Vì vậy, lớp bài toán tối ưu đã được quan tâm nghiên cứu từ lâu và đã đạt được nhiều kết quả. Tuy vậy, các kết quả đạt được chủ yếu là lớp bài toán tối ưu một mục tiêu; đối với lớp bài toán tối ưu đa mục tiêu còn gặp nhiều khó khăn.

Các bài toán tối ưu đa mục tiêu là những bài toán có ứng dụng thực tiễn trong rất nhiều lĩnh vực của cuộc sống. Song nhiều khi các mục tiêu cần đạt được có hàm biểu diễn tương tự nhau mà mục tiêu cần đạt lại ngược nhau. Một cách tổng quát có thể nói không có lời giải tối ưu cho những bài toán dạng này, một cách đơn giản vì các lời giải không so sánh được với nhau. Có thể lời giải này tốt ở mục tiêu này lại kém ở mục tiêu kia. Từ đó xuất hiện khái niệm "trội" đối với các lời giải và dẫn đến khái niệm "tối ưu Pareto".

Đề tài này hướng tới việc phát triển những kỹ thuật tính toán, chủ yếu là tính toán tiến hoá và các thuật toán lai trong tối ưu đa mục tiêu và cố gắng gắn nó với các mô hình bài toán cụ thể.

Được sự đồng ý của Hội đồng Khoa học trường Đại học Công Nghệ Thông Tin và Truyền Thông – Đại học Thái Nguyên, cùng sự hướng dẫn của TS **Vũ Mạnh Xuân**, em chọn đề tài khóa luận ***"Kết hợp một số phương pháp Heuristic giải bài toán tối ưu đa mục tiêu"*** nhằm nghiên cứu một phương pháp tiếp cận khác để giải bài toán tối ưu đa mục tiêu đó là kết hợp một số phương pháp như giải thuật di truyền kết hợp với chiến lược tiến hoá và giải thuật mô phỏng tôi luyện.

Mục đích nghiên cứu: tìm hiểu bài toán, một số phương pháp giải bài toán tối ưu đa mục tiêu, tìm hiểu giải thuật di truyền, chiến lược tiến hoá và giải thuật mô phỏng tôi luyện trên cơ sở đó kết hợp các phương pháp này để giải bài toán tối ưu đa mục tiêu.

Nội dung của đề tài: gồm 3 chương

1) Chương 1. Tổng quan về bài toán tối ưu đa mục tiêu

2) Chương 2. Tìm hiểu một số phương pháp Heuristic

3) Chương 3. Kết hợp các phương pháp Heuristic giải bài toán tối ưu đa mục tiêu.

Để tiến hành nghiên cứu đề tài này, em đã sử dụng phối hợp một số phương pháp như: phương pháp nghiên cứu tài liệu (nghiên cứu tài liệu về các giải thuật di truyền (GA), chiến lược tiến hoá (ES), giải thuật mô phỏng tôi luyện (SA), bài toán tối ưu đa mục tiêu, ngôn ngữ lập trình matlab 7.0); phương pháp lấy ý kiến chuyên gia (giáo viên hướng dẫn, tham khảo trên mạng).

Khi thực hiện đề tài này, bước đầu em đã tìm hiểu được một số phương pháp giải bài toán tối ưu đa mục tiêu, một số vấn đề về giải thuật di truyền, chiến lược tiến hoá, giải thuật mô phỏng tôi luyện. Kết quả là đã nghiên cứu một kỹ thuật kết hợp giữa giải thuật di truyền, chiến lược tiến hoá và giải thuật mô phong tôi luyện để giải bài toán tối ưu đa mục tiêu và đã lập trình thử nghiệm trên một số bài toán cụ thể.

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ BÀI TOÁN TỐI ƯU ĐA MỤC TIÊU

Chương này trình bày những nghiên cứu cơ bản về bài toán tối ưu đa mục tiêu; những khái niệm cần thiết và điểm qua một số phương pháp giải đã biết làm cơ sở cho những chương sau.

1.1 . Bài toán tối ưu đa mục tiêu

Trong nhiều ứng dụng thực tế gắn liền với việc thiết kế và kế hoạch hóa trong các ngành kinh tế - kĩ thuật, điều khiển các hoạt động sản xuất, chúng ta thường gặp những bài toán liên quan đến việc phân tích, lựa chọn phương án tốt nhất thoả mãn nhiều mục tiêu khác nhau. Đó là bài toán tối ưu đa mục tiêu. Có thể mô tả mô hình toán học của bài toán đa mục tiêu là:

Có k hàm mục tiêu ký hiệu là $Y_1, Y_2, \ldots, Y_k$ với $Y_i : D \rightarrow R$ là những hàm; mỗi $X = (x_1, \ldots, x_n) \in D$ ($D \subset R^n$) gọi là một phương án; D gọi là tập các phương án chấp nhận được; Vấn đề đặt ra là phải tìm được một X_0 làm tối ưu hoá (cực đại hoặc cực tiểu) đồng thời các giá trị hàm $Y_1, Y_2, \ldots, Y_k$. Nếu tìm được X_0 như vậy thì X_0 gọi là phương án tối ưu. Song khả năng tồn tại X_0 như vậy là rất hiếm vì các hàm mục tiêu Y_i thường không hoàn toàn độc lập với nhau. Chính vì vậy việc nghiên cứu lớp bài toán tối ưu đa mục tiêu là rất kho khăn mặc dù có ý nghĩa thực tiễn cao.

1.2. Một số khái niệm

Có thể phát biểu bài toán tối ưu đa mục tiêu tổng quát như sau:

$$Y(x) \rightarrow min(max) \qquad (1.1)$$

$$x \in D \subset R^n \qquad (1.2)$$

Trong đó: $Y(x) = (Y_1(x), \ldots, Y_k(x)) \in R^k$ gọi là vectơ mục tiêu.

x gọi là phương án (vectơ quyết định).

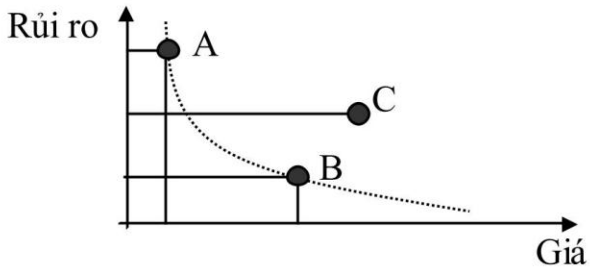
D gọi là tập các phương án.

$Y_1, \ldots, Y_k$ gọi là các hàm mục tiêu.

Các bài toán tối ưu đa mục tiêu thường có nhiều hàm mục tiêu với các ràng buộc khác nhau và các lời giải khác nhau. Các lời giải này thường không so sánh được với nhau. Vì vậy người ta đưa ra tập lời giải tối ưu Pareto.

Tập nghiệm tối ưu Pareto

Các bài toán tối ưu đa mục tiêu hầu hết đều liên quan đến tập các lời giải tối ưu Pareto, nó xuất phát từ việc bài toán đa mục tiêu có nhiều hàm mục tiêu với các ràng buộc khác nhau, thậm chí các mục tiêu đôi khi đối lập nhau. Nhiều lời giải không thể so sánh được với nhau, vì có lời giải tốt cho mục tiêu này nhưng lại xấu cho mục tiêu khác. Có thể minh hoạ điều này trong bài toán cần cực tiểu tỷ lệ rủi ro và giá trong hình 1.1 sau:



Hình 1.1. Minh hoạ tập Pareto

Trong hình trên, với các điểm A và B không thể nói điểm nào tốt hơn, A có giá trị nhỏ hơn song lại có tỷ lệ rủi ro cao hơn B. Các điểm như vậy tạo thành tập lời giải tối ưu Pareto. Tuy nhiên cũng có những lời giải mà có thể so sánh và chọn được lời giải tốt hơn, chẳng hạn như điểm B tốt hơn so với C trong hình trên. Như vậy trong tối ưu đa mục tiêu thường tồn tại nhiều lời giải chứ không duy nhất như trường hợp một mục tiêu.

Dễ dàng thấy bài toán tìm max có thể chuyển tương ứng về bài toán tìm min. Vì vậy sau đây ta chỉ xét bài toán tìm min.

Định nghĩa 1.1

(a) *Cho hai phương án quyết định* $x, y \in D$. *Khi đó, phương án x được gọi là* ***trội hơn*** *phương án y (kí hiệu* $x \prec y$*), nếu ta có:* $Y(x) \leq Y(y)$ *và* $Y(x) \neq Y(y)$, *y còn được gọi là* ***bị trội*** *bởi x. Nếu ngược lại, y được gọi là* ***không bị trội*** *bởi x.*

(b) *Một phương án* $x \in \mathbf{R}^n$ *được gọi là* ***nghiệm Pareto tối ưu*** *(hay* ***điểm Pareto****) nếu không có* $y \in \mathbf{R}^n$ *mà y trội hơn x. Tập tất cả các nghiệm Pareto tối ưu gọi là* ***tập Pareto tối ưu****.*

(c) *Một phương án* $x \in \mathbf{R}^n$ *là nghiệm Pareto tối ưu* ***yếu*** *nếu không tồn tại* $y \in \mathbf{R}^n$ *mà* $Y(y) < Y(x)$.

Nếu bài toán tối ưu đa mục tiêu có nghiệm được gọi là tối ưu theo một cách định nghĩa nào đó thì không phụ thuộc vào cách định nghĩa đã chọn, nghiệm tối ưu đó phải là một phương án Pareto tối ưu (tức là, nghiệm đó phải thuộc tập Pareto tối ưu).

Trên thực tế, việc tìm tập lời giải Pareto của các bài toán tối ưu đa mục tiêu là khó khăn và thường ít thực hiện được. Vì vậy, một số chiến lược tìm kiếm ngẫu nhiên (như thuật toán tiến hóa, phương pháp vùng cấm, mô phỏng luyện kim,…) đã được phát triển. Mặc dù các chiến lược này thường không đảm bảo xác định chính xác tập tối ưu Pareto, nhưng đều cố gắng tìm ra một tập xấp xỉ tốt, tức là 1 tập các phương án mà vectơ mục tiêu không quá xa mục tiêu tối ưu Pareto.

Định nghĩa 1.2 *Cho* $\varepsilon = (\varepsilon_1,\dots,\varepsilon_k) \in \mathbf{R}^k_+$

(a) *Với* $x, y \in \mathbf{R}^n$. *x được gọi là* $\varepsilon -$***trội*** *hơn y (kí hiệu* $x \prec_\varepsilon y$ *)nếu*

(i) $Y_i(x) - \varepsilon_i \le Y_i(y) \quad \forall\, i = 1,\dots,k$

Và (ii) $Y_j(x) - \varepsilon_j < Y_j(y)$ *tại ít nhất một* $j \in \{1,\dots,k\}$.

(b) *Một tập* $F_\varepsilon \subset \mathbf{R}^n$ *được gọi là một tập* $\varepsilon -$***xấp xỉ Pareto*** *nếu mọi điểm* $x \in \mathbf{R}^n$ *đều là* $\varepsilon -$*bị trội bởi ít nhất một* $y \in F_\varepsilon$*, tức là:*

$$\forall x \in \mathbf{R}^n, \exists y \in F_\varepsilon : y \prec_\varepsilon x.$$

(c) *Một tập* $F_\varepsilon^* \subset \mathbf{R}^n$ *được gọi là một tập* $\varepsilon -$***Pareto*** *nếu* F_ε^* *là một tập* $\varepsilon -$***xấp xỉ Pareto*** *và mọi điểm thuộc* F_ε^* *đều là điểm Pareto.*

Nói chung việc giải bài toán tối ưu đa mục tiêu thường hướng đến hai điều sau:

1) Đưa ra được nhiều phương án tối ưu Pareto

2) Các phương án này càng đa dạng và phủ tương đối đều khắc miền D càng tốt.

Sau đây ta sẽ trình bày một số phương pháp giải bài toán tối ưu đa mục tiêu đã biết.

1.3. Một số phương pháp giải

Có nhiều phương pháp để giải bài toán tối ưu đa mục tiêu như: phương pháp nhượng bộ dần, phương pháp tìm nghiệm có khoảng cách ngắn nhất đến nghiệm lý tưởng, phương pháp giải theo dãy mục tiêu đã được sắp xếp, phương pháp trọng số, ..., nhưng trong phạm vi nghiên cứu của đề tài chỉ trình bày một số phương pháp giải sau:

1.3.1. Phương pháp nhượng bộ dần

Phương pháp này dẫn đến việc tìm một lời giải thỏa hiệp tốt nhất tức là tìm nghiệm x^* mà theo ý thích của người nhận lời giải thì $\forall x \subset$ D: $x^* \triangleright x$ hoặc $x^* \sim x$.

Thuật toán giải:

Bước 0: Giải k bài toán 1 mục tiêu riêng rẽ . Sau đó lập bảng thưởng phạt (trong đó x^i là phương án tối ưu . Y_i^0 là giá trị tối ưu).

Bảng 1.1: Bảng thưởng phạt.

Hàm mục tiêu / Phương án	Y_1	Y_2	…	Y_k
X^1	Y_1^0	$Y_2(X^1)$		$Y_k(X^1)$
X^2		Y_2^0		
…				
X^k				Y_k^0

Bước 1: Căn cứ vào bảng thưởng phạt và Y_1^0, người nhận lời giải bắt Y_1 phải nhượng bộ một lượng ΔY_1 và giải bài toán:

$Max\ Y_2(x)$

$x \in D$

$Y_1(x) \geq Y_1^0 - \Delta Y_1$

Giả sử Y_2^* là giá trị tối ưu của bài toán, chuyển sang bước 2.

Bước 2: Người nhận lời giải căn cứ vào Y_2^0 và Y_2^*, bắt Y_2 nhượng bộ 1 lượng ΔY_2 và giải bài toán:

$Max\ Y_3(x)$

$x \in D$

$Y_1(x) \geq Y_1^0 - \Delta Y_1$

$Y_2(x) \geq Y_2^* - \Delta Y_2$

Giả sử Y_3^* là giá trị tối ưu của bài toán, chuyển sang bước tiếp theo:

Bước k: Căn cứ vào Y_{k-1}^0 và Y_{k-1}^*, bắt Y_{k-1} nhượng bộ 1 lượng ΔY_{k-1} và giải:

$Max\ Y_k(x)$

$x \in D$

$Y_1(x) \geq Y_1^0 - \Delta Y_1$

$Y_2(x) \geq Y_2^* - \Delta Y_2$

…

$Y_{k-1}(x) \geq Y_{k-1}^* - \Delta Y_{k-1}$

Nghiệm cuối cùng của bài toán này lấy làm nghiệm cho bài toán xuất phát.

1.3.2. Phương pháp tìm nghiệm có khoảng cách ngắn nhất đến nghiệm lý tưởng

Ở đây giá trị hàm lợi ích tỉ lệ với khoảng cách từ phương án $x \in$ D đến cái gọi là nghiệm lý tưởng. Phương án $x_1 \triangleright x_2$ khi và chỉ khi x_1 gần nghiệm lý tưởng hơn x_2.

Giả sử $x_1, x_2 \in R^n$. Khoảng cách giữa hai điểm x_1, x_2 là một số d_α xác định bởi

$$d_\alpha = \left\{ \sum_{i=1}^{n} \left| x^1{}_i - x^2 i \right|^\alpha \right\}$$

Với $x^1 = (x^1{}_{1,\ldots,}\, x^1{}_n)$; $x^2 = (x^2{}_{1,\ldots,}\, x^2{}_n)$

α là tham số (α >=1)

Số d_α có tính chất: $d_\infty \leq d_\alpha \leq d_1$

Với $d_\infty = \lim d_\infty = \max \left| x_i^1 - x_1^2 \right|$, $i = 1, \ldots, n$.

Bài toán tối ưu đa mục tiêu

$$\max_{x \in D} Y(x)$$

x^* là nghiệm lý tưởng ta hiểu ở đây là một nghiệm (nói chung không nhất thiết là phương án chấp nhận được), mà tại đó giá trị của mỗi hàm mục tiêu riêng rẽ đều đạt cực đại.

Giả sử Y^* là các giá trị tối ưu của từng mục riêng rẽ ($Y^*_i = \max Y(x)$). Khi đó giá trị của hàm mục tiêu Y tại x^* là : $(Y^*_{1}, \ldots, Y^*_k)$ và khoảng cách từ một phương án x đến nghiệm lý tưởng xác định bởi:

$$d_\alpha = \left\{ \sum_{i=1}^{k} \left| Y_i(X) - Y_i^* \right|^\alpha \right\}$$

Bài toán cực tiểu khoảng cách đến nghiệm lý tưởng là:

$$\min_\alpha \left\{ \sum_{i=1}^{k} \left| Y_i(x) - Y_i^* \right|^\alpha \right\} \qquad (1.3)$$

$$x \in \mathrm{D} \qquad (1.4)$$