

基于矢量测量的多约束路径选择*

郑彦兴^{1,2+}, 汪晓庆^{2,3}, 田菁⁴

¹(国防科学技术大学 计算机学院, 湖南 长沙 410073)

²(北京系统工程研究所, 北京 100101)

³(清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084)

⁴(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

Normal Measure Based Multi-Constrained Path Selection

ZHENG Yan-Xing^{1,2+}, WANG Xiao-Qing^{2,3}, TIAN Jing⁴

¹(School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

²(Beijing Institute of System Engineering, Beijing 100101, China)

³(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

⁴(School of Mechanical Engineering & Automation Control, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-66356579, E-mail: yxzhen@nudt.edu.cn

Zheng YX, Wang XQ, Tian J. Normal measure based multi-constrained path selection. *Journal of Software*, 2007,18(3):636-645. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/636.htm>

Abstract: Multi-constrained path (MCP) selection is one of the great challenges that QoS routing (QoSR) faces. Existing algorithms cannot make a good tradeoff among computation complexity, response speed and preventing from losing feasible solutions. Furthermore, neither linear path length function (LPLF) nor non-linear path length function (NLPLF) alone can solve QoS routing problems. A novel normal measure based path length function is defined and based on it, a normal measure based MCP (NMMCP) algorithm is proposed to solve m-constrained MCP problems. NMMCP makes a good tradeoff not only between on-demand computation and pre-computation, but also between LPLF and NLPLF based algorithms. By introducing Pareto optimal mechanism, NMMCP has nonlinear look-ahead ability. Extensive simulations show that NMMCP is very efficient when both performance and computation cost are taken into account.

Key words: multiple-constrained path selection; multiple objective optimization; Pareto optimal; look-ahead

摘要: 多约束路径(multi-constrained path,简称 MCP)选择问题是 QoS 路由问题面临的重要挑战之一。现有的 MCP 算法不能兼顾降低计算复杂性、提高响应速度和防止可行解丢失等方面的缺点。另外,单纯依靠线性路径长度方程(LPLF)或非线性路径长度方程(NLPLF)都不能有效解决 QoS 路由问题。定义了崭新的法线测量路径长度方程,并基于该方程提出了解决 m 约束 MCP 问题的 NMMCP(normal measure based MCP)算法。NMMCP 不仅是在线计算与预计算,同时也是 LPLF 与 NLPLF 的良好折衷。通过引入 Pareto 最优理论,NMMCP 具有非线性前瞻机制。大量仿真实验表明,NMMCP 解决 MCP 问题是非常有效的。

关键词: 多约束路径选择;多目标优化;Pareto 最优;前瞻

* Received 2006-01-16; Accepted 2006-03-09

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

Internet 服务质量是多方面的,如端到端时延、代价等.寻找满足多个服务质量需求的可行路径是 QoS 路由中的多约束路径(multi-constrained path,简称 MCP)问题.学者们对此进行了大量的研究,并提出了一些启发式或近似算法^[1].但是,这些算法都存在一些缺点,比如:线性算法对有些最短路径无能为力;非线性算法不能保证找到的路径是最短路径;在线计算算法的响应速度较慢,但能够比较精确地获得当前网络状态信息;预计算算法具有较快的响应速度,却受到不精确网络状态信息的影响.

为了保证算法具有较快的响应速度,同时又能尽量避免网络状态信息不精确性对算法性能的影响,本文提出了 NMMCP(normal measure based MCP)算法.本文的主要创新如下:(a)采用 Pareto 最优概念对当前 QoS 路由算法的优缺点进行了分析;提出通过预计算与在线计算相结合,LPLF(linear path length function)与 NLPLF(non-linear path length function)相结合可以在一定程度上解决目前算法所面临的问题;(b)指出原 MCP 问题可以通过对一个特殊的离散多目标优化问题求解而获得解决,极大地减小了搜索空间;(c)定义了崭新的基于矢量测量的非线性路径长度方程 NM_LEN;(d)提出了以很小的计算代价实现较高算法成功率的 NMMCP 算法.NMMCP 算法具有 Pareto 及非线性前瞻特性.

本文第 1 节给出问题模型及相关研究.第 2 节给出 Pareto 最优的相关概念.第 3 节给出 NMMCP 算法.第 4 节为算法性能评估.第 5 节是结论.

1 引言问题模型及相关研究

定义 1(MCP 问题). 网络 $G(N,E)$, N 是节点集合, E 是边集.每条边对应一个多维权重向量 $w(w_1, w_2, \dots, w_k)$. w_i 是可加权重, $i=1, 2, \dots, m$. 给定路由请求, $c(c_1, c_2, \dots, c_m)$, P_{sd} 表示从源节点 s 到目的节点 d 的路径集合, 问题是寻找 $p \in P_{sd}$, 满足

$$w_i(p) = \sum_{e \in p} w_i(e) \leq c_i, i=1, \dots, m \quad (1)$$

路径 p 又可以写成 $p(w_1, w_2, \dots, w_m)$ 的形式. 满足所有 m 个约束的路径称为一个可行路径.

解决 MCP 问题的自然想法是采用线性路径长度方程(LPLF), 即通过系数 (d_1, d_2, \dots, d_m) , $d_m \geq 0$, 把每条边 e 上的度量组合成单一度量: $l(e) = \sum_{i=1}^m d_i w_i(e)$, (d_1, d_2, \dots, d_m) 又称为搜索方向. 这样, 就可以基于该单一度量, 调用 Dijkstra 算法寻找最短路径. 通过采用不同的搜索方向, 或者搜索过程中动态调节搜索方向, 形成了多种基于 LPLF 的算法. 基于 LPLF 算法的最大缺点是有些可行解永远也不能被找到.

因此, 研究者开始考虑非线性路径长度方程(NLPLF), 并提出了一些基于非线性路径长度的算法. 然而, NLPLF 的一个特点是, 组成最短路径的各子路径未必是最短的. 因此, 基于 NLPLF 的算法常常借助于 k 最短路径算法, 即在扩展节点过程中保存多条路径, 因而不可避免地增加了算法的复杂性.

基于给定的 MCP 问题, 我们给出了一个新的问题模型, 即多约束多优化问题(multiple-constrained multiple optimization problem, 简称 MCMOP).

定义 2(MCMOP 问题). 对定义 1 中的 MCP 问题, 路径 p 在满足约束的同时, 还应满足如下条件:

$$w_i(p) \leq w_i(q), p, q \in P_{sd} \quad (2)$$

可以看出, MCMOP 问题是一个特殊的离散多目标优化问题. 解决多目标优化问题考虑的一个重要因素是解的 Pareto 最优性. Pareto 最优解的意义在于: 如果所有的 Pareto 最优解都不能满足约束, 那么肯定不存在满足约束的其他任何解. 而由定义 2 可知, MCMOP 问题的解同时也是 MCP 问题的解. 因此, 我们不直接解决给定的 MCP 问题, 而是转而对其衍生的 MCMOP 问题求解. 这将极大地缩小搜索空间, 使得搜索更为有效.

2 Pareto 最优

首先, 引入几个重要概念.

定义 3(支配, dominance). 如果 $\forall i \in \{1, \dots, m\}, u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, m\}: u_i < v_i$, 则称向量 $u=(u_1, \dots, u_m)$ 支配向量 $v=(v_1, \dots, v_m)$, 用 $u < v$ 表示.

定义 4(Pareto 最优解). 如果不存在路径 $p'(w'_1, w'_2, \dots, w'_m) \in P_{sd}$, 满足 $(w'_1, w'_2, \dots, w'_m) < (w_1, w_2, \dots, w_m)$, 则称路径 $p(w_1, w_2, \dots, w_m) \in P_{sd}$ 为 MOMCP 问题的 Pareto 最优解.

定义 5(QoS 度量空间). 对于任意路径 $p(w_1(p), w_2(p), \dots, w_m(p)) \in G(N, E)$, 如果 $w_i(p) \in W_i$, 则称 $(W_1 \times W_2 \times \dots \times W_m)$ 为 QoS 度量空间.

定义 6(映射 F). 映射 F 把路径 $p(w_1(p), w_2(p), \dots, w_m(p))$ 映射为 QoS 度量空间中的一个点, 即

$$F(p) = (f_1(p), f_2(p), \dots, f_m(p)) = (w_1(p), w_2(p), \dots, w_m(p)).$$

很显然, 路径 $p(w_1(p), w_2(p), \dots, w_m(p))$ 对应 QoS 度量空间中的点 $(w_1(p), w_2(p), \dots, w_m(p))$, 路由请求 (c_1, c_2, \dots, c_m) 也可看作 QoS 度量空间中的点.

定义 7(Pareto 层 PF^*). $PF^* = \{(w_1, w_2, \dots, w_m) | p(w_1, w_2, \dots, w_m) \text{ 为 Pareto 最优解}\}$.

实际上, MOMCP 问题的 Pareto 层描述了该问题 Pareto 解在 QoS 度量空间中的分布. 据我们所知: 当前, 基于 NLPLF 的算法无一例外地忽略了 Pareto 层的真实分布情况, 导致不必要的计算代价, 如图 1 所示. 很明显, 图中的路由请求已经超过了 Pareto 层的边界. 但是, 目前基于 NLPLF 的算法借助 k 最短路径算法^[2], 通过不断增大 k 的值试图获得可行解. 显然, 对于图中路由请求与 Pareto 层的位置关系, 即使 $k=\infty$ 也不可能找到可行解. NMMCP 算法通过预计算避免了这种冗余计算.

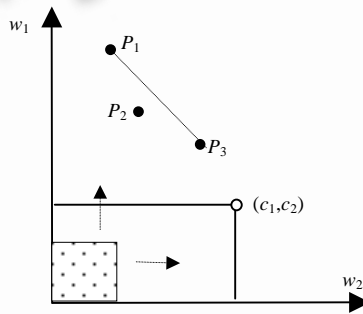


Fig.1 The case in which current NLPLF based algorithms will introduce redundant computation

图 1 对于图中情形, 当前基于 NLPLF 的算法将会进行冗余计算

3 NMMCP 算法

考虑到上述算法的不足, 我们提出了基于向量测量的多约束路由算法 NMMCP. 此算法定义了新的非线性路径长度 NM_LEN , 并且实现了预计算与在线计算相结合, LPLF 与 NLPLF 相结合. 因此, 很好地弥补了彼此的不足. NMMCP 算法包括两个阶段, 即预计算阶段及在线计算阶段.

3.1 预计算阶段

NMMCP 通过预计算获得 Pareto 层的边界点, 进而克服非线性路径长度带来的冗余计算问题. 具体地说, NMMCP 将针对 w_i 搜索最短路径, 获得使 w_i 最小的路径, $i=1, 2, \dots, m$. m 个 QoS 度量可以得到 m 条路径, 称为 m 基本路径.

不难看出, m 基本路径在 QoS 度量空间中刻画了 Pareto 层的边界点. 因此, 如果基于这 m 个边界点进行进一步的借助于 k 最短路径的非线性搜索, 则可以避免由于盲目计算 k 最短路径带来的计算代价.

3.2 在线计算阶段

当预计算阶段获得的 m 基本路径都不能满足路由请求时, NMMCP 将采用新定义的非线性路径长度方程 NM_LEN , 并根据预计算获得的信息进行进一步的非线性在线计算. 而非线性路径长度 NM_LEN 的定义, 主要

受 NBI(normal boundary intersection)方法的启发^[3].

3.2.1 NBI 方法

NBI 方法是生成连续 MOOP 问题 Pareto 层的手段之一.通过用户提供的参数 β ,NBI 可以生成均匀分布的 Pareto 层.NBI 方法把连续 MOOP 问题转化成如下的子问题:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \lambda & (3) \\ & \text{Subject to } \phi\beta + \lambda\hat{n} = F(x) - F^* & (4) \end{aligned}$$

在这个子问题中, ϕ 是 $m \times m$ 矩阵,该矩阵的第 i 列为 $F(x_i^*) - F^*$,其中: $F(x_i^*)$ 为使得第 i 个目标最优的解在目标空间中对应的向量; F^* 也是目标空间中的点,它的第 i 个分量对应第 i 个目标的最优值,所以又被称为乌托邦点. β 为一个向量,它满足 $\sum_{i=1}^k \beta_i = 1$ 及 $\beta_i \geq 0$. $\hat{n} = \phi e$,其中, $e \in R^k$ 是元素为全 1 的列向量. $\phi\beta$ 又被称为各极值点的凸壳(convex hull of individual minima,简称 CHIM).

对于 MOOP 问题,用 h 表示可达目标向量 $\{F(x)\}$ 的集合, h 的边界用 ∂h 表示.本质上,NBI 方法就是试图在 ∂h 上找到 Pareto 最优点.

对于一个特定的 β , $\phi\beta$ 就表示 CHIM 上的一个点.而 $\phi\beta + t\hat{n}, t \in R$ 表示法线 \hat{n} 上的点.问题(3)的解则是法线 \hat{n} 与 ∂h 的交点中最接近原点的一个.问题(4)给出的约束说明,不同的法线 \hat{n} 与 ∂h 有不同的交点.同时也从另一个方面说明,NBI 求得的解一定要在法线 \hat{n} 上.问题(3)又称为 NBI 子问题,记作 NBI_β .通过改变 β 值,可以找到不同的近似 Pareto 最优解.图 2 给出了两目标的 NBI_β 问题.

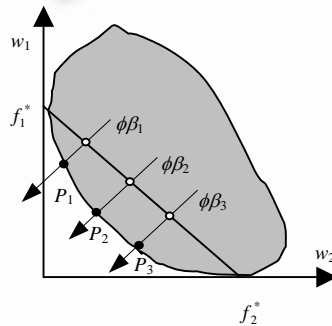


Fig.2 The CHIM is the line segment connecting f_1^* and f_2^* .
By varying β , different solutions will be found

图 2 连接 f_1^* 及 f_2^* 的线段就是 CHIM.通过改变 β 值,可以发现不同的 Pareto 最优解

3.2.2 非线性路径长度 NM_LEN

NBI 方法是针对连续 MOOP 问题提出来的,所以不能直接用来解决 MCMOP 问题.我们根据 NBI 蕴藏的深层思想,设计了新的非线性路径长度方程,可以用来生成离散 MOOP 问题的近似 Pareto 最优解.

首先给出必要的定义及约定.令 p^{i*} 表示 P_{sd} 中第 i 个度量最优的路径,即 p^{i*} 满足 $f_i(p^{i*}) \leq f_i(q), q \in P_{sd}, 1 \leq i \leq m$.

称 $F^* = [f_1(p^{1*}), f_2(p^{2*}), \dots, f_k(p^{k*})]^T = [f_1^*, f_2^*, \dots, f_k^*]^T$ 为乌托邦点;而由 $F(p^{i*}), i=1, 2, \dots, m$ 组成的平面为乌托邦超平面,记为 U .

同时,定义如下的归一化矩阵:

$$L = [l_1, l_2, \dots, l_k]^T = F^N - F^* \tag{5}$$

其中, $F^N = [f_1^N, f_2^N, \dots, f_k^N]^T$, 且 $f_i^N = \max[f_i(p^{1*}), f_i(p^{2*}), \dots, f_i(p^{k*})]$.

对于 QoS 度量空间中的任意点 $F(p)$,归一化后的点 $\bar{F}(p)$ 表示为

$$\bar{F}(p) = [\bar{f}_1(p), \bar{f}_2(p), \dots, \bar{f}_m(p)]^T,$$

其中, $\bar{f}_i(p) = \frac{f_i(p) - f_i^*}{l_i}$.

根据上述定义,给出如下非线性路径长度方程:

$$len(p) = -\min(\lambda_i) \tag{6}$$

满足

$$s.t. \bar{\phi}\beta + N = \bar{F}(p) \tag{7}$$

其中, $N = (\lambda_1 n_1, \lambda_2 n_2, \dots, \lambda_m n_m)^T$ 且 $\bar{F}(p) = [\bar{f}_1(p), \bar{f}_2(p), \dots, \bar{f}_m(p)]^T$.

法线 $\hat{n} = (n_1, n_2, \dots, n_m)^T$ 与式(4)中的法线具有相同的含义,只不过它的方向为远离原点.如果用向量 $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m)^T$ 表示 $\bar{\phi}\beta$,则式(7)给出的约束可以重写为

$$\lambda_i n_i = \gamma_i - \bar{f}_i(p) \quad i=1, 2, \dots, m \tag{8}$$

图 3 直观地给出了二维 QoS 度量空间中 λ_i 的意义.在图 3(a)中, $\lambda_2 > 0, \lambda_1 < 0, len(P) = -\lambda_1 > 0$.在图 3(b)中, $\lambda'_2 > 0, \lambda'_1 > 0, len(Q) = -\lambda'_1 < 0$.式(7)给出的约束并没有限制 ∂h 上待测量的点一定要在法线 \hat{n} 上.实际上,只有当 $\lambda_i = \lambda_j, 1 \leq i, j \leq m, i \neq j$ 时,这些点才位于法线 \hat{n} 上.

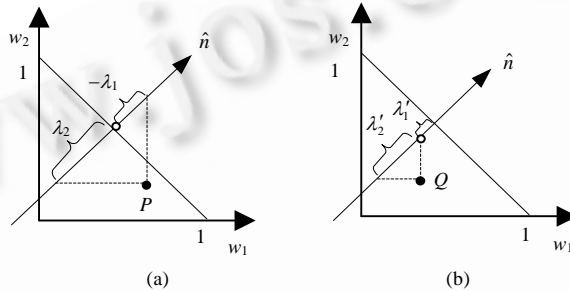


Fig.3 The intuitive meaning of λ_i

图 3 λ_i 的直觉意义

称式(6)中给出的路径长度定义为法线测量路径长度 NM_LEN.根据该定义及 λ_i 的含义可知,路径 p 的法线测量长度不一定为正值.

通过改变 β 的值,可以得到不同的近似 Pareto 最优点.图 4 给出了路径长度随 β 的变化情况.在图 4(a)中,路径 P_1, P_2, P_3 的长度由经过 $\bar{\phi}\beta_1$ 的法线度量.可以看出, $len(P_1) = -\lambda > 0; len(P_2) = \lambda' < 0$ 及 $len(P_3) = 0$.而当 β 的值变为 β_2 时, $\bar{\phi}\beta$ 偏移到图 4(b)中所示的位置,路径 P_1, P_2, P_3 的长度由经过 $\bar{\phi}\beta_2$ 的法线来度量.此时, $len(P_1) = len(P_3) = \lambda < 0; len(P_2) = 0$.

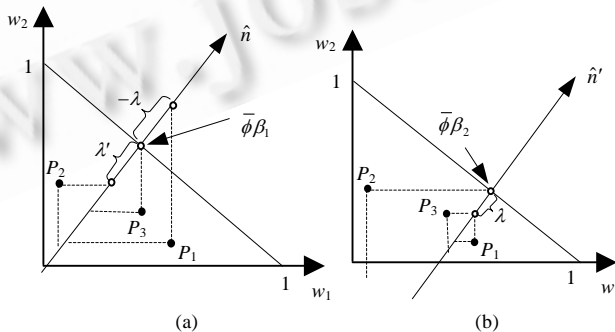


Fig.4 Path length changes with β

图 4 路径长度随着 β 的变化而变化

下面给出 NM_LEN 的一些重要特性,在后面设计 NMMCP 算法时将使用这些特性.

定理 1. 如果路径 $p(w_1, w_2, \dots, w_m)$ 的长度大于路由请求 $c(c_1, c_2, \dots, c_m)$ 的长度,则路径 p 至少有一个分量不能

满足路由请求.

证明:根据 NM_LEN 的定义可知,

$$\begin{aligned} len(p) &= -\min(\lambda_n) = -((w_i - f_i^*)/l_i - \gamma_i)/n_i, i, n \in [1, m], \\ len(c) &= -\min(\lambda'_n) = -((c_j - f_j^*)/l_j - \gamma_j)/n_j, j, n \in [1, m]. \end{aligned}$$

如果 $len(p) > len(c)$, 则

$$-((w_i - f_i^*)/l_i - \gamma_i)/n_i > -((c_j - f_j^*)/l_j - \gamma_j)/n_j$$

即

$$((w_i - f_i^*)/l_i - \gamma_i)/n_i < ((c_j - f_j^*)/l_j - \gamma_j)/n_j \tag{9}$$

根据 NM_LEN 的定义,对任意 $s \in [1, m]$,

$$((c_j - f_j^*)/l_j - \gamma_j)/n_j \leq ((c_s - f_s^*)/l_s - \gamma_s)/n_s \tag{10}$$

因此,

$$((c_j - f_j^*)/l_j - \gamma_j)/n_j \leq ((c_i - f_i^*)/l_i - \gamma_i)/n_i \tag{11}$$

综合式(9)、式(11),有

$$((w_i - f_i^*)/l_i - \gamma_i)/n_i < ((c_i - f_i^*)/l_i - \gamma_i)/n_i.$$

进一步推导可知, $w_i > c_i$.

定理 2. 对于给定的两条路径 $p(w_1, w_2, \dots, w_m)$ 及 $q(w'_1, w'_2, \dots, w'_m)$, 如果 $F(p) < F(q)$, 则路径 p 的长度不会超过路径 q 的长度.

证明:假定路径 p 的长度大于路径 q 的长度, 则根据定理 1 可知, $\exists i \in \{1, 2, \dots, m\}$ 满足 $w_i > w'_i$. 所以 $F(p) < F(q)$ 不成立, 因此假定不成立.

3.2.3 NMMCP 算法描述

NMMCP 首先通过 Pre_computation 函数执行预计算, 进而获得 m 基本路径. 同时, 根据 m 基本路径计算乌托邦点 F^* 及归一化向量 L . Pre_computation 函数的步骤如图 5 和图 6 所示. 当路由请求到来后, NMMCP 首先通过 Check_feasibility 函数检查 m 基本路径是否能够满足该请求. 同时, Check_feasibility 函数还将前瞻路由请求的不可行性, 即它将检查路由请求是否超过了由 m 基本路径刻画的 Pareto 层的边界点(如图 6 所示), 称 NMMCP 的该种特性为 Pareto 前瞻. 只有当所有的 m 基本路径都不可行, 并且不能预测路由请求不可行性时, NMMCP 才执行 Preparation 函数(如图 7 所示), 为在线计算做准备.

在线计算阶段, NMMCP 只进行一次基于 NM_LEN 的非线性搜索. 根据 NM_LEN 的定义, 不同的 β 值将得到不同的最短路径. 如果从 NBI 方法的角度出发, 问题的关键在于如何选取合适的 β , 使得搜索到的最短路径更有意义. 因此, 我们用经过路由请求 c 的法线进行测量, 而把该法线与乌托邦超平面 U 的交点视为 $\bar{\phi}\beta$, 这样就避免了单独确定 $\bar{\phi}$ 和 β . 选取通过路由请求 c 的法线进行测量的依据是路由请求在该法线度量下长度最短, 这样, 可以为搜索最短路径提供更紧凑的约束. 因为在搜索最短路径过程中, 一旦当前最短路径的长度超过了路由请求的长度, 根据定理 1, 搜索就提前终止, 可以在一定程度上减少搜索代价. 另外, Preparation 函数还计算路由请求的长度, 该长度作为最短路径长度的上界, 被用于非线性搜索过程.

NMMCP 通过 Preparation 函数获取了必要的参数后, 执行 NM_Dijkstra 函数进行非线性搜索. NM_Dijkstra 函数借鉴标准的 Dijkstra 最短路径算法, 但算法的松弛过程为基于 NM_LEN 的非线性搜索. 图 8 给出了算法的松弛过程. 其中: $cost(u)$ 为 m 维向量, 它的每个分量代表从 s 到节点 u 的累计度量; $parent(u)$ 表示节点 u 的父节点; $len(u)$ 为当前从源节点 s 到节点 u 的路径长度. 除了采用如图 8 所示的松弛过程, NM_Dijkstra 还利用路由请求的长度信息作为扩展路径的约束.

NM_MCOP(*G,s,d,c*)
G:网络拓扑;*s*:源节点;*d*:目的节点
c=(*c*₁,*c*₂,...,*c*_{*k*}):路由请求
 //路由请求到来前的预计算:
 (1) $p^{is}=Pre_computation(G,s)$, for $i=1,\dots,m$.
 //路由请求到来后的在线计算:
 (2.1) *Check_feasibility*(p^{is},c)
 (2.2) If feasibility is undecided
 (2.2.1) *Preparation*()
 (2.2.2) *NM_Dijkstra*(*G,s,d,c,Boundlen*)

Fig.5 Proposed NM_MCOP algorithm

图5 Proposed NM_MCOP 算法

Preparation()
 (1) Compute $\bar{\phi}\beta$
 a. 确定经过路由请求的法线 $\hat{n}=(n_1,n_2,\dots,n_k)$
 b. 计算 \hat{n} 与超平面 *U* 的交点,并把该点作为 $\bar{\phi}\beta$,
 用向量 $(\gamma_1,\gamma_2,\dots,\gamma_m)^T$ 表示
 (2) 计算路由请求的长度 *Boundlen*
 a. 归一化路由请求

$$\bar{c}_i = \frac{c_i - f_i^*}{l_i}$$

 b. $\lambda_i = (\gamma_i - \bar{c}_i) / n_i$
 c. *Boundlen* = $-\min(\lambda_i)$

Fig.7 Funtion Preparation

图7 Preparation 函数

Pre_computation(*G,s,d*)函数
 (1) For $i=1,2,\dots,k$ 计算 p^{is}
 (2) 确定乌托邦点

$$F^* = [f_1^*, f_2^*, \dots, f_k^*]^T$$

$$= [f_1(p^{1s}), f_2(p^{2s}), \dots, f_k(p^{ks})]^T$$

 (3) 计算归一化向量

$$L = [l_1, l_2, \dots, l_k]^T$$

Check_feasibility(p^{is},c)函数
 (1) For $i=1,2,\dots,k$
 (a) If $p^{is} < c$
 return p^{is} //success
 (b) If $c_i < w_i(p^{is})$ //Pareto 前瞻
 return fail
 (2) End of for
 (3) Otherwise, return undecided

Fig.6 Function Precomputation

图6 Precomputation 函数

NM_Dijkstra_Relax(*u,v*)
 (1) *Increase*=($w_1(u,v),w_2(u,v),\dots,w_k(u,v)$)
 (2) *Tempcost*=*cost*(*u*)+*Increase*
 (3) *newcost*(*i*)=(*Tempcost*(*i*)- f_i^*)/ l_i ,
 for $i=1,2,\dots,k$
 (4) $\lambda_i = (\gamma_i - \text{newcost}(i)) / n_i$, for $i=1,2,\dots,k$
 (5) *templen* = $-\min(\lambda_i)$
 (6) If *templen* < *len*(*v*)
 (7) *len*(*v*) = *templen*
 (8) *parent*(*v*) = *u*
 (9) *cost*(*v*) = *Tempcost*
 (10) end if

Fig.8 Relaxation procedure of NM_Dijkstra

图8 NM_Dijkstra 的松弛过程

3.2.4 改进的 NMMCP 算法

由于 *NM_LEN* 为非线性路径长度,因此,最短路径的子部分不一定是最短路径,*NMMCP* 在性能上会受到一定的影响.为了提高 *NMMCP* 搜索可行路径的成功率,可以在目的节点针对每个 QoS 度量运行一次 *Dijkstra* 算法.这样,目的节点与任意其他节点之间相对每个 QoS 度量的最短长度将被获得和保存;然后,在 *NM_Dijkstra* 算法的松弛过程中,这些信息被用来预测当前最短路径是否可行:如果不可行,则放弃对该路径的扩展,转而扩展当前次短路径.这样,在一定程度上克服了非线性路径长度缺点.为了区别 Pareto 前瞻,我们称利用了该预测信息的前瞻为非线性前瞻.

很显然,没有非线性前瞻的 *NMMCP* 算法的计算复杂性为($m+1$)倍的 *Dijkstra* 算法的复杂性,其中, m 次用于预计算,1 次用于在线计算.具有非线性前瞻的 *NMMCP* 算法计算复杂性为($2m+1$)倍的 *Dijkstra* 算法的复杂性,其中, m 次用于预计算, $m+1$ 次用于在线计算.

4 NMMCP 算法

我们将从 3 个方面对 *NMMCP* 算法进行评估:首先,在搜索可行路径的成功率方面,对比 *NMMCP* 与其他典型 QoS 路由算法;其次,评估 Pareto 前瞻对算法性能的贡献;最后,评估 *NMMCP* 算法的响应速度.

4.1 仿真模型及性能指标

仿真实验采用了 Waxman 随机网络模型,网络节点数为 200 的网络.在没有特别说明的情况下,网络每条边上的 m 个 QoS 度量均服从 $[1,300]$ 间的均匀分布.

我们用成功率,即被满足的路由请求数目与生成路由请求总数的比率来评估算法搜索到可行路径的能力;用不可行率,即由于 Pareto 前瞻而避免在线计算的路由请求数目与生成路由请求总数的比率来评估 Pareto 前瞻对算法性能的贡献.另外,我们将讨论 NMMCP 算法的响应速度.

4.2 算法成功率

本节将在成功率方面对 NMMCP 算法与 H_MCOP 算法作比较.H_MCOP 算法被选作比较对象之一,是因为它是典型的非线性搜索算法,并且具有较高的成功率及较低的计算复杂性.

首先讨论路由请求的生成.假设 m 基本路径表示为 $p_i(w_{i1},w_{i2},\dots,w_{ik}),i=1,2,\dots,m$.令 $f_j^{\max} = \max(w_{ij})$, $f_j^{\min} = \min(w_{ij}),i=1,2,\dots,m$.文献[4]的路由请求生成方式可描述为: $c_i \sim \text{uniform}[0.8 * f_i^{\max}, 1.2 * f_i^{\max}]$,生成的路由请求大致分布范围如图 9(a)所示.可以看出:以该种方式生成的路由请求大部分是可行的,称为宽松路由请求(loose routing request,简称 LRR).另外,路由请求可以生成: $c_i \sim \text{uniform}[f_i^{\min}, f_i^{\max}]$,生成的路由请求都落在所谓的 NP 完全区域,对算法的要求是最苛刻的,如图 9(b)所示.为了尽可能地模拟各种路由请求的生成情况,采用如下方式生成路由请求: $c_i \sim \text{uniform}[0.8 * f_i^{\min}, 1.2 * f_i^{\max}]$,如图 9(c)所示.可以看出:大部分路由请求落在 NP 完全区域内,但仍然有一部分落在 NP 完全区域的外面,称以该种方式生成的路由请求为严格路由请求(critical routing request,简称 CRR).

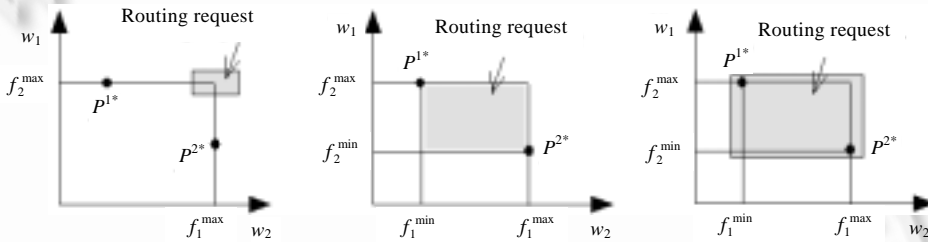


Fig.9 The distribution of different types of routing requests
图 9 不同类型路由请求的分布

图 10 给出了分别采用 LRR 及 CRR 时,算法成功率的比较.NMMCP2 表示采用了非线性前瞻特性的 NMMCP 算法,横坐标为约束数目,纵坐标为算法成功率(SR).可以看出:NMMCP2 具有最高的成功率;而 NMMCP 的成功率也高于 H_MCOP 算法.

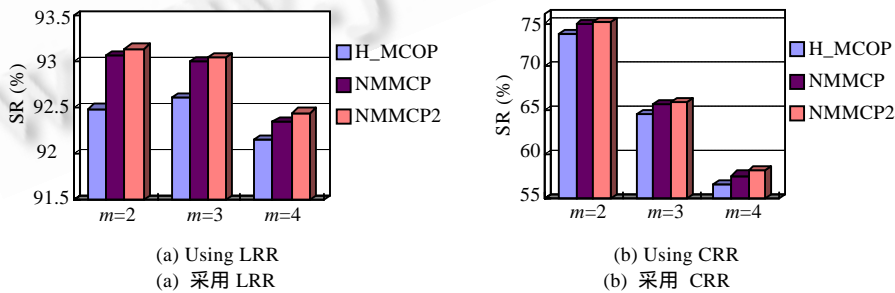


Fig.10 Comparison of success rate
图 10 算法成功率比较

4.3 Pareto前瞻

下面将评估 Pareto 前瞻对算法性能的贡献.显然,不可行率越高,由 Pareto 前瞻避免的不必要在线计算代价就越大,Pareto 前瞻特性对算法性能提高的贡献也就越大.

图 11 给出了仿真结果,其中,横坐标为约束数目 m ,纵坐标为不可行率(unfeasible rate,简称 UR).可以看出:在 LRR 及 CRR 条件下,都有相当一部分路由请求避免了不必要的在线计算,从而减小了算法的平均运行代价,尤其是在采用 CRR 时更是如此.另外,不可行率随着 m 的增加而降低,说明当约束数目增大时,Pareto 前瞻特性的贡献有所降低.

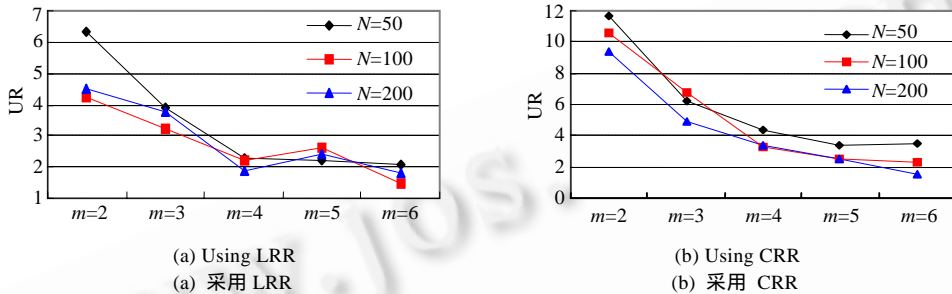


Fig.11 Evaluation of Pareto look-ahead

图 11 Pareto 前瞻特性评估

4.4 响应速度

作为实用的 QoS 路由算法,不仅要有较高的搜索可行路径的成功率,还要有较快的响应速度.我们用可以立刻被响应的路由请求数目来评估 NMMCP 算法的响应速度.显然,可以立刻被响应的路由请求包括:被预计算获得的基本路径所满足的路由请求以及被 Pareto 前瞻特性预测到不可行的路由请求.因此,仿真实验中分别统计了预计算成功率(pre-computation rate,简称 PSR),即被基本路径满足的路由请求数目与生成总的路由请求数目的比率,以及不可行率 UR.不难看出:预计算成功率与不可行率之和越大,算法 NMMCP 的响应速度越快.同时,为了方便表达,我们把需要在线计算的路由请求数目与总路由请求数目的比率称为在线计算率(on-demand computation rate,简称 OCR).

图 12 给出了网络节点数为 200 时的仿真实验结果,其中,横坐标为约束个数 m ,纵坐标显示了各类路由请求所占的比例.可以看出:在采用松弛路由请求的情况下,绝大部分路由请求可以立刻被响应,只有相当少的路由请求需要在线计算.即使采用适度路由请求,也有相当一部分路由请求不需要在线计算.如当 $m=4$ 时,只有 40% 的路由请求需要在线计算.考虑到在线计算只调用一次 Dijkstra 算法,所以,NMMCP 算法的在线计算代价是相当低的.

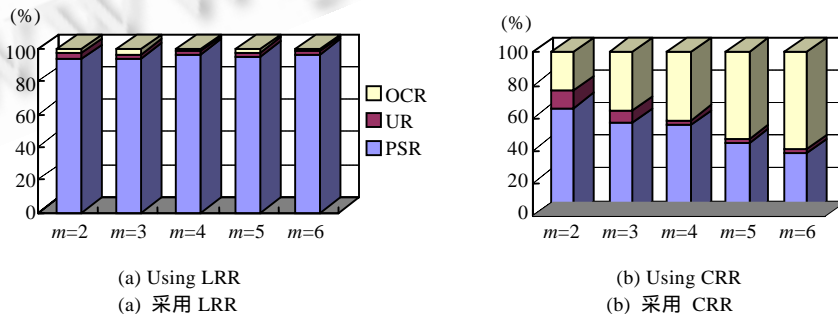


Fig.12 Evaluation of response speed

图 12 响应速度评估

5 结 论

本文首先将 MCP 问题转化为对 MCMOP 问题的求解,而 MCMOP 问题在本质上是离散的多目标优化问题,求解多目标优化问题考虑的一个重要因素是解的 Pareto 最优性,仅仅搜索 MCMOP 问题的 Pareto 最优解,将极大地缩小搜索空间.针对目前算法所存在的不足,提出了 NMMCP 算法.NMMCP 算法的优势在于:(1) 采用了崭新的非线性路径长度 NM_LEN,NM_LEN 的意义不仅仅在于非线性路径长度本身,它同时反映了当前网络的某种状态;(2) 提出了 Pareto 前瞻概念,在一定程度上避免了冗余计算;(3) 实现了 LPLF 与 NLPLF 相结合、预计算与在线计算相结合,使算法在获得高成功率的同时,具有较小的计算代价及较快的响应速度.仿真结果表明,NMMCP 算法是非常有效的.

References:

- [1] Zheng YX, Dou WH, Tian J, Xiao MY. An overview of research on QoS routing. In: Zhou XM, ed. Proc. of the 5th Int'l Workshop on Advanced Parallel Programming Technologies (APPT). LNCS 2834, Springer-Verlag, 2003. 387-397.
- [2] Eppstein D. Finding the k shortest paths. In: IEEE Symp. on Foundations of Computer Science. 1997. 40-47. <http://citeseer.ist.psu.edu/eppstein97finding.html>
- [3] Das I, Dennis JE. Normal-Boundary intersection: A new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM) Journal on Optimization, SIAM J. Optim, 1998,8(3):631-657.
- [4] Turgay K, Marwan K. Routing multimedia traffic with QoS guarantees. IEEE Trans. on Multimedia, 2003,5(3):429-443.



郑彦兴(1977 -),男,黑龙江海伦人,博士,助理研究员,主要研究领域为计算机网络,软件测试,数据共享.



田菁(1980 -),女,博士生,主要研究领域为任务规划.



汪晓庆(1971 -),男,博士生,主要研究领域为数据共享.