

基于时空聚类的带时间窗车辆路径规划算法

戚铭尧^{1,2} 张金金¹ 任 丽¹

(清华大学深圳研究生院物流与交通学部 深圳 518055)¹

(深圳市物流工程与仿真重点实验室 深圳 518055)²

摘要 针对带时间窗车辆路径问题,设计了一种同时考虑顾客的时间和空间邻近性的路径改进方法。首先设计了一种顾客间时空距离的表达方式,然后利用遗传算法对顾客点进行时空聚类,并将聚类结果应用于路径调整中,使得顾客尽可能被加入到时空距离近的顾客所在路径中,这样既能有效减小搜索范围,又能更快到达更好的解。以含1000个点的标准问题集作为算例,计算结果表明,与不采用时空聚类的方法相比,该算法能在更短的时间内取得更好的解,显示了在解决大规模车辆路径问题时具有很好的潜力。

关键词 车辆路径问题,时间窗,时空距离,聚类分析,遗传算法,可变邻域搜索

中图分类号 O22,TP31 **文献标识码** A

Vehicle Routing Algorithm Based on Spatiotemporal Clustering

QI Ming-yao^{1,2} ZHANG Jin-jin¹ REN Li¹

(Division of Transportation and Logistics, Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China)¹

(Key Lab of Logistics Engineering and Simulation, Shenzhen 518055, China)²

Abstract A route improvement method that considers spatial and temporal features simultaneously was proposed to solve vehicle routing problem with time windows. A spatiotemporal representation of vehicle routes was presented to measure the spatiotemporal distance between two customers. Then, a genetic algorithm was designed to cluster the customers into a few groups according to spatiotemporal distances. The resulting customer groups were then used for route adjustment; if a customer was moved to another route, only the nearby routes were searched and considered. By this means the search space is dramatically reduced. The calculation on 1000-customer examples designed by Gehring and Homberger shows that the proposed algorithm can get better solution in shorter time.

Keywords Vehicle routing problem, Time windows, Spatiotemporal distance, Clustering analysis, Genetic algorithm, Variable neighborhood search

1 引言

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)的提出可以追溯到1959年,该问题是典型的组合优化问题,半个世纪以来受到了广泛的研究^[1]。经典车辆路径问题的定义为,有一组车辆为若干个顾客提供运输服务,车辆从场站出发,最终返回该场站,车辆的装载量有限,顾客的需求量已知,且一个顾客只能被服务一次,求通过所有顾客的最短运输路^[1]。近年来,更多的研究考虑了各种新特征的VRP问题,如带时间窗的VRP(VRP with Time Windows, VRPTW)、动态VRP、随机VRP、同时考虑取货和送货的VRP等等。虽然VRP的算法研究成果非常丰富,但在现实应用中,顾客的规模越来越大,如何针对这一NP难问题设计更加快速有效的算法,依然是一个挑战。

VRP各类问题的求解算法主要包括3类:精确算法(Exact Algorithms)、经典启发式算法(Classical Heuristics)和元

启发式算法(Meta-heuristics)^[2]。精确算法是求解VRP问题的基础性算法,能得到精确最优解,但计算量大,仅适合求解几十到一百个顾客点的小规模问题。经典启发式算法运算时间短,能得到较好的结果,目前国内市场上常用的物流配送规划软件大多采用该算法,其缺点是结果易陷入局部最优解,精度不高。元启发式算法又称现代智能优化算法,它是经典启发式算法的改进。二者的区别在于,元启发式算法包含随机搜索的技巧,在算法运行过程中允许出现解的退化甚至不可行解。已有较多的学者验证元启发式算法能在一定时间内求得相对优的解。关于VRPTW的启发式及元启发式算法的综述,可参考文献[3-5]。本文在算法框架上即采用了一种变邻域搜索(Variable Neighborhood Search, VNS)^[6]的元启发式算法。

VRP问题本身具有很强的时空分布特征:首先,顾客点分布在空间上的不同位置,具有空间分布特征;其次,顾客点往往有送货时间窗要求,具有时间分布特征。空间位置接近

到稿日期:2013-05-05 返修日期:2013-10-14 本文受国家自然科学基金面上项目(71272030),深圳科技计划项目(CXZZ2013032114 5336439),东莞科技计划项目(201010810107)资助。

戚铭尧(1974—),男,博士,副教授,主要研究方向为车辆路径规划、物流网络规划,E-mail:qimy@sz.tsinghua.edu.cn;张金金(1988—),女,硕士生,主要研究方向为车辆路径规划;任丽(1987—),女,硕士生,主要研究方向为车辆路径规划。

的顾客,如果时间窗差别很大,也不一定适合安排在同一条路径中;同理,时间窗接近的顾客,如果空间位置相隔很远,安排在同一路径有可能会得出不可行解。因此,在VRP算法设计中,综合考虑时间和空间因素是非常有必要的。

已有一些研究考虑了顾客之间的空间邻近性。Ganesh和Narendran(2007)^[7]首先基于扩展的广义指派问题(General Assignment Problem, GAP)模型将顾客进行聚类,同时构建初始解,然后在第二阶段对路径进行改进。Ostertag等人(2008)^[8]在求解大规模VRP时,也采用了先对顾客分组,然后分别进行优化的方法,提出了8种不同的顾客分组策略,其中3个是基于扫描算法的,另外5个以距离邻近性为基础。针对有2000个顾客、160辆车的实例,计算结果表明,采用这8种策略中的任何一种,其算法性能均明显优于没有使用这些策略的算法。Vidal等(2013)^[9]提出了一种适用于多种VRPTW问题的通用算法,该算法在计算非可行解的惩罚数时,设计了一种距离和晚到时间加权求和的度量方法,取得了很好的计算效果。

与上述仅仅考虑顾客的空间邻近性不同,本文提出一种综合考虑顾客时间窗邻近性和空间位置邻近性的元启发式。元启发式算法的本质是在已获得的当前解的基础上找出更好解的循环过程,即通过不断搜索邻域解空间,逐步找到更好的解。由于邻域解空间非常大,如果盲目进行搜索,需要花费很多时间。以一个包含1000顾客的VRP问题为例,如果要对一个解做一次relocate(即将一个顾客从当前路径取出,随机放入另一条路径或者本路径的其它位置)变换,则计算次数约为10002。事实上,有很多变换,由于顾客离待插入点前后的顾客空间距离较远,或者时间窗差距较大,是可以不予考虑的。针对这一问题,本文提出一种改进的邻域搜索方法,即根据顾客点的时空分布特征,有选择性地对一定时空范围内的顾客实施邻域变换,以便能得到更有“潜力”的邻域解。

论文在时空路径设计了一种顾客间时空距离的表达式,然后利用遗传算法来对顾客点进行时空聚类,并将聚类结果应用于路径调整中,使得顾客尽可能被加入到时空距离近的顾客所在路径中,这样既能有效减小搜索范围,又能更快到达更好的解。以含1000个点的标准问题集作为算例,计算结果表明,与不采用时空聚类方法相比,所提算法能在更短的时间内取得更好的解,显示了其在解决大规模车辆路径问题时具有很好的潜力。

2 顾客的时空聚类

顾客时空聚类的目的是将时间和空间均接近的顾客点划归一类,作为后续路径调整的依据。聚类是根据顾客之间时空距离的大小来划分的,我们首先建立车辆时空路径的概念,然后基于时空路径来建立时空距离的度量方法。

2.1 车辆时空路径

我们借鉴时间地理学^[10,11]中的时空路径概念来表达车辆的路径。时间地理学最早是用来研究人的生命活动特征的,后来被引入到人的日常出行行为研究中,其中时空路径是最重要的概念之一,表示人在三维时空坐标系内一系列活动的轨迹,其中平面二维坐标表示空间位置,垂直坐标表示活动的时间。时空路径由一系列垂直的和倾斜的线段组成,垂直线段代表人在某地停止,倾斜线段代表发生了空间移动,线段

斜率的倒数即人在移动过程中的运动速度。根据这一原理,VRP的一个解也可以表示成若干条车辆时空路径,如图1所示。图中有一个停车场O及A、B、C、D、E5个顾客点,圆柱表示顾客点的时间窗。图(a)平面部分表示两条从O点出发返回O点的空间路径:O-A-B-E-O和O-C-D-O,蓝色和绿色线分别表示其时空路径。注意到图(a)中D、E顾客的时空位置接近,在路径调整中,可尝试将D顾客调整至E顾客所在的路径中,并与E顾客相邻,如图(b)所示,这样可能带来总体路径的缩短,这正是本文的基本思路。

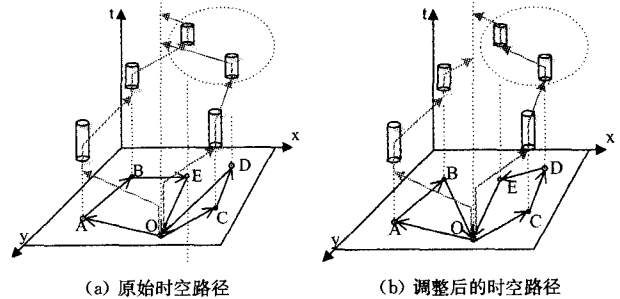


图1 VRP中车辆的时空路径

2.2 顾客间的时空距离度量

时间和空间是关于活动的两种不同属性,但是,借助时间地理学的理论框架,它们得以在同一个坐标系中表达。在三维时空坐标系中,我们用一个具体的数值来衡量两顾客点的邻近程度,即顾客点的时空距离。在VRPTW问题中,两点之间的时空距离越小,说明车辆从一点到达另一点的“可行性”越大。考虑到时间属性和空间属性的量纲不一致,可先将时间距离和空间距离归一化,然后将二者加权平均,得到两点间的时空距离,公式如下:

$$D_{ij}^{ST} = \alpha_1 D_{ij}^S + \alpha_2 D_{ij}^T, \alpha_1 + \alpha_2 = 1 \quad (1)$$

式中, C 为顾客点集, D_{ij}^{ST} 为顾客点*i*与*j*之间的时空距离; D_{ij}^S 为空间距离, α_1 为其所占的权重; D_{ij}^T 为时间距离, α_2 为其所占的权重。顾客点之间空间距离的度量非常直接,可以取两顾客点之间最短交通路径的总长度。时间距离实际上是用来度量顾客点相继被同一辆车所服务的便利程度。

假设一辆车依次服务顾客*i*和*j*,顾客*i*和顾客*j*的时间窗分别是 $[a, b]$ 和 $[c, d]$,不妨设 $a \leq c$ 。若某一车辆到达顾客*i*的时间为 $t \in [a, b]$,在顾客*i*处的服务时间为 s_i ,从顾客*i*到顾客*j*需要花费的时间为 t_{ij} ,则到达顾客*j*的时间为 $t' \in [a + s_i + t_{ij}, b + s_i + t_{ij}]$,记 $a' = a + s_i + t_{ij}$, $b' = b + s_i + t_{ij}$ 。顾客之间的关系分为3种情况(如图2所示):

(1)若 $a' > d$,即车辆从顾客*i*到达*j*的时刻晚于顾客*j*能够接受服务的最晚时间,该辆车无法在一次出行过程中依次服务顾客*i*和*j*,则将顾客*i*和*j*的时间距离设为无穷大;

(2)若 $c \leq a' < d$ 或 $a' < c < b'$,即车辆从顾客*i*到达*j*时落在顾客*j*要求的时间窗范围内,则将顾客*i*和*j*的时间距离设为车辆到达顾客*i*和*j*的时刻的差值 $t' - t$;

(3)若 $b' < c$,即车辆到达*j*后必须经过一段时间的等待才能为其提供服务,则将顾客*i*和*j*的时间距离设为车辆的最小可能等待时间 $c - b'$ 。

时间距离的计算公式为:

$$D_{ij}^T = \begin{cases} c - b', & \text{if } b' < c \\ t' - t, & \text{if } c \leq a' < d \text{ or } a' < c < b' \\ \infty, & \text{if } a' > d \end{cases} \quad (2)$$

需要注意,在时间窗的影响下,时间距离表现出非对称性,即根据式(2)计算出的时间距离是有方向性的,亦即 $D_{ij}^T \neq D_{ji}^T$ 。但是在聚类过程中距离是没有方向性的,所以取两者中的较大值作为整体的时间距离。

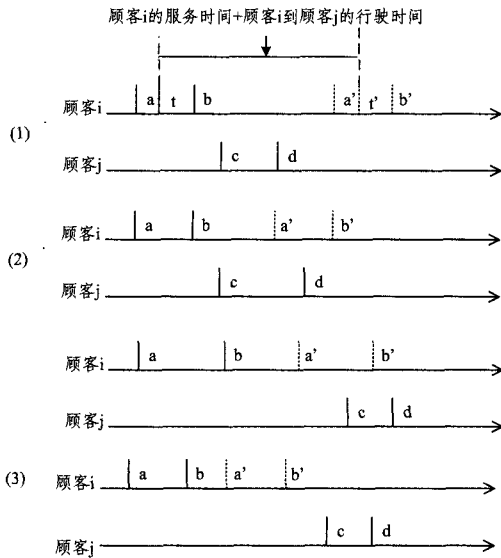


图2 时间距离示意图

2.3 顾客聚类的遗传算法

顾客聚类是根据顾客两两之间的时空距离来对顾客进行分组,使得组内的顾客点之间的时空距离较小,而组间较大。从数学上描述,其目标函数 F 为每一类中其他点到该聚类中心点的时空距离之和,如式(3),算法最终要令目标函数值取到最小:

$$F = \sum_{i=1}^k \sum_{j \text{ assigned to } i} D_{ij}^{ST} \quad (3)$$

式中, k 为聚类数目,可以设为预估所需的车辆数。

划分聚类问题是 NP-完全问题,当规模超过几十个点后,实际上不可能找到最佳分区,因为整个搜索空间非常巨大^[12]。传统 K-means 算法的基本思想是:给定初始顾客聚类中心点,剩下的顾客根据时空距离被分配到距其最近的中心点。中心点在迭代过程不断改变,以便聚类的族群更密集地分布。在 K-means 算法中,虽然只搜索部分空间且算法被证明是稳健的,但当其被用于处理大规模数据时所需计算时间仍无法接受。因此,许多研究者借助元启发式算法。在本文中,我们借鉴文献[12]的方法,设计了一种基于遗传算法聚类的解决方案。具体计算过程如下:

Step 1 确定聚类数目 $k = \lceil \frac{\sum q_i}{Q} \rceil$, $\lceil x \rceil$, $x \in \mathbb{R}$ 表示 x 向上取整, q_i 为顾客 i 的需求量, Q 为车辆的载重量。

Step 2 根据式(1)计算顾客的时空距离矩阵。

Step 3 初始化第一代种群。种群中的每个个体称为染色体,代表一个候选的聚类解决方案。种群规模被设为 P 。根据 K-means 算法思想,只要给出每个类的中心点,所有剩下的顾客就可以根据就近原则被分配到某个类中。我们将染色体表示为由 k 个整数组成的字符串,每个整数表示一个聚类中心点。最初的顾客聚类中心点是从所有顾客点中随机选取的。通过随机方式初始化种群,能够有效避免单调性,防止算法陷入局部最优。

Step 4 以目标函数作为适应度函数,计算每个个体的适应度值,评估各聚类方案。

下列各项步骤将反复执行,直至满足终止条件:种群进化到指定的代数 n_g 。

Step 5 选择性复制。选择是在计算适应度的基础上进行的,利用轮盘赌的方法,计算当前种群中个体的选择概率,通过多轮选择来确定部分染色体,并将其复制到下一代。

Step 6 染色体交叉。为了产生新的个体,我们以交叉概率 p_c 随机选择部分个体作为父个体,把它们中的部分结构加以替换重组,产生新的子个体,并替换其父个体。这一步是获取优良个体最重要的手段。种群中被交换个体的比例由交叉概率控制。

Step 7 染色体变异。根据变异概率 p_m 进行变异,得到新一代的个体,形成新的种群,防止算法过早向局部最优解收敛。交叉和变异均可增加种群的多样性。

Step 8 返回 Step 4。

图3表示的是利用遗传算法对1000个顾客点进行时空聚类计算所得到的顾客点时空分布图。

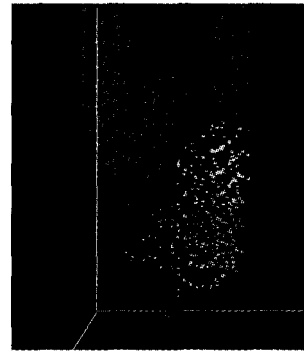


图3 时空聚类后顾客点的时空分布图

3 算法流程

本文采用可变邻域搜索 (Variable Neighborhood Search) 算法^[6]来求解 VRP 问题。整个求解过程可以分为3个阶段:初始路径的构建阶段、顾客点的聚类阶段、变邻域搜索改进阶段。构造初始路径的方法很多,我们直接采用 Solomon 提出的经典 II 插入法^[13],在此不予赘述。下文对聚类阶段和变邻域搜索改进阶段进行描述,基本步骤如下:

Step 1 初始化。设定邻域结构集 N_k ($k = 1, 2, \dots, k_{\max}$), 其中, $k_{\max} = 2$, N_1 为 2-opt 算子, N_2 为 Exchange 算子。迭代次数 $IterNum = 0$, 停止准则 $IterMax = 10$, 并构建初始解 x 。

Step 2 重复如下步骤直到满足停止准则:

Step 2.1 设置 $k = 1$ 。

Step 2.2 直到 $k = k_{\max}$, 重复如下步骤:

Step 2.2.1 随机搜索 (Shaking)。在 x 的第 k 个邻域结构中随机产生 x' ($x' \in N_k(x)$)。

Step 2.2.2 局部搜索 (Local search)。以 x' 为初始解, 应用局部搜索算子——Relocate 算子获得局部最优解 x^* 。这是改进解的质量的关键阶段。

Step 2.2.3 更新 (Move or not)。如果局部最优解优于当前最优解, 则令 $x = x^*$, $IterNum = 0$, 继续在邻域结构 N_1 内搜索; 否则, 令 $k = k + 1$, $IterNum = IterNum + 1$ 。

Relocate 算子是将某一路径内的顾客点重新定位到另一路径中, 如图4所示, 上图为原始解, 将顾客3移至另一条路径的顾客6前, 即得到下图。假设有 M 个顾客, N 条路径, 其

中待移动的顾客所在路径含 m 个顾客, 则所有可能的移入位置有 $(M-m+N-1)$ 个, 当 M 较大时(例如大规模 VRP 问题 M 可能超过 1000), 局部搜索的计算量是很大的。本文在此应用顾客时空聚类的结果, 只在待移动的顾客所在分组内实施 Relocate 局部搜索, 这样既有效减少了计算时间, 又保留了最有潜力的邻域搜索。

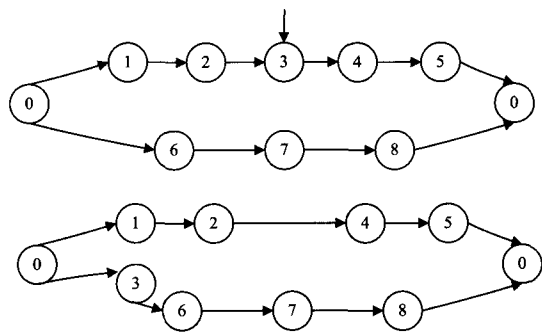


图 4 Relocate 算子示意图

4 算例结果

为了验证时空聚类在 VRPTW 算法中的作用, 我们用 Gehring 和 Homberger 提出的 1000 个顾客的 VRPTW 算例集^[14]进行计算, 比较不采用时空聚类和采用时空聚类的 VNS 算法结果。该算例集由 Solomon 标准算例集扩展而来, 也包括 C1、C2、R1、R2、RC1、RC2 6 类问题, 各取一例进行计算。算法通过 Visual C++ 编程实现, 所有程序都是在主频 2.0GHz、英特尔奔腾双处理器、2GB 内存、Windows Vista 操作系统环境下进行。各参数取值如下: $\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.5, k = 10, n_g = 300, P = 100, p_c = 0.65, p_{m1} = 0.2, p_{m2} = 0.05$ 。

表 1 对比列出了算例应用时空聚类前后的计算结果。由于 VRP 问题通常将车辆数作为第一优化目标, 路径总长度作为第二优化目标, 因此, 本文将车辆数乘以系数 1000, 然后与路径总长度相加, 作为目标函数值。由表 1 可知, 经过时空聚类, 各算例的目标函数值均比之前有所降低, 平均降低了 3.25%, 而且 RC1 类算例中的车辆数还减少了 1。

表 1 实施时空聚类前后的计算结果对比

算例	VNS 算法		VNS 算法+聚类		目标值减少的百分比/%
	车辆数	目标函数值	车辆数	目标函数值	
C1_10_1	101	47617.5	101	45761.1	3.9
C2_10_1	33	21856.2	33	21204.1	2.98
R1_10_1	108	74833.7	108	73431.6	1.87
R2_10_1	23	50926.5	23	47929	5.89
RC1_10_1	103	61128.9	102	60599.1	0.87
RC2_10_1	30	36256.8	30	34812.8	3.98

为进一步验证算法的求解质量, 随机选取一个实例, 记录其在局部搜索改进阶段依次迭代 0, 1, 2, ..., 20 次时目标函数值的变化情况。聚类前后结果如图 5 所示。

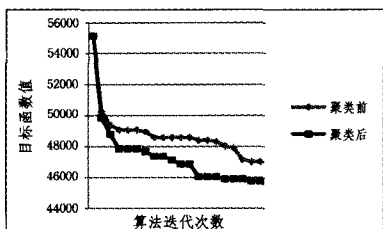


图 5 聚类前后目标函数值随迭代次数的变化情况

分析可知, 目标函数值随着迭代次数的增加在开始阶段

下降较为迅速, 尤其是经过时空聚类之后, 目标函数值急剧减少; 当迭代次数达到 8 之后, 目标函数值的下降逐渐减缓; 当迭代到 20 次时, 聚类前后求得的目标函数值均已基本趋于平缓。总体来看, 聚类后目标函数值在迭代过程中减少得更为迅速, 算法的效果比较显著。

为验证算法的求解效率, 我们在初始解目标函数值相同的情况下给定一个改进解目标函数值, 并分别测试聚类前后算法达到该给定目标值所需的运行时间。表 2 列出了计算结果。

表 2 时空聚类前后算法运行时间的比较

算例	初始解			改进解				
	车辆数	目标值	运行时间(s)	车辆数	目标值	运行时间(s)		减少比例
						聚类前	聚类后	
C1	101	55130.3	4	101	50446	96	79	17.7%
C2	33	23465.9	17	33	22335	95	82	13.7%
R1	110	85229	3	110	79330	269	123	54.3%
R2	23	70486.1	35	23	59208	300	107	64.3%
RC1	104	72244.3	4	102	66422	175	104	40.6%
RC2	30	57645.1	33	30	46229	354	100	71.8%

通过分析表中数据可知, 本文提出的改进算法所需运行时间比聚类前有了较大幅度的减少, 尤其是 R 类问题和 RC 类问题, 运行时间缩短了 40% 以上。这是因为 C 类算例中的顾客点在时间和空间上均被设计成聚集分布, 时空聚类改进的空间不大; 而在 R 类和 RC 类算例中, 顾客点随机散布, 所以采用时空聚类显著提高了求解效率。

结束语 本文针对带时间窗的车辆路径规划这一经典的研究问题, 提出了一种基于时空距离的元启发式算法, 为快速有效地求解大规模的此类问题提供了一种新的思路。在求解大规模的带时间窗车辆路径问题时, 往往需要设计一种元启发式的算法, 而无论是遗传算法、禁忌搜索算法, 还是可变邻域搜索算法, 都存在一些邻域变换或者局部改进的算子, 在设计这些算子时, 可以考虑采用本文提出的基于时空聚类的方法, 只在同一个聚类的顾客集中实施邻域变换, 这样可以大大缩短搜索时间, 提高算法的精度。本文目前只考虑了将时空聚类结果应用于 Relocate 算子, 未来还可以尝试用于其它算子。同时, 除了可变邻域搜索算法外, 还可以尝试将时空聚类与其它元启发式算法组合运用, 如禁忌搜索算法、遗传算法、模拟退火等。

参考文献

- [1] Dantzig G B, Ramser J H. The Truck Dispatching Problem [J]. Management Science, 1959, 6: 80-91
- [2] Laporte G. What you should know about the vehicle routing problem [J]. Naval Research Logistics, 2007, 54: 811-819
- [3] Bräysy O, Gendreau M. Vehicle Routing Problem, Part I: Route Construction and Local Search Algorithms [J]. Transportation Science, 2005, 39(1): 104-118
- [4] Bräysy O, Gendreau M. Vehicle Routing Problem with Time Windows, Part II: Metaheuristics [J]. Transportation Science, 2005, 39(1): 119-139
- [5] Gendreau M, Tarantilis C D. Solving large-scale vehicle routing problems with time windows; the state-of-the-art[R]. Technical report 2010-04. CIRRELT, Montreal, QC, Canada, 2010
- [6] Mladenovic N, Hansen P. Variable neighborhood search [J].

- [7] Ganesh K, Narendran T T. CLOVES: A Cluster-and-search Heuristic to Solve the Vehicle Routing Problem with Delivery and Pick-up [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 178(3):699-717
- [8] Ostertag L, Doerner K F, Hart R F. A Variable Neighborhood Search Integrated in the POPMUSIC Framework for Solving Large Scale Vehicle Routing Problems[C]//Proceedings of the 5th International Workshop on Hybrid Meta-heuristics, 2008, Málaga, Spain, 2008;29-42
- [9] Vidal T, Crainic T G, Gendreau M, et al. A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time-windows[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40:475-489
- [10] Högerstrand T. What about people in regional science [C]//Papers and proceedings of the regional science association. 1970, 24;7-21
- [11] Kwan M P, Murray A T, O'Kelly, et al. Recent Advances in Accessibility Research; Representation, Methodology and Applications[J]. Journal of Geographical Systems, 2003, 5:129-138
- [12] Lucasius C B, Dane A D, Kateman G. On K-medoid Clustering of Large Data Sets with the Aid of a Genetic Algorithm; Background, Feasibility and Comparison [J]. Analytica Chimica Acta, 1993, 282(3):647-669
- [13] Solomon M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints [J]. Operations Research, 1987, 35(2):254-265
- [14] Gehring H, Homberger J. Parallelization of a Two-Phase Meta-heuristic for Routing Problems with Time Windows [J]. Journal of Heuristics, 2002, 8(3):251-276

(上接第 184 页)

务 ws 的条件如下:

$$\begin{aligned} request(u, t) \wedge u \in UA(r) \wedge r \in TA(t) \wedge (t, fp) \in FPPA \\ \wedge (fp, ws) \in FPSA \wedge (ws, usa) \in SSAA \\ \rightarrow Get_Service(ws) \end{aligned}$$

4 模型应用与效果分析

目前, DMWS-TRBAC 模型已在某军工企业条件保障系统中得到了初步实现与应用。条件保障系统是一个多节点的分布式系统, 通过 Web 服务可以很好地解决异构的问题。军工企业由于其特殊的战略意义, 访问控制要求十分严格, 且业务流程复杂。在此系统中运用了 DMWS-TRBAC 模型, 根据预先定义的权限分配关系、角色约束、任务约束, 在业务处理过程中, 通过角色扮演者和任务管理者动态地管理权限。实践表明, 采用 DMWS-TRBAC 模型减轻了管理员的负担, 实现了更加安全灵活的动态授权, 从而提高了工作效率。

通过对 DMWS-TRBAC 模型的描述以及在实际中的具体应用可知, 新模型从访问资源、角色动态管理、任务动态管理等 3 个方面对已有的访问控制模型做出了改进。新模型具有以下优点:

(1) 模型具有通用性和实用性。模型综合考虑了传统访问资源和 Web 服务及其属性, 既适用于传统应用系统, 也适用于 Web 服务系统, 且很好地解决了新兴 Web 服务系统与传统遗留系统整合的问题。在分配关系确定的情况下, 模型以任务为中心, 沟通角色与权限, 访问资源层次清晰, 实现很方便。

(2) 动态多级访问控制。新模型引入了三级访问控制机制, 将功能页面、Web 服务及其属性作为访问资源, 对 Web 服务的控制更加直接, 访问更加严格, 达到了更细粒度的安全授权; 提出角色扮演者和任务管理者的概念, 在任务执行过程中, 综合考虑任务上下文和任务状态, 及时动态地调整权限, 使得权限与任务的执行情况紧密相连, 很好地满足了最小特权原则, 具有更好的安全性和灵活性。

(3) 更加严格的约束规则。新模型借助角色扮演者和任务管理者, 对角色约束和任务约束进行了分类和扩充, 并给出了更加完整、严格的定义, 实现了强有力的约束规则的检查, 支持职责分离原则, 权限随着任务执行的情况而变化, 实现了

权限的动态调整。

结束语 本文针对已有访问控制模型在 Web 服务系统中应用的不足, 提出了一种基于任务和角色的动态多级 Web 服务访问控制模型。新模型扩充了访问资源的概念, 引入 Web 服务及其属性, 并对访问资源进行划分, 提出了三级访问控制机制, 实现了更细粒度的授权。在动态授权方面, 通过角色扮演者和任务管理者来管理和监控任务的执行, 综合考虑扩充的角色约束和任务约束, 及时动态地调整权限。最后, 在某军工企业的条件保障系统中验证了模型的效果。结果表明, 本模型的设计, 既保证了访问控制的安全性, 又具有一定的通用性和实用性, 很好地解决了 Web 服务的访问控制问题。

参 考 文 献

- [1] Hosseinkhani M, Tarameshloo E, Shajari M. AMVPayword; Secure and efficient anonymous password-based micropayment scheme[C]//International Conference on Computational Intelligence and Security, 2010;551-555
- [2] Kreger H. Web Services Conceptual Architecture 1.0[S/OL]. IBM Software Group. <http://www.ibm.com/software/solution/webservices/pdf/WSCA.pdf>, 2001
- [3] 颜学雄, 王清贤, 马恒太. Web 服务访问控制模型研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(5):38-41
- [4] 唐金鹏, 李玲琳, 杨路明. 面向用户属性的 RBAC 模型[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(10):2184-2186
- [5] 冯翔, 甘灵, 倪凯, 等. 基于 Web Service 的授权访问控制方法[J]. 计算机应用与软件, 2007, 24(10):58-59
- [6] 许峰, 赖海光, 黄皓, 等. 面向服务的角色访问控制技术的研究[J]. 计算机学报, 2005, 28(4):686-693
- [7] Wonohoesodo R, Tari Z. A role based access control for Web services[C]//IEEE International Conference on Services Computing. Shanghai; IEEE Computer Society Press, 2004;49-56
- [8] 朱一群, 李建华, 张全海, 等. 一种面向 Web 服务的动态分级角色访问控制模型[J]. 上海交通大学学报, 2007, 41(5):783-787
- [9] 霍远国, 马殿富, 刘建, 等. 面向 Web 服务资源的两层访问控制方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(7):125-129
- [10] 翟治年, 奚建清, 卢亚辉, 等. 任务状态敏感的访问控制模型及其 CPN 仿真[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(12):y1-y7