

多时间窗车辆路径问题的混合蚁群算法

彭碧涛^{1,2}, 周永务¹

PENG Bi-tao^{1,2}, ZHOU Yong-wu¹

1.华南理工大学 管理学院, 广州 510641

2.广东外语外贸大学 信息学院, 广州 510006

1.School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China

2.School of Informatics, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510006, China

PENG Bi-tao, ZHOU Yong-wu. Hybrid ant colony algorithm for vehicle routing problem with multiple time windows. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(31): 28-31.

Abstract: Vehicle routing problem with multiple time windows (VRPMTW) is studied in this paper. The mathematical model is built, and a heuristic algorithm based on hybrid ant algorithm is designed. It uses ant algorithm to obtain the initial solution, and uses 2-opt and cellular model to improve the initial solution, and imports the mutate operator. Experiment results show that the algorithm can solve the VRPMTW efficiently.

Key words: vehicle routing problem; ant algorithm; time window

摘要: 研究了多时间窗车辆路径问题, 建立了多时间窗车辆路径问题的数学模型, 并基于蚁群算法设计了一种混合蚁群算法对问题进行了求解。该算法首先利用基本蚁群算法求解, 然后采用 2-opt 算法和元胞自动算法对结果进行优化, 同时加入变异算子。实验结果表明该算法可以有效地求解多时间窗车辆路径问题。

关键词: 车辆路径问题; 蚁群算法; 时间窗口

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.31.008 文章编号: 1002-8331(2010)31-0028-04 文献标识码: A 中图分类号: TP301

1 引言

车辆路径问题 (VRP) 指的是在已知一定信息的条件下: 节点位置、节点需求量等, 构造适当的车辆行驶路线来实现一定的目标 (总的车辆数最小、总的车辆行驶路径最短、总费用最少等)。从 Danzig 和 Ramser^[1] 1959 年首次提出车辆路径问题后, 车辆路径问题在运筹学、计算机、物流配送、交通运输等领域获得了广泛的研究和应用。

带时间窗的车辆路径问题 (VRPTW) 是在 VRP 问题的基础上加上了客户要求访问的时间窗形成的。由于 VRP 是一个 NP-难问题, 只有在需求点数和路段数较少时才有可能寻求其精确解, 因此 VRPTW 同样也是 NP-难问题。当前对 VRPTW 问题的求解算法研究很多, 如: 分支定界法^[2]、贪婪随机搜索^[3]、禁忌搜索^[4-6]、模拟退火^[7]、遗传算法^[8]、蚁群算法^[9]、免疫算法^[10]、粒子群算法^[11] 和一些混合算法^[13-16] 等。但是通过文献研究发现, 当前国内外关于 VRPTW 的算法研究都是基于单时间窗的, 然而现实生活中, 用户常常是多时间窗的, 研究多时间窗的车辆路径问题 (VRPMTW) 具有重要的理论价值和现实意义。基于此, 建立了 VRPMTW 的数学模型, 并基于蚁群算法,

提出了一种求解 VRPMTW 的混合蚁群算法, 同时构建了 VRPMTW 测试用例算法进行了验证, 实验表明, 该混合蚁群算法效果良好。

2 多时间窗口车辆路径问题数学模型

VRPMTW 可以描述如下: 使车辆从站点出发服务用户, 完成用户需求后仍返回站点, 用户可能有多个互不重叠的时间窗, 车辆必须任选一个且仅一个时间窗服务用户, 并且每个用户只能被一辆车服务且仅服务一次, 问题的优化目标是如何构造适当的路径, 最终实现两个目标: (1) 分派的车辆数最少; (2) 车辆总的行程最短。其中, 第一个目标为第一目标, 第二个目标为第二目标。

假设用有向图 $G = \langle V, E \rangle$ 来表示配送网络, $V = \{0, 1, \dots, n\}$ 来表示节点集, 节点 0 表示站点, $V \setminus \{0\}$ 表示用户节点, $E = \{ \langle i, j \rangle | i, j \in V, i \neq j \}$ 表示弧集, $C = \{1, 2, \dots, m\}$ 表示配送车辆集; m 表示所需车辆数, q 表示车辆容积, d_i 表示节点 i 的需求量, W_i 表示第 i 个节点的时间窗口数; $[e_i^a, l_i^a]$ 表示节点 i 的时间窗 a , e_i^a 表示时间窗 a 的最早服务时间, l_i^a 表示时间窗 a 的最迟服务时

基金项目: 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.70771034); 广东省软科学 (No.2009B070300116); 广东高等院校学科建设专项资金 (育苗工程)。

作者简介: 彭碧涛 (1978-), 男, 博士生, 研究方向为车辆路径问题、人工智能、物流配送; 周永务 (1964-), 男, 博士, 教授, 博导, 研究方向为供应链、物流管理。

收稿日期: 2010-07-28 修回日期: 2010-09-29

间; d_{ij} 表示从节点*i*到节点*j*的路程, t_{ij} 表示从节点*i*到节点*j*的时间; r_{ik} 表示车辆*k*到达节点*i*的时间, s_{ik} 表示车辆*k*在节点*i*的服务时间; p_{ik} 、 p_{ik1} 和 p_{ik2} 三者用来保证当车辆提前到达节点时,要等到时间窗口的最早服务时间,其中当 $r_{ik} < e_i^a$ 时, p_{ik2} 为1, p_{ik1} 为0,反之 p_{ik2} 为0, p_{ik1} 为1, p_{ik} 始终等于 p_{ik2} 。引入如下决策变量:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{如果车辆}k\text{访问弧} \langle i, j \rangle \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$z_i^a = \begin{cases} 1, & \text{如果用户}i\text{的时间窗}a\text{为服务时间窗} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

则VRPMTW的数学模型可以表示如下:

$$\min Z_1 = \sum_{k \in C} \sum_{j \in V} x_{0jk} \quad (1)$$

$$\min Z_2 = \sum_{k \in C} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} x_{ijk} \quad (2)$$

st:

$$\sum_{k \in C} \sum_{i \in V} x_{ijk} = 1 \quad \forall j \in V \quad (3)$$

$$\sum_{k \in C} \sum_{j \in V} x_{ijk} = 1 \quad \forall i \in V \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V} d_i \sum_{j \in V} x_{ijk} \leq q \quad \forall k \in C \quad (5)$$

$$\sum_{j \in V} x_{0jk} = 1 \quad \forall k \in C \quad (6)$$

$$\sum_{i \in V} x_{i0k} = 1 \quad \forall k \in C \quad (7)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ihk} - \sum_{j \in V} x_{hjk} = 0 \quad \forall h \in C, \forall k \in C \quad (8)$$

$$l_i + t_{ij} + s_{ik} - T(1 - x_{ijk}) \leq r_{jk} \quad (9)$$

$$r_{ik} \leq l_i^a \quad (10)$$

$$s_{ik} = r_{ik} + (e_i^a - r_{ik}) p_{ik} \quad (11)$$

$$e_i^a - T(1 - p_{ik1}) \leq r_{ik} \quad (12)$$

$$r_{ik} - T(1 - p_{ik2}) < e_i^a \quad (13)$$

$$p_{ik1} + p_{ik2} = 1 \quad (14)$$

$$p_{ik} = p_{ik2} \quad (15)$$

$$e_i^a \leq s_{ik} \leq l_i^a \quad (16)$$

$$\sum_{a \in W_i} z_i^a = 1 \quad (17)$$

$$s_{0k} = 0 \quad \forall k \in C \quad (18)$$

其中,式(1)表示车辆数最少,式(2)表示总行车路程最短,式(3)、(4)为每个节点只访问一次且仅一次约束,式(5)为车辆容量约束,式(6)、(7)、(8)保证每个车辆从站点出发,经过若干不重复的客户后,回到站点,式(9)表示前驱与后继节点之间的时间关系, T 为一足够大的整数,式(10)表示车辆到达节点时间要比该节点时间窗口的最迟开始服务时间要早,式(11)、(12)、(13)、(14)和(15)表示当车辆提前到达节点时,车辆要等待直到最早开始服务时间,式(16)表示节点接收服务的时间约束,式(17)表示有且仅有一个时间窗口可被选中作为服务时间窗,式(18)表示车辆从站点出发的时间为0。

3 混合蚁群算法设计

3.1 多时间窗

由于采用启发式算法,如果直接求解多时间窗问题中节点和时间窗所有的组合会使本来就难以求解的问题变得更加复杂,因此考虑直接将多时间窗转换为多个单时间窗来处理,

这里引入“虚拟节点”的概念,即:

对于节点*i*,如果*i*有*a*个时间窗,则构建*a*个节点,每个节点具有相同的位置和相同的需求,与其他节点具有相同的连接,但是具有不同的服务时间窗。这样,就可以将多时间窗问题转换为多个单时间窗问题。这样被拆分的多个节点就称为“虚拟节点”。对于同属于一个节点*i*的所有虚拟节点,如果其中一个“虚拟节点”得到了服务,则其他“虚拟节点”不能再被服务。

3.2 混合蚁群算法

3.2.1 算法思想

蚁群算法是意大利学者M.Dorigo等人于1991年提出的一种模拟自然界蚁群行为的进化算法,其利用正反馈、分布式计算以及贪婪的启发式搜索等主要特点,为更好地解决复杂的组合优化问题提供了可能,实验表明,在求解VRP时,和其他算法相比,蚁群算法更具优势。但同时,蚁群算法也存在容易陷入局部优化、搜索速度慢等特点^[7]。针对这种问题,引入了2-opt算法、元胞自动算法和变异算子,前面二者用于改善搜索结果,后者用于当搜索结果陷入局部最优点时,对节点进行变异,以跳出局部最优,继续全局搜索。

3.2.2 路径选择策略

对于整个算法,存在一个全局的allowed表,里面包含所有当前允许访问的节点集合,但是并非所有allowed表中的节点蚂蚁都可以访问,因为还要受约束时间的限制,蚂蚁只选择allowed表中满足时间窗约束的节点。假设第*k*只蚂蚁当前在*i*点,其选择下一个城市*j*的概率是:

$$p_{ij}^k = \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{j \in N_i^k} (\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}$$

其中 t_{ij} 表示边*ij*上的信息素, η_{ij} 表示边*ij*上的启发式信息,其为距离 d_{ij} 的倒数, α 和 β 两个参数分别决定了信息素和启发式信息的相对影响力, N_i^k 代表了位于节点*i*的蚂蚁*k*所有满足时间窗约束的可访问节点集合。对于多时间窗的节点,若存在多个“虚拟节点”满足时间窗的约束,则选择一个随机“虚拟节点”进行计算,其他可行“虚拟节点”就不再参与计算。

构造一个随机数*p*,当 $p < p_{ij}^k$ 成立时,则选择下一点为*j*点;否则随机选择下一个可行点*j*,进行上述的计算,直到选择的次数到达可行点个数为止。如果最大选择次数被用完,依然没有节点满足 $p < p_{ij}^k$,则以最后一次随机选择的满足时间窗约束的节点为下一节点。这种算法可以保证解的随机性,可以扩大搜索范围。否则如果在选择下一节点时按照节点的序号大小一个一个来判断,很容易陷入局部解。

3.2.3 路径的优化

对本次得到的最优路径,采用*n*次的2-opt算法来优化当前路径,要注意的是在做优化时,要考虑时间窗的约束。对于同一实体节点的多个“虚拟节点”,只要有一个时间窗满足优化调整时间约束,就可以做优化调整。优化后,及时更新路径表。

3.2.4 信息素更新

信息素的更新采用下面的公式:

$$\tau_{ij}^{new} = \rho \tau_{ij}^{old} + \Delta \tau_{ij}$$

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{Len_{ij}} & \text{if } ij \in \text{本次优化路径} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

信息素更新后,为了吸收最优值蚂蚁算法与信息素平滑的思想,当 $\tau_{ij} > \tau_{\max}$ 时, $\tau_{ij} = \tau_{\max}$, 当 $\tau_{ij} < \tau_{\min}$ 时, $\tau_{ij} = \tau_{\min}$ 。同时 $\tau_{\max} = 1/(weight*(1-\rho))$, $\tau_{\min} = t_{\max}/5$, $weight$ 表示到目前为止的所有各次遍历过程中的最短路径。

3.2.5 元胞自动机算法

元胞自动机算法在此处作为优化算法来使用,当蚂蚁得到满足时间窗约束的回路以后,使用元胞自动机算法来对蚂蚁的路径进行优化。

在此元胞自动机中,假设单蚁行为为元胞模型,空间的维数取为1维,此时的元胞自动机模型可以用以下例子描述:

假设第 k 只蚂蚁的路径为(0 3 2 6 4 9 1 0),假设蚂蚁当前处于点2,则计算点4是否和点2交换满足时间窗约束,以及计算 $d_{32}+d_{26}+d_{64}+d_{49}-(d_{34}+d_{46}+d_{62}+d_{29})$ 是否大于0,如果两个条件都满足,则交换2点和4点,否则计算点2与点9是否满足上述条件,依次类推。

3.2.6 变异算子

当路径结果多次循环没有任何变化时,此时蚂蚁已经无法跳出当前路径了。考虑产生变异,使蚂蚁可以跳出当前的解,从而扩大搜索的范围,以得到新的解。

结合遗传算法的思想,对于蚂蚁的路径(0 3 6 9 5 1 7 0 2 8 10 4 0),随机的选择两个点进行两两交换,如9和8,若交换后满足时间窗约束,则成功交换,否则尝试当前路径节点数次上述过程。

3.3 求解步骤

根据上述思想,求解VRPMTW的元胞自动蚁群算法的步骤如下:

步骤1 读取节点信息数据,初始化节点距离数据,边上信息素的数据,同时构造虚拟节点;

步骤2 构造蚂蚁,根据路径选择策略寻找下一节点,当蚂蚁在寻路过程中,没有满足条件下一节点,则下一节点为起点,即结束该蚂蚁的寻路,再启动一只新蚂蚁;当找到合适下一节点后,修改蚂蚁当前负荷、时间、可访问节点列表等信息;

步骤3 按照2-opt算法,对每只蚂蚁的路径优化;

步骤4 按照元胞算法,在邻居范围内演化,对蚂蚁的路径进行优化;

步骤5 记录下到目前为止的最优解,即把当前解与最优解比较,如果比最优解更优,则置换最优解;

步骤6 更新路径上的信息素;

步骤7 如果到目前为止,已经有 t 次的结果是一样的,则表示当前解已经陷入了局部最优解,则使用变异算子来跳出当前解;

步骤8 如果循环次数小于最大次数,则转到步骤2,否则步骤9;

步骤9 输出目前最好的解。

4 数值计算结果

目前国际上还没有比较通用的标准VRPMTW测试数据,本文的测试数据生成方法如下:构造100个随机节点对算法进行测试,节点的需求量在[1,40]间随机分布,节点的坐标在[10,50]间随机分布,起点坐标为中间位置(30,30),起点只有唯一的时间窗,设置为[0,230],其余节点随机生成互不重叠的多个时间窗,节点的服务时间为10,车辆负载为200。基本蚁

群算法和自动元胞蚁群算法都使用C语言在WindowXP(Core Duo T2050 1.60G,2Gmemory)平台上编程实现。对每组数据测试100次,共测试20组数据,得实验结果如表1和表2所示。

表1 基本蚁群算法实验结果

节点数	最少车辆数	最小路径长度	平均车辆数	平均路径长度	最少车辆出现次数
10	2	207.42	2.90	201.68	2
20	3	285.81	3.30	299.84	14
30	5	408.65	5.05	468.50	18
40	6	550.18	7.05	639.38	5
50	7	645.07	8.40	705.13	2
60	8	771.01	10.15	820.53	3
70	9	873.06	10.85	939.58	1
80	11	995.58	12.30	1053.72	4
90	13	1122.13	13.65	1143.81	7
100	14	1183.77	15.25	1262.84	5

表2 元胞蚁群算法实验结果

节点数	最少车辆数	最小路径长度	平均车辆数	平均路径长度	最少车辆出现次数
10	2	169.37	2.40	183.95	15
20	4	256.01	4.10	299.28	18
30	5	408.61	5.55	434.81	9
40	6	517.20	7.00	568.84	5
50	7	595.77	8.10	667.48	5
60	8	690.45	10.00	772.18	6
70	9	747.39	10.80	855.02	9
80	11	826.84	12.25	947.17	6
90	13	921.10	13.65	1064.77	10
100	14	1090.95	14.95	1182.36	6

通过对比表1和表2结果可以发现,元胞自动蚁群算法在不同节点数时的最小路径长度、平均车辆数、平均路径长度都优于基本蚁群算法,在最少车辆数上,只有节点数为20时的车辆数结果比基本蚁群算法差,在平均车辆数上,只有2次比基本蚁群算法差。对比表1和表2的第2列(最少车辆数)和第4列(平均车辆数),可以发现车辆数的差别并不大,但是对比表1和表2的第3列(最小路径长度)和第5列(平均路径长度),可以发现算法的性能在路径长度上差别很大,元胞自动蚁群算法的车辆路径长度显著地优于基本蚁群算法得到的结果。最后一列比较的结果显示元胞自动蚁群算法更稳定。

然后通过与其他算法比较来分析元胞自动蚁群算法的性能。本文选择TABU算法来进行比较,相关参数设置如下:车辆最大负载能力为200,最大迭代次数为1000,最大未取得好解的次数为20,最大候选集长度为5,禁忌表长度为5,对相同的数据测试20次,得到试验结果如表3所示。

通过表3与表1和表2的对比,可以发现禁忌搜索算法的结果,其各个节点数下的最少车辆数、最小路径长度、平均车辆数和平均路径长度都明显比蚁群算法得到的结果差。

由此可见,基本蚁群算法可以比禁忌搜索得到更好的求解结果,而元胞自动蚁群算法得到的求解结果更是显著地优于基本蚁群算法获得的求解结果。

5 结论

本文对多时间窗车辆调度问题(VRPMTW)进行了研究,

表3 TABU算法实验结果

节点数	最少车辆数	最小路径长度	平均车辆数	平均路径长度	最少车辆出现次数
10	2	198.64	2.55	209.71	13
20	4	290.17	4.60	309.57	16
30	5	410.32	5.60	481.52	12
40	6	530.36	7.20	650.48	3
50	7	613.42	8.30	717.53	6
60	10	721.19	10.30	841.97	11
70	10	768.47	11.10	989.14	8
80	11	905.41	12.35	1132.07	6
90	14	989.60	14.50	1178.82	10
100	14	1135.73	15.65	1290.97	3

建立了VRPMTW的一般性模型,然后结合蚁群算法、元胞自动算法和变异对模型进行了求解,试验结果表明,本文算法可以有效地求解VRPMTW问题。

参考文献:

- [1] Dantzig G, Ramser J. The truck dispatching problem[J]. Management Science, 1959, 10(6): 80-91.
- [2] Desrochers M, Desrosiers J, Solomon M. A new optimization algorithm for the vehicle routing problem with Time windows[J]. Operations Research, 1992, 40(2): 342-354.
- [3] Kontoravdis G, Bard J F. A GRASP for the vehicle routing problem with time windows[J]. ORSA Journal on Computing, 1995, 7(1): 10-23.
- [4] Ho S C, Haugland D. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with time windows and split deliveries[J]. Computers & Operations Research, 2004, 31(2): 1947-1964.
- [5] Currie R H, Salhi S. A tabu search heuristic for a full-load, multi-terminal, vehicle scheduling problem with backhauling

(上接27页)

磁共振灌注成像在恶性脑肿瘤临床及研究领域中的有效应用。针对上述两种误差来源,分别提出漏矫正算法作为解决措施,以达到精确量化CBV的目的。算法的性能经过仿真实验和多样脑胶质细胞瘤病人数据的验证。优化的血容量量化算法,将为PWI在恶性肿瘤的诊断与分级、治疗效果评价及预后等临床应用中起到推动作用。

参考文献:

- [1] Ostergaard W R, Weisskoff R M, Chesler D A. High resolution measurement of cerebral blood flow using intravascular tracer bolus passages[J]. Magn Reson Med, 1996, 36(5): 715-725.
- [2] 方学文,余勇强. 磁共振灌注成像在脑肿瘤中的应用[J]. 中华医护杂志, 2006, 3(1): 81-84.
- [3] Rosen B R, Belliveau J W, Buchbinder B R. Contrast agents and cerebral hemodynamic[J]. Magn Reson Med, 2005, 19(2): 285-292.
- [4] Aronen H J, Gazit I E, Louis D N, et al. Cerebral blood volume maps of gliomas: comparison with tumor grade and histologic findings[J]. Radiology, 1994, 191(1): 41-51.
- [5] Jain R K, Tomaso E T, Duda D G, et al. Angiogenesis in brain tumours[J]. Nat Rev Neurosci, 2007, 8(8): 610-622.

and time windows[J]. Journal of Mathematical Modeling and Algorithms, 2004, 3(3): 225-243.

- [6] Duhamel C, Potvin J-Y, Rousseau J-M. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with backhauls and time windows[J]. Transportation Science, 1997, 31(1): 49-59.
- [7] 杨宇栋,朗茂祥,胡思继. 有时间窗车辆路径问题的模型及其改进模拟退火算法研究[J]. 管理工程学报, 2006, 20(3): 104-107.
- [8] 谢秉磊,李军,郭耀煌. 有时间窗的非满载车辆调度问题的遗传算法[J]. 系统工程学报, 2000, 15(3): 290-294.
- [9] 丁秋雷,胡祥培,李永先. 求解有时间窗的车辆路径问题的混合蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2007, 27(10): 98-104.
- [10] 李全亮. 免疫算法在带时间窗的车辆路径问题中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(10): 119-124.
- [11] 肖健梅,李军军,王锡淮. 求解车辆路径问题的改进微粒群优化算法[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(4): 577-581.
- [12] Bouthillier A L, Crainic T G. A cooperative parallel meta-heuristic for the vehicle routing problem with time windows[J]. Computers & Operations Research, 2005, 32(7): 1685-1708.
- [13] Lin C K Y. A cooperative strategy for a vehicle routing problem with pickup and delivery time windows[J]. Computers & Industrial Engineering, 2008, 55(4): 766-782.
- [14] Bent R, Van Hentenryck P. A two-stage hybrid algorithm for pickup and delivery vehicle routing problems with time windows[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(4): 875-893.
- [15] Dumas Y, Desrosiers J, Soumis F. The pickup and delivery problem with time windows[J]. European Journal of Operational Research, 1991, 54(1): 7-22.
- [16] Lu Q, Dessouky M M. A new insertion-based construction heuristic for solving pickup and delivery problem with time windows[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 175(2): 672-687.

[6] Burger P C, Mahaley M S, Dudka J L. The morphologic effects of radiation administered therapeutically for intracranial gliomas: a postmortem study of 25 cases[J]. Cancer, 1979, 44(4): 1256-1272.

- [7] Su M Y, Wang Z, Nalcioğlu O. Investigation of longitudinal vascular changes in control and chemotherapy-treated tumors to serve as therapeutic efficacy predictors[J]. J Magn Reson Imaging, 1999, 9(1): 128-137.
- [8] Boxerman J L. Relative cerebral blood volume maps corrected for contrast agent extravasation significantly correlate with glioma tumor grade, whereas uncorrected maps do not[J]. Am J Neuroradiol, 2006, 27(4): 859-867.
- [9] Gruner R, Taxt T. Iterative blind deconvolution in magnetic resonance brain perfusion imaging[J]. Magn Reson Med, 2006, 55(4): 805-815.
- [10] Wong K K, Tam C P, Ng M, et al. Improved residue function and reduced flow dependence in MR perfusion using least-absolute-deviation regularization[J]. Magn Reson Med, 2009, 61(2): 418-428.
- [11] Perkio J, Aronen H J, Kangasmaki A, et al. Evaluation of four postprocessing methods for determination of cerebral blood volume and mean transit time by dynamic susceptibility contrast imaging[J]. Magn Reson Med, 2002, 47(5): 973-981.