

文章编号: 2095-2163(2019)04-0125-04

中图分类号: U491

文献标志码: A

求解 MNW 随机用户均衡问题的改进人工鱼群算法

刘宝龙

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: MNW 随机用户均衡模型解决了 Logit 模型所有路径感知方差完全相等的假设,因此在交通分配中具有一定的应用前景。针对这一模型,本文采用了一种定向搜索变异的改进人工鱼群算法,该算法在迭代时可以保证鱼群在当前状态下自适应变异的同时还可以向当前的最佳位置移动。随后在固定需求下的 Nguyen & Dupuis 中对该算法进行验证,取得了预期的结果,说明了 MNW 模型良好的应用价值。同时,针对实验中存在的不足提出了进一步的研究方向。

关键词: 随机用户均衡模型; MNW 模型; 人工鱼群算法; 交通分配

Improved Artificial Fish Swarm algorithm for MNW-based Stochastic User Equilibrium problems

LIU Baolong

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

【Abstract】 MNW Stochastic User Equilibrium model relaxes the assumption that all route perception variances of Logit model are equal, so it has a certain application prospect in traffic assignment. This paper adopts an improved Artificial Fish Swarm algorithm based on directed search variation to solve the MNW Stochastic User Equilibrium model. This algorithm can guarantee the adaptive mutation of fish swarm in the current state and move to the optimal position at the same time in the iteration. The performances are verified through an experiment with fixed demand in Nguyen & Dupuis network, and the expected results show that MNW model is applicable in practice. Based on the above, considering the shortcomings of the experiment, the paper points out a direction of the further research.

【Key words】 Stochastic User Equilibrium model; MNW model; Artificial Fish Swarm Algorithm; traffic assignment

0 引言

交通分配是城市交通规划过程中的重要问题,1952年,Wardrop^[1]提出了著名的用户均衡(User Equilibrium, UE)原则,该原则指出出行者总是选择最短的路线,当不存在某一个出行者可以通过单方面改变自己的路径选择而减少行程时间的时候,就达到了用户均衡状态。均衡状态下,所有被出行者选择的路径具有相等或者最少的行程时间,未被使用的路径则具有相等或者更多的行程时间。然而,UE原则假设所有的出行者都是完全理性且相同的,并且完全了解所有路径的道路情况和行程时间,这种假设在通常情况下是不现实的。实际路网中,出行者通常只掌握路网的部分信息,并且由其选择自己的路线的过程总是随机的。1977年,Daganzo等人^[2]提出了随机用户均衡(Stochastic User Equilibrium, SUE)原则,放宽了Wardrop用户均衡中关于用户完全了解路径的完美假设,更符合实际的路网情况,因此SUE模型成为时下学界的研究热

点。

SUE原则既考虑了路径流量对行程时间的影响,也考虑了出行者的感知误差。而且,其所允许路径的实际阻抗与出行者的感知阻抗之间存在随机误差,这在实际交通分配问题中更为合理。在SUE解点,出行者单方面改变路径不能降低自己的路径感知阻抗,即达到SUE条件:系统中不再存在司机认为自己能通过单边改变路径来降低其阻抗的机会^[3]。SUE模型路径阻抗随机误差项的分布决定了所使用离散选择模型的不同。目前常用的主要是Logit型SUE模型(随机误差项服从Gumbel分布)。Logit型SUE模型简单直观,而且具有较强的可解释性,因此,在交通分配过程中得到了较为广泛的应用。

然而,Logit型SUE模型假设所有路径感知方差完全相等,这在交通分配的研究应用中存在着一定的局限性。为了放松该假设,Castillo等人^[4]提出了服从Weibull分布的Weibit模型,即MNW模型。该模型与Logit模型的主要区别是:Logit模型的效用

作者简介:刘宝龙(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向:交通均衡。

收稿日期:2019-05-10

函数采用加法形式,而 MNW 模型的负效用函数是乘法形式。在此之后,Kitthamkesorn 等人^[5]将 MNW 模型和 SUE 模型联系起来,构建了 MNW-SUE 模型,并给出了相应的数学规划形式,从而为 MNW-SUE 模型的求解提供了可能。本文主要研究这种 MNW 随机用户模型及其求解算法。

在求解 SUE 模型的过程中,学界已陆续推出了很多算法,如全有全无分配法、增量分配法、Dial 算法、粒子群算法^[6]、蚁群算法^[7]、截断拟牛顿型信赖域法^[8]等。为了对 MNW-SUE 模型进行求解,本文采用定向搜索变异的改进人工鱼群算法来展开验证。对此拟做研究论述如下。

1 MNW 随机用户均衡模型

1.1 符号及变量定义

给定一个强连通交通网络 $G(N,A)$, N 是节点集, A 为有向路段集。令: P 为所有路径集合; R 为起始点集合, r 为该集合中的元素; a 为一条路段, $a \in A$; k 为一条路径, $k \in P$; P_r 为 OD 对 r 间所有路径集合; f_r^k 为 OD 对 r 间第 k 条路径上的流量; q_r 为 OD 对 r 间的交通需求; c_r^k 为 OD 对 r 间第 k 条路径上的实际阻抗; ξ_r^k 为 OD 对 r 间第 k 条路径上的误差阻抗; v_a 为路段 a 上的流量; δ_r^k 为 0-1 变量,对 r 中的第 k 条路径经过路段 a 时取 1, 否则取 0; P_r^k 为 OD 对 r 间第 k 条路径被选择的概率。

1.2 MNW 随机用户均衡模型

MNW 模型采用的效用函数可表示为:

$$U_{r,k}^{MNW} = (c_r^k - \alpha_r^k)^{\beta_r} \xi_r^k, \quad r \in R, k \in P_r, \quad (1)$$

其中, $U_{r,k}^{MNW}$ 为 OD 对 r 之间第 k 条路径上的总效用; α_r^k 是位置参数; β_r 是形状参数。

MNW 模型中随机效用的累积分布函数具体如下:

$$F(\xi_r^k) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{c_r^k - \alpha_r^k}{\varphi_r^k} \right)^{\beta_r} \right], \quad \xi_r^k \in (\alpha_r, \infty), \quad (2)$$

其中, φ_r^k 为尺度参数。

MNW 模型路径选择概率公式见如下:

$$p_r^k = \frac{(c_r^k)^{-\beta_r}}{\sum_{i \in P_r} c_r^i^{-\beta_r}} = \frac{1}{\sum_{i \in P_r} \left(\frac{c_r^i}{c_r^k} \right)^{-\beta_r}}, \quad (3)$$

MNW 模型中的路径流量为:

$$f_r^k = q_r \frac{1}{\sum_{i \in P_r} \left(\frac{c_r^i}{c_r^k} \right)^{-\beta_r}}, \quad (4)$$

Kitthamkesorn 等人利用 Beckmann 的乘法变换式提出了一个基于 MNW 的 SUE 模型,对应的数学规划模型为:

$$\min Z_{MNW}(f) = \sum_{a \in A} \int_0^{v_a} \ln t_a(w) dw + \sum_{r \in R} \frac{1}{\beta_r} \sum_{k \in P_r} f_r^k \ln (f_r^k - 1), \quad (5)$$

约束条件为:

$$\begin{aligned} \sum_{k \in P_r} f_r^k &= q_r, \quad r \in R; \\ f_r^k &\geq 0, \quad r \in R, k \in P_r; \\ v_a &= \sum_{r \in R} \sum_{k \in P_r} f_r^k \delta_r^k, \quad a \in A. \end{aligned} \quad (6)$$

2 算法和算例

2.1 改进人工鱼群算法

令 N 表示人工鱼的规模,向量 $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im+1})$ 表示人工鱼 i 的当前位置; $y_i(t)$ 的每个坐标 $y_{ij}(t)$ 对应网络的路径交通流量 f_r^k ; $Y = F(y)$; $d_{ij} = \|y_i - y_j\|$ 表示人工鱼 y_i 和 y_j 之间的距离; $Y_i = F(y_i)$ 表示人工鱼的适应度函数(本文取适应度函数为均方根误差 $RMSE = \sqrt{\frac{1}{|K|} \sum_r \sum_k (g_r^k - f_r^k)^2}$,

其中 g_r^k 表示每次迭代产生的路径附加路径流量, K 为路径个数; S 表示人工鱼每次觅食时最大试探次数; $visual$ 和 δ 表示人工鱼的感知范围和拥挤度因子, $random()$ 表示随机数。算法的设计原理可得研究阐述如下。

(1) 觅食行为: 设人工鱼当前状态为 y_i , 在其感知范围内随机选择一个状态 y , 如果 $y < y_i$, 则向该方向前进一步; 反之重新随机选择状态, 判断是否满足前进条件; 反复 S 次若仍不满足前进条件, 则令 $y_i = \alpha y_i + (1 - \alpha) y_{\min}$ 。

(2) 聚群行为: 设人工鱼当前状态为 y_i , 搜索其感知范围内的同伴数目 n_j ($n_j \neq 0$) 及中心位置 $y_c = (y_{c1}, y_{c2}, \dots, y_{cn})$, 其中 $y_{ck} = \frac{\sum_{j=1}^{n_j} y_{jk}}{n_j}$; 计算 y_c

的适应度 Y_c , 取 $\delta = 1 + \frac{n_j}{N}$, 若 $Y_i < \delta Y_c$, 表明中心位置的适应度较优且不太拥挤, 则令 $y_i = y_c$, 否则使用概率 p_i 的正态变异因子对 y_i 执行变异操作: $\bar{y}_{ij} = y_{ij} \cdot \exp(N_j(0, \Delta\sigma))$, $j = 1, 2, \dots, \text{int}(p_i \cdot n)$, $N_j(0, \Delta\sigma)$ 是相互独立的均值为 0, 方差为 $\Delta\sigma$ 的符合正态

分布的随机数。若 $n_f = 0$, 则执行觅食行为。

(3) 追尾行为: 人工鱼当前状态为 y_i , 搜索其感知范围内的同伴数目 $n_j (n_j \neq 0)$ 及适应度最优的同伴状态 y_m , 取 $\delta = 1 + \frac{n_f}{N}$, 若 $y_i < \delta y_m$, 表明 y_m 位置适应度最优同时不太拥挤, 令 $y_i = y_m$, 否则使用概率 p_i 的正态变异因子对 y_i 进行变异操作: $\bar{y}_{ij} = \text{int}[y_{ij} \cdot \exp(N_j(0, \Delta\sigma))] , j = 1, 2, \dots, \text{int}(p_i \cdot n)$ 。若 $n_f = 0$, 则执行觅食行为。

综上所述, 算法研发步骤详述如下。

Step 1 初始化人工鱼规模 N , 搜索次数 S , 迭代次数 $t = 1$ 。

Step 2 各人工鱼状态向量 $y_i(t)$ 的每个坐标 $y_{ij}(t) (i = 1, 2, \dots, N)$ 对应的 f_r 随机取 $0 \sim q_r (r \in R)$ 之间的数值。

Step 3 利用适应度函数计算所有个体的适应度值, 并将最优鱼的值记录到公告板。

Step 4 每条鱼执行觅食、追尾、聚群和随机行为, 检验自身适应度与公告板适应度, 如果优于公告板, 则取代当前公告板的值。

Step 5 当迭代次数未超出最大迭代数, 则跳转到 Step 2, 否则退出循环, 输出结果。

2.2 算例及结果分析

本文基于 Nguyen & Dupuis 路网利用改进的人工鱼群算法对求解 MNW 随机用户均衡模型的性能进行验证, 如图 1 所示。

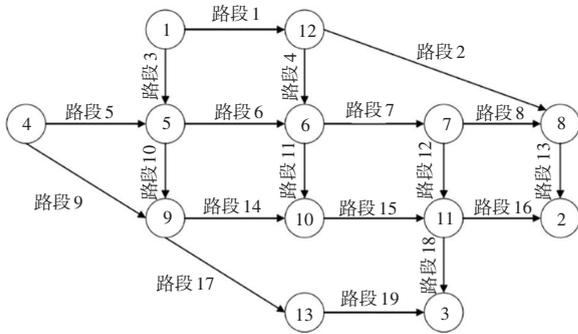


图 1 Nguyen & Dupuis 路网

Fig. 1 Nguyen & Dupuis network

该路网共有 4 个 OD 对, 分别为: (1, 2), (1, 3), (4, 2), (4, 3), 25 条有效路径和 19 条路段。在该路网中, 每个 OD 对之间具有固定的交通需求, 各 OD 对之间的交通需求为: (1, 2): 100; (1, 3): 200; (4, 2): 150; (4, 3): 150。路段的基本属性采用魏秋月^[9]设置的路段属性, 如路段容量、路段初始阻抗等相关信息。

路段的行驶时间函数采用美国联邦公路局提出的费用-流量(BPR)函数, 可将其写作如下数学形式:

$$t_a(v_a) = t_a^0 \left[1 + \tau \left(\frac{v_a}{C_a} \right)^n \right]. \quad (7)$$

其中, t_a^0 是路段 a 的自由流行驶时间; C_a 是路段 a 的容量; $t_a(v_a)$ 是路段 a 的行驶时间函数; τ 和 n 为定值。

对 MNW 随机用户均衡模型进行求解时, 令 $\alpha = 0, \varphi = 50, \beta_r = 0.5, \tau = 0.15, n = 4, visual = 25$, 最大迭代次数 $T = 100$, 人工鱼数目 $N = 50, S = 15$ 。研究可得改进人工鱼群算法的收敛曲线如图 2 所示, 分配到各路段上的流量如图 3 所示。

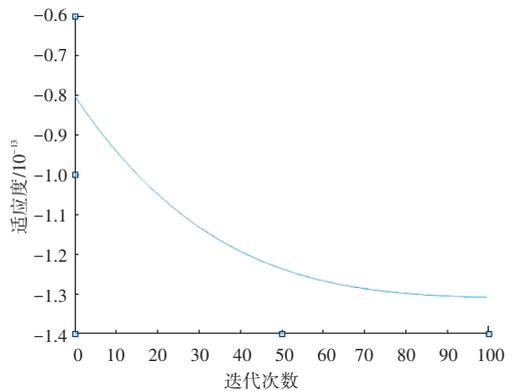


图 2 收敛曲线图

Fig. 2 Convergence curve

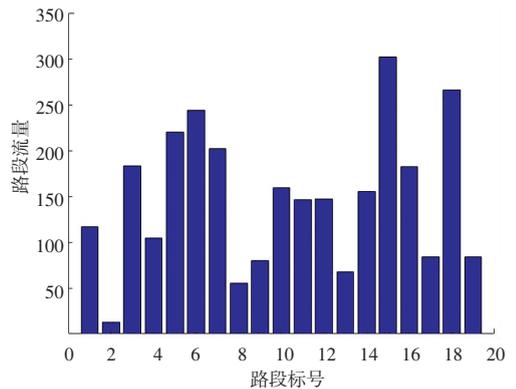


图 3 路段流量

Fig. 3 Link flow

从图 2 可以看出, 改进人工鱼群算法具有较快的收敛速度, 并且在迭代后期的收敛性趋于稳定。图 3 给出了分配结束时各条路段上的流量情况, 表明该改进人工鱼群算法有能力求解该类型交通分配问题, 具有良好的应用价值。同时从图 3 可以看出, 路段 15、18 的路段流量超出了路段容量, 这是由于算法未考虑路段容量限制造成的, 这也为后续研究指明了方向。

(下转第 131 页)