

Path Optimization in Dynamic Adverse Weathers

Mingkong Zhang^{1,2,3}, Xiaobing Hu^{1,2,3}, Jianqin Liao⁴

¹State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resources Ecology (Beijing Normal University)
Beijing 100875, China

²Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster, Ministry of Education of China, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

³Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Ministry of Civil Affairs & Ministry of Education the Peoples' Republic of China, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

⁴MiidShare Technology Ltd, Chengdu, 610000, China

Received 3 December 2016

Accepted 12 December 2016

Abstract

As we all know, weather condition is constantly changing. Then, when an adverse weather event occurs during travelling period, path planning becomes a dynamic path optimization (DPO) problem. A common practice of DPO is to conduct real-time online path optimization based on the current weather condition. However, the result of online optimization under the current weather condition is rarely optimal for future weather conditions. We are concerned with how to achieve optimal actual travelling trajectory by just a single offline optimization, given the dynamics of weather conditions is pre-known. To this end, the concept of co-evolutionary path optimization (CEPO) is introduced, where the weather condition in a single run of offline optimization is not static, but keeps changing during the single run of offline optimization. Existing DPO methods can hardly address CEPO, because they do not allow the weather condition to change in a single run of online optimization. To address the CEPO in dynamical adverse weathers, this paper proposes a ripple-spreading algorithm (RSA), which can achieve optimal actual travelling trajectory by a single offline calculation. The reported CEPO and RSA are then tested on a typhoon scenario in Hainan Province of China, and the advantages against traditional DPO methods are clearly demonstrated.

Keywords: Co-Evolutionary Path Optimization, Adverse Weathers, Ripple-Spreading Algorithm, Typhoon.

动态极端天气情况下的路径优化问题

张明空^{1,2,3}, 胡小兵^{1,2,3}, 廖建勤⁴

1. 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875
2. 北京师范大学环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875
3. 北京师范大学, 民政部/教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875
4. 成都鸣先科技有限公司, 成都, 610000

摘要: 众所周知, 天气情况是实时变化的。所以, 当旅途中遭遇极端天气时, 路径规划问题就成为了动态路径优化问题 (Dynamic Path Optimization, DPO)。动态路径优化的普遍求解思路是: 基于当前天气情况实时优化路径。然而, 虽然在线优化的结果对于当前天气情况而言是最优的, 但对于未来天气情况而言不见得是最优的。

所以,基于当前天气情况而不断在线实时优化所得到的实际旅行路径一般都不是最优的。本文关心的问题是:假定已知天气变化的动态规律,如何通过一次性的离线优化就能使实际旅行路径达到理论最优?为此,本文提出了协同进化路径优化(Co-Evolutionary Path Optimization, CEPO)概念,它要求:在一次性的离线路径优化计算中充分考虑天气的动态变化过程。目前已有的 DPO 方法很难解决 CEPO 问题,因为在 DPO 的每次在线优化计算中,未来的天气变化情况并没有被考虑。本文提出了一种涟漪扩散算法(Ripple-Spreading Algorithm, RSA),通过一次性的离线优化就能找到动态变化天气情况下的最优实际旅行路径,从而解决 CEPO 问题。为了验证 CEPO 和 RSA,本文以中国海南岛路网为背景,模拟海南岛台风登陆的动态过程,并在这种动态天气情况下进行路径优化仿真实验。实验结果证明:本文所提出的基于 RSA 的 CEPO 方法较传统的 DPO 方法,不论在计算时效还是在求解效果上,都更具优势。

关键词: 协同进化路径优化; 动态路径优化; 极端天气; 涟漪扩散算法; 台风

1. 前言

日常出行中的路径规划通常都需要考虑天气情况。如果旅途中遇到恶劣天气,那么,不仅我们出行的舒适性会受到影响(例如,极端天气造成的交通拥堵)[1]-[2],我们出行的安全性也会受到威胁(例如,台风、龙卷风、暴风雨和暴风雪经常会引起致命的交通事故)[3]-[4],所以,在极端天气情况下进行路径优化具有重要的现实意义。优化路径一方面可以避免受极端天气影响的区域或道路,降低气象灾害风险[5],增加旅行的舒适性和安全性,提高面对气象灾害时,降低应急时承灾体的脆弱性[6]。另一方面也可以降低相关旅行成本。在一般的路径优化问题中,旅行成本可以用距离、油耗和路桥费等指标来衡量,然而,在极端天气情况下,旅行时间通常会被作为优先考虑的指标,因为在极端天气情况下,安全问题是重中之重,对于旅行者而言,如何以最短的时间安全完成旅行任务才是最重要的。而且,旅行时间最小化在自然灾害疏散、救援和应急管理中也具有重要地位[7]。许多自然灾害通常会伴随有极端天气情况发生(例如,灾难性的地震之后很可能会伴随暴风雨)[8]。最小化旅行时间就意味着尽可能缩短暴露在极端天气情况下的时间,从而降低受灾风险。所以,在减灾和风险管理研究领域,极端天气情况下的路径优化问题具有重要的研究价值[9]-[10]。

显然,极端天气情况下的旅行是一个动态路径优化问题。例如,当台风中心随时间移动时,其经过的区域就会有暴风雨,暴风雨将导致该区域的通行条件恶化,只有等暴风雨过境后才能恢复有效通行,从而在一定时间内对旅行造成影响。其实,动态路径优化问题并不是一个新问题,国内外的学者已经提出了很多求解方法。例如,文献[11]-[14]研究了针对单一路网改变的动态路径优化问题;文献[14]-[17]则研究了针对一系列路网改变的路径优化问题。在文献[11]和[17]的方法中,基本上,原始

路网一旦有任何改变,优化算法就需要在线重新计算以确定新的最优路径。事实上,每次在线路径优化计算所求解的是一个基于当前路网的静态路径优化问题(Static Path Optimization, SPO),因为单次在线路径优化计算中所使用的路网都是静止不变的。由于受在线计算时间的限制,文献[11]-[14]中的动态路径优化方法的关注重点是:能否不进行完全的重新计算,而是结合当前路网对以前的优化路径进行恰当的改进就达到优化的效果?换句话说,文献[11]-[14]中的动态路径优化方法强调在每次路网发生改变时求解新 SPO 的速度。在线求解 SPO 的结果对于当前路网来说可能是最优的,但是在实际旅行中,不断重复在线求解 SPO 所走出的实际旅行路径,对于给定的路网动态变化规律而言,很难保证最优性。图 1 展示了 DPO 的求解过程,以及 DPO 所导致的实际旅行路径与理论最优的实际旅行路径之间的差异。事实上,DPO 方法不能得到理论最优的实际旅行路径,其主要原因是忽略了路网未来变化的可预测性。在 DPO 的单次在线路径优化计算中,动态变化的路网被简化成当前时刻的路网(静态路网),因而单次在线路径优化的结果对于未来的路网而言,一般很难是最优的。

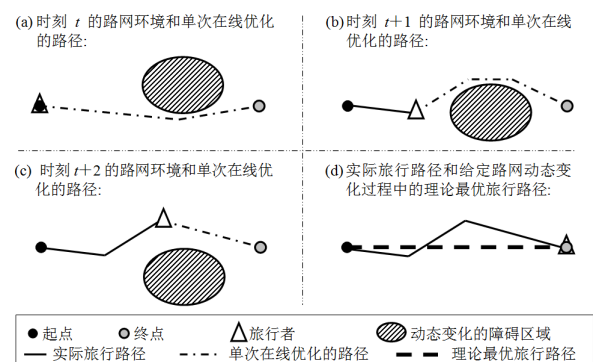


图 1. 动态路径优化 (DPO) 不能实现最优实际旅行路径

事实上, 得益于天气预报技术的快速发展, 许多由于天气原因对路网造成的改变或多或少是可以预测的。例如, 对台风中心的位置、移动轨迹、以及暴风雨的持续时间, 目前都可以提前几个小时准确预报。显然, 充分利用天气预报信息进行动态极端天气情况下的路径优化, 对于提升优化效果是非常重要的。当前, 对于灾害发生规律的研究已经有相应基础, 例如连续的 Markov 决策模型模拟灾害随机发生过程 [18]和预测灾害的有效发生时间[19]; 对于社会灾害, 城市火灾发生时蔓延的规律及模型的研究也有不少相关报道[20]-[21]。这些研究都有助于提高灾害预测技术的发展, 帮助增强 CEPO 单次离线路径最优结果的解算精度。

本文通过改进文献[22]中的涟漪扩散算法 (Ripple-Spreading Algorithm, RSA), 提出了一种解决动态极端天气情况下路径优化问题的新方法, 通过利用天气预报提供的未来天气变化信息, 执行一次性的离线优化, 从而找到在所预报的天气动态变化规律下的理论最优的实际旅行路径。为了实现这个目标, 就必须在一次性的离线路径优化过程中把天气变化对路网的动态影响考虑进去。换句话说, 天气动态变化情况和离线优化过程必需协同进行。由于天气情况和路径优化求解是一起协同进化的, 因此我们将此新方法称为协同进化路径优化方法 (Co-Evolutionary Path Optimization, CEPO)。传统的 DPO 方法很难处理 CEPO, 因为天气情况的变化没有 (事实上是没法) 在 DPO 的单次在线优化计算中得到考虑。文献[22]中的 RSA 区别于传统路径优化算法的最大特点就是: RSA 实际上是一种确定性的去中心化的多智体仿真模型, 而不是传统类型的集中式搜索算法。因为集中式搜索算法需要进行全局比较, 所以在算法的单次运行中, 路网不允许变化 (否则全局比较就会失去意义和作用), 因而在单次运行中无法考虑天气情况的变化。去中心化的多智体仿真模型则不一样, 对于仿真模型中的单个智体而言, 其行为只取决于当前该智体所处位置的路网部分的情况, 路网中其它部分的变化并不会影响该智体的行为。因此天气情况的动态变化可以自然而有机地整合到多智体仿真过程当中。正是基于去中心化的多智体仿真模型的特点, 本文通过对 RSA 进行改进, 从而可以有效解决 CEPO 这一传统 DPO 方法所不可能完成的任务: 即, 通过一次性的离线优化就能找到动态变化天气情况下的最优实际旅行路径 (而传统 DPO 方法需要不停地重复在线实时优化, 可是 DPO 方法下实际走出的旅行路径却通常并不是最优的)。

2. CEPO 问题描述

用 $G(V,E)$ 来表示路径网络, V 表示结点集合, E 表示结点间的链接集合。 V 有 N_N 个不同的结点, 包括起点和终点, E 有 N_E 条链接。路径网络可以表示成 $N_N * N_N$ 的邻接矩阵 M 。矩阵 $M(i, j)=1, i=1, \dots, N_N, j=1, \dots, N_N$, 表示结点 i 和 j 之间存在一条链接, 否则 $M(i, j)=0$, 即结点 i 和 j 之间没有链接。本文不考虑结点自我连接的情况, 因而有 $M(i, i)=0$ 。每条链接上的旅行速度 $S_L(i, j)$ 与链接 $M(i, j)$ 有关。 $C(i, j)$ 为链接上的成本, 也与 $M(i, j)$ 有关。不同等级的链接分别有不同的旅行速度, 根据链接 $M(i, j)$ 的旅行速度 $S_L(i, j)$, 就可以计算从结点 i 到结点 j 的所用时间。

假设候选路径通过整数型向量 R 来记录, 其元素 $R(i)=j$ 表示结点 j 是路径 R 中的第 i 个结点, $i=1, \dots, N_P, j=1, \dots, N_N, N_P$ 表示路径 R 中有多少个结点, 包括起点和终点。显然 $R(1)$ 是起点, $R(N_P)$ 是终点。本文中, 不允许任何一结点在同一条路径 R 中出现次数多于一次, 即整数型向量 R 满足如下条件:

$$R(i) \neq R(j), \text{ 如果 } i \neq j, i=1, \dots, N_P, j=1, \dots, N_P. \quad (1)$$

为了在 $t=0$ 时刻计算出最优路径, 需要基于已知的天气预报信息, 预测在未来各个时刻有多少结点和链接会受到极端天气的影响, 从而邻接矩阵 M 就会随时间发生改变。 $M_{k|0}$ 表示在当前时刻 $t=0$ 所预测的未来时刻 $t=k$ 时的邻接矩阵。

基于上述数学符号定义, 传统 DPO 在当前时刻 $t=0$ 的单次在线优化计算问题可以描述如下: 约束条件为: 公式 (1) 和

$$\min_{R \in \Omega} f_{DPO}(R, N_P) \quad (2)$$

$$M_0(R(i), R(i+1))=1, i=1, \dots, N_P-1, \quad (3)$$

Ω 是所有可能连结起点与终点的路径集合,

$$f_{DPO}(R, 1) = 0 \quad (4)$$

$$f_{DPO}(R, i) = f_{DPO}(R, i-1) + C(R(i-1), R(i)) \\ 1 < i \leq N_P. \quad (5)$$

如公式 (3) 所示, DPO 在当前时刻 $t=0$ 的单次在线优化计算中, 路径网络固定不变的。一旦路径网络在未来时刻 $t=k>0$ 时刻发生改变, DPO 就需要基于 M_k 重新在线优化计算一次 (注意: 时刻 $t=k$ 的起点与时刻 $t=0$ 的起点一般是不一样的)。

与 DPO 彻底不同的是, 本文所提出的 CEPO 在其一次性的离线优化计算中, 路径网络不是固定不变的, 而是随预测时间 $k|0$ 而不断变化的。CEPO 问题的数学描述如下:

$$\min_{R \in \Omega} f_{CEPO}(R, L(R)), \quad (6)$$

约束条件:

$$M_{k|0}(R(i), R(i+1)) = 1, \quad k = k_i, \dots, k_{i+1} \quad (7)$$

$$f_{CEPO}(R, 1) = 0, \quad (8)$$

$$f_{CEPO}(R, i+1) = \max(f_{CEPO}(R, i), k_i | 0) + C(R(i), R(i+1)), \quad 1 \leq i < N_p - 1, \quad (9)$$

$f_{CEPO}(R, i)$ 是用来计算沿路径 R 到达结点 $R(i)$ 的时间, $k_i | 0$ 是当沿路径 R 到达结点 $R(i)$ 后, 结点 $R(i)$ 变为可以通行的预测时刻。换句话说, 当沿路径 R 于时刻 $f_{CEPO}(R, i)$ 到达结点 $R(i)$ 时, 结点 $R(i)$ 并不一定可以通行, 因此需要在结点 $R(i)$ 处等待, 预测需要等到时刻 $k_i | 0$ 结点 $R(i)$ 才变为可以通行, 此时旅行才得以继续。所以沿路径 R 通过结点 $R(i)$ 的预计时间是 $\max(f_{CEPO}(R, i), k_i | 0)$ 。 $M_{k_i | 0}(R(i), R(i+1))=1$ 表示的意思是: 根据在初始时刻 $t=0$ 的预测, 结点 $R(i)$ 和 $R(i+1)$ 之间在预测时刻 $t=k_i | 0$ 存在可通行的链接。

公式(7)和公式(9)清楚的表示: 在正在通过的 R 的一个子路径中, 其连通性和预测旅行时间是相互依赖的, 这一点 DPO 并没有考虑。根据预测时间 $k_i | 0$ 改变 $M_{k_i | 0}$ 是由动态变化的极端天气情况决定的, 公式如下:

$$M_{k_{i+1} | 0} = f_{FAWD}(M_{k_i | 0}), \quad k_i \geq 0, \quad (10)$$

约束条件是 $M_{0|0}=M_0$, f_{FAWD} 是由天气预报的极端天气动态变化规律所决定的函数, M_0 是 $t=0$ 时的邻接矩阵。

从公式(6)和(7)对 CEPO 的数学描述可以看出, 如果 f_{FAWD} 已经确定, 即, 极端天气情况的动态变化过程能够预测, 并且给定 $t=0$ 时的 M_0 , 那么我们就能够进行一次性离线优化来找到动态变化天气情况下的最优实际旅行路线, 而完全不需要像 DPO 那样不断在线重新计算 $t=k>0$ 时的最优路径 (仅仅对于时刻 $t=k$ 的路网 M_k 而言是最优的)。

比较 DPO 中的公式(3)和 CEPO 中的公式(7), 我们能发现, 在一次优化过程中, DPO 只关心两个结点间是否有链接, 而 CEPO 需要知道什么时候哪些链接可以通过, 即, 需要预测某条链接是否在恰当的时间变为可以通行。换句话说, 在 DPO 中的基本计算操作是分析链接, 例如, 一个链接需要多长的旅行时间; 而在 DEPO 中的基本计算操作是分析各个预测时刻的仿真时间单位长度内的路网变化和旅行行为, 即, 在模拟一个仿真时间单位长度内, 路径网络如何改变, 然后基于这种改变, 根据

公式(9)沿着某条链接的旅行时间可能就会受到什么影响, 例如, $\max(f_{CEPO}(R, i), k_i | 0)$ 就意味着旅行者在结点 $R(i)$ 处可能需要等到时刻 $k_i | 0$ (假设 $f_{CEPO}(R, i) < k_i | 0$) 才能够继续进行旅行。

为了解决 CEPO 问题, 必须有新方法能够进行基于仿真时间单位长度的基本计算分析操作。不幸的是, 现存的 DPO 方法仅仅能够进行基于链接的基本计算分析操作。将基于链接的方法转换成可以进行基于仿真时间单位长度的仿真分析是非常困难的, 因为一条链接可能跨越的仿真时间段及仿真时间段长度是不确定的 (因计划的旅行路径而异), 且各条链接所跨越的仿真时间段及仿真时间段长度通常也各不相同, 所以基于链接的分析与基于仿真时间单位长度的分析是很难相互兼容通用的。因此, 必需研发全新的能够基于仿真单位时间长度进行分析操作的方法, 以解决 CEPO 问题。

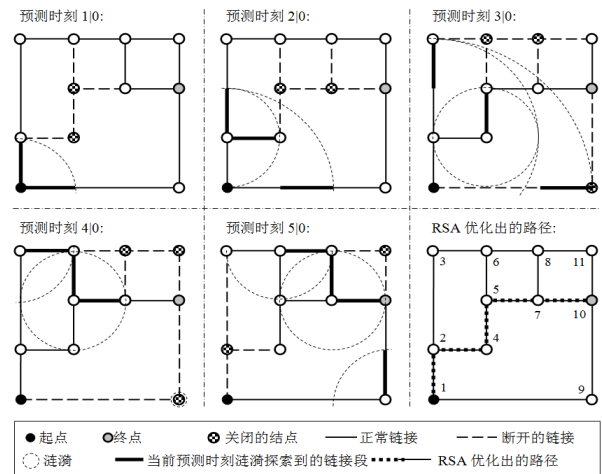


图 2. 涟漪扩散算法求解 CEPO 的过程的图解

3. 涟漪扩散算法 (RSA)

3.1 涟漪扩散算法的基本理念

正如文献[22]中揭示的, 自然界的涟漪扩散现象本身反映了一种优化原则, 即, 涟漪在水面上以相同的速度向四周扩散, 因而总会率先到达离涟漪中心最近的空间点。涟漪到达空间中某点的时间是由该点到涟漪中心的距离决定的。直觉上, 涟漪扩散现象可以用于寻找到最近的兴趣结点, 例如, 找到附近最近的加油站; 更进一步的扩展应用就是找到最短路径。

基于自然界的涟漪扩散现象反映的优化原则，文献[22]中开创性地提出了涟漪扩散算法（Ripple-Spreading Algorithm, RSA）用以求解多种最短路径问题。简单说，这就像是在路网结点间进行一次涟漪接力赛跑，初始激励涟漪从起点开始，当一个涟漪到达一个未被激活过的结点后，新的结点就会被激活产生涟漪。当与某个涟漪的波源结点有链接的所有结点都已被激活过（不一定是被同一涟漪激活），那么该涟漪就停止扩散而消亡。当目的地结点第一次被某个涟漪到达时，那么第一最短路径就已经找到，涟漪接力赛也因此终止。在整个过程中，所有涟漪都以相同的预设固定速度扩散。

正如文献[22]中强调的，RSA 并不是集中式的、自上而下的逻辑算法，而是分散式的、基于多智体的、自下而上的仿真模型。在 RSA 中，不需要计算或排序从起点到中间结点的距离，而是只需模拟结点的涟漪激活和扩散行为，涟漪扩散的最终结果自然而然就是最短路径。这种基于自然的多智体分散式仿真模型使得 RSA 具有更高的修改灵活性，例如，我们只需要根据给定问题的特点来设置结点的涟漪激活和扩散行为，不需要考虑任何全局搜索逻辑和准则，从而方便我们解决各种路径优化问题。例如，RSA 可以用来解决前 k 条最短路径问题，完全不同于现有的解决方法，这一点文献[23]中有详细的介绍。现有方法需要基于前 $(j-1)$ 条最短路径不断重建网络并计算比较，以便确定第 j 条最短路径。RSA 只需在最初的网络中进行一次涟漪扩散接力赛，就可以确定所有的前 k 条最短路径，而完全不需要任何网络重建和迭代计算过程。RSA 也可以处理一些更复杂、且现有方法无法解决的问题。例如，目前还没有切实有效的其它方法可以解决前 k 个最短工程时间问题，并且保证结果的最优性；而通过在 RSA 中引入结点上的等待行为，就为解决这一问题带来了希望[24]。接下来，我们将阐释如何改进[22]中的 RSA，以便解决动态极端天气情况下的 CEPO 问题。

3.2 应用 RSA 解决动态极端天气情况下的 CEPO

正如第二节强调的，CEPO 和传统的 DPO 根本不同之处是：在单次优化过程中，DPO 把天气情况当作静止处理，而 CEPO 是在天气变化的同时进行路径搜索。所以，要想解决 CEPO，就应该有能力应对和处理天气变化在单次优化过程中对路网造成的影响。由于天气情况的变化会影响路径网络，从而改变路网，所以解决 CEPO 的方法的单次优化过程就必须结合网络变化同时进行。

正如上一节分析的，天气情况的变化是基于仿

真时间单位的模拟过程，例如，在每个仿真时刻的单位时间长度内，需要计算天气情况的改变和以及所引起的路网改变。幸运的是，RSA 中的涟漪激活和扩散行为也是基于仿真时间单位的模拟操作，例如，在每个仿真时刻的单位时间长度内，涟漪如何扩散，结点对激励涟漪如何反应。所以，在 RSA 中引入天气和路网变化是非常自然和容易的。换句话说，在每个仿真时刻的单位时间长度内，一方面，我们要根据预报的天气动态变化规律更新的天气和路网情况，另一方面，我们要同时模拟该单位仿真时间长度内涟漪的激活和扩散行为。

当然，文献[22]中的 RSA 并不能直接应用于 CEPO，而需要做必要的改进。首先，我们需要将路网更新操作（也就相当于天气变化）整合到文献[22]的涟漪接力赛中。我们也可以根据需要将链接进行分级处理，不同等级的链接有不同的涟漪扩散速度。最后，需要为涟漪扩散引入在结点处的等待行为，因为，一旦某个结点由于极端天气原因关闭而暂时无法通行，此时可以选择绕道走或在该结点处等待，有时等待结点重新开放可能比绕道走更能节约旅行时间。针对 CEPO 改进的 RSA 伪代码给出如下。假设网络总共有 N_N 结点，为方便描述，我们假设起点和终点分别是结点 1 和结点 N_N 。 $S_L(n, m)$ 是结点 n 和 m 链接上的旅行速度。在本文研究中，假设旅行者总是按链接的旅行速度旅行。在涟漪接力赛中，每个结点最多能被激活一次，结点 i 被激活时产生的涟漪被称为激励涟漪 i 。 $F_R(i) = j > 0$ 表示涟漪 i 是被涟漪 j 激活的。 $r_R(i, :)$ 是一个向量，表示当前涟漪 i 的半径。 $S_R(i)$ 记录涟漪 i 的状态， $S_R(i) = 0, 1, 2, 3$ 表示涟漪 i 所处的状态，分别表示不活跃、等待、活跃和消亡。

第 1 步，初始化， $F_R(i) = 0$, $S_R(i) = 0$, $r_R(i, :) = 0$, $i = 1, \dots, N_N$ 。

第 2 步， $k=0$ ，当前时间 $t=k|0$ 。设 $F_R(1) = 1$, $S_R(1) = 2$ 。

第 3 步，如果 $F_R(N_N) = 0$ ，

第 3.1 步， $k=k+1$ ，更新时间 $t = k|0$ 。

第 3.2 步，更新 $M_{k|0}$ ，即，根据预报的天气动态变化规律，更新路网。

第 3.3 步，对于任一等待涟漪 i ，即， $S_R(i) = 1$ ，如果根据更新的 $M_{k|0}$ ，结点 i 变为可以通行，则涟漪 i 的状态更新为活跃，即，设置 $S_R(i) = 2$ 。

第 3.4 步，对于任一活跃涟漪 i ，即， $S_R(i) = 2$ ，更新涟漪 i 沿着与结点 i 相连的链接扩散的半径，例如，设结点 i 的第 l 条链结与结点 m 相连，那么， $r_R(i, l) = r_R(i, l) + S_L(i, m)$ 。

第 3.5 步，根据 $M_{k|0}$ 对于任意可通行的结点 n ，

如果 $S_R(n)=0$, 且它刚被至少一个活跃涟漪到达, 假设是激励涟漪 i , 沿着与结点 i 相连的第 l 条链接扩散第一个到达结点 n , 那么根据涟漪 i 到达结点 n 的时间 t_R 更新 $r_R(n, :)$, 例如: 假设结点 n 的第 l 条链接与结点 m 相连, 则 $r_R(n, l) = (k-t_R) \times S_L(n, m)$ 。设置 $F_R(n) = i$ 。设置涟漪 n 作为活跃涟漪, 即, $S_R(n)=2$ 。

第 3.6 步, 根据 $M_{k|0}$, 对于任意不可通行结点 n , 如果 $S_R(n)=0$, 且它刚被至少一个活跃涟漪到达, 那么, 假设是涟漪 i 第一个到达结点 n , 则设置 $r_R(n)=0, F_R(n) = i$, 同时设置涟漪 n 为等待涟漪, 即, $S_R(n)=1$ 。

第 3.7 步, 对于任何一个涟漪 i , 无论活跃还是不活跃, 如果对于每个具有 $M_{k|0}(i, n) = 1$ 的结点 $n, F_R(n) > 0$, 那么设置 $S_R(i)=3$, 即, 涟漪 i 消亡。

第 4 步, 从 $F_R(N_M)$ 回溯, 就可确定最优路径。

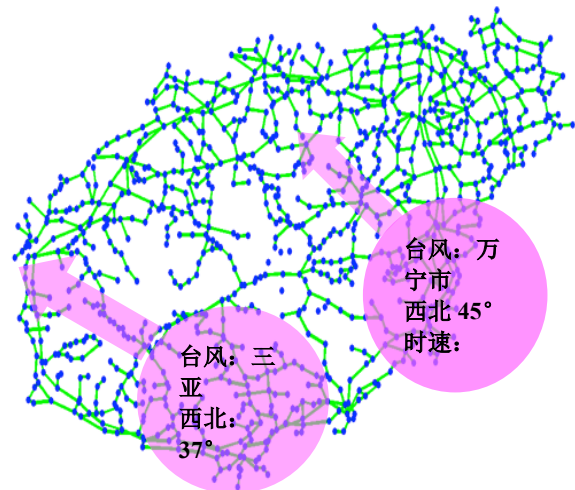
步骤 3.2 和步骤 3.4 很好地描述了路网和涟漪的协同进化关系。根据步骤 3.5, 一旦一个可以通行的结点第一次被任何一个涟漪到达后, 那么在该结点就会立刻产生新的活跃涟漪。步骤 3.4 和步骤 3.5 允许不同的链接可以有不同的涟漪扩散速度。步骤 3.6 定义了涟漪的等待行为, 一个不可通行结点第一次被任何一个涟漪到达后, 该结点的涟漪虽然会被激活, 但会保持等待而不扩散。根据步骤 3.7, 如果与一个涟漪的波源结点相连的所有结点都已被涟漪到达过 (不管是被哪个涟漪到达), 则该涟漪就会消亡。

有了上述伪代码中所引入的协同进化的关系、以及多涟漪扩散速度和等待行为, RSA 就可以有效解决 CEPO 问题, 即, 通过一次性的离线优化就能找到动态变化天气情况下的最优实际旅行路径。图 2 展示了涟漪扩散算法 RSA 是如何解决 CEPO 问题的。简单起见, 图 2 中所有链接具有相同的旅行速度。从图 2 可以看到, 由于天气的动态变化, 随着预测时间 $k|0, k=1, \dots, 5$, 路网变化与涟漪接力赛是协同进行的。如果 DPO 方法运用于该情境中, 它的第一步是先走向结点 9, 同时结点 4 在时间 $1|0$ 成为不可通行结点; 然而当到达结点 9 时, 结点 9 已变成不可通行结点; 于是在 $4|0$ 时刻, DPO 方法会返回结点 1。这就会使得实际旅行时间变长。而根据本文提出的 CEPO, RSA 总是可以找到能够在恰当的时间避开不可通行点的路径, 因此成功地找到图 2 所给的极端天气动态变化情况下的理论最优实际旅行路径: $1 \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 7 \rightarrow 10$ 。

4. 实验结果

为了验证本文所提出的方法, 在此, 我们以中国海南省路网为例来研究 CEPO。海南省是中国的第二大岛屿, 拥有相对现代化的路网, 路网主要包括 4 大类, 环岛的高速网络、遍布全岛的国道、省级道路和县/村级道路。省级道路连接着各个城市和县, 而县/村级道路连接着各个镇和村。图 3 (a) 中给出了海南岛的路网图。由于这里并没有其他外界路径可以利用, 相对封闭, 因此就构成了非常适合路径优化仿真实验的案例路网。众所周知, 海南岛每年都会有台风登陆, 所以, 在台风季节里, 通过有效的路径优化方法可以合理规划出行路线, 提高旅行安全性、舒适性和旅行效率。

(a) 海南省路网



(b) 从万宁市和三亚市登陆的台风运动示意图

图 3. 海南省路网图和台风运动示意图

在实验中，我们首先模拟了从万宁市登陆的台风，台风中心以每小时 30 公里的速度向西北方向移动穿过海南岛（图 3(b)模拟了从万宁市登陆的台风的运动情况），假设所有的距离台风中心 50 公里的道路都将受台风影响而关闭。假设旅行者在高速公路上的旅行平均速度是 80km/h，国道的平均速度是 60km/h，省道的平均速度是 40km/h，乡村道路平均速度是 30km/h。实验中，从路网里随机选择旅行起点和终点对，旅行者从所选的起点城市出发到终点城市处理紧急事情，因而需要以最短的时间到达目的地。仿真结果见表 1。

表 1：台风从万宁市登陆向西北方向运动情景下的两种方法仿真结果（PL 单位：km；CT 单位：s；TT 单位：h）

起 点 和 终 点		916 和 274	664 和 436	190 和 576	299 和 464
DPO	PL	320.00	344.90	312.30	282.30
	TT	9.10	9.85	8.92	8.06
	CT	3.81	6.58	5.07	2.70
CEPO	PL	257.80	189.60	241.80	220.30
	TT	7.36	5.41	7.30	6.43
	CT	5.68	4.29	5.58	5.04

注：起点 916：莺歌海市 终点 274：琼海市 起点 664：儋州市 终点 436：陵水市 起点 190：文昌市 终点 576：乐东市 起点 299：安定市

根据参考文献[25],海南岛的三亚市也是台风经常登陆的地方（如图 3(b)，从三亚登陆的台风的运动方向为西偏北 37°，时速 30km/h），因此本研究又模拟了台风从三亚市和万宁市同时登陆的情况，然后随机选取起点终点对进行路径优化，实验结果如表 2。

表 2：台风从三亚市和万宁市同时登陆情景下的两种方法仿真结果（PL 单位：km；CT 单位：s；TT 单位：h）

起点和终点		664 和 436	190 和 576	800 和 464	408 和 51
DPO	PL	无解	无解	无解	122.90
	TT				3.51
	CT				4.91
CEPO	PL	189.50	241.90	148.00	122.90
	TT	5.41	7.30	4.22	3.51
	CT	7.13	9.45	5.55	1.39

注：190：文昌市 结点 576：乐东市 结点 800：昌河市 结点 464：保亭市 结点 408：琼中市 结点 51：临高市；

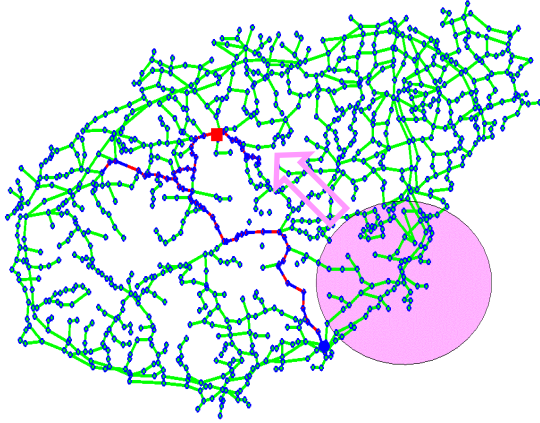
为了更好评估本文提出的 CEPO 和 RSA 方法，我们将其与传统的 DPO 方法做对比。在 DPO 方法

中，不断重复的在线优化需要在每个仿真时刻根据当前旅行者的位置和台风中心位置，应用 Dijkstra’s 算法计算当前的最优路径。如本文一直所强调的，基于天气预报的台风中心移动路径，本文的 CEPO 和 RSA 方法，仅仅需要在起点进行一次性的离线优化就能找到最优的实际旅行路径。模拟台风从万宁市登录，随机选取四个起点终点对的仿真实验结果如表 1。图 4 是台风从万宁市登陆，旅行者从起点 664 儋州市和到终点 436 陵水市的仿真路径结果示意图。

表 2 是台风从三亚市和万宁市同时登录时随机选取四个起点终点对的仿真实验结果。表 1、2 中的 PL、TT 和 CT 分别代表路径长度、旅行时间和计算时间。从表 1、2 和图 4 中，有以下观测结果：

- CEPO 的 PL 和 TT 都比 DPO 的方法短。尤其，CEPO 的真实路径长度相比 DPO 缩短 20%-45%，CEPO 的实际旅行时间也比 DPO 减少 18%-45%，所以，在 TT 和 PL 上，CEPO 都比 DPO 更有明显优势。
- 图 4 展示了 CEPO 方法为何比 DPO 方法有更短的 PL 和 TT。在图 4 的实验中，起初 DPO 运行结果是从东南方向行走，由于海南岛的东南部遭遇台风，DPO 又准备绕西北部避开走，一段时间过后，最初绕西北部走的计划又被移动到西北部的台风打乱，所以，DPO 又返回绕东南部走。不同的是，CEPO 的离线优化可以直接找到最优路线，并且在合适的时间避开台风中心，不仅节约了旅行成本，又满足了最小化时间的要求。
- 表 2 展示的是台风从三亚市和万宁市同时登录的仿真结果，表二中的第四组结果显示，DPO 和 CEPO 的仿真结果是一致的，这说明：如果动态天气变化过程不影响 DPO 的最优性时，CEPO 的求解结果与 DPO 的一致，从而间接证明了 CEPO 的最优性。
- 在两个台风同时登陆海南省的时候，表 2 中除第四组数据，剩余的其它三组仿真结果说明：DPO 在面对更复杂的动态障碍区时（例如，多个台风同时登录情景）常常无法找到可行解（更不要说最优解），只能停止运动等待台风过境，但是这种坐以待毙的方法并不是旅行者所希望的。相反，CEPO 结合台风预报信息，离线优化，引入结点等待行为使得 CEPO 在处理多个台风同时登录情景时，优化路径能力更有突出优势。

(a) DPO 的结果 PL: 344.90km; TT: 9.85h;
CT: 6.58s



(b) CEPO 的结果 PL: 189.60km; TT:
5.41h; CT: 4.29s

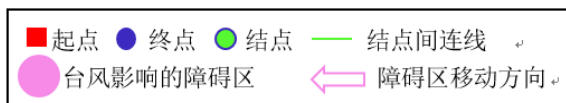
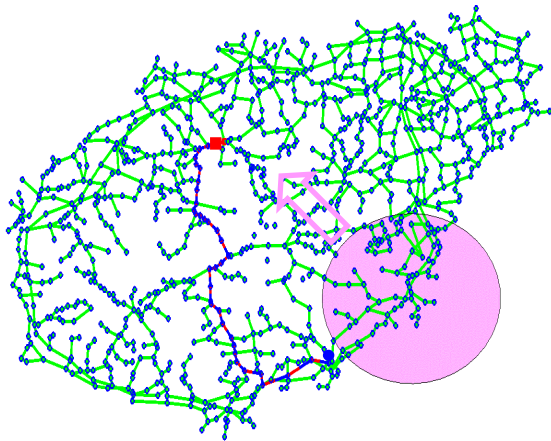


图 4. DPO 和 CEPO 结果仿真结果图

- 表 1 和表 2 就 CT 而言, CEPO 拥有和 DPO 相似的计算效率。值得注意的是, CEPO 的 CT 是某个起点终点对下采用 CEPO 方法离线优化所用的时间, 而 DPO 的 CT 是旅行者到达终点时所有在线优化所消耗的时间总和。在本次实验中, 所有的 DPO 和 CEPO 都是在同一计算机上运行。事实上, CEPO 的离线优化可以

很容易的采用更多更强大的硬件系统, 然而 DPO 却受各种在线优化环境条件的限制而很难采用大型复杂的硬件系统。所以, 在现实生活中, CEPO 有更好的潜力去实现更短的 CT。

5. 结论

本文主要提出了协同进化路径优化 (CEPO) 和涟漪扩散算法 (RSA) 在动态极端天气情况下路径优化中的应用。与现有的动态路径优化 (DPO) 方法不同, 新方法不需要在线实时优化。由于天气变化的同时也会影响路网中各个结点和链接的状态, CEPO 在一次性的离线优化过程中的每一个单位时间内都会同时考虑该时刻天气对路网的影响, 所以, 离线优化的结果就能保证实际旅行路径的最优性。RSA 是实现这种离线优化的关键, 涟漪扩散优化原理保证了新方法的最优性。以中国海南省台风为背景, 我们进行了仿真实验, 实验结果清晰的表明了新方法在旅行时间和计算时间上相对 DPO 的优势。未来的研究将会考虑更复杂的路径网络, 同时考虑更多真实的天气情景以便更好的了解和挖掘新方法的优势和应用潜力。

参考文献

- [1] Wolfgang W., Weisser, Volkl W., Hassell M., The Importance of Adverse Weather Conditions for Behaviour and Population Ecology of an Aphid Parasitoid. *Journal of Animal Ecology*, 1997, 66:386-400.
- [2] William H., Lam K., Hu S. and Sumalee, A., Modeling impacts of adverse weather conditions on a road network with uncertainties in demand and supply. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2008, 42:890-910.
- [3] Key K. and Simmonds I., The association of rainfall and other weather variables with road traffic volume in Melbourne, Australia. *Accident Analysis & Prevention*, 2005, 37:109-12433.
- [4] Key K. and Simmonds I., Road accidents and rainfall in a large Australia city. *Accident Analysis & Prevention*, 2006, 38:445-459.
- [5] Guo S.J. The meteorological disaster risk assessment based on the diffusion mechanism. *Journal of Risk Analysis and Crisis Response*, 2012 (2):124-130.
- [6] Jiang T.H. Assessment method of emergency preparedness system vulnerability based on the complex network theory. *Journal of Risk Analysis and Crisis Response*, 2012, 2 (3):195-200.

- [7] Lakshay, Agarwal A., Bolia N. Route guidance map for emergency evacuation. *Journal of Risk Analysis and Crisis Response*, 2016, 6(3): 135-144.
- [8] Maarten K, Aalst V., The impacts of climate change on the risk of natural disasters. *Disaster*, 2005, 30:5-18.
- [9] Quan C., Trani A., and Srinivas, S., Modeling the Economic Impact of Adverse Weather into Route Flights. *Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1788, doi: 10.3141/1788-10.
- [10] Krozel J., Lee C. and Mitchell J., Estimating time of arrival in heavy weather conditions. *Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, Guidance, Navigation, and Control and Co-located Conferences*, <http://dx.doi.org/10.2514/6.1999-4232>.
- [11] Ramalingam G. and Repts T., On the computational complexity of dynamic graph problems. *Theoretical Computer Science*, 1996, 158:233-277.
- [12] Frigioni D., Marchetti-Spaccamela A. and Nanni U., Fully dynamic algorithms for maintaining shortest paths trees. *Journal of Algorithms*, 2000, 34:251-281.
- [13] Frigioni D., Marchetti-Spaccamela A. and Nanni U., Semidynamic algorithms for maintaining single-source shortest path trees. *Algorithm- mica*, 1998, 22:250-274.
- [14] Narvaez P., Siu K. and Tzeng H., New dynamic algorithms for shortest path tree computation. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2000, 8:734-746.
- [15] Ramalingam G. and Repts T., An incremental algorithm for a generalization of the shortest-path problem. *J. Algorithms*, 1996, 21:267-305.
- [16] Bauer R. and Wagner D., Batch dynamic single-source shortest-path algorithms: An experimental study. *Experimental Algorithms*, 2009, 51-62.
- [17] Taoka S., Takafuji D., Iguchi T. and Watanabe T., Performance comparison of algorithms for the dynamic shortest path problem. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communication and Computer Sciences*, 2007, 90.
- [18] 叶柳儿, 黄香香. 连续时间 Markov 决策过程的均值-方差优化问题. *中国科学: 数学*, 2014, 44 (8): 883-898.
- [19] 李俊平, 张利娜. 带有灾难和依赖状态控制的成批到达成批服务排队模型. *中国科学: 数学*, 2015, 45 (5): 527-538.
- [20] 黄维章, 张锁春, 雷光耀. 城市火灾蔓延的数学模型和计算机模拟. *计算物理*, 1993, 10 (1)
- [21] 马鑫, 黄全义, 刘全义. 基于物联网的建筑火灾动态监测方法. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2010, 52 (11).
- [22] Hu, X.B., Wang, M., M.S. Leeson, E.L. Hines, and E. Di Paolo, A Deterministic Agent-Based Path Optimization Method by Mimicking the Spreading of Ripples. *Evolutionary Computation*, 2016, 24:319-346.
- [23] Hu, X.B., Wang, M., D. Hu, M.S. Leeson, E.L. Hines, and E. Di Paolo, A Ripple-Spreading Algorithm for the k Shortest Paths Problem. 2012 the 3rd Global Congress on Intelligent Systems (GCIS 2012), Wuhan, China, 2012:202-208.
- [24] Hu, X.B., Sun, Q., Wang, M.S. Leeson, and Paolo E., A Ripple Spreading Algorithm to Calculate the k Best Solutions to the Project Time Management Problem. 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (IEEE SSCI 2013), 16-19 April 2013, Singapore.
- [25] 张凯荣, 宋长远, 陈钰祥. 近 50 年来海南岛台风记录及其灾害性评价. *安徽农业科学*, 2010, 38 (23): 12280-12882.