

Toán rời rạc và thuật toán

Framework tìm kiếm hiệu quả kết hợp meta-heuristic giải bài toán định tuyến xe với khung thời gian

Đại học Quốc gia Hà Nội Đại học Khoa học Tự nhiên Khoa Toán cơ tin

Giảng viên: PGS.TS. Nguyễn Thị Hồng Minh

Học viên: Nguyễn Mạnh Linh, Nguyễn Thị Đông, Triệu Hồng Thúy

Mục lục

lục

1	Giới	thiệu		 	 	 	 	1
Tài	liệu	tham	khảo	 	 	 	 	III

Tóm tắt

Bài toán định tuyến xe với khung thời gian là một vấn đề thách thức trong vận tải, cấu hình từ 100 khách hàng trở lên rất khó giải quyết. Có nhiều chiến thuật thú vị được đề xuất để xử lý vấn đề này một cách hiệu quả. Trong bài báo này, tác giả nghiên cứu 2 thuật toán meta-heuristics đã biết và cẩn thận kết hợp các cơ chế bộ nhớ ngắn hạn và dài hạn của cả 2 phương pháp để thu được kết quả tốt hơn. Phương pháp của tác giả được so sánh với các phương pháp tìm kiếm ban đầu và các phương pháp tìm kiếm kết hợp có liên quan trên tập kiểm thử Solomon. Quan trọng hơn, đề xuất tích hợp này của tác giả mở ra nhiều hướng nghiên cứu thú vị đáng để đầu tư.

Keywords: Vehicle Routing Problems, Meta-heuristics, Guided Local Search, Tabu Search, Search Hybrids.

Giới thiêu 1

1 Giới thiệu

Nhiều bài toán giao vận trong thực tế như giao hàng, dịch vụ vận chuyển... có thể được mô hình hóa bằng bài toán định tuyến xe (vehicle routing problems - VRP) [10]. VRP giải quyết vấn đề định tuyến một số xe với trọng tải giới hạn để phục vụ toàn bộ yêu cầu của khách hàng với chi phí nhỏ nhất, thường được đo bằng số xe nhân với tổng quãng đường di chuyển. Thường thì mỗi khách hàng có một khung thời gian khác nhau với thời điểm sớm nhất và muôn nhất ho có thể nhân hàng, điều này dẫn đến bài toán VRP với khung thời gian (time windows - VRP-TWs). Nói cách khác, xe phải đến chỗ khách hàng trong một khoảng thời gian nhất định trong bài toán VRP-TWs. Việc xe đến trước thời gian hen sớm nhất của khách hàng sẽ dẫn đến thời gian nhàn rỗi, ngược lại xe không được đến muôn hợn thời gian nhân hàng muôn nhất mà khách hàng yêu cầu. Hơn nữa, thời gian phục vụ thường tùy thuộc vào từng khách hàng. Một ví dụ thực tế cho VRP-TWs là dịch vụ giao báo, trong đó khách hàng thường sẽ nhận hàng vào một khung giờ (time windows) nhất định trong ngày. VRP-TWs đã được chứng minh là một bài toán NP-đầy đủ, yêu cầu thời gian mũ cho thuật toán tổng quát trong trường hợp xấu nhất. Trong thực tế, rất nhiều trường hợp của VRP-TWs với 100 khách hàng [1, 10] hoặc hơn [9] khó giải một cách tối ưu [1, 3, 6]. Trong 2 thập kỉ qua, VRP-TWs với bản chất thách thức và giá trị thực tiễn của nó đã liên tục được nghiên cứu và có nhiều thuật tóan mẹo cũng như thuật toán tìm kiếm [1, 3] để giải một cách hiệu quả với trí tuệ nhân tao [3], lâp trình ràng buộc [1] và nghiên cứu vân hành [3].

Trong số các phương pháp heuristics [1, 2] được đề xuất để giải bài toán định tuyến xe, có một vài đề xuất thú vi để khởi tao tìm kiếm trong khi một số khác tập trung vào việc thúc đẩy tìm kiếm từ một trang thái ban đầu một cách hiệu quả. Liên quan đến việc khởi tạo tìm kiếm, có 2 phương pháp hiệu quả đó là *push-forward insertion* heuristic (PFIH) [6] và virtual vehicle heuristic (VVH) [2]. Các phương pháp này được đề xuất để tạo ra các trạng thái khởi tạo khả thi để dẫn tới kết quả tốt hơn. PFIH là một phương pháp đơn giản nhưng hiệu quả để tính toán mọi tuyến đường bằng cách so sánh chi phí của việc chèn thêm một khách hàng mới vào lộ trình hiện tại so với việc bắt đầu một lộ trình mới trong mỗi bước lặp cho tới khi tất cả khách hàng được phục vụ. Tuy nhiên khi trọng tải của một xe bị vượt quá hoặc thời gian giao hàng phải kéo ra sau thời gian nhận hàng muộn nhất của khách hàng, ta phải bắt đầu một lộ trình mới. Rõ ràng, PFIH chỉ có thể nhanh chóng trả về nghiệm chấp nhận được mà không có sự đảm bảo nào về nghiệm tối ưu. Mặt khác, VVH hoat đông bằng cách sử dung các xe ảo với trong tải không giới han để lưu các đơt giao hàng mà hiện không được phục vụ bởi bất kì xe nào nhằm mục đích giao hàng tối ưu hơn kế hoach được tính toán. Nói cách khác, các xe ảo được sử dụng như một 2 Giới thiệu

bộ nhớ tạm mà không có vấn đề gì với các ràng buộc (ví dụ như thời gian hay tải trọng). Hơn thế nữa, để đảm bảo tất cả việc giao hàng cuối cùng sẽ được thực hiện bởi các xe thật, chi phí phát sinh cho một xe ảo cđể phục vụ khách hàng cao hơn rất nhiều so với chi phí phát sinh cho một xe thực. Trong báo cáo này, tác giả tập trung vào việc so sánh ảnh hưởng của các khởi tạo theo kinh nghiệm ở trên đối với tìm kiếm meta-heuristics mà nhóm quan tâm nghiên cứu. Phần 3 của báo cáo, tác giả sẽ bàn luận chi tiết hơn về việc khởi tạo trạng thái theo kinh nghiệm.

Sau khi các tuyến đường ban đầu cho VRPs được tạo ra, tác giả áp dụng nhiều phương pháp heuristic khả thi để cải thiện giải pháp hiện tại cho tới một kế hoạch giao hàng tốt hơn với chi phí vận hành thấp hơn. Tìm kiếm Tabu (Tabu search - TS) [1] là một meta-heuristic nổi tiếng được sử dụng cho những cải thiện này. TS cũng đã được áp dụng thành công để ghiair nhiều bài toán tối ưu tổ hợp khác [3]. Khi giải VRPs, với bất kì tuyến đường ban đầu nào, ta có nhiều cách di chuyển khả dĩ [1] như 2-opt operation (phương pháp thay thế 2 liên kết trong một tuyến đường với 2 liên kết khác để giảm chi phí vận hành và sinh ra tuyến đường mới). Tìm kiếm Tabu hoạt động bằng cách: trước tiên thực hiện tìm kiếm lân cận trên tất cả các di chuyển có thể.

Tài liệu tham khảo

- [1] Chen, Pin-Yu, et al. "Ead: elastic-net attacks to deep neural networks via adversarial examples." Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Vol. 32. No. 1. 2018.
- [2] Shao, Weijia, Fikret Sivrikaya, and Sahin Albayrak. "Optimistic Optimisation of Composite Objective with Exponentiated Update." (2022).
- [3] Beck, Amir, and Marc Teboulle. "A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems." SIAM journal on imaging sciences 2.1 (2009): 183-202.
- [4] Candès, Emmanuel J., and Michael B. Wakin. "An introduction to compressive sampling." IEEE signal processing magazine 25.2 (2008): 21-30.
- [5] Carlini, Nicholas, and David Wagner. "Adversarial examples are not easily detected: Bypassing ten detection methods." Proceedings of the 10th ACM workshop on artificial intelligence and security. 2017.
- [6] Carlini, Nicholas, and David Wagner. "Towards evaluating the robustness of neural networks." 2017 ieee symposium on security and privacy (sp). Ieee, 2017.
- [7] Dong, Yinpeng, et al. "Towards interpretable deep neural networks by leveraging adversarial examples." arXiv preprint arXiv:1708.05493 (2017).
- [8] Duchi, John, and Yoram Singer. "Efficient online and batch learning using forward backward splitting." The Journal of Machine Learning Research 10 (2009): 2899-2934.
- [9] Evtimov, Ivan, et al. "Robust physical-world attacks on machine learning models." arXiv preprint arXiv:1707.08945 2.3 (2017): 4.
- [10] Feinman, Reuben, et al. "Detecting adversarial samples from artifacts." arXiv preprint arXiv:1703.00410 (2017).
- [11] Fu, Haoying, et al. "Efficient minimization methods of mixed l2-l1 and l1-l1 norms for image restoration." SIAM Journal on Scientific computing 27.6 (2006): 1881-1902.
- [12] Goodfellow, Ian J., Jonathon Shlens, and Christian Szegedy. "Explaining and harnessing adversarial examples." arXiv preprint arXiv:1412.6572 (2014).

IV Tài liệu tham khảo

[13] Grosse, Kathrin, et al. "On the (statistical) detection of adversarial examples." arXiv preprint arXiv:1702.06280 (2017).

- [14] Hinton, Geoffrey, Oriol Vinyals, and Jeff Dean. "Distilling the knowledge in a neural network (2015)." arXiv preprint arXiv:1503.02531 2 (2015).
- [15] Kingma, Diederik P., and Jimmy Ba. "Adam: A method for stochastic optimization." arXiv preprint arXiv:1412.6980 (2014).
- [16] Koh, Pang Wei, and Percy Liang. "Understanding black-box predictions via influence functions." International conference on machine learning. PMLR, 2017.
- [17] Kurakin, Alexey, Ian J. Goodfellow, and Samy Bengio. "Adversarial examples in the physical world." Artificial intelligence safety and security. Chapman and Hall/CRC, 2018. 99-112.
- [18] Kurakin, Alexey, Ian Goodfellow, and Samy Bengio. "Adversarial machine learning at scale." arXiv preprint arXiv:1611.01236 (2016).
- [19] Liu, Yanpei, et al. "Delving into transferable adversarial examples and blackbox attacks." arXiv preprint arXiv:1611.02770 (2016).
- [20] Lu, J.; Issaranon, T.; and Forsyth, D. 2017. Safetynet: Detecting and rejecting adversarial examples robustly
- [21] Madry, Aleksander, et al. "Towards deep learning models resistant to adversarial attacks." arXiv preprint arXiv:1706.06083 (2017).
- [22] Moosavi-Dezfooli, Seyed-Mohsen, et al. "Universal adversarial perturbations." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.
- [23] Moosavi-Dezfooli, Seyed-Mohsen, Alhussein Fawzi, and Pascal Frossard. "Deepfool: a simple and accurate method to fool deep neural networks." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [24] Papernot, Nicolas, et al. "The limitations of deep learning in adversarial settings." 2016 IEEE European symposium on security and privacy (EuroS&P). IEEE, 2016.
- [25] Papernot, Nicolas, et al. "Distillation as a defense to adversarial perturbations against deep neural networks." 2016 IEEE symposium on security and privacy (SP). IEEE, 2016.

[26] Papernot, Nicolas, et al. "Practical black-box attacks against machine learning." Proceedings of the 2017 ACM on Asia conference on computer and communications security. 2017.

- [27] Parikh, Neal, and Stephen Boyd. "Proximal algorithms." Foundations and trends® in Optimization 1.3 (2014): 127-239.
- [28] Szegedy, Christian, et al. "Intriguing properties of neural networks." arXiv preprint arXiv:1312.6199 (2013).
- [29] Szegedy, Christian, et al. "Rethinking the inception architecture for computer vision." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [30] Tramèr, Florian, et al. "Ensemble adversarial training: Attacks and defenses." arXiv preprint arXiv:1705.07204 (2017).
- [31] Xu, Weilin, David Evans, and Yanjun Qi. "Feature squeezing: Detecting adversarial examples in deep neural networks." arXiv preprint arXiv:1704.01155 (2017).
- [32] Zantedeschi, Valentina, Maria-Irina Nicolae, and Ambrish Rawat. "Efficient defenses against adversarial attacks." Proceedings of the 10th ACM Workshop on Artificial Intelligence and Security. 2017.
- [33] Zheng, Stephan, et al. "Improving the robustness of deep neural networks via stability training." Proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [34] Zou, Hui, and Trevor Hastie. "Regularization and variable selection via the elastic net." Journal of the royal statistical society: series B (statistical methodology) 67.2 (2005): 301-320.