

基于在线评分的新能源汽车推荐排序方法

涂丹阳

芜湖学院管理学院, 安徽 芜湖

收稿日期: 2026年5月29日; 录用日期: 2026年6月12日; 发布日期: 2026年7月24日

摘要

针对当前新能源汽车推荐方法未充分考虑消费者购物心理、排序结果公平性不足的问题, 本文融合电商平台的评分数据, 引入前景理论计算消费者的心理损益值, 代入博弈交叉效率排序模型, 为平台提出一套新能源汽车推荐排序方法。选取汽车之家14款新能源汽车作为研究样本验证模型有效性, 结果表明: 本文方法相较于传统TOPSIS和均分排序结果, 能够同时兼顾客观产品性能与消费者主观心理损益偏好, 可为新能源汽车消费决策、平台高效推荐提供量化参考。

关键词

电商评分, 新能源汽车, 前景理论, 博弈交叉效率模型, 推荐排序

Online Rating-Based Recommendation and Ranking Method for New Energy Vehicles

Danyang Tu

School of Management, Wuhu University, Wuhu Anhui

Received: May 29, 2026; accepted: June 12, 2026; published: July 24, 2026

Abstract

To address the limitations of existing new energy vehicle (NEV) recommendation methods, including insufficient consideration of consumers' purchasing psychology and inadequate fairness of ranking results, this paper integrates rating data from e-commerce platforms, adopts Prospect Theory to calculate consumers' psychological gain and loss values, and incorporates the calculation results into the Game Cross Efficiency Ranking Model, to propose a systematic NEV recommendation and ranking method for e-commerce platforms. 14 NEV models from Autohome are selected as research samples to verify the effectiveness of the proposed model. The results show that compared with the traditional TOPSIS method and equal-weighted average ranking method, the method proposed in

this paper can simultaneously take both objective product performance and consumers' subjective psychological gain and loss preferences into account, which can provide quantitative references for NEV consumption decision-making and efficient recommendation operation of e-commerce platforms.

Keywords

E-Commerce Rating, New Energy Vehicles, Prospect Theory, Game Cross Efficiency Model, Recommendation and Ranking

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在全球汽车产业向电动化、智能化加速转型的浪潮过程中,我国 2025 年新注册登记新能源汽车已到达 1293 万辆,占新注册登记汽车数量的 49.38%,与 2024 年相比增加 168 万辆,增长 14.93%^[1]。然而,随着技术迭代速度加快、入局品牌日益增多,截至 2026 年 4 月,汽车之家平台在售数据显示,仅纯电动汽车市场在售车型就已经超过 600 款¹,消费者在购车决策时面临的信息不对称问题愈发突出:琳琅满目的车型参数、差异化的场景适配能力、参差不齐的用户体验,都让选车过程变得复杂而低效。不同于传统燃油车以发动机、变速箱等硬件作为核心评判标准,新能源汽车的用户体验更依赖三电系统可靠性、智能交互实用性、补能便利性、全生命周期使用成本等多维度的综合表现,而这些信息往往无法通过厂商官方宣传获得全面、客观的呈现。在此背景下,汽车之家、太平洋汽车等电商平台上真实用户反馈的在线评价,正成为消费者购车决策的核心参考依据。平台评价体系通常以评分和评论相结合,由于评论作为文本数据的处理成本较高,推荐排序通常采用各属性评分的均值。虽然排序结果清晰,但在面对不太均衡的车型时,容易掩盖关键短板——例如某款车智能座舱评分高达 4.8 分,但补能便利性仅 3.2 分,均值却仍达 4.0 分,误导消费者对真实体验的判断。行为经济学中的前景理论为理解消费者购车决策过程提供了重要视角,人们在面对收益时倾向于风险规避,面对损失时则倾向于风险偏好,且同等量级的损失带来的痛苦远大于收益带来的愉悦。这一理论在新能源汽车消费中体现得尤为明显,消费者对“续航虚标”“电池衰减”“充电不便”等潜在损失的敏感度,远高于对“加速性能”“智能座舱”等额外收益的感知。如何将这种感知差异转化为购买过程中消费者的心理损益值,并将其量化后进行客观的排序,成为电商平台为消费者提供新能源汽车排序新视角的关键问题。

2. 文献综述

当前围绕电商平台在线评论挖掘的汽车排序研究已形成多维度技术成果:张巧和耿秀丽^[2]围绕在线评论中数据融合的语义冲突与可信度校准问题,提出了“冲突消解-数据驱动-风险适配”的一体化决策支持框架,为信息融合与消费者决策优化提供了新的方法支撑。徐畅等^[3]基于消费者属性期望、柔性决策和补偿原则理论,明确属性期望与期望强度融合方法以及产品属性补偿规则,提出考虑期望强度和属性补偿关系的新能源汽车在线筛选方法。盛志远等^[4]通过对新能源汽车在线评论数据进行分析,利用 Kano-IPA 模型探究新能源汽车用户需求的多层次因素,及其在产品开发过程中的优先级排序方法。李宛

¹https://www.autohome.com.cn/price/ev/fueltypedetail_4

哲和李英[5]基于文本型、数值型和极性评论数据,提出一种考虑个体评价标准差异的汽车产品排序方法。总体来看,现有研究充分利用了电商平台上的各类在线评论,并对其进行深度情感挖掘,但在模型构建时忽视了消费者的购买决策心理。即使部分文献参考了消费者期望属性,但是并没有考虑到消费者期望未达成时的消减作用,导致对新能源汽车进行的属性评价测量结果并不贴合消费者实际心理。另外,一些文献在对最终排序进行构建时选择了专家或消费者赋权制,赋权量化难度较大,合理性难以衡量,容易导致推荐顺序差异较大。

为此,本文提出一种基于电商平台在线评分,结合前景理论和博弈交叉效率排序模型,面向新能源汽车选购场景的多属性推荐排序模型:本模型选取待排序新能源汽车在汽车平台的多属性在线评分,利用前景理论计算属性前景值作为消费者衡量新能源汽车的属性损益程度,随后代入博弈交叉效率模型中计算总体相对满意效率,并根据相对满意效率进行排序。弥补传统推荐方法排序结果易受极端值影响、忽视时代发展局限性和偏离消费者购物决策心理等不足,为消费者购车决策、平台高效推荐提供科学的量化工具。

本文的创新点在于:首先,引入前景理论处理消费者在购车后的属性损益值,更贴合消费者的实际购物心理;其次,利用博弈交叉效率模型计算相对满意效率进行排序,其相对性符合购物时的决策对比,并且权重计算更加客观公平;最后,基于汽车之家市场数据验证模型有效性,具备一定的实践应用价值。

3. 实证分析

本文提出一种基于在线评分、结合前景理论与博弈交叉效率的排序模型:首先爬取新能源汽车在汽车之家网站上的属性评分,然后使用前景理论计算属性前景值模拟消费者购买过程中在该属性上的可能损益,最后将属性前景值作为产出代入博弈交叉效率模型中计算相对满意效率,按照相对满意效率对新能源汽车进行排序。为验证方法有效性,基于汽车之家平台,假设消费者的购物需求为1台价格在15~20万的紧凑型SUV纯电动汽车。考虑到评价人数过少会带来总体评价误差,将参与评价人数低于50人的车系排除。另外剔除国内市场已经停产的车系,最终选取表1中的14个车系作为决策排序范围,展示模型的排序过程和有效性。

3.1. 属性选取

当前主流汽车垂直服务平台普遍建立了多维度产品性能评价体系,对在售车型的核心性能指标进行量化赋值。消费者在平台开展产品信息搜寻活动时,首先接触到的信息集合包含两类内容:一是结构化的多维度属性量化得分,二是非结构化的用户生成在线评论文本。基于消费者行为领域的锚定-调整决策框架与双路径信息加工逻辑,消费者对上述两类信息进行认知处理的过程具备典型的层级特征:首先会将易解读的结构化在线评分作为初始决策锚点,形成对产品的先验认知框架,后续通过对非结构化文本评论的语义解读,对初始锚定的属性感知值进行动态修正。但该修正过程存在显著的个体异质性,调整幅度受消费者个体决策风格、核心属性关注度、风险偏好等多维度因素的共同调节,不存在统一的修正系数。为此,本文采纳汽车之家已有属性 C_r ($r=1,2,3,4$) (空间、驾驶感受、续航、外观、内饰、性价比、智能化)作为评价指标,只选择对消费者购物决策产生最直接影响的在线评分 e_r 作为研究数据,给出排序结果,相关评分信息如表1所示。各属性均值中“智能化”的分值最低,是由技术发展的时代局限性造成的,此时如果将其和发展稳定的“外观”进行同一维度比较,容易造成实际心理损益值误差。因此,引入前景理论对属性评分进行修正。

Table 1. Attribute-Specific ratings for to-be-ranked vehicle series**表 1.** 待排序车系各属性评分

序号	车系	空间 C1	驾驶感受 C2	续航 C3	外观 C4	内饰 C5	性价比 C6	智能化 C7	总分	评价人数
1	ID.4 CROZZ	4.85	4.85	4.12	4.85	4.61	4.85	4.27	4.63	875
2	MG ES5	4.52	4.91	4.65	4.79	4.68	4.8	3.87	4.6	101
3	起亚 EV5	4.43	4.65	4.73	4.78	4.17	4.67	4.68	4.59	86
4	铂智 3X	4.93	4.55	4.05	4.65	4.51	4.8	4.47	4.57	520
5	AION V	4.79	4.62	4.42	4.66	4.46	4.71	4.21	4.55	787
6	吉利几何 M6	4.49	4.55	4.8	4.55	4.49	4.25	4.64	4.54	69
7	钛 3	4.35	4.7	4.32	4.68	4.53	4.67	4.5	4.54	867
8	睿蓝 7	4.7	4.58	4.39	4.96	4.08	4.68	3.97	4.48	67
9	银河 E5	4.61	4.41	4.48	4.56	4.53	4.56	4.02	4.45	1152
10	东风风神 L7	4.39	4.68	4.61	4.62	3.97	4.73	4.11	4.44	71
11	极氪 X	4.35	4.60	4.25	4.73	4.54	4.44	4.18	4.44	160
12	iCAR 超级 V23	4.67	4.43	3.92	4.75	4.50	4.39	4.17	4.40	376
13	宝骏云海	3.83	4.11	3.56	4.56	3.83	4.11	3.83	3.98	172
14	风行雷霆	3.79	3.50	4.36	4.36	4.23	3.79	3.50	3.93	70
	均值	4.4786	4.5100	4.3329	4.6786	4.3664	4.5321	4.1729	4.4386	
	方差	0.3376	0.3492	0.3382	0.1493	0.2613	0.3055	0.3296	0.2163	

3.2. 前景价值理论

20 世纪 70 年代, Kahneman 和 Tversky [6]提出了前景价值理论, 强调决策过程中应融入心理考量, 以全面评估选择的价值。将该理论引入消费者决策过程, 通过设置一个“参照点”, 将待决策商品与该参照点进行比较并计算前景值, 模拟在“有限理性”前提下, 消费者做出不同决策后面临实际决策收益或损失所产生的主观价值感受, 反映其心理感受与决策效用的关系。而前景值主要由参照点和价值函数决定[7]。

(1) 参照点: 参照点清晰揭示了理想预期与实际决策结果之间的偏差。当决策结果超越此参照点时, 引发正面收益感知; 当决策结果未及参照点时, 诱发负面损失心态。

(2) 价值函数: 公式(1), 价值函数是决策者根据实际决策结果(收益或损失)所形成的主观价值评估, 深刻映射了预期目标与实际结果之间的内在联系。

$$v_{rj} = \begin{cases} (e_{rj} - e_r^*)^\alpha, & e_{rj} \geq e_r^* \\ -\lambda(e_r^* - e_{rj})^\beta, & e_{rj} \leq e_r^* \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)中, 参数 α 与 β 为决策风险偏好系数, 且 $0 < \alpha, \beta < 1$ 。参数 λ 反映决策者对于风险的主观厌恶程度, 参数越大, 则决策者对于损失就越敏感, 遵循 Kahneman 和 Tversky 的研究结果, 选取 $\lambda = 2.25$, $\alpha = \beta = 0.88$ [6]。本文从消费者对于新能源汽车的多属性期望入手, 选择将各属性均值作为属性参照点 e_r^* , 将表 1 数据带入公式(1)中计算得待排序新能源汽车各属性前景值 v_{rj} ($j = 1, 2, \dots, 14$)如表 2 所示。

Table 2. Attribute-Wise prospect values (to-be-ranked vehicle lines)
表 2. 待排序车系各属性前景值

序号	空间 C1	驾驶感受 C2	续航 C3	外观 C4	内饰 C5	性价比 C6	智能化 C7
1	0.4183	0.3870	-0.5766	0.2118	0.2886	0.3647	0.1285
2	0.0607	0.4465	0.3640	0.1450	0.3604	0.3137	-0.7865
3	-0.1571	0.1773	0.4437	0.1335	-0.5373	0.1749	0.5502
4	0.4966	0.0589	-0.7406	-0.0985	0.1812	0.3137	0.3437
5	0.3582	0.1434	0.1168	-0.0674	0.1243	0.2188	0.0551
6	0.0195	0.0589	0.5118	-0.3700	0.1588	-0.7389	0.5118
7	-0.3700	0.2319	-0.0488	0.0031	0.2033	0.1749	0.3741
8	0.2653	0.0963	0.0806	0.3277	-0.7488	0.1860	-0.5527
9	0.1677	-0.2966	0.1852	-0.3446	0.2033	0.0428	-0.4309
10	-0.2666	0.2103	0.3233	-0.1852	-0.9967	0.2403	-0.1971
11	-0.3700	0.1202	-0.2514	0.0734	0.2142	-0.2760	0.0129
12	0.2334	-0.2437	-1.0330	0.0980	0.1701	-0.4042	-0.0130
13	-1.5371	-1.0046	-1.7935	-0.3446	-1.3006	-1.0534	-0.8772
14	-1.6202	-2.2698	0.0418	-0.8223	-0.3899	-1.7307	-1.5876
参照点 e_r^*	4.4786	4.5100	4.3329	4.6786	4.3664	4.5321	4.1729

3.3. 博弈交叉效率模型

数据包络分析作为一种多投入多产出的评价方法,可以使商品选择对自己最有利的权重计算效率值进行排序,自 1978 年被提出后,就被应用到各行业中。Sexton 等[8]在传统 CCR 模型基础之上,提出交叉效率评估(Cross-efficiency evaluation, CREE)模型,与传统模型的自评机制不同,交叉效率模型结合了自评和他评机制,因此不仅可以对所有的决策单元(Decision Making Units, DMU)进行充分排序,还可以营造一个公平的评估氛围。然而,由于自评时 DMU 可以获得多组最优权重系数,使得该 DMU 对其他 DMUs 的他评效率不唯一。Liang 等[9]提出博弈交叉效率模型,在自评效率不低于前一次交叉效率的前提下,放松对其他 DMUs 的评价,以在博弈关系中交换获得自身更高的交叉效率值,可以在保证公平的前提下,获得唯一商品购买决策排序结果。

本次待排序车系价格在 15~20 万,属于同一档次车系,此时消费者在价格上处于失敏状态,会更加在意汽车的相关属性性能。因此本文将投入 $x_j (j=1,2,\dots,14)$ 全部置为 1。然而,博弈交叉效率模型只能处理非负数,因此我们先对表 2 进行无量纲处理,通过公式(2)将各属性前景值转化为[0.1, 1]之间的正数。

$$y_{rj} = 0.1 + 0.9 * \frac{v_{rj} - \min_j(v_{rj})}{\max_j(v_{rj}) - \min_j(v_{rj})} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \max \quad & E_{dj}^z = \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rj} \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rb} - \omega_j^d x_b \leq 0, \quad b=1,2,\dots,14 \\ \omega_j^d x_j = 1 \\ E_d^{(z-1)} \omega_j^d x_d - \sum_{r=1}^s \mu_{rj}^d y_{rd} \leq 0 \\ \omega_j^d, \mu_{rj}^d \geq 0, \quad r=1,2,3,4; j=1,2,\dots,14 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

$$E_j^z = \frac{1}{14} \sum_{d=1}^{14} E_{dj}^{z*}, j=1,2,\dots,14 \quad (4)$$

当所有 DMUs 经过 z 次相互博弈后, 可以得到一个博弈交叉效率矩阵, 根据公式(3)可得第 z 次的平均博弈交叉效率值。当所有 DMUs 满足 $|E_j^z - E_j^{(z-1)}| \leq \varepsilon$ (ε 为一极小常数, 本文令 $\varepsilon=10^{-6}$ [9])时, 博弈达到均衡, E_j^z 为 DMU j 的最终平均博弈交叉效率值, 即本文所求的相对满意效率, 依据 E_j^z 即可进行推荐排序。将表 3 数据代入公式(3)和(4)后, 相对满意效率和排序结果如表 4 所示。

Table 3. Dimensionless processing of attribute-wise prospect values (to-be-ranked vehicle lines)

表 3. 待排序车系各属性前景值无量纲处理

DMU	空间 C1	驾驶感受 C2	续航 C3	外观 C4	内饰 C5	性价比 C6	智能化 C7
1	0.9667	0.9803	0.5751	0.9093	0.9611	1.0000	0.8225
2	0.8147	1.0000	0.9423	0.8570	1.0000	0.9781	0.4373
3	0.7221	0.9108	0.9734	0.8480	0.5136	0.9185	1.0000
4	1.0000	0.8716	0.5111	0.6665	0.9029	0.9781	0.9131
5	0.9412	0.8996	0.8458	0.6908	0.8721	0.9373	0.7916
6	0.7972	0.8716	1.0000	0.4539	0.8908	0.5260	0.9838
7	0.6315	0.9289	0.7811	0.7460	0.9149	0.9185	0.9259
8	0.9017	0.8840	0.8316	1.0000	0.3990	0.9232	0.5357
9	0.8601	0.7538	0.8725	0.4739	0.9149	0.8617	0.5870
10	0.6755	0.9217	0.9264	0.5986	0.2647	0.9466	0.6854
11	0.6315	0.8919	0.7021	0.8010	0.9208	0.7248	0.7738
12	0.8881	0.7713	0.3969	0.8203	0.8969	0.6697	0.7629
13	0.1353	0.5192	0.1000	0.4739	0.1000	0.3909	0.3991
14	0.1000	0.1000	0.8165	0.1000	0.5935	0.1000	0.1000

Table 4. Relative satisfactory efficiency & final ranking results

表 4. 待排序车系相对满意效率及推荐排序结果

序号	相对满意效率	排序	TOPSIS 值	排序	评分均值	排序
1	0.9890	7	0.7485	1	4.6286	1
2	0.9996	3	0.7194	4	4.6029	2
3	1.0000	1	0.7456	2	4.5871	3
4	0.9930	5	0.7095	6	4.5657	4
5	0.9928	6	0.7352	3	4.5529	5
6	0.9953	4	0.7057	7	4.5386	6
7	1.0000	1	0.7109	5	4.5357	7
8	0.9839	8	0.6473	8	4.4800	8
9	0.9593	9	0.6426	9	4.4529	9
10	0.9498	11	0.6390	10	4.4443	10
11	0.9540	10	0.6291	11	4.4414	11
12	0.9112	12	0.5834	12	4.4043	12
13	0.6335	13	0.0697	14	3.9757	13
14	0.4548	14	0.0789	13	3.9329	14

3.4. 排序结果与对比分析

为比较模型优势,采用传统 TOPSIS 模型和各属性评分均值对 14 款车型进行排序,与本文模型进行对比,如表 4 所示。

从排序结果可以看出:其一,本文所构建的满意效率排序模型与消费者实际购车决策逻辑具备更高拟合度,可实现显性属性短板的前置规避。传统均值加权排序法与 TOPSIS 排序法均遵循“得分越高表现越优”的核心逻辑,易出现属性发展不均衡车型排名靠前的偏差:以 ID.4 CROZZ 车型为例,其在传统均值加权排序与 TOPSIS 排序中均位列第一,但在满意效率排序中仅位列第 7,表明该车型至少存在某一维度未达到预设满意阈值,具体表现为续航性能未达用户预期的显性缺陷。而满意效率排序机制将全维度满足用户最低要求的车型前置排列,完全规避了筛选出存在显性短板车型的决策风险,与普通消费者购车时遵循的“基础阈值过滤-偏好匹配筛选”两步决策路径高度契合。其二,对满足基础阈值的车型具备更合理的区分度,可避免无意义的性能排序内卷。在满意效率排序结果中,起亚 EV5 与吉利几何 M6 均获得满分,处于并列第一的位次,表明两款车型均完全满足所有评价维度的最低阈值要求,无显性属性短板。该排序逻辑未对全部满足阈值要求的车型进行强制序次划分,消费者可结合自身个性化偏好进行选择,无需受单一排序结果的约束,相较于传统均值加权法与 TOPSIS 法的强制排序机制具备更高的决策适配性。其三,对未达阈值的车型具备更显著的警示效应。排序末位的 iCAR 超级 V23 与宝骏云海两款车型,满意效率得分仅为 0.63 与 0.45,二者得分差距显著高于传统均值加权法与 TOPSIS 法的得分差,表明满意效率排序机制可显著提升未达标属性维度的权重占比,将存在显性性能缺陷的车型自动划分至排序末位,无需消费者进行额外的人工筛选,可作为购车决策的前置初筛工具,实现低适配度车型的快速过滤。

4. 结语

本文提出了一套基于在线评分、前景理论与博弈交叉效率模型的新能源汽车推荐排序方法,实证结果表明:首先,前景理论能够修正传统理性假设下在各属性上的得失心理偏差,更贴合消费者购车决策的非理性特征;其次,博弈交叉效率模型有效解决了传统排序方法的公平性问题,避免优势车型被高估。对消费者而言,可参考本文的排序方法,结合自身偏好调整属性参照点,得到个性化的车型推荐结果;对汽车平台而言,可采用本文模型优化现有排序体系,提升用户决策效率。

本文的研究局限在于仅选取了 14 款新能源汽车作为样本,未来可扩展样本覆盖更多细分市场车型;另外本文仅探讨了将评分均值作为参考点的普适排序情况,对于汽车平台而言,未来可根据用户的历史浏览行为动态生成个性化的参照点,从而使推荐结果从普适排序向个性化推荐演进。

基金项目

芜湖学院校级科研项目(WYKY-202524);安徽省高等学校质量工程教学研究重点项目(2023jyxm0958);安徽省高等学校质量工程(2024zygzts173)。

参考文献

- [1] 中国经济网. 2025 年新注册登记新能源汽车 1293 万辆[EB/OL]. 2026-01-27. http://www.ce.cn/xwzx/gnsz/gdxw/202601/t20260127_2731560.shtml, 2026-04-07.
- [2] 张巧, 耿秀丽. 基于在线评论数据融合的产品排序研究[J/OL]. 智能计算机与应用, 1-9. <https://doi.org/10.20169/j.issn.2095-2163.25062501>, 2026-04-07.
- [3] 徐畅, 赵萌, 孟鑫宇, 等. 考虑期望强度与属性补偿关系的新能源汽车在线推荐方法[J]. 管理学报, 2024, 21(7): 1056-1066.

-
- [4] 盛志远, 沈超, 董丰, 等. 基于 Kano-IPA 模型的新能源汽车产品需求优先级排序方法[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版), 2024, 42(9): 61-65.
 - [5] 李宛哲, 李英. 考虑在线评论中个体标准差异的汽车产品排序方法[J]. 系统工程, 2021, 39(3): 143-152.
 - [6] Kahneman, D. and Tversky, A. (1979) Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, **47**, 263-292. <https://doi.org/10.2307/1914185>
 - [7] 姜雨茹, 叶国菊, 刘尉. 基于前景理论的犹豫模糊 TOPSIS 多属性决策方法[J]. 数学的实践与认识, 2026, 56(2): 42-55.
 - [8] Sexton, T.R., Silkman, R.H. and Hogan, A.J. (1986) Data Envelopment Analysis: Critique and Extensions. *New Directions for Program Evaluation*, **32**, 73-105. <https://doi.org/10.1002/cv.1441>
 - [9] Liang, L., Wu, J., Cook, W.D. and Zhu, J. (2008) The DEA Game Cross-Efficiency Model and Its Nash Equilibrium. *Operations Research*, **56**, 1278-1288. <https://doi.org/10.1287/opre.1070.0487>