同济大学交通运输工程学院
COLLEGE OF TRANSPORTATION ENGINEERING
TONGJI UNIVERSITY

基于文本挖掘的高铁列车晚点影响因素分析

指导老师：邢莹莹

答 辩 人：赵冠华

第一节 研究背景与意义
第二节 研究思路与方法
第三节 研究成果与分析
第四节 研究结论与展望
第五节 参考文献与致谢

第一节 研究背景与意义

1.1 研究背景

1.2 研究问题

1.3 研究意义

1.1 研究背景

高铁VS航空

工具	日运输量（人次）	日运输量占比	票价（元）	速度
铁路	90628	99.18%	98元（火车）；高铁二等、一等、商务舱票价分别为314元、504元、995元	8~10小时（火车）；2小时40分钟（高铁）
航空	745	0.82%	票价不定：远期：240元，270元，290元；近期：880元，950元，1280元	1小时20分钟

表1.1 广州-长沙路段高铁、航空日运营情况对比表（20190812）

时速差距小
准点率高
→ 选择高铁出行

高铁列车晚点

乘客
被困车厢

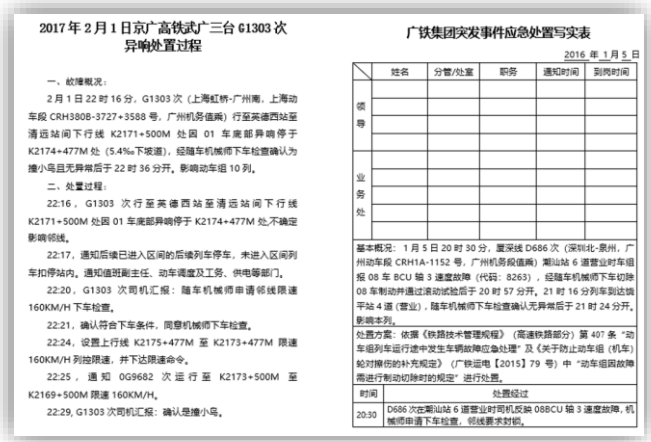
车站
客流滞留

铁路网
晚点传播

信任度下降 | 负面社会影响 | 造成经济损失

降低高铁晚点率
是提高高铁服务水平的关键

1.2 研究问题



2017 年 2 月 1 日京广高铁武广三台 G1303 次异响处置过程

一、故障概况：

2 月 1 日 22 时 16 分，G1303 次（上海虹桥-广州南，上海动车段 CRH380B-3727+3588 号，广州机务值乘）行至英德西站至清远站间下行线 K2171+500M 处因 01 车庚部异响停于 K2174+477M 处（5.4‰下坡道），经随车机械师下车检查确认为撞小鸟且无异常后于 22 时 36 分开。影响动车组 10 列。

二、处置过程：

22:16，G1303 次行至英德西站至清远站间下行线 K2171+500M 处因 01 车庚部异响停于 K2174+477M 处不确定影响邻线。

22:17，通知后续已进入区间的后续列车停车，未进入区间列车扣停站内。通知值班副主任、动车调度及工务、供电等部门。

22:20，G1303 次司机汇报：随车机械师申请邻线限速 160KM/H 下车检查。

22:21，确认符合下车条件，同意机械师下车检查。

22:24，设置上行线 K2175+477M 至 K2173+477M 限速 160KM/H 列控限速，并下达限速命令。

22:25，通知 0G9682 次运行至 K2173+500M 至 K2169+500M 限速 160KM/H。

22:29, G1303 次司机汇报：确认是撞小鸟。

广铁集团突发事件应急处置写实表

2016 年 1 月 5 日

	姓名	分管/处室	职务	通知时间	到岗时间
领导					
业务处					

基本概况：1 月 5 日 20 时 30 分，复深线 D686 次（深圳北-景州，广州动车段 CRH1A-1152 号，广州机务段值乘）潮汕站 6 道营业时车组报 08 车 8CU 轴 3 速度故障（代码：8263），经随车机械师下车切除 08 车制动并通过滚动试验后于 20 时 57 分开。21 时 16 分列车到达饶平站 4 道（营业），随车机械师下车检查确认无异常后于 21 时 24 分开。影响本列。

处置方案：依据《铁路技术管理规程》（高速铁路部分）第 407 条“动车组列车运行途中发生车辆故障应急处理”及《关于防止动车组（机车）轮对擦伤的补充规定》（广铁运电【2015】79 号）中“动车组因故障需进行制动切除时的规定”进行处置。

时间	处置经过
20:30	D686 次在潮汕站 6 道营业时司机反映 08BCU 轴 3 速度故障，机械师申请下车检查，邻线要求封锁。

2016-2019年3月广铁集团

高铁故障记录数据以**自然语言**的形式记录

不规范性 随意性

- 采用文本挖掘进行晚点词项的语义级特征提取
- 利用模糊事故树探明晚点影响因素
- 提出降低高铁晚点率的有效措施

1.3 研究意义

✓ **提出基于先验LDA模型的晚点语义级特征提取**

克服文本挖掘过程中的盲目性，

为故障特征与列车晚点之间联系的探究提供新的方案

✓ **基于模糊事故树分析晚点影响因素**

充实高铁晚点问题的研究内容，丰富其具体实践

- **决策者 ——客观、公正的信息**
- **铁路局 ——利于宏观把控**
- **乘客 ——满意度、服务水平**

第二节 研究思路和方法

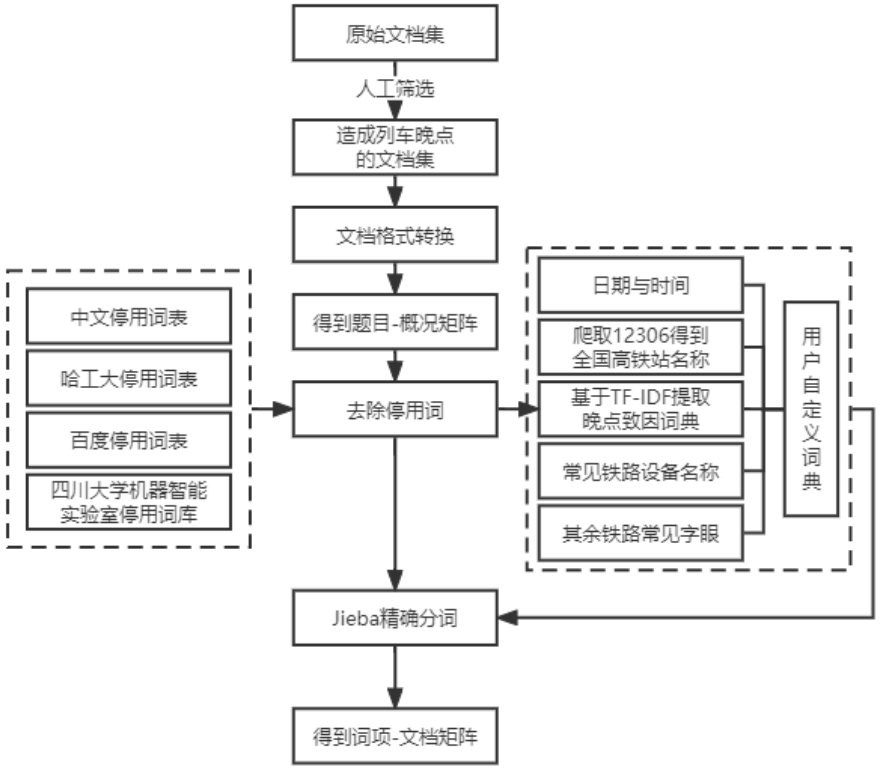
2.1 基于先验LDA的高铁列车晚点影响因素特征提取

2.2 基于模糊事故树的高铁晚点影响因素分析

2.3 技术路线

2.1 基于先验LDA的高铁列车晚点影响因素特征提取

2.1.1 数据集预处理



原始文档集 —> 词项-文档矩阵

- 目的：方便下一步的特征提取
- 分词：JIEBA分词**精确模式**

基于概率语言模型，生成句中所有可能词情况的有向无环图，动态规划查找最大概率路径。

- 词频-逆文档频率方法：

①用户自定义词典； ②晚点致因词典（10类）

2.1.2 基于相关性的先验知识提取

“词项特征w与**晚点致因模式c**” M → Γ “词项特征w与**潜在主题特征z**的相关性”

$$\chi^2(w,c_i) = N * \frac{[P(w,c_i)P(w',c_i') - P(w',c_i)P(w,c_i')]^2}{P(w)P(w')P(c_i)P(c_i')} \quad (1)$$

$$\bar{T}(w_i,c_j) = \frac{T(i,j)^2}{\sum_{i=1}^{n} T(i,j) * \sum_{j=1}^{m} T(i,j)} \quad (2)$$

卡方值量化相关性

- **假设：** w与c为一维自由度卡方分布
- **计算：** 式(1)
- **结果：** 获得w与c的相关性矩阵M

相关性矩阵初始化

- **目的：** 方便对比
- **计算：** 式(2)
- **结果：** 获得w与c初始化后的相关性矩阵T

聚类判断相关性强度

- **方法：** K-Means，并降序排列
- **分类：**
  强关联 —— 0,1,2
  复杂关联—— 3~8
  弱关联——9,10,11

相关性数值转换

- **方法：** 预分配10*10个潜在主题特征z
- **Γ值：**
  强关联 —— 2
  复杂——$(\theta_i - t)/t'$
  弱关联 —— 10^{-12}

2.1.3 先验知识与LDA模型的整合

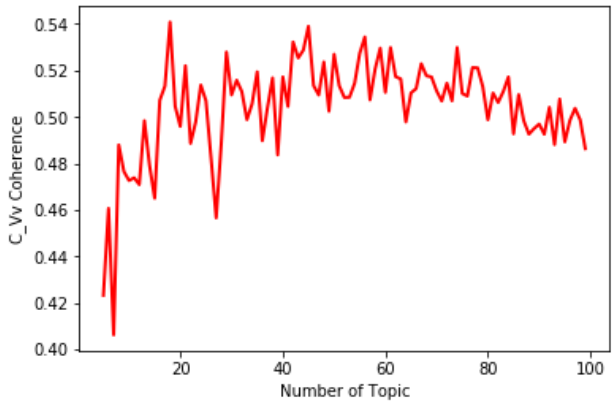
最优主题个数

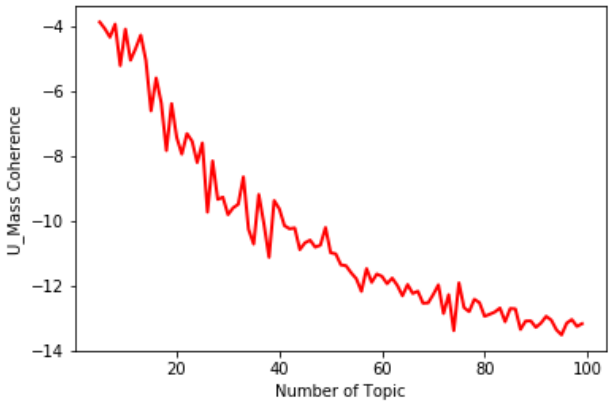
方法：主题连贯性

U_mass 最低点

C_v 最高点

最优个数为74





主题更新公式

Γ值	P(w,z)
2	加大
10^{-12}	减小
其它值	修改

φ代表主题的词语分布，Θ代表主题的多项式分布，α、β为超参数

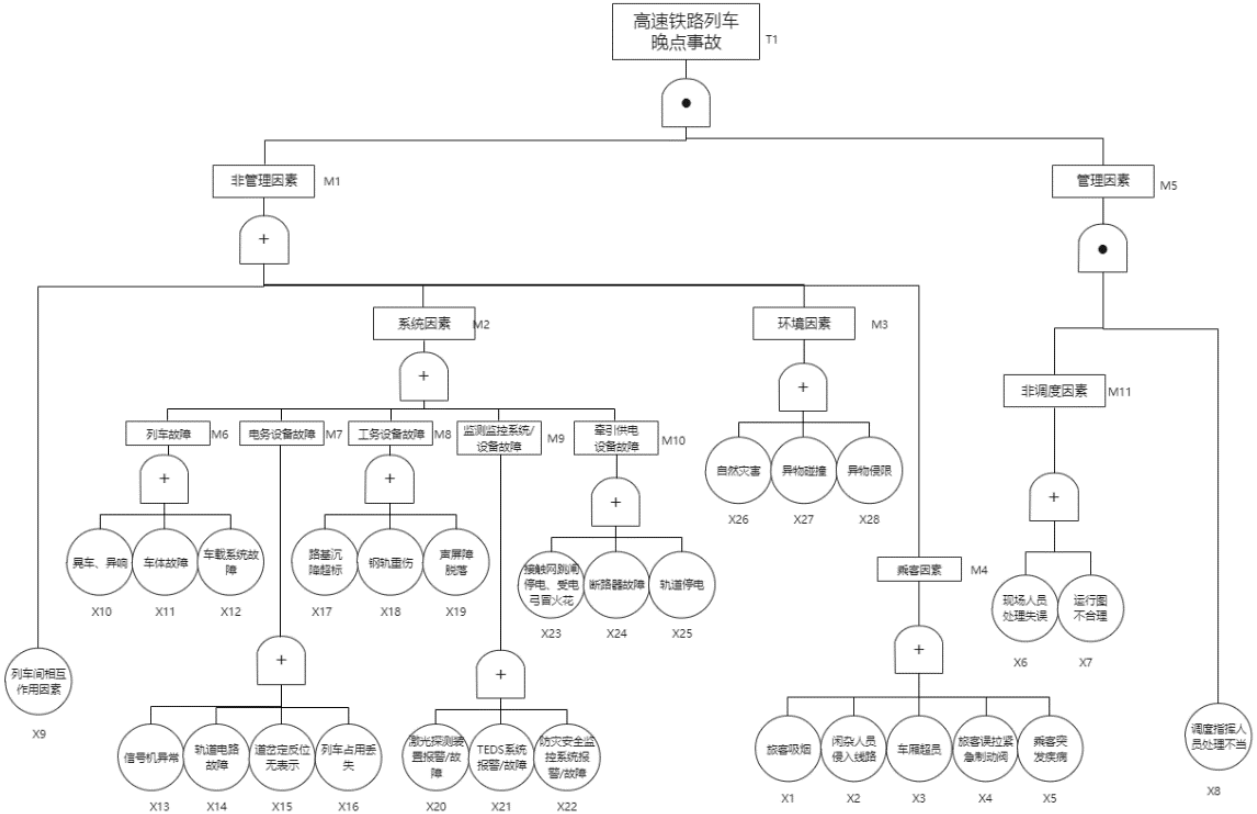
$$P(z_i = j \mid z_{-i}, w, \alpha, \beta) = \left(\frac{n_{-i,j}^{w_i} + \beta}{\sum_w^W n_{-i,j}^{w_i} + W\beta}\right)\left(\frac{n_{-i,j}^{d_i} + \alpha}{\sum_j^T n_{-i,j}^{d_i} + T\alpha}\right) * \Gamma(\mathrm{w_i}, \mathrm{z_j})$$

$$P(z_i = j \mid z_{-i}, w, \alpha, \beta) = \varphi'\left(\frac{n_{-i,j}^{d_i} + \alpha}{\sum_j^T n_{-i,j}^{d_i} + T\alpha}\right) \quad \varphi' = \frac{\left(1 + \Gamma(\mathrm{w_i}, \mathrm{z_j})\right) n_{-i,j}^{d_i} + \alpha}{\sum_j^T \left(1 + \Gamma(\mathrm{w_i}, \mathrm{z_j})\right) n_{-i,j}^{d_i} + T\alpha}$$

得到高铁列车晚点致因主题-词分布，利于理解相互关系，利于事故树建立与进一步分析。

2.2 基于模糊事故树的高铁晚点影响因素分析

2.2.1 模糊事故树构建：顶上事件——高铁晚点



确定基本事件

- 共28个基本事件
- 共11个中间事件

三角模糊处理

- 可统计基本事件：

m = P，α=0.95m，β=1.05m

- 不可统计基本事件：

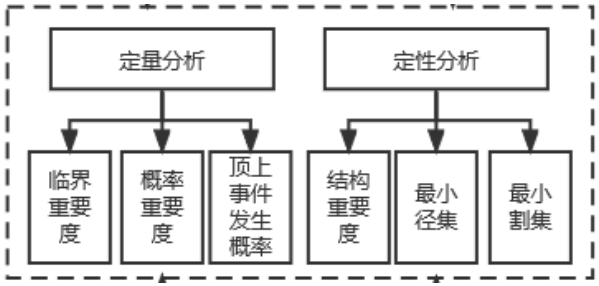
采用专家评价3σ表征法

m=AVE，α=m-3σ，β=m+3σ

降低数据误差

2.2.2 定性与定量分析

- 弄清系统内顶事件发生的可能性
- 了解高铁晚点的**形成途径**与**控制途径**
- 认识各基本事件在**结构上**对顶上事件的影响程度



定性分析

最小割集： 布尔代数法

- 导致顶事件**发生**的基本事件的集合
- 表明系统**危险性**
- 方便掌握事故发生规律

最小径集： 对偶树法

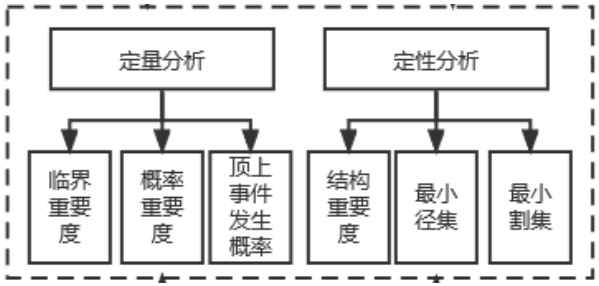
- 导致顶事件**不发生**的基本事件的集合
- 表明系统**安全性**
- 确定最经济有效的控制事故发生的方案

结构重要度I： $I(i)=\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{n}\frac{1}{n_j}(j\in k_j)$

- 各基本事件在**结构上**对顶上事件的影响程度
- 仅仅通过事故树**结构**，不考虑发生概率

2.2.2 定性与定量分析

- 估算系统可靠性，验证模型适用性
- 得到降低晚点率的有效措施
- 得到治理高铁晚点的优先级顺序



定量分析

顶事件发生概率： 最小径集逼近法

- 估算系统的可靠性
- 与实际数据对比，验证模型适用性

概率重要度Q： $Q(i)=\frac{\partial P(T)}{\partial q_i}$

- 基本事件概率变化引起顶事件概率变化的程度
- 通过中值法求解模糊概率重要度
- 得到减少事故发生的有效措施

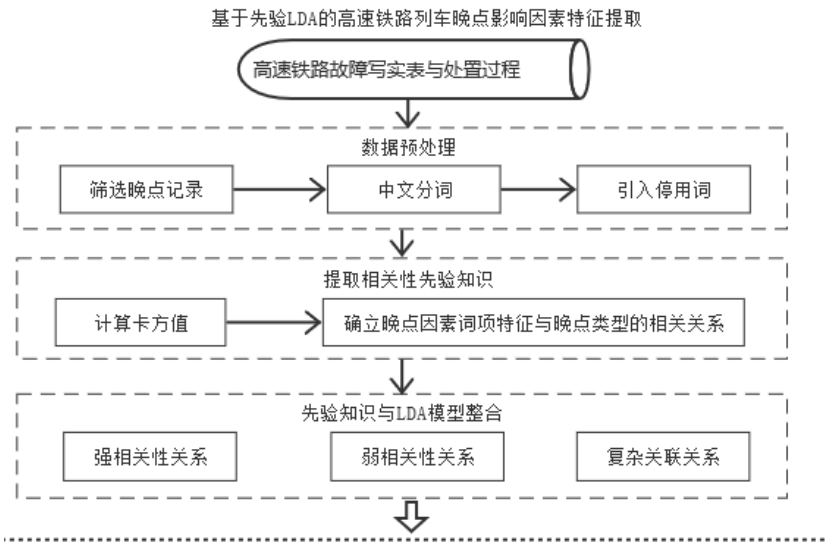
临界重要度C： $C_i=\frac{P(q_i)}{P(T)}Q(i)$

- 基本事件发生概率的相对变化率与顶上事件发生概率的相对变化率之比
- 得到治理的优先级顺序

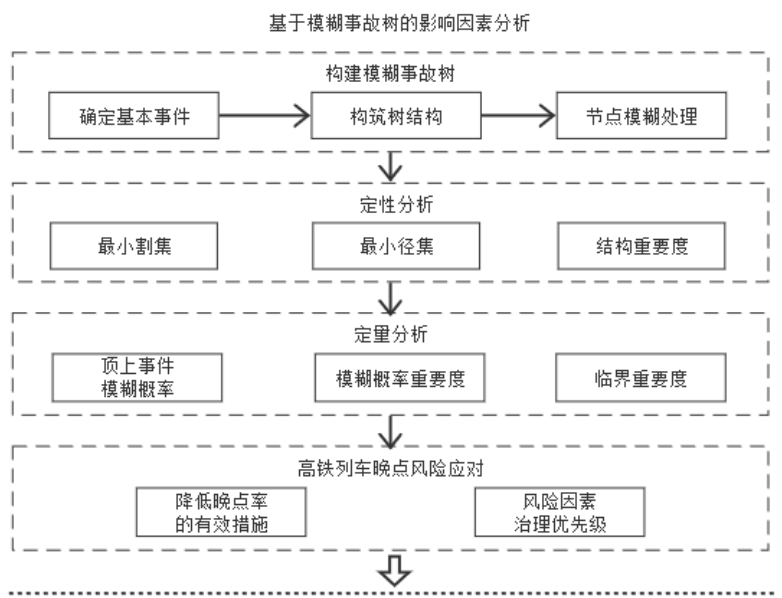
2.3 技术路线

① 问题提出：基于文本挖掘的高铁列车晚点影响因素分析

② 模型数据获取与处理



③ 模型建立与分析



④ 结论与展望

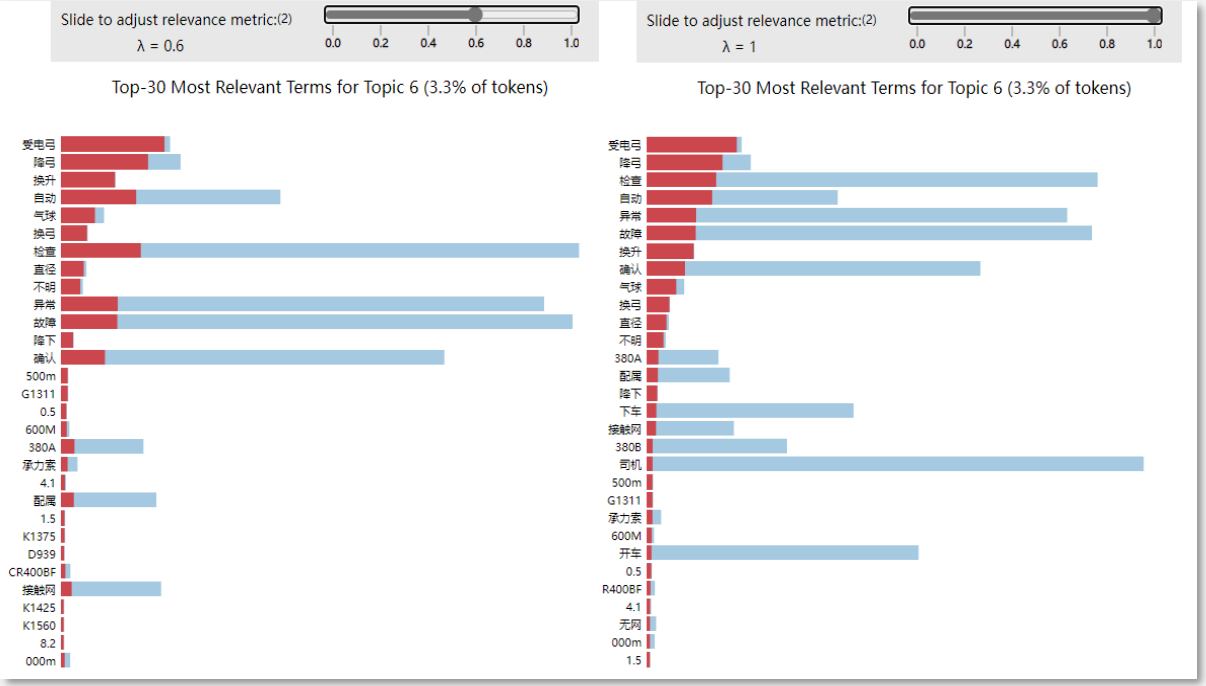
第三节 研究成果与分析

3.1 LDA建模可视化

3.2 模糊事故树分析 (1) (2) (3)

3.1 LDA建模可视化

利用 pyLDAvis 包可视化主题模型



- 气泡大小
- 气泡中心距离
- 最相关词汇
- 参数 λ
- 红条
- 蓝条

3.2 模糊事故树分析 (1)

最小割集与最小径集

$$T = M_1 * M_5$$
$$= X_6X_8X_1 + X_6X_8X_2 + \cdots + X_6X_8X_{28}$$
$$+X_7X_8X_1 + X_7X_8X_2 + \cdots + X_7X_8X_{28}$$

共50个

- 50个最小割集——晚点事件极易发生且发生路径多
- 基本事件数量少——引发路径较简单，风险性较大

$$T' = M_1' + M_5'$$
$$= X_1' * X_2' * X_3' * X_4' * X_5' * X_9' * X_{10}' * X_{11}' * X_{12}' * X_{13}'$$
$$* X_{14}' * X_{15}' * X_{16}' * X_{17}' * X_{18}' * X_{19}' * X_{20}' * X_{21}' * X_{22}'$$
$$* X_{23}' * X_{24}' * X_{25}' * X_{26}' * X_{27}' * X_{28}' + X_6'X_7' + X_8'$$

- 3个最小径集——存在3种方案使晚点事件不发生

顶上事件模糊概率

- (0.02438 , 0.03289 , 0.04275)

  即：高铁准点率 **96.7%**，

  波动范围 **95.7% ~ 97.6%**

✓ 根据人民网报道，2015年全国

始发正点率98.8%

到达正点率95.4%

✓ 根据《中国的高速铁路发展报告》

截至 2019.7.8	始发 准点率	到达 准点率
高铁	>98%	>95%
复兴号	99%	98%

验证了模糊事故树模型

在高铁晚点研究上的适用性

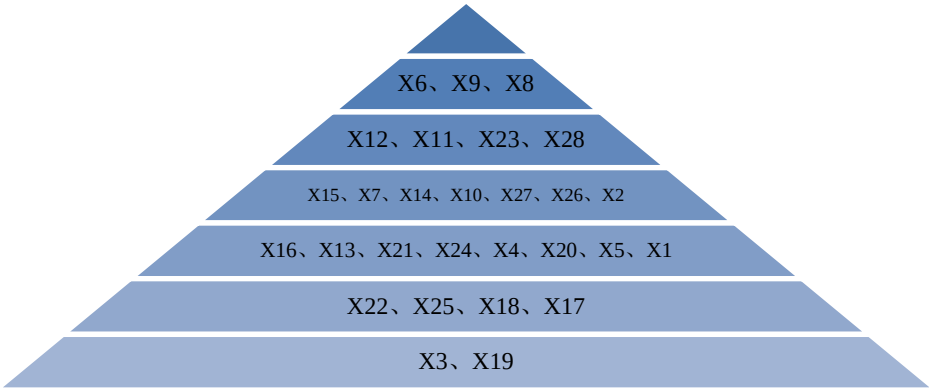
3.2 模糊事故树分析 (2)

- **结构重要度 I:**

$$
\begin{aligned}
I[X_8] > I[X_6] = I[X_7] > I[X_1] = I[X_2] = I[X_3] = I[X_4] = I[X_5] \\
= I[X_9] = I[X_{10}] = I[X_{11}] = I[X_{12}] = I[X_{13}] = I[X_{14}] = I[X_{15}] = I[X_{16}] \\
= I[X_{17}] = I[X_{18}] = I[X_{19}] = I[X_{20}] = I[X_{21}] = I[X_{22}] = I[X_{23}] = I[X_{24}] \\
= I[X_{25}] = I[X_{26}] = I[X_{27}] = I[X_{28}]
\end{aligned}
$$

  - X8最重要；X6、X7次之；除X8、X6、X7以外的剩余25个基本事件处于同等地位，最不重要

- **临界重要度 C:**



  - C越大，基本事件越重要，其所在阶梯越在上方。
  - 应更加关注第一、二阶梯内基本事件的治理

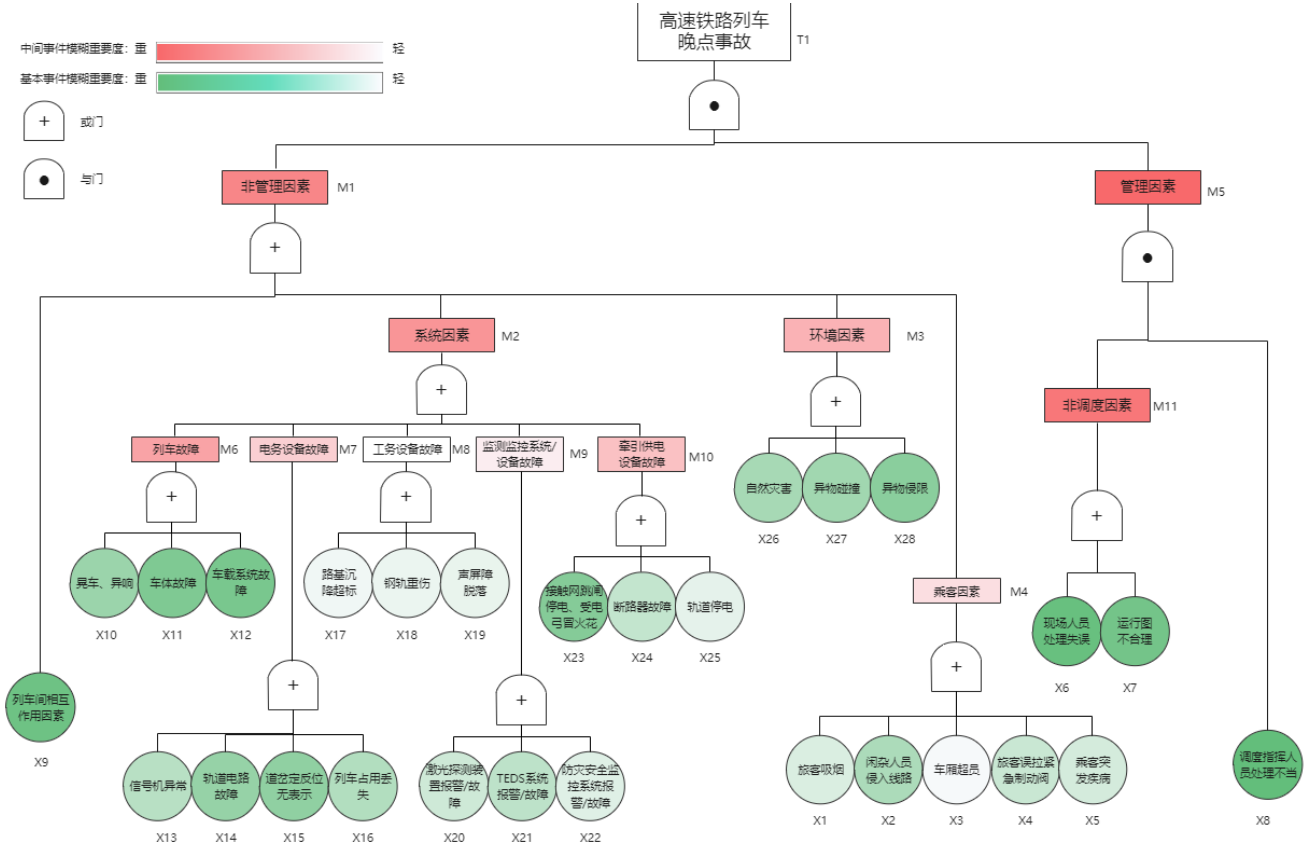
X_6、X_9、X_8

X_{12}、X_{11}、X_{23}、X_{28}

3.2 模糊事故树分析 (3)

➢ **模糊概率重要度 Q：**

- 基本事件
  绿色阶
  中间事件
  红色阶
- Q越大，
  越重要
- 降低晚点发生概率的有效措施
  M_{11}、M_6、M_4
  X_9、X_{23}、X_8

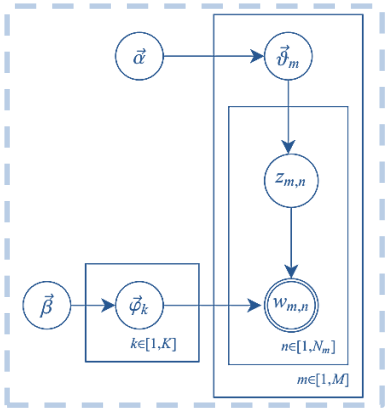


第四节 研究结论与展望

4.1 论文工作与结论

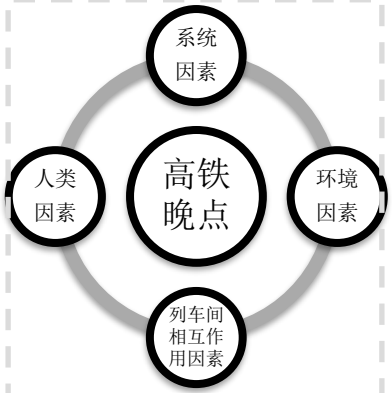
4.2 不足与展望

4.1 论文工作与结论



先验LDA模型

- 数据预处理
- 计算相关性矩阵
- 主题更新公式
- 得到主题-词分布



晚点影响因素

- 4大类别
- 28个基本事件
- 6个指标
- 3个重要度

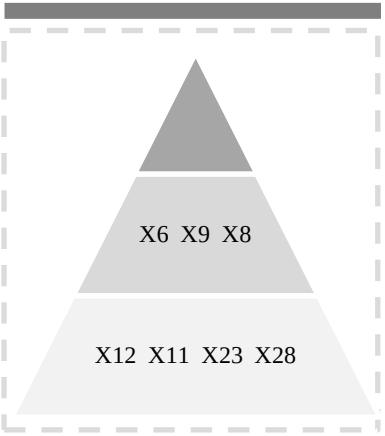
针对性措施

- 2个时间节点

降低概率、及时发觉

避免传播、尽力恢复

- 分为5个角度



治理优先级

- 关注：
  ① 管理因素
  ② 列车故障
  ③ 牵引供电故障
  ④ 异物侵限

4.2 不足与展望

不足之处

- 列车间相互作用因素包含多种类型，本文数据集无法满足细分类型的需要;
- 三角模糊时，不可统计基本事件的模糊概率仅来自三位专家，具有**主观性**。

编号	专家1	专家2	专家3	m	σ
X_6	0.2764	0.2455	0.2639	0.2619	1.269E-02
X_7	0.0134	0.0119	0.0142	0.0132	9.534E-04
X_8	0.1433	0.1342	0.1313	0.1363	5.112E-03
X_{20}	0.0132	0.0127	0.0119	0.0126	5.354E-04
X_{22}	0.0079	0.0088	0.0086	0.0084	3.859E-04

未来展望

- **更新数据集**，完善论文，以得到更精确的结论;
- **增加专家位数**来降低主观影响，或直接采用更**客观且适合**的评分方式。

参考文献

1. 陆娅楠. 我国高铁运营里程超4万公里[N]． 人民日报,2021-12-31（001）.
2. 吴漫云.航空—高铁竞合关系分析[J]. 民航管理,2019（10）:11-15.
3. UIC450-2. Assessment of the performance of the network related to rail traffic operation for the purpose of quality analyses - delay coding and delay cause attribution process[S]. Paris, France : International Union of Railways, 2009.
4. John Preston et al. Impact of Delays on Passenger Train Services : Evidence from Great Britain[J]. Transportation Research Record, 2009, 2117(1) : 14-23.
5. Nadjla Ghaemi et al. Impact of railway disruption predictions and rescheduling on passenger delays[J]. Journal of Rail Transport Planning & Management, 2018, 8(2) : 103-122.
6. J Wang, Granlf M , J Yu. Effects of winter climate on high speed passenger trains in Botnia-Atlantica region[J]. Journal of Rail Transport Planning & Management, 2020.
7. 翟恭娟. 高速铁路列车运行调整优化研究[D]. 西南交通大学,2013.
8. 汪静，彭一川，陆键. 基于ISM的高铁列车晚点影响因素分析[J]． 中国铁路,2020,（01）:48-52.
9. 纪媛媛. 基于特征选择与机器学习的列车晚点预测方法研究[D]. 北京交通大学,2020.
10. 石睿. 基于数据驱动的高速铁路列车晚点分析及预测方法研究[D]. 北京交通大学,2021.
11. Allahyari M， Pouriyeh S， Assefi M , et al. A Brief Survey of Text Mining: Classification, Clustering and Extraction Techniques[J]. 2017.
12. Hofmann T. Probabilistic latent semantic indexing: Proceedings of the 22nd Annual International SIGIR Conference. New York: ACM Press, 1999:50-57.

参考文献

13. Blei D ,Ng A, Jordan M. Latent Dirichlet Allocation .[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3 : 993-1022.
14. Chemudugunta C , Holloway A , Smyth P , et al. Modeling Documents by Combining Semantic Concepts with Unsupervised Statistical Learning[J]. Springer-Verlag, 2008.
15. Allahyari M , Kochut K . Semantic Context-Aware Recommendation via Topic Models Leveraging Linked Open Data[J]. 2016.
16. Blei D M , Griffiths T L , Jordan M I , et al. Hierarchical Topic Models and the Nested Chinese Restaurant Process[J]. Advances in neural information processing systems, 2004, 16.
17. Blei D M , Mcauliffe J D . Supervised topic models. In NIPS, 2007, Vol 7.121-128.
18. Petinot Y , Mckeown K R , Thadani K . A hierarchical model of web summaries[C]// The 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Proceedings of the Conference, 19-24 June, 2011, Portland, Oregon, USA - Short Papers. DBLP, 2011.
19. X Mao, Z Ming, T Chua, et al.; SSHLDA: A Semi-Supervised Hierarchical Topic Model[C].EMNLP, 2012.
20. 王峰. 基于文本挖掘的高铁车载设备故障诊断方法研究[D]. 北京交通大学,2016.
21. Griffiths T L, Steyvers M. Finding Scientific Topics[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2004, 101(S1): 5228-5235.
22. Teh Y, Jordan M, Beal M, et al. Hierarchical Dirichlet Processes [J]. Journal of the American Statistical Association, 2007, 101(476): 1566-1581.
23. 曹娟，张勇东，李锦涛，等. 一种基于密度的自适应最优LDA模型选择方法[J]. 计算机学报，2008，31(10)：1780-1787.

参考文献

24. Arun R , Suresh V , Madhavan C E V , et al. On Finding the Natural Number of Topics with Latent Dirichlet Allocation: Some Observations[J]. Springer-Verlag, 2010.
25. D. Newman, J. H. Lau, K. Grieser, and T. Baldwin.Automatic evaluation of topic coherence. In Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, pages 100–108. 2010
26. D. Mimno, H. M. Wallach, E. Talley, M. Leenders, and A. McCallum. Optimizing semantic coherence in topic models. In Proc. of the Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing, pages 262–272. 2011.
27. Michael Roder, Andreas Both, and Alexander Hinneburg. 2015. Exploring the space of topic coherence measures. In the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, pages 39– 408.
28. 税昌锡.语义特征分析的作用和语义特征的提取[J]. 北方论丛,2005(03):66-70.
29. Calinski, T, Harabasz, et al. A Dendrite Method for Cluster Analysis[J]. Comm in Stats Simulation & Comp, 1974.
30. 胡思继. 列车运行图编制理论与方法[M]. 2013.
31. 袁强. 高速铁路列车晚点分布及传播模型研究[D]. 北京交通大学,2020.
32. 人民网. 正点率达98.9% 累计50亿人次坐高铁出行[EB/OL]. (2016-7-22)[2022-5-7]. http://m.cnr.cn/news/20160722/t20160722_522759873.html.
33. 罗强. 面向“一日一图”的列车运行图与动车组交路协同优化研究[D]. 北京交通大学,2021.
34. 李津，文超，杜雨琪，徐传玲. 基于梯度提升回归树的武广高铁区间晚点恢复策略研究[J]. 中国铁路,2021,(10):76-84.

请各位老师批评指正！

——基于文本挖掘的高铁晚点影响因素分析

答辩人：赵冠华　　导师：邢莹莹

答辩时间：2022年6月8日

同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

Algorithm 1 ：相关性知识提取算法步骤

输入数据： 处置过程与处置写实表记录D; 高铁常见晚点致因词典Ω; 晚点致因模式集C; 潜在晚点致因主题特征集Z 。

输出结果： 晚点描述词项特征$w_i \in W$与晚点致因主题特征$z_k \in Z$相关性集合$\Gamma(w_i, z_k)$。

$W \leftarrow$ 词库：由加入常见晚点致因词典Ω的中文分词工具对D进行中文分词得到;
$M \leftarrow$ 词项文档矩阵：基于W和D,由向量空间模型（VSM）表达得到；
for $w_i \in W$ 且$c_j \in C$ do:
  $T(i,j) \leftarrow$词项特征w_i和晚点致因模式c_j的相关性，由公式(3-1)求得。
end for
$\overline{T} \leftarrow$通过公式(3-2)对T进行归一化。
$\Xi \leftarrow$k(k=12)个聚类类簇：由K—means对$\overline{R}$聚类得到，并降序排列。
$\Theta \leftarrow$复杂相关程度集合：Ξ中除最高三个和最低三个类簇外，Θ_i(i=1,2,3,4,5,6)表示剩下k-6=6个类簇中第i个的中心点。
for $w_i \in W$ 且$c_j \in C$ do:
  if $\overline{T}(w_i,c_j)$属于Ξ最高的三个或最低的三个类簇then
    $\overline{T}(w_i,c_j)$被指定为词项特征w_i和晚点致因模式c_j为强关联关系或弱关联关系,并且将对应的S矩阵的值分别设置为正数(>1)或极小数(≈0且>0)。
  else
    $\overline{T}(w_i,c_j)$被指定为词项特征w_i和晚点致因模式c_j为复杂关联关系，S的值由公式(3-3)求得。
  end if
end for
为每个晚点致因模式预分配m(m = 10)个相应的潜在主题特征$z_{10*i}, z_{10*(i+1)}, \ldots, z_{10*(i+m)}(1 \leq i \leq |C|)$。
$\Gamma(w_i, z_k) \leftarrow$初始化词项特征$w_i$与主题特征$z_k \in Z$相关性为0。
for $w_i \in W$ 且$z_k \in Z$ do:
  if $z_k \in c_j$, then
    将$S(w_i,c_j)$的值分配给$\Gamma(w_i, z_k)$。
  end if
end for

相关性知识提取算法步骤

Algorithm 1 ：整合先验知识的LDA主题模型建立步骤

输入数据： 晚点描述词项特征$w_i \in W$与晚点致因主题特征$z_k \in Z$相关性集合,$\Gamma(w_i, z_k)$; 处置过程与处置写实表记录(分词后)D; 超参数α, β; 最优主题个数K; 迭代次数$iter\ times$;

输出结果： 文档主题分布θ_d；LDA主题与词的分布ϕ_k。

1: $K \leftarrow$模型最优主题个数：根据主题连贯性指标求得$K = 74$。

2: 选择合适的超参数向量α, β。

3: 变量申请：

概率向量p，；词在类上的分布nw；每个类上的词的总数$nwsum$；每篇文章中，各个类的词个数分布nd；每篇文章中的词的总个数$ndsum$；每个词分派一个类Z; 文章→类的概率分布θ；类→词的概率分布φ

4: 初始化阶段：对应语料库中每一篇文档的每一个词，随机的赋予一个主题编号z。

```
for x in 文章数do：
    统计ndsum[文章id][词的个数]
    for y in 每篇文章的词个数do:
        给所有词随机分派一个类
    end for
end for
```

5: 重新扫描语料库，对于不同相关关系的词项，选用修正后的Gibbs采样公式更新其主题编号，并更新语料中该词的编号。

```
for i in 迭代次数:
    for m in 文章数do:
      for v in 文章中词:
        取topic = Z[m][v]
        判断词项与主题相关关系，根据公式(3.6)(3.7)(3.8)计算概率p
        for k in (1,类的个数-1) do:
            p[k] += p[k-1]
        end for
        再随机分派一次，记录被分派的新的topic
      end for
    end for
end for
```

6: 重复上一步基于坐标轴轮换的Gibbs采样，直到Gibbs采样收敛。

7: 统计语料库中各个文档各个词的主题，得到文档主题分布θ_d，统计语料库中各个主题词的分布，得到LDA主题与词的分布ϕ_k。

- 晚点致因词典
  - 人：
    - 旅客
      - 突发疾病
      - 车上吸烟
      - 误拉紧急制动阀
      - 线路上有闲杂人员侵入
      - 车厢超员
    - 工作人员
      - 调度指挥人员处理不当
      - 现场人员处理失误
      - 机械师到晚
  - 机/设备：
    - 高铁列车：晃车、异响-车门故障-空调故障网络系统故障-DMI黑屏-BTM故障---列车自动防护装置（ATP故障）、BCU板卡通讯故障、空气弹簧故障、机车空转停车、轴温传感器故障、空压机故障、ATO故障
    - 电务设备：站内或区间轨道电路显示红光带-道岔定反位无表示-遗留绿光带-信号机异常-列车占用丢失
    - 工务设备：线路路基沉降超标、钢轨重伤、道岔岔尖、声屏障脱落
    - 监测监控设备：激光探测装置、TEDS等监测监控设备报警/故障、防灾安全监控系统误报警(火灾报警等)
    - 牵引供电设备：接触网瞬间停电、断线，应答器报文错误、受电弓冒火花、动车组断路器故障-无网压-轨道停电
  - 环境：
    - 碰撞异物/异物侵限：鸟、气球、薄膜
    - 风
    - 大雪
    - 大雨
    - 山火
    - 地震
  - 列车间相互作用因素
    - 车站连带
    - 区间连带
    - 列车进路连带
    - 天窗连带

晚点致因词典