arXiv:2603.02422v1 [cs.HC] 2 Mar 2026

用于设计和研究时变文本可视化的有向图模型与实验框架

Songhai Fan、Simon Angus§、Tim Dwyer‖、YingYang†、SarahGoodwin‡、Helen Purchase¶

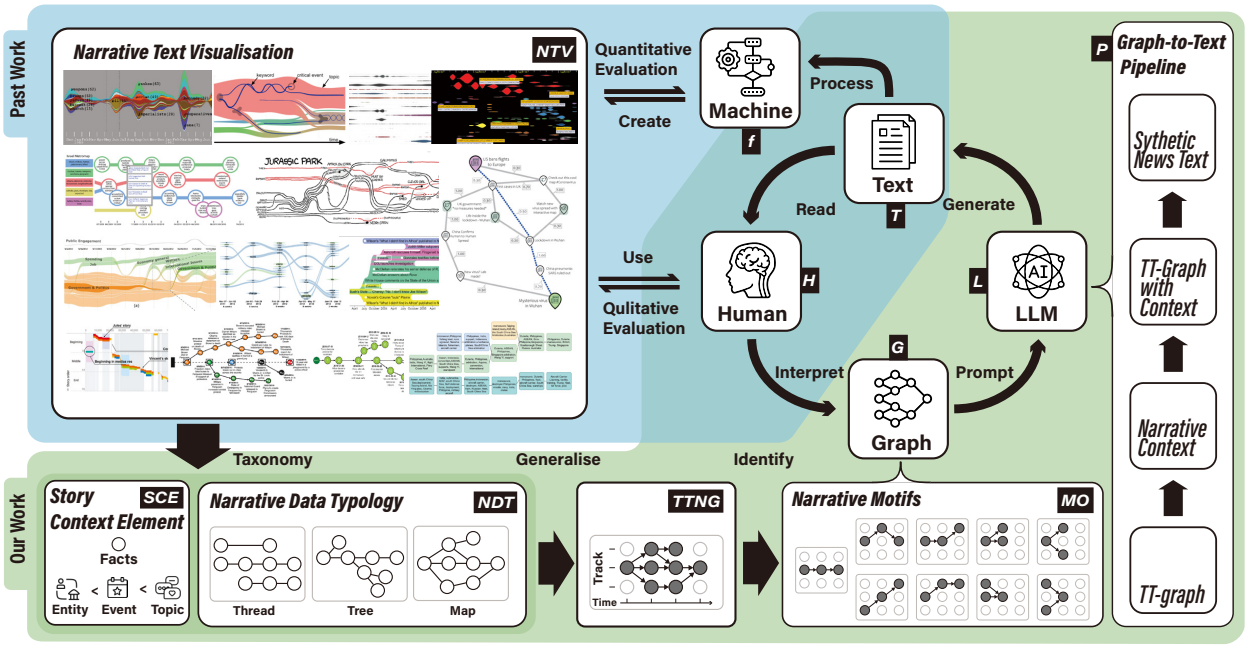

图 1：用于评估人类对文本理解的工作流模型概览。

摘要— 数字新闻、社交媒体及其他文本来源的数量呈指数级增长，使人们难以跟上关于世界事件的叙事快速演变。人们提出了各种可视化技术，试图通过揭示文本（如新闻文章）之间的关系，帮助人们理解话语如何随主题和主题类别的变化而演进。可以说，这类可视化的可理解性取决于一个假设：人们能够轻松解读可视化网络结构中的关系。为检验这一假设，我们首先基于有向图结构定义时变文本可视化的抽象模型。从该模型中，我们提炼出若干模式，用以涵盖文本在时间变化过程中可能建立联系的各种方式。我们还开发了一种受控的合成文本生成方法，利用现代大语言模型的能力，创建虚构但结构化的时变文本集合，使其符合各个模式。因此，我们构建了一个纯净的用户研究环境（$n = 30$），让参与者识别最能代表给定合成文章集合的模式。我们发现，用户很难识别并还原预定义模式。我们分析定性数据，梳理出当解读偏离预期时，用户推理呈现出的出乎意料的丰富多样性。更深入的分析还揭示，使用大语言模型构建合成数据集本身存在意想不到的复杂性，在某些情况下会削弱研究的控制力。此外，对本研究中个体决策的分析表明，未来的文本话语可视化可能需要摒弃“一刀切”的方法，转而更好地适应正在探索可视化的具体用户。

索引词—叙事可视化、大语言模型、受控新闻数据集、视觉分析、叙事结构、有向无环图。

1 引言

随着与国际新闻相关的线上话语呈指数级增长，身处信息洪流中的人们越来越难以辨识有意义的模式和趋势。可视化被视为帮助读者理解复杂且不断演变的叙事的一种工具，它利用了人类的视觉处理能力 [1, 24]。人们提出了各种视觉隐喻，用于呈现文本数据中随时间变化的情况，例如主题**河流图** [9]，故事线 [34]，叙事**地图** [10]，故事**森林** [18] 等（见第2节）。研究人员在提出时变文本数据可视化设计时，关注了不同的属性。例如主题演变 [38]，立场与情感 [15]，以及关键事件的时间线 [4]。然而，尽管学术界已开展大量相关研究，新闻文章中的叙事等时变文本的可视化仍然在很大程度上

• *Songhai Fan* 就职于莫纳什大学。电子邮箱：*songhai.fan@monash.edu*。
• *Simon Angus* 就职于莫纳什大学。电子邮箱：*simon.angus@monash.edu*。
• *Tim Dwyer* 就职于莫纳什大学。电子邮箱：*tim.dwyer@monash.edu*。
• *Ying Yang* 就职于莫纳什大学。电子邮箱：*ying.yang@monash.edu*。
• *Sarah Goodwin* 就职于莫纳什大学。电子邮箱：*sarah.goodwin@monash.edu*。
• *Helen Purchase* 就职于莫纳什大学。电子邮箱：*helen.purchase@monash.edu*。

稿件收稿日期：*201x* 年 *xx* 月 *xx* 日；录用日期：*201x* 年 *xx* 月 *xx* 日。出版物日期：*201x* 年 *xx* 月 *xx* 日；当前版本日期：*201x* 年 *xx* 月 *xx* 日。如需获取本文的重印本，请发送电子邮件至：*reprints@ieee.org*。数字对象标识符：*xx.xxxx/TVCG.201x.xxxxxxx*

未能在生态场景中得到充分应用。当多个叙事同时存在并随时间相互冲突时，这一问题尤为突出，使得解读和比较变得困难。为了探究人们如何回应此类叙事的可视化表示，本文暂且搁置针对时变文本可视化的具体方法，转而定义一种数据模型，并将其构建为有向图，以支持对一组时变文本中不断变化的叙事进行可视化设计与研究。

鉴于接触社交媒体及其他在线信息源的人们面临信息过载问题，我们聚焦于这样一类数据集：其中每篇文本都描述了发生在不同时间点的某个事件（典型例子是新闻文章语料库）。尽管许多其他领域也会产生时变文本（如演讲、剧本、博客和推文），但新闻文章是尤为便利的分析单元：每篇文章通常都是一则自成一体、与某个时间戳相关联的事件叙述。因此，聚焦新闻领域可简化模型设计与评估；在解决其他领域特有的差异后，同样的原则也可推广到其他领域。将此类统一模型形式化，可以从多个方面推动新闻领域的时变文本可视化。

首先，正如近期一项关于文本计算理解的综述所指出的，[25]，目前尚缺乏从文本中提取叙事的标准化框架。新闻领域的时变文本可视化问题可从形式化定义中受益。正如第2节所述，研究人员已创建了许多有价值的叙事结构可视化技术，但这些技术分散于不同学科。统一框架有助于提升一致性，并支持广泛评估方法的发展。

其次，文献中对所提出的文本可视化技术进行验证的情况仍然少见，这可能是因为收集标注完善或自然形成的文本数据集作为评估真实标注的成本很高。此外，尽管有大量描述现实世界新闻的文本可供使用，但人们（受试者）会将自己对这些新闻的了解带入任何解读任务 [37],，这可能会污染使用记忆中的新闻条目的用户研究。要可靠地评估不同可视化技术的有效性，需要不含上下文且结构经过精确控制的数据集。

如图图1绿色部分所示，我们的方法旨在通过一种新颖且结构化的方法来应对这些挑战。我们的工作可归纳为以下几项主要贡献（[redacted]位于图1中的标签）：

$NTV \longrightarrow SCE$，叙事数据拓扑 $\longrightarrow TTNG$

时变文本可视化的分类体系与形式化。通过回顾已有研究，我们将面向叙事的可视化中的关键元素归纳为故事上下文元素（SCE）和叙事数据拓扑。随后，我们在时间轨迹叙事图（TTNG）模型中将这些元素形式化，构建了一个面向可视化的数据模型，为时变文本的文本与视觉编码、叙事规范与文本生成之间提供统一的中间表示。

$G \longrightarrow L$ **低成本合成数据集生成**。我们提出一种图到文本流水线，这是一种以低成本生成可控合成数据集的新方法。该方法利用最先进的语言模型（大语言模型）创建数据集，可用于严格评估新闻领域的时变文本可视化技术。

$T \longrightarrow H$ **文本到图可视化的探索性研究**。我们介绍一项研究，展示了如何应用我们的形式体系以及一种涉及合成数据生成的方法。本研究探讨人们将简单文本与基本可视化模式联系起来的能力。研究结果提供了初步证据，并为我们持续开展的工作提供参考，以设计支持理解时变新闻内容的可视化。

我们的结果表明，合成数据集的生成需要更好的控制和可靠性验证。尽管预定义的叙事结构经过了机器验证，但人类受试者并不能很好地理解它，即使面对线性顺序叙事也是如此。此外，我们观察到受试者对可视化的理解和解读存在显著差异。我们建议对可视化新闻领域中的时变文本制定统一框架，以促进一致的研究。加强对数据集的控制和验证将提高评估的可靠性。未来的工作应着重设计交互性更强、可定制性更高的可视化。

本文结构如下。第2 介绍了基于我们对[redacted]研究的综述而构建的新闻领域时变文本可视化分类体系。第3 将该分类体系形式化为 TTNG 模型，并介绍叙事母题[redacted] 第 5 [redacted]绍用于生成受控数据集的图到文本流水线。第 6节详述用户研究设计，第 7 节展示定量和定性结果。最后，第 8 节和 9 节讨论研究的局限性和未来研究方向。

2 相关工作、定义与分类体系

本研究涵盖自然语言处理（NLP）、信息可视化（InfoVis）、视觉分析（VA），以及文本可视化中的人机交互（HCI）评估。通过文献综述，我们识别并归类了新闻领域时变文本可视化方法中的重复模式。尽管该分类体系旨在适用于更广泛的时变文本，本文仍着重关注新闻，以便为定义和评估提供依据。本综述促使我们提出一个包含两个关键方面的高层分类体系（将在下一节解释）：**故事上下文元素（SCE）**，代表新闻叙事的构建模块；以及**叙事数据拓扑（NDT）**，代表这些元素的连接方式。

2.1 时变文本如何映射为可视结构?

在新闻媒体和信息分析的语境中，我们聚焦于一种特定形式的叙事：时变文本的结构，即新闻报道随时间和主题相互关联、逐步发展的过程。传统叙事学研究单篇文档中的讲故事方式（参见 [26]，了解单文档叙事提取综述），而我们考察多篇新闻文章如何相互关联并不断演变。基于近期一篇关于新闻叙事提取技术的综述所给出的定义 [23],，我们将叙事定义为：一系列在时间上依次发生、并通过共享元素（实体、事件或主题）在主题上相互关联的新闻公告。不同于 [23] 基于事件的关注点，我们以公告为基本单位，而非事件；这样一来，单则公告可以提及多个事件，同一事件也可以在多篇文章中被提及。

为确保一致性，我们将文献中反复出现的元素和结构形式化为分类体系的两个组成部分：故事上下文元素（SCE）和叙事数据拓扑（NDT）。

故事上下文元素（SCE）
时变文本可视化的基本构建模块是**公告**。

公告：文本信息的最小单位（取决于分析范围，例如句子、文档或集群）。一则公告

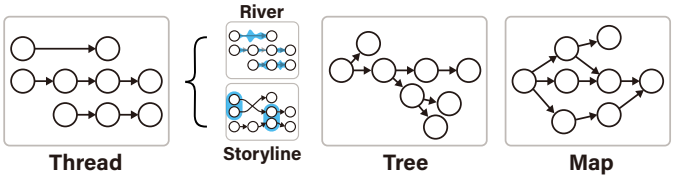

图 2：我们在文献综述中识别出的代表性叙事结构。它们的共同点是，一个空间维度表示时间（此处为从左到右）。不同的结构提供了不同的方式来展示公告之间的关系。虽然所有结构都使用线性元素来连接成对的公告，但非时间维度（此处为垂直方向）可以展示次级关系（例如故事线视图中的共享事件）或严格的主题分离（例如线程视图）。请注意，河流图是线性结构的一个子类型，它还额外编码了时间依赖型数量（通常为词频）。

表1：叙事可视化技术分类体系：本表根据三个维度对各种时变文本可视化技术进行分类：文本数据领域（例如新闻）、故事上下文元素（实体、事件、主题）、叙事数据拓扑（线性结构、树、地图）以及评估方法（是否涉及案例研究或用户研究，以及采用的方法是定性（Ql）还是定量（Qt））。行号对应于图1中的标注示例图。勾号表示各项技术是否具备特定特征。

NTV 的		领域	故事上下文元素			叙事数据拓扑			评估		
			实体	事件	主题	线性结构	Tree	Map	案例研究	用户研究	Ql/Qt
1	ThemeRiver [9]	新闻、演讲			✓	✓			✓	✓	Ql
2	TextFlow [5]	出版物、新闻			✓	✓			✓		Ql
3	CloudLines [14]	News		✓		✓			✓		Ql
4	EventRiver [20]	News		✓	✓	✓			✓	✓	Ql/Qt
5	Metro Map [27, 30]	News		✓	✓			✓		✓	Ql
6	StoryFlow [19]	电影，Twitter	✓	✓		✓			✓		Ql
7	EvoRiver [32]	News			✓	✓			✓	✓	Ql
8	ThemeDelta [7]	News			✓	✓			✓	✓	Ql
9	TimeSets [21]	出版物，新闻		✓	✓	✓			✓		Ql/Qt
10	StoryCurve [13]	电影	✓	✓		✓			✓	✓	Ql/Qt
11	StoryGraph [2]	Twitter		✓	✓		✓				Ql
12	StoryForest [18]	新闻、博客		✓			✓		✓		Ql/Qt
13	叙事地图 [10–12]	News		✓				✓	✓		Qt
14	叙事图 [35]	News		✓	✓			✓	✓		Ql/Qt

发生在特定时间点或任意精度的时间窗口内。

分组属性：用于将公告整理成可比较集合的属性。

• 实体：具有独特属性的个体、物体、地点或组织。

• 事件：涉及实体的重要事件，包括谁、什么、何地、何时等详情。

• 主题：将实体和事件联系起来的总体主题。
排序属性：决定发展顺序的属性。
• 实际时间：源数据中的出版物/事件时间。• 叙事时间：所查看序列中的呈现顺序。
轨道：非时间轴上的视觉带，用于按照某一组织属性（例如实体或主题）对公告进行分组。

简而言之，公告依据排序属性进行定位，并按照选定的内容属性进行分组。这些 SCE 经常出现在不同的方法中。例如，TextFlow [5] 侧重于主题演变，Story Forest [18]强调事件关系，StoryFlow[19] 跟踪实体关系，而叙事地图 [10] 则结合了多种元素。

叙事数据拓扑（NDT）
在定义元素之后，我们定义它们的连接方式。现有技术主要实例化三类叙事数据拓扑（图 2）：
线性结构（线性， $1 \to 1$）表示没有分支或合并的叙事，例如时间线 [4]。**Theme-River** 和 **Story-Line** 是常见的线性结构子类型，在非时间轴语义方面有所不同。**树（层次结构，** $1 \to N$）描述具有分支和依赖关系的叙事，如 Story Forest [18]。
地图（网络、 $N \leftrightarrow N$）通过空间图布局描绘分支和合并的叙事，如信息制图 [29]所示。

混合系统可以混合这些类别，但核心区别仍然在于结构：路径是保持单一路径、仅发生分支，还是既发生分支又发生合并。SCE 和 NDT 的这一分类体系应用于具有代表性的时间相关文本可视化系统，见表1。

2.2 评估时变文本可视化

以往对时变文本可视化技术的评估通常采用定性和定量方法，但往往侧重于特定视觉表达方式和数据语料库的可用性，其结果难以推广。表1 总结了应用于各种视觉表达方式的评估方法。

ThemeRiver [8] 采用形成性可用性测试来评估用户对动态主题频率的理解，并通过口语报告和问卷收集反馈。TextFlow [5] 和 StoryFlow [19]采用半结构化专家访谈，为系统在建模、导航和分析演化主题方面的成效提供反馈。EventRiver [20] 结合对比实验、用户反馈和定量指标，以改进事件检测和可视化。Metro Map [29] 和叙事地图 [10]采用用户研究和定量指标（凝聚度、连贯性和覆盖度）来评估用户的理解。EvoRiver [32] 依靠用户交互和案例研究来评估可视化设计与交互。Story Forest [18] 采用对比实验，并使用连贯性和可读性等指标；StoryGraph [2]则采用定量方法，使用 ROUGE分数进行评估。

根据表评估列中的1，大多数评估采用案例研究，只有少数用户研究比较了应用于新闻语料库数据的特定视觉表达方式的有效性。

2.3 [redacted]估人类对文本的理解

上述研究的结果仅限于所测试的可视化，无法帮助理解人类通常如何从文本中解读叙事结构。其他研究探讨了人类如何理解文本之间的连通性，这或许能为时变文本可视化设计提供更广泛的见解。Endert等人 [6]研究了12名参与者使用可视化工具手动整理200份文档的过程，发现他们更偏好按照高层概念而非关键词共现进行聚类。Lee等人 [16]指出，非专家在解读排序词列表时面临困难。Norambuena等人 [22] 研究了10名分析人员从新闻文章中手动构建叙事地图的过程，并发现他们在人工生成的地图中连接事件时采用了不同的认知策略。

然而，要更广泛地评估文本可视化模型，就需要对所可视化的文本进行精确控制。因此，我们需要一个更加严谨且可控的评估框架。

3 *TTNG* 时间轨迹叙事图模型

基于文献综述中确定的要素，我们现在将这些概念形式化为一个统一模型（图3的左侧）。我们的时间轨迹叙事图（TTNG）提供了一个结构化的计算框架，用于理解文本中叙事的基本结构，且不依赖任何特定的可视化技术。在其他文本分析场景中也存在相关抽象；例如，Yousef 和 Janicke 提出了一种用于文本对齐可视化的有向图模型 [36]。他们的模型运行在非常细粒度的

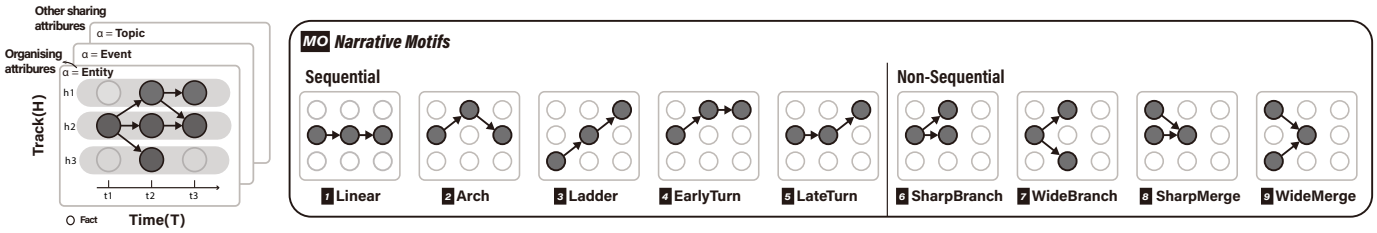

图 3：左：时间轨迹叙事图模型示意图。右：时间轨迹叙事图模型的三种节点模式包括顺序模式（线性、拱形、阶梯、早期转折、晚期转折）和非顺序模式（尖锐分支、宽分支、尖锐合并、宽合并）。

（词语级）尺度，适用于对齐；而我们的重点是面向新闻叙事结构的更高层次模型。

从概念上说，我们将叙事可视化视为把演变事件、实体和主题之间的关系映射为图形形式，使这些连接凝聚成可通过格式塔原理解读的视觉“轨道”。我们根据对 TTNG 结构可理解性的研究结果分析这些映射。

3.1 叙事空间

TTNG 定义了一个叙事空间 $\mathcal{N} = T \times H$，其中 T 是时间窗口序列，H 是通过下文定义的组织函数 α 对公告进行分组后形成的轨道集合。轨道 是非时间轴上的视觉带，用于根据选定的分组属性组织公告。

3.2 图结构

TTNG 中的叙事定义为一个图 $G = (V, E)$，其中V 是节点集合（每个节点代表一则公告，对应于在特定时间窗口内生成或“发布”的一个或多个底层文本），而E 是边集合，表示公告对之间选定的关系。这些连接可以在同一轨道内形成，也可以跨轨道形成，具体取决于哪些属性对叙事流最为重要。

为明确说明构建方式，我们将 TTNG 结构定义为$\mathcal{S} = (\alpha, \beta)$，其中 α 是将节点分配到轨道的组织规则，β 是用于确定候选节点对之间是否存在边的链接规则。

节点（V）

节点$v_i \in V$ 定义为一个元组$v_i = (p_i, A_i)$，其中：

- p_i 是节点v_i 的排序属性（通常是时间$t_i \in T$，或等效的序列索引）
- A_i 是与v_i相关联的分组属性集合，例如实体和主题。

轨道分配（H）

节点按照我们称为 α（组织规则）的规则分配到轨道。常见选择包括按实体（每条轨道是一个实体）、按重要程度（每条轨道是一个显著主题/主题），或按结构（轨道遵循优化后的故事路径）。 α 决定其在非时间轴上的位置；时间固定在另一轴上。

轨道优先级 一个节点可能匹配多条轨道。在这种情况下，我们通过轨道优先级顺序解决冲突，并将该节点分配到优先级最高的匹配轨道。

边（E）

当两个公告共享某个选定的属性或关系时，我们就在它们之间绘制一条边。这个选择由 β（链接规则）控制，其操作化定义为针对节点对的谓词，$\beta: V \times V \to \{0,1\}$。当 β使用的属性与不同时，通常会产生跨轨道边（例如，通过α按主题划分轨道，但通过 α按共享实体建立边）。如果 β使用的属性与 β相同 α，链接通常位于轨道内部。实践中，线程／故事线系统（如 ThemeRiver 和 Storyline）通常省略显式链接 [8, 33], , 而地图式系统（如叙事地图、信息制图）则绘制显式边以揭示结构 [10, 29] 。

α 与 β 逐项对比，每项一行 **α：**根据实体、重要程度（主题突出度、关键词频率）或结构（优化路径）确定每个节点所在的轨道（y 轴位置）。 **β：**在节点之间添加显式链接。当可视化需要呈现节点间的连通性时使用此方式；否则依靠轨道的连续性。

视觉与空间约束

根据所调研可视化的设计，我们推断出以下对TTNG结构的约束，即在 α 和 β下对有效轨道和边的限制。

时间约束（硬性）边遵循时间顺序（$t_j > t_i$），以确保图无环且连接严格向前，并禁止连接同一时间点（$i = j$）。

轨道排他性（软性）公告只分配给一条轨道。几乎所有受调查的示例都遵循这一约束，可能是为了让节点保持在凸区域内，并采用简单的颜色映射。一个例外是*MetroMaps* [28], ，其中节点可以位于轨道区域的边界上。

跨轨道邻接偏好（软性）优先连接相邻轨道；只有在叙事收益明显时才使用跨越较远距离的跨轨道连接，因为长距离连接会增加布局和解读成本。

依据这些定义和约束，所有受调查的叙事可视化技术都可以用 TTNG 建模。也就是说，无论叙事性新闻文本最终会以何种方式呈现（即不考虑风格和隐喻方面的问题），TTNG 都能捕捉其内在结构。通过将底层叙事结构与最基本的空间可视化考量分离，TTNG 使我们能够研究叙事发展和相互连接方式中的基本模式。

◦4 [redacted]事母题

正如我们从第 2 节所考察的示例中看到的，TTNG 可视化的规模可能任意扩大。本节提炼出最小的结构组件——模式——用于描述叙事如何在轨道内及轨道之间推进，并可组合成更大型的可视化。[1]

为什么要使用模式？模式是小型、可组合的单元，用于捕捉叙事在 TTNG 中随时间（T）和轨道（H）演变的基本方式。使用紧凑单元有两项好处：（i）表示——较大的 TTNG 可以表示为少量重复模式的组合；（ii）评估——读者识别这些基本模式的能力，为由这些模式构建的更复杂结构的可理解性提供了下限。第6 节中的用户任务将这一想法付诸实践，要求参与者从一组简短公告中选出结构最匹配的模式。

4.1 母题约束

为简化问题并使其易于处理，除前文为 TTNG 定义的一般视觉与空间约束外，我们还施加以下约束。这些选择使模式空间有限且可枚举，便于研究，同时保留轨道内连续性和轨道间转换这两种核心现象：

[1]我们将这些基本的 TTNG 组件称为模式，但需要指出的是，在包括文本分析在内的各个领域中，人们也曾出于分析目的采用其他关于模式的定义，即将其视为有趣的子图结构 [3]。

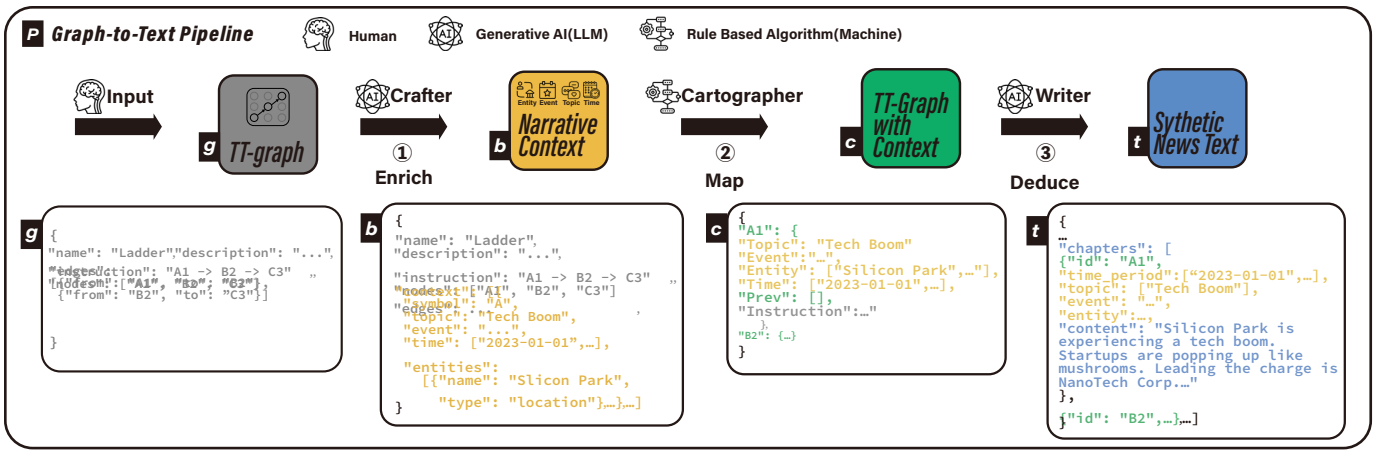

图4: **图到文本流水线**。该图展示了将 TTNG 转换为合成新闻文本的过程，主要分为三个阶段：(1) 使用 Crafter 为图补充叙事上下文；(2) 使用 Cartographer 映射叙事上下文元素；(3) 使用 Writer 生成最终的合成新闻文本。该过程通过共享属性确保结构模式，同时允许自然的主题关联涌现。有关叙事上下文、提示模板和映射算法的更多示例，请参阅补充材料 A。

3 个节点足以表达在我们设定下延续、转折、分支和合并的典型情形，同时将认知和实验复杂度控制在可管理范围内。**3×3网格**中的每个模式的节点均位于一个 3×3 网格内，因此时间被离散为三个位置，且最多显示三条轨道。这为三个节点生成了一个封闭的不同模式集合，并支持精确枚举和均衡的刺激材料构建。**时间平移不变性**具有相同结构但在 3×3 网格的时间维度上发生偏移的模式被视为相同。**轨道顺序不变性**如果两个模式可以通过重新排列轨道进行匹配，则视为相同。**轨道线性**轨道在非时间维度（默认为垂直方向）上的固定带状区域内以线性方式呈现。

在这些模式约束下，我们可以精确列举出 3×3 时间 T 与轨道 H 空间中的九种基本叙事流模式。这些模式构成了我们用于评估可理解性的经典构建模块（第 7 节）。如果读者难以理解这些基本模式，我们预计他们在理解由这些模式组合而成的更复杂结构时也会遇到类似困难。

模式可以组合起来（例如，在一个共同的公告处连接两个模式），以构造更大的 TTNG。完整的组合规则不在本文讨论范围内；此处我们关注基本模式的可理解性。放宽轨道排他性后，可以进行集合叠加，并涵盖许多已调查的示例。

算法枚举（附录） 我们使用规范占用矩阵表述（精确节点数、最小时间跨度和左紧规范形式），并通过轨道置换等价来避免重复，从而枚举满足 TTNG 约束的模式。完整推导（包括从 $f(m,n,X)$ 到 $f(m,n,X-1)$ 的递归构造，以及三节点基例的论证）见 B.2 小节。

我们根据轨迹转换，将这九种模式划分为 顺序 和 非顺序 两类，见图 3右侧。

4.2 顺序模式

顺序模式展示了叙事随时间推进的方式：

线性 单一轨道内的公告，表明组织属性仍然最为重要（h_i，t_j）→（h_i，t_{j+1}）→（h_i，t_{j+2}）。**拱形** 当共享属性变得重要时，叙事会短暂转向另一条轨道，随后在组织属性重新获得重要性时返回（h_i，t_j）→（h_{i+1}，t_{j+1}）→（h_i，t_{j+2}）。

阶梯 随着同属性变得重要，叙事逐步在各条轨道之间移动（h_i，t_j）→（h_{i+1}，t_{j+1}）→（h_{i+2}，t_{j+2}）。

EarlyTurn 一个共享属性迅速变得重要，导致较早发生并持续存在的轨迹转换

$$(h_i,t_j)\to(h_{i+1},t_{j+1})\to(h_{i+1},t_{j+2}).$$

LateTurn 共享属性在后期转变前仍占主导地位，此时共享属性变得显著（h_i，t_j）→（h_i，t_{j+1}）→（h_{i+1}，t_{j+2}）。

4.3 非顺序模式

非顺序模式展示了多个轨道同时变得相关的情况：

尖锐分支 公告连接到两条相邻轨道，因为它具有多个显著属性（h_i,t j）→{(h_i,t$_{j+1}$),(h_{i+1},t$_{j+1}$)}。宽幅分支 公告连接到相距较远的轨道，这是由于属性之间存在强烈反差（h_i,t j）→{(h_{i+1},t$_{j+1}$),(h_{i+2},t$_{j+1}$)}。尖锐合并 来自相邻轨道的公告在共享显著属性时汇合 {(h_{i+1},t$_j$),(h_i,t$_j$)}→(h_i,t j+1)。WideMerge 来自相距较远轨道的公告形成强共享属性时汇合 {(h_i,t$_j$),(h_{i+2},t$_j$)} → (h_{i+1}, t$_{j+1}$)。

这些模式是构建模块，有助于理解读者如何在轨道内部和轨道之间移动时跟随叙事。下一步是利用这些模式生成文本叙事，探索读者对不同转换模式的反应。

5 [redacted]文本流水线

以人为中心地评估依赖时间的文本可视化，面临的下一个挑战是缺少具有已知（预定义）叙事结构的数据集，而这种结构可作为评估叙事提取算法的真实标注。为应对这一挑战，我们提出了一种图到文本流水线，旨在生成受控的虚构新闻数据集，并借助大语言模型（LLM）加速研究与分析。

控制机制可确保生成的文本符合TTNG模型的结构要求。例如，为了评估人们对线性视觉表达方式的感知，我们可能需要一组在连贯叙事中按线性方式展开的新闻报道。

虚构数据集有助于避免先验知识带来的混杂因素：现实世界新闻承载着读者背景、习惯以及先入为主的

可能使感知分析产生偏差的叙事 [37]。大多数现有虚构新闻数据集侧重于聚类和摘要 [17, 31]，几乎无法提供清晰的叙事结构。创建具有复杂结构的新数据集也十分耗费资源，除其他投入外还需要专家标注。

5.1 [redacted]流水线组件

我们的图到文本流水线（图 4）分为三个主要阶段，将 TTNG 转换为合成新闻文本，每个阶段采用不同的计算方法。如图中横幅所示，Crafter 和 Writer 使用生成式人工智能（大语言模型），而 Cartographer 则基于规则。

输入：TTNG 流水线从 JSON 格式的 TTNG 规范开始，如图4（面板 g）所示。该规范通过节点（"nodes": ["A1", "A2", "A3"]）及其连接关系（"edges": [["A1", "A2"], ["A2", "A3"]]）定义叙事结构。

1. Crafter（丰富）Crafter 使用 GPT-4 为基本图结构补充叙事上下文。如图 4 （面板 b）所示，它：
• 生成包含实体、事件和主题的叙事空间（以黄色突出显示）• 定义主题领域（例如“科技热潮”）• 创建初始属性映射（例如设置“硅谷公园”的位置）

2. Cartographer（地图）Cartographer（图 4，面板 c）通过以下方式将丰富后的叙事元素映射为结构化格式：
• 时间分配：将事件映射到特定时间戳
• 属性映射：将节点与特定实体、事件和主题关联起来
• 连接规划：定义节点如何通过共享属性相连
• 结构验证：确保映射符合 TTNG 约束

3. Writer（推导）Writer（图 4，面板 t）通过以下方式生成最终新闻文本：
• 遵循原有图结构
• 通过共享属性保持叙事连贯性
• 在保留预期叙事联系的同时自然阅读

输出 最终输出是一组合成新闻文章（如图 4，面板 t所示，蓝色部分），这些文章：
• 遵循指定的叙事结构
• 保持主题连贯性
• 在保留预期连接的同时自然地阅读

该流水线确保保留结构模式，同时允许自然的主题关联显现。有关图到文本流水线的更多详情，请参阅我们在 GitHub 仓库中的源代码：https://github.com/SonghaiFan/gpt_storytale。

5.2 GPT模型理解相关主张的依据 能力

叙事分析领域的先前研究已从简单的文本相似度指标发展到复杂的基于事件的方法。早期研究如 TextFlow [5]扩展了主题建模技术，以捕捉随时间变化的主题变化；而 Story Forest [18]则引入了使用关键词共现图的半监督文档聚类。Information Cartography [29] 和叙事地图 [22] 采用结合 TF-IDF 和基于嵌入的分类器的优化技术。在这些方法的基础上，我们使用三个相互补充且与这一发展进程相一致的指标来验证流水线的输出：

Jaccard相似度 量化事实之间的实体级重叠**TF-IDF余弦相似度** 衡量术语级连贯性**BERT相似度** 捕捉语义级关系

TTNG 中的叙事结构体现在连续公告如何遵循预期的轨道转移。在理想情况下，在主题聚焦轨道上的 LateTurn 转折 TTNG 中，公告 1–2 应显示较高的 BERT相似度，但在 2–3 之间下降，以反映较晚发生的主题转移。另一方面，在实体晚转折中，公告 1–2 应保持较高的 Jaccard实体相似度，但由于主要实体发生变化，2–3 之间的相似度应显著下降。

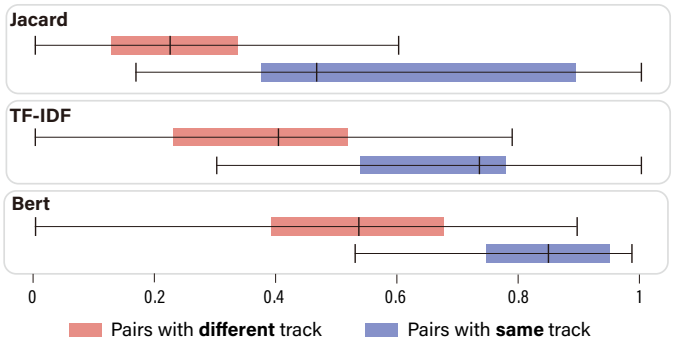

图5：合成数据集中公告对的相似度分数分布。箱体范围表示第25至第75百分位数，竖线表示中位数，水平线的范围表示最小值至最大值。红色箱体表示来自不同轨道的公告的相似度分数（预期较低），蓝色箱体表示来自同一轨道的公告的相似度分数（预期较高）。在三种指标（Jaccard、TF-IDF 和 BERT）中，同轨道与不同轨道的公告对明显区分开来；与不同轨道的公告对相比，同轨道的公告对始终表现出更高的相似度分数。

图5所示结果证实了所有指标均呈现预期模式，验证了我们的流程能够生成结构可控且轨迹转换有意义的叙事。成对相似度分析为评估生成数据集的质量、验证预期叙事结构是否在文本中得到恰当体现，提供了一种直接且可量化的方法。

6 用户研究设计

我们的研究探讨人们如何将新闻文本中的叙事结构理解为图。我们要求参与者选择最符合所呈现新闻文本（公告）的叙事母题（第4节定义的三节点TTNG模式）；这些新闻文本（公告）由预定义主题模式生成，并作为真实标注。

6.1 合成数据集概述

本研究采用的叙事结构是一个三节点TTNG，其中每个节点都是一则公告（一篇简短的新闻摘要）。

为抵消生成式人工智能（GPT-4）带来的随机性，用户研究设计为三组比较。每组都包含展示全部**九种**预定义叙事母题（线性、拱形、阶梯等）的公告。此外，每组还包含一**个**常见的对照故事（采用预定义的阶梯模式），以便进行跨组比较。

我们生成了 $9 \times 3 + 1 = 28$ 篇不同的新闻报道，每篇由三则公告组成（遵循我们的三节点TTNG模型），共计 $27 \times 3 + 1 \times 3 = 84$ 则公告。

6.2 合成数据集的验证

为确保用于用户研究的合成数据集质量，我们使用先前确立的指标（Jaccard、TF-IDF和BERT）分析了公告之间的相似度分布。

统计显著性检验 对每项指标进行的双样本t检验得出的 p 值为 < 0.001，证实了同一轨道与不同轨道的公告对之间存在统计显著差异。相似度得分的明确区分验证了我们的合成数据集保持了预期的轨道差异，至少从算法指标的角度来看是如此（见图5）：

Jaccard 同轨道配对的相似度为 0.4-0.9，而不同轨道配对的相似度为 0.1-0.4 **TF-IDF** 同轨道配对的相似度集中在 0.5-0.8，不同轨道配对则集中在 0.2-0.45**BERT** 呈现出最明显的区分：同轨道配对的相似度为 0.75- 0.95，不同轨道配对则为 0.4-0.7

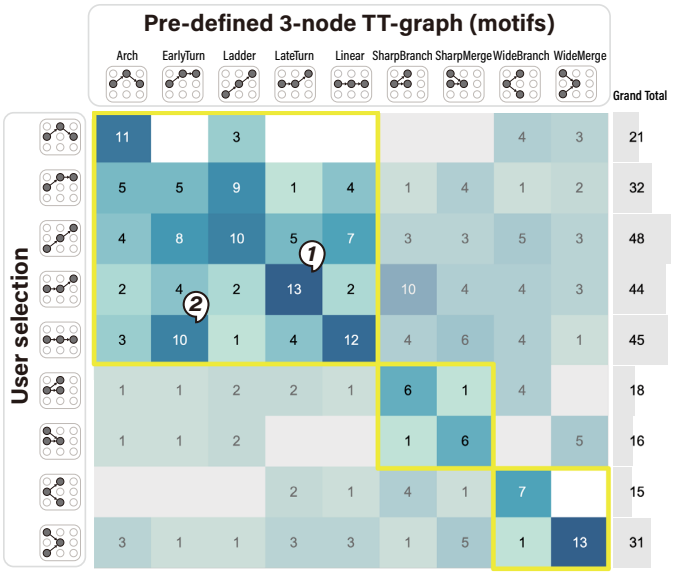

图 6：参与者选择的主题模式（行）与预定义主题模式（列）的混淆矩阵。对角线单元格表示正确识别。总计列显示每种模式的选择总数。每列的总和为 30，由图到文本流水线的输入控制。编号对话气泡对应于 7.2 中的详细分析。

6.3 流程

我们的研究通过 Prolific 招募了以英语为母语的参与者。Prolific 是一个众包研究平台，旨在为研究人员与参与研究和问卷调查的参与者牵线。30 名参与者的性别分布均衡（女性占 57%，男性占 43%），年龄为 20 至 57 岁。教育背景包括本科学位（37%）、高中毕业文凭/A-level（30%）和研究生学位（20%）。参与者通过李克特量表自我报告阅读习惯（1 = 很少阅读新闻， 5 = 每天阅读），涵盖 1 至 4 级。

首先，参与者通过一个教学页面了解 TTNG 模型。随后进行实践培训环节：参与者阅读网页右侧以纯文本格式显示的新闻公告（包含内容和时间戳），并将其与左侧列出的九种模式之一进行匹配。

在培训阶段，参与者必须正确识别模式，才能继续下一项任务。每项培训任务都对应一个具有预定义模式的不同故事。参与者熟悉任务后，便进入主要任务。我们鼓励参与者根据自己的理解做出判断，而不必担心对错，但需清楚地说明理由。

在任务阶段，参与者根据自己对文本的理解，从 9 个选项中选出最符合的模式，**不借助**标题或关键词等提示。总共进行了 10 项任务，故事顺序经过**随机化**，以减少顺序偏差。参与者记录了每次选择的理由以及对自己选择的信心评分。

6.4 数据收集与分析

数据通过 Google Analytics 云服务匿名记录。分析所用的数据包括定量数据（如每项任务的选择结果和用时）以及参与者说明选择理由所提供的定性数据。任务参与时间从 12.39 秒到 95.96 秒不等，平均为 53 .04秒。

7 用户研究结果

我们的研究揭示，读者在理解非顺序叙事母题时面临重大挑战。参与者平均正确识别出用于生成故事的10种模式中的3.1种，且参与者之间的表现差异显著。表现最佳的个体准确识别出10种中的7种，而大多数参与者



图 7：LateTurn 的混淆案例研究

（30人中有22人）识别出的模式不超过3种。这表明，即使面对受控的合成叙事，读者也普遍难以还原预定义的叙事模式。用 TTNG 的术语来说，读者倾向于沿着轨道遵循隐含的连续性（格式塔连续性），却难以感知明确的跨轨道边。这表明应尽量减少不必要的跨轨道边，并在可能的情况下，使 α 和 β 处于相同的 SCE层级，或采用相同的属性选择标准。在以下各节中，我们将讨论识别准确度最高和最低的模式，以及从收集到的定性数据中发现的一些混淆来源。

7.1 定量结果

轨迹转换识别模式。 对混淆矩阵（图 6）的分析揭示了读者在我们的研究中识别叙事轨迹转换时呈现的若干模式。首先查看“总计”列，可以发现参与者的选择偏向顺序模式。除最后一行/列（WideMerge）外，在这项任务中，参与者选择顺序模式的可能性高于非顺序模式。阶梯 模式获得了 48 次选择，其次是 线性 ，获得了 45 次选择。

识别准确率。 在我们的样本中，轨迹转换的时机和清晰度似乎影响了识别：

- *LateTurn*和 *WideMerge* 的准确率最高（均为 43%），这可能表明，更清晰、已确立的轨迹转换更容易识别
- 线性进程也得到了相对准确的识别（准确率为 40%），这与读者对线性叙事的熟悉程度相符
- 顺序模式之间出现了明显的相互混淆，尤其是 *EarlyTurn*、线性 和阶梯
- 在我们的数据集中，时间特征比轨迹变化更容易被一致地识别（59.2% 的选择与时间特征相符）

7.2 案例研究

我们从混淆矩阵中考察两个形成鲜明对比的案例（图 6）：

案例A：*LateTurn* 识别 A组中识别较为准确的模式之一（10次选择中有7次正确）显示出明显的转变

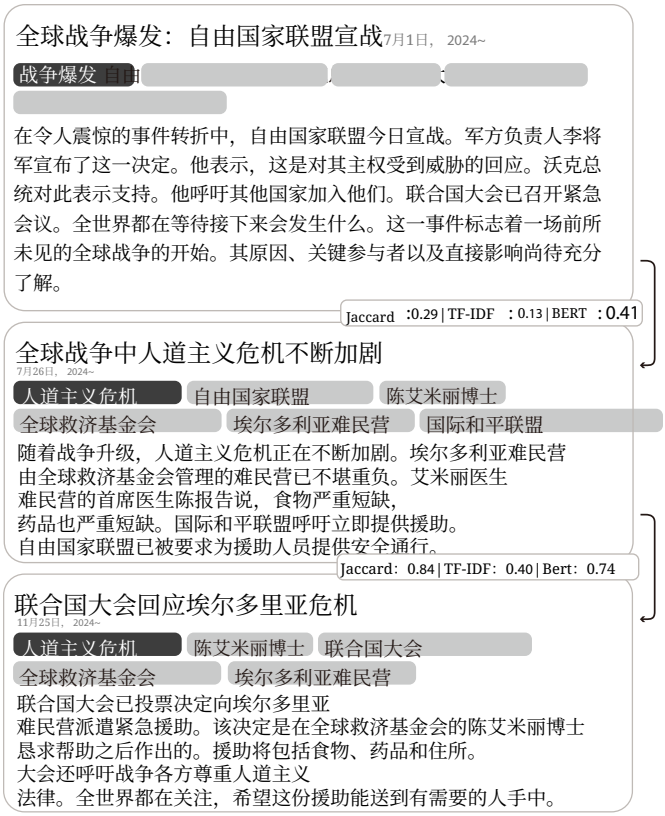

图 8：EarlyTurn 的混淆案例研究

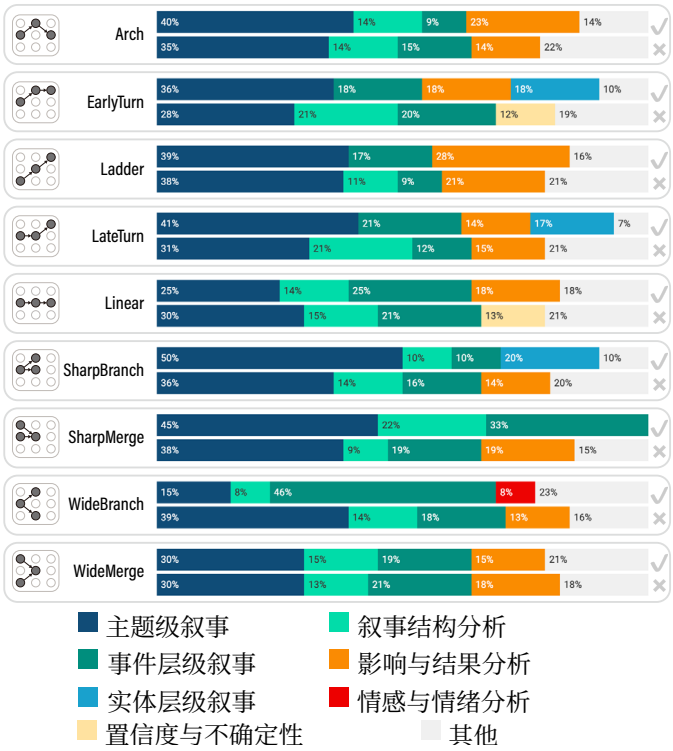

图 9：叙事选择的推理类别分布。上方柱形图显示参与者正确识别模式时的分布，下方柱形图显示识别错误时的分布。

从自由党选举跳到金融欺诈。几位参与者将此描述为一次“跳跃”：

• “情节转折展现了从对 *Jane* 的乐观情绪跳到调查” — 参与者 A 的推理侧重于 实体层级叙事。
• “前两个涉及候选人在市长选举中的进展。最后一个故事跳转到联邦调查，不再高度聚焦于选举进展。”——参与者 B 的推理聚焦于 事件层级叙事。

案例 B：*EarlyTurn* 误识别。这一经常被误识别的模式显示出与线性 （10 次）和阶梯 （8 次）的混淆。尽管我们的指标表明存在轨道转变，参与者往往将这一推进视为自然的：

• “我认为它是线性的，因为它从宣战到人道主义危机，再到为人道主义危机派出援助。这看起来像是宣战之后事件的线性推进。”——参与者 C 的推理导致其从事件层级选择了线性。

• “尽管如此，我只有中等程度的把握，因为战争这一概念看起来确实有很多事情在发生，即便它感觉还没有重要到足以影响 y 的变化”——参与者 D 的推理导致其从主题层级选择了线性。

我们在本研究中观察到关于轨迹转换识别的三种初步模式：

• 在我们的任务中，晚期转折比早期转折更常被识别，这可能是因为初始轨道已经建立得更加清晰

• 当转折较为细微时，读者往往默认采用更简单的顺序模式（例如，线性、阶梯）• 叙事焦点的明显断裂（例如，*LateTurn*、*WideMerge*）比渐进式转折更容易被识别

总体而言，在本研究的范围内，当转换沿着既有轨道进行（即该轨道在先前节点中已有叙事上下文）时，识别率往往较高；较早出现的转换则更容易被漏掉。

7.3 定性分析：轨道识别策略

对参与者评论的分析揭示了几种识别轨迹转换的方法；在该数据集中，人类策略与算法策略之间存在显著差异。

轨道识别层次 如图9所示，参与者在我们的研究中经常依赖较高层级的 SCE 来进行轨道识别：

- **主题层面分析**：基于主题变化识别转折（例如，“从选举到争议……”）。
- **实体层面分析**：追踪特定实体及其发展（例如，“从约翰逊提及他的改进计划开始……”）。
- **事件层面分析**：追踪事件的时序进展（例如，“叛乱团体的开端，随后继续与戴维斯部队作战……”）。 • **结构分析**：审视叙事模式（例如，“因为它遵循非常线性的推进……”）。
- **因果分析**：识别因果关系（例如，“ 前一陈述的结果直接引出下一陈述……”）。 • **情感分析**：关注情感发展（例如，“它先转为积极，再转为消极，随后又转向积极……”）。

人类与算法的轨道识别 我们观察到人类与模型在轨道识别方法上的差异。虽然我们的TTNG模型在确定轨迹转换时高度依赖实体级连接，但参与者更倾向于更高层级的叙事元素。这表明在此情境中，计算方法与认知方法之间可能存在差距。

轨道识别中的因果关系 在解读跨轨道叙事时，影响与结果分析是部分参与者反复出现的主题。这种对因果性的关注在事件层面分析中尤为明显，表明读者在确定轨迹转换时往往寻求因果关系——而这一因素在当前TTNG框架中并未被明确建模。

扩展SCE维度 少数回答（约占 8–12%）提到了情感和情绪，这表明叙事理解还存在一个

当前的 SCE框架尚未涵盖的维度。这或可作为人类解读中轨迹转换的额外信号。

在本研究中，许多读者更多地依赖较高层次的叙事元素和因果关系。这些观察结果表明，可以进一步拓展 TTNG模型，使其更好地契合人类叙事理解模式。

7.4 基于洞察的设计建议

基于定量和定性研究结果，我们针对新闻领域的时变文本可视化提出以下建议。这些建议以本研究的任务和数据为依据；其适用性可能因上下文和受众而异。

轨道组织与转换 在我们的研究中，读者通常依赖较高层次的 SCE（主题和事件）来识别轨道，而模型则更擅长检测实体级连接。建议考虑：（1）采用多层次可视化，同时展示高层次主题和底层实体连接；（2）在条件允许时，突出显示不同轨道间公告之间的因果关系，因为部分读者会借此理解转换；（3）在适当且可靠的情况下，可选择加入情感／情绪指标作为辅助信号。

轨道转换时机 在我们的研究中，晚期转换（准确率为 43%）比早期转换更容易被识别。建议：（1）在重大转换发生前，保留足够的轨道历史（更多先前节点），以确立轨迹身份；（2）为早期转换提供更明显的视觉线索，因为在我们的任务中，这类转换更容易被漏掉；（3）在适当情况下采用渐进式披露，帮助读者预判即将发生的变化。

顺序与非顺序结构 在我们的任务中，读者更偏好顺序模式（阶梯：48 次选择；线性：45 次选择）。建议：（1）在符合编辑目标的情况下，优先采用顺序流程；（2）通过视觉强调，标示非顺序转换何时具有重要意义。

实体层级可视化 尽管许多读者侧重于主题层面的理解，实体追踪似乎有助于更准确地识别母题。建议：（1）在各轨道中突出显示实体，以呈现连接；（2）提供交互功能，以便在主题视图和实体视图之间切换；（3）在数据质量允许的情况下，将不同轨道之间的实体关系可视化。

时间维度增强 在我们的数据集中，时间特征的识别一致性高于轨迹变化（59.2%）。可考虑：（1）使用清晰的时间标记来锚定转换；（2）在多个轨道之间保持一致的时间推进；（3）为转换提供时间背景。

属性重要性可视化 为了帮助解释轨迹转换为何会在特定上下文中发生，可考虑：（1）以视觉方式编码轨道内组织属性的强度；（2）展示共享属性何时变得足够重要，从而需要进行转换；（3）提供用于探索不同属性权重的交互式工具。

这些考量旨在弥合算法轨迹检测与人类叙事理解模式之间已观察到的差距，并在本研究范围内同时支持对叙事结构的高层次理解和细致探索。

8 局限性与未来工作

我们的工作展示了轨道和轨迹转换如何指导叙事可视化设计。尽管我们的模型为通过轨迹转换呈现叙事推进提供了一个框架，但仍需考虑若干局限性。

首先，我们的 图到文本流水线 虽然具有创新性，但仍处于早期开发阶段。生成的合成新闻数据集可能缺乏现实世界文章的复杂性，从而影响研究结果的生态效度。通过采用先进的语言模型和多样化的叙事母题来改进流水线，或许能够解决这些问题。应增加迭代式验证／重新生成步骤，以确保合成数据集准确反映 TT 图中预期的时间结构和轨道结构，确保“相同”与“不同”轨迹组合之间有清晰的区分（参见图5）。

其次，我们的用户研究属于探索性和形成性研究。我们希望测试参与者能否仅凭阅读文本内容，推断出用于生成文本的结构，而不提供有关边与轨道之间预期映射的具体详情。若对如何准确检测边进行更多培训（例如，要求参与者理解我们用于生成文本验证的方法所采用的相似度指标 第 6.2 小节），或许能减少 第 7 节中所研究的困惑。然而，我们感兴趣的恰恰是这些理解上的差异，而这些差异也为我们的设计建议提供了依据 第 7.4 小节。此外，我们认为，开放式地探索人们关于结构的心智模型，最有助于为未来的文本可视化方法研究提供参考；这些方法既可以尽可能地让所有人都能理解，也可以适应个人需求。

第三，我们的用户研究样本量相对较小（n=30），这可能会限制研究结果的普适性。未来研究应努力招募规模更大、构成更多元的参与者群体，以提升结果的稳健性和普适性。

第四，作为使用图对叙事进行建模的初步步骤，我们有意施加某些边约束以保持简洁。尽管真实叙事往往包含更复杂的结构——例如远距离主题联系、倒叙、循环引用、同时发生的事件，以及跨越多个上下文的隐含关系——这些限制是有意的设计选择，旨在使该模型在初步实现与评估中更易于处理。未来工作可以探索放宽这些约束，以捕捉此类复杂的叙事结构。

最后，尽管我们的设计建议提供了有前景的方向，但仍需通过更受控的用户研究加以验证，以确立其有效性。以我们的框架与流程为起点会有所帮助，但还需要进一步的实证研究来巩固这些设计建议，并将评估扩展到由模式组合而成的更大规模 TTNG 可视化。

9 结论

我们的研究提出了时间轨迹叙事图（TTNG）模型，作为表示叙事结构与轨迹转换的框架。通过对合成叙事的用户研究，我们观察到算法轨迹检测与人类叙事理解模式之间存在差距。

我们的研究结果凸显了叙事理解的几个基本方面：（1）在我们的研究中，许多读者依靠高层级的 SCE（主题／事件）来识别轨道，而算法则更擅长检测实体级连接；（2）建立轨迹身份后，轨迹转换往往更容易识别；（3）一些读者会在不同轨道之间寻找因果关系和情感发展——这些要素未在我们的生成流程中明确编码，也鲜少在以往的叙事可视化研究中得到探讨。

总的来说，尽管计算模型能够有效检测实体级连接，许多参与者似乎还需要其他信号来理解轨迹转换，包括明确的组织原则、因果关系和情感发展。这表明，在某些情境下，将实体级模式与更高层级叙事元素相联系的多层级视图，或许有助于弥合这一差距。

通过应对这些挑战，我们希望推动叙事可视化的发展，使其更好地弥合计算检测与人类理解之间的差距，从而让复杂叙事的探索更加直观。

参考文献

[1] M. Alharbi 和 R. S. Laramee。《SoS TextVis：文本可视化综述的扩展综述》。*Computers*，8(1):17，2019年3月。第1期。出版商：Multidisciplinary Digital Publishing Institute。doi: 10.3390/computers8010017。

[2] J. Ansah、L. Liu、W. Kang、S. Kwashie、J. Li 和 J. Li。《一图胜千言：使用时间线摘要图讲述事件故事》。载于万维网大会，WWW '19，第 2565–2571 页。

计算机协会，纽约，美国纽约州，2019年5月。doi: 10.1145/3308558.3313396 3

[3] 2018 4 T. O.

[4] Arnold。《文本诱导图上的高级主题分析》。. M. Brehmer、B. Lee、B. Bach、N. H. Riche 和 T. Munzner。《重新审视时间线：表达性叙事的设计空间与考量》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，23(9):2151– 2164，2017年9月。会议名称：IEEE可视化与计算机图形学汇刊。doi: 10 1109 2016 2614803 1, 3 . /TVCG. . W.

[5] Cui、S. Liu、L. Tan、C. Shi、Y. Song、Z. J. Gao、H. Qu 和 X. Tong。《TextFlow：更好地理解文本中的演化主题》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，17 2421，2011 2412 10 1109 2011 239 3, 6 : – 。doi: . /TVCG. .[6] A. Endert、S. Fox、D. Maiti、S. Leman 和 C. North。《聚类的语义：对文本文件用户生成的空间布局进行分析》。载于高级可视化界面国际工作会议论文集，AVI '12，第 555–562 页。计算机协会，纽约，美国纽约州，2012年5月 2012 10 1145 2254556 2254660 3 。doi: . / . S.

[7] Gad、W. Javed、S. Ghani、N. Elmqvist、T. Ewing、K. N. Hampton 和 N. Ramakrishnan。《ThemeDelta：对时间主题模型进行动态分段》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，21(5):672–685，2015年5月。doi: 10.1109/TVCG.2014.2388208 3[8] S. Havre、B. Hetzler 和 L. Nowell。《ThemeRiver：可视化随时间变化的主题》。载于 IEEE 2000年信息可视化研讨会。INFOVIS 2000。论文集，第 115–123 页。IEEE计算机学会，美国犹他州盐湖城， 2000 10 1109 2000 885098 3, 4 。doi: . /

[9] INFVIS. . S. Havre、E. Hetzler、P. Whitney 和 L. Nowell。《ThemeRiver：可视化大型文档集合中的主题变化》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，8(1):9–20，2002年3月。doi: 10. 1109 2945 981848 1, 3 / . B. F. Keith

[10] Norambuena 和 T. Mitra。《叙事地图：表示和提取信息叙事的算法方法》。ACM人机交互会议论文集，4(CSCW3):1–33，2021年1月。doi: 10.1145/3432927 1, 3, 4[11] B. F. Keith Norambuena、T. Mitra 和 C. North。《面向意义建构任务的叙事地图设计指南》。信息可视化，21(3):220–245，2022年7月。出版商：SAGE出版社。doi: 10.1177/ 14738716221079593 3[12] B. F. Keith Norambuena、T. Mitra 和 C. North。《用于基于图的叙事可视化的混合多模型语义交互》。载于第28届智能用户界面国际会议论文集，第 866–888 页。ACM，澳大利亚新南威尔士州悉尼，2023年3月。doi: 10. 1145/3581641.3584076 3[13] N. W. Kim、B. Bach、H. Im、S. Schriber、M. Gross 和 H. Pfister。《使用故事曲线可视化非线性叙事》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，24(1):595–604，2018年1月。会议名称：IEEE可视化与计算机图形学汇刊。doi: 10.1109/TVCG.2017.2744118 3[14] M. Krstajic、E. Bertini 和 D. Keim。《CloudLines：紧凑展示多个时间序列中的事件片段》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，17:2432–2439，2011年。doi: 10.1109/TVCG. 2011.179 3[15] K. Kucher。《社交媒体文本数据的情感与立场可视化》。林奈大学出版社，瑞典韦克舍， 2019 1 。T. Y. Lee、A.

[16] Smith、K. Seppi、N. Elmqvist、J. Boyd-Graber 和 L. Findlater。《人性化触点：非专家用户如何感知、解读并修正主题模型》。《国际人机交互研究杂志》， 105 28 42, 2017 10 1016 2017 03 007 3 : – 2017年9月。

[17] doi: . /j.ijhcs. . . E. Levi、G. Mor、S. R. Shenhav 和 T. Sheafer。《CompRes：新闻叙事结构数据集》。arXiv，abs/2007.04874:null，2020年。6 [18] B. Liu、F. X. Han、D. Niu、L. Kong、K. Lai 和 Y. Xu。《Story Forest：从突发新闻中提取事件并讲述故事》。ACM知识发现与数据汇刊，14(3):31:1–31:28，2020年5月。doi: 10 1145 3377939 1, 3, 6 . / S. Liu、Y. Wu、

[19] E. Wei、M. Liu 和 Y. Liu。《StoryFlow：追踪故事的演化》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，19(12):2436–2445，2013年12月。会议名称：IEEE可视化与计算机图形学汇刊。doi: 10.1109/TVCG. 2013.196 3[20] D. Luo、J. Yang、M. Krstajic、W. Ribarsky 和 D. A. Keim。《EventRiver：通过时间参照直观探索文本集合》。IEEE可视化与计算机图形学汇刊，18(1):93–105，2012年1月。doi: 10.1109/TVCG.2010.225 3

[21] P. H. Nguyen、K. Xu、R. Walker 和 B. W. Wong。TimeSets：具有集合关系的时间线可视化。《信息可视化》，15(3):253–269， 2016 10 1177 1473871615605347 3 年7月。doi: . / B. F. K.

[22] Norambuena、T. Mitra 和 C. North。叙事意义建构：叙事地图构建策略。2021 IEEE 可视化会议（VIS），null:181–185，2021。doi: 10.1109/VIS49827.2021. 9623296 3, 6[23] B. F. K. Norambuena、T. Mitra 和 C. North。基于事件的新闻叙事提取综述。《ACM计算调查》，第3584741页，2023年2月。doi: 10.1145/3584741 2[24] J. Nualart-Vilaplana、M. Pérez-Montoro 和 M. Whitelaw。我们如何绘制文本：文本可视化与探索方法综述。《信息专业人士》，23(3):221–235，2014年5月。doi: 10. 3145 2014 02 1 /epi. .may. P. Ranade、

[25] S. Dey、A. Joshi 和 T. Finin。叙事的计算理解：综述。《IEEE Access》，10:101575–101594，2022。doi: 10. 1109/ACCESS.2022.3205314 2[26] B. Santana、R. Campos、E. Amorim、A. Jorge、P. Silvano 和 S. Nunes。文本数据叙事提取综述。《人工智能评论》， 56 8 8393 8435, 2023 2 ( ): – . D. Shahaf、C. Guestrin 和 E.

[27] Horvitz。科学地铁图。载于第18届ACM SIGKDD国际知识发现与数据挖掘会议论文集，第1122–1130页。ACM，中国北京，2012年8月。doi: 10.1145/2339530.2339706 3[28] D. Shahaf、C. Guestrin 和 E. Horvitz。信息地铁图。《ACM SIGWEB通讯》，(春季):4:1–4:9，2013年4月。doi: 10.1145/2451836. 2451840 4[29] D. Shahaf、C. Guestrin、E. Horvitz 和 J. Leskovec。信息制图。《ACM通讯》，58(11):62–73，2015年10月。doi: 10. 1145 2735624 3, 4, 6 / D. Shahaf、J. Yang、C. Suen、J.

[30] Jacobs、H. Wang 和 J. Leskovec。信息制图：创建可缩放的大型信息地图。载于第19届ACM SIGKDD国际知识发现与数据挖掘会议论文集，KDD '13，第1097–1105页。计算机协会，美国纽约州纽约市，2013年8月。doi: 10. 1145/2487575.2487690 3[31] S. Sultana、R. Zhang、H. Lim 和 M. Antoniak。从自然语言处理和人机交互的视角看叙事数据集。载于第二届人机交互与自然语言处理桥接研讨会论文集，第47–54页。计算语言学协会，美国华盛顿州西雅图， 2022 10 18653 1 2022 1 7 6 。doi: . /v / .

[32] hcinlp- . G. Sun、Y. Wu、S. Liu、T.-Q. Peng、J. J. H. Zhu 和 R. Liang。EvoRiver：社交媒体主题竞合的视觉分析。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，20(12):1753–1762，2014年12月。doi: 10.1109/TVCG.2014.2346919 3[33] Y. Tanahashi 和 Kwan-Liu Ma。优化故事线可视化的设计考量。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，18(12):2679–2688，2012年12月。doi: 10.1109/TVCG.2012. 212 4[34] S. Xu、S. Wang 和 Y. Zhang。总结复杂事件：故事线提取与重建的跨模态解决方案。2013年10月。1[35] Z. Yan 和 X. Tang。叙事图：基于以事件为中心的时序知识图谱讲述演变中的故事。《系统科学与系统工程学报》，32(2):206–221，2023年4月。doi: 10.1007/s11518 -023-5561-0 3[36] T. Yousef 和 S. Janicke。文本对齐可视化综述。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》，27 1159，2020 2 1149 3 ( ): – . [37] Y. Zhao、J. Shi、J. Liu、J. Zhao、F. Zhou、W. Zhang、K. Chen、X. Zhao、C. Zhu 和 W. Chen。评估背景故事对图感知的影响。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》， 28 12 4839 4854, 2022 10 1109 2021 3107297 2, 6 ( ): –

[38] 12月. doi: . /TVCG. . H. Zhou、H. Yu、R. Hu 和 J. Hu。跨媒体主题演化图趋势综述。《知识型系统》，124:164–175，2017年5月。doi: 10.1016/j.knosys.2017.03.009 1

使用大语言模型从图生成文本

本附录展示了如何利用大语言模型，根据给定的图结构生成连贯且符合上下文的文本。该过程包括将故事元素与图节点和边对齐，然后使用大语言模型为每个节点生成文本，同时保持叙事连贯性。

A.1 图结构

考虑以下表示叙事的简单 Arch 图结构：

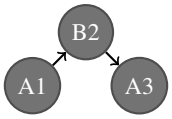

图 10：故事图结构示例

图中的每个节点表示 nts故事中的一个章节或事件，边表示节点之间的流程和依赖关系。

A.2 叙事上下文

清单 1：JSON 上下文示例

1 { 2 "name": "拱形", 3 "description": "叙事以主题A开篇，随后转向主题B，最后回归主题A。", 4 "structure": "A1 ->B2 -> A3", 5 "instructions": "总共仅包含3个节点和2条边。", 6 "nodes": ["A1", "B2", "A3"],7 "edges": [8 { "from": "A1", "to": "B2" }, 9 { "from": "B2", "to": "A3" }10],11 "context": [12 { 13 "symbol": "A", 14 "theme": "经济繁荣", 15 "description": "这座城市经历了前所未有的经济增长，但在找到可持续的经济解决方案之前，遭遇了一场突如其来的生态挑战。", 16 "time": ["2023-01-01", "2023-12-31"],17 "entities": [18 { 19 "name": "Mayor Lina", 20 "type": "people" 21 }, 22 { 23 "name": "市中心区", 24 "type": "location" 25 }, 26 { 27 "name": "经济委员会", 28 "type": "organisation" 29 }30]31 }, 32 { 33 "symbol": "B", 34 "theme": "生态危机", 35 "description": "由于经济快速增长，这座城市面临环境危机，引发了关于城市未来的辩论。", 36 "time": ["2023-06-01", "2023-09-01"],37 "entities": [38 { 39 "name": "GreenLife", 40 "type": "organisation" 41 }, 42 { 43 "name": "河石公园", 44 "type": "location" 45 }, 46 { 47 "name": "Dr. Emily Grant", 48 "type": "people" 49 }, 50 { 51 "name": "生态峰会", 52 "type": "organisation" 53 },

```
            {
                "name":    "City    Media",
                "type":    "organisation"
            }
        ]
    }
  ]
},
```

A.3 对齐故事元素

生成文本之前，我们会将主题、实体和时间段等故事元素与图中的每个节点对齐。这种对齐为大语言模型生成符合上下文的文本提供了蓝图。以下是对齐结果的示例：

代码清单2：JSON地图示例

```
{
  "A1": {
    "Theme": "经济繁荣",
    "ThemeDescription": "这座城市经历了前所未有的经济崛起，但在找到可持续经济解决方案之前，面临突如其来的生态挑战。",
    "Entity": [
      "市中心区",
      "Mayor Lina",
      "经济委员会"
    ],
    "Time": [
      "2023-01-01",
      "2023-05-02"
    ],
    "Prev": [],
    "StuctureInstruction": "叙事结构为拱形，叙事从主题A开始，然后转向主题B，最后回到主题A。（例如 A1 -> B2 -> A3）。当前章节节点为A1，它是叙事结构中的第1个章节节点。"
  },
  "B2": {
    "Theme": "生态危机",
    "ThemeDescription": "由于经济快速增长，这座城市面临环境危机，引发了关于城市未来的争论。",
    "Entity": [
      "经济委员会",
      "City Media",
      "生态峰会",
      "GreenLife",
      "河石公园"
    ],
    "Time": [
      "2023-07-01",
      "2023-07-31"
    ],
    "Prev": [
      "A1"
    ],
    "StuctureInstruction": "叙事结构为拱形，叙事从主题A开始，然后转向主题B，最后回到主题A。（例如 A1 -> B2 -> A3）。当前章节节点为B2，它是叙事结构中的第2个章节节点。"
  },
  "A3": {
    "Theme": "经济繁荣",
    "ThemeDescription": "这座城市经历了前所未有的经济崛起，但在找到可持续经济解决方案之前，面临突如其来的生态挑战。",
    "Entity": [
      "市中心区",
      "Mayor Lina",
      "经济委员会",
      "生态峰会"
    ],
    "Time": [
      "2023-08-31",
      "2023-12-31"
    ],
    "Prev": [
      "B2"
    ],
    "StuctureInstruction": "叙事结构为拱形，叙事从主题A开始，然后转向主题B，最后回到主题A。（例如 A1 -> B2 -> A3）。当前章节节点为A3，它是叙事结构中的第3个章节节点。"
```

```
    }
}
```

A.4 上下文提供程序提示词

列表 3：大语言模型语言链提示词模板

```
叙事Crafter擅长为线性、阶梯、短叉结构等多种结构生成叙事上下文，同时保持元数据（'name'、'description'、'structure'、'instructions'、'nodes'、'edges'）不变。在修改包含'symbol'、'theme'、'description'、'time'和'entities'的'context'部分时，我确保每个主题都由单一字母符号（A、B、C等）唯一表示，并在其上下文中得到详细说明。上下文部分中的主题符号直接对应叙事结构中的主题。我避免在单个上下文中多次使用同一主题符号，以免造成混淆。我遵循实体中人物的现实命名惯例，以增强叙事的真实性。我的回复严格遵循JSON格式，专注于打造上下文一致且相互关联的叙事上下文。如果信息缺失或不明确，我会请求澄清，力求提供针对特定叙事类型和用户输入而定制的精确、连贯叙事上下文。
```

A.5 提示词模板

为了为每个节点生成文本，我们使用一个提示词模板，其中包含对齐的故事元素以及前驱节点生成的文本。以下是提示词模板：

列表 4：大语言模型语言链提示词模板

```
你是《纽约时报》的一名资深记者，任务是撰写一篇虚构新闻报道，承接上一篇报道。你的写作风格简洁明了，不使用修辞手法，采用浅显易懂的英语。避免明确提及结构和主题，而要将其巧妙地融入故事。故事应采用适合欧洲语言共同参考框架 A1 级的风格，每个章节的阅读时间约为 1 分钟（100 个单词）。续写章节应与前一章节紧密相关（叙事引人入胜且逻辑连贯）。故事主题必须格外突出，除下方给出的唯一主题外，不得编造新主题。下方列出的所有实体都必须包含在故事中。章节 ID：{id}时间段：{time_period_str}  主题：{theme}主题上下文：{theme_context}实体：{', '.join(entity)}叙事结构：{narrative_structure}前文上下文：{prev_content_str}
```

A.6 生成的故事

使用对齐后的故事元素和提示模板，大语言模型生成了以下故事：

清单 5：叙事文本

```
A1章 - "市中心区见证前所未有的经济繁荣"：在一个令人意外的转折中，市中心区正经历着经济繁荣。Mayor Lina 昨日宣布，该区经济在过去四个月里大幅增长。经济委员会将这一增长归因于新企业的涌现和旅游业的增长。不过，Mayor Lina 提醒大家，一项新兴的生态挑战正在显现。快速的经济增长正给城市的基础设施带来压力。目前，人们正在寻求可持续的解决方案，以平衡经济繁荣与环境保护。B2章 - "生态峰会：市中心区迎来转折点"：本月，城市的经济繁荣成为生态峰会的主要议题。经济委员会和当地环保组织 GreenLife 主导了讨论。他们强调了河石公园日益严重的生态危机。City Media 报道称，由于旅游业增长和基础设施建设，公园里的野生动物正受到威胁。经济委员会提出了一项平衡经济增长与环境保护的计划。该计划反响不一，引发了关于城市未来的辩论。生态峰会最后呼吁采取可持续解决方案来应对这场危机。A3章 - "城市在经济繁荣之际找到可持续解决方案"：随着年末临近，城市为生态危机找到了可持续解决方案。在 Mayor Lina 的支持下，经济委员会推出了一项新计划，旨在平衡经济繁荣与环境保护。该计划包括限制市中心区的旅游业和基础设施建设，同时创造绿色就业岗位并推广环保企业。城市经济继续增长，但如今更加注重可持续性。该计划获得了积极反馈，展现出城市充满希望的未来。
```

生成的故事遵循"拱形"叙事结构：在 A1 中以"经济繁荣"主题开篇，在 B2 中转向"生态危机"主题，并在 A3 中通过可持续解决方案回归"经济繁荣"主题。大语言模型整合了相互对齐的故事元素，保持了叙事连贯性，并为每个节点生成了与上下文相关的文本。

两个 TTNG 视图

B TTNG 工作示例与模式形式化

本附录有两个目标：(1) 使用 小红帽 提供一个 TTNG 工作示例；(2) 通过受约束枚举对母题识别进行形式化。

算法1 使用大语言模型根据结构图数据生成文本

需要： 叙事_上下文：包含上下文的叙事结构列表
需要： 主题：故事的主题
需要： 结构：选定的叙事结构
需要： 种子：用于确保可复现性的可选种子
过程 生成故事(主题,结构,种子)
    叙事_对象 ← 查找结构于 叙事_上下文 名称为 结构
    对齐 ← ALIGNTHEMEENTITY(叙事_对象， 种子)
    故事 ← 包含空章节的新故事
    内容_缓存 ← 空字典
    对于 节点，对齐中的详情 执行 **do** ▷ 边遍历：
        前驱_内容 ←从内容_缓存 中拼接节点的详情["前驱"]
        新_章节 ← 生成章节(节点、详情、前驱_内容)
        添加新_章节 至故事章节
        内容_缓存[节点] ← 新_章节.内容
    结束循环
    返回 故事
结束过程
过程 主题实体对齐(叙事_*obj*, 种子)
    对齐 ← 空字典
    对于 节点 在 叙事_*obj*.节点 **执行**
        节点_上下文 ← 在 叙事_*obj*.上下文 中按符号查找上下文 节点.符号
        实体 ← 从以下内容采样实体：节点_上下文.实体
        时间_时间段 ← 为节点生成时间段
        对齐[节点] ←主题： 节点_上下文.主题，实体： 实体，时间： 时间_时间段
    结束循环
    返回对齐
结束过程
过程 生成章节(节点,详情, 前驱_内容) ▷ 节点扩展：
    创建提示_模板，包含节点、详情、前驱_内容
    模型 ←具有所选参数的 OpenAI 模型
    输出 ← 模型(提示_模板)
    返回输出
结束过程

算法 2 将主题和实体映射到叙事结构

如果提供了种子**则**
    使用种子初始化随机数生成器
结束如果
为叙事对象预计算时间段
按顺序处理叙事对象中的节点，并遵循父子关系
为节点初始化一个空地图
对处理顺序中的每个节点**执行**
    确定节点的符号，并获取其叙事上下文
    从节点的上下文中随机抽取实体
    如果该节点有父节点**那么**
        确保至少包含一个来自任意父节点的实体
    结束 if
    构建节点映射，包括：
- 来自叙事上下文的主题
- 随机选取的实体
- 先前计算的时间段
- 父节点信息
- 针对结构中节点的作用的具体指令或描述

结束 for
返回 为所有节点构建的地图



图 11：同一组《小红帽》陈述的两种 TTNG 视图。上方：按主题组织的视图（α = 主题），展示旅程 → 欺骗 → 营救。下方：按实体组织的视图（α =实体），突出角色互动。

B.1 示例：小红帽陈述与属性

ID	实体	主题	事实陈述
V1	Red	旅程	小红帽带着一篮食物，穿过树林，离开家前往祖母的小屋。
V2	Wolf	旅程	狼在黑暗森林入口附近的灌木丛中观察小红帽，伺机捕猎。
V3	小红帽，狼	旅程	小红帽在林间小路上停下来和狼聊天，因为他看起来很友善。
V4	狼，小红帽	欺骗	狼鼓励小红帽去采野花，以拖延女孩到达小屋。
V5	Wolf	欺骗	狼吃掉奶奶，并在小屋戴上她的睡帽来欺骗女孩。
V6	猎人，狼	营救	猎人听到可疑的动静后，沿着森林地面上的轨道追踪狼。
V7	狼，小红帽	欺骗	狼现出真身后，在奶奶安静的卧室里扑向小红帽，想要吃掉她。
V8	小红帽，狼	欺骗	小红帽走进小屋，站在床边，评论狼的耳朵很大。
V9	猎人、小红帽、狼	营救	猎人杀死狼，将小红帽和奶奶从屋内的危险中救出。

表2：小红帽 TTNG 示例中使用的事实陈述与属性。

图11 用两种不同的**组织规则**将这九个单元可视化。在 TTNG 中，节点的垂直位置由其轨道分配决定，而轨道分配则根据特定属性得出。

• **主题视图（顶部）：** 其中 α = 主题。轨道代表抽象主题：旅程、欺骗和营救。叙事结构展现了主题的推进：故事始于旅程轨道，转入欺骗冲突，最终在营救轨道上得到解决。此视图强调情节逻辑。

• **实体视图（底部）：** 其中 α = 实体 . 轨道代表具体角色：猎人、小红帽和狼 .
结构由互动推动。狼轨道是核心连接轨道，先与小红帽互动（在欺骗阶段），随后与猎人互动（在营救阶段）。此视图强调角色能动性与互动。

改变组织规则，就会改变图拓扑结构（故事的形态），而不会改变时间顺序或事实内容 .
这体现了一种直觉：同一个故事可以根据关注重点，以多种结构方式来“讲述”。
Having d展示 d h如何将一组 ingl事实集合可以根据所采用的视角呈现为不同的结构，接下来我们转向形式化 ng
构成这些叙事结构的基本单元，即模式 构成这些叙事结构。

B.2 叙事母题识别

在图论中，模式通常指相较于随机网络以具有统计显著性的频率反复出现的子图。在 TTNG 的上下文中，我们对叙事母题 一词的用法略有不同：它指的是叙事的基本结构构建模块，类似于生物学中的序列基序或民俗学研究中的叙事素。不过，与对语义内容 进行分类的叙事素（例如“英雄离家”）不同，我们的叙事母题对拓扑结构 （轨道如何连接）进行分类，而不考虑具体事件。识别这些结构单元，有助于我们将复杂的叙事图分解为更小且易于理解的组成部分，以便进行评估。

算法枚举

根据 TTNG模型的约束，我们可以通过算法枚举叙事空间中大小为$m \times n$的所有有效图形。为了理解这一点，可以想象一个简单的网格，其中行代表轨道，列代表时间步。我们要找出在这个网格上绘制有效故事的所有可能方式。我们不手动绘制，而是采用数学方法，系统地生成所有有效组合。

给定一个$m \times n$矩阵M，其中每个单元格$M_{i,j} \in \{0,1\}$表示轨道i和时间j处是否存在节点：

$$M = \begin{bmatrix} M_{0,0} & M_{0,1} & \cdots & M_{0,n-1} \\ M_{1,0} & M_{1,1} & \cdots & M_{1,n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ M_{m-1,0} & M_{m-1,1} & \cdots & M_{m-1,n-1} \end{bmatrix}$$

有效叙事的约束。为了表示一个有效且连通的叙事序列，矩阵必须满足三个条件：1. **节点的确切数量**：图必须恰好包含n 个故事单元。

$$\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{j=0}^{n-1} M_{i,j} = n$$

2. **最小跨度**：叙事必须至少跨越两个不同的时间步。

$$\sum_{k=0}^{n-1} \mathbb{I}\left(\sum_{i=0}^{m-1} M_{i,k} > 0\right) \geq 2$$

其中，$\mathbb{I}(\cdot)$ 是指示函数：当条件为真（列k 不为空）时返回 1，否则返回 0。
3. **规范形式（无孤立时间帧）**：为避免计算时间平移后的重复项（例如 .g.
在t 与$t+1$ 中出现的模式），有效矩阵中的空列之前不得存在空列。

$$\forall k \in [0, n-2]: \quad \left(\sum_{i=0}^{m-1} M_{i,k} = 0\right) \implies \left(\sum_{i=0}^{m-1} M_{i,k+1} = 0\right)$$

简单来说，这些条件确保每个有效的故事图都表示一个连贯的序列：不会跳过任何步骤，不会浪费任何时间范围，且叙事有明确的开端和结尾。

目标。我们的目标是找出所有满足这些约束且彼此不同的矩阵M；如果矩阵行等价（即可以通过交换轨道相互转换），则视为相同。

模式的递归构造。令 f (m,n,X) 表示包含 X 个节点、大小为 m $\times$ n 的有效矩阵集合。对于任意矩阵 A $\in$ f (m,n,X)，移除一个特定节点后得到矩阵 A′，再通过左侧紧凑排列使其满足规范形式约束，所得矩阵属于 f (m,n,X $-$ 1)。具体而言：1. 节点数：移除节点会使总数减少至 X $-$ 1。2. 跨度：由于 A 至少有两列活跃列，移除单个节点后通常仍至少有两列活跃列。对于所有 X $\geq$ 3，这一性质都成立。3. 规范形式：如果移除操作产生空列 k，我们便将后续所有列 k $+$ 1 . . . n 向左移动（移至 k ...n $-$ 1），从而恢复有效性。结论：这一归纳性质意味着，任何大小为 X 的有效叙事图都可以从一个大小为 X $-$ 1 的较小图构造出来。因此，可以将复杂叙事分析为从基础三节点模式逐步添加节点的序列。这也说明了我们为何着重枚举和评估基例：三节点叙事模体。双节点模体并不复杂，而三节点模体则是区分分支、合并和转折所需的最低复杂度。