

人工智能之可视化

Research Report of Visualization

2019年 第4期



清华大学人工智能研究院
北京智源人工智能研究院
清华-工程院知识智能联合研究中心
2019年4月

目录

1. 概述篇 1



- 1.1 基本概念 1
- 1.2 可视化发展历程 2
- 1.3 可视化呈现的设计标准 5

2. 技术篇 6



- 2.1 数据可视化 (Data Visualization) 6
- 2.2 可视化图形库 21
- 2.3 国内知名可视化实验室 22
- 2.4 可视化领域的顶级会议和期刊 23

3. 人才篇 25



- 3.1 学者情况概览 25
- 3.2 国外学者简介 28
- 3.3 国内学者简介 34

4. 应用篇 39



- 4.1 社交媒体可视化 39
- 4.2 体育数据可视化 40
- 4.3 医疗数据可视化 42

5. 趋势篇 45

图表目录

图 1 可视化发展历程.....	2
图 2 拿破仑进军莫斯科的历史事件.....	3
图 3 1933 年 Henry Beck 设计的伦敦地铁图.....	3
图 4 科学可视化的早期可视化流水线.....	7
图 5 CT (左) MRI(右)	7
图 6 飞机翼流可视化.....	8
图 7 信息可视化参考模型.....	11
图 8 2D 散点图.....	12
图 9 基于投影的多维可视化与平行坐标多维可视化.....	12
图 10 集成了散点图和柱状图的平行坐标工具 FlinaPlots.....	13
图 11 GitHub 欧洲用户分布示意图.....	14
图 12 细节级呈现.....	14
图 13 压缩的邻接矩阵.....	14
图 14 电影故事情节的可视化.....	15
图 15 法国 1864 年红酒出口.....	16
图 16 可视化领域词云.....	17
图 17 DAViewer 和 DocuBurst 文本语义结构树.....	17
图 18 推特用户线上社交活动的射线布局及基本信息.....	18
图 19 主题河流图.....	18
图 20 事件河流图.....	19
图 21 可视分析学内容.....	20

图 22 美国各州失业率等值线图 (左) 与溪流图 (右)	22
图 23 IEEE 可视化会议官网	24
图 24 IEEE 可视化与计算机图形学	24
图 25 全球可视化领域 TOP 学者分布图	25
图 26 可视化领域 TOP 学者中国分布	26
图 27 全球可视化领域 TOP 学者迁徙图	27
图 28 全球可视化领域 TOP 学者分布机构统计 TOP10	27
图 29 全球可视化领域 TOP 学者 h-index 分布	27
图 30 全球可视化领域 TOP 学者男女性别比例	28
图 31 可视化全球研究趋势图	45
表 1 可视化呈现的设计标准	5
表 2 科学可视化分类	9
表 3 全球可视化领域 TOP 学者分布国家 TOP5	26
表 4 社交媒体可视化介绍	39
表 5 体育数据可视化	40
表 6 医疗数据可视化	43

1. 概述篇

本章节从阐述可视化基本概念出发，简要介绍可视化的发展历程、研究内容、设计原则与设计标准。

1.1 基本概念

可视化是把数值或非数值类型的数据转化为可视的表示形式，并获得对数据更深层次认识的过程。可视化将复杂的信息以图像的形式呈现出来，让这些信息更容易、快速地被理解，因此，它也是一种放大人类感知的图形化表示方法。

可视化充分利用计算机图形学、图像处理、用户界面、人机交互等技术，以人们惯于接受的表格、图形、图像等形式，并辅以信息处理技术（例如：数据挖掘、机器学习等）将复杂的客观事物进行图形化展现，使其便于人们的记忆和理解。可视化为人类与计算机这两个信息处理系统之间提供了一个接口，对于信息的处理和表达方式有其独有的优势，其特点可总结为可视性、交互性和多维性。

目前，**数据可视化**针对不同的数据类型及研究方向，可以进一步划分为科学数据可视化、信息可视化，以及可视分析学三个子领域。这三个领域即紧密相关又分别专注于不同类型的数据及可视化问题。具体而言，**科学可视化**是针对科学数据的可视化展现技术。科学数据，例如，医疗过程中由CT扫描生成的影像数据、风洞实验而产生的流体数据、以及分子的化学结构等，是对物理世界的客观描述，往往是通过科学仪器而测量得到的数据。这类数据的可视化主要关注于如何以清晰直观的方式展现数据所刻画的真实物理状态。因此，科学可视化往往呈现的是三维场景下的时空信息。**信息可视化**注重于如何以图形的方式直观展现抽象数据，它涉及到了对人类图形认知系统的研究。在这里，抽象数据（例如：图形数据、多维度数据、文本数据等）往往是对各应用领域所产生数据的高层次概括，记录的是抽象化的信息。针对这样的数据，信息可视化着眼于多维度信息的可视编码技术，即如何以低维度（2D）的图形符号来直观展现并揭示抽象数据中所隐藏的潜在规律与模式；**可视分析学**是多领域技术结合的产物，旨在结合并利用信息可视化、人机交互、以及数据挖掘领域的相关技术，将人的判断与反馈作为数据分析中重要的一环，从而达到精准数据分析、推理及判断的目的。

可视化的重要性在于，通过提供对数据和知识的展现，建立用户与数据系统交互的良好沟通渠道，利用人类对图形信息与生俱来的模式识别能力，通过以直观的图像化方式展现数据，从而帮助用户快速发觉数据中的潜在规律，并借助分析人员的领域知识与经验，对模式进行精准分析、判断、推理，从而达到辅助决策的目的。

目前可视化技术在各行各业中均得到了广泛的应用。其中，可视化技术在信息安全、智慧医疗、电子商务、机器学习、智慧城市、文化体育、数字新闻、气象预报、地质勘测等诸多领域产生了非常广泛的应用，并逐渐成为这些领域当中越来越重要的组成部分。

当下可视化存在的挑战是：如何进一步深入挖掘人类对于图形、动画、以及交互的感知

及认知模式，从而进一步完善可视化的相关理论；如何打破“手工作坊”式的针对每一个问题，单独定制数据可视化设计方案的传统模式，大规模批量创造生成风格化的可视展现；以及，如何根据用户的数据分析任务与需求自动推荐合适的可视化展现方式。

主要的研究趋势：海量、异构、时变、多维数据的可视化展示方案；可视化在可解释性深度学习领域的应用；自动可视化生成技术的研究；基于形式概念分析理论的知识可视化方法；可视化模式识别；整体可视与局部详细可视相结合的新方法研究等。

1.2 可视化发展历程



图 1 可视化发展历程

● 19 世纪-19 世纪中叶：现代图形学设计雏形

十九世纪前叶，因为受视觉表达方法创新的影响，统计图形及专题绘图领域应用得到快速发展。目前，我们看到的绝大多数统计图形都是在这一时间段被发明的。同期，因政府开始着重关注人口、教育、犯罪、疾病等领域，数据的收集整理范围明显扩大，超乎以往的社会管理方面的数据被收集起来用于社会分析。1801 年英国地质学家 William Smith 绘制了第一幅地质图，引领了一场在地图上表现量化信息的潮流。这一时期，数据的收集整理从科学技术和经济领域扩展到社会管理领域，对社会公共领域数据的收集标志着人们开始以科学手段进行社会研究。与此同时科学研究对数据的需求也变得更加精确，研究数据的范围也有明显扩大，人们开始有意识地使用可视化的方式来尝试研究、解决更广泛领域的问题。

● 19 世纪中叶-末期：数据图形绘制发展加速

在十九世纪中叶，统计图形、概念图等概念迅猛发展，此时的人们已经掌握了整套统计数据可视化工具，数据可视化领域发展进入了加速期，随着数字信息对社会、工业、商业直至交通规划的影响不断增大，欧洲开始着力发展数据分析技术。一群学者发起的统计理论给出了更多种数据的意义，数据可视化迎来了它历史上的第一个发展加速期。统计学理论的建立是可视化发展的重要一步，此时数据由政府机构进行收集，数据的来源变得更加规范化。随着社会统计学的影响力越来越大，在 1857 年维也纳的统计学国际会议上，学者就已经开始对可视化图形的分类和标准化进行讨论。不同数据图形开始出现在书籍、报刊、研究报告和政府报告等正式场合之中。这一时期法国工程师 Charles Joseph Minard 绘制了多幅有意义的可视化作品，被称为“法国的 Playfair”，他最著名的作品是用二维的表达方式，展现六

种类型的数据，用于描述拿破仑战争时期军队损失的统计图（见图 2）。1879 年，Luigi Perozzo 绘制了一张 1750-1875 年瑞典人口普查数据图，以金字塔形式表现了人口变化的三维立体图，此图与之前所看到的可视化形式有一个明显的区别在于：开始使用三维的形式，并使用彩色表示了数据值之间的区别，提高了视觉感知。在对这一时期可视化历史的探究中发现，数据来源的官方化，以及对数据价值的认同成为了可视化快速发展的决定性因素，当时几乎所有的常见可视化元素都已经出现。并且在这一时期出现了三维的数据表达方式，这种创造性的成果对后来的研究有十分突出的作用。

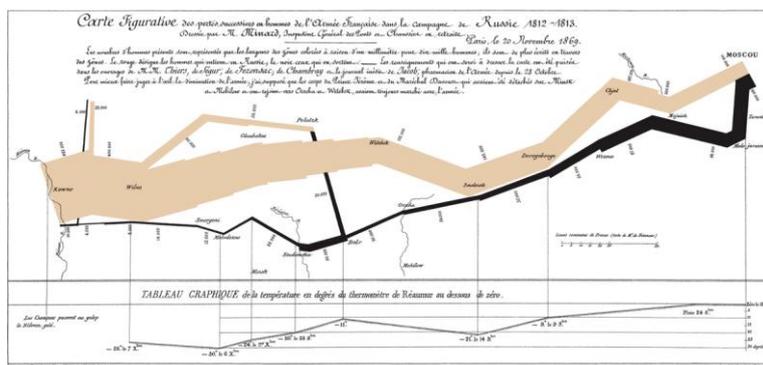


图 2 拿破仑进军莫斯科的历史事件

● 20 世纪-20 世纪中叶：停滞期

20 世纪的上半叶，随着数理统计这一新数学分支的诞生，追求数理统计严格的数学基础并扩展统计的疆域成为这个时期统计学家们的核心任务。数据可视化成果在这一时期得到了推广和普及，并开始被用于尝试着解决天文学、物理学、生物学的理论新成果，Hertzsprung-Russell 绘制的温度与恒星亮度图成为了近代天体物理学的奠基之一；伦敦地铁线路图的绘制形式如今依旧在沿用（如图 3 所示）；E. W. Maunder 的“蝴蝶图”用于研究太阳黑子随时间的变化。然而，这一时期人类收集、展现数据的方式并没有得到根本上的创新，统计学在这一时期也没有大的发展，所以整个上半叶都是休眠期。但这一时期的蛰伏与统计学者潜心的研究才让数据可视化在本世纪后期迎来了复苏与更快速的发展。



图 3 1933 年 Henry Beck 设计的伦敦地铁图

- **1950-1974：复苏**

从 20 世纪上半叶末到 1974 年这一时期被称为数据可视化领域的复苏期，在这一时期引起变革的最重要的因素就是计算机的发明，计算机的出现让人类处理数据的能力有了跨越式的提升。在现代统计学与计算机计算能力的共同推动下，数据可视化开始复苏，统计学家 John W. Tukey 和制图师 Jacques Bertin 成为可视化复苏期的领军人物。John W. Tukey 在二战期间对火力控制进行的长期研究中意识到了统计学在实际研究中的价值，从而发表了有划时代意义的论文“*The Future of Data Analysis*”，成功的让科学界将探索性数据分析（EDA）视为不同于数学统计的另一独立学科，并在 20 世纪后期首次采用了茎叶图、盒形图等新的可视化图形形式，成为可视化新时代的开启性人物。Jacques Bertin 发表了他里程碑式的著作 *Semiologie Graphique*。这部书根据数据的联系和特征，来组织图形的视觉元素，为信息的可视化提供了一个坚实的理论基础。随着计算机的普及，上世纪六十年代末，各研究机构逐渐开始使用计算机程序取代手绘的图形。由于计算机的数据处理精度和速度具有强大的优势，高精度分析图形已不能用手绘制。在这一时期，数据缩减图、多维标度法 MDS、聚类图、树形图等更为新颖复杂的数据可视化形式开始出现。人们尝试着在一张图上表达多种类型数据，或用新的形式表现数据之间的复杂关联，这也成为这一时期数据处理应用的主流方向。数据和计算机的结合让数据可视化迎来了新的发展阶段。

- **1975-2011：科学计算可视化、信息可视化相继诞生**

这段时期，计算机成为数据处理的一个重要工具，数据可视化进入了新的黄金时代，随着应用领域的增加和数据规模的扩大，更多新的数据可视化需求逐渐出现。二十世纪七十年代到八十年代，人们主要尝试使用多维定量数据的静态图来表现静态数据，八十年代中期出现了动态统计图，最终在上世纪末两种方式开始合并，致力于实现动态、可交互的数据可视化，动态交互式的数据可视化方式成为新的发展主题。数据可视化的这一时期的最大潜力来自动态图形方法的发展，允许对图形对象和相关统计特性的即时和直接的操纵。这一时段初期就已经出现交互系统，通过调整控制来选择参考分布的形状参数和功率变换。这可以看作动态交互式可视化发展的起源，并推动了这一时期数据可视化的发展。

- **2012-至今：基于大数据的可视化**

步入 21 世纪互联网数据量猛增，人们逐渐开始对大数据的处理进行了重点关注。之后全球每天的新增数据量就已经开始以指数倍膨胀，用户对于数据的使用效率也在日益提升，数据的服务商开始需要从多个维度向用户提供服务，大数据时代就此正式开启。2012 年，我们进入数据驱动的时代。人们对数据可视化技术的依赖程度也不断加深。大数据时代的到来对数据可视化的发展有着冲击性的影响，继续以传统展现形式来表达庞大的数据量中的信息是不可能的，大规模的动态化数据要依靠更有效的处理算法和表达形式才能够传达出有价值的信息，因此大数据可视化的研究成为新的时代命题。我们在应对大数据时，不但要考虑快速增加的数据量，还需要考虑到数据类型的变化，这种数据扩展性的问题需要更深入的研究才能解决；互联网的加入增加了数据更新的频率和获取的渠道，而实时数据的巨大价值只有通过有效的可视化处理才可以体现，于是在上一历史时期就受到关注的动态交互的技术已

经向交互式实时数据可视化发展。综上，如何建立一种有效的、可交互式的大数据可视化方案来表达大规模、不同类型的实时数据，成为了数据可视化这一学科的主要的研究方向。

1.3 可视化呈现的设计标准

一份优秀的可视化设计应该满足以下几项标准，如表 1 所示：

表 1 可视化呈现的设计标准

Faithfulness (信)	Expressiveness (达)	Elegance (雅)
保证展现数据准确性	有效且精准地呈现数据	保证数据呈现的美观性，增强数据呈现的艺术效果，符合审美规则

AMiner

2. 技术篇

“One picture is worth thousand words.”（一张图胜过千言万语）这句谚语已经充分描绘出了图形包含内容之多，传递信息效率之高。研究发现，人类从外界获得的信息约有 80% 以上来自于视觉系统，当大数据以十分直观的可视化图形形式，展示在分析者面前时，分析者往往能够一眼洞悉数据背后隐藏的信息并转化知识以及智慧。

虽然较为简单的数据可视化形式，已经出现了数个世纪，但大量被人们使用和重视却是在近数十年内，部分原因是现今的可视化工具越来越容易被大众所使用，同时随着互联网等行业的兴起，线上数据量呈现爆炸式增长，人们对可视化图形的需求与日增强，运用到可视化技术的频率增高。可视化技术也在顺应需求，不断被更新迭代，从最初的数据可视化衍生出科学可视化、信息可视化，基于上述技术又衍生出了可视分析。

本章节主要从数据可视化技术出发，对其包含的科学可视化、信息可视化和可视分析学来进行可视化技术层面的简单介绍。

2.1 数据可视化 (Data Visualization)

据 2018 年 4 月 25 日消息，IDC (International Data Corporation) 预测，全球数据总量预计 2020 年达到 44 个 ZB，我国数据总量将达到 8060 个 EB，占全球数据总量的 18%。面对如此庞大的数据量，人类分析数据的能力却要远远小于获取数据的能力。造成这一局面的原因不单单在于与日俱增的数据量，同时其高维、多元源、多态等特性，也为人类分析数据带来不小的挑战。

数据可视化是帮助人类分析数据的手段之一，它借助人类的视觉感知与认知能力，能够十分有效地传达丰富的、极易被隐藏的信息，对人类分析数据起到辅助的作用。正如本报告 1.2 章节写到，当下的数据可视化技术基于计算机科学的快速发展，同时其运用计算机图形学、人机交互等技术，将采集到的数据转化为可识别的图形或视频，将具有价值的信息反馈给用户。用户再使用可视化交互工具进行数据分析，进一步将数据升华为知识。

传统统计分析或者数据挖掘经常将数据变得简化、抽象，这使得数据集真实的结构被隐藏起来，而数据可视化却弥补了这个弊端，它真实还原了数据集的结构，甚至还在其基础上针对数据细节做出了进一步增强。

基于陈为等人编写的《数据可视化》、刘世霞等人发表的《A Survey on Information Visualization》和其他学者发表的论文，当下主流观点将数据可视化视为科学可视化与信息可视化的统称。数据可视化包括了科学数据处理的科学可视化与抽象、非结构化信息的信息可视化两个分支。科学可视化带有空间坐标与几何信息的三维空间测量数据、医学影像数据等，其研究重点关注在如何有效呈现数据中几何、拓扑和形状特征。信息可视化是抽象的、非结构化、非几何的数据。基于数据分析的重要性，人们选择将可视化与分析结合，便形成了可视分析学。因此，数据可视化的主要分支包括了科学可视化、信息可视化和可视分析学。

2.1.1 科学可视化 (Scientific Visualization)

科学可视化是可视化领域最早、最成熟的一个跨学科研究与应用领域。1987 年，由布鲁斯·麦考梅克等众研究者撰写的美国国家科学基金会报告《科学计算之中的可视化》对于可视化领域具有重大的奠基意义。此后科学可视化的概念出现。

科学可视化的研究重点是带有空间坐标和几何信息的医学影像数据、三维空间信息测量数据、流体计算模拟数据等。由于数据的规模通常超过图形硬件的处理能力，所以如何快速呈现数据中包含的集合、拓扑、形状特征和演化规律是其核心问题。科学可视化面向的领域包括自然科学，如物理、化学、气象气候、航空航天、医学、生物等学科，这些学科通常需要对数据和模型进行解释、操作与处理，旨在找出其中的模式、特点、关系以及异常情况。

科学可视化设计有可视化流程的参考体系模型，并运用在数据可视化的系统中。图 4 是科学可视化的早期可视化流水线。这条流水线其实是数据处理与图形绘制的嵌套组合。

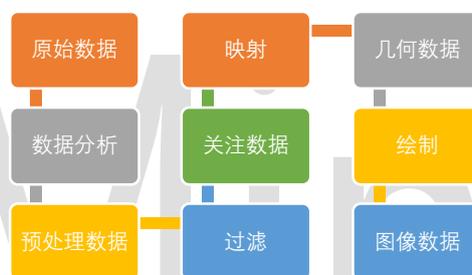


图 4 科学可视化的早期可视化流水线

目前，科学可视化的基础理论与方法已经相对成形。最初关于它的研究都主要集中在真实世界的物理化现象，所以数据通常表达在三维空间。科学可视化基于数据类别，可大致分为标量、向量、张量三类。

(1) 标量场可视化

标量，也被称为“无向量”，是指那些只具有数值大小，而没有方向，没有正负之分的物理量。这些量之间的运算遵循一般的代数法则，称作“标量”。如质量、密度、温度、能量、路程、速率、体积、时间、热量、电阻、功率等物理量。标量场指维度空间内每一个采样点的数据场，它的获得途径包括医学断层扫描设备得到的 CT(计算机断层扫描)、MRI(核磁共振成像)影像，CT 照片实际上是一个二维数据场，照片的灰度表示了某一物体的密度。将这些数据按一定顺序排列起来，就构成一个三维数据场。

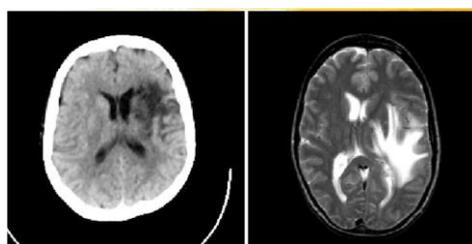


图 5 CT (左) MRI(右)

(2) 向量场可视化

在数学中，向量（也称为欧几里得向量、几何向量、矢量），指具有大小（Magnitude）和方向的量。在物理学和工程学中，几何向量更常被称为矢量。向量场在每一个采样点是一个向量。向量场可视化的主要关注点是流体模式和关键特征区域。向量场可视化的应用主要在计算流体动力学中速度场可视化。任何涉及到流的学科都可以采用向量场可视化，如社会科学中人口的流动、飞机翼流可视化等。

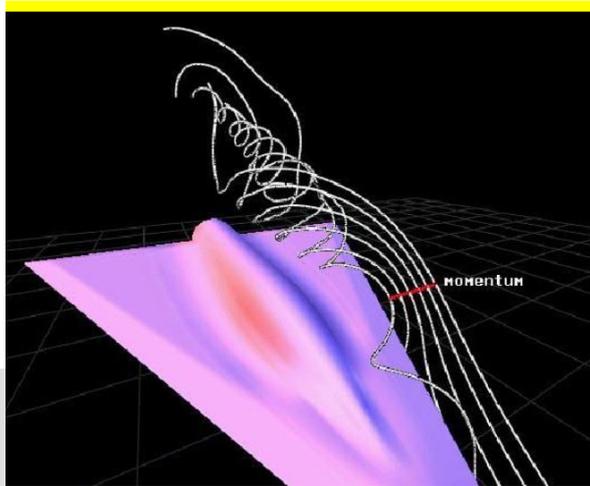


图 6 飞机翼流可视化

除了通过拓扑或几何方法计算向量场的特征，对向量场直接进行可视化的方法包括三类：

- 粒子对流法
- 将向量转换为一帧或多帧纹理图像，提供直观的影像展示
- 图标编码单个或简化后的向量信息

(3) 张量场可视化

张量概念是矢量概念的推广，矢量是一阶张量。张量是一个可用来表示在一些矢量、标量和其他张量之间的线性关系的多线性函数。张量场可视化方法分为三类：

- 基于纹理的方法

这种方法是将张量场转换为静态或动态图像序列，呈现张量场的全局属性。首先将张量场简化为向量场，继而采用线积分法、噪声纹理法等方法显像。

- 基于几何的方法

这种方法能够刻画某类张量场属性的几何表达，其中的图标法采用某种几何形式表达单个张量，如椭球和超二次曲面；超流线法 Hyper streamline 将张量转换为向量（如二阶对称张量的主特征方向），再进行积分，形成流线、流面或流体。

- 基于拓扑的方法

这种方法计算张量场的拓扑特征，特征包括关键点、奇点、灭点、分叉点和退化线等。

按顺序将感兴趣区域剖分为具有相同属性的子领域，并建立对应的图结构，实现拓扑简化、拓扑跟踪和拓扑显示。基于拓扑的方法可有效地生成多变量场的定性结构，快速构造全局流畅结构，适合于数值模拟或实验模拟生成的大尺度数据。

上述的标量场可视化、向量场可视化和张量场可视化分类并不是科学数据处理的全部内容。包括文本、影像和带有语义的信号均为科学可视化的处理对象，且呈现空间变化多样。科学可视化分类总结如表 2 所示：

表 2 科学可视化分类

分类	介绍	方法
标量场可视化	标量是单个数值，即在每个纪录的数据点三都有一个单一的值。标量场指二维、三维或四维空间中每个采样处都有一个标量值的数据场。来源包括：从扫描或测量设备获得，如医学断层扫描设备获取的 CT, MRI 三维影像；从计算机或机器仿真中获得，如从核聚变模拟中产生的壁内温度分布	<ul style="list-style-type: none"> 将数值直接映射为颜色或透明度。 等值面方法：根据需要抽取并连接满足的点集，并连接为线或面。 直接体绘制方法：将三维标量数据场看成能产生、传输和吸收光的媒介，光源透过数据场后形成半透明影像。
向量场可视化	在每一个采样点是一个向量，为一维数组，向量场可视化的主要关注点是其中蕴含的流体模式和关键特征区域。向量代表某个方向或趋势，例如来源于测量设备的风向和漩涡等；来源于数据仿真的速度和力量等	<ul style="list-style-type: none"> 粒子对流法：模拟粒子在向量场中以某种方式流动，获得的几何轨迹可以反映向量场的流体模式。 将向量场转换为一帧或多帧纹理图像，为观察者提供直观的影像展示。 采用简化易懂的图标编码单个或简化后的向量信息，可提供详细信息的查询与计算。
张量场可视化	张量是矢量的推广，标量可以看作 0 阶张量，矢量可看作 1 阶张量	<ul style="list-style-type: none"> 纹理：将张量场转换为静态图像或动态图像序列，图释张量场的全局属性。 几何：显式地生成刻画某类张量场属性的几何表达。 拓扑：计算张量场的拓扑特征，依次将感兴趣区域剖分为具有相同属性的子区域，并建立对应的图结构，实现拓扑简化、拓扑跟踪和拓扑显示。

(数据来源：陈为, 沈则潜, & 陶煜波. (2013). 数据可视化. 电子工业出版社 2013 年版.)

科学可视化技术的意义重大，它加速了研究者对数据的处理能力，使得日益增长的大数据得到最有效的运用。同时也增强了研究者们观察事物规律的能力，在得到计算结果的同时，也能了解计算过程中发生的各种现象，通过改变参数，观察其影响，对计算过程实现引导和控制。科学可视化面向的领域包括自然科学，如物理、化学、气象气候、航空航天、医学、生物等各个学科，这些学科通常需要对数据和模型进行解释、操作与处理，旨在找出其中的模式、特点、关系以及异常情况。

IEEE Scientific Visualization, SciVis 2018 部分获奖论文：

Best Paper Award
<p>Title: <i>Deadeye: A Novel Preattentive Visualization Technique Based on Dichoptic Presentation</i></p> <p>Authors: Andrey Krekhov, Jens Krüger</p> <p>Paper-link: https://ieeexplore.ieee.org/document/8440097</p>
Best Paper Honorable Mention
<p>Title: <i>Labels on Levels: Labeling of Multi-Scale Multi-Instance and Crowded 3D Biological Environments</i></p> <p>Authors: David Kouřil, Ladislav Čmolík, Barbora Kozlíková, Hsiang-Yun Wu, Graham Johnson, David S. Goodsell, Arthur Olson, Eduard Gröller, Ivan Viola</p> <p>Paper-link: https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8440077</p>
<p>Title: <i>Firefly: Illumination Drones for Interactive Visualization</i></p> <p>Authors: Sergej Stoppel, Magnus Paulson Erga, Stefan Bruckner</p> <p>Paper-link: https://ieeexplore.ieee.org/document/8440109</p>
Test of Time Awards
<p>Title: <i>Texture splats for 3D scalar and vector field visualization (1993)</i></p> <p>Authors: Roger Crawfis, Nelson L. Max</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/53e9b017b7602d9703a719d2</p>
<p>Title: <i>Acceleration techniques for GPU-based volume rendering (2003)</i></p> <p>Authors: Jens H. Krüger, Rüdiger Westermann</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/53e9acaab7602d97038cddbce</p>

2.1.2 信息可视化 (Information Visualization)

自 18 世纪后期数据图形学诞生以来，抽象信息的视觉表达手段一直被用来揭示数据及其他隐匿模式的奥秘。20 世纪 90 年代期间出现的图形化界面则使得人们能够直接与可视化信息进行交互，从而推动了信息可视化研究。信息可视化通过人类的视觉能力，来理解抽象信息的含义，从而加强人类的认知活动，达到能够驾驭日益增多的数据的能力。目前学术界对信息可视化的一个普遍认同定义为：对抽象数据使用计算机支持的、交互的、可视化的表示形式以增强认知能力，与传统计算机图形学以及科学可视化研究不同，信息可视化的研究重点更加侧重于通过可视化图形呈现数据中隐含的信息和规律，所研究的创新性可视化表征旨在建立符合人的认知规律的心理映像（mental image）。经过了 20 余年的发展，信息可视化已经成为人们分析复杂问题的强有力工具。

信息可视化处理的对象是抽象的、非结构化数据集合，其核心问题主要包含高维数据的可视化、数据间各种抽象关系的可视化、用户的敏捷交互和可视化有效性的评断等。传统的信息可视化起源于统计图形学，又与信息图形、视觉设计等现代技术相关。其表现形式通常在二维空间，因此关键问题是在有限的展现空间中以直观的方式传达大量的抽象信息。与科学可视化相比，信息可视化更关注抽象、高维数据。此类数据通常不具有空间中位置的属性，因此需要根据特定数据分析的需求，决定数据元素在空间的布局。

图 7 是由 Card 等提出的经典信息可视化参考模型（Reference Model）。目前几乎所有著

名的信息可视化系统和工具包都支持这个模型，且绝大多数系统在基础层兼容，只是在实现中存在细微的差异。信息可视化是从原始数据到可视化形式再到人的感知认知系统的可调节的一系列转换过程：

- 转换-将原始数据转换为数据表形式；
- 映射-将数据表映射为可视化结构，由空间基、标记、以及标记的图形属性等可视化表征组成；
- 视图变换-将可视化结构根据位置、比例、大小等参数设置显示在输出设备上。

图 7 模型中的关键变换是可视化映射。从基于数学关系的数据表映射为能够被人视觉感知的图形属性结构。一般来说，数据本身并不能自动映射到几何物理空间，因此需要人为创造可视化表征或隐喻来代表数据的涵义，并且根据建立的可视化结构特点设置交互行为来支持任务的完成。可视化结构在空间基中通过标记以及图形属性对数据进行编码。可视化映射需满足两个基本条件：一是真实的表示并保持了数据的原貌，并且只有数据表中的数据才能映射至可视化结构当中；二是可视化映射形成的可视化表征或隐喻是易于被用户感知和理解的，同时又能够充分地表达数据中的相似性、趋势性、差别性等特征，即具有丰富的表达能力。在信息可视化近 20 多年来的发展历程中，如何创造新型并且有效的可视化表征以达到一眼洞穿的效果，一直是该领域追求的目标和难点，在大数据时代仍然是信息可视化领域的关键所在。

此外，信息可视化可以理解为编码(encoding)和解码(decoding)两个映射过程：编码是将数据映射为可视化图形的视觉元素，如形状、位置、颜色、文字、符号等；解码则是对视觉元素的解析，包括感知和认知两部分。一个好的可视化编码需同时具备两个特征：效率和准确性。效率指的是能够瞬间感知到大量信息，准确性则指的是解码所获得的原始真实信息。

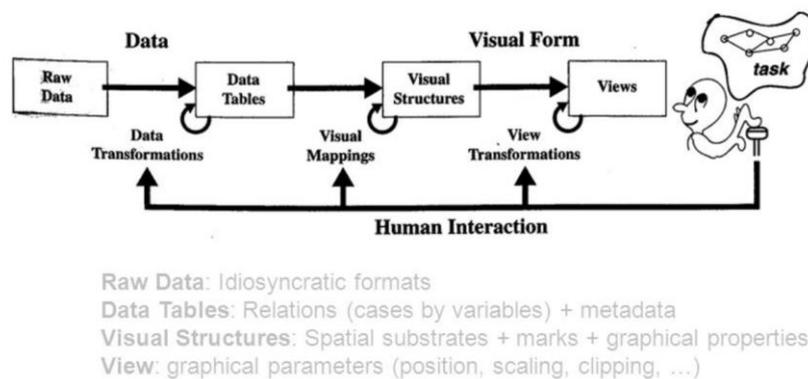


图 7 信息可视化参考模型

信息可视化处理的对象是抽象的、非结构化的数据集合，包括但不限于文本、图表、地图等。传统的信息可视化表现形式通常在二维空间，如何在有限的展现空间中以直观的方式传达大量的抽象信息是一个关键问题。信息可视化相较科学可视化更加关注抽象、高维的数据，此类数据一般不具有空间中位置的属性。信息可视化的方法与所针对的数据类型有着密切的关系，所以按数据类型大致可以分为如下几类：

(1) 多维数据可视化 (Multidimensional Data Visualization)

多维数据可视化,用于描绘现实世界中复杂问题和对象的数据通常是多变量的高维数据,将其在二维屏幕上呈现出来是可视化面临的挑战。多维数据可视化的方法包括数据降维到低纬度空间,使用相关联的多视图同时表现不同维度等等。其广泛存在于基于传统关系数据库以及数据仓库的应用中,例如企业信息系统以及商业智能系统。多维数据分析的目标是探索多维数据项的分布规律和模式,并揭示不同维度属性之间的隐含关系。Keim 等人归纳了多维可视化的基本方法,包括基于几何图形、基于图标、基于像素、基于层次结构、基于图结构以及混合方法。其中,基于几何图形的多维可视化方法是近年来主要的研究方向。大数据背景下,除了数据项规模扩张带来的挑战,高维所引起的问题也是研究的重点。散点图(scatter plot)是最为常用的多维可视化方法。二维散点图将多个维度中的两个维度属性值集合映射至两条轴,在二维轴确定的平面内通过图形标记的不同视觉元素来反映其他维度属性值。例如,可通过不同形状、颜色、尺寸等来代表连续或离散的属性值,如图 8 所示。

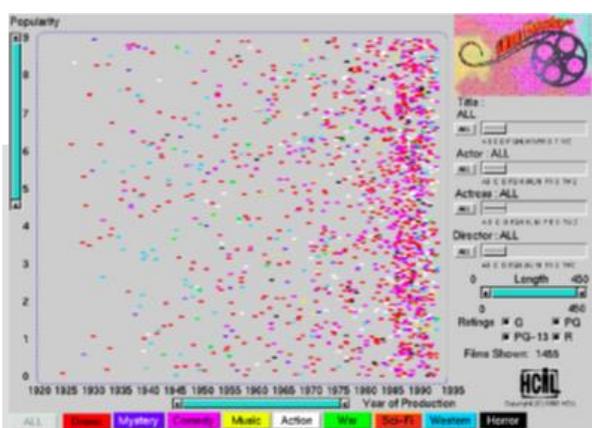


图 8 2D 散点图

图 9 左, VaR 将各维度属性列集合通过投影函数映射到一个方块形图形标记中,并根据维度之间的关联度对各个小方块进行布局。基于投影的多维可视化方法一方面反映了维度属性值的分布规律,同时也直观展示了多维度之间的语义关系。图 9 右展示的是平行坐标(parallel coordinates),它是研究应用中最为广泛的一种多维可视化技术,将维度与坐标轴建立映射,在多个平行轴之间以直线或曲线映射表示多维信息。

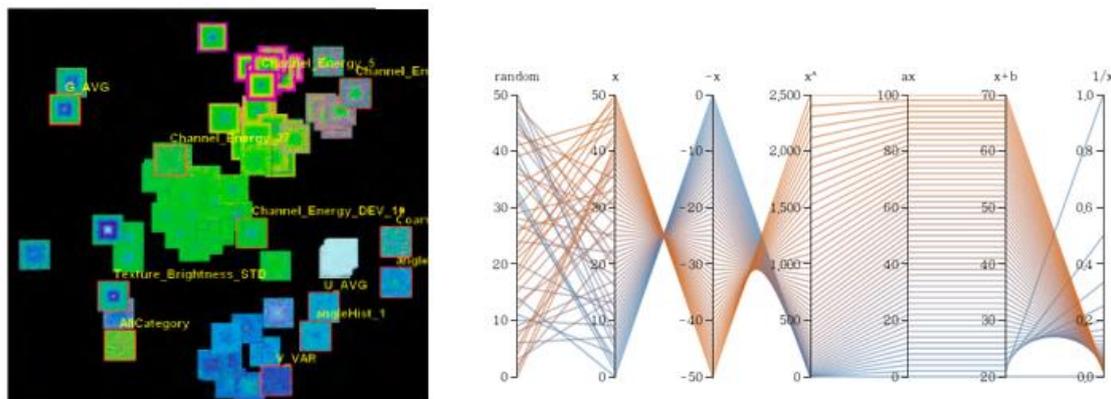


图 9 基于投影的多维可视化与平行坐标多维可视化

图 10，研究者将平行坐标与散点图等其他可视化技术进行集成，提出了平行坐标散点图 PCP (Parallel Coordinate Plots)。散点图和柱状图被同时集成在平行坐标中，以便于从多个角度同时使用多种可视化技术进行分析。

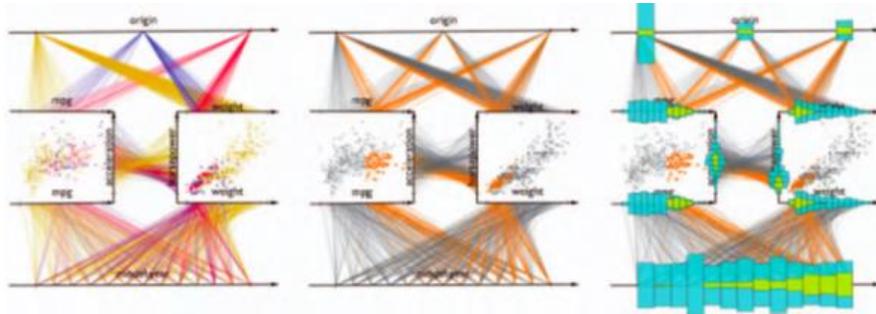


图 10 集成了散点图和柱状图的平行坐标工具 FlinaPlots

(2) 图形数据可视化 (Graphical Data Visualization)

图形是由元素和元素之间的连接组成的数据的抽象表现。社会交往、地图轨迹和电子通讯都可以被建模为图形。根据 Landesberger 等人的观点，图形基于时间依赖性可分为静态和动态两类。

• 静态图形可视化

静态图形可视化主要基于节点链接的图形可视化技术和其他可替代技术，如矩阵可视化。几个世纪以来，节点链接一直是最常被用于图的可视化的表示形式。研究人员被它们的直观性和强大的功效所吸引，并已经利用这种表示形式引入了各种技术。然而，近期的可视化工作表明，研究人员已经逐渐将注意力从寻找新的布局算法转移到研究各种现实世界应用中的可用性。

例如，Burch 等人进行了一项用户研究，是关于比较节点链接图与空间填充表示的可读性。他们发现填充空间的结果更节省空间，但会更难以解释。正交树状布局在部分完成工作上要明显优于放射树状布局。Yuan 等人认为，好的布局不能简单地通过自动算法实现，而是需要通过用户亲自输入。因此，他们提出了一个框架，可以自动接合和维护多个用户提交的单个子图的布局。

另一个热门的话题关于通过减少混乱，提高可用性。在众多减少视觉混乱的解决方案中，边缘捆绑仍然是最受欢迎的一种解决方案。最近，Selassie 等人提出了一种有向图的捆绑技术。在他们的系统中，边缘捆绑到不同的组中，用以增强连通性和对称性的定向模式(图 11)，这在以前的方法中并没有显示出来。同时，Ersoy 等人提出了基于骨架的边缘捆绑。他们计算了边缘分布的骨架，并用它来捆绑边缘。其他减少混乱的方法包括密度估计、节点聚合和细节级呈现。Zinsmaier 等人提出了一种新的方法，将这些技术结合起来，在生成布局的同时，获得了比其他方法更好的时间性能(图 12)。

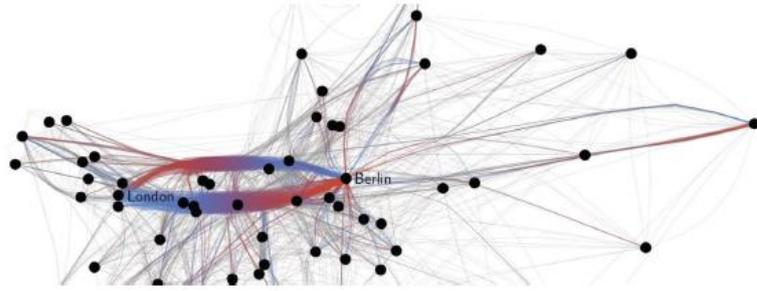


图 11 GitHub 欧洲用户分布示意图

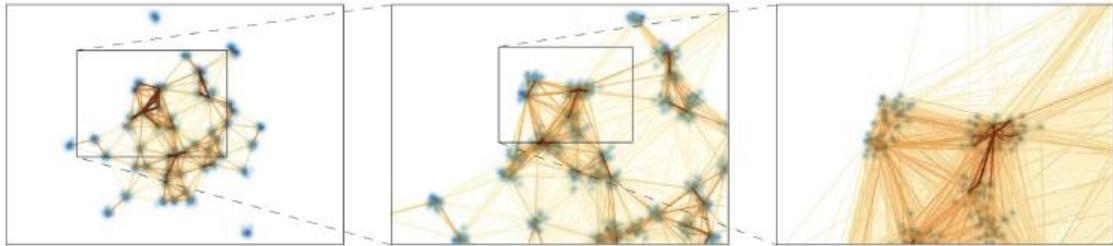


图 12 细节级呈现

传统的矩阵表示法因为其边缘的视觉编码不重叠，适合于稠密图的可视化。然而，它对于稀疏图可能是无效的。最近 Dinkla 等人设计了“压缩邻接矩阵”，目的是将稀疏图(如基因调控网络)可视化。在它们的表示中，每一个弱连接组件都被视为一个单独的网络，并放在一起以生成一个整洁、紧凑的可视化(图 13)。

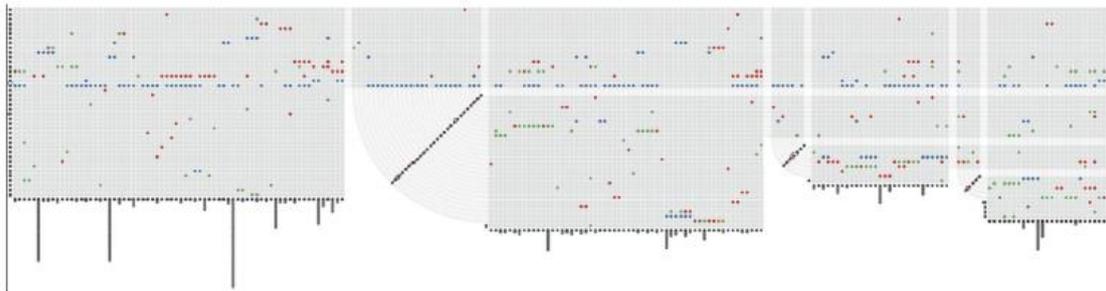


图 13 压缩的邻接矩阵

- **动态图形可视化**

动态图形可视化在不断的发展。动画可以有效的保持一个意境地图 (Mental map)，用自然的方式来说明随时间变化事物发生的改变。通过动画技术对动态图形进行可视化已经有无数次的尝试。然而，Archambault 等人的研究表明，维持一个意境地图并不能帮助我们深入了解动画动态图。因此，最近的方法更多地关注在如何用静态的方式呈现动态图。以静态方式编码时间维度，时间轴和组图 (Small multiples) 是两种较常见的选择。

一种基于时间轴的方法，是将时间编码作为一个坐标轴，然后在时间轴上的每个时间点绘制并排的图形。因此，图形的表示方法变成将 2D 节点链接图的图形从视觉上压缩到一维

的空间中，但这不仅大大降低了可读性，同时一定程度上造成了视觉上的混乱。为了解决这个问题，Burch 等人为可伸缩的动态图形可视化开发了平行边缘抛雪球算法。在他们的系统中，图形的时间变化被编码成由边缘分布合成为纹理。

Tanahashi 和 Ma 使用通用算法生成一个清晰且美观的故事情节可视化，如图 14 所示。但是他们的方法无法实现实时的人机交互。为了解决这个问题，StoryFlow 被开发出来去创造更优的故事情节分布，同时也解决了人机实时交互的问题。

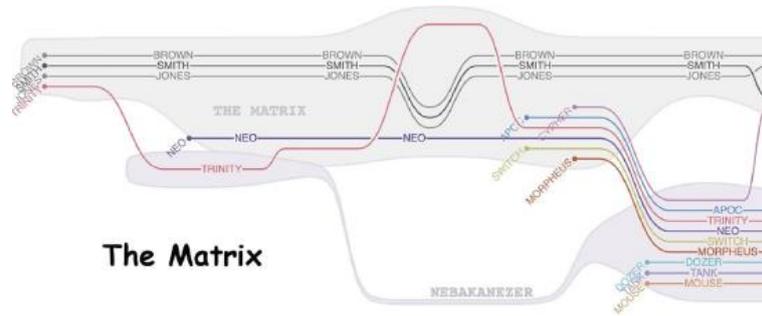


图 14 电影故事情节的可视化

有研究人员提出了基于组图的可视化，通过人机交互，让用户可以选择多个聚焦区域，并为选好的数据选择合适的布局。大型的动态图形是极度复杂的，使用单一的可视化技术并不足够。基于这种方法，用户可以在不同的可视化之间自由切换，以适应分析的焦点或感兴趣区域的特征。因此，信息可视化可以分为时空数据可视化和文本数据可视化。

时空数据可视化 (Spatio-temporal Data Visualization)

时空数据可视化，是指带有地理位置与时间标签的数据。时间与空间是描述事物的必要因素，因此，地理信息数据和事变数据的可视化也显得至关重要。当下，随着传感器与移动终端的迅速普及，时空数据成为大数据时代典型的数据类型。将时空数据可视化运用在地理制图学中，重点对时间与空间维度以及与之相关的信息对象属性建立可视化表征，对与时间和空间密切相关的模式及规律进行展示。大数据环境下时空数据的高维性、实时性等特点，也是时空数据可视化的重点。为了反映信息对象随时间进展与空间位置所发生的行为变化，通常通过信息对象的属性可视化来展现。流式地图 Flow Map 是一种典型的方法，将时间事件流与地图进行融合，图 15 显示了使用 Flow Map 分别对 1864 年法国红酒的出口情况。当数据规模不断增大时，传统 Flow Map 面临大量的图元交叉、覆盖等问题，这也是大数据环境下时空数据可视化的主要问题之一。

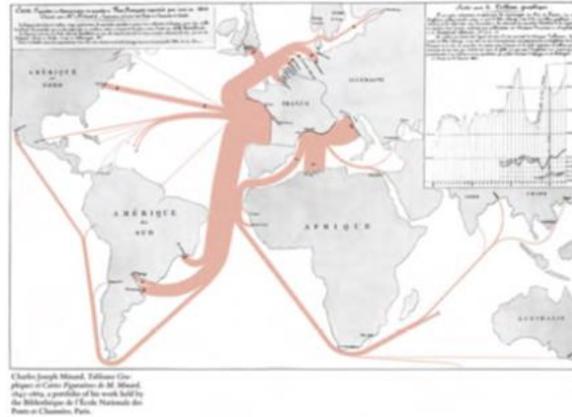


图 15 法国 1864 年红酒出口

文本数据可视化 (Textual Information Visualization)

21世纪,每时每刻都会产生海量的文本数据,人们对于视觉的感知和认知速度远远高于文本。因此,通过可视化呈现其中蕴含的有价值信息将大大提高人们对于这些数据的利用率。文本信息是大数据时代非结构化数据类型的典型代表,是互联网中最主要的信息类型,也是物联网各种传感器采集后生成的主要信息类型,人们日常工作和生活中接触最多的电子文档也是以文本形式存在。文本可视化的意义在于,能够将文本中蕴含的语义特征(例如词频与重要度、逻辑结构、主题聚类、动态演化规律等)直观地展示出来。

文本数据可视化可以被分为静态文本信息可视化和动态文本信息可视化:

- **静态文本信息可视化 (Visualization of static textual information)**

静态文本数据可视化一般被分为两种类型:基于特征的文本可视化和基于主题的文本可视化。

基于特征的文本可视化中,特征是指文本中一种非重叠性的文本块(如关键词或短语等)或一种文法结构(如动词不定式或从句等)。如图 16 所示,典型的文本可视化技术是标签云(word clouds 或 tag clouds),标签云可视化技术是一种根据字体大小、颜色及深浅等方式对文本中关键词进行展现的一种可视化方法。通过度量指标对文本的标签云可视化技术进行有效合理的定量评测,既有助于确定技术应用的效果,也有助于可视化技术应用方法的研究。就目前的规则而言,大多用字体大小代表该关键词的重要性,在互联网应用中,多用于快速识别网络媒体的主题热度。过去几年里,研究者们使用各种技术去提升基于特征文本可视化的外观、交互性和可表达性。



图 16 可视化领域词云

目前，许多研究者已经集中研究叙述模式的可视化工作，这是一种更复杂的描绘文本内容特征的研究。文本中通常蕴含着逻辑层次结构和一定的叙述模式，为了对结构语义进行可视化，研究者提出了文本的语义结构可视化技术。他们已经证明了简单的可视化，可以很大程度上帮助分析师描绘出文件特征，进而识别作者。近期的叙述模式可视化，包括了循环模式和话语树状图。

如图 17 所示的可视化方法：DAViewer 将文本的叙述结构语义以树的形式进行可视化，同时展现了相似度统计、修辞结构、以及相应的文本内容；DocuBurst 以放射状层次圆环的形式展示文本结构。基于主题的文本聚类是文本数据挖掘的重要研究内容，为了可视化展示文本聚类效果，通常将一维的文本信息投射到二维空间中，以便于对聚类中的关系予以展示。例如，Hipp 提供了一种基于层次化点排布的投影方法，可广泛用于文本聚类可视化。上述文本语义结构可视化方法仍建立在语义挖掘基础上，与各种挖掘算法绑定在一起。

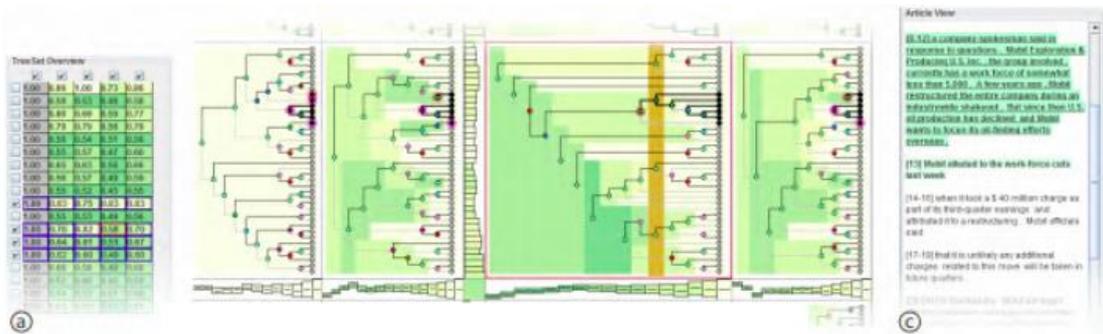


图 17 DAViewer 和 DocuBurst 文本语义结构树

为了能对收集的文本有一个概览，静态主题文本可视化的目的就是侦测并发掘出隐藏在主题(或数据集)后的信息。主题建模或者文档聚类在数据挖掘领域已经有了很长一段历史。传统方法包括朴素贝叶斯、最大熵模型和支持向量机。这些方法背后的基本理念通常是每一个文本转换至一个多维空间的矢量，然后用矢量之间的距离表示两个文本间的差异性。通过这种方式，聚类文本文档可以被转换成多维空间中的数学组向量。也就是说，2D 空间中的空间排列图形元素能反映文本文档间的关系。基于不同空间编码，不同的可视化技术已经被开发出来。一个常见的隐喻是“银河系”，不同图形元素间的距离就表示了文本间的差异

性。

近期的一些空间编码研究更多关注在文档属性上。例如，FacetAtlas就将文本聚类，然后基于文档面状画出密度地图。通过这种方式，来发现文本间的多方面关系。如图18，Whisper使用图形元素的位置来表现文本属性中的地理位置和时间。

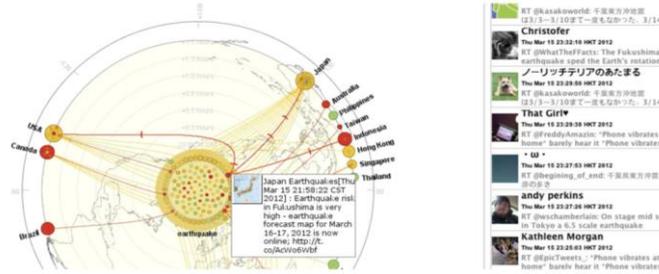


图 18 推特用户线上社交活动的射线布局及基本信息

• 动态文本信息可视化 (Visualization of Dynamic Textual Information)

时间属性在文本可视化的过程中是一个至关重要的挑战，因为它对于理解随时间变化的文档集合中的内容演化模式至关重要。

近期的研究证明时态可视化能帮助研究者过滤掉不相关的信息，观察复杂事件的序列，并建立正确的故事线和解决方案。目前研究者们已经经过多次尝试，试图基于收集的时态文本，发展出新的可视化技术。例如，SparkClouds 结合词云与走势图，证明了频率随时间的变化而变化。

图 19 是一个叫 Theme River 的河流图，文档集合中的关键字显示为彩色“条纹”，宽度表示关键字在不同时间出现的频率。这也是动态基于主题的主题文本可视化表现形式。

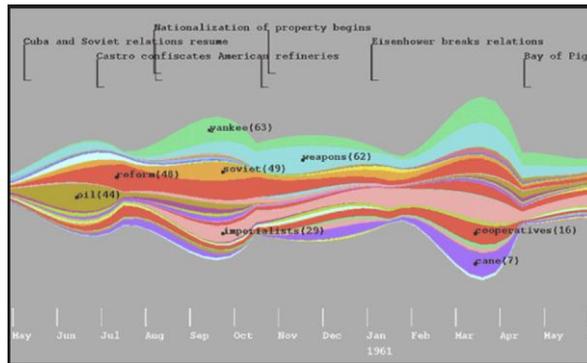


图 19 主题河流图

图 20 表示了时间河流图，其中每个事件由一个气泡表示，气泡的形状编码记录了文档的数量和事件持续时间。

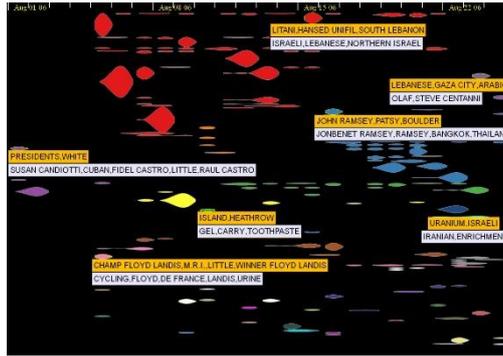


图 20 事件流程图

信息可视化的意义:

信息可视化是跨学科领域的，是关于非数值型信息资源的视觉呈现，能协助人们理解和分析数据。信息可视化中的交互方法能够实现用户与数据的快速交互，更好地验证假设和发现内在联系。信息可视化技术提供了理解高维度、多层次、多时空、动态关系等复杂数据的手段，与科学可视化相比，信息可视化更侧重于抽象数据集，如对非结构化文本或者高维空间中不具有固有的二维或三维几何结构的点的视觉展现。信息可视化适用于大规模非数字型信息资源的可视化表达。

- IEEE Information Visualization, InfoVis 2018 部分获奖论文:

Best Paper Award
<p>Title: <i>Formalizing Visualization Design Knowledge as Constraints: Actionable and Extensible Models in Draco</i></p> <p>Authors: Dominik Moritz, Chenglong Wang, Greg L. Nelson, Halden Lin, Adam M. Smith, Bill Howe, Jeffrey Heer</p> <p>Paper-link: https://icceexplore.ieee.org/document/8440847</p>
Best Paper Honorable Mention
<p>Title: <i>Charticulator: Interactive Construction of Bespoke Chart Layouts</i></p> <p>Authors: Donghao Ren, Bongshin Lee, Matthew Brehmer</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/5c0f890cda562944ac9859ee</p>
<p>Title: <i>Mapping Color to Meaning in Colormap Data Visualizations</i></p> <p>Authors: Karen B. Schloss, Connor C. Gramazio, Allison T. Silverman, Madeline L. Parker, Audrey S. Wang</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/5c0f8a56da562944ac9af2c7</p>
<p>Title: <i>Design Exposition with Literate Visualization</i></p> <p>Authors: Jo Wood, Alexander Kachkaev, Jason Dykes</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/5c0f88edda562944ac98168b</p>
Test of Time Awards
<p>Title: <i>An Operator Interaction Framework for Visualization Systems (1998)</i></p> <p>Authors: Chi, E.H. , Riedl, J.</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/53e9bd98b7602d9704a43bf9</p>
<p>Title: <i>Effectiveness of Animation in Trend Visualization (2008)</i></p>

2.1.3 可视分析学 (Visual Analytics)

随着图形化用户界面和交互设备性能的技术进步,通过有效的可视化技术、交互能力和知识转移,学者逐步将用户融入到知识发现和数据挖掘过程中。可视分析学这一术语最早由 Wong 等¹在 2004 年提出。自 2006 年 IEEE 每年召开的 VAST 国际会议,已经成为追踪可视分析学研究的窗口。

可视分析学是一门以可视交互界面为基础的分析推理科学。它综合了图形学、数据挖掘和人机交互等技术,以可视交互界面为通道,将人的感知和认知能力以可视的方式融入数据处理过程,形成人脑智能和机器智能优势互补和相互提升,建立螺旋式信息交流与知识提炼途径,完成有效的分析推理和决策。

可视分析学可以被看成为将可视化、人的因素和数据分析集成在内的一种新思路。其中,感知与认知科学研究人在可视分析学中的重要作用;数据管理和知识表达是可视分析构建数据到知识转换的基础理论;地理分析、信息分析、科学分析、统计分析、知识发现等是可视分析学的核心分析论方法;在整个可视分析过程中,人机交互必不可少,用于驾驭模型构建、分析推理和信息呈现等整个过程;而可视分析流程中推导出的结构与知识最终需要向用户表达、作业和传播。如图 21 所示。

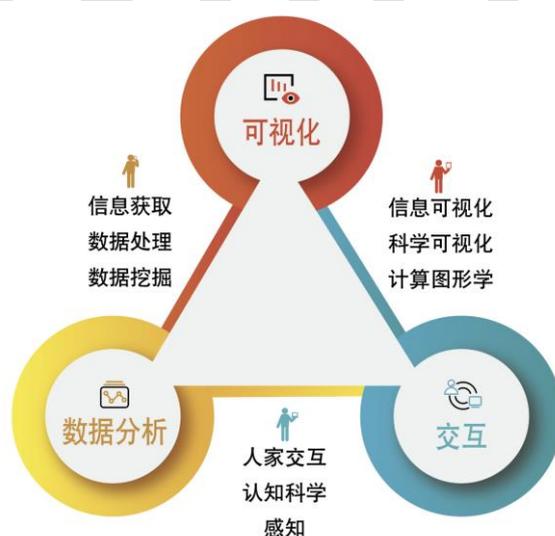


图 21 可视分析学内容

(数据来源: 陈为, 沈则潜, & 陶煜波. (2013). 数据可视化. 电子工业出版社 2013 年版.)

可视分析过程关注的是意会和推理,它与其他可视化存在一定程度上的不同。具体来看,科学可视化的工作主要关注的是那些具有天然几何结构的数据,信息可视化的处理对象是抽

¹ Wong, P. C., & Thomas, J. (2004). Visual analytics. *IEEE Computer Graphics and Applications*, (5), 20-21.

象数据结构，如树状结构等。如今，人们可以利用可视分析工具从海量、多维、多源、动态、时滞、异构、含糊不清、甚至矛盾的数据中总结出有价值的信息，并获得深刻的见解，同时能提供及时的、有效的评价，在实际行动中能有效沟通。

IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology, VAST 2018 年部分获奖论文：

Best Paper Award
<p>Title: <i>TPFlow: Progressive Partition and Multidimensional Pattern Extraction for Large-Scale Spatio-Temporal Data Analysis</i></p> <p>Authors: Dongyu Liu, Panpan Xu, Liu Ren</p> <p>Paper-link: http://vis.cse.ust.hk/papers/dongyu/tvcg_2018_dongyu_tpflow.pdf</p>
Best Paper Honorable Mention
<p>Title: <i>A Visual Analytics Framework for the Detection of Anomalous Call Stack Trees in High Performance Computing Applications</i></p> <p>Authors: Cong Xie, Wei Xu, Klaus Mueller</p> <p>Paper-Link: https://www.aminer.cn/archive/5c0f890cda562944ac9859da</p>
<p>Title: <i>DQNViz: A Visual Analytics Approach to Understand Deep Q-Networks</i></p> <p>Authors: Junpeng Wang, Liang Gou, Han-Wei Shen, Hao Yang</p> <p>Paper-link: https://ieeexplore.ieee.org/document/8454905</p>
<p>Title: <i>Seq2Seq-Vis: A Visual Debugging Tool for Sequence to Sequence Models</i></p> <p>Authors: Hendrik Strobelt, Sebastian Gehrmann, Michael Behrisch, Adam Perer, Hanspeter Pfister, Alexander M. Rush</p> <p>Paper-link: https://arxiv.org/abs/1804.09299</p>
Test of Time Awards
<p>Title: <i>Spatio-temporal Aggregation for Visual Analysis of Movements (2008)</i></p> <p>Authors: Gennady Andrienko and Natalia Andrienko</p> <p>Paper-link: https://www.aminer.cn/archive/558b0bfac4b037c0875ab4d6</p>

2.2 可视化图形库

针对可视化应用开发的可视化图形库众多，下面列举一个具有一定国际影响力的可视化图形库进行介绍。Vega，美国华盛顿大学计算机学院数据交互实验室（Data Interaction Laboratory, School Of Computer Science, University Of Washington）开发的一套交互图形语法，定义了数据到图形的映射规则、常见的交互语法和常见的图形元素，用户可以自由使用 Vega 语法进行组合构建出各种各样的图表。它同时也是一个基于 d3.js 的，用于创建、分享和保存可视化图形库。它由许多部件组成，其中一些能够在不需要写代码的前提下达到与 d3 的水平。Vega 能够把 JSON 数据转换成 SVG 或 HTML5 图表。

Vega 对使用者的技术要求不高，只需会编辑 JSON 文件即可，不需要写任何代码，很大程度上是一个 d3 替代品，不仅能在降低使用复杂度的，还同时保留 d3 的特性。适合需要 d3

强大的特性又不希望从头学起的开发者。

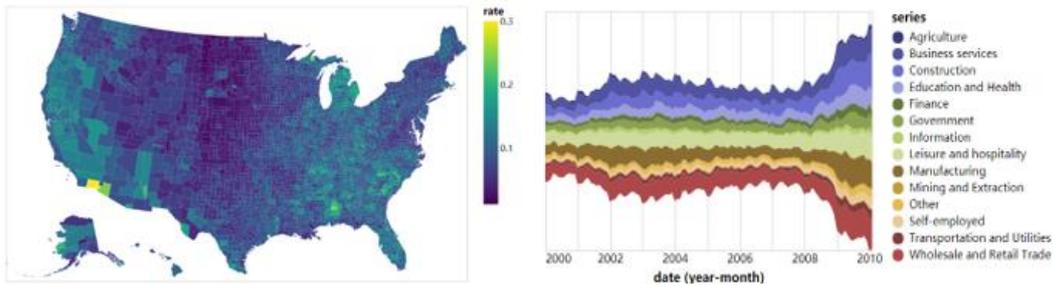


图 22 美国各州失业率等值线图（左）与溪流图（右）

2.3 国内知名可视化实验室

● 清华大学软件学院计算机辅助设计、图形学与可视化研究所

清华大学软件学院计算机辅助设计、图形学与可视化研究所，充分发挥清华大学在图形与可视化领域的综合学科优势，先后承担国家 863 计划、973 计划和国家自然科学基金等多个重大科技攻关项目。开发了多项有我国自主知识产权的三维几何造型核心系统和 CAD 一体化开发软件，其成果多次获得 863/CIMS 重大目标产品项目公开评测一等奖、中国软件行业协会中国优秀软件产品等国家和部委的奖励。所在学院先后承担了七十余项国家自然科学基金、973 计划、863 计划、国家“核高基”科技重大专项及国际合作项目、地方与企业等合作项目，研究出十余项拥有自主知识产权的软件产品，获得国家数十项奖励，包括国家科技进步二等奖、国家九五科技攻关重大成果奖、中国软件行业协会优秀软件奖、863 目标产品评测第一名等。

● 浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室

浙江大学计算机辅助设计与图形学国家重点实验室为国家“七五”计划建设项目，1989 年开始建设，1990 年对外开放，1992 年建成并通过国家验收。

实验室的研究方向为计算机辅助设计、计算机图形学、虚拟现实、大数据可视分析和人机交互。实验室的基本定位是：面向国家重大需求和国际学术前沿，大力开展原始性创新研究，使实验室成为国内领先在国际具有较大影响的 CAD 与图形学的研究基地、高层次人才培养的基地、学术交流的基地和高技术的辐射基地。

二十多年来，实验室依托计算机、数学、机械等学科，在历任主任石教英教授、彭群生教授、鲍虎军教授和现任领导班子的带领下，在学术委员会的指导下，先后承担了一批国家级科研项目和国际合作项目，在 CAD 与图形学的基础研究和系统集成等方面取得了一批重要成果，产生了较大的国际学术影响，其中多项成果获国家奖励，形成了一支学风正派、勇于创新的学术队伍。实验室曾两次获得由国家科技部颁发的先进集体及个人“金牛奖”。

潘云鹤院士任实验室学术委员会主任，周昆教授任实验室主任。

● 北京大学机器感知与智能教育部重点实验室

实验室以实现高度智能化的机器感知系统为核心，以多学科交叉研究为特色，以建设世界一流的机器感知与智能研究基地、高级人才培养基地和科技成果转化基地为目标，紧密结合国民经济和社会发展的需求，开展智能感知信息处理方面的基础与应用基础研究。

实验室的主要研究方向包括感知机理、计算智能与知识发现、视感知、听感知、触感知与机器人、智能人机交互、数字媒体信息处理等。

目前实验室拥有多名在机器感知与智能领域享有较高国内外学术声望的学术带头人，集聚了一支层次和年龄结构合理、敢于创新的高水平研究群体，形成了良好的科研传统和学术氛围。近年来，实验室瞄准国际前沿，持续开展信息科学、认知科学与数理基础科学等跨学科领域的基础性前沿研究，承担了大量的国家级科研任务，取得了一系列具有重大学术影响的科研成果。

2.4 可视化领域的顶级会议和期刊

2.4.1 可视化领域的顶级会议 – IEEE VIS

IEEE VIS 是由 (IEEE) 旗下的可视化和图形技术专委会 (IEEE VGTC) 主办的可视化领域最具权威的国际性学术会议，致力于联合学术界、工业界以及政府部门的研究、开发以及实践人员，探索可视化方面相关的新颖方法技术和开发实用工具。

IEEE VIS 包括三个核心子会：

- 科学可视化：IEEE Scientific Visualization (IEEE SciVis)
- 信息可视化：IEEE Information Visualization (IEEE InfoVis)
- 可视分析学：IEEE Visual Analytics Science and Technology (IEEE VAST)

三大可视化核心会议最早创建的是 IEEE SciVis，其主要使用图形和动画技术对诸如医学、流体、化学以及天体等方面的数据进行可视化，采用的技术有直接体绘制、等值面重构等。后来人们逐渐意识到抽象信息的可视化方法和技术，例如人际网络数据和文本数据的可视化等，与科学数据可视化有着巨大的差异。对这种抽象数据进行有效的可视化，可以帮助人们更容易理解和分析抽象的数据，于是在1995年 IEEE InfoVis 会议诞生了，其目的在于研究、设计和开发各类交互的可视化方法和技术，以有效地展示诸如高维抽象数据、网络数据以及文本数据等各类抽象数据，以方便人们直观地理解此类数据。在最近十年里，研究人员发现通过将可视化技术与人机交互、数据挖掘以及人工智能技术有效地结合在一起，可以快速有效地从海量发展数据中整合有价值的信息，帮助用户解决特定领域内的问题，检验现有的预测，探索未知的趋势等。不同学科的交叉研究催生了可视分析学这门学科的，并且从2006年开始成立了 VAST 可视分析会议。自此，VAST, InfoVis 和 SciVis 鼎足而立，共同召开，一起构成了 IEEE VIS 这一顶级的可视化学术会议。除了这三大学术会议外，IEEE VIS 还包括研讨会、座谈会、讲座以及展览等。

三个会议投稿截止日期相同，每年3月底投稿，10月召开。IEEE VIS每年10月份均在美国的某一城市举办。IEEE VIS最近几年注册参加会议的人员维持在1000人左右。



图 23 IEEE 可视化会议官网

2.4.2 可视化领域的顶级期刊 – IEEE TVCG

可视化领域的顶级期刊叫做 IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, IEEE TVCG (期刊主页为: <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/RecentIssue.jsp?punumber=2945>)。IEEE TVCG 是计算机图形学领域仅次于 TOG (ACM Transactions on Graphics) 的顶级期刊。每年一个 volume, 每月一个 issue。每个 Issue 一般都有一个 Special Secession, 推荐相关会议中的全部或部分 Paper。



图 24 IEEE 可视化与计算机图形学

3. 人才篇

基于大数据时代的可视化，其技术不断迭代更新，应用范围不断扩大，这要得益于众多该领域专家学者们在可视化道路上的不断探索与研究。本章节通过 AMiner 大数据平台对可视化领域顶级学术会议及期刊论文的挖掘，提取论文中所有学者信息，从中选出 h-index 排名最靠前的 1000 位领域活跃学者，再通过对各大信息平台的数据挖掘，完善学者信息。本章第二部分，例举了部分该领域国内外知名度较高的活跃学者，进行详细介绍了，排名不分先后。

3.1 学者情况概览

AMiner 选取可视化领域相关的顶级学术期刊及会议，从中挖掘最近 5 年(2014-2018 年)所有论文，并提取论文相关学者信息进行统计，选出 h-index 最高的前 1000 位学者，建立专家智库，下文称之为“TOP 学者”。专家智库包含的学者信息包括：学者姓名、性别、职位、所属机构、学术指标 (h-index、G-index、citation、papers、sociability、diversity 和 activity 等) 以及研究兴趣等。

本文研究所选的期刊和会议包括：

IEEE Scientific Visualization, 简称 SciVis, IEEE 科学可视化大会,

IEEE Information Visualization, 简称 InfoVis, IEEE 信息可视化大会,

IEEE Visual Analytics Science and Technology, 简称 VAST, IEEE 视觉分析科技大会。

基于学者现所属机构的信息统计，绘制出了该领域学者全球分布地图（图 25）。

学者地图的分布对于进行学者调查、反映各地域可视化领域研究竞争力现状尤为重要，同时可以清楚反映出全球可视化领域 TOP 学者发展状况。

分大洲来看，可视化领域的学者在北美洲较为集中，欧洲次之，欧洲西部该领域的人才分布也较多。分国家来看，顶尖学者分布在 38 个不同的国家，美国东部和西部该领域学者都相对集中，其次是中国，欧洲主要以德国、英国和法国在该领域拥有较多数量的学者。



图 25 全球可视化领域 TOP 学者分布图

下表对拥有该领域最多顶尖学者的 5 个国家进行了展示。

表 3 全球可视化领域 TOP 学者分布国家 TOP5

国家	TOP 学者人数
美国	406
中国	111
德国	105
英国	49
加拿大	41



图 26 可视化领域 TOP 学者中国分布

图 26 显示，国内 TOP 学者在北京和香港地区最为集中，其余 TOP 学者主要分布在浙江、上海等沿海省市，内陆地区中以湖南省学者数量最多。

AMiner 对可视化领域 TOP 学者的迁徙路径做了分析。由图 27 可以看出，除美国和德国外，其余各国可视化 TOP 学者的流失和引进是相对比较均衡的，其中美国是可视化领域人才流动大国，人才输入和输出幅度领先于其他国家，且从数据来看人才流入大于人才流出。中国、德国与英国等国人才迁徙流量小于美国，其中中国有轻微的人才流失现象，德国可视化领域 TOP 学者的流失较为明显。

人才的频繁流入流出，使得该领域的学术交流活动增加，带动了人才质量的提升的同时，也促进了领域理论及技术的更新迭代，至此逐渐形成一种良性循环的过程。

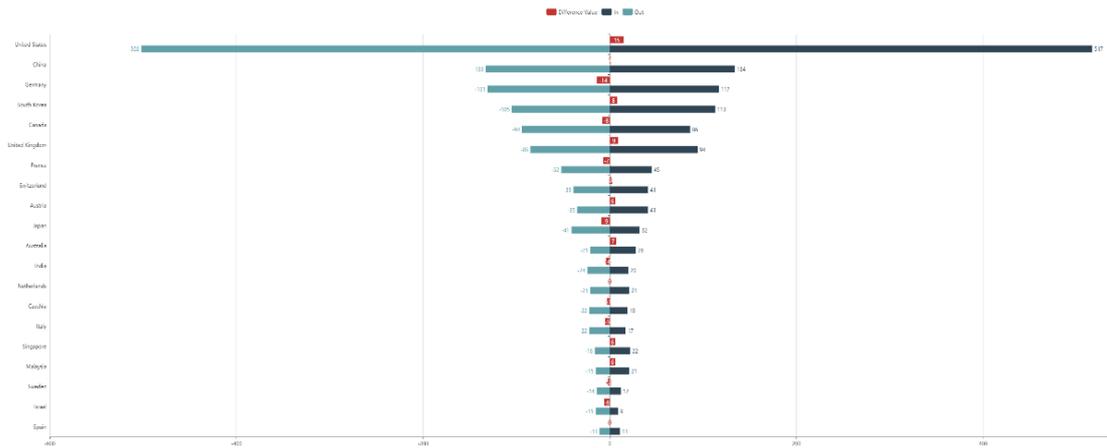


图 27 全球可视化领域 TOP 学者迁徙图

此次统计的 1000 名 TOP 学者分别分布在 510 家机构中，其中的机构类型主要包括高等科研院校和民营企业。图 28 是对全球可视化领域学者所属机构的统计，数据显示多名学者就职于同一机构的现象较为普遍，机构所拥有的学者数量越多，越能反映出该机构的科研与创新能力，直观地印证其在该领域具备更强的竞争力，因此我们对表现最突出的机构进行了以上排名。TOP10 的机构中，各自拥有的 TOP 学者数量差距不大。德国的两所高等院校，斯图加特大学与康斯坦茨大学表现较为突出，10 所机构主要来自欧美洲国家，其中欧洲国家占据 5 所，美国 4 所，清华大学为亚洲国家中，唯一一位列 TOP10 的机构。

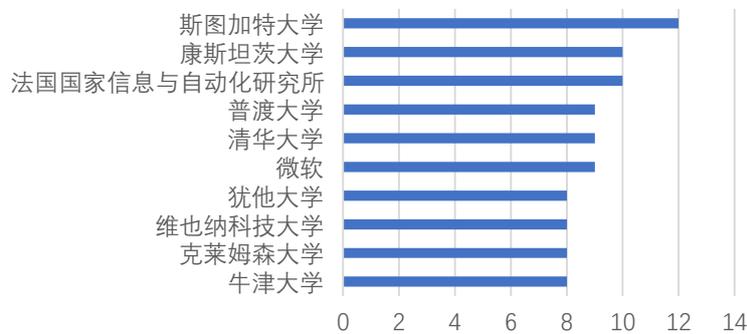


图 28 全球可视化领域 TOP 学者分布机构统计 TOP10

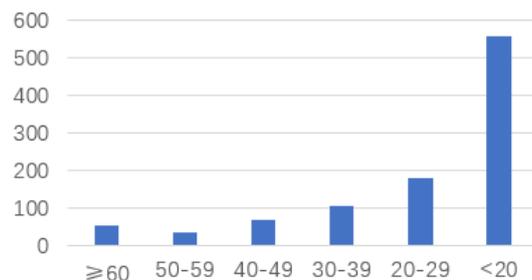


图 29 全球可视化领域 TOP 学者 h-index 分布

全球可视化领域 TOP 学者 h-index 分布如图 29 所示，全球可视化领域 TOP1000 学者 h-index 的平均数为 22，其中，h-index>22 的学者共计 381 人；h-index≤22 的学者人数超过了

一半。从每个 h-index 分度区间来看, h-index<20 的学者人数最多, 有 560 人; h-index50-59 区间的人数最少, 有 33 人。

在性别比例方面, 男性(93.40%)占据多数, 比例要远高于该领域女性所占比例(6.60%)。

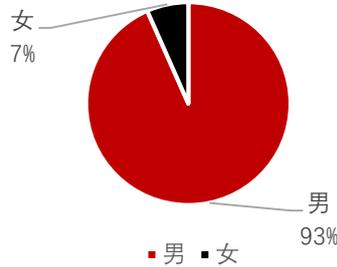
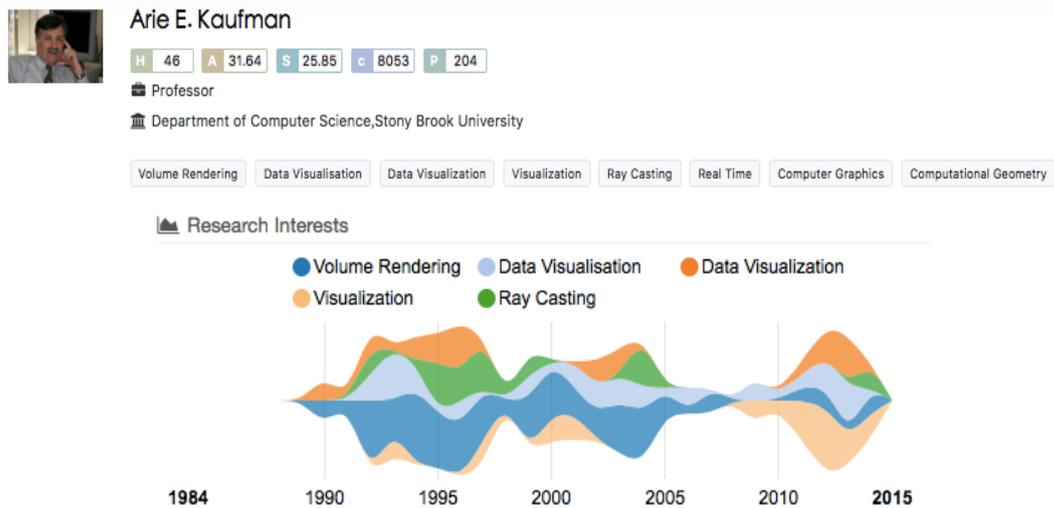


图 30 全球可视化领域 TOP 学者男女性别比例

3.2 国外学者简介

以下选取列举的学者仅为该领域 TOP 学者中的一部分, 这部分专家不仅出现在此次建立的可视化专家智库中, 同时也是 AMiner “2017 年度可视化领域最具影响力学者”。如需获取更多专家信息, 可与作者联系。

- Arie E. Kaufman



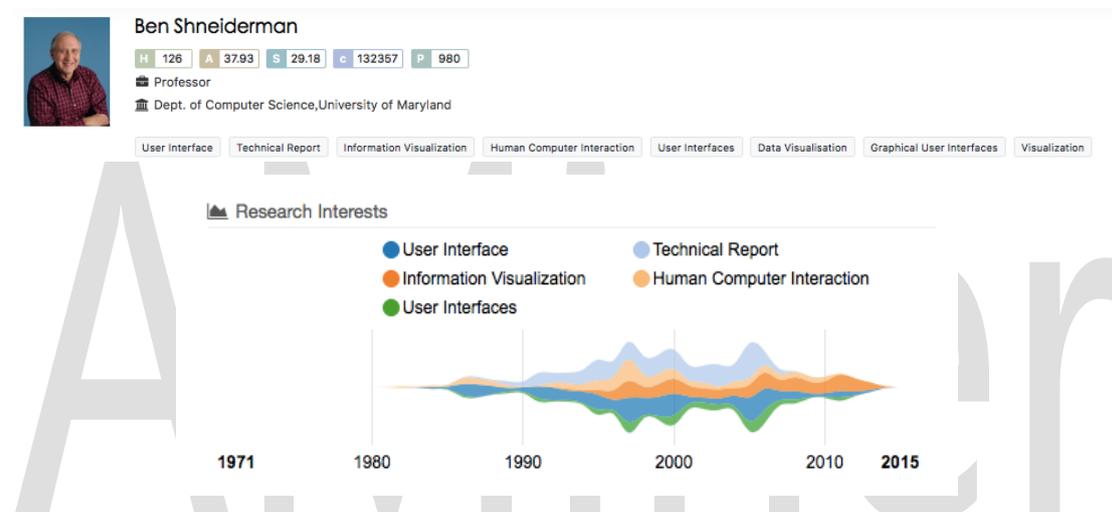
Arie E. Kaufman 是纽约州立大学石溪分校计算机科学系主席及杰出教授, 并担任该校视觉计算中心 (CVC) 主任, 无线与信息技术卓越中心 (CEWIT) 首席科学家。他同时还是欧洲科学院的成员。加入纽约州立大学石溪分校之前, 他曾在希伯来大学, 特拉维夫大学, 佛罗里达国际大学, 本古里安大学和哥伦比亚大学任职。

Kaufman 因其对信息技术, 特别是可视化和图形学的贡献而享誉国际。他因为在可视化及图形学领域中的杰出贡献而当选为 IEEE Fellow, 并因其对可视化领域, 特别是体绘制方面的卓越贡献, 而当选为 ACM Fellow。除此之外, Kaufman 教授还于 1995 年获得了 IEEE

杰出贡献奖，于 1998 年获得 ACM 服务奖，于 1999 年获得 IEEE 计算机学会优秀服务奖，于 2002 年获得纽约州企业家奖，于 2004 年获得 IEEE Harold Wheeler 奖、以及于 2005 年获得纽约州创新研究奖。

Kaufman 在数据可视化，图形图像技术，虚拟现实，用户界面，多媒体及相关应用领域进行了长达 40 余年的研究工作。他发表了超过 300 篇论文，书籍和书籍章节，超过 250 份会议报告等及其他文章，并已提交了 40 多项专利，其中大部分已获得许可。他是曾担任 100 多项科研经费的负责人。他的工作被媒体广泛报道，出现在包括美国“科学”杂志，“纽约时报”，“美国新闻与世界报道”，“商业周刊”，“华尔街日报”，“星期六晚报”，“电脑周”，“早安美国”，福克斯电视台和“新闻日报”在内的诸多媒体之上。

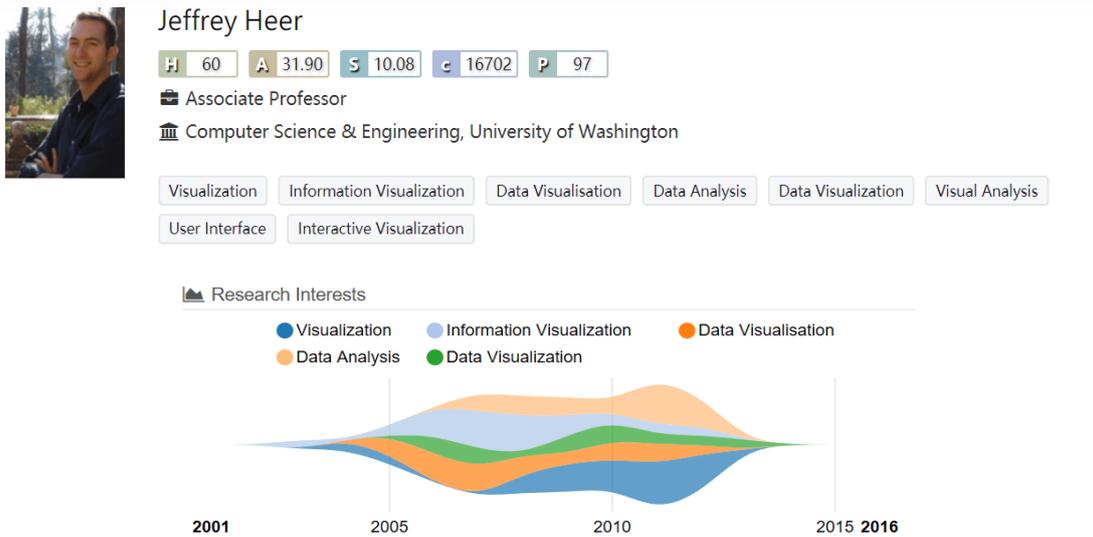
● Ben Shneiderman



Ben Shneiderman 是美国国家工程院院士，美国马里兰大学帕克分校计算机科学系的杰出教授，人机交互实验室的创始主任（1983-2000），以及马里兰大学高级计算机研究所的成员。他于 1997 年当选为 ACM Fellow，并于 2001 年当选为 AAAS 院士。由于他在人机交互及信息可视化领域中的开创性贡献，Shneiderman 教授于 2001 年获得 ACM SIGCHI 身成就奖，并于 2012 年获得 IEEE VIS 职业奖。

Ben Shneiderman 获得了圭尔夫大学（University of Guelph）、卡斯蒂利亚-拉曼查大学（Univ of Castilla-La Mancha）、纽约州立大学石溪分校（State University of New York at Stony Brook）、墨尔本大学（University of Melbourne）和斯旺西大学（Swansea University）的荣誉博士学位，还曾在纽约州立大学和印第安纳大学任教。Ben Shneiderman 主要的研究领域包括人机交互、机器学习、用户界面设计等。

● Jeffrey Heer

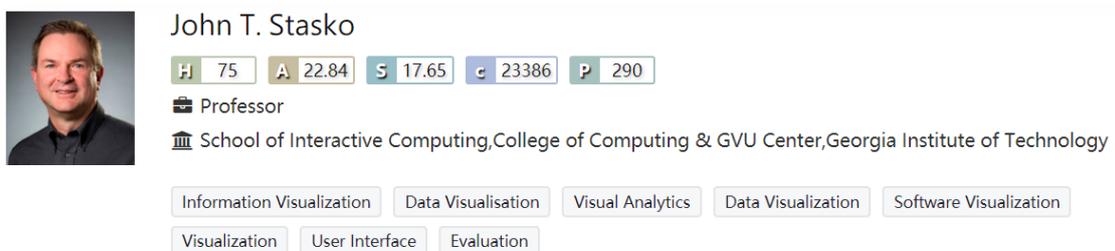


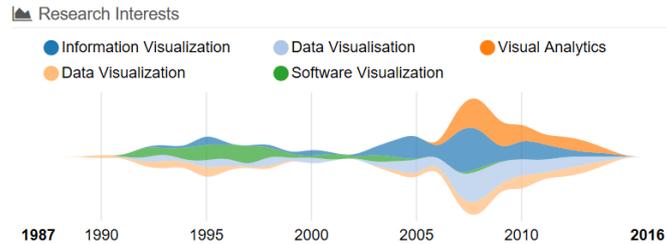
Jeffrey Heer, 美国知名计算机科学家，他的贡献表现在信息可视化与交互式数据分析方面。他目前是华盛顿大学计算机科学与工程系副教授，负责交互数据实验室的工作，实验室的目标是通过新的数据可视化与分析的交互系统设计，来加强人们对数据的理解与交流能力。Jeffrey Heer 于加州大学伯克利分校获得博士学位，后成为斯坦福大学计算机科学系助理教授（2009-2013 年），同时也是 Trifacta 的联合创始人兼 CEO。

Jeffrey Heer 的主要研究兴趣包括数据可视化、人机交互和社交计算方面的研究。他与同僚共同开发的可视化工具，包括 Vega、D3.js、Protovis 与 Prefuse，目前正在全球范围内被广泛运用。他的其它研究进展包括可视化图形感知、社交数据分析、文本可视化和交互语言翻译工具。

Jeffrey Heer 的众多关于人机交互与可视化领域的研究报告，获得了相关学术会议及期刊的奖项，分别包括 ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI), ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST), IEEE InfoVis, IEEE VAST, Eurographics Working Group on Data Visualization (EuroVis); “ACM Grace Murray Hopper 奖” (2016 年)。

● John T. Stasko





John T. Stasko, 因其在信息可视化与可视分析学的杰出研究而闻名。现任佐治亚理工大学计算学院交互计算系教授一职。John T. Stasko 于 1989 年获得布朗大学博士学位，同年加入了佐治亚理工大学。曾经担任过国家安全部“VACCINE Center of Excellence”的研究员，致力于开发可视分析学技术，为大量具有挑战性的国家安全问题提供解决方案。

John T. Stasko 的主要研究兴趣包括人机交互、信息可视化与可视分析学。他带领的信息接口研究团队（Information Interface Research Group）已经开发了大量的技术和系统，为人们外部感知提供价值信息。

John T. Stasko 是 ACM 和 IEEE 的资深会员，曾获“ACM 杰出科学家”（2011 年）的荣誉称号，IEEE VGTC 可视化技术成就奖（2012 年），曾任亚特兰大举办的 IEEE VIS 会议主席（2013 年），IEEE 会士（2014 年），曾获苏格兰圣安德鲁斯大学计算机科学系荣誉教授的称号。

● Jean-Daniel Fekete



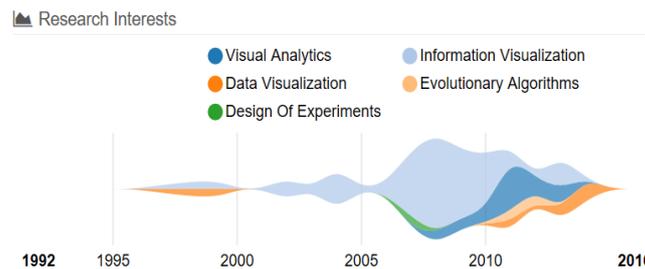
Jean-Daniel Fekete

H 44 A 30.11 S 6.77 c 9102 P 197

Senior Researcher

INRIA Unité de Recherche Saclay - Île-de-France Bat 660, Université Paris-Sud

Visual Analytics Information Visualization Data Visualization Evolutionary Algorithms Design Of Experiments
Data Management Support Vector Machine Constraint Programming



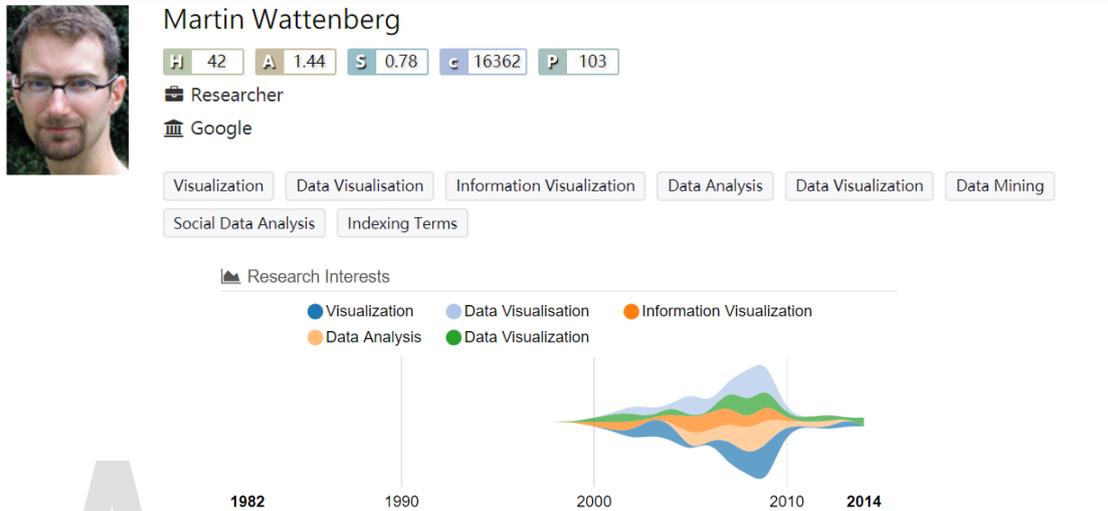
Jean-Daniel Fekete, 法国信息可视化与人机交互领域计算机科学家，他还有个中国名字叫“傅可青”，自 2007 年起，担任法国国家信息与自动化研究所（INRIA）高级研究员与 AVIZ（Analysis, Visualization & Interaction）负责人。2009-2012 年，担任 AFIHM（Association Francophone d’Interaction Homme-Machine）主席。他于 1996 年获得巴黎南部大学博士学位，2005 年获得大学教学资格。

Jean-Daniel Fekete 的主要研究兴趣包括信息可视化、可视分析学和人机交互领域。从

1989-2016 年，他前后参与开发了 27 项软件。

Jean-Daniel Fekete 在曾担任 IEEE InfoVis（2009-2010 年）论文联合主席及会议（2011 年）主席，他也曾担任过 IEEE VisWeek（2014 年）会议的总主席。

● Martin Wattenberg

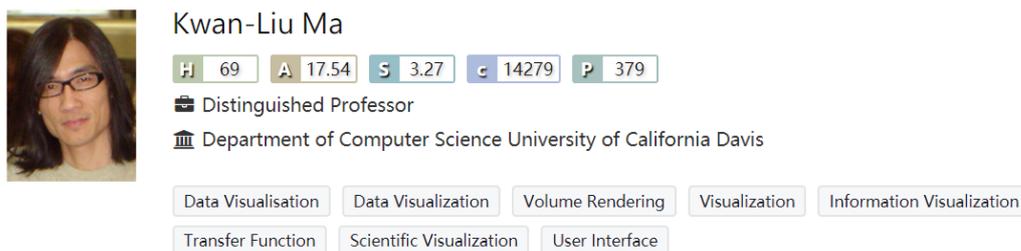


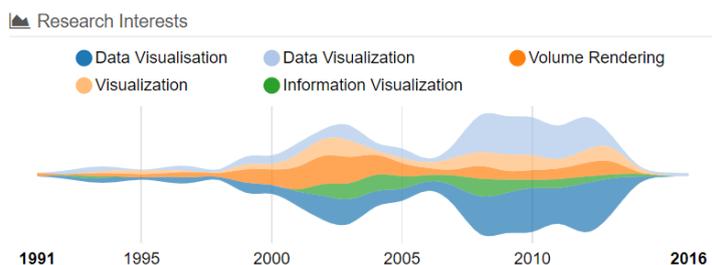
Martin Wattenberg, 美国科学家、艺术家，因其在数据可视化方面的贡献而知名。他现就职于谷歌，并负责“PAIR（People+AI Research）”和“Big Picture”团队。Martin Wattenberg 与 Fernanda Viégas 是项目联合领导人，当下专注于让人工智能技术得以普及，目前他的团队已经为多个平台的终端用户提供可视化产品，如 Youtube, Google Analytics 等。加入谷歌前，Martin Wattenberg 还曾就职于 IBM 与道琼斯。在 IBM，他主要负责 IBM 视觉通讯实验室的工作，期间开发出了具有独创性的可视化平台“Many Eyes”。就职道琼斯期间，他是 SmartMoney.com 研发中心主任。

Martin Wattenberg 的主要研究兴趣集中在科技如何创造联系、洞察力、叙事和美感的能。特别感兴趣的领域包括基于机器学习和人工智能，发明可视化工具阐明系统。他的作品每天被上百万人使用，并在全世界的博物馆中被展出，如伦敦当代艺术学院，惠特尼美国艺术博物馆和纽约当代艺术博物馆。

Martin Wattenberg，曾担任 IEEE InfoVis 最佳论文委员会主席（2014 年）和 InfoVis 指导委员会委员（2015 年）。

● Kwan-Liu Ma





Kwan-Liu Ma, 可视化领域知名科学家。1993 年至 1999 年, Kwan-Liu Ma 加入了加州大学戴维斯分校, 并担任计算机科学系特聘教授与可视化中心主任一职, 同时负责可视化与界面设计创新实验室。他于 1993 年获得犹他州大学博士学位, 同年曾作为研究员加入 ICASE/NASA 兰里研究中心。

Kwan-Liu Ma 的主要研究兴趣包括可视化、计算机图形学、高性能计算和用户界面设计。他目前带领的一个 25 人研究团队正在从事科学可视化、信息可视化、可视分析学、可视化界面设计与虚拟现实可视化方面的研究。

Kwan-Liu Ma, 因其杰出的研究贡献, 曾获 NSF 总统早期职业研究奖 PECASE (2000 年), 曾被选举为 IEEE 会士 (2012 年), 后获 IEEE VGTC 可视化技术成就奖 (2013 年), Kwan-Liu Ma 也积极参与各类学术研究团体, 分别包括 IEEE Symposium on Visualization for Cyber Security (VizSec), Eurographics Symposium on Parallel Graphics and Visualization (EGPGV)、IEEE Visualization、IEEE Pacific Visualization 和 IEEE Large Data Analysis and Visualization (LDAV)。目前是 IEEE Computer Graphics and Applications (CG&A) 编委会成员。

● Tamara Munzner



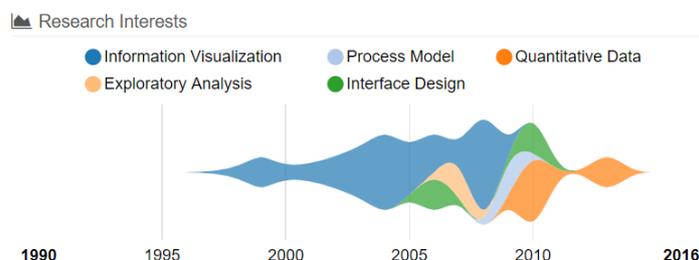
Tamara Munzner

H 45 A 9.21 S 0.02 c 7729 P 93

Professor

Department of Computer Science, University of British Columbia

Information Visualization Process Model Quantitative Data Exploratory Analysis Interface Design
 Scientific Visualization Multidimensional Scaling Dimension Reduction



Tamara Munzner, 信息可视化领域专家。目前是英属哥伦比亚大学计算机科学系教授。她于 2000 年获得斯坦福大学博士学位。入读博士学位之前, 她就职于明尼苏达州大学几何学中心 (1991-1995 年), 期间她制作了两个数学可视化视频, 其中一个是关于球体由内到外

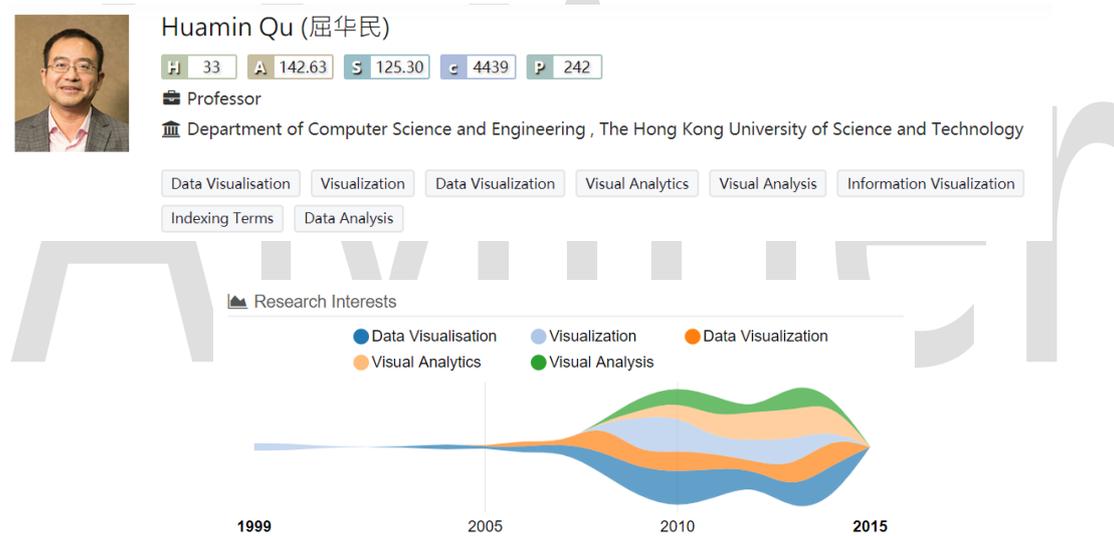
反转，另一个是关于三维宇宙可能拥有的不同拓扑结构。获得博士学位后，在康博系统研究中心，担任研究员。

Tamara Munzner 的主要研究兴趣包括信息系统可视化的开发、评估与表征，用户导向和技术导向方面的技术。她近期发表的三篇重要论文为 *GaRSIVis: Improving the Predicting of Self-Interruption during Reading using Gaze Data*、*A Novel Methodology for Characterizing Cell Subpopulations in Automated Time-lapse Microscopy* 和 *Evidence-based design and evaluation of a whole genome sequencing clinical report for the reference microbiology laboratory*。

Tamara Munzner 还积极参加学术服务，如 EuroVis 联合主席（2009-2010 年），BioVis 指导委员会，创办会员（2010-2013 年），目前是 InfoVis 指导委员会、VIS 执行委员会、VGTC 执行委员会成员。

3.3 国内学者简介

● 屈华民



屈华民是香港科技大学计算机科学与工程系（CSE）的教授，还担任港科大计算机与工程系人机交互小实验室的负责人与协调员。

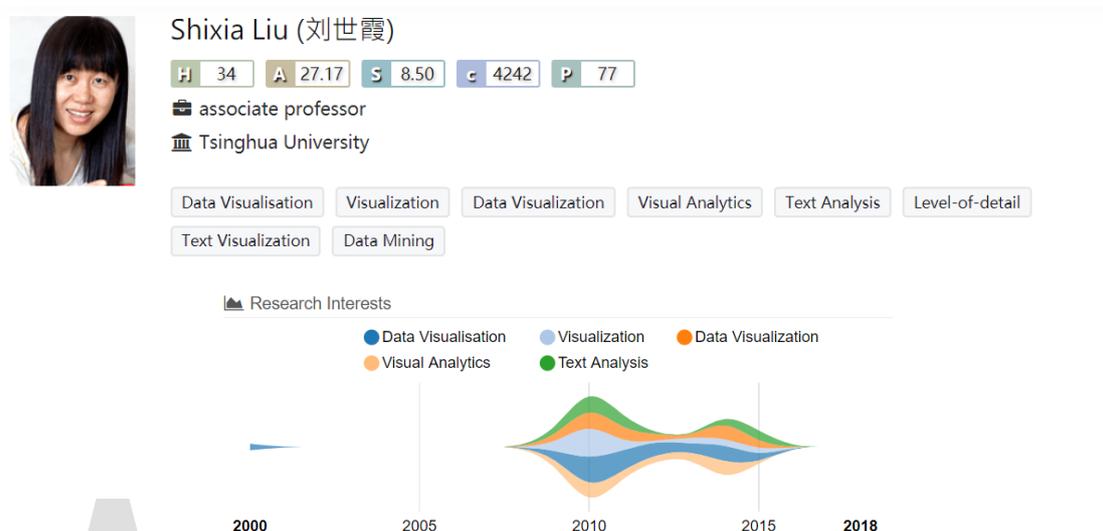
他的主要研究兴趣是可视化和人机交互，研究重点是城市信息学，社交网络分析，机器学习，文本可视化和可解释性人工智能，他的团队开发的技术已被微软、IBM、华为和腾讯采用。

他发表了 100 多篇论文，并在 IEEE 可视化和计算机图形学（TVCG）上发表了 40 多篇论文，是该期刊中最高产的研究人员之一。他的研究得到了诸多奖项的认可，包括 8 项最佳论文/荣誉奖，2009 年 IBM 教师奖，2014 年中国教育部高等教育科技进步奖（二等奖），2015 年香港国际会议中心最佳创新奖（创新科技）香港工程师学会银奖，亚太地区 ICT 联盟电子学会 2015 年 APICTA 优异奖，华为诺亚方舟实验室 2016 年度杰出合作者奖。

他目前是 Computer Graphics Forum（CGF）以及 IEEE TVCG 的副主编，IEEE VIS'14，

VIS'15 和 VIS'18 的论文联合主席，IEEE PacificVis'11、IEEE PacificVis'12，VINCI'11 和 VINCI'12 的会议联合主席，以及 ChinaGraph 2014 的程序副主席。

● 刘世霞



Shixia Liu (刘世霞)

H 34 A 27.17 S 8.50 c 4242 P 77

👤 associate professor
🏢 Tsinghua University

Data Visualisation Visualization Data Visualization Visual Analytics Text Analysis Level-of-detail
Text Visualization Data Mining

📊 Research Interests

● Data Visualisation ● Visualization ● Data Visualization
● Visual Analytics ● Text Analysis

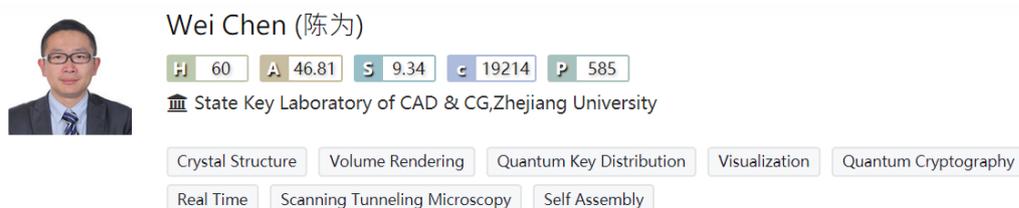
2000 2005 2010 2015 2018

刘世霞，清华大学长聘副教授。主要研究方向是可视分析、文本挖掘工作和信息可视化。

刘世霞副教授担任 IEEE VIS (VAST) 2016 和 2017 的论文主席，成为该会第一位来自亚洲地区的论文主席；担任 IEEE TVCG (Transactions on Visualization and Computer Graphics) 副主编、IEEE TBD (IEEE Transactions on Big Data) 编委、担任国际可视化会议 IEEE Pacific Visualization 2015 的程序委员会主席。同时也是 Information Visualization 期刊的编委，以及多个国际会议的程序委员会委员，如 InfoVis、VAST、CHI、KDD、ACM Multimedia、ACM IUI、SDM 和 PacificVis 等。担任 IEEE VIS 2014 Meetup 共同主席 (IEEE VIS 组织委员会) 和 IEEE VIS 2015 Tutorial 共同主席 (IEEE VIS 组织委员会)。

刘世霞副教授近年来在 ACM/IEEE Transactions 和 CCF A 类会议上共发表论文 40 余篇，包括 1 篇 ESI 热点论文和高被引论文；2 篇 IEEE TVCG 封面论文 (2016.12、2018.10)；获 IEEE VIS 2014 最佳论文提名奖。获得 40 余项发明专利。

● 陈为

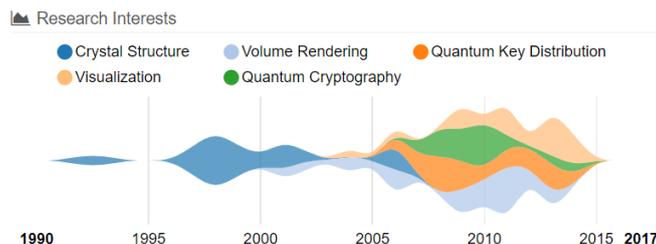


Wei Chen (陈为)

H 60 A 46.81 S 9.34 c 19214 P 585

🏢 State Key Laboratory of CAD & CG, Zhejiang University

Crystal Structure Volume Rendering Quantum Key Distribution Visualization Quantum Cryptography
Real Time Scanning Tunneling Microscopy Self Assembly



陈为，浙江大学计算机学院教授，博导，CAD&CG 国家重点实验室副主任，计算机学院副院长，十三五国家重点研发专项“云计算与大数据”总体组、指南组专家，中国图像图形学学会可视化专委会副主任，入选 2018 年度科技部中青年创新领军人才计划。曾承担国家自然科学基金重点，优青项目等十余项。研究兴趣是大数据分析和人机混合智能。

近五年，发表国际顶尖学术期刊和会议论文 70 余篇，包括 IEEE/ACM 汇刊和 CCF-A 类会议论文五十余篇。出版教材 3 部，专著两部。担任 ACM TIST 编委、JOV 编委、FCS 青年编委等多个国际 SCI 期刊副主编和编委、国际重要学术会议主席，获省部级科技奖 3 次。为华为公司、国家卫星气象中心、阿里云城市大脑、北京银行、国家电网、中国信息安全测评中心等单位研发组件、系统或软件，部分已部署运营。

● 袁晓如

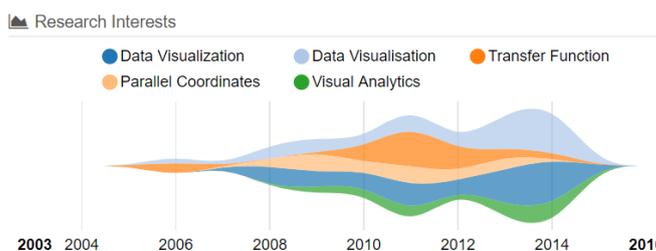


Xiaoru Yuan (袁晓如)

H 26 A 54.62 S 37.50 c 2532 P 111

Center for Information Science, School of EECS Peking University

Data Visualization Data Visualisation Transfer Function Parallel Coordinates User Interface Visual Analytics
Computer Graphic Volume Visualization



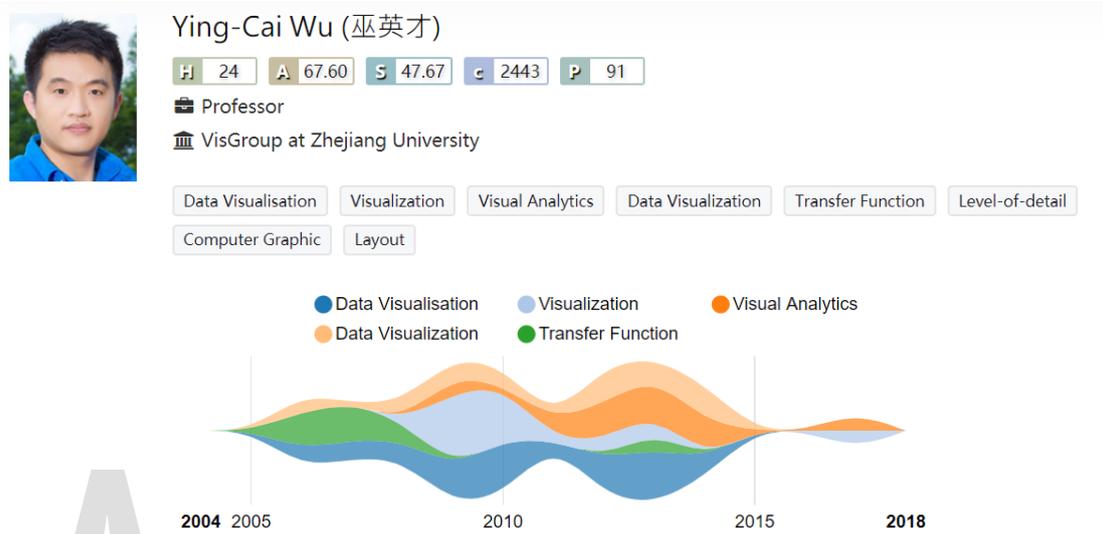
袁晓如，北京大学“百人计划”研究员。目前是北京大学信息科学与技术学院研究员，博士生导师，机器感知与智能教育部重点实验室副主任，大数据分析与应用国家工程实验室常务副主任。他于 2006 年获得明尼苏达大学博士学位。

袁晓如的主要研究兴趣包括科学可视化，信息可视化，可视分析，计算机图形学，人机交互。2008 年初在北京大学建立可视化与可视分析实验室，目前的主要研究方向为高动态范围视频、图像和可视化；大规模数据的高性能绘制和可视化；非真实性绘制及插图式可视化；新颖可视化界面与人机交互研究；高维数据可视化。

袁晓如指导的实验室团队 7 次在 IEEE VAST 可视分析学挑战赛中获奖。和天津、济南、阿贡等国内外超算中心合作，面向科学领域应用发展了大规模流场数据的高效管理和分析方法。数

十次担任 IEEE VIS, EuroVis, IEEE PacificVis 等国际可视化会议程序委员会委员, 创建中国可视化与可视分析 (ChinaVis) 大会。中国计算机学会理事, 中国图象图形学学会理事, 可视化与可视分析专业委员会主任。

● 巫英才

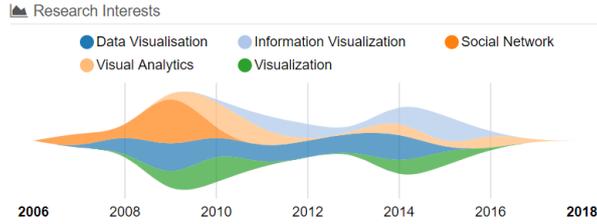


巫英才, 浙江大学百人计划研究员、博士生导师, 入选国家青年千人计划, 担任浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室主任助理、计算机科学与技术学院院长助理, 并担任中国图象图形学学会人机交互专委会副主任、《软件学报》领域编委。主要研究方向是信息可视化、可视分析和人机交互。他 2009 年从香港科技大学获得计算机科学博士学位, 曾在加州大学戴维斯分校从事博士后研究工作和在微软亚洲研究院任研究员的工作。

巫英才在国际会议和期刊发表学术论文 60 余篇。他的两篇学术论文分别在 2009 和 2014 年的可视化顶级权威会议 (IEEE VIS) 上获得了最佳论文提名, 一篇学术论文获得 2016 年亚太可视化年会 (IEEE Pacific Visualization) 最佳论文提名。主持国家自然科学基金青年项目 1 项、国际 (地区) 合作与交流项目 1 项、重点支持项目 1 项, 以及科技部重点研发专项课题 1 项和浙江省自然科学基金杰出青年科学项目 1 项。他是亚太可视化年会 IEEE Pacific Visualization 2017、中国可视化年会 ChinaVis 2016 和 2017 等的论文主席。

● 曹楠





曹楠，同济大学教授，博导，同济大学设计创意学院院长助理，同济大学智能大数据可视化主任。曹楠毕业自香港科技大学并获得计算机博士学位。加入同济前，曹楠曾担任美国 IBM 沃森研究院研究员以及 IBM 全球可视化及图形学会共同主席。曾获得 IBM 杰出技术成就奖、IBM 杰出研究成就奖、以及多项 IBM 创新成就奖。

曹楠累计在数据可视化及相关领域的重要国际学术期刊及会议上发表论文 60 余篇，累计申请专利数十项，曾获得 ACM 智能用户界面国际大会（ACMIUI）最佳论文奖、IEEE 国际可视分析大会（IEEE VAST）最佳论文提名奖，“微软最有价值专家”称号，“ACM 上海新星奖”，以及香港科技大学工学院“杰出博士研究奖”。他曾担任 IEEE VAST、AAAI、IJCAI、SDM 等可视化、人工智能、及数据挖掘领域诸多顶级国际学术会议的程序委员会委员，以及重要学术期刊（例如 IEEE TMM，ACM TIIS，ACM TIST 等）的客座编委。



4. 应用篇

随着 21 世纪大数据的兴起和发展，大数据可视化广泛应用于各个领域，本章节重点介绍其中的社交媒体可视化、医疗信息可视化和体育数据可视化。

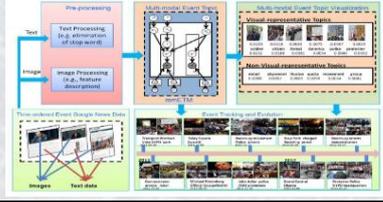
4.1 社交媒体可视化

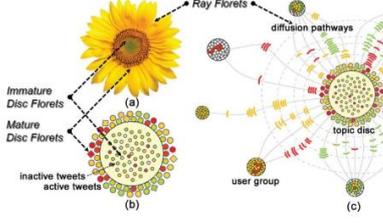
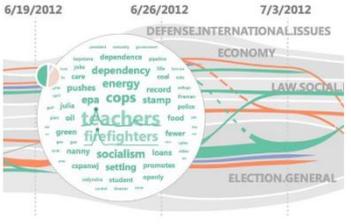
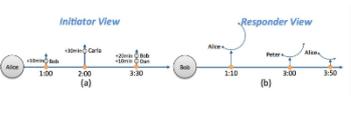
社交媒体，比如最近几年非常流行的 Twitter、Facebook、微博。它们可以作为强大的在线交流平台，允许数百万用户在任何时间、任何地点产生、传播、共享或交换信息。这些信息通常包括多种多媒体内容，如文本、图像和视频。在社交媒体上传播的大量多媒体数据，涵盖了全球范围内大规模和实时发生的社会动态信息，这种现象为社交媒体可视化提供了很多机会。

社交媒体技术层面上的可视化，主要包括：基于关键字方法的可视化，基于主题方法的可视化和多元方法的可视化。现有的研究大多集中于集体行为的可视化，这类研究的主题包括：信息扩散的可视化，社会竞争与合作的可视化，人的流动性的可视化。

社交媒体数据的可视化分析正在迅速发展，每年都有大量的新方法出现。然而，该领域仍处于起步阶段，面临许多挑战和悬而未决的问题。许多挑战不能仅使用来自一个规程的技术来解决。但是，将可视化、多媒体、NLP 和人机交互相结合的多学科研究，将带来处理和理解社交媒体数据会有更强大、更可行的方法和技术。具体社交媒体可视化如下表所示：

表 4 社交媒体可视化介绍

可视化方法	图例	特点
基于关键字方法的可视化		这种方法，用于跟踪和探索社交媒体上大型活动的在线对话。提供了从时间、主题、社交和图像方面对会话的可视化总结。可以灵活使用时间和空间过滤器，从社交媒体上海量的信息中获取自己想要的信息。
基于主题方法的可视化		主题方法使用基于三个标准(视觉相关性、视觉连贯性和独特性)确定的代表性图像进行可视化。一个多模态框架，用于从多模态信息中检测主题，跟踪主题的演变，并随时间的变化使用文本和图像可视化主题。
多元方法的可视化		多元方法帮助用户从多个角度获取关于社交媒体事件的信息。与其他主要侧重于理解社交媒体消息文本内容的方法相比，多元方法通过结合高级数据挖掘方法来保持态势感知，并提供全面的概述。

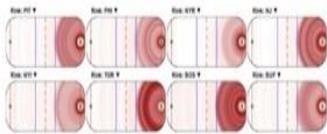
<p>信息扩散的可视化</p>		<p>在信息扩散的可视化方法上，有不同的模型来描述信息在社交媒体上的传播，比如综合的多源驱动的异步扩散模型。往往直观地呈现出社会化媒体传播过程的三个主要特征，即时间趋势、社会空间范围和社区对某一兴趣话题的反应。</p>
<p>社会竞争与合作的可视化</p>		<p>为了便于可视化分析，引入流式可视化，用以说明每个主题的竞争力随时间的变化。并展示出促进或降低主题传播行为被可视化成为线程，这表明他们的角色随着时间的推移而变化。从不同的角度展示社交媒体用户群体之间的合作与竞争行为。</p>
<p>人的流动性的可视化</p>		<p>用户可以在此基础上探索人流动性的语义，如流动方式、频繁访问序列、关键字描述等。采用启发式模型来减少数据的不确定性，从而增加对可靠数据的适当选择。</p>

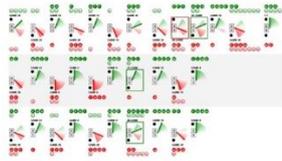
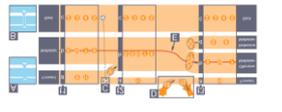
4.2 体育数据可视化

可视化技术在体育行业的运用越来越普遍。例如观众通过电视观看体育赛事时，经常能看到关于比赛情况的解读。以前使用技术数据统计与空间数据的方法来演示比赛实况，但用户并不能从可视化结果中看出比赛的发展趋势。现在，将技术数据统计和时间数据相结合，就能很好地反映比赛过程。基于对整场比赛或者比赛中某个时间段的赛况的可视化，大大帮助用户分析比赛进程的动态变化。体育可视化使用的时间概念已经对时间做了一定程度的简化，它将客观事件发生的时间作为规律的时间单元进行处理，这种可视化方法能够反映比赛的趋势,很大程度上增加了用户的体验效果。

从数据角度出发，可以将体育数据可视化分为以下几类，如下表所示：

表 5 体育数据可视化

可视化方法	图例	特点
<p>技术统计数据的可视化方法</p>		<p>根据统计数据的不同，具体的可视化方法千差万别。通常会根据数据的属性选择较好的呈现方式，并辅之以良好的交互手段。</p>
<p>技术统计数据和空间数据结合的可视化方法</p>		<p>大部分体育比赛都是在一定规模的场地中进行，球员位置和事件产生位置等都是至关重要的数据。因此仅对技术统计可视化可能会遗漏掉重要的信息。技术统计数据和空间数据结合的可视化方法能够对比赛场地进行等比例的简化绘制，并且将技术统计数据绘制到对应的空间位置上。</p>

<p>技术统计数据和时间数据结合的可视化方法</p>		<p>如果采用技术统计数据与空间数据的方法展示比赛,用户并不能从可视化结果中看出比赛的发展趋势。然而技术统计数据和时间数据相结合的方法就能很好地反映比赛过程。基于对整场比赛或者比赛中某个时间段的赛况的可视化,有利于帮助用户分析比赛进程的动态变化。</p>
<p>技术统计数据和时空数据可视化方法</p>		<p>足球比赛中阵型是一个时空数据,随比赛的进行在时间和空间维度上都会有很大的变化,球队分析师很难通过观看视频和查看统计数据看出球队整场比赛下来阵型的一个变化。使用流视图对阵型时空数据进行可视化能给出阵型在整场比赛的一个直观的变化概览。分析师通过查看概览发现异常的地方后,还可以对流进行选定,进一步查看这一段时间内球队的技术统计数据以及视频回放,进行细致的分析。</p>
<p>技术统计数据的关联可视化方法</p>		<p>单靠技术统计数据的整体时序变化趋势或者两两对比结果,很难找到比赛中运用的高层次的技战术策略,而不同技术统计数据之间的关联分析则可以帮助用户发现许多技术数据之间的关系,从而揭示出比赛中涉及的一些技战术策略。尤其是对于像乒乓球这样包含丰富战术变化的运动来说,不同种类技术之间的关联分析可以帮助分析运动员的打法风格和技术上的优势与劣势。</p>
<p>轨迹可视化</p>		<p>对于体育数据分析而言,比赛的轨迹绘制不容置疑是非常重要的。在球类比赛中,球的轨迹或者运动员的轨迹都能够反映出动态规律,通过对重要轨迹的分析可以掌握重要的比赛和球员线索。</p> <p>再现比赛:通常低精度的重现可以作为一种更生动的图文直播;高精度的再现则可以做到对体育比赛的完全掌握和分析,它具有强大的分析能力。在一场冰球比赛中,这个系统可以实时地显示球场上发生的事件,新的事件通过特定标志表示,显示在球场上的对应位置以及下方的时间线上。</p>

4.3 医疗数据可视化

医疗健康领域是与每一个直接密切相关的重要科学领域。一直以来，科学家在探索生命奥秘，及疾病产生机理的过程中，一直重视对跨学科技术的运用。从基于虚拟现实技术的仿真手术到手术机器人，从医学成像技术到医学图像处理，从大数据分析到人工智能，越来越多的新兴科技正在被应用到医疗领域，每一次技术上的革新与成功应用，都给医疗领域带来了全新诊疗技术，及科研手段，也提高了就诊治疗过程中患者的安全。

2010 年，医疗 2.0 伴随着互联网 2.0 的热潮应运而生，旨在利用一切先进科学技术帮助提升诊疗手段，攻克医学难题。2011 年，美国国家医学院（MOI）发布的该年度报告中特别指出，相对于其他技术在医疗领域的引用，信息可视化技术在医疗领域的应用显得尤为滞后，现有技术无法满足信息展现、用户交互、数据分析等众多需求。近些年来，伴随着大数据及人工智能技术在医疗领域的应用与普及，信息可视化及相应的可视分析技术在医疗领域的应用也得到了长足的发展。

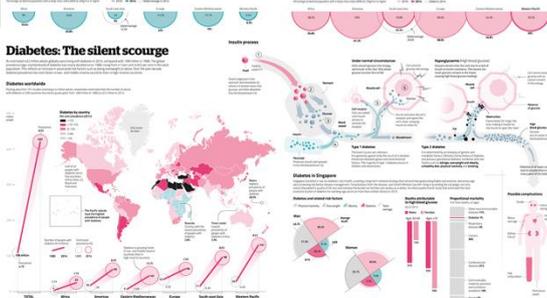
可视化技术，尤其是科学可视化技术在医疗领域长久以来一直扮演者重要角色。例如，无论是平面 X 光扫描，还是三维 CT 影像，都应用到了科学可视化的相关技术。然而这些技术仍然局限于对于具象数据（例如，人体的骨骼、器官组织结构等）的展现。随着互联网的普及以及可穿戴设备的广泛应用，越来越多的与医疗相关的抽象数据被采集了上来，因此对信息可视化技术提出新的需求，这也正是 MOI 报告中所指出来的相关问题。针对这些新的数据与需求，在医疗 2.0 概念的范畴下，新的信息可视化技术被主要开发用来：

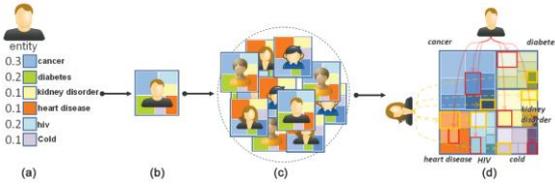
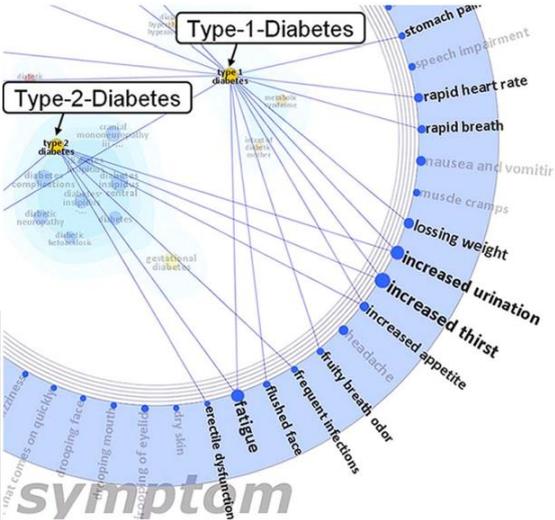
- 1) 展现用户的个人健康信息。例如，用于展现用户心跳、血压等状态的可视化用户界面；

- 2) 汇总并展现公众健康信息。例如，用于汇总展现禽流感在扩散趋势，或不同地区的人民健康状况等统计信息的可视化大屏；

- 3) 分析并展现临床电子病历记录中的规律与模式。例如，疾病的演变过程，以及诊疗方案的疗效等。前两类可视化面向的一般是不具备医疗知识的普通用户，因此，往往采用传统直观的信息可视化形式，如，柱状统计图，折线图等，以便于用户的理解与阅读。第三类技术，主要面向的是医生等具有专业背景，需要对数据进行深入调查，并做出职业判断的用户，因此这类可视化更具有针对性，可视化及相关分析技术的设计也更具挑战性。表 6 展现了上述的具体案例。

表 6 医疗数据可视化

可视化方法	案例	特点
<p>医疗图像数据的可视化</p>		<p>采用针对标量场的可视化技术，通过颜色映射、等值线和高度图三类等方式展现数据在空间的分布，常见于呈现 X 光及 CT 成像。</p>
<p>针对个人统计健康信息的可视化方法</p>		<p>采用简单的以统计图、可视化图标等简单形式为主的可视化技术，针对无技术背景的终端用户，展现其个人健康数据。这类可视化的设计旨在采用最直观易懂的方式表达并展现如心跳、血压、体温等信息。</p>
<p>针对公众信息的可视化</p>		<p>采用信息图或可视化大屏的直观表达方式展现疾病的分布、传播等公众健康数据。</p>
<p>针对电子病例中时间序列数据的可视化方法</p>		<p>采用时间序列可视化的展现形式表达心电、血压、脑电波等随时间连续变化的数据。</p>
<p>针对电子病历中事件序列数据的可视化方法</p>		<p>汇总并展现电子病历中所记录的医疗事件发生发展的阶段性过程，从而揭示疾病在不同人群中</p>

		发展的规律，以及不同治疗方案所带来的不同疗效。
针对电子病历中病人个体及群体特征的可视化		采用多维度数据可视化技术，展现电子病历数据中病人的个体及群体多维度特征，主要用于群体分析（Cohort Analysis）以区分不同类型的病人。
医疗知识图谱的可视化		采用图的可视化技术，展现大规模异构医疗知识图谱，用于方便知识的检索与查询。

5. 趋势篇

图 31 所示，是 AMiner 计算出的可视化全球研究趋势图。通过对图中信息的观察发现，图中的每一个关键词都有一个对应的彩色分支，其宽度表示该关键词的研究热度。1986-1996 年间，全球围绕可视化展开的研究，相关关键词主要是数据分析、数据可视化、信息可视化、数据挖掘、交互可视化等领域。1996 年之后，全球可视化领域的研究开始逐步变得火热起来，上述各类关键词出现频率也明显变高。

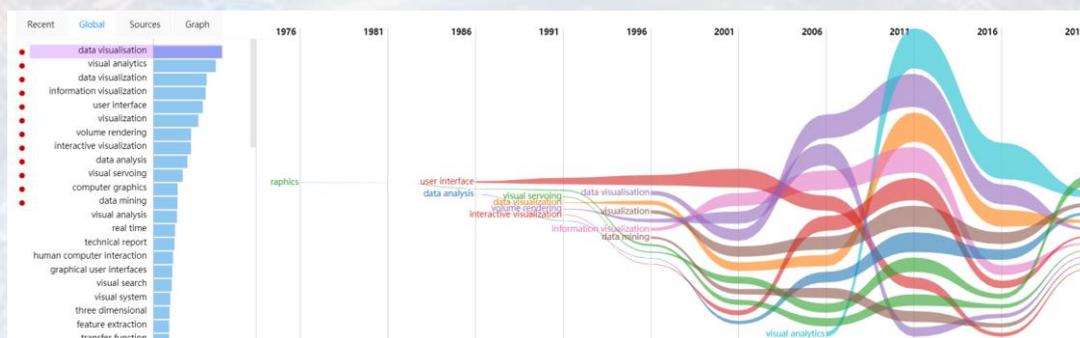


图 31 可视化全球研究趋势图

21 世纪基于大数据的可视化技术已经得到了蓬勃发展，大数据可视化与可视分析不断受到国内外研究学得的重视，也出现了许多大数据可视化研究工作者与优秀的研究团队，但依旧面临这四大挑战，同时也是四大机遇：

体量 (Volume)：使用数据量很大的数据集开发，并从大数据中获得意义。可视化系统必须与非结构化的数据形式（如图表、表格、文本、树状图还有其他的元数据等）相抗衡，而大数据通常是以非结构化形式出现的。由于宽带限制和能源需求，可视化应该更贴近数据，并有效地提取有意义的信息。可视化软件应以原位的方式运行。由于大数据的容量问题，大规模并行化成为可视化过程的一个挑战。而并行可视化算法的难点则是如何将一个问题分解为多个可同时运行的独立的任务。

多源 (Variety)：开发过程中需要尽可能多的数据源。可视化技术与其他更多领域的融合有待进一步加强，例如将互联网、计算和数据存储络等结合起来。

高速 (Velocity)：高效的数据可视化是大数据时代发展进程中关键的一部分。大数据的复杂性和高维度催生了几种不同的降维方法。然而，他们可能并不总是那么适用。高维可视化越有效，识别出潜在的模式、相关性或离群值的概率越高。解决思路一是改善硬件，可以尝试增加内存和提高并行处理的能力。二是许多机器会用到的，将数据存储好并使用网格计算方法。

质量 (Value)：可视化显示空间和时间分辨率有待提高，满足日益增长的虚拟与物理现实可视化表示需求。另外，已有的可视化算法和工具大多用于显示存在的静态结构，但静态结构无法确切描述现实中持续演变的真实情况，怎样实现动态演变过程的可视化也是一个非常值得关注的领域。动态可视化技术这一难题如果得到解决，对于展现演化过程将具有重要意义，也能够帮助人们更有效地进行时变情况的特征分析和知识挖掘。

参考文献

- [1] 陈为, 沈则潜, 陶煜波等.数据可视化[M].北京:电子工业出版社, 2013: 2-124
- [2] 何璇. 数据可视化在社交媒体中的应用研究[D]. 2016.
- [3] 雷辉, 劳天溢, 刘真, et al. 体育数据可视化综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(9):1605-1616.
- [4] 王艺, 任淑霞. 医疗大数据可视化研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2017(5).
- [5] Liu S , Cui W , Wu Y , et al. A survey on information visualization: recent advances and challenges[J]. The Visual Computer, 2014, 30(12):1373-1393.
- [6] Landesberger T V , Kuijper A , Schreck T , et al. Visual Analysis of Large Graphs: State-of-the-Art and Future Research Challenges[J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(6):1719-1749.
- [7] Burch M , Heinrich J , Konevtsova N , et al. Evaluation of Traditional, Orthogonal, and Radial Tree Diagrams by an Eye Tracking Study[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2011, 17(12):2440-2448.
- [8] Yuan X , Che L , Hu Y , et al. Intelligent Graph Layout Using Many Users' Input[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(12):2699-2708.
- [9] Selassie D , Heller B , Heer J . Divided Edge Bundling for Directional Network Data[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2011, 17(12):2354-2363.
- [10] Ersoy O , Hurter C , Paulovich F , et al. Skeleton-Based Edge Bundling for Graph Visualization[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2011.
- [11] Zinsmaier M , Brandes U , Deussen O , et al. Interactive Level-of-Detail Rendering of Large Graphs[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(12):2486-2495.
- [12] Bender-deMoll, S., McFarland, D.A.[J].The art and science of dynamic network visualization. J. Soc. Struct. 2006,7(2):1-38
- [13] Archambault D , Purchase H , Pinaud B . Animation, Small Multiples, and the Effect of Mental Map Preservation in Dynamic Graphs[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2011, 17(4):539-552.
- [14] Burch M , Heinrich J , Konevtsova N , et al. Evaluation of Traditional, Orthogonal, and Radial Tree Diagrams by an Eye Tracking Study[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2011, 17(12):2440-2448.
- [15] Tanahashi Y , Ma K L . Design Considerations for Optimizing Storyline Visualizations[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(12):2679-2688.

- [16] Liu S , Wu Y , Wei E , et al. StoryFlow: Tracking the Evolution of Stories[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2013, 19(12):2436-2445.
- [17] Hadlak, Schulz, Schumann. In Situ Exploration of Large Dynamic Networks[J]. IEEE Trans Vis Comput Graph, 2011, 17(12):2334-2343.
- [18] Keim D A , Oelke D . Literature Fingerprinting: A New Method for Visual Literary Analysis[C]// IEEE Symposium on Visual Analytics Science & Technology. IEEE, 2007.
- [19] Paulovich F V , Minghim R . HiPP: a novel hierarchical point placement strategy and its application to the exploration of document collections. [M]. IEEE Educational Activities Department, 2008.
- [20] Dinkla K , Westenberg M A , Van Wijk J J . Compressed adjacency matrices: Untangling gene regulatory networks[M]. IEEE Educational Activities Department, 2012.
- [21] Wong P C , Thomas J . Visual Analytics[J]. Computer Graphics & Applications IEEE, 2005, 24(5):20-21.
- [22] Wu Y , Cao N , Gotz D , et al. A Survey on Visual Analytics of Social Media Data[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2016:1-1.
- [23] Wu Y, Lan J, Shu X, Ji C, Zhao K, Wang J, Zhang H. iTTVis: Interactive Visualization of Table Tennis Data. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018, 24(1):709-718.
- [24] Wu Y, Xie X, Wang J, Deng D, Liang H, Zhang H, Cheng S, Chen W. ForVizor: Visualizing Spatio-Temporal Team Formations in Soccer. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(1):65-75.

版权声明

AMiner 研究报告版权为 AMiner 团队独家所有，拥有唯一著作权。AMiner 咨询产品是 AMiner 团队的研究与统计成果，其性质是供用户内部参考的资料。

AMiner 研究报告提供给订阅用户使用，仅限于用户内部使用。未获得 AMiner 团队授权，任何人和单位不得以任何方式在任何媒体上（包括互联网）公开发布、复制，且不得以任何方式将研究报告的内容提供给其他单位或个人使用。如引用、刊发，需注明出处为“AMiner.org”，且不得对本报告进行有悖原意的删节与修改。

AMiner 研究报告是基于 AMiner 团队及其研究员认可的研究资料，所有资料源自 AMiner 后台程序对大数据的自动分析得到，本研究报告仅作为参考，AMiner 团队不保证所分析得到的准确性和完整性，也不承担任何投资者因使用本产品与服务而产生的任何责任。

AMiner

主 编：曹 楠 唐 杰

主 编：刘 佳

编 辑：何 杨 蒲 杰

封面设计：边云风 李 娜

