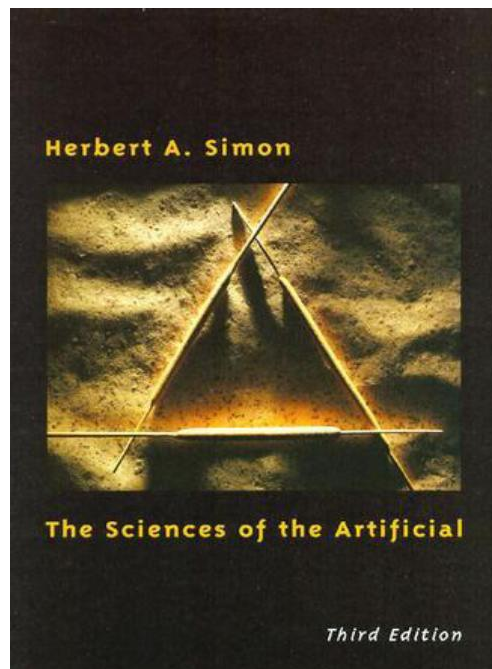


第8章 层次和网络数据可视化

1 层次数据

为什么要层次结构？

- 层次结构是复杂系统中有效的管理组织形式，以及稳定、可持续的发展机制
- "The Architecture of Complexity: Hierarchic Systems"
 - 社会系统
 - 生物和物理系统
 - 符号系统



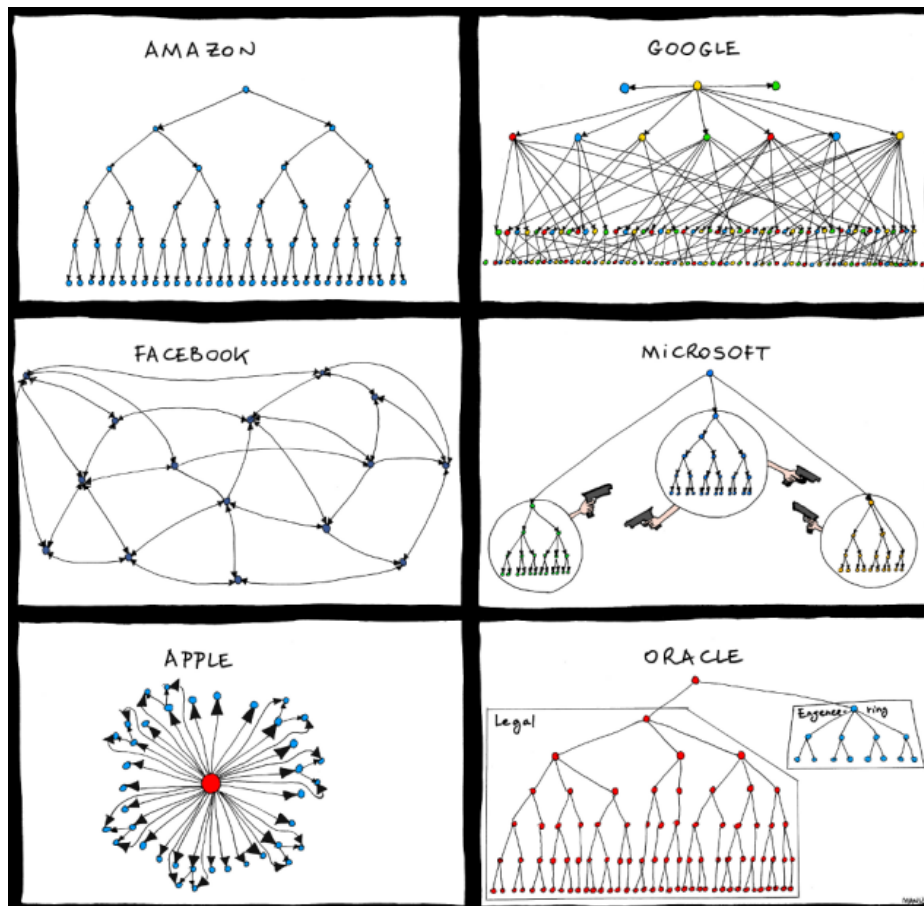
流水线模型

- 层次数据是一种常见的数据类型，着重表达个体之间的层次关系
 - 这种关系主要表现为两类：包含和从属

层次数据

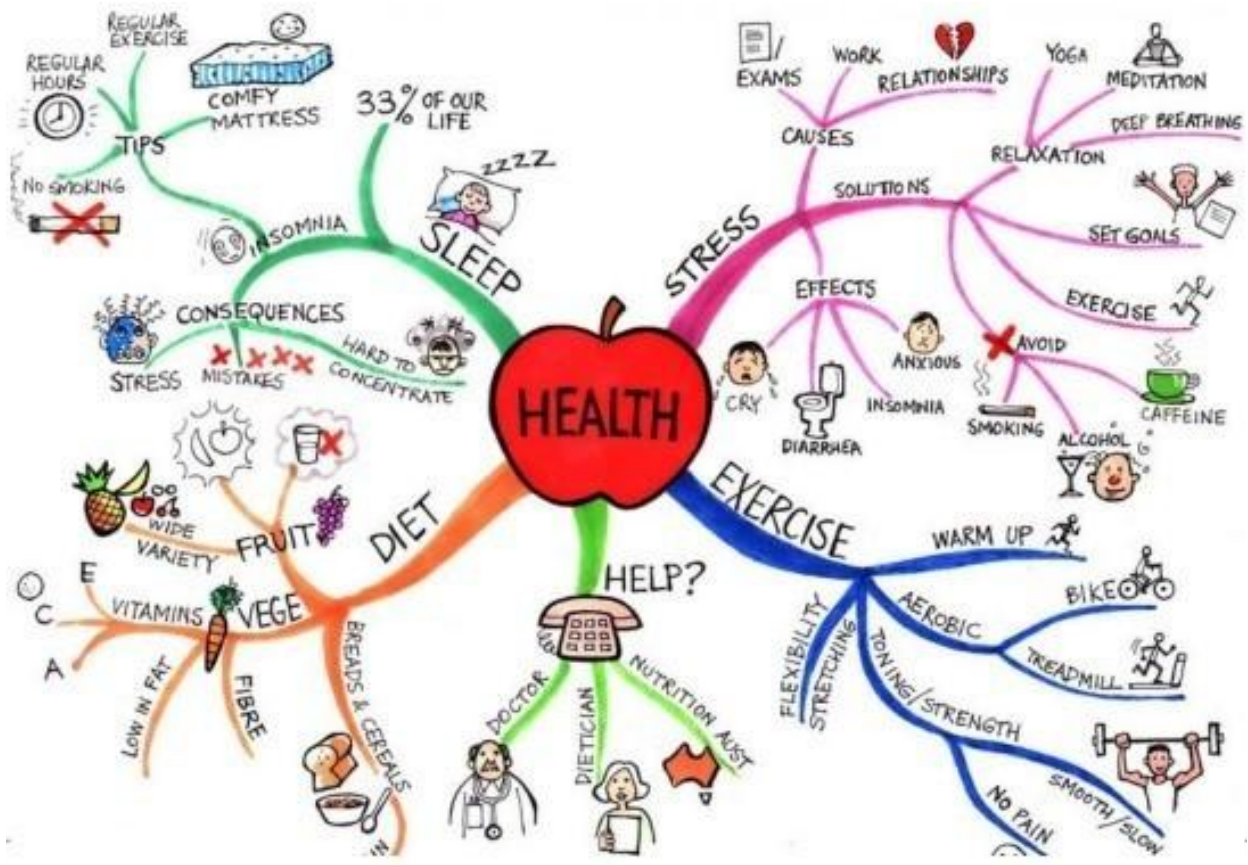
- ▶ 层次数据着重表现个体之间的隶属关系
 - ▶ 机构的组织结构，物种关系

层次数据

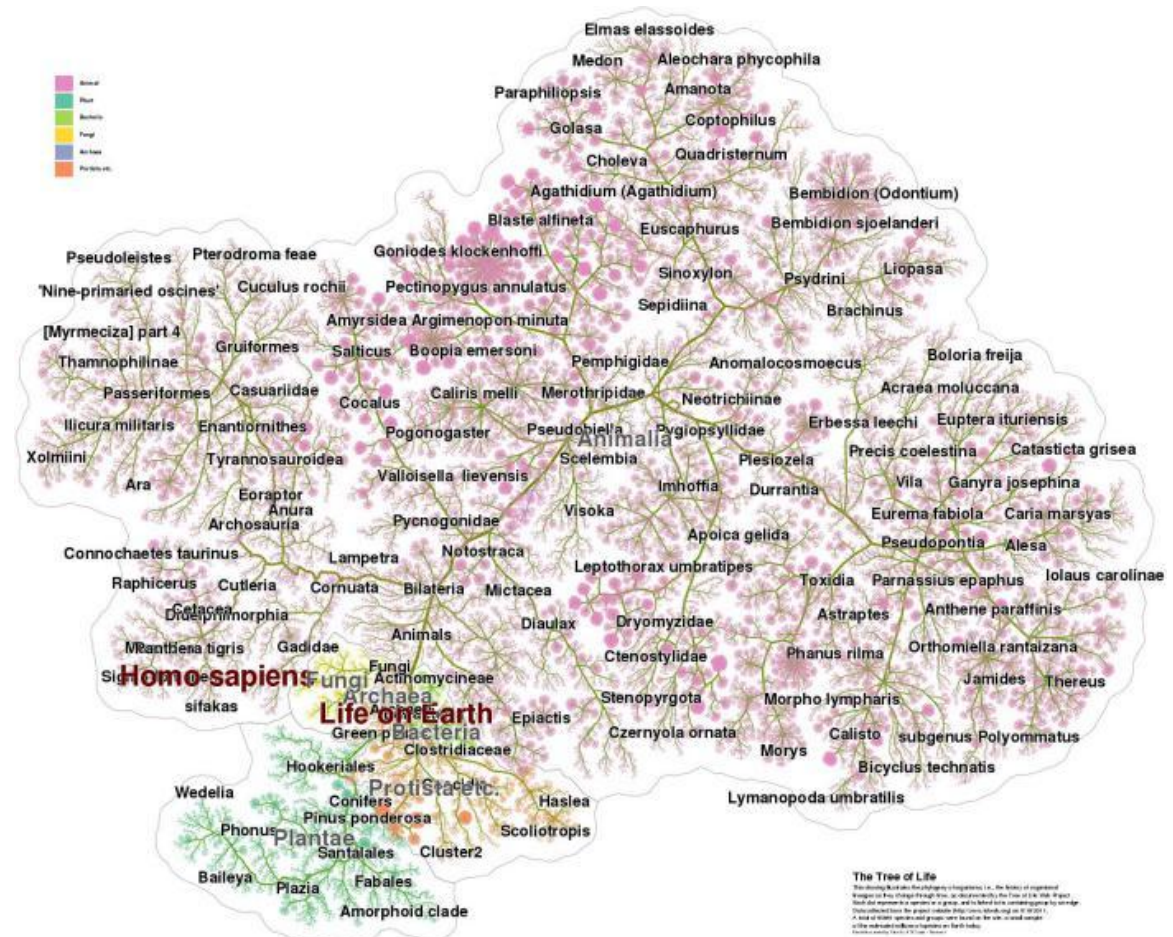


层次数据

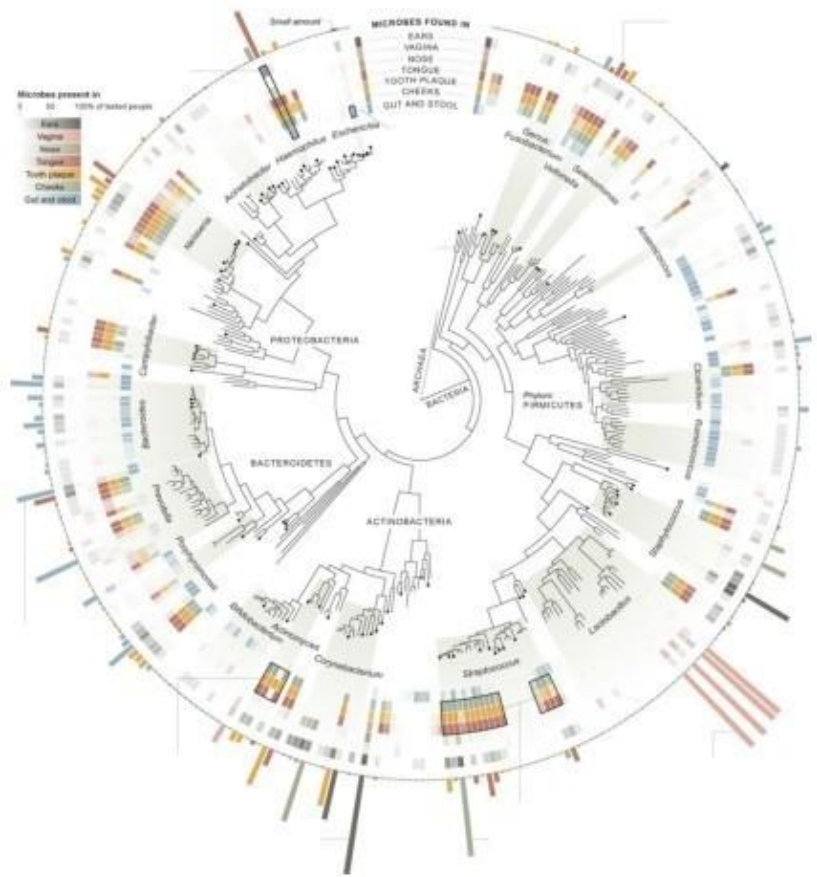
- “我们通过分类来理解事物，层次结构是我们认知行为的基础”
 - 认知信息：文件列表
 - 进行记忆和思维发散时：思维导图
 - 多层级的结构对个体进行分类：图书文献、分类学、物种发展史等学科的核心



物种发展



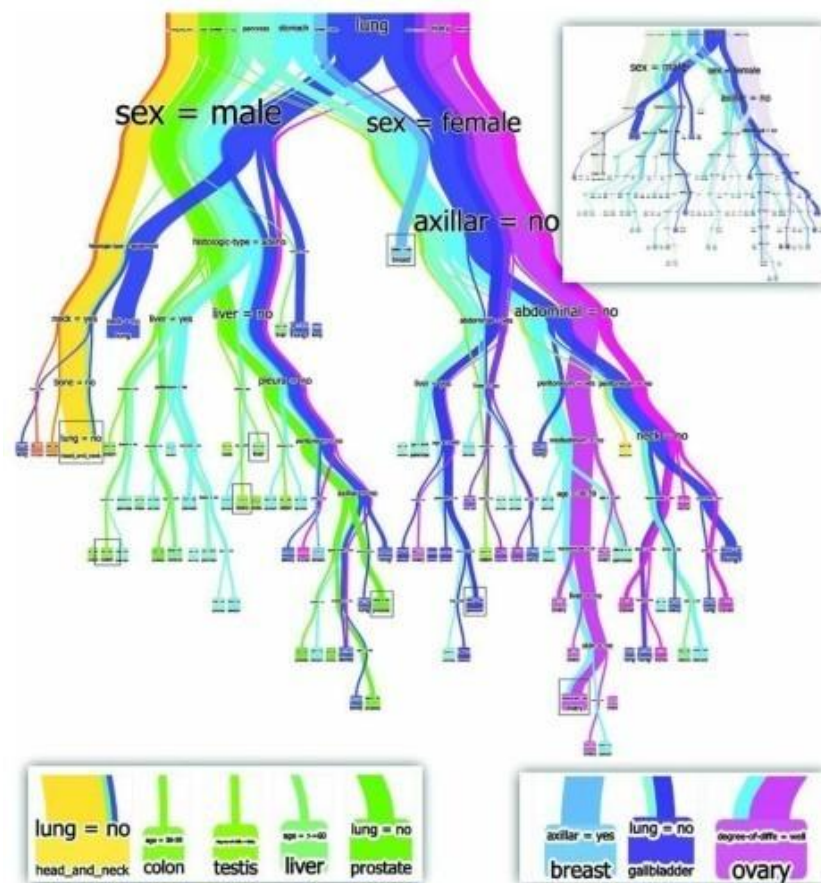
物种发展



层次数据

➤ 表示逻辑上的承接关系

- 机器学习中的决策树，每一个节点就是一个问题，不同答案对应不同的分支，连接到下一层的子节点。最底层的叶节点则通常对应最后的决策
- 家谱



树与图

- 层次结构可以被抽象成树型(Tree)结构，它是以分支关系定义的非线性结构
- 树是图(Graph)的一个特例，只存在父节点和子节点之间连接的图
 - 在一棵树里，只有根节点没有父节点，其余节点有且仅有一个与之相连的父节点
 - 没有子节点的节点称为叶节点，同一个层次具有相同父节点的节点称为兄弟节点
 - 每一个节点都可以有若干个子节点
 - 从根节点到某个特定节点之间的连接数量，称为该节点的深度；具有相同深度的节点数，称为该层的广度

➤ 层级结构中的个体元素

- 相关的子系统(interrelated subsystems)
- 相对独立(semi-independent)

➤ 子系统之间的关系

- 影响往往是通过子系统之间的功能(输入、输出)
- 和一个子系统内部实现其功能的具体方式无关

➤ 可拆分(decomposability)或准可拆分(near decomposability)

主要的挑战

- 把节点和边信息展示出来
 - 点和边的空间排布组织形式
- 允许用户对层次数据进行交互式分析探索
 - 对层次数据的相关部分进行观察分析
- 展示：合理的利用显示空间
- 交互：和任务相关的功能工具
 - 微观细节和宏观背景
 - 对子系统进行汇总、比较不同的子系统等

层次数据的可视化

- 层次关系(即树型结构)的有效刻画, 采用不同的视觉符号来表示不同类型的关系:
 - 节点-链接(Node-link)
 - 将单个个体绘制成一个节点, 节点之间的连线表示个体之间的层次关系
 - 空间填充(Space-filling)
 - 用空间中的分块区域表示数据中的个体, 并用外层区域对内层区域的包围表示彼此之间的层次关系
 - 混合前两种方法的思路

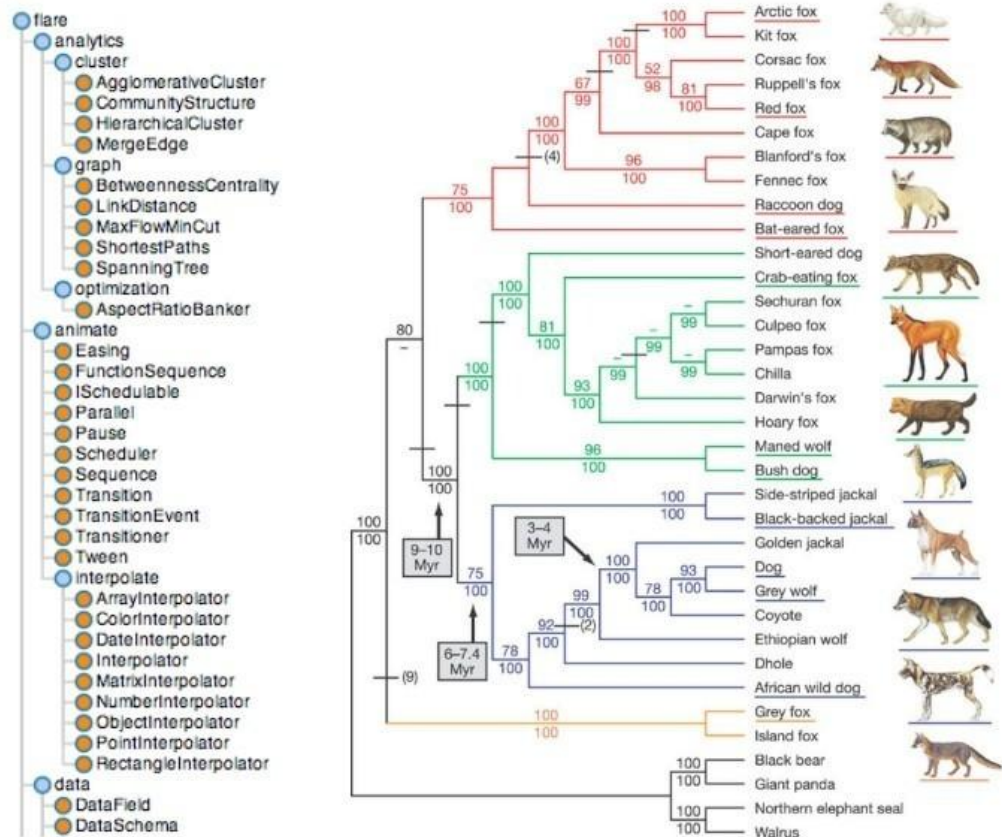


节点-链接法

- 节点-链接法的核心问题，如何在屏幕上放置节点，以及如何绘制节点及节点之间的链接关系
 - 节点位置的空间顺序和层次关系一致
 - 减少连线之间的交叉。过多的连线交叉会干扰用户对关系的解读
 - 减少连线的总长度。连线越长越容易造成解读错误
 - 可视化应该有一个合适的长宽比，以便优化空间的利用
- 可视化要求有时互相冲突
 - 一个好的节点-链接布局算法要满足尽量多的要求，且不同的应用侧重于不同的布局要求

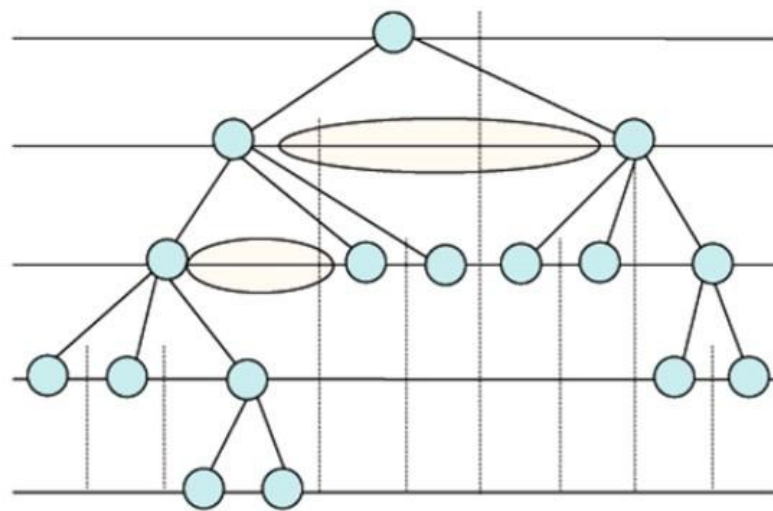
缩进图

- 快速并易于实现
- 可以使用纯文本(或HTML)
- 浏览大数据时需要很多滚动操作
- 容易失去上下文(context)



普适的纵横轴布局算法

- (1)根据树的深度将空间沿纵轴平均分成等高的区域，每个区域对应树的一层。相同深度的节点属于同一层
- (2)根据每一层节点的数量，将对应的区域沿横轴平均分成等宽的区域
- (3)将节点布置在每个区域的中心
- (4)在节点和它的父节点之间连线



节点与链接的布局

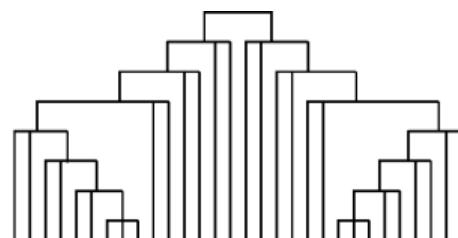
➤ 正交布局

- 缩进图(indent)
- 聚类树(dendrogram)
- 冰柱图(icicle)

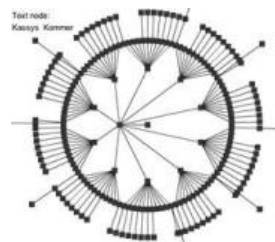
➤ 径向布局(辐射型)

- 径向布局图
- 双曲树

➤ 自由布局



dendrogram

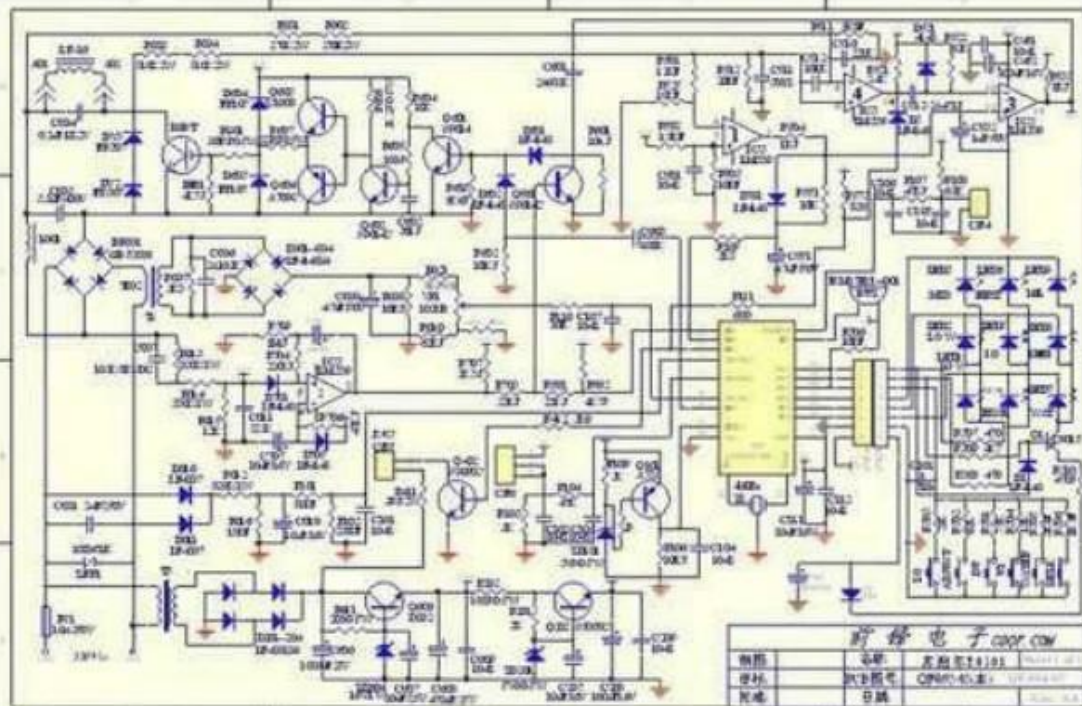


径向布局

正交布局

- 节点在放置的时候都按照水平或垂直对齐
- 方向与坐标轴一致的，布局规则
- 与视觉识别习惯吻合，非常直观
- 缺点
 - 对于大型的层次结构，特别是广度比较大的层次结构，这样的布局会导致不合理的长宽比

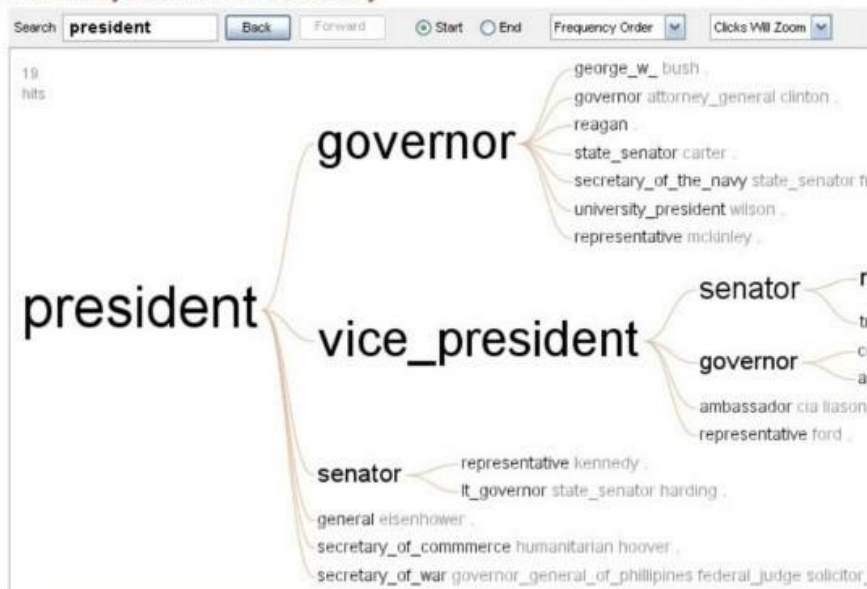




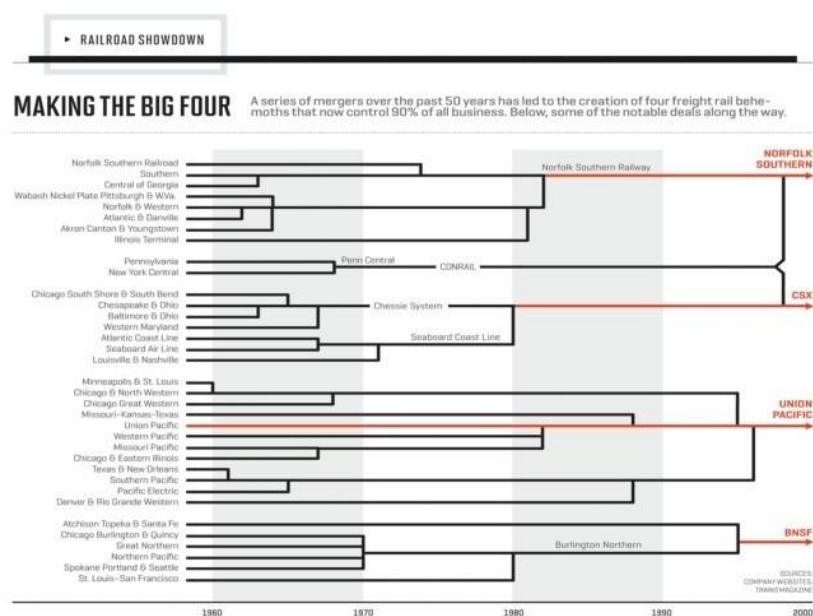
应用

➤ 单词树可视化设计

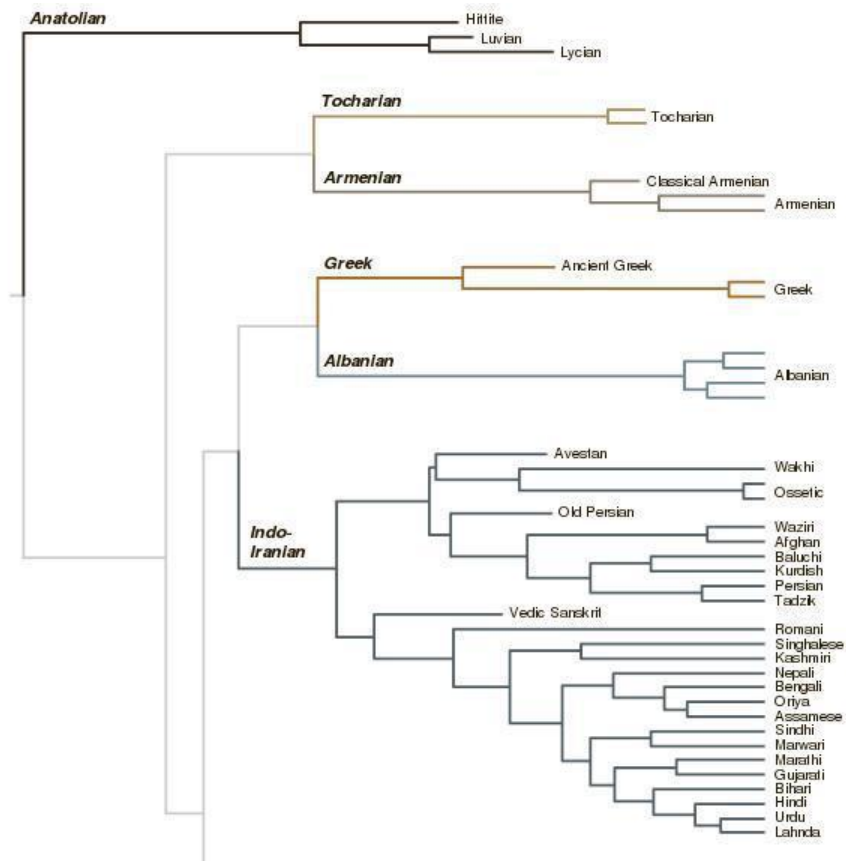
Pathways to the Presidency



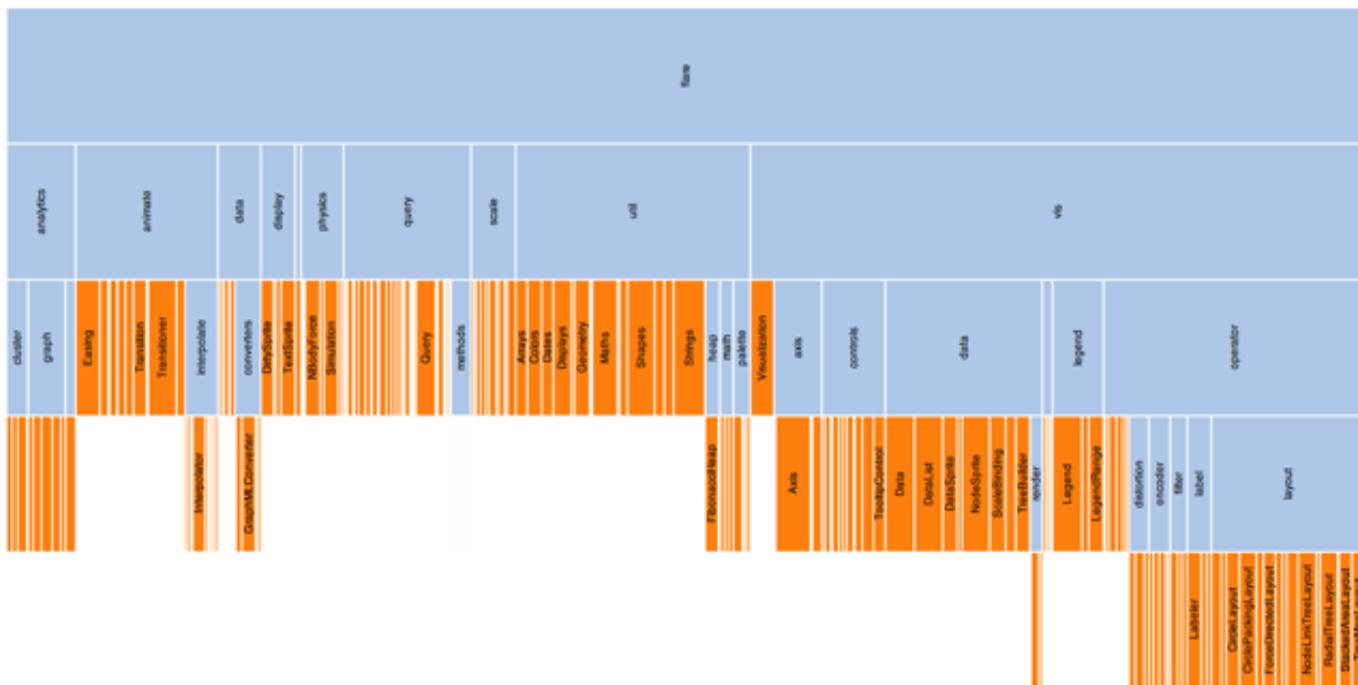
➤ 美国铁路的兼并



印欧语系



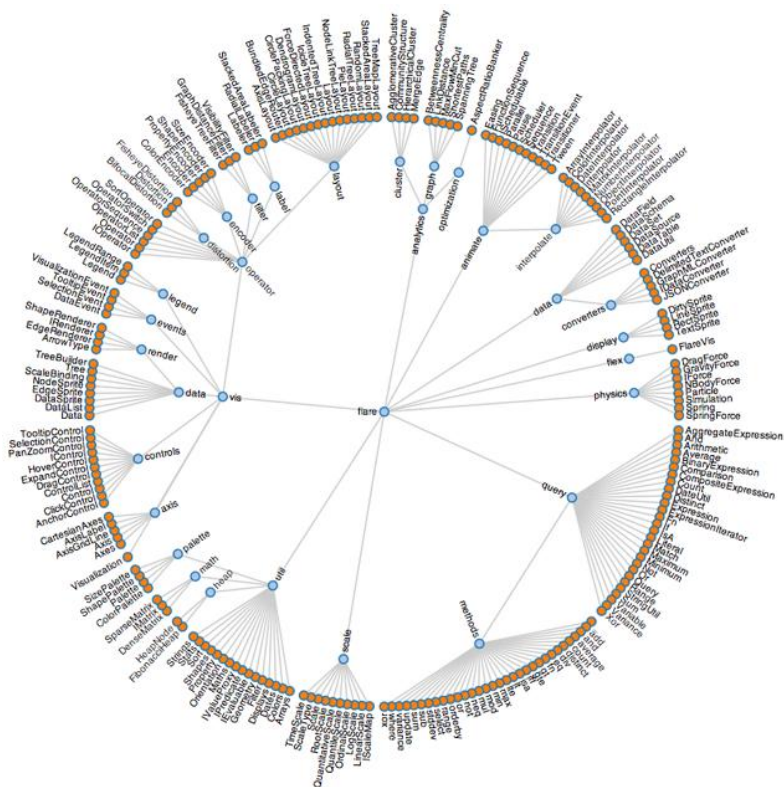
- 常用于聚类分析，展现层次聚类结果



径向布局

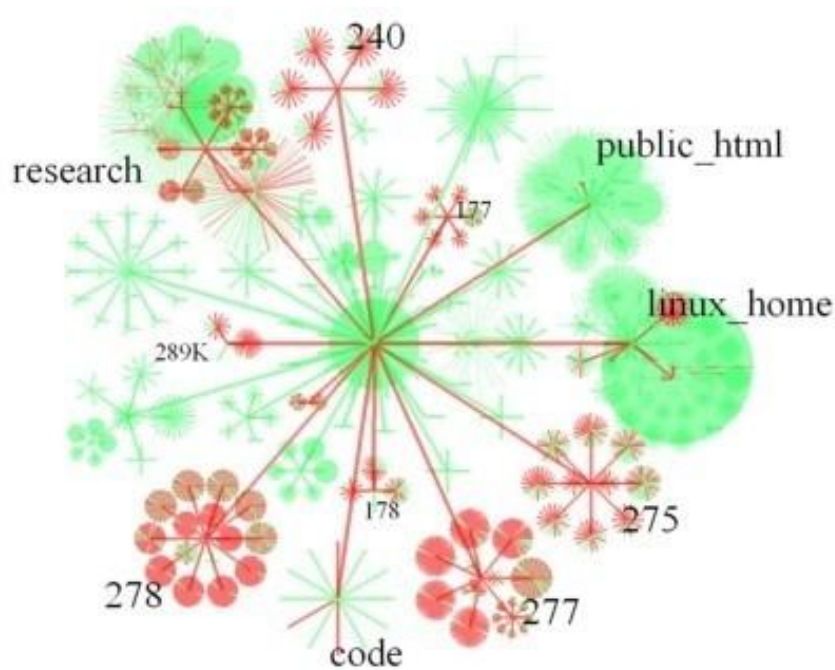
- 更加合理地利用空间
- 根节点位于圆心，不同层次的节点被放置在半径不同的同心圆上
- 节点到圆心的距离对应于它的深度
- 满足树结构的节点数量随层次增加

Flare软件包的目录结构



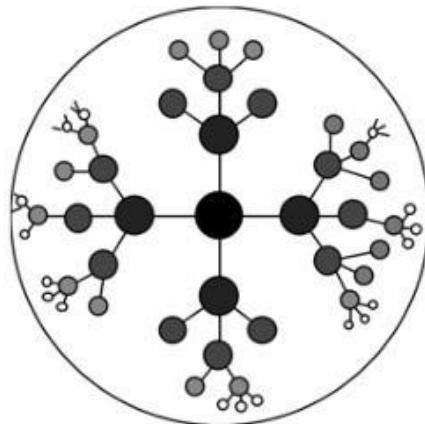
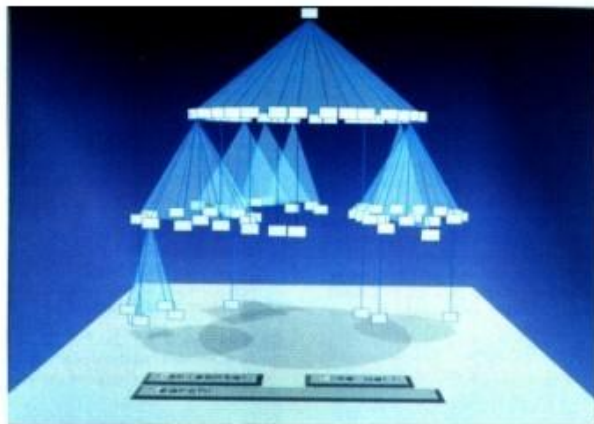
径向树扩展

- ▶ 每一棵子树递归地采用径向布局，形成环状结构。使得子树的结构更加直观



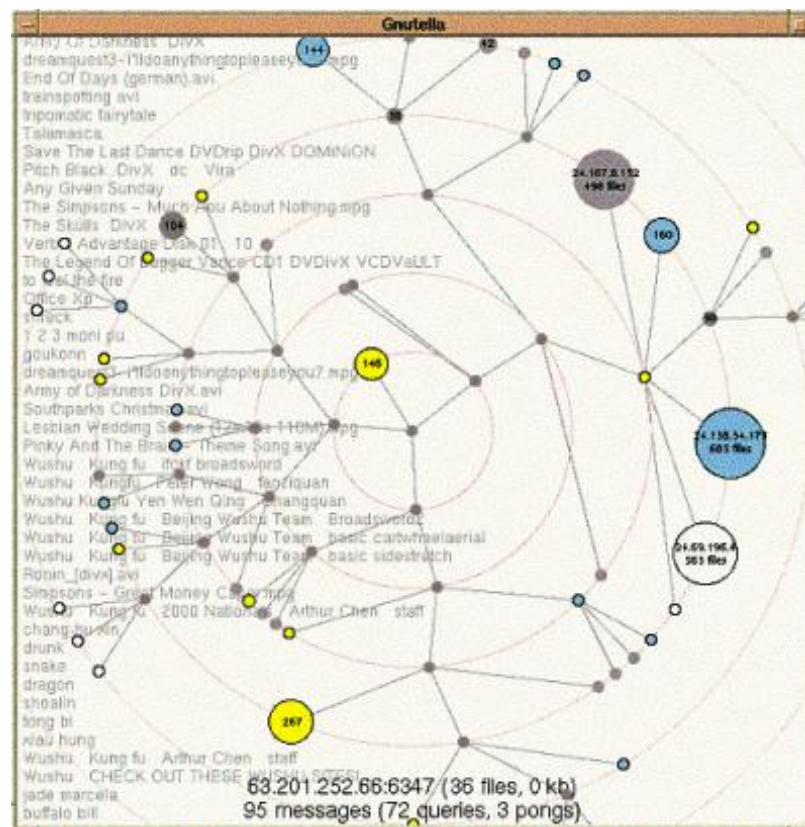
圆锥树(Cone Tree)

- 一种在三维空间可视化层次数据的技术
- 结合了径向布局和正交布局两种思想
 - 在每一层上，属于同一个父节点的子节点沿着以父节点为圆心的圆呈放射状排列
 - 不同层次被放置在空间中不同的高度，因此形成了以父节点为顶点，子节点放置在底部的圆锥



径向布局

► Radial



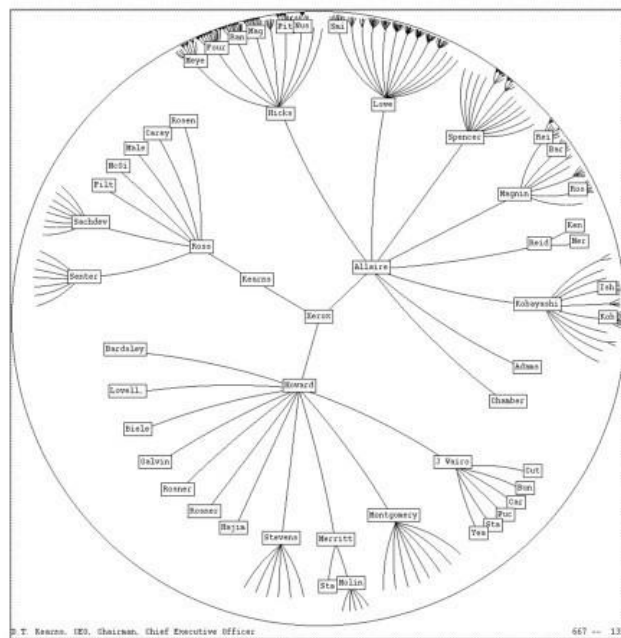
<http://flare.prefuse.org/demo>

三维树(Cone-Tree)

- 三维空间，结合二维投影
- 优点
 - 三维空间来扩展可用显示空间
 - 三维动画来降低认知成本
- 缺点
 - 难以对付很大的树
 - 三维交互还是一个挑战

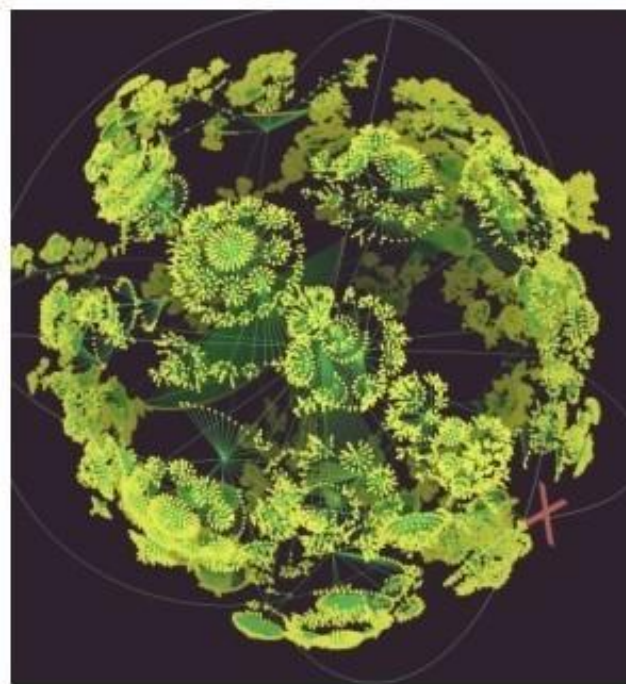
双曲树(Hyperbolic Tree)

- 利用对二维空间的非线性映射来有效地利用空间
- 拓扑结构和常规的径向树方法一致，布局空间是双曲空间(Hyperbolic Space)



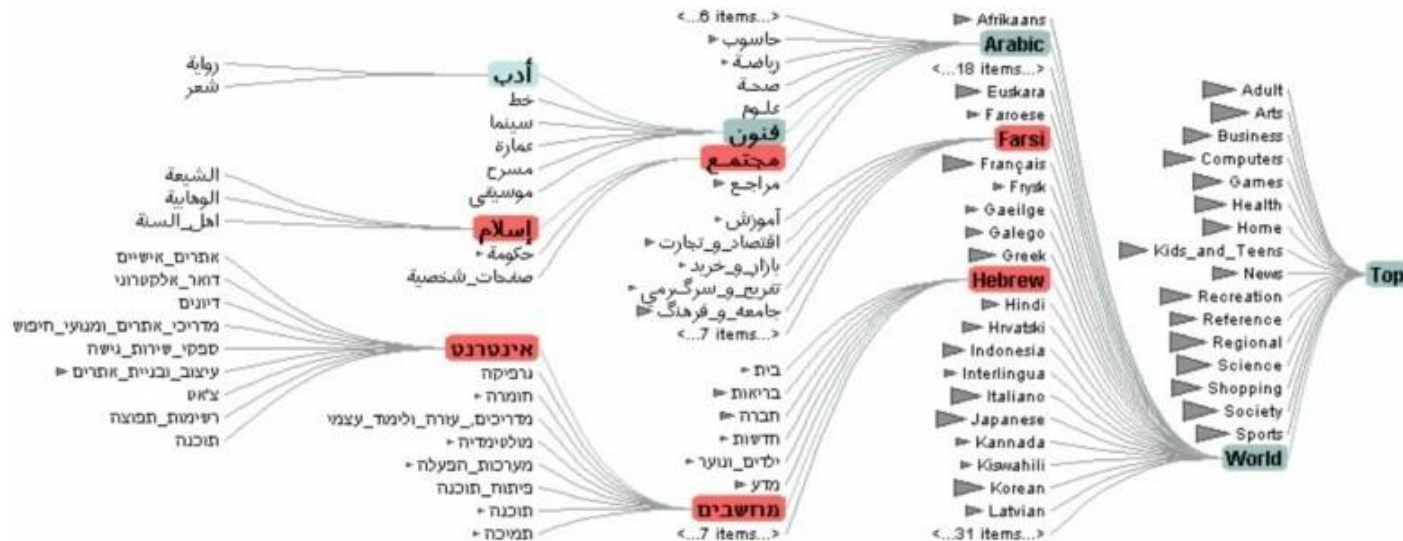
双曲树(Hyperbolic Tree)

- 在三维空间中同样可以采用双曲树方法



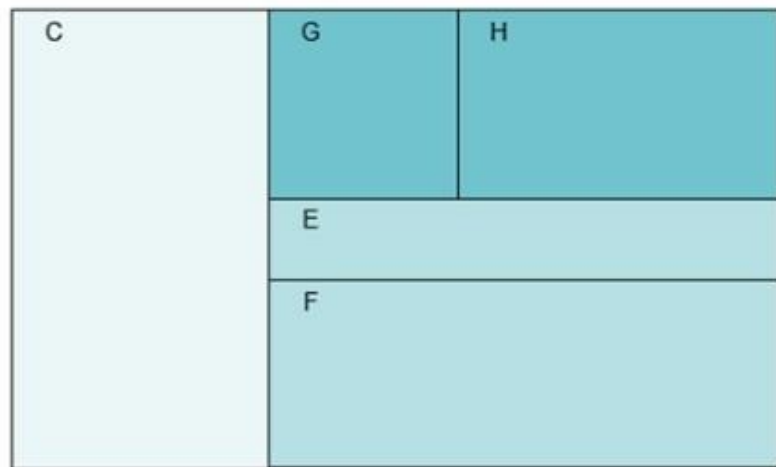
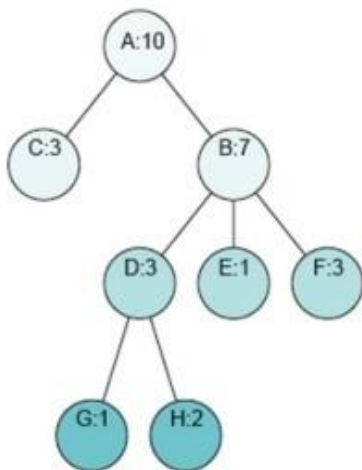
“焦点+上下文” (Focus+Context)技术

- 大尺度的层次结构，由于屏幕尺寸的限制，无法避免节点的重叠
 - 有效地利用空间，重点呈现用户关心的重要数据，同时简要地表现上下文信息



空间填充法

- Johnson和Schneiderman在1991年发明的树图(Treemap)
- 从空间填充的角度实现层次数据的可视化
- 树图法采用矩形表示层次结构里的节点，父子节点之间的层次关系用矩形之间的相互嵌套隐喻来表达



Treemap 函数

设置初始宽度为可视化空间的宽度
设置初始高度为可视化空间的高度
设置初始节点为树的根节点
设置初始位置为起点, 如 (0, 0)
设置初始方向为水平方向或竖直方向
调用 Divide 函数

Treemap 函数结束

Divide 函数 (节点, 方向, 位置, 宽度, 高度)

IF 该节点是叶节点

按该节点被赋的长宽和位置画一个长方形
返回

FOR 该节点的每一个子节点 i

计算子节点 i 在所有子节点中的比重

IF 该节点是水平方向

子节点的宽度 := 该节点宽度 * 子节点的比重
子节点的方向为竖直方向
递归进行 Divide 函数
子节点位置 := 该节点的位置 + 子节点的宽度

IF 该节点是竖直方向

子节点的高度 := 该节点高度 * 子节点的比重
子节点的方向为水平方向
递归进行 Divide 函数
子节点位置 := 该节点的位置 + 子节点的高度

ENDFOR

Divide 函数结束

树图可视化

树图可视化的一个核心问题是在递归地分割空间时采用分割方法分割得到的矩形树图的视觉质量通常通过矩形的长宽比来度量

Johnson和Schneiderman发明的交替纵横切分法(Slice-and-Dice).在整个递归过程中,空间依次交替着被横切或者纵切。当某个层次的一个节点有大量子节点时,严格遵循交替纵横切分法会导致非常细的条状空间,影响对数据的视觉理解

正等分法(Squarified)可有效地改进视觉体验和可视化效果 [Bruls1999]。算法力图使分割出来的区域尽量接近方形,同时采用一种贪心策略来达到更高的效率和次优的结果

。 。 。

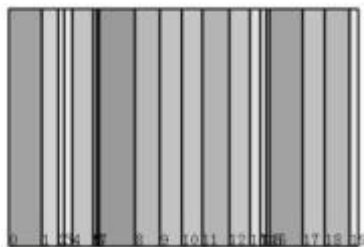
De Berg、Speckmann和Van Der Weele[Berg2011]证明了矩形树图的纵横比最小化是强NPC问题

当树图的输入数据发生变化时,则需要通过另一个质量标准对生成的树图进行度量,即树图的稳定性——树图随着数据的变化会发生多大的变化

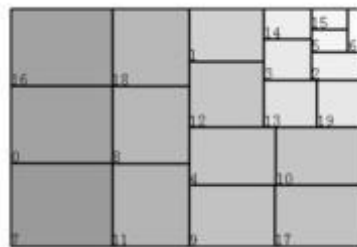
Shneiderman和Wattenberg[Shnei2001]提出了第一种需要考虑稳定性的树图——有序树图

Shneiderman和Wattenberg[Shnei2001]提出了Pivot-by-(Middle,Size and Split-Size)算法。Bederson、Shneiderman和Wattenberg[Beder2002]提出了Strip算法,沿固定方向一次一条带地划分

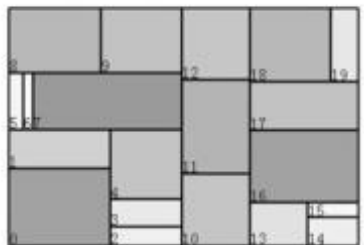
常见的6种空间划分方法生成的树图效果



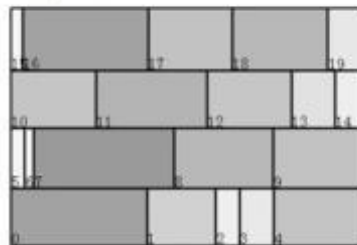
Slice-and-dice



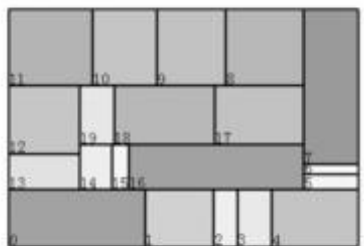
Squarified



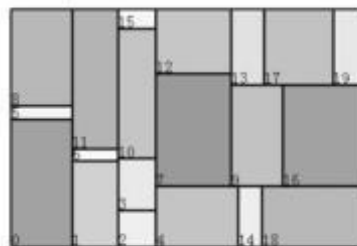
Ordered



Strip

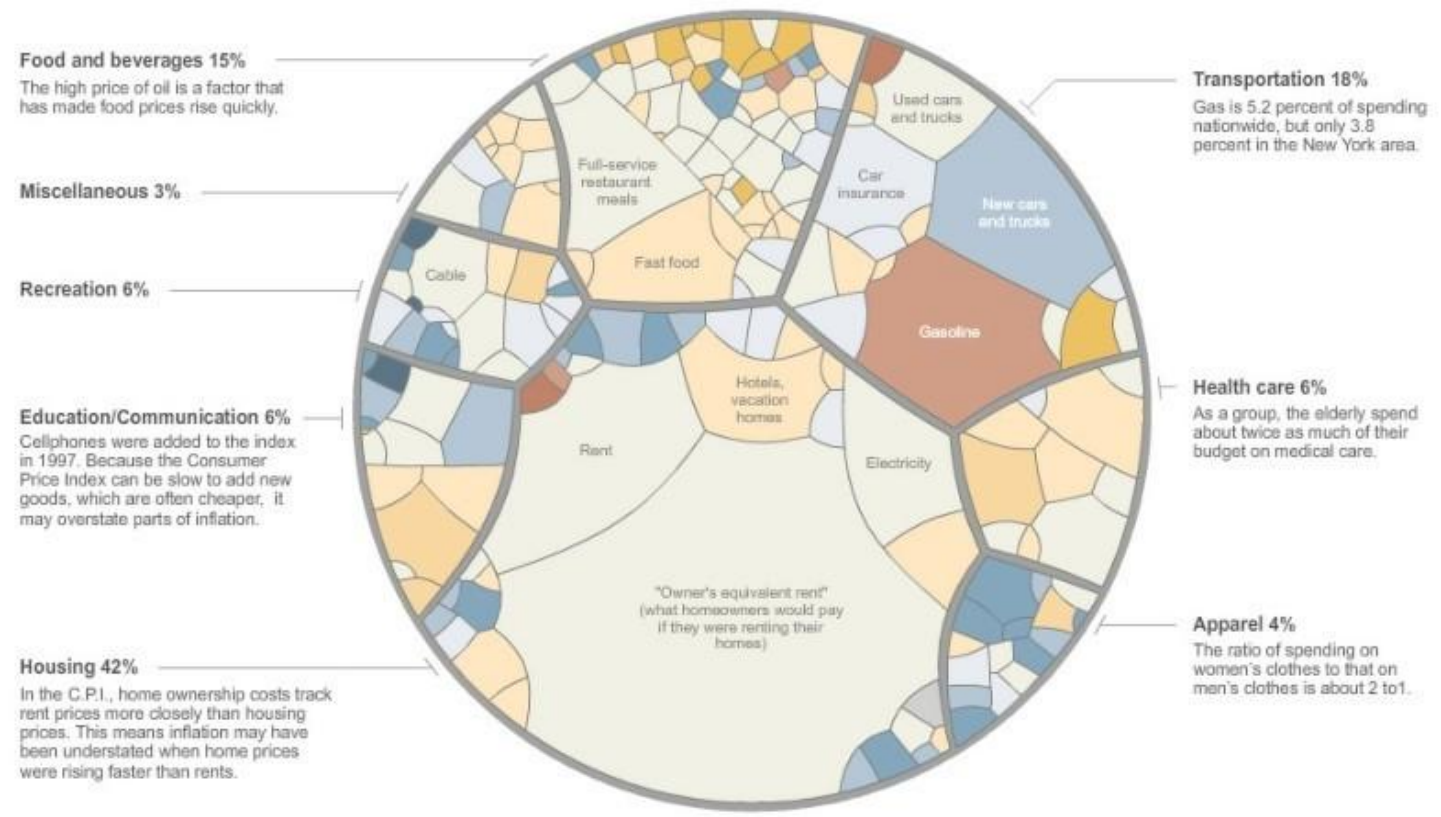


Spiral

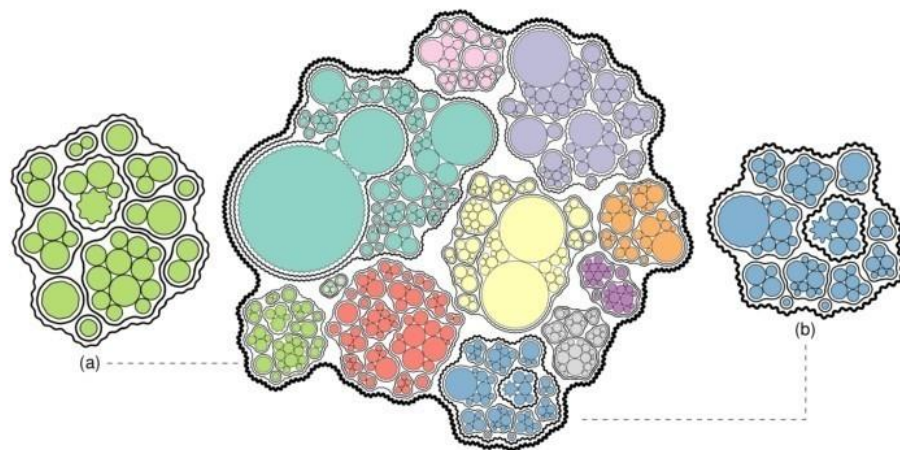
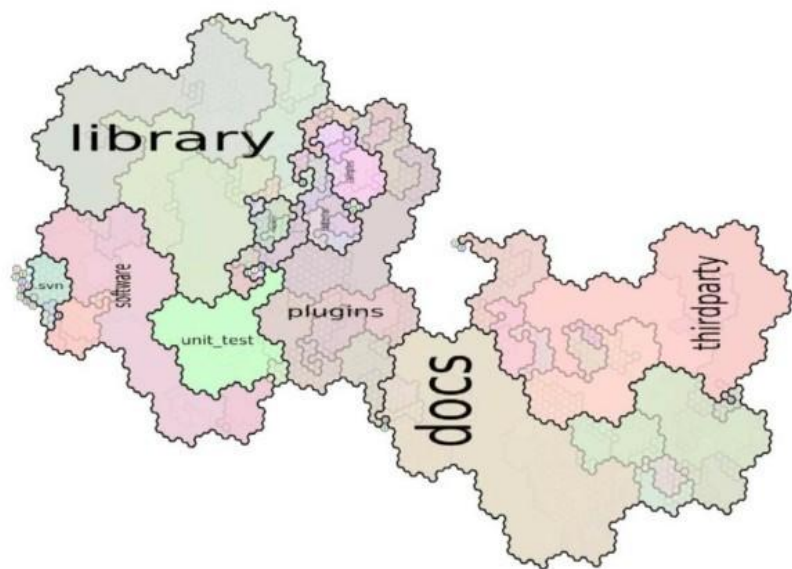


Ordered Squarified

空间的形状的变化

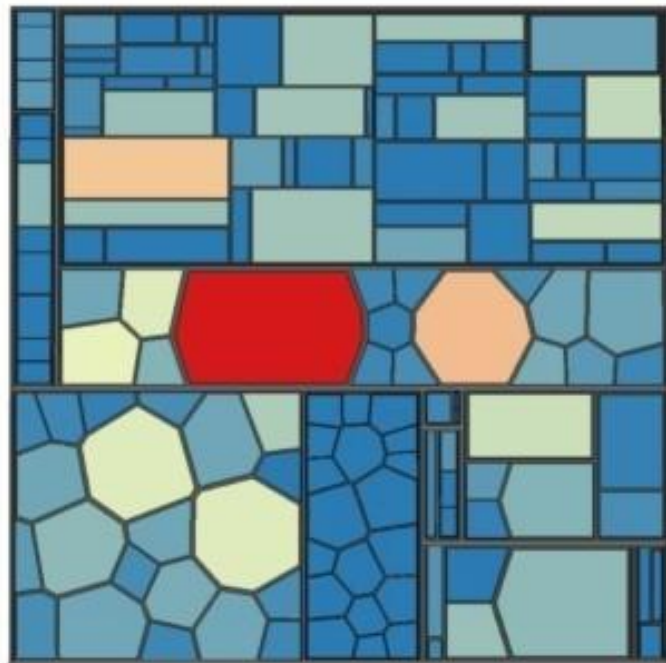


空间的形状的变化



混合树图布局算法

为单个树图可视化中的给定数据集的每个子层次结构选择和应用多种不同树图布局



树图的交互

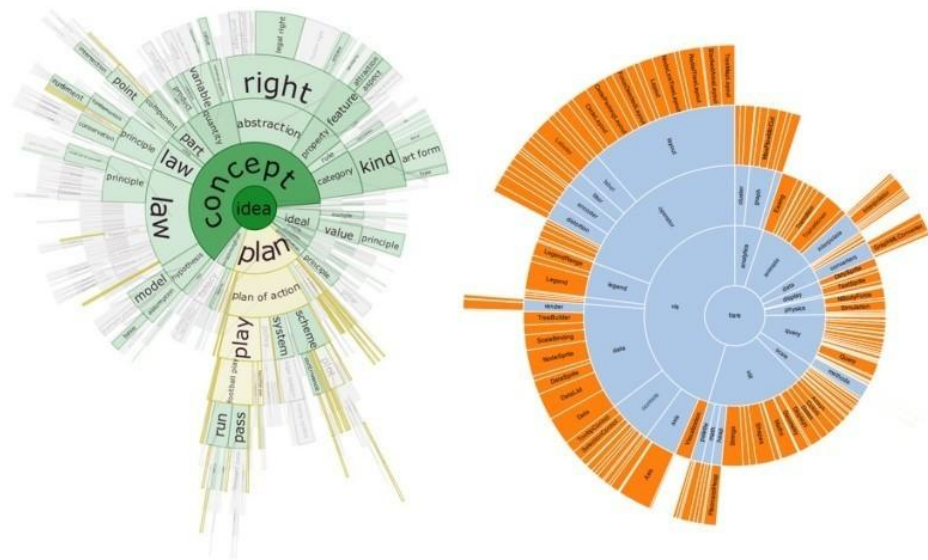
- 几种交互的功能和效果如下：
- (1)选中树图中的特定节点，由于父子节点的矩形相重叠，需要判断所选中节点的层次
- (2)选中节点后，改变其权值，重新生成树图
- (3)选中节点后，赋值或改变矩形的颜色
- (4)选中某节点后，放大显示以此节点为根节点的子树
- (5)层次下行操作的反向，显示以当前节点的父节点为根节点的子树
- (6)改变布局算法，重新生成树图
- (7)对使用者感兴趣的一个或多个子节点进行放大，再覆盖显示在全局的树图上方
- (8)以生成的全局树图的图像作为输入，应用图像处理技术中的变换方法，生成整体结构不变但部分区域得到平滑放大的新树图
- (9)允许在放大Slice-and-Dice Treemap中感兴趣的节点时，有限度地压缩其他节点
- (10)将关注的节点与周围节点的关系用弹簧模型进行建模，通过求解弹簧平衡的线性方程组来均匀放大多个关注的节点，压缩非关注的节点

➤ 树图交互分类

类 别	交 互
基础交互	节点选择
	权重改变
	颜色赋值与改变
	向下钻取
	向上钻取
	布局算法改变
创新交互	MagicLens
	鱼眼放大
	语义缩放
	气球焦点



- 径向树图(Polar Treemap)
- 旭日图(Sunburst)
 - 中心的圆代表根节点，各个层次用同心圆环表示。圆环的划分依赖于相应层次上的节点数目及相关属性
 - 旭日图与树图法的不同之处在于，中间层次的节点可以被显示，因此容易分辨层次结构
 - 它的空间利用率比节点-链接法好，但弱于树图法
 - 当树结构不平衡的时候(如某棵子树层次深)，导致某一部分的扇形向外延伸很长，造成不合理的长宽比



其他方法

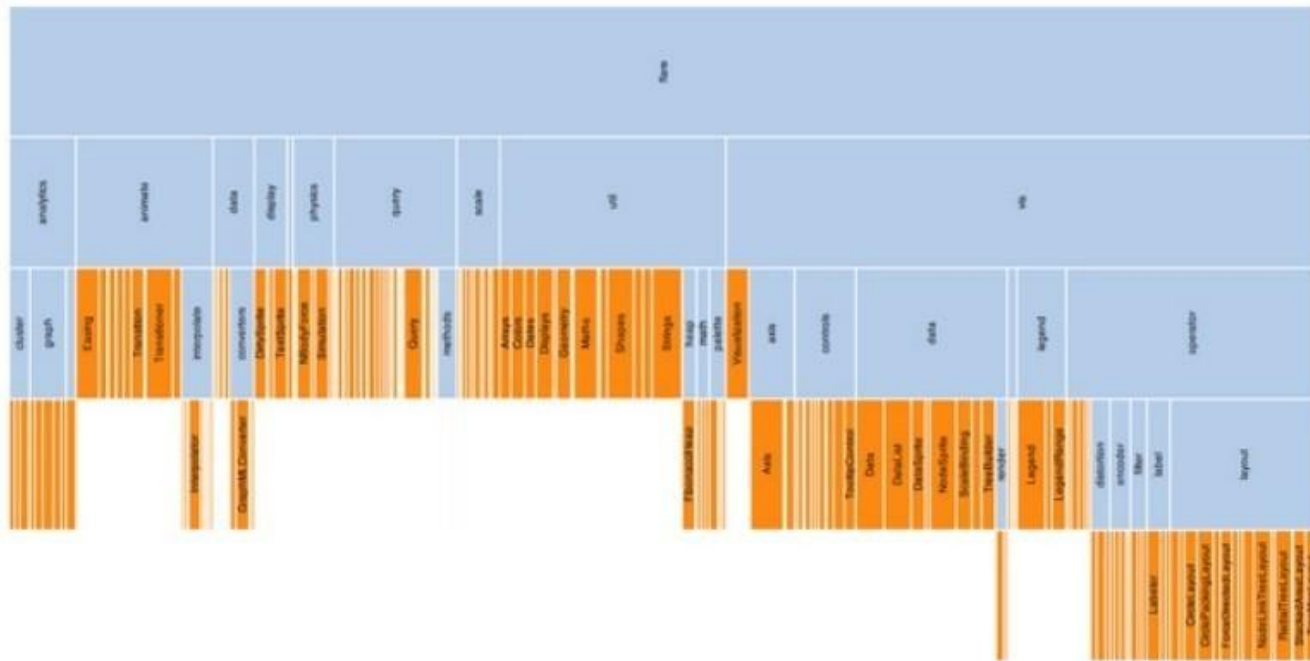
➤ 节点-链接法和空间填充法各有优缺点：

- 节点-链接法能清晰、直观地显示层次结构
- 空间填充法能有效地利用空间，从而支持大规模的层次数据
- 将两者组合，可结合双方的优势

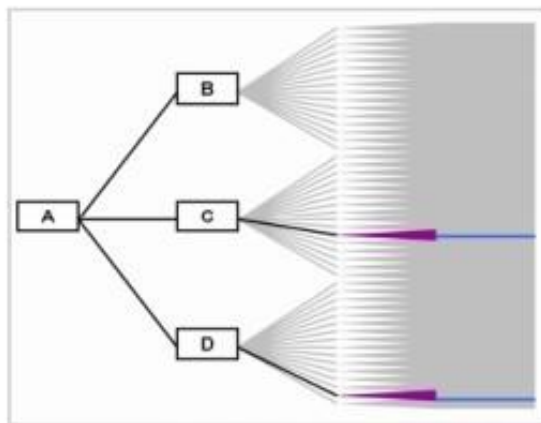
➤ 相邻层次图(Adjacency Diagram)是节点-链接法的空间填充变

- 采用填充的区域(弧或柱状区域)表达节点，相邻节点之间的位置关系则编码了彼此之间的层次关系

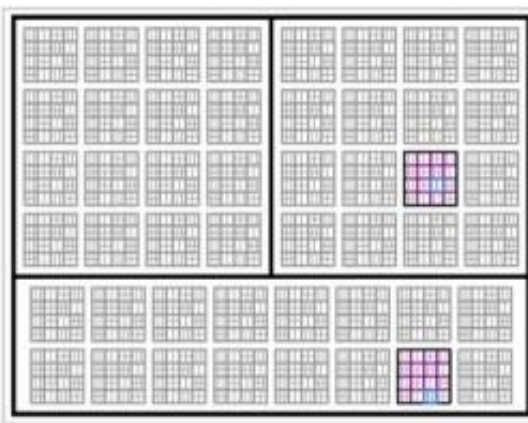
相邻层次图(Adjacency Diagram)



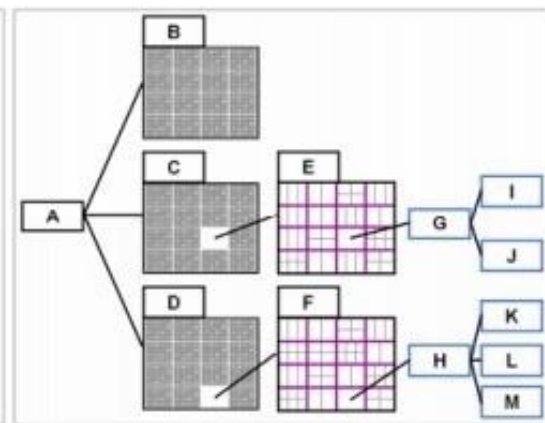
弹性层次法



Node-Link Diagram

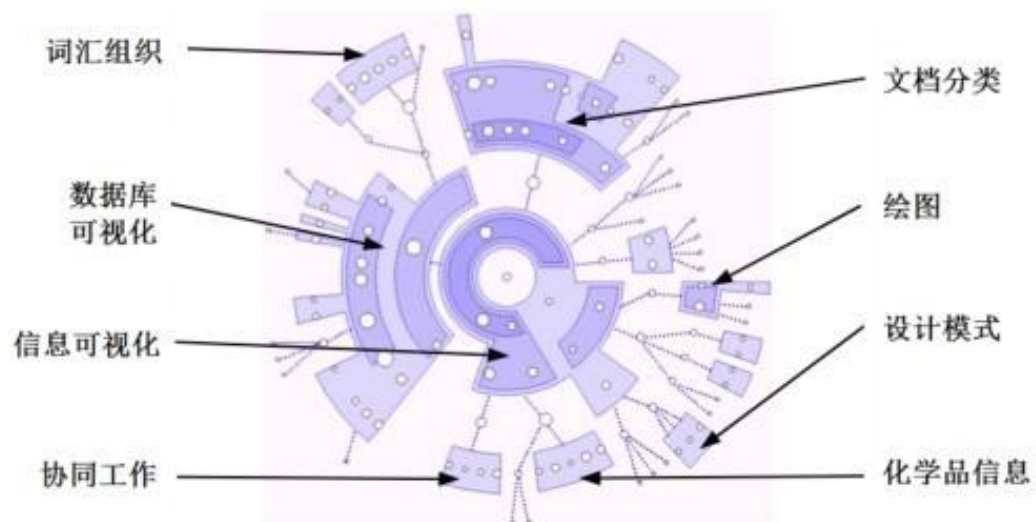


Treemap



Elastic Hierarchy

混合式旭日图



2 网络数据

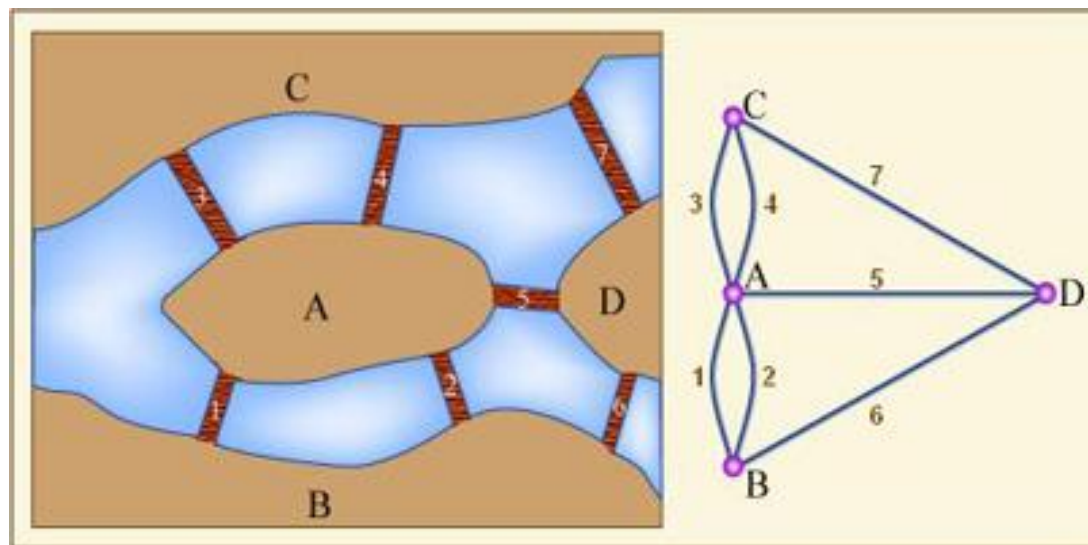
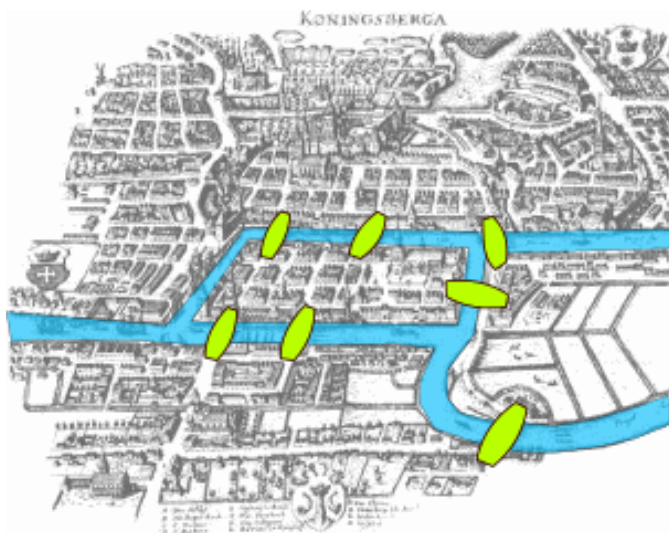
网络和图

- 不具备层次结构的关系数据，可统称为网络(Network)数据
- 络通常用图(Graph)表示
 - 图 G 由一个有穷顶点集合 V 和一个边集合 E 组成。
 - 在图结构中，将节点称为顶点，边是顶点的有序偶对
 - 若两个顶点之间存在一条边，就表示这两个顶点具有相邻关系
- 如每条边都定义了权重，则称为加权图。如果图的每条边都有方向，则称为有向图，否则是无向图

网络关系数据

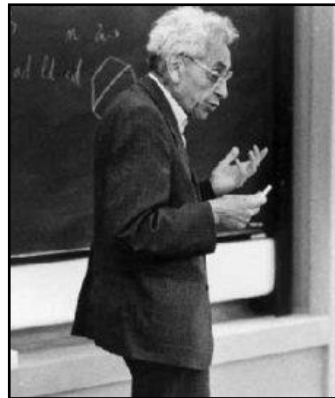
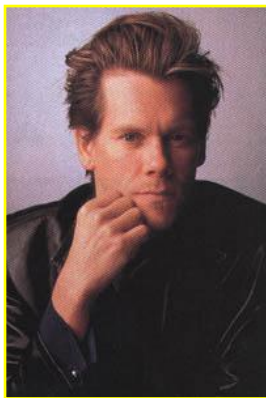
- 网络数据并不具有自底向上或自顶向下的层次结构，表达的关系更加自由和复杂
 - 社交网络
 - 电话网络
 - 邮件网络
 - 合作网络

七孔问题



网络理论的应用

- 疾病传播分析
- 路由器网络的设计
- 搜索引擎的设计
- 演员的协作关系分析
- 科研人员的研究协作分析
- 社交网络



网络的重要性质

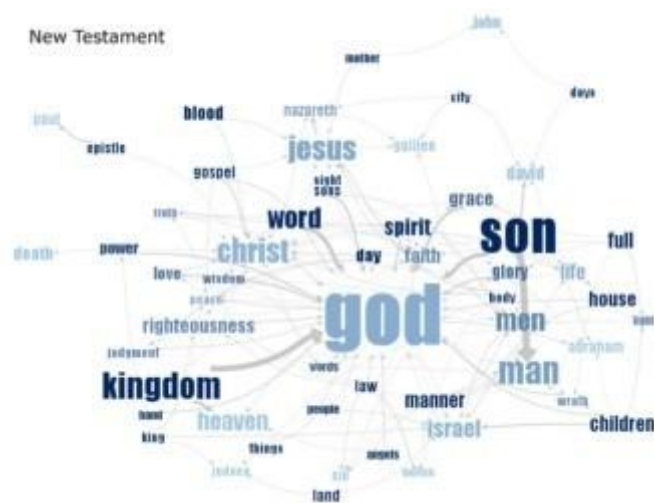
➤ 关系的复杂性

- 和层次数据相比，关系可以存在于任意两个节点中
- 关系可能具有方向性、权重

➤ 关系的中心性(centrality)

- 度(degree), 相近/整体(closeness),
- 中间(betweenness), 特征向量(eigenvector)

- [illegible]



网络数据可视化

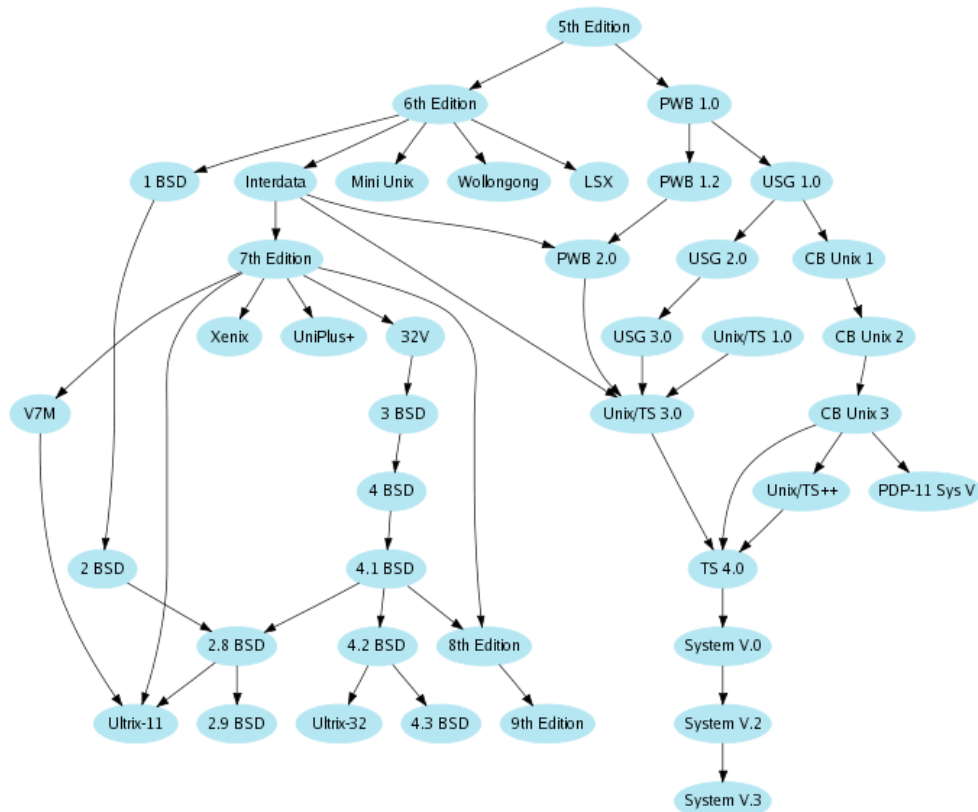
- 图的绘制(Graph Drawing), 历史悠久。包括:
 - 网络布局
 - 网络属性可视化
 - 用户交互
 - 其中布局确定图的结构关系, 是最核心要素
- 最常用的网络数据的布局
 - 节点-链接法
 - 相邻矩阵
 - 两者之间没有绝对的优劣, 在实际应用中针对不同的数据特征以及可视化需求选择不同的可视化表达方式, 或采用混合表达方式

图的显示

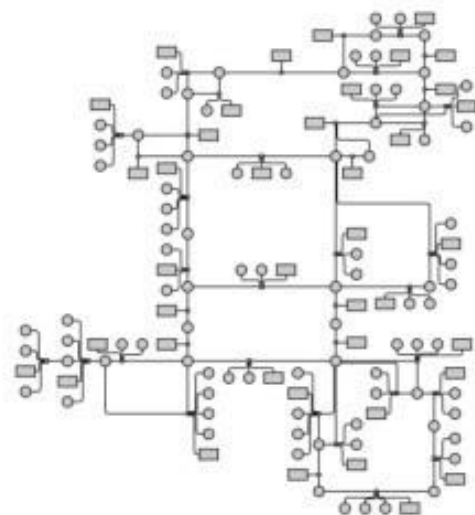
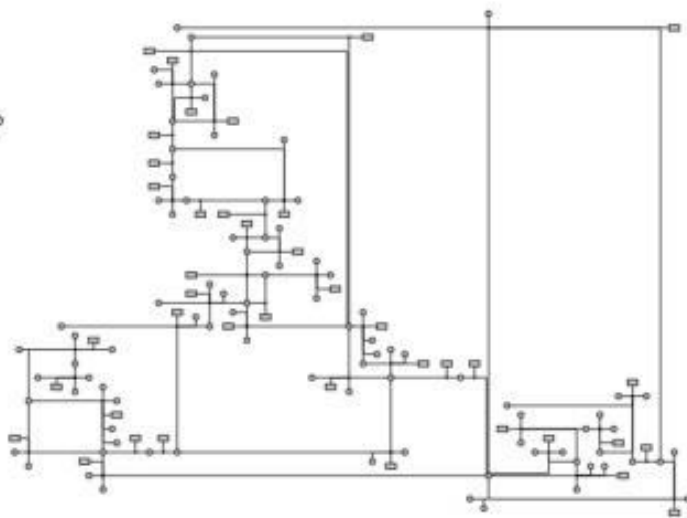
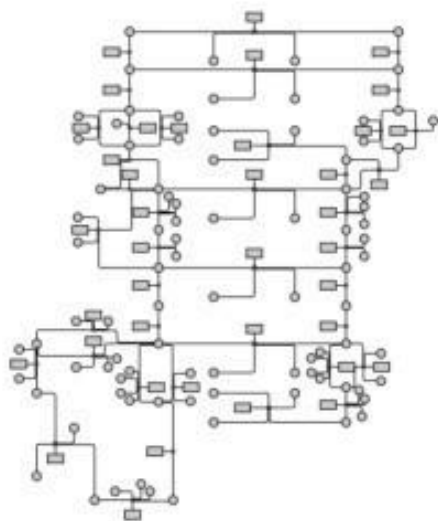
- 节点链接式显示
 - 分层显示/Sugiyama
 - 力导向布局
 - 多维尺度分析(Multi-Dimensional Scaling, MDS)布局
- 相邻矩阵
- 基于属性的显示

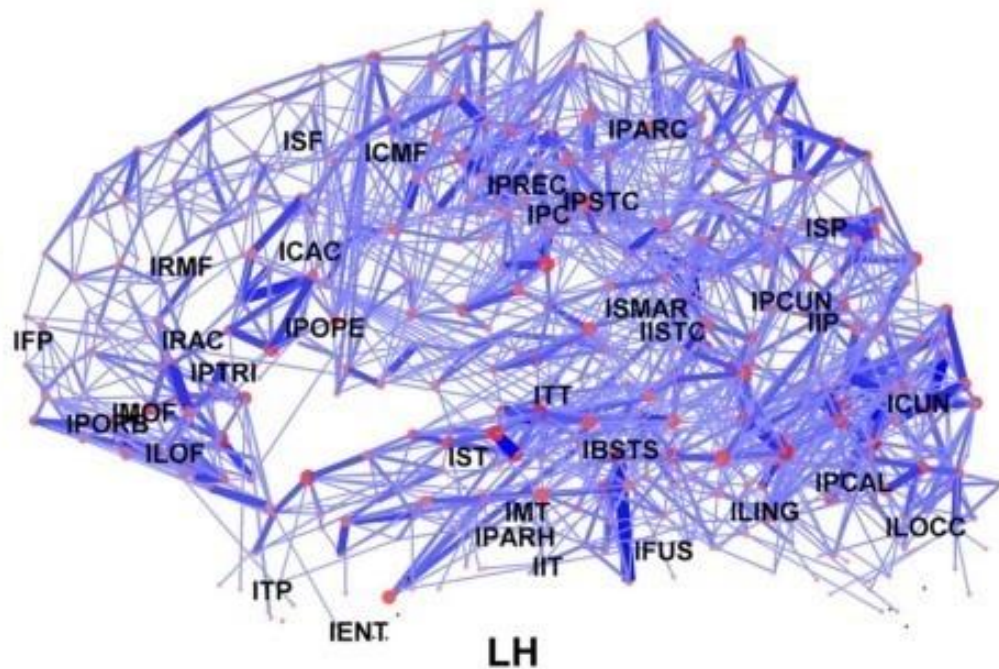
Sugiyama类显示

- 非常适用于显示具有原生顺序的树
- 图的“深度”映射到某一坐标轴上









节点-链接布局方法

- 节点-链接布局方法主要有
 - 力引导布局(Force-directed Layout)
 - 基于距离的多维尺度分析(MDS)

力引导布局(Force-directed Layout)

- “启发式画图算法”，1984，Peter Eades
 - 目的是减少布局中边的交叉，尽量保持边的长度一致
 - 用弹簧模拟两个点之间的关系，受到弹力的作用后，过近的点会被弹开而过远的点被拉近；通过不断的迭代，整个布局达到动态平衡，趋于稳定
- 力引导布局算法，1991，Fruch1991
 - 加入点之间的静电力，通过计算系统的总能量并使得能量最小化
 - 改进的模型称为能量模型，可看成弹簧模型的一般化

力引导布局算法

对于平面上的两个点*i*和*j*，用*d(i,j)*表示两个点的欧氏距离，*s(i,j)*表示弹簧的自然长度，*k*是弹力系数，*r*表示两点之间的静电力常数，*w*是两点之间的权重

弹簧模型

$$E_s = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{1}{2} k (d(i,j) - s(i,j))^2$$

能量模型

$$E = E_s + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{r w_i w_j}{d(i,j)^2}$$

在确定的初始条件下，通过反复迭代可达到整个模型的能量最小化
算法的时间复杂度是 $O(n^3)$ ，迭代次数与步长有关，一般认为是 $O(n)$
每次迭代都要两两计算点之间的力和能量，复杂度是 $O(n^2)$

力引导布局的伪代码

设置节点的初速度为 (0,0)

设置节点的初始位置为任意位置

DO

总动能 $E := 0$ // 所有粒子的总动能为 0

FOR 每个节点 i

净力 $f := (0,0)$

FOR 除该节点外的每个节点 j

净力 $f :=$ 净力 f + 节点 j 对节点 i 的库仑力

ENDFOR

FOR 该节点上的每个弹簧

净力 $f :=$ 净力 f + 弹簧 s 对节点 i 的弹力

ENDFOR

// 如果没有阻尼衰减, 整个系统将一直运动下去

节点 i 的速度 $:=$ (节点 i 的速度 + 步长 * 净力) * 阻尼

节点 i 的位置 $:=$ 节点 i 的位置 + 步长 * 节点 i 速度

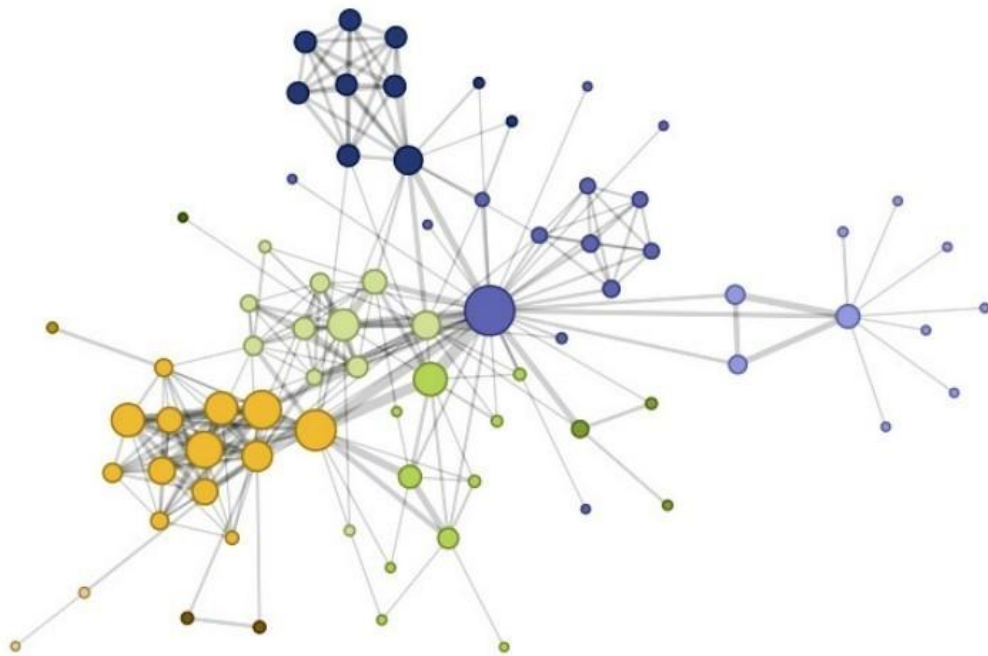
总动能 $:=$ 总动能 + 节点 i 的质量 * (节点 i 的速度)²

ENDFOR

WHILE 两次循环总动能差 < 某间值 " &/" 即节点已经停止移动

力引导布局算法工具包

- Tulip(<http://tulip.labri.fr/>)
- Prefuse(<http://www.prefuse.org>)
- Gephi(<http://gephi.org>)
- Protovis(<http://mbostock.github.io/protovis>)



力引导布局的改进

- 力引导布局只能达到局部优化，而不能达到全局优化，并且初始位置对最后优化结果的影响较大
- 力引导布局的众多改进算法主要针对效率的优化，优化思路也大致分为，减少迭代次数、降低每次迭代的时间复杂度两种
 - 例如，FADE算法 [Aaron2001]，利用Barnes-Hut四叉树分解大大降低了计算任意两个点之间万有引力的复杂度，将 $O(n^2)$ 的迭代时间复杂度降低到 $O(n\log(n))$ ，是目前主流的力引导布局实现方法

多维尺度分析布局(MDS Layout)

- MDS布局针对高维数据，用降维方法将数据从高维空间降到低维空间，力求保持数据之间的相对位置不变，同时也保持布局效果的美观性
- 力引导布局方法的局部优化使得在局部点与点之间的距离能够比较忠实地表达内部关系，但却难以保持局部与局部之间的关系
- MDS是一种全局控制，目标是要保持整体的偏离最小

MDS

设 $V = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 是高维空间的 n 个数据点, 矩阵 $D \in R_{n \times n}$ 是数据点两两之间相异性相邻矩阵, 即矩阵 D 中的每个 d_{ij} , 表达了第 i, j 两个点之间的相异性($i, j \in V$), 坐标矩阵 X 于所有点 i, j 都有: $\|x_i - x_j\| \approx d_{ij}$

求解上述问题有两种方法: 一种是古典尺度分析方法, 另一种就是基于距离的尺度分析方法

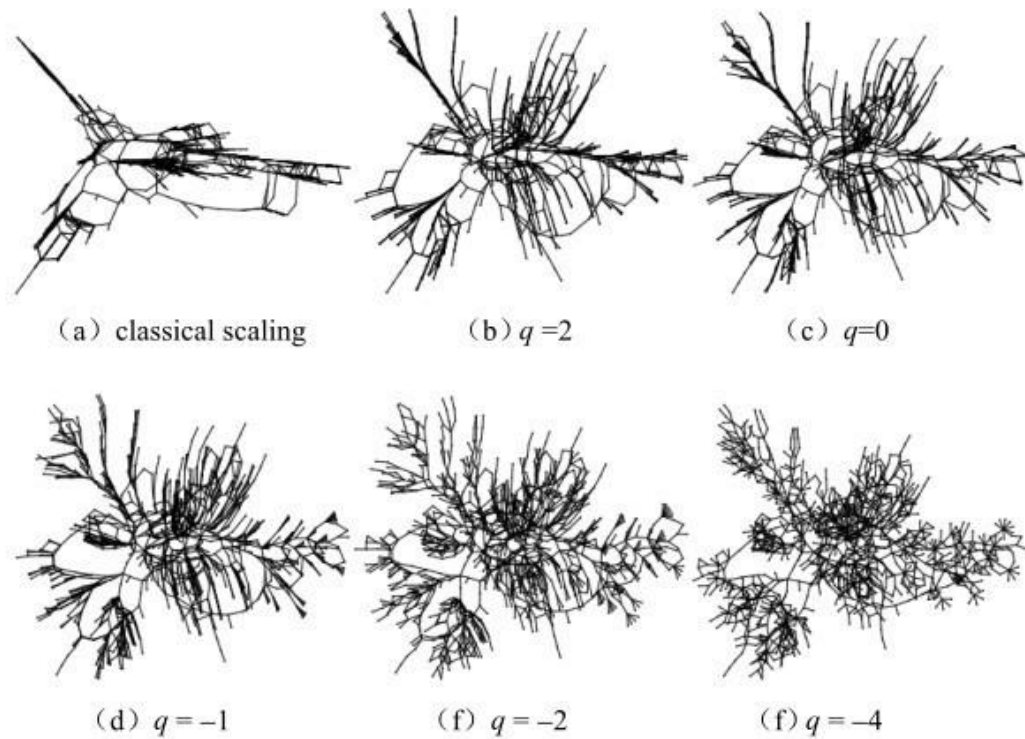
古典尺度分析基于矩阵近似和基本欧式几何理论, 计算伪内积空间 B 与内积空间中点的相异性。这种借助内积空间迅回的求解方法大大增加了计算的空间复杂度和时间复杂度, 对于数据规模的扩展有一定的局限性。而且求解过程有时会导致退化解, 使输入不再对输出产生影响

基于距离的尺度分析方法是使两点的距离尽量等价地表达它们的相异性, 也就是求解一个优化问题, 使高维距离和相异性差的误差函数 Stress 最小:

$$\text{Stress}(X) = \sum_{i,j} w_{ij} (d_{ij} - \|x_i - x_j\|)^2$$

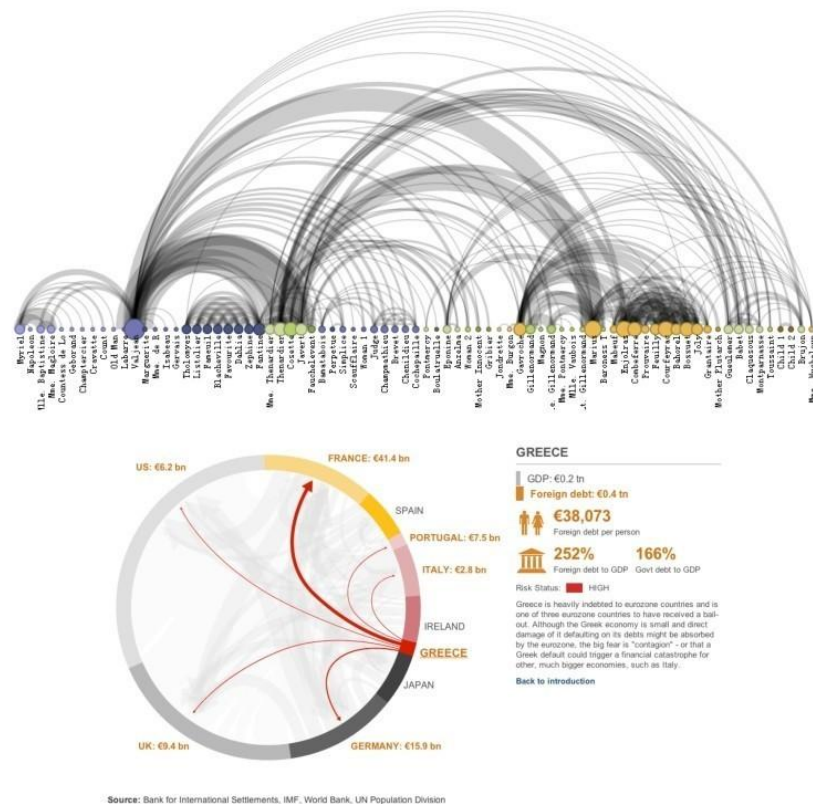
求解以上优化函数一般可采用梯度下降法, 称为应力最大化

MDS



弧长链接图

- 弧长链接图(Arc Diagram), 采用一维布局方式, 节点沿某个线性轴或环状排列, 圆弧表达节点之间的链接关系
- 不能像二维布局那样表达图的全局结构, 但在节点良好排序后可清晰地呈现环和桥的结构。
- 对节点的排序优化问题又称为序列化 (Serialization)



相邻矩阵布局

- 相邻矩阵(Adjacency Matrix)指代表N个节点之间关系的 $N \times N$ 的矩阵，矩阵内的位置(i,j)表达了第i个节点和第j个节点之间的关系
- 无权重的关系网络用01矩阵(Binary Matrix)来表达两个节点之间的关系是否存在
- 带权重的关系网络，相邻矩阵则可用(i,j)位置上的值代表其关系紧密程度
- 无向关系网络，相邻矩阵是一个对角线对称矩阵
- 有向关系网络，相邻矩阵不具对称性；相邻矩阵的对角线表达节点与自己的关系

相邻矩阵

➤ 相邻矩阵的表达简单易用

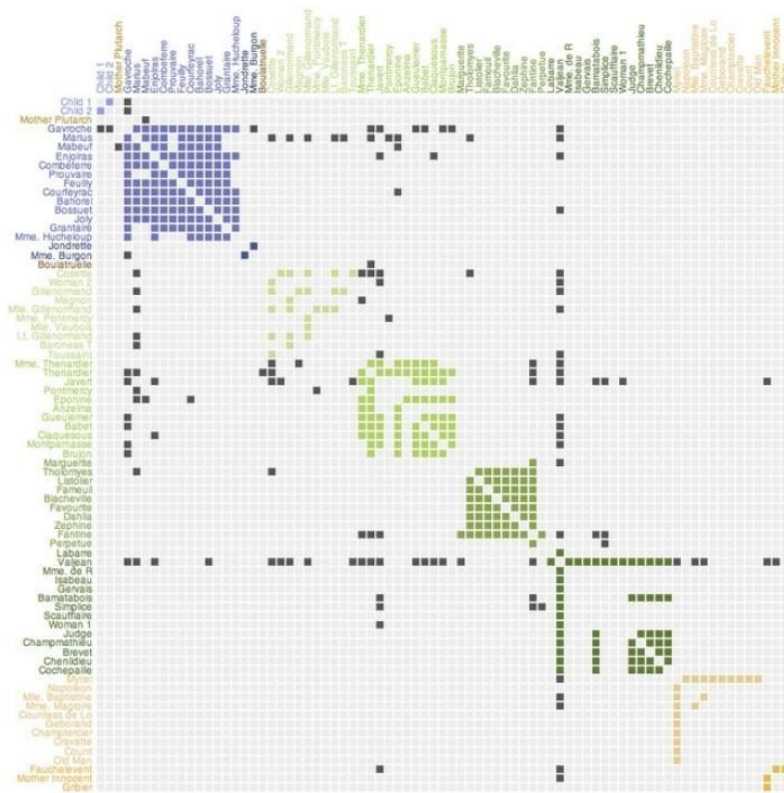
- 可以用数值矩阵，也可以将数值映射到色彩空间表达
- 但是，从相邻矩阵中挖掘出隐藏的信息并不容易，需要结合人机交互
- 最关键的两种交互是排序和路径搜索，前者使具有相似模式的节点靠得更近，而后者则用于探索节点之间的传递关系

➤ 为相邻矩阵排序

- 用于凸显网络关系中存在的模式

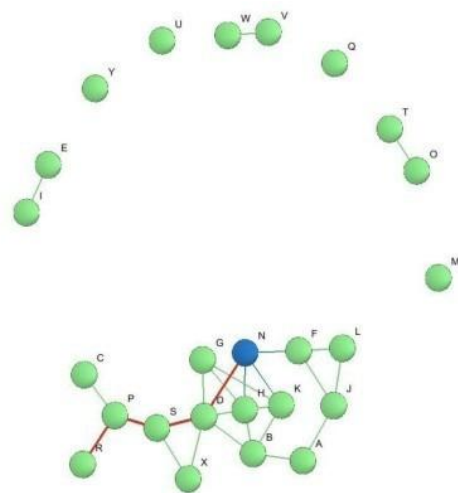
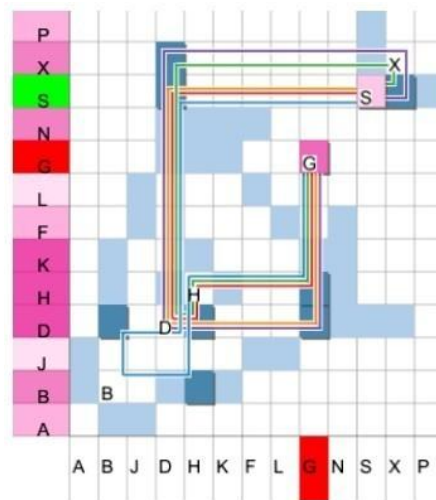
相邻矩阵

- 常规的排序方法依据网络数据的某一数值(矩阵值或节点的度)的大小执行
- 选择不同的排序项产生不同的矩阵排序结果



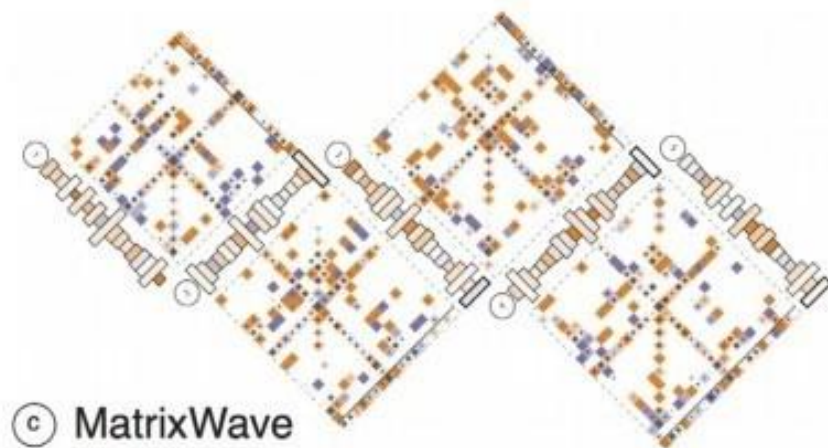
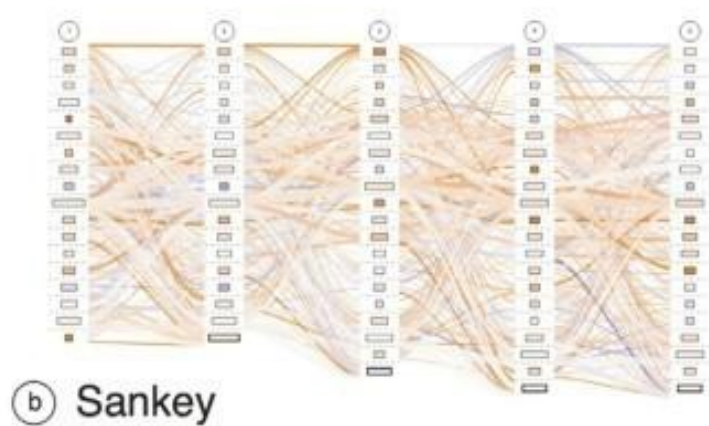
相邻矩阵

- 相邻矩阵法可显著表达节点之间的直接关系，而对间接关系，也就是关系传递性的可视表达比较薄弱。
- 需要设计相邻矩阵的路径可视化算法，即可视地表达两个节点之间的最短路径



相邻矩阵

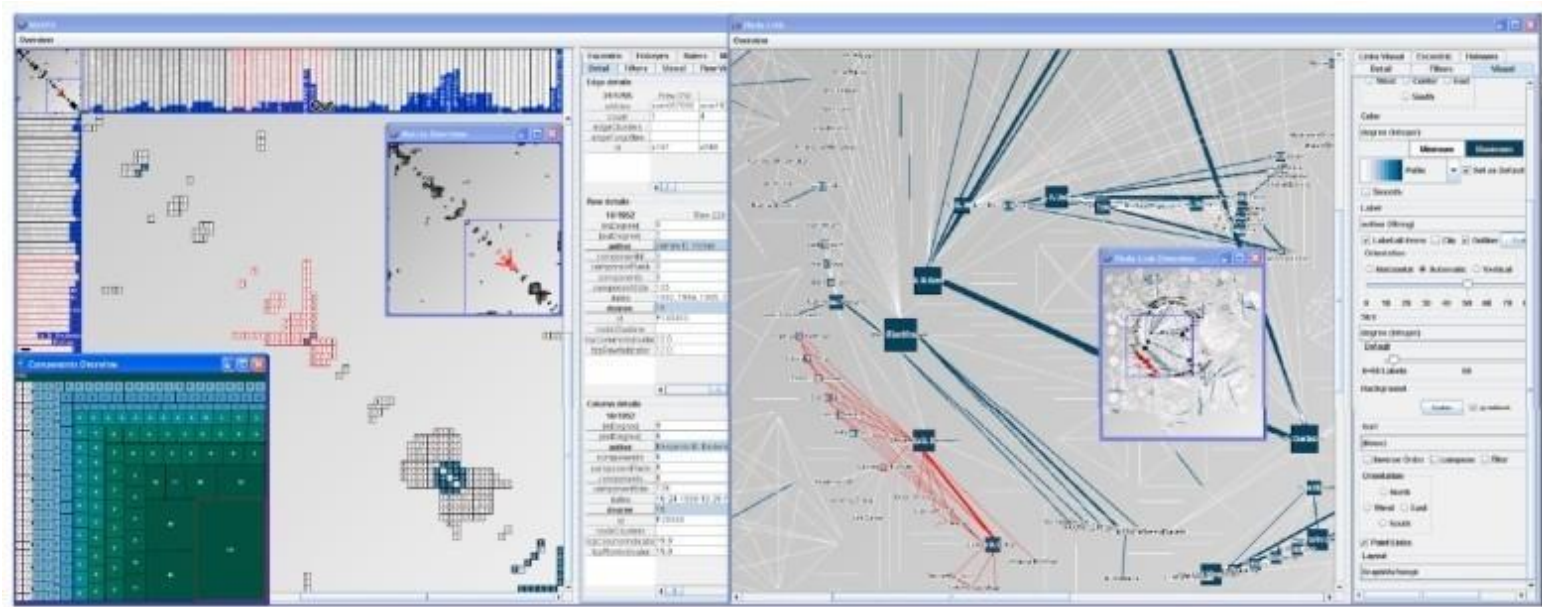
- 与节点-链接法相比，相邻矩阵最大的好处是可以完全规避边的交叉



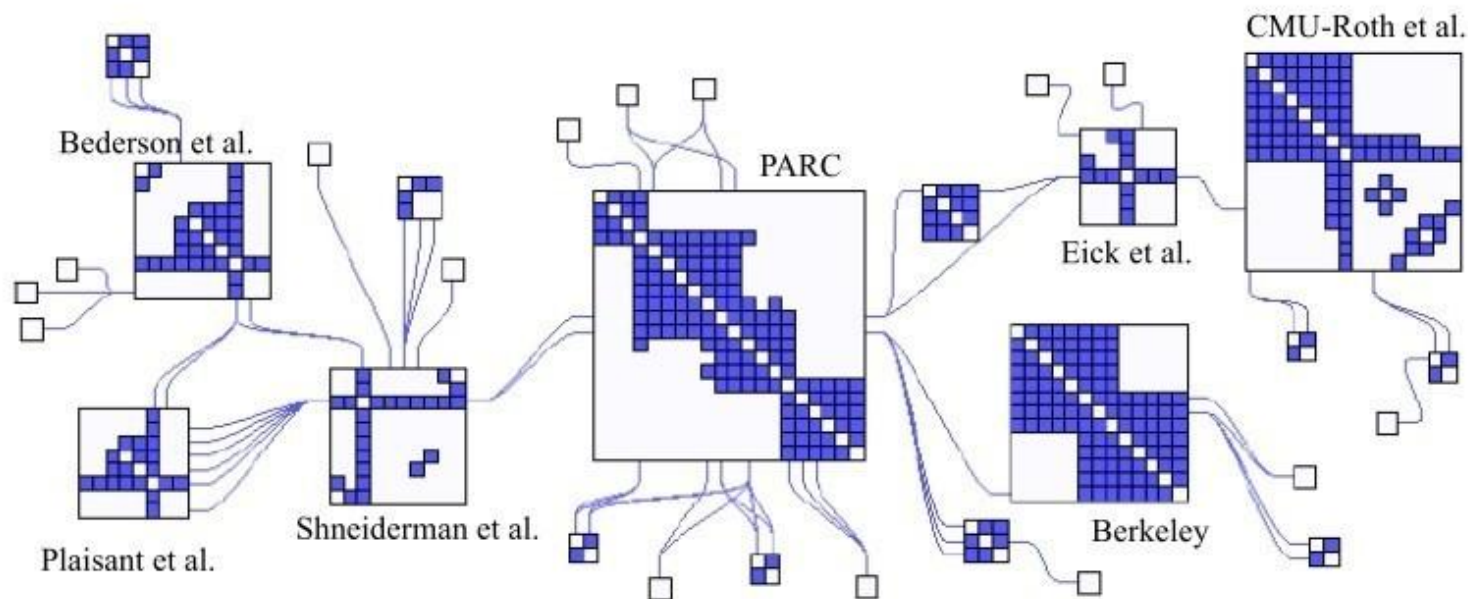
混合布局方法

- 节点-链接布局适用于节点规模大但边关系较为简单，并且能从布局中看出图的拓扑结构的网络数据
- 相邻矩阵适用于节点规模较小，但边关系复杂，甚至是两两节点之间都存在关系的数据
- 对于部分稀疏部分稠密的数据，可混合两者的布局设计
- 是否需要混合布局、如何设计混合布局必须经过仔细思考
 - 是否一种布局已经足以表达数据的模式？
 - 多种布局如何混合成一种布局？

MatrixExplorer方法



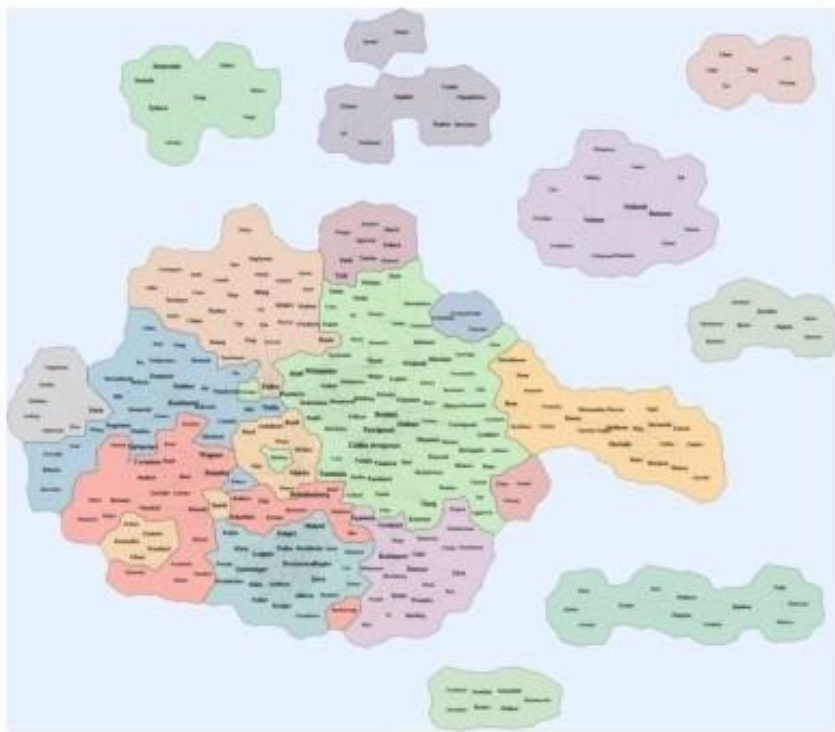
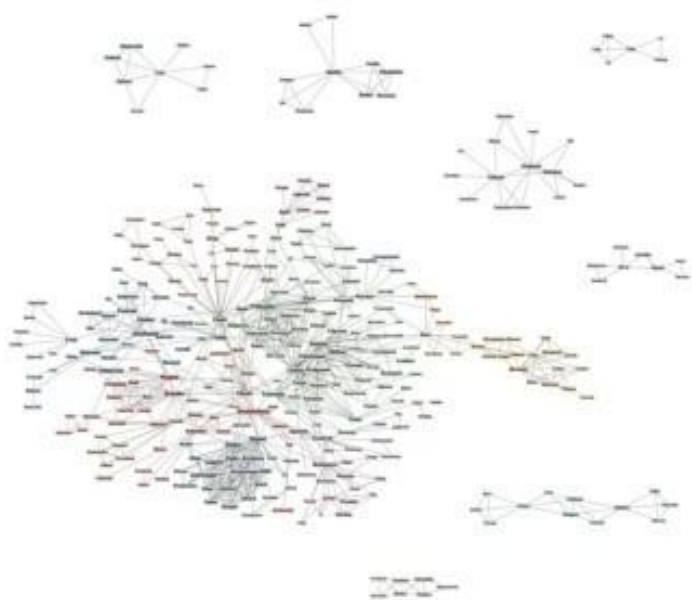
MatrixExplorer方法



网络数据的地图隐喻可视化

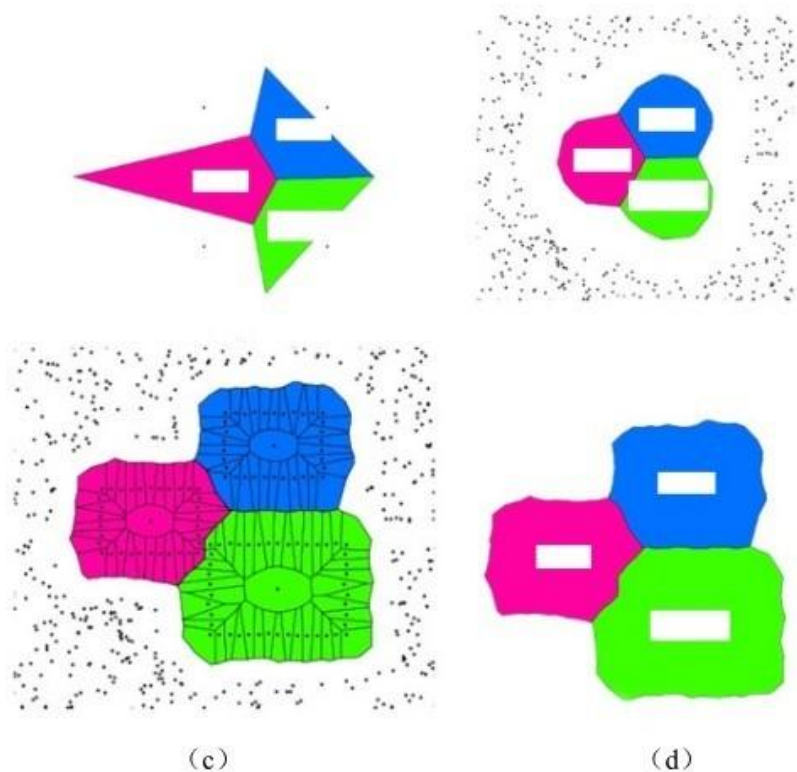
- 将网络图用地图形式表达的方法，称为Gmap
- GMap是一种用平面代表集合，平面划分代表数据聚类的“地图”可视化策略，地图上的国家、国家之间的关系作为可视化隐喻表达了数据的分类和类别之间的相邻度关系
 - 将网络数据布置于二维空间
 - 用聚类分析的方法将网络图中的节点归类
 - 根据各个类别中点的分类情况构造Voronoi 图。一个Voronoi图代表地图的一个区域
 - 给地图的每个Voronoi区域上色

GMap

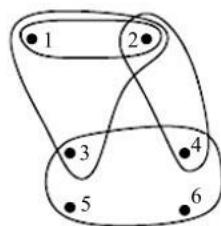


GMap

- 首先要通过降维方法将高维数据降成二维数据画在图上
 - 常见的降维方法有PCA、LLE、IsoMap、谱聚类，或力引导布局和多维标度布局方法
- 第2步的点聚类，也就是为了“划分势力”，定义每个集合中的点。
- 第3步GMap的关键步骤



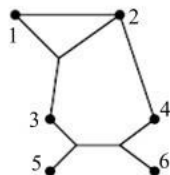
超图及其可视化



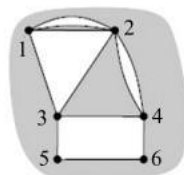
(a)



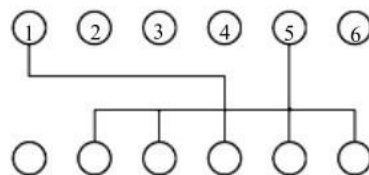
(b)



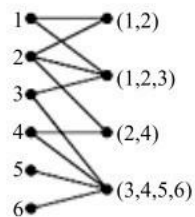
(c)



(d)



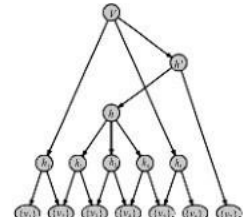
(e)



(f)



(g)

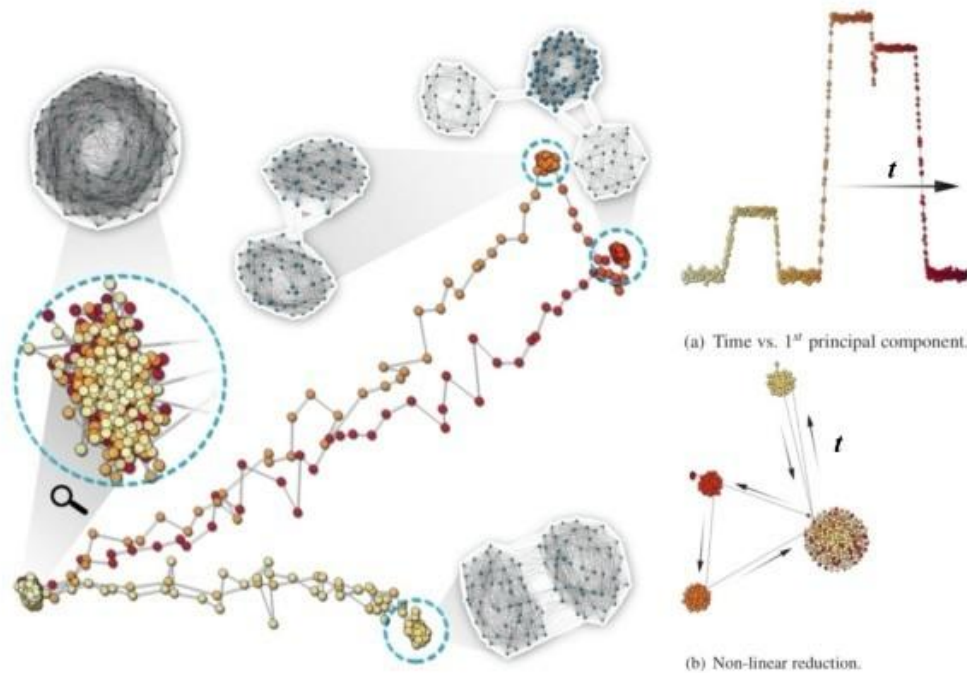


(h)

动态网络数据可视化

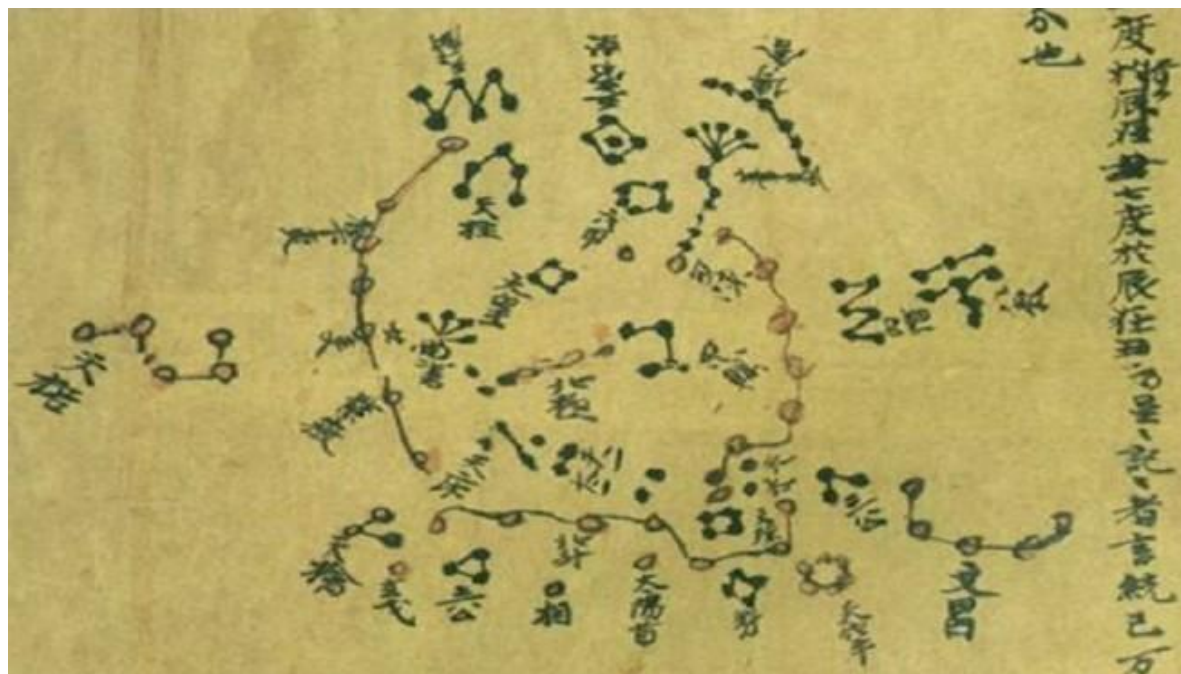
- 动态网络数据是流数据的一种，其中“动态”一词可以理解为节点的增减、关系的增减、节点/关系权重的变化三种
- 动画是一种直观的可视化技术，它主要基于点边图(Node Link Diagram)来表示
- 相比而言，时间轴技术不那么直观，但它更侧重于分析时变特性
 - 既可以使用点边图表示，也可以使用矩阵表示

[Elzen2016]提出了一种对动态网络进行二维投影的方法，将每个动态网络表示成一个静态的点边图



图可视化的视觉效果

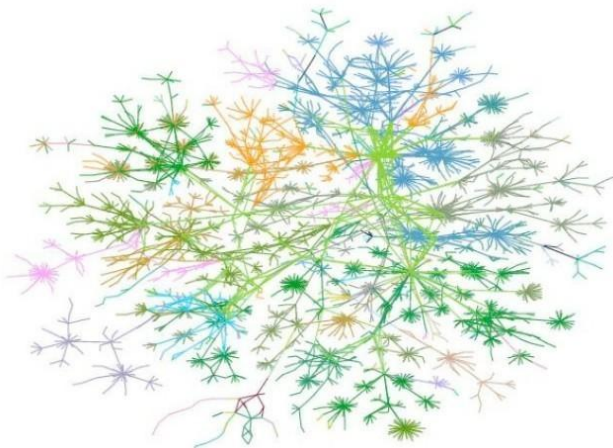
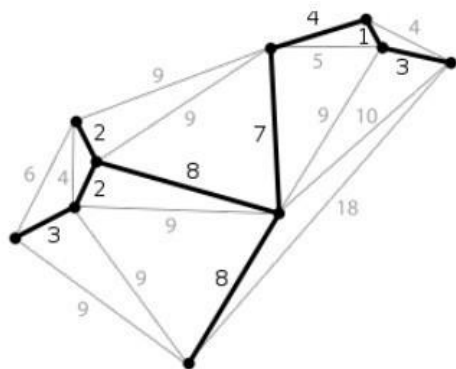
- ▶ 人类很早就意识到可以用圆圈表示节点、线段表示节点之间的连接关系这样的方式来对图进行可视化描述



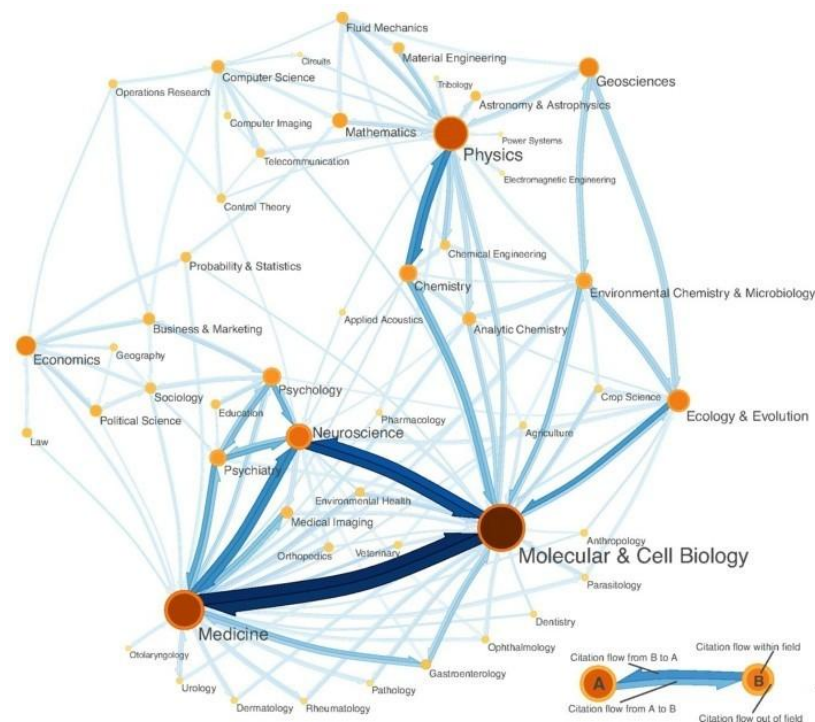
- 随着网络数据规模的不断扩大，传统方法绘制的结果中，节点和边经常出现互相遮挡，形成极高的视觉混杂度(Visual Clutter)，甚至会阻碍我们对真实数据的认知。
- 21世纪初起，在信息可视化和图绘制两个科学研究领域，分别涌现出大量的成果来解决这些问题
 - 一种思路是根据信息可视化的信息分级(Level of Detail)原则，对大规模图进行层次化简化
 - 另一种思路是在尽量不减少原图信息量(包括边和节点的数目)的前提下，对图进行基于骨架的聚类。无论采取哪种思路，其目的都是为了应对大规模图对有限可视化空间的挑战，降低网络数据可视化的视觉混杂度，挖掘和展示数据背后隐藏的信息

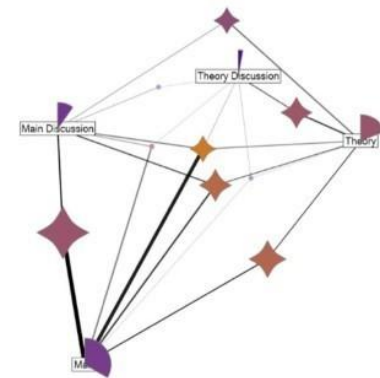
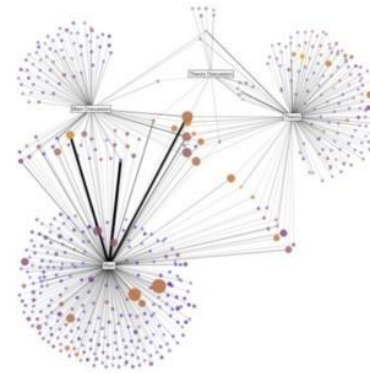
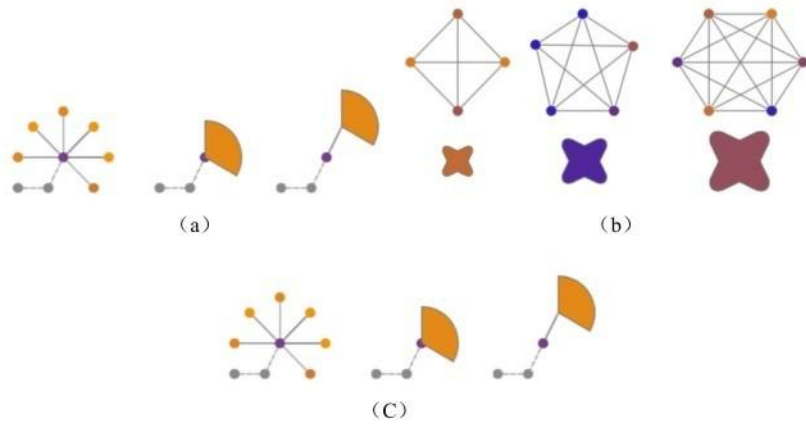
图的拓扑简化

- 图的拓扑结构包括两个部分：节点和边。对应的，对图的拓扑进行简化也存在两种方法，即分别对节点和边进行层次化简化
 - 对边的提取，如最小生成树
 - 另一种方法是将强连通的节点进行聚类，并把聚类后的节点集作为一个新的超级节点绘制到可视化结果中



- [Dun2013]提出了一种图形简化法，这种方法把经常出现的具有代表性的点边模式表示成紧密的有意义的图形





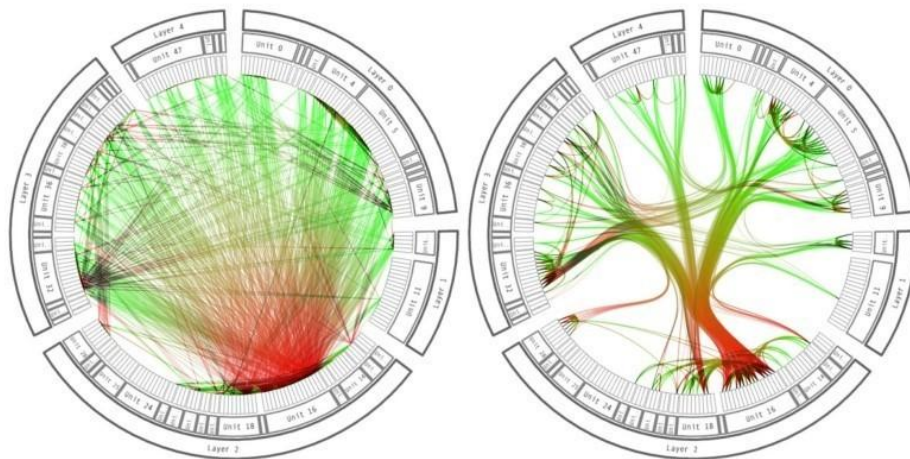
图的边绑定

➤ 拓扑简化方法

➤ 优势：在前端的数据处理阶段就减少图的复杂程度，使得在可视化阶段可以直接绘制简化后的图

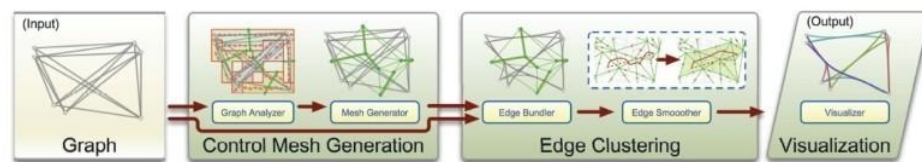
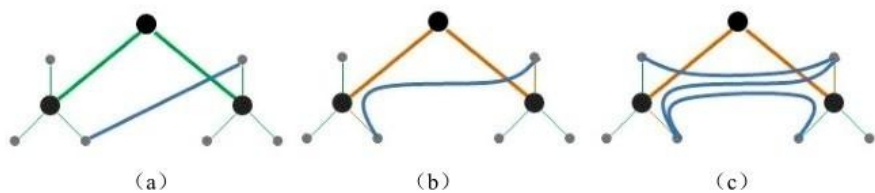
➤ 副作用：带来信息的丢失；在获得更高层次数据抽象结果的同时，丢失细节信息

➤ 边绑定，核心思想：在保持信息量(即不减少边和节点总数)的情况下，将图上互相靠近的边捆绑成束，从而达到去繁就简的效果



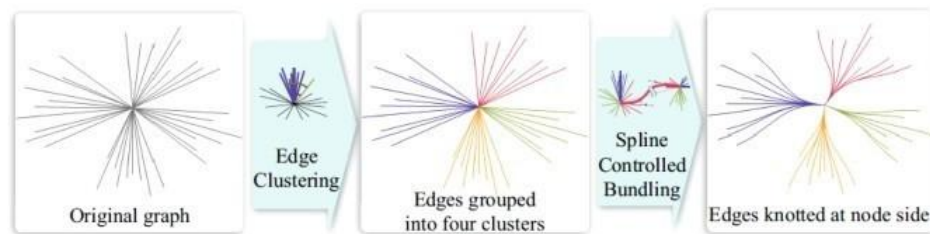
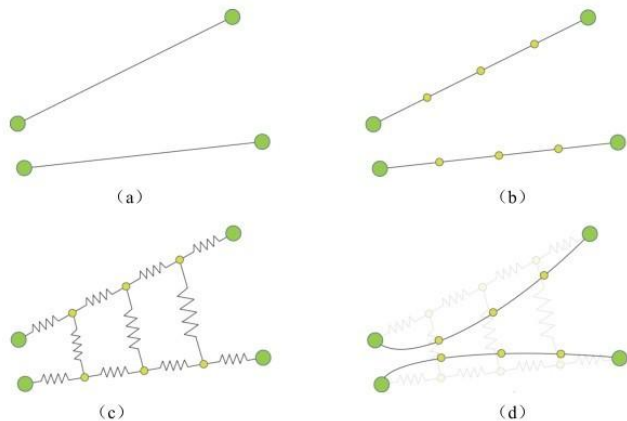
边绑定技术

- 边绑定通过重新排列边的路径，将地理上或者语义上相近的边捆绑在一起降低图中的视觉混乱
- HEB算法仅仅适用于具有层次化结构的图，更多的研究者开始关注如何对普通图的边进行绑定的技术
- 基于几何的边绑定方法(GBEB)[Cui2008]是第一个成功对普通图进行边绑定的算法

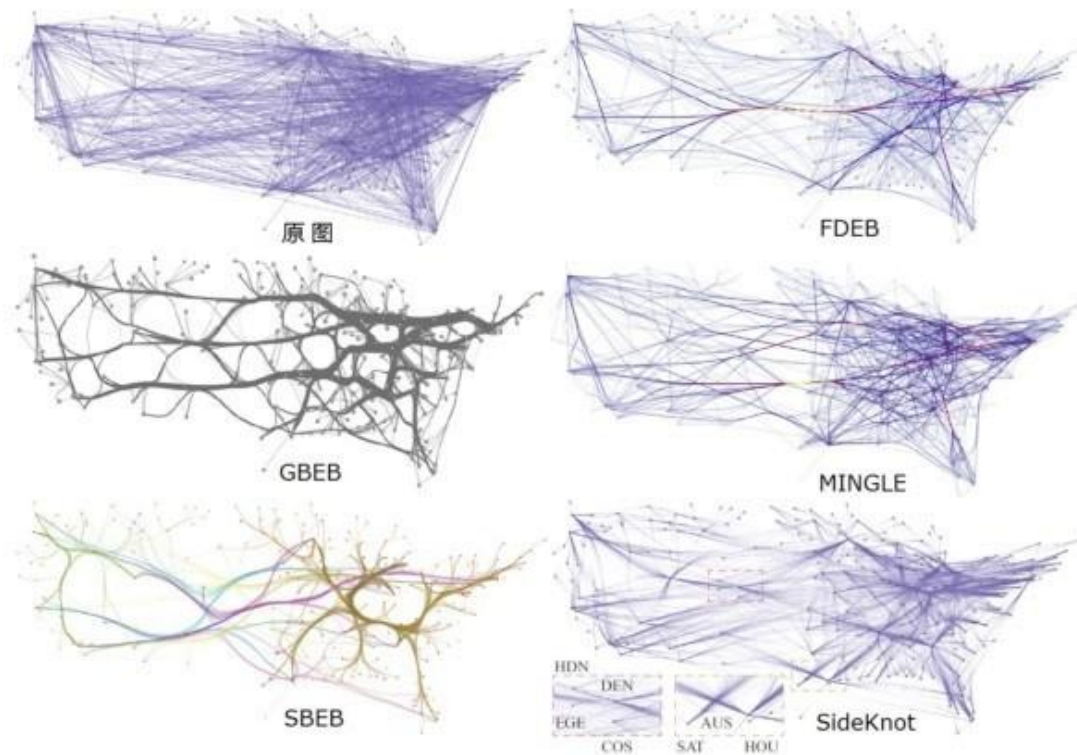


边绑定技术

- 基于力引导的边绑定技术(FDEB算法)
- SideKnot算法



边绑定技术



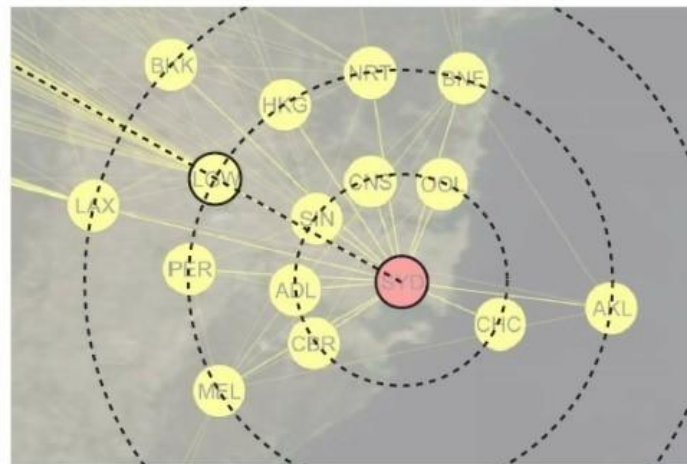
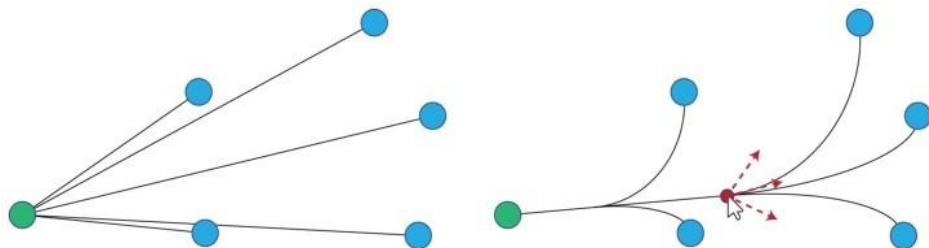
图可视化中的交互

- 图的拓扑简化和边绑定的目的是解决规模较大的图存在的视觉混杂问题。常见的交互方法
 - 基于视点的交互
 - 基于图元的交互
 - 基于图结构的交互

基于视点的交互

- 基于视点的交互是指用交互手段来预测和帮助用户在图中切换视点。视点交互中比较常规的方法包括界面的平移、缩放、旋转等操作
- 近年来，出现了一些跟踪人眼和身体移动轨迹的硬件支持这类交互
- 大规模网络可视化常用的交互操作是Link Sliding和Bring & Go技术

Link Sliding和Bring & Go

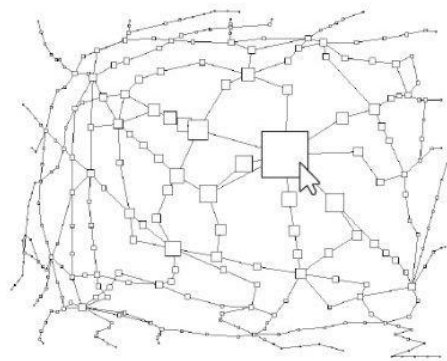
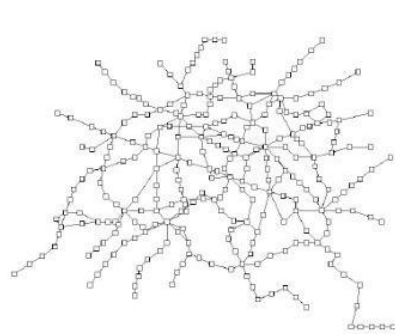


基于图元的交互

- 基于图元的交互是指对于一个可视化映射元素的交互，如节点的选择、高亮、删除、移动、展开(获取细节)与收缩
- 节点的展开与收缩在大规模网络节点-链接图中应用广泛；节点的收缩可以降低整个布局的视觉复杂度，使布局更加美观；节点的展开配合视点交互可以使用户的注意力聚焦到感兴趣的局部数据

基于图结构的交互

- 基于图结构的交互是一种宏观结构的交互手段，核心思想是“焦点+上下文” (Focus+Context) 技术
- 最著名的方法是鱼眼(Fisheye)技术及其变种。鱼眼是一种极端的广角镜头技术，它使用一种焦距极短并且视角接近于 180° 的镜头，在突出正前方物体的基础上，覆盖视角所及的最大范围



网络数据可视化的挑战

- 网络和层次数据可视化方法所面临的挑战主要来自图的规模
- 用户对数据的认知能力和感知能力也不尽相同，构成了可视化的另一大挑战。外行与数据的领域专家对数据的认知水平不同
- 网络和层次数据可视化面临的挑战也是衡量一个可视化好坏的评价标准
- 一种好的可视化设计往往是用户一部分需求的最大化满足，带有强烈的目的性，它不仅要考虑到数据的特殊性质，还要兼顾用户对数据的认知水平以及用户对数据的可视化需求