

洛伦兹插值

双曲几何与Poincare插值

洛伦兹模型的黎曼优化

洛伦兹双曲空间

黎曼优化

等价模型

通过相似性推断概念层次

总结

洛伦兹插值

In the following, we describe our approach for learning continuous hierarchies from unstructured observations.

双曲几何与Poincare插值

双曲空间是一个完备、独特的简单负曲率黎曼流形。我们知道一些等价的双曲模型，可以根据任务来选择哪个最合适。

庞加莱球：

$$\begin{aligned}\mathcal{P}^n &= (\mathcal{B}^n, g_p) \\ \mathcal{B}^n &= \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\| < 1\}. \\ g_p(x) &= \left(\frac{2}{1 - \|x\|^2}\right)^2 g_e \\ d_p(x, y) &= \operatorname{arcosh}\left(1 + 2\frac{\|x - y\|^2}{(1 - \|x\|^2)(1 - \|y\|^2)}\right).\end{aligned}\tag{1}$$

洛伦兹模型的黎曼优化

洛伦兹双曲空间

以下，设 $x, y \in \mathbb{R}^{n+1}$ ，并且记洛伦兹标量积为：

$$\langle x, y \rangle_{\mathcal{L}} = -x_0 y_0 + \sum_{i=1}^n x_i y_i\tag{2}$$

这是一个定义于 n 维黎曼流形 $\mathcal{L}^n = (\mathcal{H}^n, g_t)$ n 维双曲空间. 其中

$$\mathcal{H}^n = \{x \in \mathbb{R}^{n+1} : \langle x, x \rangle_{\mathcal{L}} = -1, x_0 > 0\}\tag{3}$$

记 $g_l(x) = \text{diag}\{-1, 1, 1, 1, \dots, 1\}$. 距离函数为

$$d_l(x, y) = \text{arcosh}(-\langle x, y \rangle_{\mathcal{L}}). \quad (4)$$

特别的, 对于任意的 $x = (x_0, x') \in \mathbb{R}^{n+1}$

$$x \in \mathcal{H}^n \Leftrightarrow x_0 = \sqrt{1 + \|x'\|^2}. \quad (5)$$

黎曼优化

黎曼流形是一个有着 g 度量的光滑连续流形 \mathcal{M} 。对于每一个 $x \in \mathcal{M}$, 记 $\mathcal{T}_x \mathcal{M}$ 为其正切空间。度量 g 引入了一个内积 $\langle \cdot, \cdot \rangle_x : \mathcal{T}_x \mathcal{M} \times \mathcal{T}_x \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}$. 测地线 $\gamma : [0, 1] \rightarrow \mathcal{M}$. 指数映射

$$\begin{aligned} \exp_x : \mathcal{T}_x \mathcal{M} &\rightarrow \mathcal{M} : v \in \mathcal{T}_x \mathcal{M}, \\ \exp_x(v) &= y, \gamma(0) = x, \gamma(1) = y, \\ \gamma'(0) &= \frac{\partial}{\partial t} \gamma(0) = v. \end{aligned} \quad (6)$$

对于完备流形 \mathcal{M} , 指数映射可以对任意的 $x \in \mathcal{M}$ 定义。

我们需要考虑的问题是, 寻找

$$\min_{\theta \in \mathcal{M}} f(\theta) \quad (7)$$

所以需要做的就是逐步更新 θ :

$$\theta_{t+1} = \exp_{\theta_t}(-\eta \text{grad} f(\theta_t)) \quad (8)$$

那么对于洛伦兹模型, 正切空间 $\mathcal{T}_x \mathcal{L}^n$ 定义为所有垂直于 x 的向量的集合。也就是

$$\mathcal{T}_x \mathcal{L}^n = \{v : \langle x, v \rangle_{\mathcal{L}} = 0\}. \quad (9)$$

如果 v 在正切空间上, 那么指数映射 $\mathcal{T}_x \mathcal{L}^n \rightarrow \mathcal{L}^n$ 定义为

$$\exp_x(v) = \cosh(\|v\|_{\mathcal{L}})x + \sinh(\|v\|_{\mathcal{L}}) \frac{v}{\|v\|_{\mathcal{L}}}. \quad (10)$$

为了计算公式7的参数, 我们需要黎曼梯度。

1. 计算最大梯度的方向:

$$h = g_l^{-1} \nabla f(\theta) \quad (11)$$

由于 g_l 是对合矩阵, 公式11的拟很容易求。为了从 h 中求得黎曼梯度, 我们使用中交映射 $\text{proj}_{\theta} : \mathbb{R}^{n+1} \rightarrow \mathcal{T}_{\theta} \mathcal{L}^n$.

$$\text{proj}_x(u) = u - \frac{\langle x, u \rangle_{\mathcal{L}}}{\langle x, x \rangle_{\mathcal{L}}} x = u + \langle x, u \rangle_{\mathcal{L}} x \quad (12)$$

2. 利用如下的算法来估计 θ , 从 $\mathcal{U}(-10^{-3}, 10^{-3})$ 取样, 用公式5来固定 x_0 .

1. 输入学习率 η , 训练次数 T .

2. 对于 $t = 1, \dots, T$,

$$\begin{aligned}
h_t &\leftarrow g_{\theta_t}^{-1} \nabla f(\theta_t) \\
\text{grad } f(\theta_t) &\leftarrow \text{proj}_{\theta_t}(h_t) \\
\theta_{t+1} &\leftarrow \exp_{\theta_t}(-\eta \text{grad } f(\theta_t))
\end{aligned} \tag{13}$$

等价模型

3.2.3, 不表。

通过相似性推断概念层次

- $\mathcal{C} = \{c_i\}_{i=1}^m$ 为概念集合。
- $X \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 为两两之间的相似性得分
- 假设概念可以由偏序关系 (\mathcal{C}, \preceq) 刻画。也就是可以排列出哪两个概念更为相似。
- 我们的目标是重建 X 中的偏序关系。所以以如下两种方面分解语义：
 1. 两个概念是否可比较 ($c_i \sim c_j$)
 2. 是否有一个更为通用 ($c_j \sqsupset c_i$)

只考虑 X 的话，我们很难推断出 $c_i \sim c_j$ 。但是我们假设这是可行的。于是就可以进行局部排序。令

$$\phi(i, j) = \arg_{k \in \mathcal{N}(i, j)} \min d(u_i, u_k) \tag{14}$$

为 c_i 在 $\mathcal{N}(i, j)$ 中最近的邻居，我们可以搞一个插值： $\Theta = \{u\}_{i=1}^m$ ，使得

$$\max_{\Theta} \sum_{i, j} \log P(\phi(i, j) = j | \Theta) \tag{15}$$

这里概率 $P(\phi(i, j) = j | \Theta) = \frac{e^{-d(u_i, u_j)}}{\sum_{k \in \mathcal{N}(i, j)} e^{-d(u_i, u_k)}}$ 。

为了方便计算， $\mathcal{N}(i, j)$ 是随便取的。

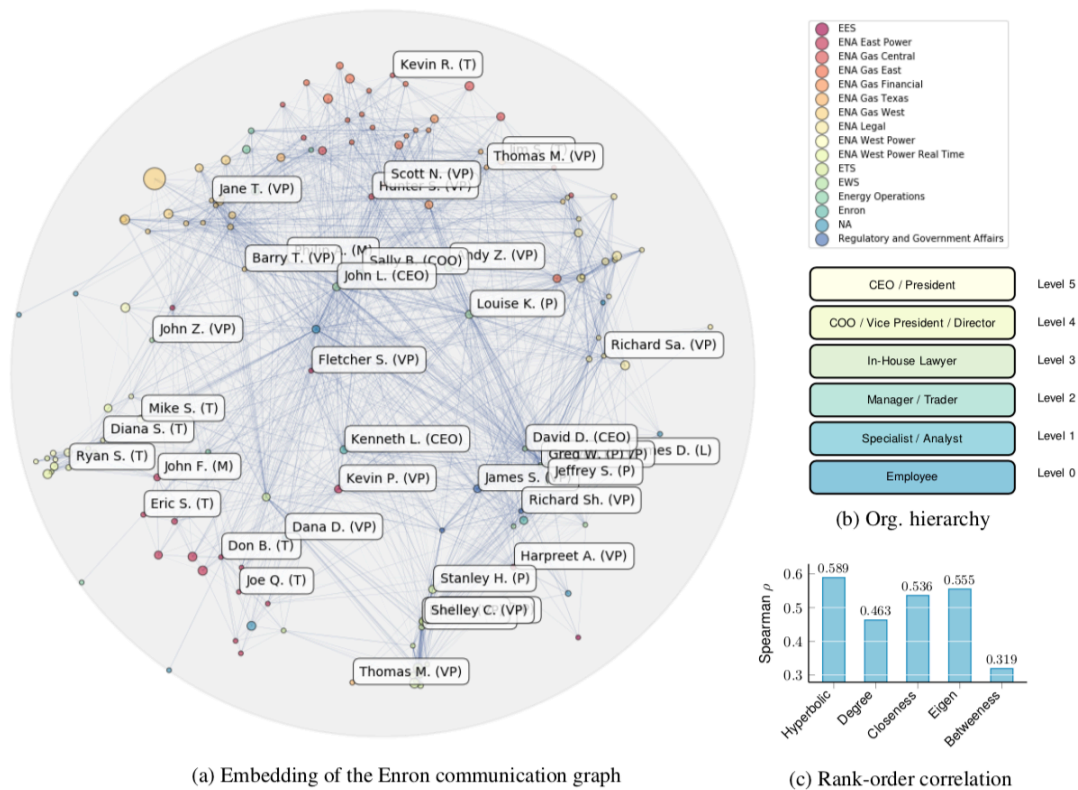


Figure 2: Embedding of the Enron email corpus. Abbreviations in parentheses indicate organizational role: CEO = Chief Executive Officer, COO = Chief Operating Officer, P = President, VP = Vice President, D = Director, M = Manager, T = Trader. Blue lines indicate edges in the graph. Node size indicates node degree.

上面是公司职位网络的插值结果。

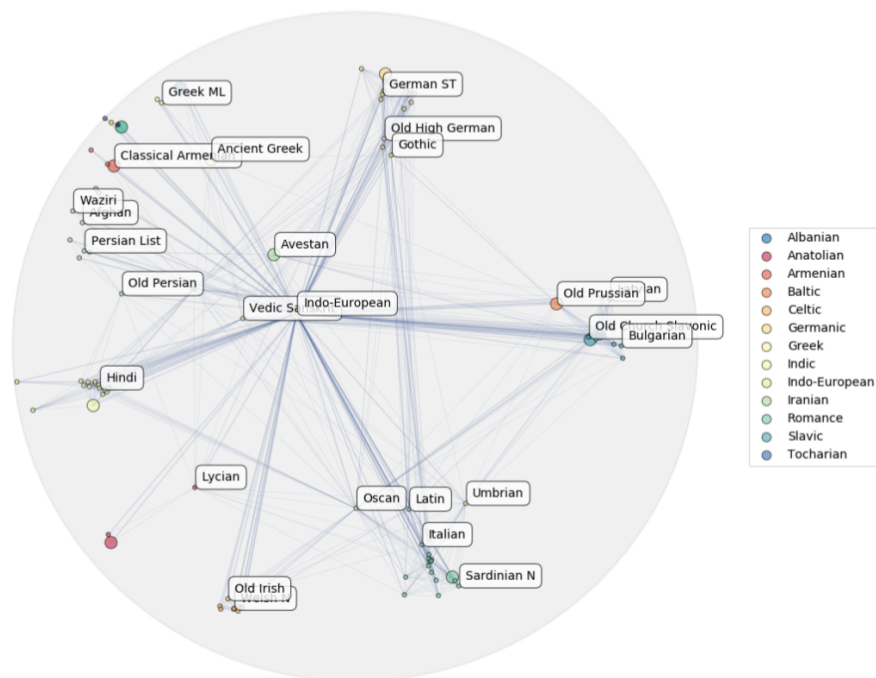


Figure 3: Embedding of the IELex lexical cognate data.

这个是语汇网络。

总结

本文更详细地讲述了很多概念的构成，和如何将插值概念与机器学习理念结合到一起。是一篇更完备的论文。我们可以看出，在一些复杂的网络结构中（如公司职位网络），一个结点可能要向多个结点汇报工作。这就会使得它的重要性得到一些提升，也同时使得相交线增多。而语义网络相对来讲，中心性很强。

wo men