

计算机视觉底层数学逻辑——第一回合

微分流形与微分形式

许笑颜

University of Science and Technology of China

2024 年 6 月 7 日



- ① Topology
- ② Basic Conception
- ③ Manifold

① Topology

② Basic Conception

③ Manifold

拓扑学的发源

(四色问题) 给地图上的各区域着色, 要求相邻国家有不同的颜色. 问至少需要几种颜色满足以上要求? 这个问题的答案是: 只需要 4 种颜色就足够了. 这个问题首先被归结为图论问题, 然后由计算机直接验证各类情形。

(莫比乌斯带) 将一条矩形的纸条一端扭转 180 度, 与其对边粘合, 得到的纸环称作莫比乌斯带. 它和圆柱有着完全不同的几何(拓扑)性质. 比如, 它是单侧曲面. 但是圆柱却是双侧曲面.

拓扑空间

设 X 是非空集合, T 是 X 上一些子集构成的集族, 满足以下条件:

- $\emptyset \in T, \quad X \in T.$
- T 中任意多个元素的并也在 T 中,
- T 中有限多个元素的交也在 T 中。

则称 T 是 X 上的一个拓扑 (Topology), X 称为拓扑空间. T 中的元素称为开集 (Open set).

拓扑空间的构造

- (实数轴上的标准拓扑) 设 $X \in \mathbb{R}^1$, $T = U | U$ 是开区间的并集. 显然 T 是集合 X 的拓扑, T 中的元素即为通常理解的开集. 这个拓扑称为标准拓扑.
- (平面上的标准拓扑) 设 $X \in \mathbb{R}^2$, $T = U | U$ 是开区间的并集, T 也是 X 的标准拓扑, 其开集与我们在数学分析中理解的概念完全一致.
 - ① 图像滤波中的标准拓扑
 - ② 图像分割中的拓扑应用
- (平凡拓扑) 假设 X 是拥有有限可列可加个元素的集合, $T = \{\emptyset, X\}$, T 平凡的拓扑。

拓扑空间的构造

- 度量可以诱导出一个拓扑，其中的开集就定义为度量空间中的开集，这样的拓扑称为 [度量拓扑] (metric topology)。
- 设 X 是非空集合， \mathcal{T} 是 X 的幂集。该拓扑称为离散拓扑。
- 余有限拓扑 (finite complement topology): 无穷点集 X 上定义一个拓扑 \mathcal{T} ，其中的开集为空集或补集为有限集的子集合。
- 余可数拓扑 (countable complement topology): 无穷点集 X 上定义一个拓扑 \mathcal{T} ，其中的开集为空集或补集为可数集的子集合。

- ① Topology
- ② Basic Conception
- ③ Manifold

邻域和开集

邻域:

假设 $x \in X$, 那么点 x 的一个邻域 (neighborhood) 是指包含 x 的一个开集 U 。

开集:

开集 A 是空间 S 的子集合, A 中每点的 "邻域" 完全在 A 中. 这里 "邻域" 可用任意距离函数来定义, 而上述开集定义应与所选距离函数无关.

例如, 实数轴 \mathbb{R}^1 (一维线性空间 \mathbb{R}^1) 上不含端点的开区间 (a,b) 是开集, 但是含有端点的闭区间 $[a,b]$ 不是开集, 因为其端点 a,b 的 "邻域" 并未完全属于此区间 $[a,b]$.

Hausdorff 空间 & 同胚映射

- Hausdorff 空间是这样—一个空间，其中任意两不同点间，均不相交的开邻域。即对于任意两个不同的点 a 和 b ，存在开集 U_a 和 U_b 使得：

$$a \in U_a, \quad b \in U_b,$$

并且 $U_a \cap U_b = \emptyset$ 。

- 同胚 (Homeomorphism) 是两个拓扑空间之间的双射连续函数。

映射 $f : X \rightarrow Y$ 称为是同胚映射或简称同胚，如果 f 是双射且 f^{-1} 是连续的。拓扑空间之间的映射 $f : X \rightarrow Y$ 在点 $x \in X$ 称为是连续的是指，对 $f(x)$ 在 Y 中的任何邻域 N ， $f^{-1}(N)$ 是 x 的邻域。

- ① Topology
- ② Basic Conception
- ③ **Manifold**

流形 Manifold

设 M 是一个 Hausdorff 空间, 如果 $\forall x \in M$, 存在 x 在 M 中的一个邻域 $U \in M$, 使得 U 同胚于 n 维 Euclid 空间 \mathbb{R}^n 或其中一个开集, 我们就说 M 是一个 n 维流形, 一般称为拓扑流形, 拓扑流形类记作 C^0 .

- 几维空间中的单位球面 $\{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x\| = 1\}$ 是一个 $n - 1$ 维流形, 特别地 $n = 3$ 时就是三维空间中的单位球面:
- 相交 (超) 平面 $\{(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n \mid |x_1| = |x_2|\}$ 不是流形, 因为交点处的一个邻域不是平直的。
- 我们所处的世界应当理解为是三维流形, 而不一定是三维欧氏空间, 可以设想三维空间中的球面上处处都可以感知到球面是二维的, 但它却不是二维欧氏空间。

Manifold Algorithm-Isomap(Recommended!)

Estimate the intrinsic geometry of a data manifold based on a rough estimate of each data point's neighbors on the manifold.

- Determine the neighbors of each point.
 - ① All points in some fixed radius.
 - ② K nearest neighbors.
- Construct a neighborhood graph.
 - ① Each point is connected to other if it is a K nearest neighbor.
 - ② Edge length equal to Euclidean distance.
- Compute shortest path between two nodes.
 - ① Dijkstra's algorithm
 - ② Floyd-Warshall algorithm
- Compute lower-dimensional embedding.
 - ① Multidimensional scaling

Manifold Algorithm-LLE

- ① Compute the neighbors of each data point, X_i .
- ② Compute the weights W_{ij} that best reconstruct each data point X_i from its neighbors, minimizing the cost by constrained linear fits.

$$E(W) = \sum_i |X_i - \sum_j W_{ij} X_j|.$$

- ③ Compute the vectors Y_i best reconstructed by the weights W_{ij} , minimizing the quadratic form by its bottom nonzero eigenvectors.

$$\Phi(Y) = \sum_i |Y_i - \sum_j W_{ij} Y_j|^2.$$

Manifold Algorithm-LLE

- ① **Neighborhood selection:** For each data point in a high-dimensional space, the LLE identifies its k -nearest neighbor.
- ② **Weight matrix construction:** LLE calculates a set of weights for each data point, representing it as a linear combination of its neighbors. These weights should be determined in such a way as to minimize reconstruction errors.
- ③ **Global Structure Preservation:** Once the weights matrix is constructed, LLE's goal is to find a low-dimensional representation of the data that best preserves the local linear relationship.
- ④ **Output Embedding:** Once the optimization process is complete, the LLE provides a final low-dimensional representation of the data. This representation captures the basic structure of the data while reducing its dimensionality.