



(Q۱)

- فقط مجاز به استفاده از کتابخانه‌های numpy، matplotlib هستید.
- از هیچ تابع آماده برای نمونه‌گیری روی کره یا تولید جهت تصادفی استفاده نکنید.
- تابعی بنویسید که n نقطه را به صورت یکنواخت از کره‌ی واحد $S^d \subset \mathbb{R}^{d+1}$ تولید کند. از روش استاندارد «توزیع نرمال استاندارد و نرمال‌سازی» استفاده کنید:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_{d+1}) \sim \mathcal{N}(0, 1), \quad \hat{x} = \frac{x}{\|x\|}$$

آزمایش‌ها (برای ابعاد $d = 2, 4, 10, 100, 1000$ تکرار کنید):

(a)

- تعداد 10,000 نقطه از S^d تولید کنید.
- فاصله‌ی ژئودزیک (فاصله‌ی کمانی) هر نقطه تا استوا (صفحه‌ی $x_1 = 0$) را محاسبه کنید:

$$\text{dist}(x) = |\arcsin(x_1)|$$

- هیستوگرام این فاصله‌ها را رسم کنید و توضیح دهید با افزایش d ، شکل توزیع چه تغییری می‌کند.

(b)

- با انتخاب یک بردار نرمال واحد تصادفی $n \in \mathbb{R}^{d+1}$ صفحه‌ای تعریف کنید که از مبدا می‌گذرد

$$G = \{x : \langle x, n \rangle = 0\}$$

- فاصله‌ی ژئودزیک هر نقطه از این صفحه را محاسبه کنید:

$$\text{dist}_G(x) = |\arcsin(\langle x, n \rangle)|$$

- هیستوگرام فاصله‌ها تا استوا و تا این صفحه‌ی تصادفی را در یک نمودار رسم کنید و مقایسه نمایید.

پرسش تحلیلی: آیا شکل دو هیستوگرام با هم متفاوت است؟ توضیح دهید که چه چیزی در هندسه‌ی کره باعث می‌شود این دو توزیع مشابه یا متفاوت باشند.

(c)

- ۱۰۰۰ جفت نقطه‌ی تصادفی روی s^d تولید کنید.

- زاویه‌ی بین هر دو نقطه را با فرمول زیر محاسبه کنید:

$$\theta(x, y) = \arccos(\langle x, y \rangle)$$

- برای هر بعد، هیستوگرام زاویه‌ها را رسم کنید.

پرسش تحلیلی: با افزایش بعد، توزیع زاویه‌ها چه تغییری می‌کند؟ میانگین زاویه‌ها به چه مقداری نزدیک می‌شود و این چه مفهومی درباره‌ی هندسه‌ی فضاها با ابعاد بالا دارد؟

(d)

یک جدول بسازید که برای هر d :

- میانگین فاصله تا استوا،

- میانگین زاویه بین نقاط،

- و مقدار $d \times \mathbb{E}[\text{distance}]$

آیا حاصل ضرب $d \times \mathbb{E}[\text{distance}]$ تقریباً ثابت می‌ماند؟

توضیح دهید این موضوع از چه خاصیتی از فضای با بعد بالا ناشی می‌شود



(Q۲)

کتابخانه‌های مجاز:

• numpy

• matplotlib

• scipy (فقط برای cKDTree)

• sklearn.random_projection (برای کاهش بُعد)

فرض کنید می‌خواهیم رفتار نقاط تصادفی را در فضاهای N -بعدی مطالعه کنیم. یک مکعب N -بعدی واحد با مختصات $[-0.5, 0.5]^N$ در نظر بگیرید و درون آن نقاط تصادفی تولید کنید. هدف، مشاهده و تحلیل اثرات «نفرین بُعد» (Curse of Dimensionality) است.

(a) برای ابعاد $N = [2, 3, 5, 10, 20]$ و تعداد نقاط 1000:

• نقاط را به صورت تصادفی یکنواخت در مکعب واحد $[-0.5, 0.5]^N$ تولید کنید.

(b) برای هر بعد N :

• حجم تقریبی کره N -بعدی با شعاع 0.5 را با روش Monte Carlo محاسبه کنید.

• میانگین فاصله بین همه نقاط و میانگین فاصله به نزدیک‌ترین همسایه هر نقطه را محاسبه کنید.

(c) نمودارهای زیر را رسم کنید:

• پراکنده سازی ۲ بعد اول نقاط (scatter plot)

• حجم کره در ابعاد مختلف

• میانگین فاصله بین نقاط

• میانگین فاصله به نزدیک‌ترین همسایه

پرسش تحلیلی:

– با افزایش N ، چه اتفاقی برای حجم کره می‌افتد و چرا؟

– چگونه پراکندگی نقاط در فضا تغییر می‌کند؟ آیا نقاط به مرکز نزدیک هستند یا به گوشه‌ها؟

– میانگین فاصله بین نقاط و میانگین فاصله به نزدیک‌ترین همسایه چه روندی دارند؟ چه نتیجه‌ای می‌توان گرفت؟

– یک تحلیل شهودی ارائه دهید که چرا با افزایش ابعاد، فضا خالی‌تر می‌شود حتی اگر محدوده مختصات کوچک باشد.

(d) اکنون فرض کنید داده‌های 20- بعدی خود را با استفاده از Random Projection به فضاهایی با بُعد کمتر کاهش می‌دهید. بُعدهای جدید: [2, 5, 10]

- داده‌های ۲۰ بعدی را به بُعدهای جدید تصویر کنید.
- مجدداً میانگین فاصله‌ها و میانگین فاصله نزدیک‌ترین همسایه را محاسبه کنید.
- نتایج را با حالت اصلی (بدون کاهش بُعد) مقایسه کنید.
- سپس نموداری از تغییر میانگین فاصله‌ها قبل و بعد از کاهش بُعد رسم کرده و توضیح دهید: آیا کاهش بُعد باعث کاهش اثر نفرین بُعد شد؟



(Q۳)

دیتاست: از scikit-learn مجموعه داده 20 Newsgroups را با گزینه subset='all' دریافت کنید (بدون تفکیک train/test).
بردارسازی متن: با TfidfVectorizer متن‌ها را به بردار تبدیل کنید. تنظیمات پیشنهادی:

• max_features = 20000

• dtype = float32

• نرمال‌سازی L_2 (پیش‌فرض norm='l2' کافی است)

نمادگذاری: ماتریس ویژگی‌ها را با $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$ نمایش دهید که n تعداد سندها و $d = 20000$ تعداد ویژگی‌هاست.
تکرارپذیری: هر جا پارامتر تصادفی وجود دارد از random_state = 0 استفاده کنید.
محاسبه فاصله: برای هر دو فضا (اصلی و تصویرشده)، فاصله اقلیدسی را مبنا قرار دهید و نسبت زیر را محاسبه کنید:

$$\frac{\|f(x_i) - f(x_j)\|_2}{\|x_i - x_j\|_2}$$

(a) با استفاده از تابع sklearn.random_projection.johnson_lindenstrauss_min_dim و پارامترهای

$$n \in \{2000, 5000, 10000, 15000\}, \quad \varepsilon \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.5\}$$

بعد کمینه‌ی m را محاسبه کنید
خروجی‌ها:

• جدول 4×4 : سطرها = مقادیر n ، ستون‌ها = مقادیر ε ، در هر سلول مقدار m درج شود.

• نمودار: m بر حسب $\log_{10} n$ (برای هر ε یک منحنی رسم شود).

پرسش تحلیلی: روند m نسبت به n و ε را توضیح دهید و بگویید این با رابطه‌ی $O\left(\frac{\log n}{\varepsilon^2}\right)$ چگونه هم‌خوان است؟

(b) با استفاده از تابع sklearn.random_projection.GaussianRandomProjection برای

$$m \in \{50, 100, 200, 500, 1000, 2000, 5000\}$$

و

$$\varepsilon \in \{0.02, 0.05, 0.10\}$$

و ۵۰۰۰۰ زوج تصادفی، مراحل زیر را انجام دهید:

• برای هر مقدار m :

نگاشت (GaussianRandomProjection(n_components=m, random_state=0)) را بسازید و ماتریس ویژگی X را به X_m تصویر کنید.

- از میان نمونه‌ها، ۵۰۰۰۰ زوج تصادفی متمایز (i, j) انتخاب کنید با شرط $i \neq j$. زوج‌هایی که فاصله اصلی‌شان صفر باشد ($\|x_i - x_j\|_2 = 0$) حذف شوند.

- برای هر زوج انتخاب‌شده، نسبت فاصله‌ها را محاسبه کنید:

$$\frac{\|f(x_i) - f(x_j)\|_2}{\|x_i - x_j\|_2},$$

- برای هر m :

میانگین (mean)، میانه (median)، صدک‌های ۵ و ۹۵ ($p5, p95$) نسبت‌ها را محاسبه کنید و درصد زوج‌های داخل $[1 \pm \varepsilon]$ ، برای $\varepsilon \in \{0.02, 0.05, 0.10\}$ قرار دارند را گزارش دهید.