24-1 DSL 정규 세션

기초과제 1 통계적 사고



- ☑ 본 과제는「통계학입문」,「통계방법론」,「선형대수」및「수리통계학(1)」일부에 상응하는 내용의 복습을 돕기 위해 기획되었습니다. 평가를 위한 것이 아니므로, 주어진 힌트(◈)를 적극 활용하시고 학회원 간 토론, Slack 의 질의응답을 활용하시어 해결해주십시오. 단, 답안 표절은 금지합니다.
- ☑ 서술형 문제는 ✓, 코딩 문제는 © 으로 표기가 되어 있습니다. 각 문제에서 요구하는 방법에 맞게 해결하며, 서술형 문제들은 따로 작성하시어 pdf 로 제출해주시고 코드 문제들은 ipynb 파일에 답안을 작성하시어 제출해주십시오.
- ☑ **7/25 (목) 23 시 59 분까지** Github 에 PDF 파일과 ipynb 파일을 모두 제출해주십시오. Github 에 제출하는 방법을 모른다면 학술부장 혹은 과제 질의응답을 위한 오픈채팅방을 활용해주시오.
- 점고 노서 :통계학입문(3 판, 강상욱 외), Introduction to Mathematical Statistics(8 판, Hogg et.al.)

문제 1 | Central Limit Theorem

중심극한정리는 확률변수의 합 형태 (Sum of Random Variables) 의 극한분포를 손쉽게 구할 수 있도록 해 주기에 통계학에서 가장 자주 사용하는 정리입니다. 이 문제에서는 중심극한정리의 정의와 그 활용에 대해 짚어보겠습니다.

1-1 ♥: 중심극한정리(Central Limit Theorem)의 정의를 서술하시오.

- ♥ 통계학입문 (3 판) 7 장 참고

표본 평균의 분포가 충분히 큰 표본 크기(일반적으로 n 은 30 이상)에서 정규 분포를 따른다는 정리이다. 다시말해, 모집단이 어떤 분포를 따르는지와 상관없이, 크기가 n 만큼 충분히 큰 표본을 여러 번 추출하여 그 표본평균을 계산하면, 표본 평균들의 분포는 정규분포에 가깝다.

1-2 / : 중심극한정리가 통계적 추론 중 "구간추정"에서 어떻게 활용되는지 서술하시오.

∜ Hogg(8 판) 4 장 2 절

평균에 대한 구간 추정을 대표적으로 해볼 수 있다. 예를 들어 보자. 대한민국 국민 5,000 만명의 평균 학업수준을 추정한다고 하자. 0에 가까울수록 미달, 100에 가까울수록 우수하다고 하자. 현실적인 이유로 10,000 명만 조사하였더니, 표본 평균은 50, 표본 표준편차는 10이 나왔다. 이때 CLT 를 적용할 수 있다. 표준 오차를 (표본 표준편차)/(n**0.5) = 0.1을 구하고, 95% 신뢰수준에서 z 값이 1.96이므로 대한민국 국민 5,000만명의 평균 학업수준은 (50-1.96*0.1, 50+1.96*0.1)로 구간 추정을 할 수 있다.

문제 2 Linear Algebra

선형대수학은 머신러닝을 위한 수학 중에서 가장 중요한 요소 중 하나이며, 이 중에서 가장 중요한 것 중에서 하나는 바로 SVD (Singular Value Decomposition, 특이값 분해) 입니다. 이것을 알기위해서 고유값과 고유벡터를 활용한 Diagonalization 에 대해서 먼저 알아본 후, SVD 를 사용하여실제로 이미지 압축을 적용해보겠습니다.

2-1 ✓: Diagonalization 의 정의가 다음과 같이 주어졌습니다.

Diagonalization 이란 정방행렬(A) 를 Eigenvalue, Eigenvector 를 통해서 대각행렬 (D) 를 만드는 것이며, 즉 $D = P^{-1}AP$ 를 통해서 대각행렬 (D) 를 찾는 것입니다.

조건들 : 1.) A 는 정방행렬 (Square Matrix) 이다. 2.) $A(n \times n)$ 는 n 개의 독립인 고유벡터를 가지고 있다.

- 1.) A 에 대한 고유벡터들을 찾으며, 이것을 각각 P_1, P_2, \cdots, P_n 으로 놓는다
- 2.) $P = [P_1, P_2, \dots, P_n]$ 메트릭스를 만든다
- 3.) $P^{-1}AP$ 를 구하면 다음과 같은 형태가 나오게 된다

$$P^{-1} A P = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix} = D$$

만약에 A 가 대칭 (Symmetric) 행렬이면 다음과 같은 꼴이 나오게 됩니다.

$$A = P D P^{T}$$

다음과 같은 정방행렬에 Diagonalization 을 적용시켜서 나오게 되는 대각행렬을 쓰시오.

b)
$$\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} |A - \lambda I| = 0 \text{ oil} A \\ \lambda = 2 & (\frac{2}{6}), \ \lambda = 1 \\ \vdots \ b = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

c)
$$\begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

2-2 ♥: SVD 의 정의가 다음과 같이 주어졌습니다.

SVD 란 Diagonalization 과는 달리 모든 행렬 (A) 에 대해서 사용이 가능합니다.

- 1.) $A^T A$, $A A^T$ 행렬들을 만듭니다. 이것은 항상 대칭 (Symmetric) 행렬이 됩니다.
- 2.) $A^{T} A = V D V^{T}$, $A A^{T} = U D' U^{T}$ 으로 대각화를 진행을 하고 나서 정규직교화까지 하게 된다면 U 와 V 를 얻게 됩니다.
- 3.) 여기에서 0 이 아닌 고유값들이 내림차순으로 나열된 것이 바로 D 가 되며, 이것은 바로 ∑ 행렬의 대칭 원소들이 됩니다.
- 4.) 결국 $A = U \sum V^T$ 의 관계를 가지기 때문에 위에서 구한 U 와 V 를 대입시키면 되며 \sum 도 3.) 에서 구했던 걸로 대입을 하면 됩니다.

참고 자료:

- https://www.youtube.com/watch?v=rziHzFk5JyU
- https://www.youtube.com/watch?v=HeGdlgB8450 (해당 자료를 참고하여 문제를 풀어주세요.)
- https://angeloyeo.github.io/2019/08/01/SVD.html#google_vignette

다음과 같은 행렬에 SVD 를 적용하여 나오는 ∑ 행렬을 구하시오.

$$h = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

1.
$$A^{T}A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

2.
$$|A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

$$\lambda = 2 \cdot |A^TA - \lambda I| = 0$$
 only \rangle

2-3 ©: .ipynb 파일에서는 SVD (Singular Value Decomposition, 특이값-분해) 를 이미지 압축에 활용하는 예시를 보여주고 있습니다. 해당 코드를 확인한 후, 새로운 사진에 대해 원본에 비해서 적은 용량을 차지하면서도 원본에 대한 정보를 유지해주는 차원 수가 무엇인지 알아냅시오.

코드 작성하였습니다.

문제 3 □ 모분산에 관한 추론

카이제곱 분포는 모집단의 모분산 추정에 유용하게 쓰이며, 정규분포에서의 랜덤표본에서 표본분산과 관계되는 분포입니다. 표준정규분포를 따르는 서로 독립인 확률변수 $Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_k$ 가 있을 때, $V=Z_1,+Z_2+Z_3+\dots+Z_k\Rightarrow V\sim$ 자유도가 k 인 X^2 분포를 따른다고 할 수 있습니다. 대개 모분산에 관한 추론에 사용되며, 검정통계량으로 $X^2=\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}\sim X^2$ (n-1)가 쓰입니다.

3-1 > : 플라스틱 판을 제조하는 공장이 있다. 판 두께의 표준편차가 1.5mm 를 넘으면 공정 상에 이상이 있는 것으로 간주합니다. 오늘 아침 10 개의 판을 무작위 추출하여 두께를 측정한 결과가 다음과 같았습니다.

{226, 228, 226, 225, 232, 228, 227, 229, 225, 230}

해당 판 두께의 분포가 정규분포를 따른다고 할 때, 공정에 이상이 있는지를 검정하세요.

a) 🖋 귀무가설과 대립가설을 설정하시오.

 $H_0: 6^2 \le 1.5^2$ $H_1: 6^2 > 1.5^2$

b) ◢ 유의수준 5%에서의 가설검정을 수행하고 판 두께의 분산에 대한 90% 신뢰구간을 구하시오.

♥ 어떤 검정통계량이 어떤 분포를 따르는지, 언제 귀무가설을 기각하는지 정해야 합니다.

$$\mathcal{X}^{2} = \frac{(N-1)S^{2}}{6^{2}} = \frac{9 \times 2.271^{2}}{1.5^{2}} = 20.630$$

$$\mathcal{B}^{2}_{0.05,9} = 16.919 < 20.630 \rightarrow H_{0}7175$$

$$\frac{11}{5} \times 43 + 17 = \left(\frac{(N-1)S^{2}}{\mathcal{X}^{2}_{0.05,9}}, \frac{(N-1)S^{2}}{\mathcal{X}^{2}_{0.95,9}}\right) = \left(\frac{9 \times 2.271^{2}}{16.919}, \frac{9 \times 2.271^{2}}{3.33}\right) = (2.743, 13.939)$$

문제 4 │ 통계적 방법론

t 검정은 모집단이 정규분포를 따르지만 모표준편차를 모를 때, 모평균에 대한 가설검정 방법입니다. 대개 두 집단의 모평균이 서로 차이가 있는지 파악하고자 할 때 사용하며, 표본평균의 차이와 표준편차의 비율 을 확인하여 통계적 결론을 도출합니다. ANOVA Test 의 경우 집단이 2 개보다 많은 경우 모평균에 차이가 있는지 파악하고자 할 때 사용되며, 이것은 코드로만 살펴보겠습니다.

4-1
✔: 어떤 학우가 DSL 학회원(동문 포함)의 평균 키가 DSL 학회원이 아닌 사람의 평균 키보다 크다고 주장하여, 실제로 그러한지 통계적 검정을 수행하려고 합니다. 며칠간 표본을 수집한 결과 다음과 같은 값을 얻었습니다.

표본 수: 총 250 명, 각 125 명

측정에 응한 DSL 학회원들의 평균 키 : 173.5cm / 표준편차 : 7.05cm 측정에 응한, DSL 학회원이 아닌 사람들의 평균 키 : 171.4cm / 표준편차 : 7.05cm

 $H_0: \mu_1 = \mu_2$ $H_1: \mu_1 > \mu_2$

- 渺 통계학입문(3 판) 7 장 참고
- ♥ 어떤 검정통계량이 어떤 분포를 따르는지, 언제 귀무가설을 기각하는지 정해야 합니다.

$$\dot{t} = \frac{\vec{\chi}_1 - \vec{\chi}_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{I_1} + \frac{S_2^2}{I_2}}} = \frac{1773.57 - 1771.44}{\sqrt{\frac{7.057^2}{1257} + \frac{7.057^2}{1257}}} = 2.357 / 2187 = \frac{\left(\frac{S_1^2}{I_1} + \frac{S_2^2}{I_2}\right)^2}{\left(\frac{S_1^2}{I_1}\right)^2 + \left(\frac{S_2^2}{I_2}\right)^2} = \frac{\left(\frac{7.057^2}{1257} + \frac{7.057^2}{1257}\right)^2}{\left(\frac{7.057^2}{1257} + \frac{7.057^2}{1257}\right)^2} = 248$$

- 4-2 © : 한 학우가 이번에는 각 학회의 평균 키가 똑같다는 주장을 하였습니다. 해당학우가 제공한 ESC 학회의 학회원별 키 데이터를 활용해 가설검정을 진행하고자합니다.
- a) ◢ 귀무가설과 대립가설을 설정하시오.

 $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$ $H_1: not H_0$

- b) © 파이썬의 scipy.stats 을 활용해서 유의수준 5%에서의 가설검정을 수행하고 결론을 도출하시오. 결론은 .ipynb 파일에 쓰셔도 괜찮습니다.
- 🖑 One-way Anova Test 를 활용해서 사용하는 문제입니다.
- 🦭 활용해야 될 함수는 scipy.stats.f_oneway 입니다.

p-value = 0.001 < 0.05 -> Ho7175

24-1 기초과제 1 (통계적 사고)

문제 5 © Numpy + Pandas 활용

기초과제.ipynb 파일에 제공된 문제를 참고하여 수행하기 바랍니다.

对的处立的

Reference Data Science Lab

- Introduction to Mathematical Statistics(8 판, Hogg et.al)
- 23-2 기초과제 1 (9 기 이성균)
- 24-1 기초과제 1 (10 기 신재우)

담당자 : 11 기 김현진, 11 기 김정우

Rlaguswls186790@yonsei.ac.kr

kjungwoo@yonsei.ac.kr