



## 8/3(화) 회의록

🕒 작성일시	@2021년 8월 6일 오후 9:40
👤 작성자	 이하람
👥 참석자	
🕒 최종 편집일시	@2021년 8월 9일 오후 7:40
📌 회의 유형	일일 회의

### 👉 피어세션이 피어씁니다 발표 준비

#### 1. 팀원 소개

- 우리의 각오 : 아이구야 라는 소리가 나올만큼 힘들어도 같이 이겨내보자!!
- 각자 사진 / 부캐 이름&사진 / 해시태그 준비 : 부캐 - 어벤져스 컨셉

#### 2. 피어규칙 소개

- 피어규칙은 어제 작성한대로
  - 수정사항 : 과제 진도 공유 후 과제 코드 리뷰
    - 코드 리뷰 방식 : 한명이 다른 사람 코드 보고 코멘트 적거나 주석을 달아서 전달
    - 순서 : 이름 순
    - 피어세션 전까지 과제 했는지 여부를 체크하고, 코멘트를 달아주고, 피어세션 때 코멘트 요약해서 의견 공유하기
- 발표 : 사다리타기 결과 - 보성님

### ✌️ 학습 내용 공유

## 1. 어제 과제 코드 리뷰🔍

- Assignment1,2,3에 제출한 서로의 코드를 보며 코멘트를 남기고, 의견을 공유

<https://drive.google.com/drive/folders/1w8W0Tw6dHQB0mG5XRvU7IOIPh-bouif?usp=sharing>

## 2. 강의 내용 중 질문하기🙋

- Q1) 무어 펜로즈 - 선형회귀분석 L2노름 최소화가 무슨 관련이 있는지?

$$\begin{bmatrix} \text{---} \mathbf{x}_1 \text{---} \\ \text{---} \mathbf{x}_2 \text{---} \\ \vdots \\ \text{---} \mathbf{x}_n \text{---} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{X}\beta = \hat{\mathbf{y}} \approx \mathbf{y}$$
$$\Rightarrow \beta = \mathbf{X}^+ \mathbf{y} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

$\min_{\beta} \|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\|_2$   
L<sub>2</sub>-노름을 최소화

- A1) L2노름을 최소화하기 위한 것과 무어 펜로즈 역행렬을 곱하는 것에 대한 수학적인 증명이 있다고 합니다.
- Q2) 무어 펜로즈 역행렬에서 y절편을 더해줘야 하는 이유가 뭔지?

```
1 # Scikit Learn 을 활용한 회귀분석
2 from sklearn.linear_model import LinearRegression
3 model = LinearRegression()
4 model.fit(X, y)
5 y_test = model.predict(x_test)
6
7 # Moore-Penrose 역행렬
8 X_ = np.array([np.append(x, [1]) for x in X]) # intercept 항 추가
9 beta = np.linalg.pinv(X_) @ y
10 y_test = np.append(x, [1]) @ beta
```

y절편(intercept) 항을 직접 추가해야 한다

- A2) intercept 항은 차이를 보정해주기 위해 필요하다.
- (+추가) 이삭님 : [1]을 더하는 이유와 bias 항이 무어펜로즈 역행렬로 계산가능한지에 대한 설명 정리

## Pseudo Inverse

```
7 # Moore-Penrose 역행렬
8 X_ = np.array([np.append(x, [1]) for x in x]) # intercept 항 추가
9 beta = np.linalg.pinv(X_) @ y
10 y_test = np.append(x, [1]) @ beta
```

For a matrix  $X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & & & \vdots \\ x_{n1} & & \cdots & x_{nm} \end{pmatrix}$  and coefficient matrix  $\beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \end{pmatrix}$ ,

$$X\beta = Y \text{ means } \begin{pmatrix} x_{11}\beta_1 + x_{12}\beta_2 + \cdots x_{1m}\beta_m \\ \vdots \\ x_{n1}\beta_1 + x_{n2}\beta_2 + \cdots x_{nm}\beta_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix}.$$

Since there is no bias, what will happen if a column with 1s be added to X?

$$X + [1] = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} & 1 \\ x_{21} & & \cdots & x_{2m} & 1 \\ \vdots & & & \vdots & \\ x_{n1} & & \cdots & x_{nm} & 1 \end{pmatrix}, \beta \text{ with bias} = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \\ b \end{pmatrix}.$$

$$\text{Therefore } (X + [1])(\beta + bias) = \begin{pmatrix} x_{11}\beta_1 + x_{12}\beta_2 + \cdots x_{1m}\beta_m + b \\ \vdots \\ x_{n1}\beta_1 + x_{n2}\beta_2 + \cdots x_{nm}\beta_m + b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix}.$$

If we calculate the pseudo inverse for  $X + [1]$ ,

We can get all appropriate values for coefficients  $\beta_i$  and bias  $b$

### 3. 심화적인 내용 공유하기 🤖

- 이삭님 - 첫번째 질문과 관련한 자료를 찾으시면 공유
  - <https://stats.stackexchange.com/questions/266631/what-is-the-difference-between-least-square-and-pseudo-inverse-techniques-for-li>
- 진규님 - 무어펜로즈 역행렬 관련 자료가 있다면 공유

- [https://angeloyeo.github.io/2020/11/11/pseudo\\_inverse.html](https://angeloyeo.github.io/2020/11/11/pseudo_inverse.html)

#### 4. 과제 방법 토론하기 🤔

- 이번 과제는 출력형식이 중요하다.
- baseball - stop iteration 에러 - main()을 재귀호출하면 안된다. 맨 처음과 마지막 출력은 한번씩만!
- 모스부호 - 이것도 출력이 까다로우니 주의하자!



#### 멘토님과 위클리 세션 진행 여부

- 멘토님과 질의응답할 수 있는 시간을 매주 고정된 시간에 가질지 or 필요시에 요청드릴지
- 멘토링 시간 : 질의응답 (과제/강의 보다는 방향성이나 장래,진로에 대한 질문이 될 것 같다.)
- 평일 저녁 코어타임 이후에 멘토님 가능하신 시간으로!!