

[EEC3600-001] 수치해석		
소속: 전기전자공학부	학번: 12191529	이름: 장준영
Term Project		Prob #6

1. Problem

a. 문제

Problem 6. [Optimization (programming)]

We continue a linear-equality constrained least-squares problem where the goal is to purchase advertising in n different channels so as to achieve (or approximately achieve) a target set of customer views or impressions in m different demographic groups. We denote the n -vector of channel spending as s ; this spending results in a set of views (across the demographic groups) given by the m -vector $v = Rs$.

We want to minimize the sum of squares of the deviation from the target set of views, given by v_{des} . In addition, we fix our total advertising spending, with the constraint $\sum_{i=1}^n s_i = \mathbf{1}^\top s = b$, where b is a given total advertising budget and $\mathbf{1} = [1 \ 1 \ \cdots \ 1]^\top \in \mathbb{R}^n$ denotes the all-ones n -vector. (This can also be described as allocating a total budget b across the n different channels.) This leads to the constrained least squares problem

$$\begin{aligned} &\text{minimize} \quad \|Rs - v_{\text{des}}\|^2 \\ &\text{subject to} \quad \mathbf{1}^\top s = b \end{aligned}$$

The solution \hat{s} of this problem is not guaranteed to have nonnegative entries, as it must to make sense in this application. But we ignore this aspect of the problem here.

- Write down two first-order necessary conditions we studied in the class. Namely, (1) primal condition and (2) primal-dual condition. Both are linear systems.
- Make a python code to compute the solution \hat{s} for given $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $v_{\text{des}} \in \mathbb{R}^m$, and $b \in \mathbb{R}$. Run your code with the data file `advertizing_budget_data.ipynb`.
- Compute and compare the RMS errors with different budgets,

$$b = 1200, 1300, \dots, 1700$$

where the RMS error is defined as

$$\text{RMS} = \frac{\|R\hat{s} - v_{\text{des}}\|}{\sqrt{m}}.$$

For comparisons, plot b vs. RMS.

(Hint!)

```
[17]: #advertising budget
R = np.matrix([[.97,1.86,.41],[1.23,2.18,.53],[.8,1.24,.62],[1.29,.98,.
→51],[1.1,1.23,.69],[.67,.34,.54],[.87,.26,.62],[1.1,.16,.48],[1.92,.22,.
→71],[1.29,.12,.62]])
m,n = np.shape(R)
vdes = 1e3 * np.ones(m)
s = npl.lstsq(R,vdes)[0]
s
#will be continued in 16 re: how to add a constraint like a total budget

/Users/kwangkikim/anaconda3/envs/py-numanal/lib/python3.7/site-
packages/ipykernel_launcher.py:5: FutureWarning: `rcond` parameter will
change
to the default of machine precision times ``max(M, N)`` where M and N are
the
input matrix dimensions.
To use the future default and silence this warning we advise to pass
`rcond=None`, to keep using the old, explicitly pass `rcond=-1`.
"""

[17]: array([ 62.07662454,  99.98500403, 1442.83746254])

[18]: rms = lambda x: np.sqrt(np.mean(np.square(x))) #not a built in numpy
      function
      rms(np.matmul(R,s) - vdes)

[18]: 132.6381902632653
```

본 문제는 광고 예산을 여러 채널에 분배하여 특정 인구통계 그룹에 대한 도달량을 최대한 정확히 달성하는 **선형 등식 제약 하의 최소제곱(Least Squares with Equality Constraint)** 문제이다.

우리는 다음과 같은 모델을 고려한다:

- $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$: 채널별 도달률 (행: 인구 집단, 열: 채널)
- $s \in \mathbb{R}^n$: 채널별 광고 예산 분배
- $v_{des} \in \mathbb{R}^m$: 원하는 인구 집단별 도달량
- $s \in \mathbb{R}^n$: 총 광고 예산

본 문제는 다음과 같은 **제약조건 최소제곱** 문제로 표현할 수 있다:

$$\text{minimize } \|Rs - v_{des}\|^2 \text{ subject to } 1^T s = b$$

이는 총 예산 b 에서 인구 집단별 도달량과의 오차를 최소화하는 s 를 찾는 문제이다.

2. Solution (a)

1) Prime Condition

주어진 문제는 다음과 같다:

$$\text{minimize } \|Rs - v_{des}\|^2 \quad \text{subject to } 1^T s = b$$

이는 선형 등식 제약이 포함된 최소제곱 문제이며, 목적함수는 convex 하므로 KKT 조건이 1차 필요조건이자 충분조건이다.

우선 목적함수 $f(s) = \|Rs - v_{des}\|^2$ 의 gradient 는 다음과 같다:

$$\nabla f(s) = 2R^T(Rs - v_{des})$$

여기에 등식 제약 $1^T s = b$ 를 라그랑주 승수 λ 와 함께 반영하면, 다음과 같은 Lagrangian 을 구성할 수 있다:

$$\mathcal{L}(s, \lambda) = \|Rs - v_{des}\|^2 + \lambda(1^T s - b)$$

2) Primal-Dual Condition (KKT 조건)

KKT 조건을 적용하면 다음의 선형 시스템을 얻을 수 있다:

$$\begin{cases} 2R^T(Rs - v_{des}) + \lambda \cdot 1 = 0 \\ 1^T s - b = 0 \end{cases}$$

이를 행렬로 정리하면 다음과 같은 선형 시스템이 된다:

$$\begin{bmatrix} 2R^T R & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2R^T v_{des} \\ b \end{bmatrix}$$

3. Solution (b)

■ 데이터 함수 정의 (advertising_budget_data())

```
1  import numpy as np
2
3  # -----
4  # Step 1: 데이터 함수 정의
5  # -----
6  def advertising_budget_data():
7      """
8      Return R matrix (reach rate) and v_des vector (target views).
9      R is shape (m, n), v_des is length m.
10     """
11     R = np.array([
12         [0.97, 1.86, 0.41],
13         [1.23, 2.18, 0.53],
14         [0.80, 1.24, 0.62],
15         [1.29, 0.98, 0.51],
16         [1.10, 1.23, 0.69],
17         [0.67, 0.34, 0.54],
18         [0.87, 0.26, 0.62],
19         [1.10, 0.16, 0.48],
20         [1.92, 0.22, 0.71],
21         [1.29, 0.12, 0.62]
22     ])
23     m, n = R.shape
24     v_des = 1e3 * np.ones(m)
25     return R, v_des
```

- 목적: 문제에 주어진 광고 채널 도달률 행렬 $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 과, 목표 도달률 벡터 $v_{des} \in \mathbb{R}^m$ 를 초기화한다.
- R : 각 행은 인구 집단별로 광고 채널 3 개에 대한 도달률을 의미한다.
- v_{des} : 각 인구 집단별로 1000 뷰를 목표로 하므로, 모든 항목이 1000 인 벡터로 구성된다.

■ 제약 최소제곱 해법 (solve_least_squares_with_constraint())

```
27  # -----
28  # Step 2: 제약 최소제곱 해법
29  # -----
30  def solve_least_squares_with_constraint(R, v_des, b):
31      """
32      Solve min ||Rs - v_des||^2 subject to 1^T s = b
33      using KKT system.
34      """
35      m, n = R.shape
36      RtR = 2 * R.T @ R
37      Rtv = 2 * R.T @ v_des
38      ones = np.ones((n, 1))
39
40      # KKT 시스템 구성
41      KKT_matrix = np.block([
42          [RtR, ones],
43          [ones.T, np.zeros((1, 1))]
44      ])
45      rhs = np.concatenate([Rtv, [b]])
46
47      # 선형 시스템 풀기
48      sol = np.linalg.solve(KKT_matrix, rhs)
49      s_opt = sol[:n]
50      return s_opt
```

- 목적: 제약 조건 $1^T s - b = 0$ 하에서 최소제곱 문제 $\min \|Rs - v_{des}\|^2$ 의 최적 해 \hat{s} 를 구한다.
- 구현 원리: 수업에서 유도한 KKT 조건 기반 선형 시스템을 구성하고 풀도록 한다.
- KKT 시스템 구성:

$$\begin{bmatrix} 2R^T R & 1 \\ 1^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2R^T v_{des} \\ b \end{bmatrix}$$

- RtR: $2R^T R$ 목적 함수의 Hessian.
- Rtv: $2R^T v_{des}$ Gradient 항.
- ones: 제약 조건 $1^T s - b = 0$ 표현을 위한 벡터.
- KKT_matrix: 전체 선형 시스템 좌변 행렬
- rhs: 우변 벡터
- sol: $[\hat{s}; \lambda]$ 를 포함한 해.
- s_opt: 최적 해 \hat{s} 만 추출하여 반환.

■ 실행 및 결과 출력

```

52 # -----
53 # Step 3: 실행
54 # -----
55 R, v_des = advertising_budget_data()
56 b = 1300
57
58 s = solve_least_squares_with_constraint(R, v_des, b)
59
60 # 결과 출력
61 print("Optimal s:", s)
62 print("1^T s =", np.sum(s))
63
64 # RMS 오차 계산
65 m = R.shape[0]
66 rms = np.linalg.norm(R @ s - v_des) / np.sqrt(m)
67 print("RMS Error:", rms)

```

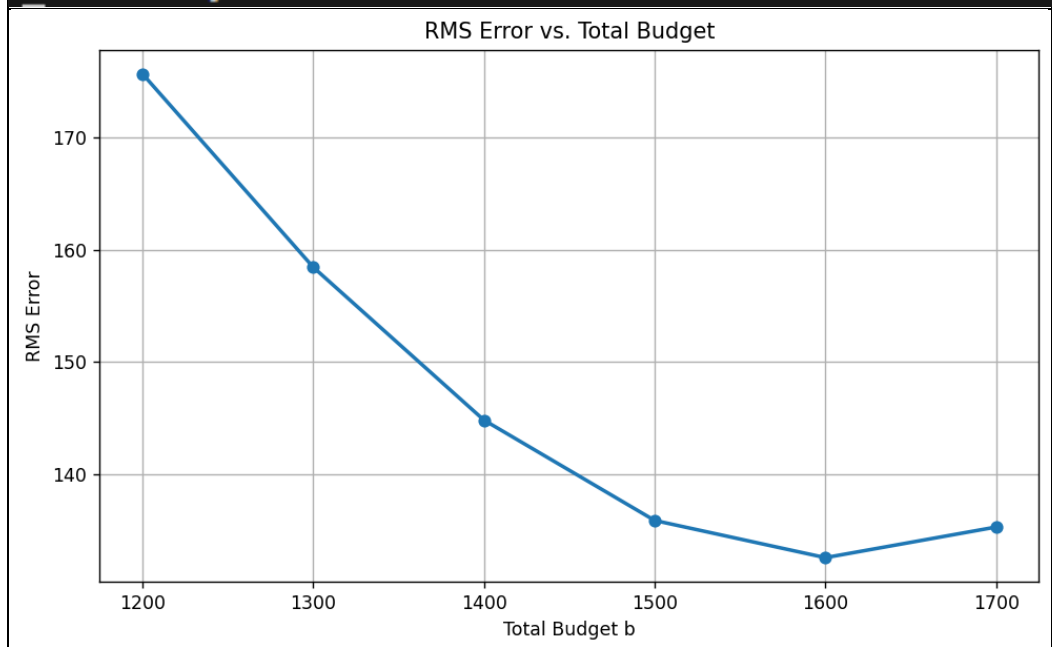
- 입력 데이터 로딩 및 예산 $b = 1300$ 설정.
- 함수 호출로 최적 광고비 분배 \hat{s} 계산.
- 최종 목표 도달률과 실제 도달률 간의 RMS 오차 계산:

$$RMS = \frac{\|R\hat{s} - v_{des}\|}{\sqrt{m}}$$

4. Solution (c): 시뮬레이션 결과 및 그래프 해석

```
51 for b in budgets:
52     s = solve_least_squares_with_constraint(R, v_des, b)
53     rms = np.linalg.norm(R @ s - v_des) / np.sqrt(m)
54     rms_list.append(rms)
55     print(f"b = {b}, RMS = {rms:.4f}")
```

```
b = 1200, RMS = 175.5962
b = 1300, RMS = 158.4337
b = 1400, RMS = 144.8577
b = 1500, RMS = 135.9472
b = 1600, RMS = 132.6455
b = 1700, RMS = 135.3638
```



문제 6-(c)에서는 총 광고 예산 b 의 값을 1200 부터 1700 까지 100 단위로 변화시키면서, 각 예산에 대해 최소제곱해 \hat{s} 를 구하고 실제 도달률과 목표 도달률 사이의 RMS 오차를 계산하였다. 실험 결과, 예산이 증가함에 따라 RMS 오차는 전반적으로 감소하는 경향을 보였다. 구체적으로 예산이 1200 일 때 RMS 오차는 약 175.60 으로 가장 컸으며, 예산을 1300, 1400, 1500 으로 순차적으로 늘릴수록 RMS 오차는 각각 약 158.43, 144.86, 135.95 로 점진적으로 줄어들었다. 이와 같은 경향은 더 많은 예산이 확보될수록 각 인구 집단의 도달 목표를 더 정확하게 맞출 수 있다는 것을 보여준다.

특히 예산이 1600 일 때 RMS 오차는 약 132.65 로 최저점을 기록하였고, 그 이후 1700 에서는 오히려 RMS 가 약간 상승하여 135.36 이 되었다. 이는 예산이 일정 수준 이상으로 증가했을 때, 도달률 개선 효과가 포화 상태에 이르며 일부 채널에 과도한 비용이 분배되어 비효율성이 발생할 수 있음을 시사한다. 결국 예산을 무작정 증가시키는 것이 항상 성능 향상으로 이어지지 않으며, 주어진 문제에서는 예산이 1500~1600 사이일 때 도달률 정확도와 자원 효율성 사이의 균형이 가장 잘 맞는 것으로 해석할 수 있다.