1.

$$(1) \ \frac{1}{8} \sum_{i=1}^{8} GPA_{i} = 3.2125 = \overline{GPA} \ , \ \frac{1}{8} \sum_{i=1}^{8} STUDY_{i} = 25.875 = \overline{STUDY} \ ,$$

$$\sum_{i=1}^{8} (STUDY_{i} - \overline{STUDY})^{2} = 56.875 \ , \ \sum_{i=1}^{8} (STUDY_{i} - \overline{STUDY})(GPA_{i} - \overline{GPA}) = 5.8125$$
 임을 표에서 구할 수 있다. 따라서 β_{1}, β_{2} 의 추정치 b_{1}, b_{2} 를 구하면,

$$b_{2} = \frac{\sum_{i=1}^{8} (STUDY_{i} - \overline{STUDY})(GPA_{i} - \overline{GPA})}{\sum_{i=1}^{8} (STUDY_{i} - \overline{STUDY})^{2}} = \frac{5.8125}{56.875} \approx 0.102, \ b_{1} \approx 0.568$$

(2)
$$5 \times b_2 = 0.510$$

(3)
$$G\hat{P}A_i = 0.568 + 0.102STUDY_i$$
, $e_i = GPA_i - G\hat{P}A_i$

GPA_i	\hat{GPA}_i	$e_{_i}$
2.8	2.714	0.086
3.4	3.021	0.379
3	3.225	-0.225
3.5	3.327	0.173
3.6	3.532	0.068
3	3.123	-0.123
2.7	3.123	-0.423
3.7	3.634	0.066

$$\sum_{i=1}^{8} e_i = 0.$$

2.(1) 주어진 자료에서
$$\bar{X} = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} X_i = 15$$
, 마찬가지로 $\bar{Y} = 80$.

$$b_2 = \frac{\sum_{i=1}^{30} (X_i - \overline{X})(Y_i - \overline{Y})}{\sum_{i=1}^{30} (X_i - \overline{X})^2} = \frac{3600}{900} = 4, \ b_1 = \overline{Y} - b_2 \overline{X} = 80 - 150 \times b_2 = 20.$$

따라서
$$\hat{Y}_i = 20 + 4X_i$$
.

(2) 학습시간 이외에 성적에 영향을 주는 변수로 IQ, 결석횟수, 통계학 성적, 수업시간 집중도 등.

3.
$$\varphi \equiv \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\mu})^2$$
 이란 하면 $\frac{d\varphi}{d\mu} = -2\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\mu}) = 0 \Rightarrow \hat{\mu} = \overline{Y}$ 이다.

(보충 설명)

여기서 기억해야 할 사실은 표본평균도 일종의 최소자승추정량이라는 것이다. 즉 독립변수가 상수항 하나 밖에 없는 모형에서 표본평균은 잔차항 제곱합을 최소화시 키는 값이다.

이를 모집단의 개념으로 전환시키면 우리가 어떤 집단의 대표치로 모집단 평균 (표본평균)을 선택한다면

- (*) 모집단 평균(표본평균)은 $E(Y_i c)^2$ 의 squared error 를 최소화시키는 값이다.
- (**) 마찬가지로 표본평균은 $\left(\frac{1}{n}\right)\sum_{i=1}^{n}\left(Y_{i}-\hat{\mu}\right)^{2}$ 의 squared error 를 최소화시키는 값이다.(여기서 1/n은 없어도 괜찮음).

이와 같이 모집단 개념과 표본 개념은 1 대 1 의 관계가 있는데 모집단의 행위를 그대로 답습하여 표본추정량을 구축하는 이러한 행위를 analogue estimation 이라한다.

4.
$$Y_i = \beta X_i + \varepsilon_i$$

(1) β 의 추정량 b를 구하라

$$Min\sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - bX_i)^2 \equiv \phi$$

(*)
$$\frac{\partial \phi}{\partial b} = -2\sum_{i=1}^{n} (Y_i - bX_i)X_i = 0 \implies \sum_{i=1}^{n} e_i X_i = 0 : \text{Normal Equation}$$

$$\sum_{i=1}^{n} e_i X_i = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - bX_i) X_i = \sum_{i=1}^{n} Y_i X_i - b \sum_{i=1}^{n} X_i^2 = 0$$

$$\therefore b = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_{i} Y_{i}}{\sum_{i=1}^{n} X_{i}^{2}} \neq \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_{i} - \overline{X})(Y_{i} - \overline{Y})}{\sum_{i=1}^{n} (X_{i} - \overline{X})^{2}}$$

여기서는 정규방정식이 (*)식 하나만 도출된다는 점에 유의할 것.

- (2) 절편이 없는 모형에서 normal equation 에서 $\sum_{i=1}^n e_i = 0$ 의 조건이 도출되지 않으므로, 일반적으로 $\sum_{i=1}^n e_i \neq 0$ 이다.
- 5. 수업시간에 도출한 정규방정식:

1)
$$\sum_{i=1}^{n} e_i = 0$$
 2) $\sum_{i=1}^{n} X_i e_i = 0$

(1)
$$\sum_{i=1}^{n} Y_{i} = \sum_{i=1}^{n} (a + bX_{i} + e_{i}) = \sum_{i=1}^{n} (a + bX_{i}) + \sum_{i=1}^{n} e_{i} = \sum_{i=1}^{n} (a + bX_{i}) = \sum_{i=1}^{n} \hat{Y}_{i}$$
$$\therefore \sum_{i=1}^{n} Y_{i} = \sum_{i=1}^{n} \hat{Y}_{i}$$

(2)

$$\sum_{i=1}^{n} X_{i} Y_{i} = \sum_{i=1}^{n} X_{i} (a + bX_{i} + e_{i}) = \sum_{i=1}^{n} X_{i} (a + bX_{i}) + \sum_{i=1}^{n} X_{i} e_{i} = \sum_{i=1}^{n} X_{i} (a + bX_{i}) = \sum_{i=1}^{n} X_{i} \hat{Y}_{i}$$
$$\therefore \sum_{i=1}^{n} X_{i} Y_{i} = \sum_{i=1}^{n} X_{i} \hat{Y}_{i}$$