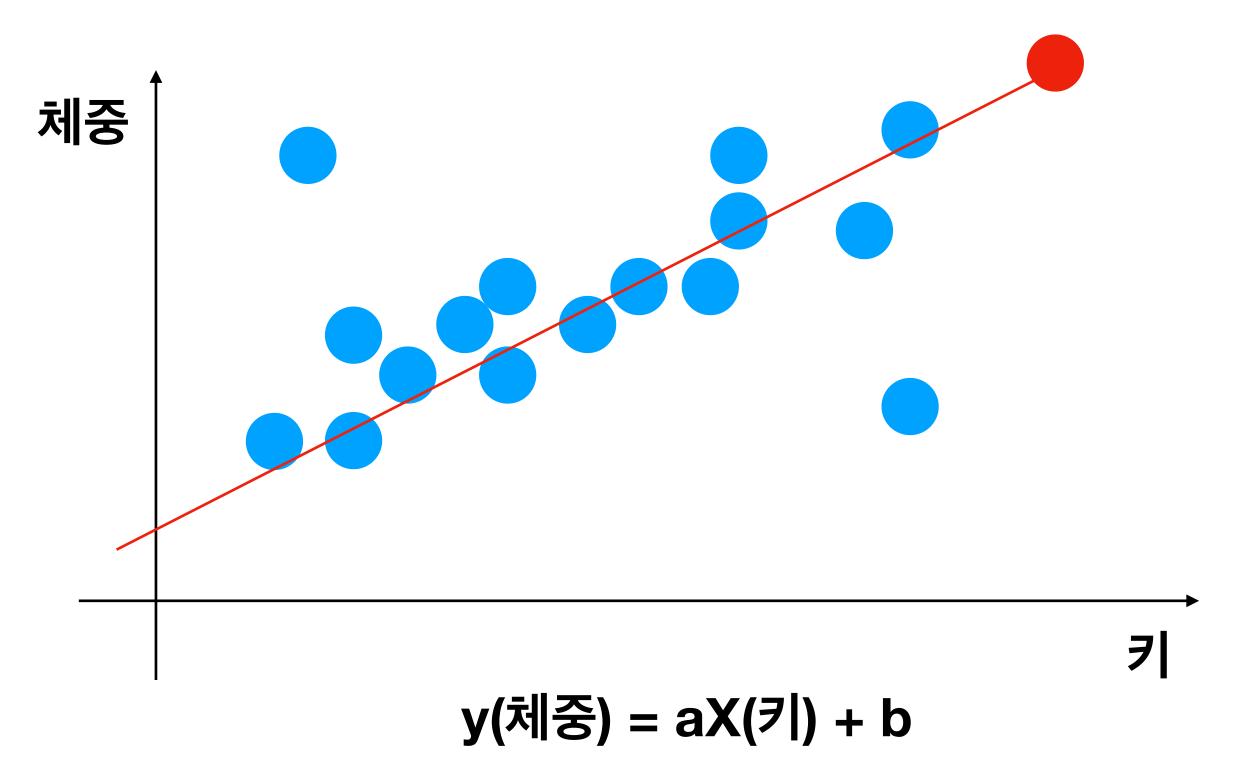
AI기법과 활용

Week-06. Image Classification using Deep Learning

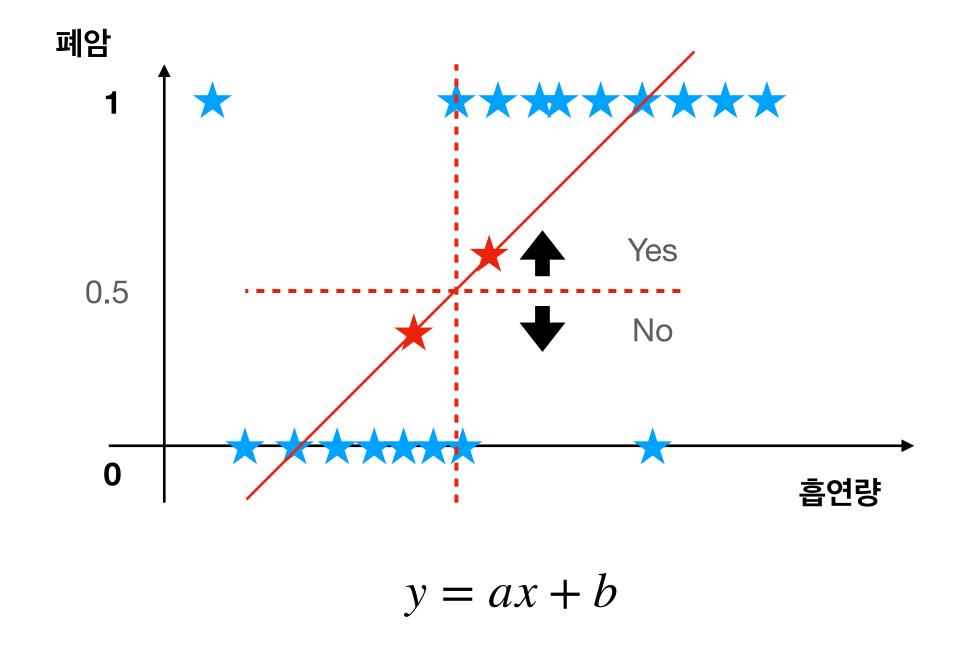
Linear Regression

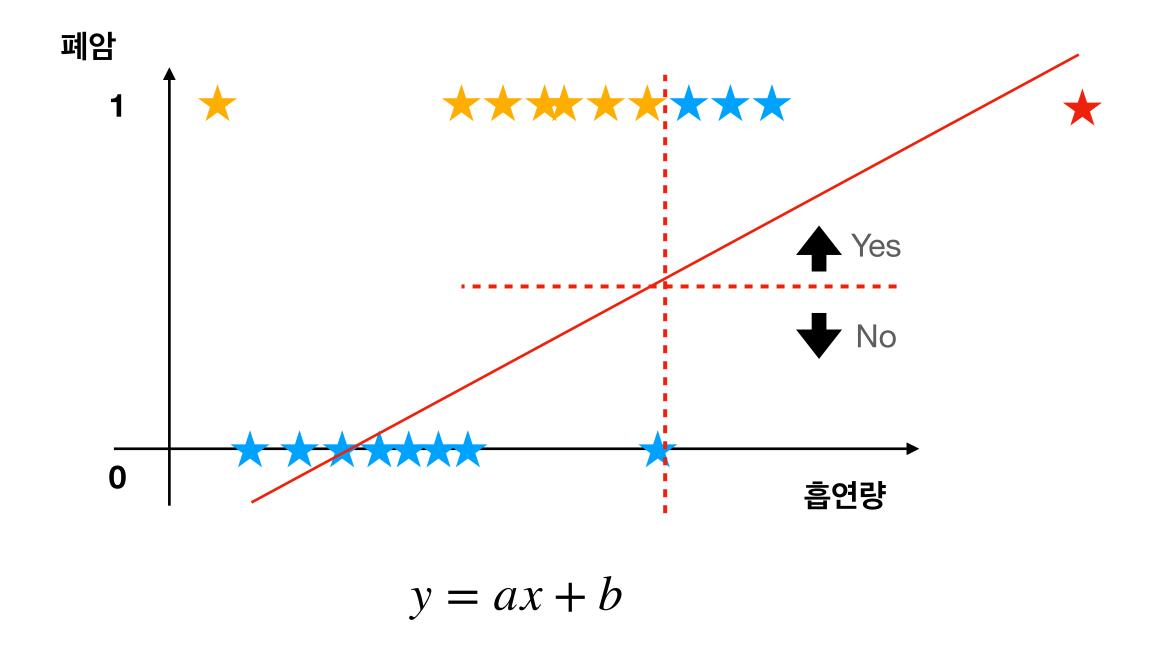
- 선형회귀
 - 종속변수 y와 한 개 이상의 독립 변수 X와의 선형 상관관계를 모델링하는 회귀분석 기법



Linear Regression for classification?

• 선형회귀로 분류를 하려고 했을 때의 문제점



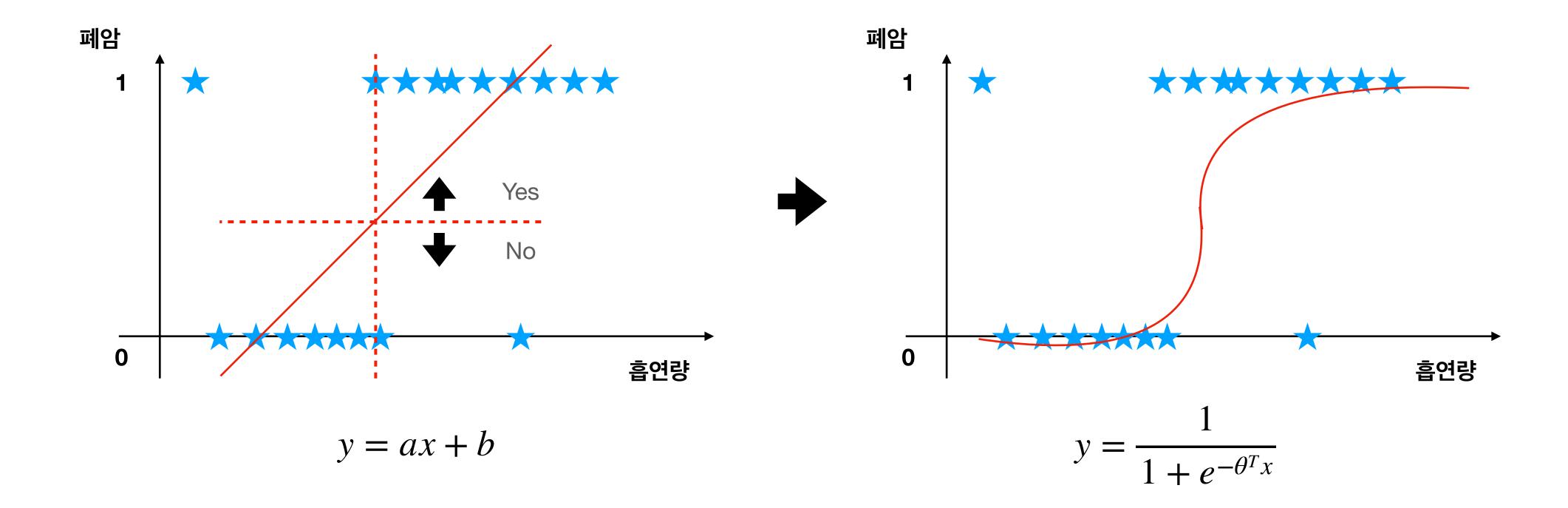


Linear Regression for classification?

- 선형회귀로 분류를 하려고 했을 때의 문제점
- 분류문제는 y과 0과 1사이에서 나와야 하는데, 선형회귀에서는 y값의 범위가 없다
 - y = ax + b
 - a= 0.5, b=0, x=10 => y=5
 - a= 0.5, b=0, x=100 => y=50
 - 그렇다면, x가 어떤 값을 갖든, 최종 결과값을 0과 1사이로 변환 시킬 수 있는 함수가 있지 않을까?
 - Sigmoid : $y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

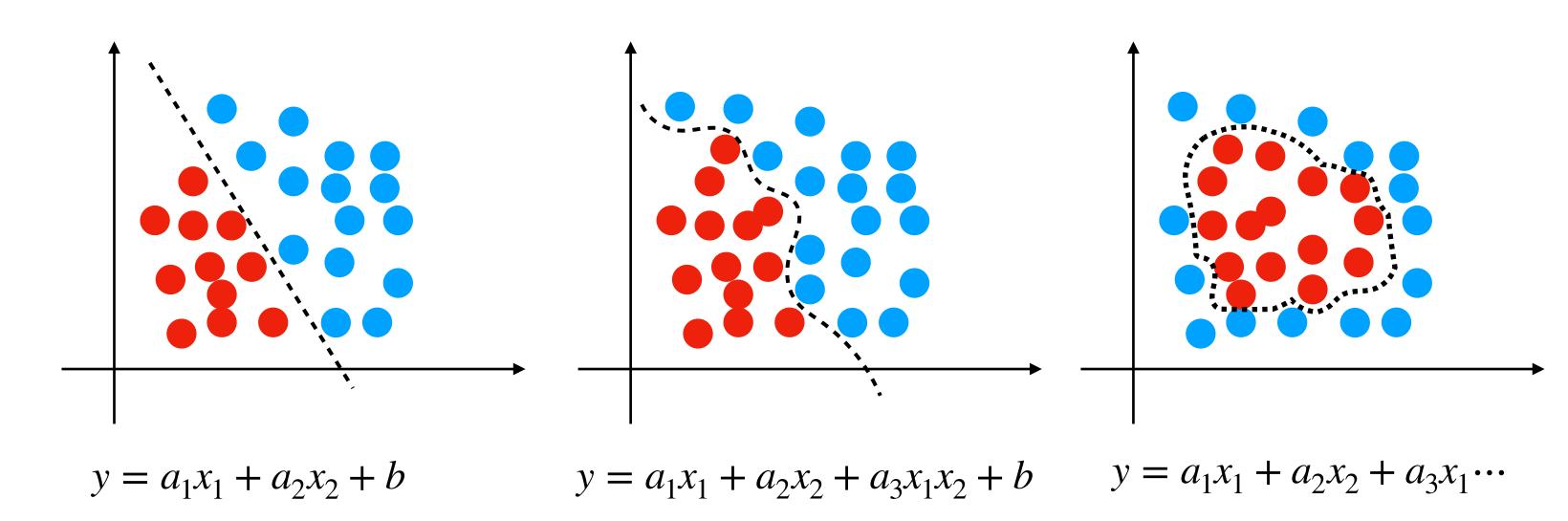
Logistic Regression (Classification)

• 선을 다음과 같이 그리면 어떨까?

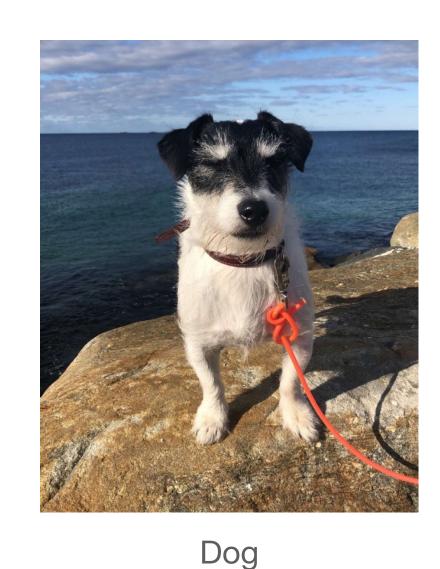


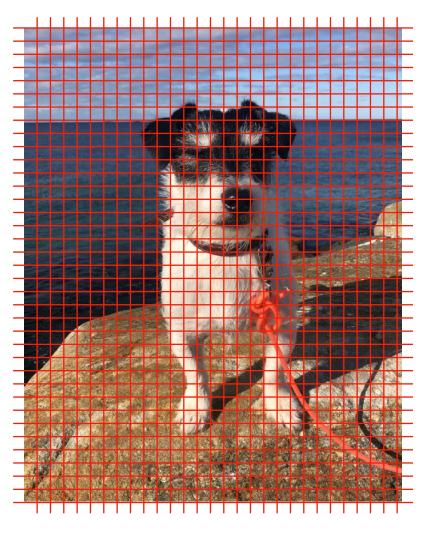
Logistic Regression의 한계

- Non-linearity (비선형성)을 만들기 위해서는 많은 수의 변수 조합이 필요함
 - $x1, x2 => x1, x2, x1^2, x2^2, x1x2, ...$
 - x1, x2, x3 => x1, x2, x3, x1x2, x1x3, x2x3, x1x2x3,... 폐암
 - 1024x1024픽셀 이미지 데이터의 경우?



Dealing with Non-linearity





283x354

100,536 features!!! RGB의 경우 x3

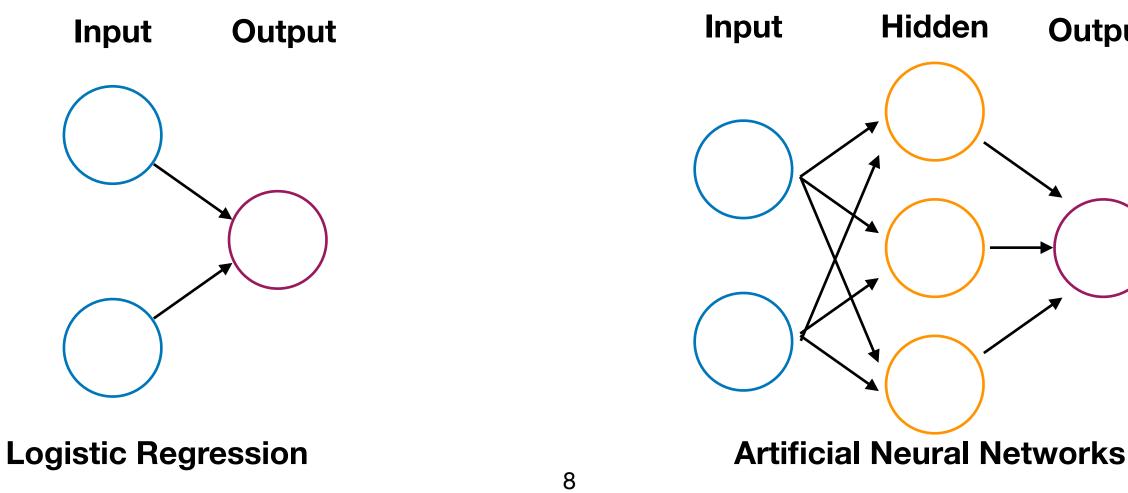
• 비선형성에 대응하기 위한 3가지 전략

- Explicitly fixed mapping
 - 이전 예제
- Implicitly fixed mapping
 - Kernel Method
 - SVM, Kernel Logistic regression
 - 데이터 분포를 추정
- Parameterized mapping
 - Multilayer feed-forward Neural Networks

Artificial Neural Networks 인공신경망

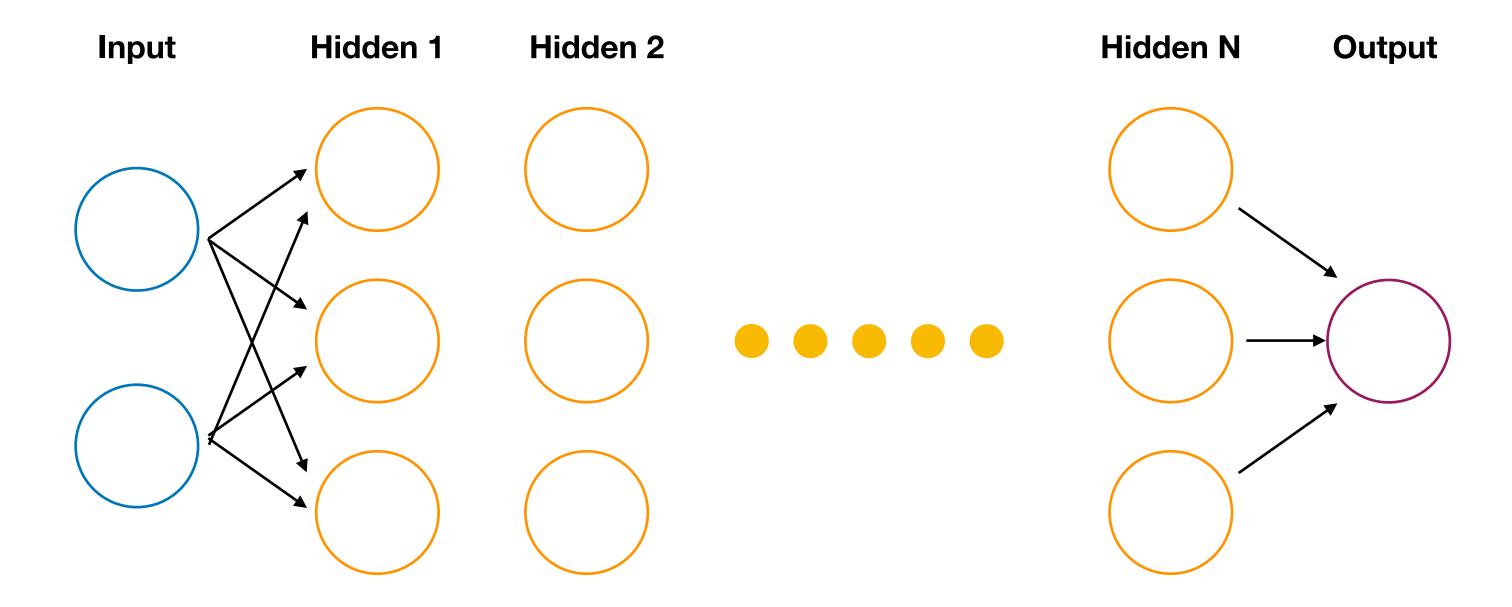
- Non-linearity (비선형성)를 제공하기 위해, 변수의 조합이 아닌, 노드의 조합을 이용
 - 각각의 단일 노드 (hidden) 는 하나의 logit과 동일
 - 매 학습 당 독립변수에 곱해지는 파라미터 (weight)를 조정
- 모델이 학습되는 과정에서 값들이 레이어 간의 전파를 통해 이루어 진다고 해서 Feed Forward Neural Networks (FNNs)라고 도 불림

Output



Deep Neural Networks 깊은 신경망

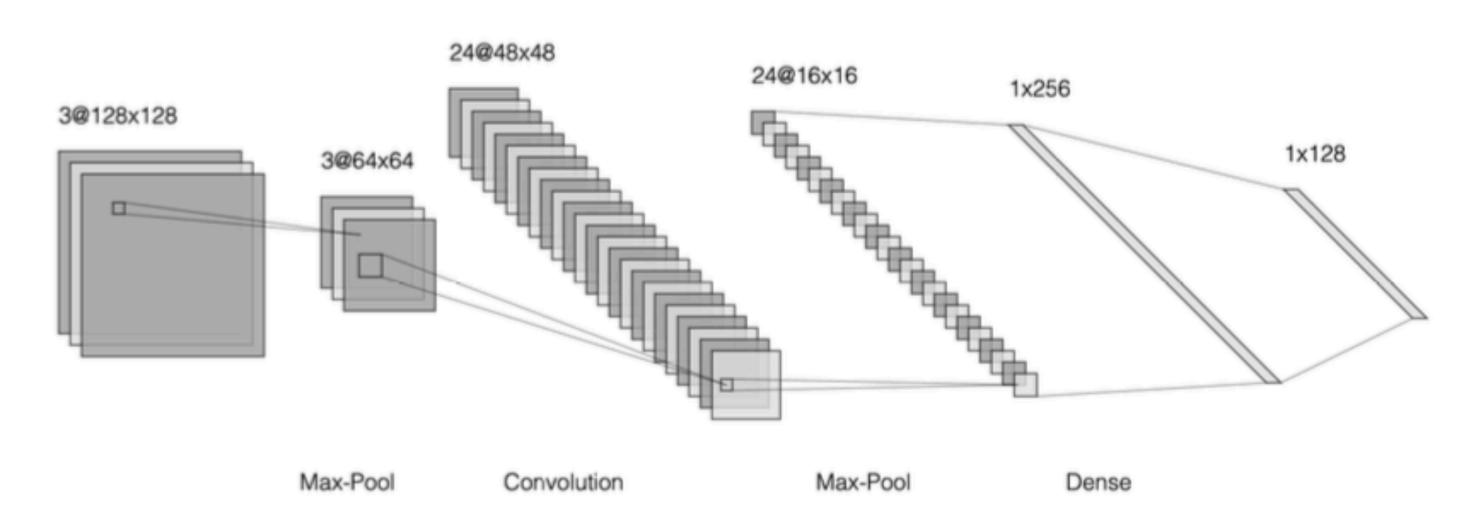
- 기존 인공 신경망에 더 많은 Hidden Layer의 수 를 추가해서 깊게 (Deep) 만든 신경망모델
 - 처음 제시된 시점에 비해 (1960년대) 유명세를 얻기까지 시간이 걸림



Deep Learning

Convolutional Neural Networks (CNNs)

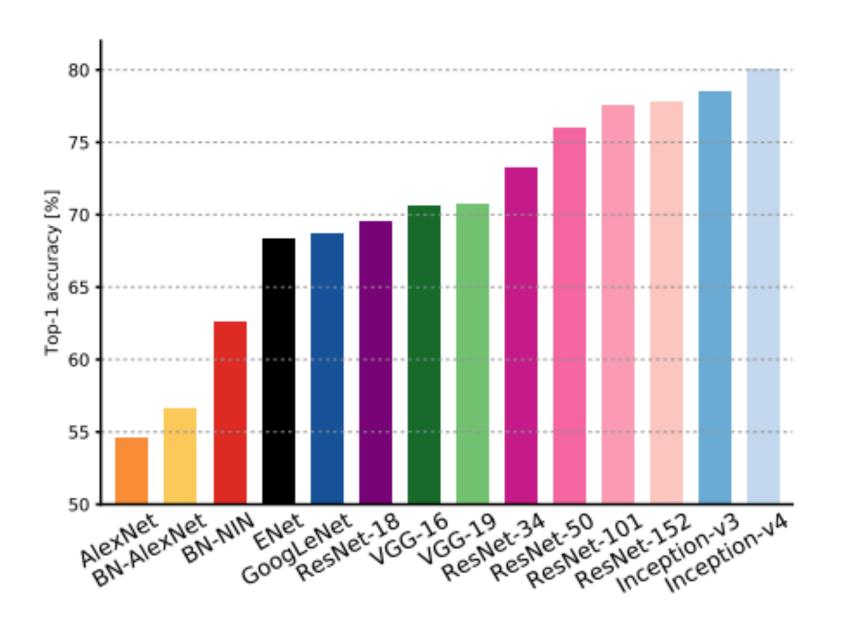
- 이미지 데이터에서 큰 효과를 보여준 모델
- 기존 FNNs의 한계를 보완함
 - 벡터화에 의한 이미지 형태 정보 손실 -> 이미지 원본 형태를 (행렬) 유지한채 학습
 - 벡터화에 의한 기하급수적 모델 파라미터 증가 -> Pooling 레이어로 축소된 이미지 처리

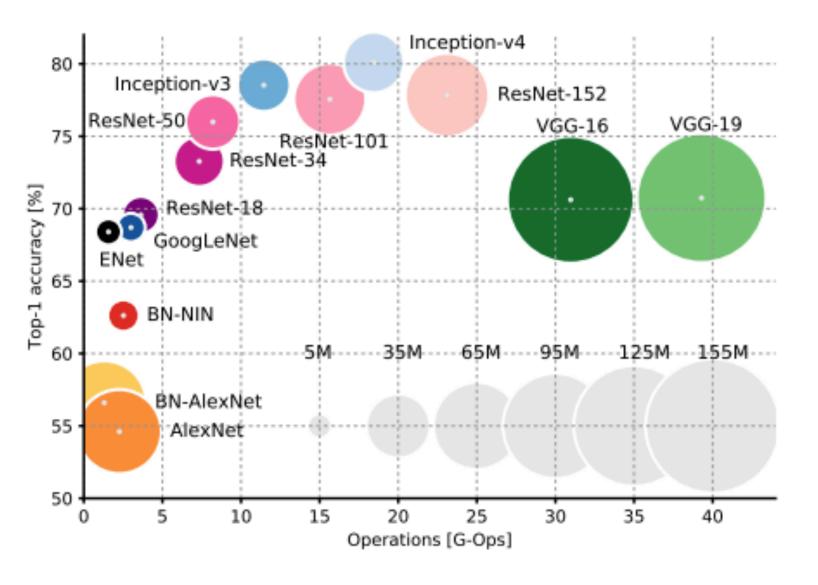


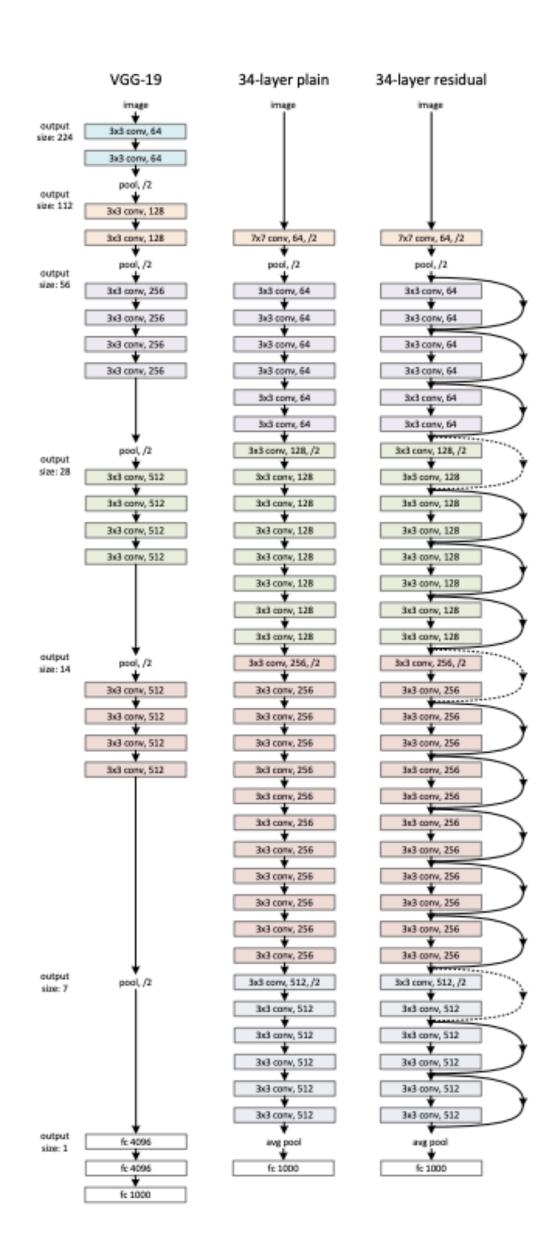
Deep Learning

Convolutional Neural Networks (CNNs)

• 여러가지 네트워크 모델들이 제안됨



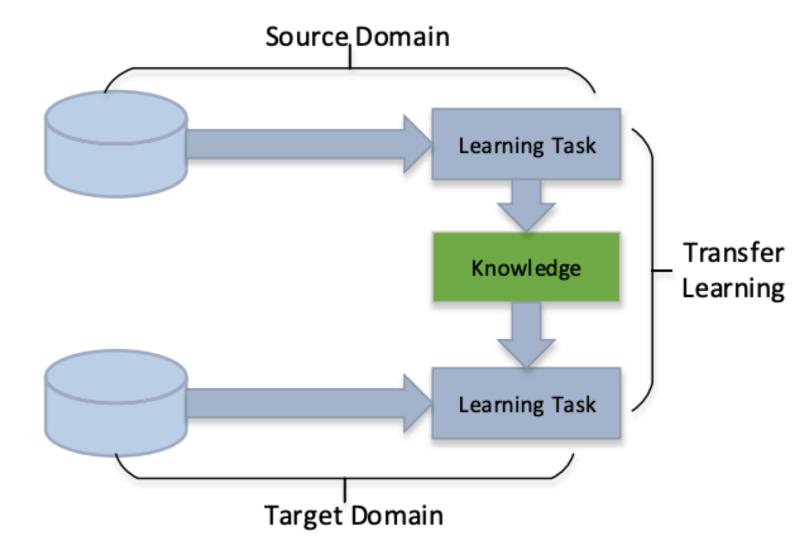


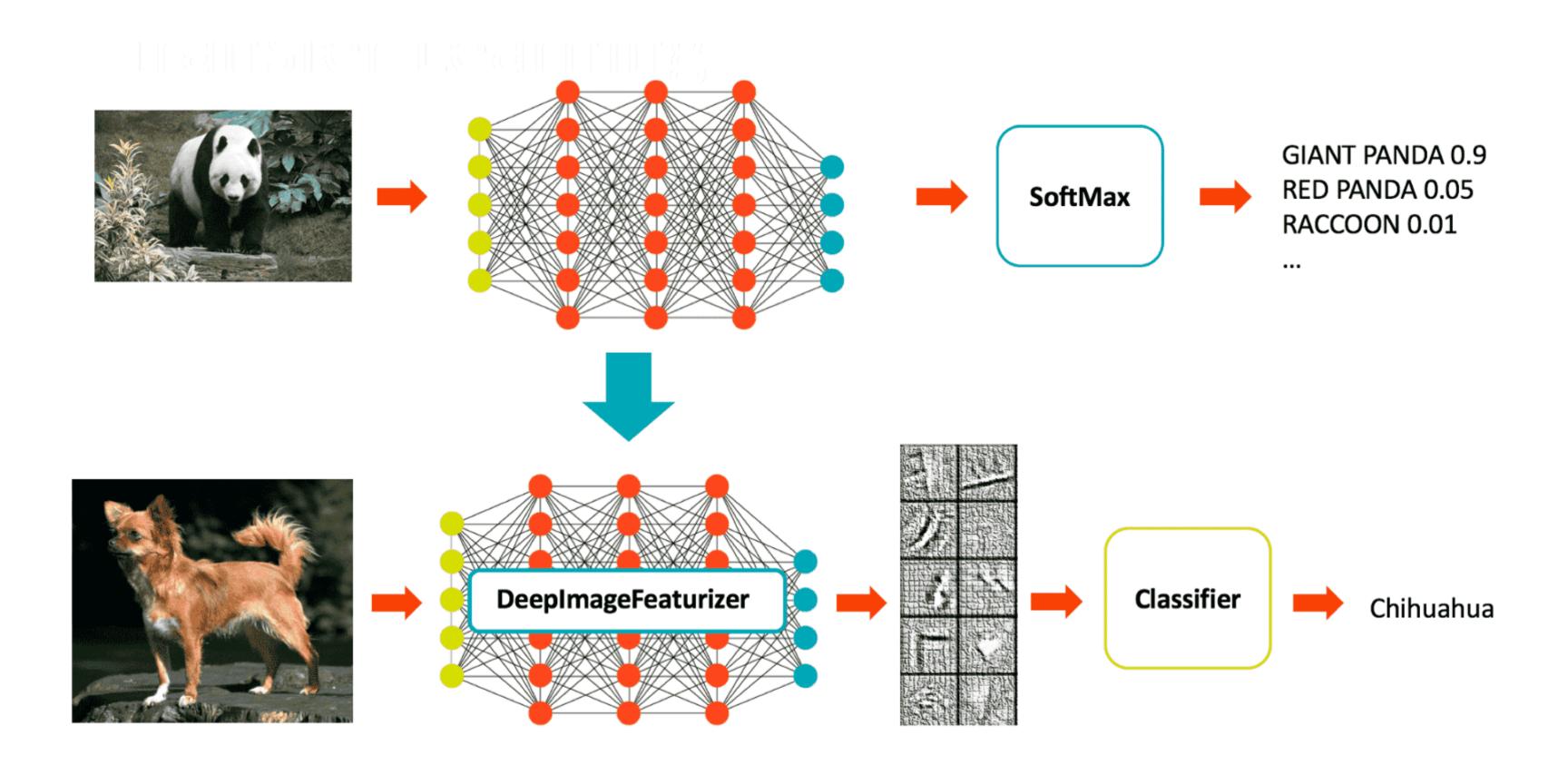


만약 데이터가 부족하다면?

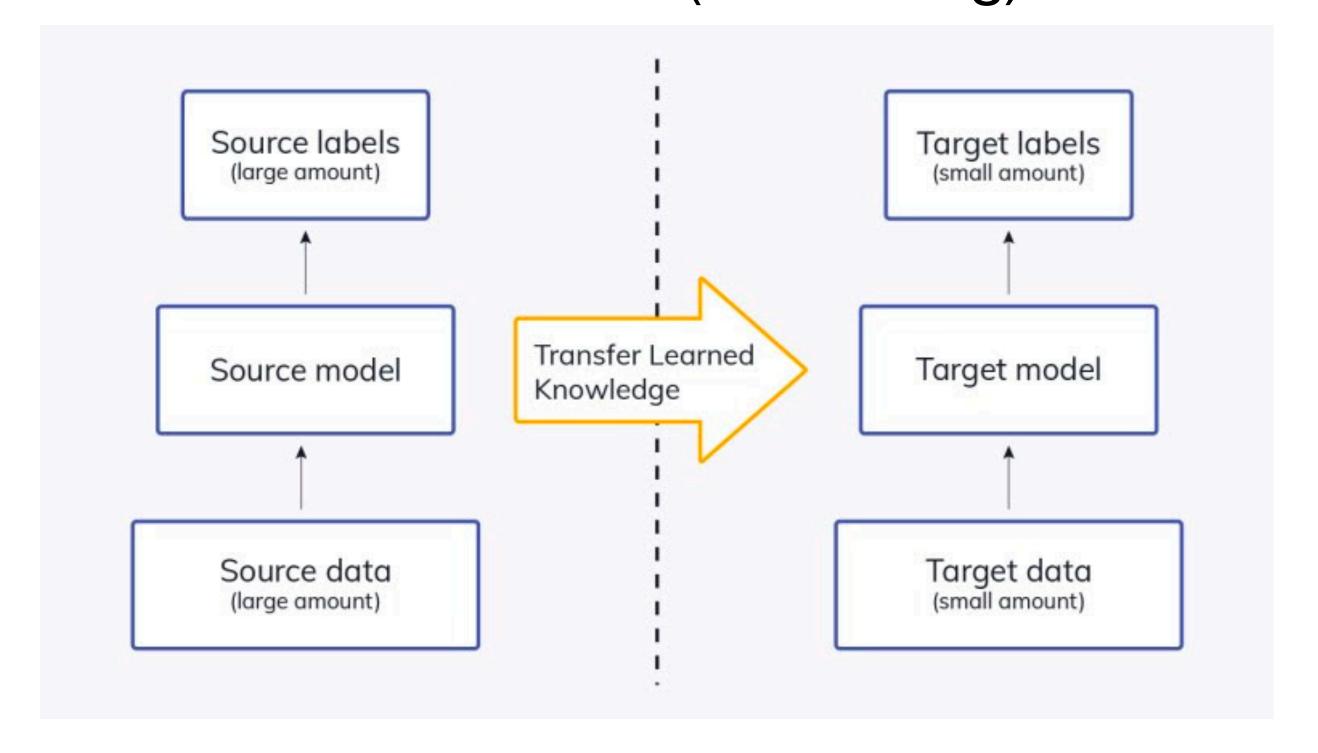
- 이미 잘 훈련된 똑똑한 모델을 쓸 수 없을까?
 - 개와 고양이를 잘 구별하는 이미 훈련된 모델을 이용해서 원숭이와 물고기를 구별하는 것을 만들 수 있을까?
 - 갖고 있는 이미지가 500장 밖에 없는데, 똑똑한 모델은 이 500장만 보고도 판단 할 수 있지 않을까?
- 현실에서의 예
 - 둘 다 데이터 과학을 배운적이 없지만,
 - 컴퓨터 과학 전공자와, 국어국문학 전공자 중에 누가 더 빠르게 데이터 과학을 학습 할 수 있을까?

- 데이터 의존성은 딥 러닝에서 가장 큰 문제이다
 - 데이터의 잠재 패턴 (Latent pattern)을 파악하기 위해 많은 양의 데이터가 필요하기 때문
 - 모델의 사이즈와 필요한 데이터의 양이 거의 선형적으로 비례한다
- Knowledge Transfer
 - 반드시, 훈련데이터와 테스트 데이터가 독립적이고 동일하게 분포될 필요는 없다 (i.i.d.)
 - 극단적인 예로 동물 사진으로 훈련을 하고, 식물을 분류하는데 사용할 수 있다.
 - 딥 뉴럴 네트워크의 마지막 레이어를 제외하고는, 사실 데이터 패턴을 파악하고 있는 지식(Knowledge)이다.
 - 예: 눈, 코, 입을 파악하는 필터





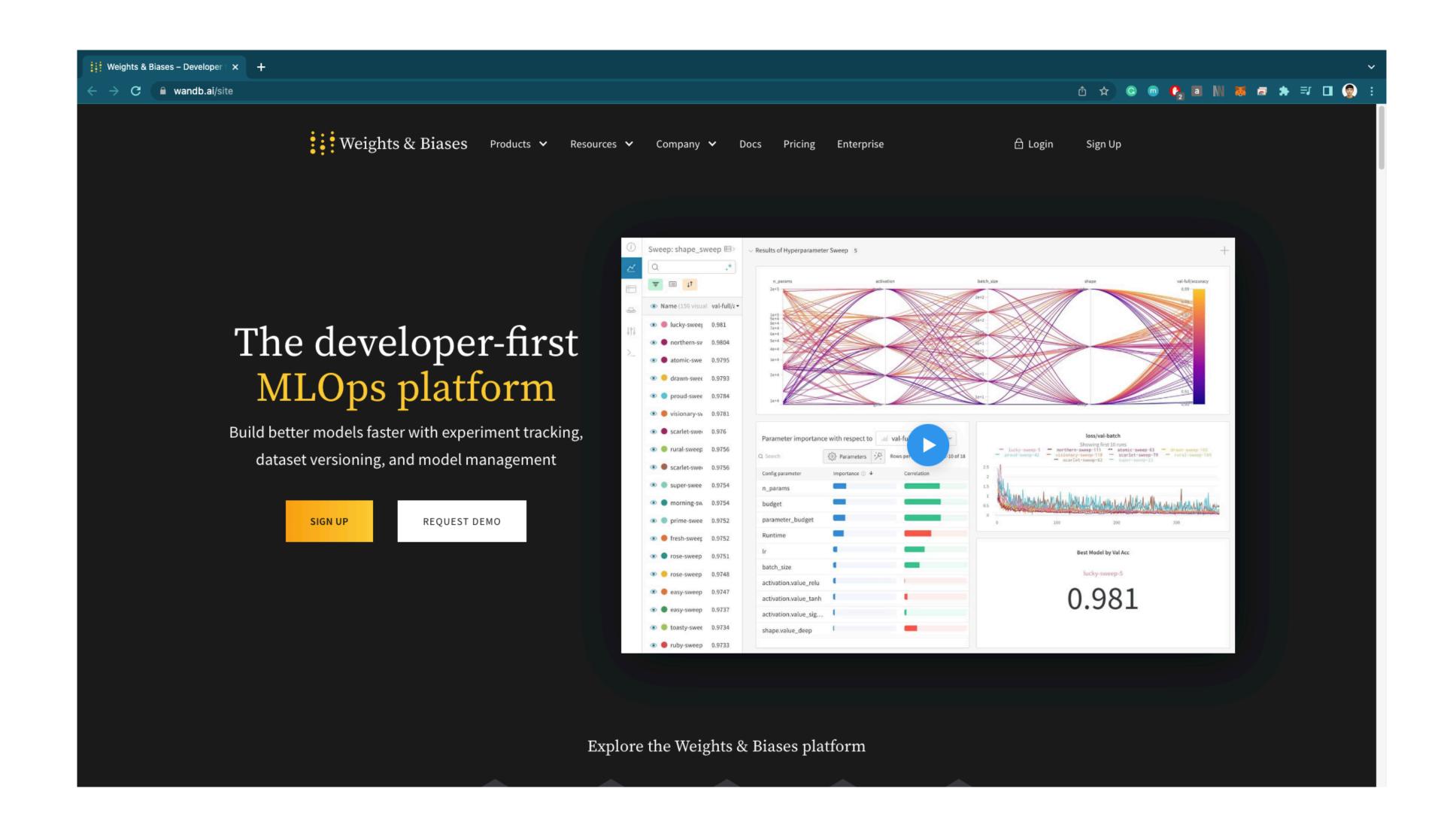
- 대량의 데이터로 학습을 진행을 하고
- 특정한 소량의 데이터에 대해 최적화를 시킨다 (fine-tuning)



오늘의 실습

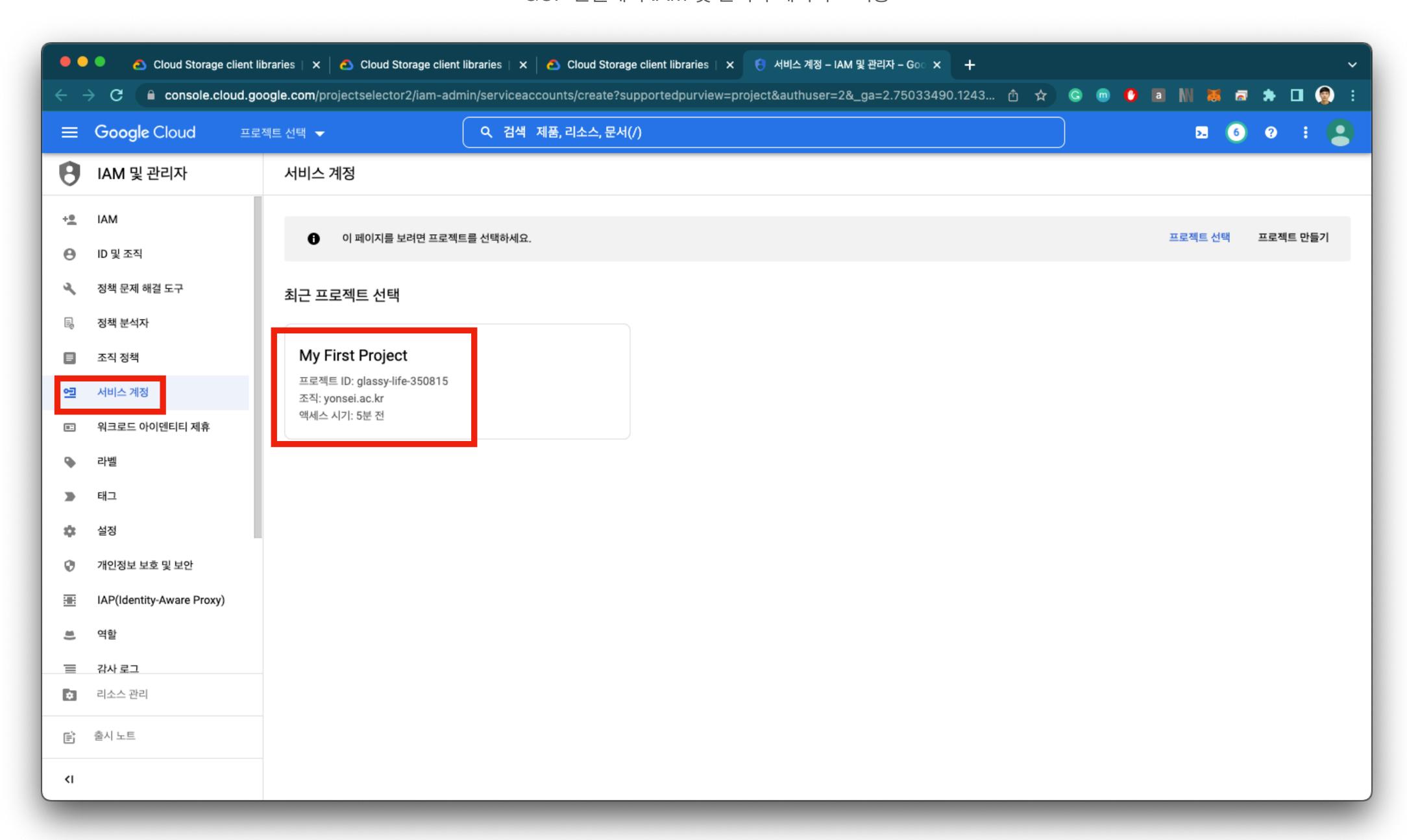
- W&B를 활용한 실험관리
- Transfer Learning을 활용한 Classifier 훈련
- GCP Storage를 활용한 파일 저장

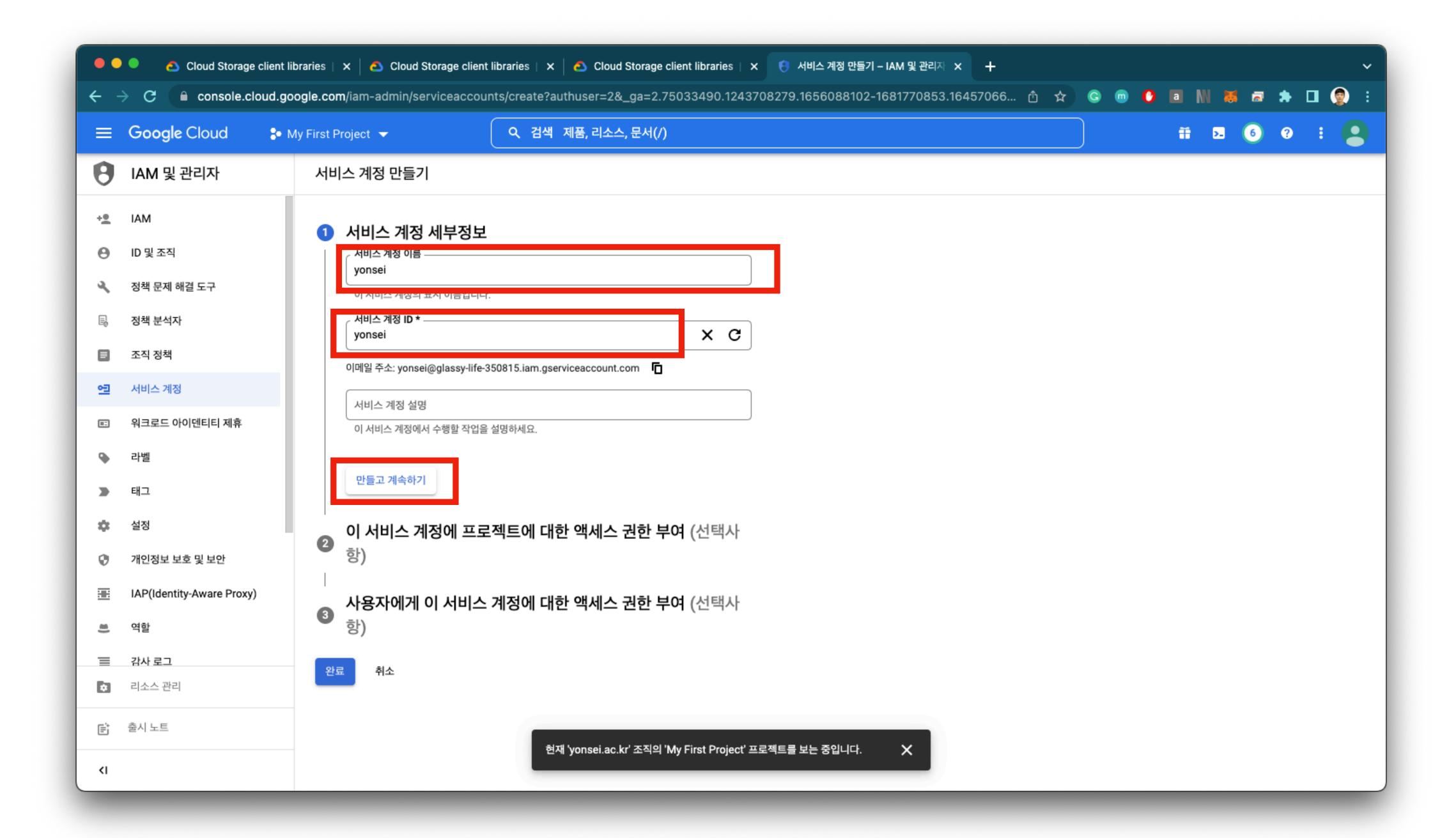
Weights & Biases

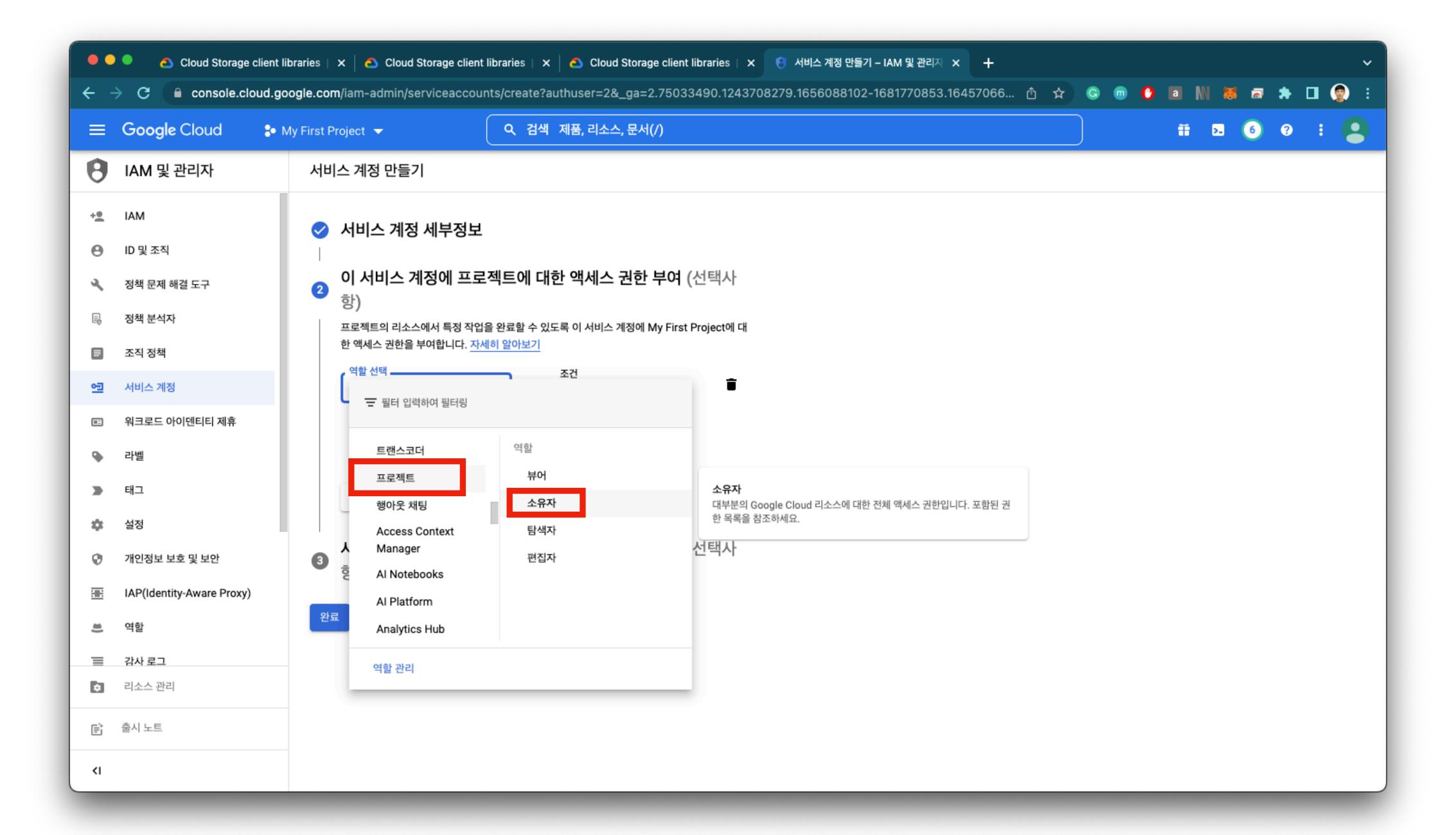


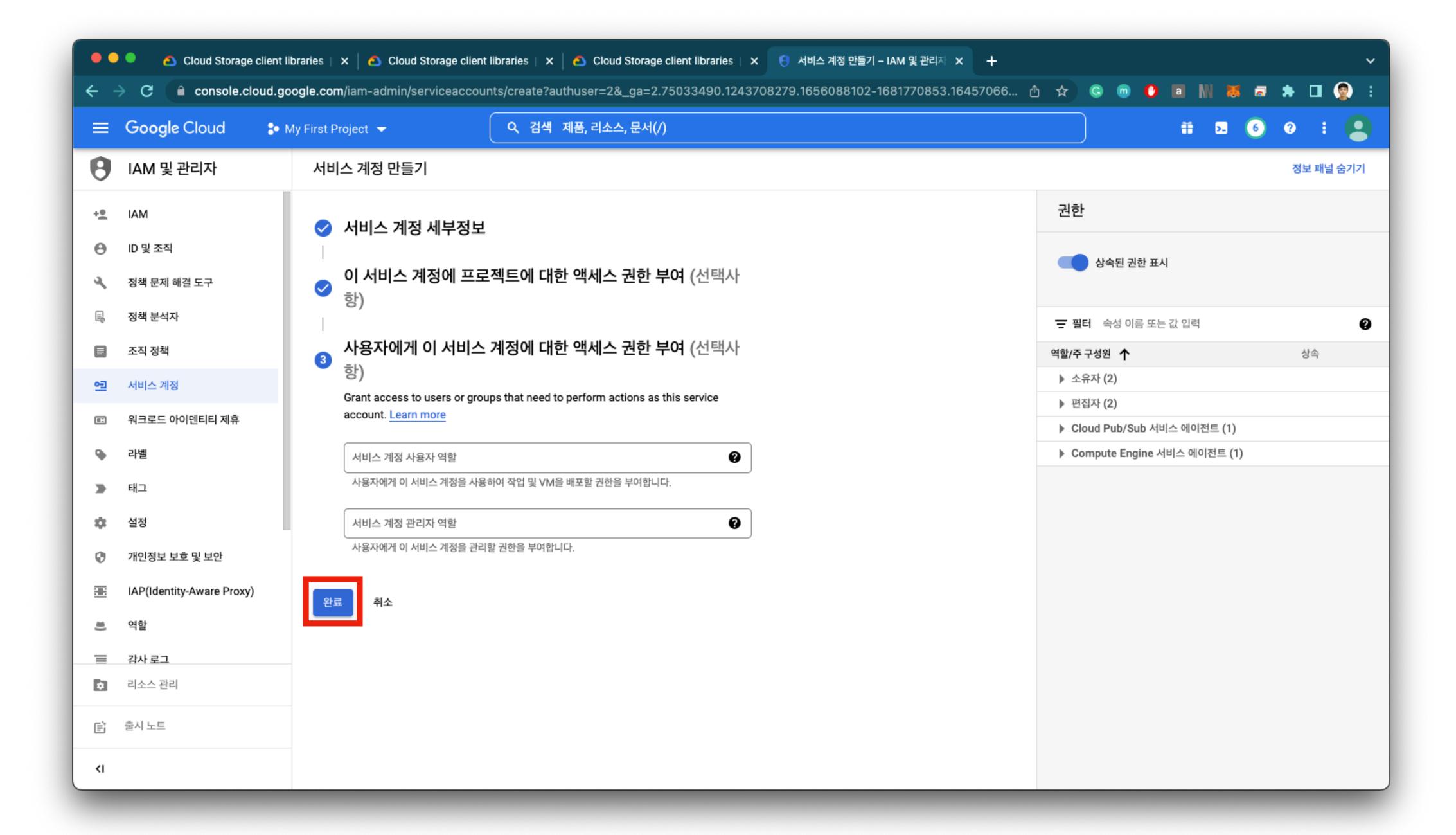
GCP Storage를 이용하기 위한 Key 생성

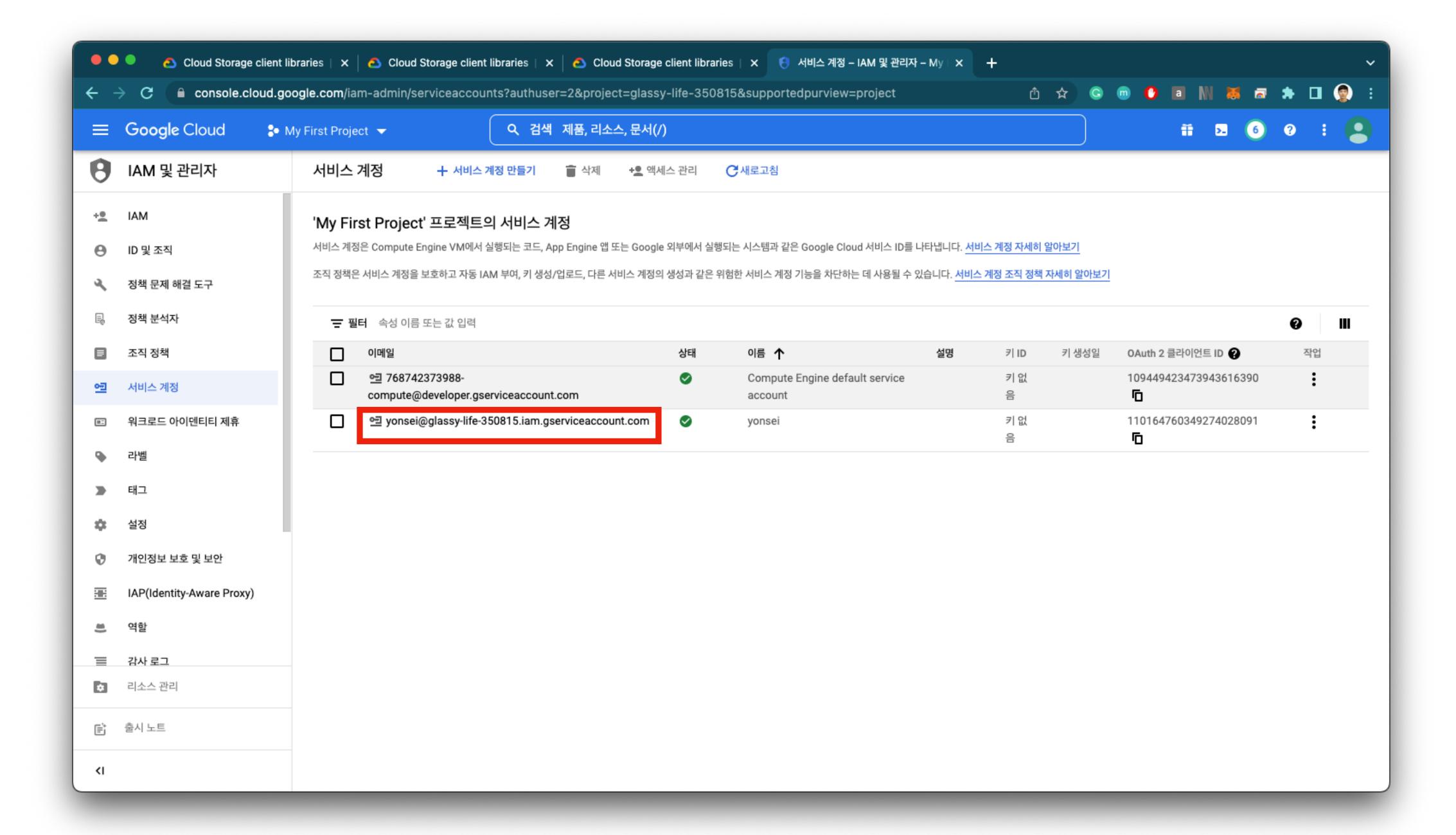
GCP 콘솔에서 IAM 및 관리자 페이지로 이동

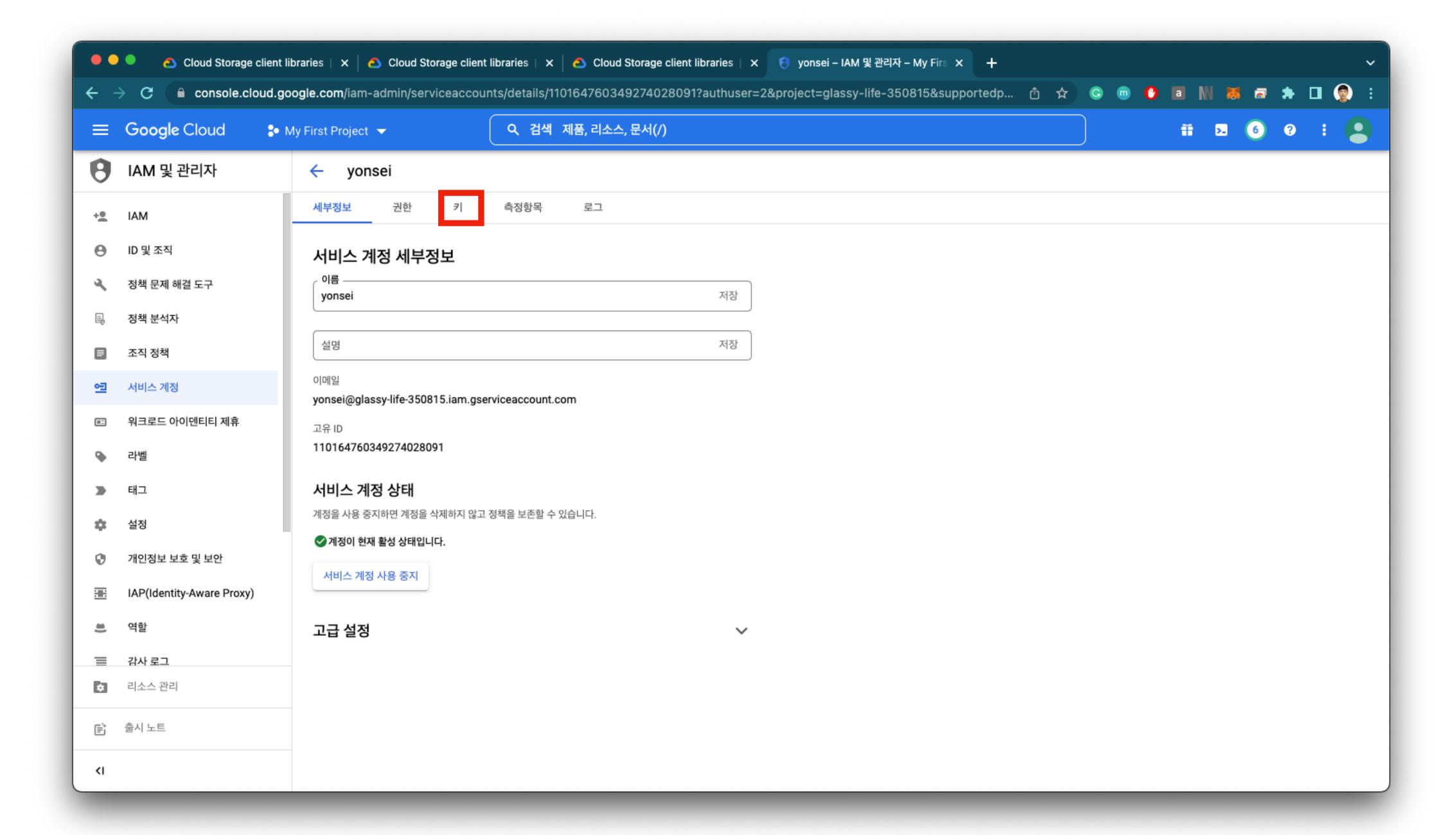


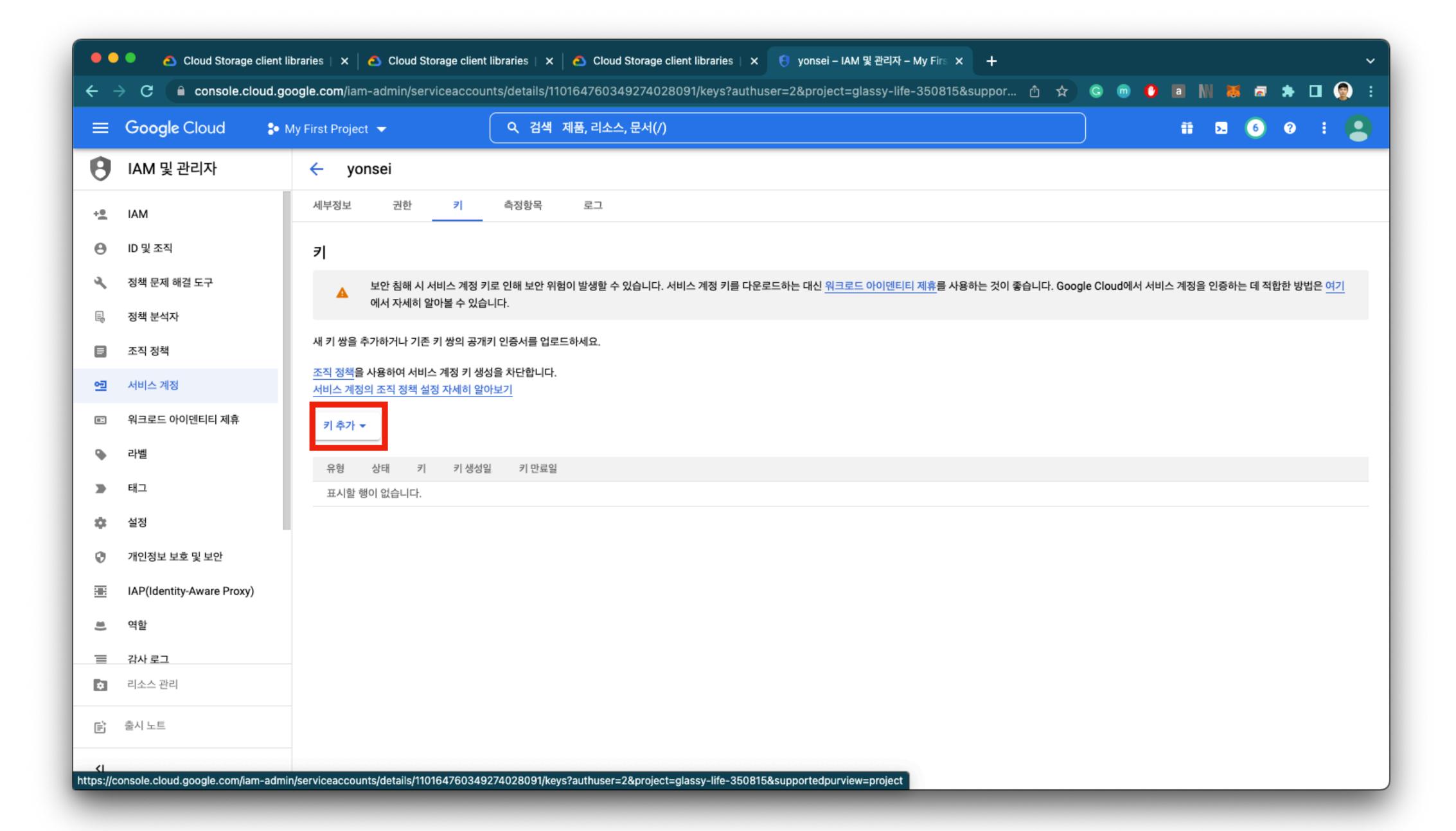


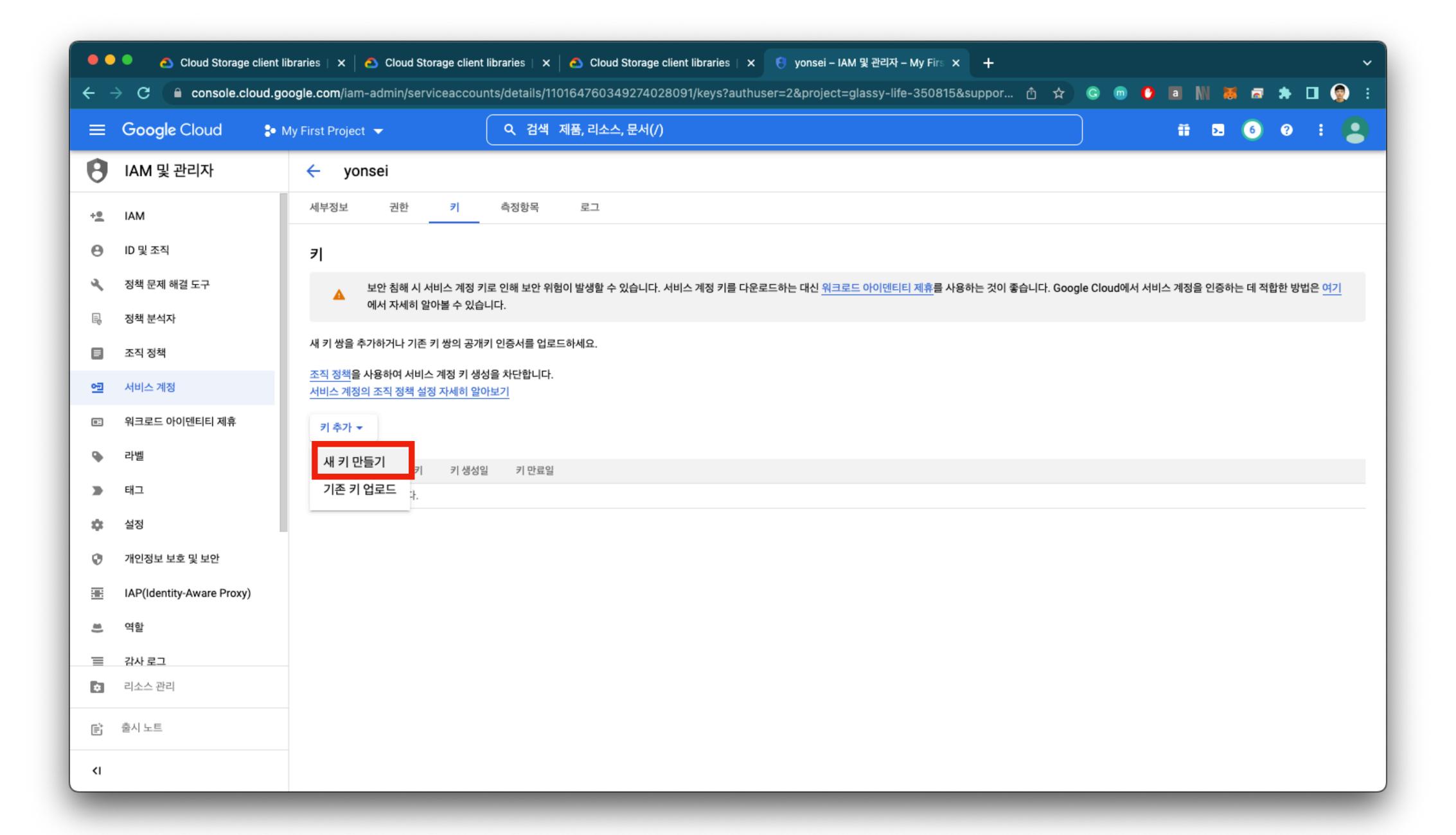


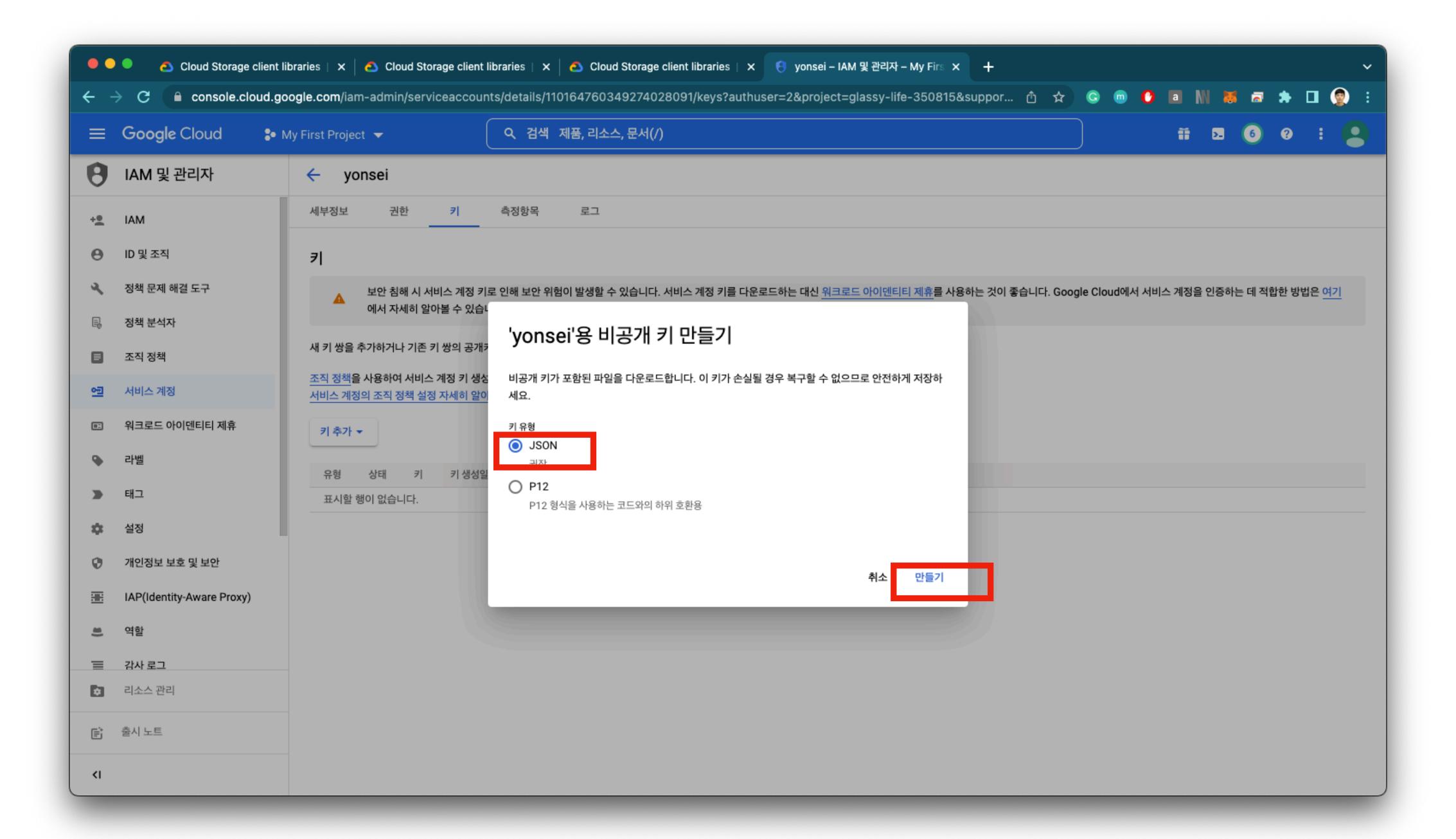


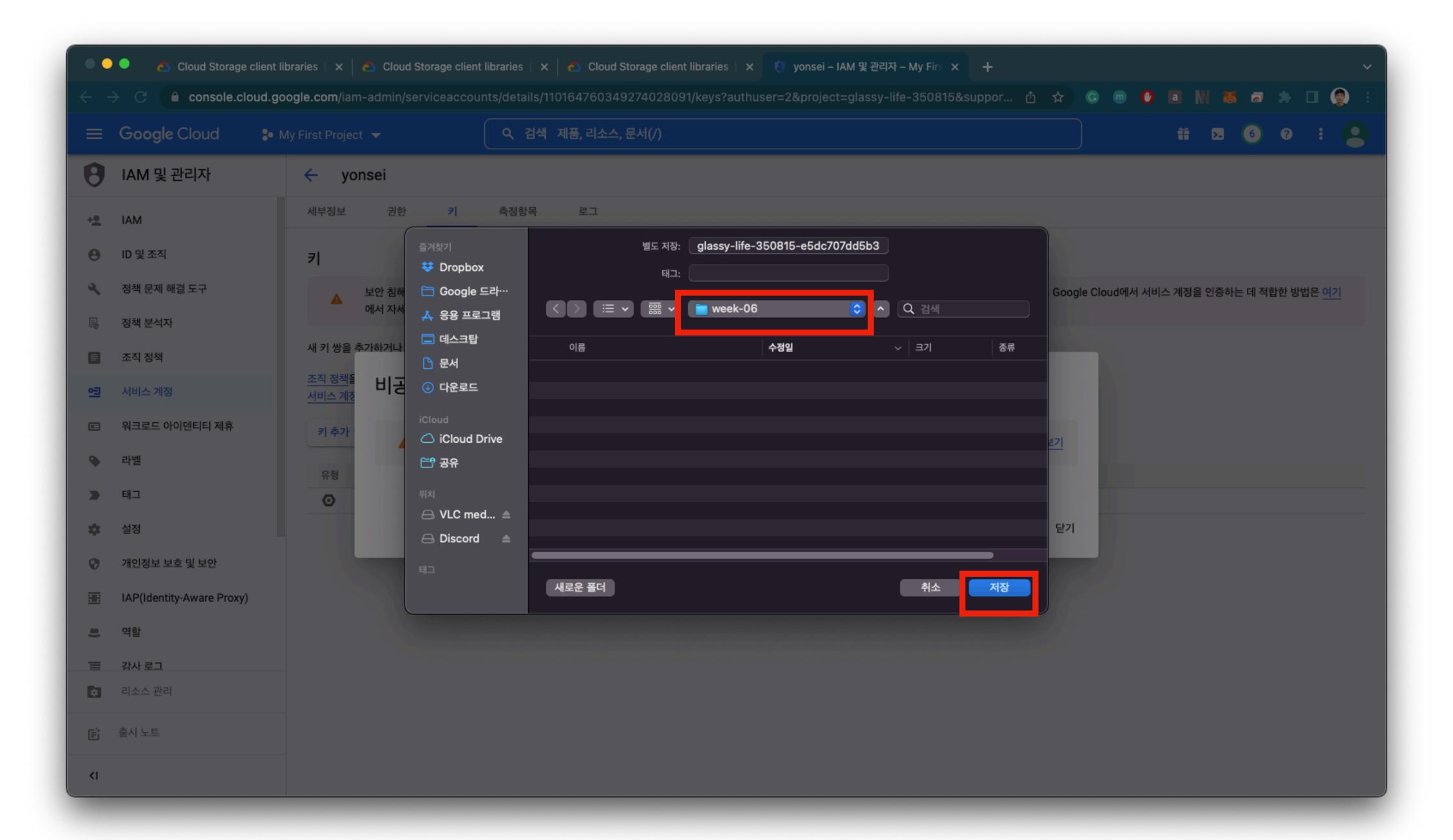












E.O.D