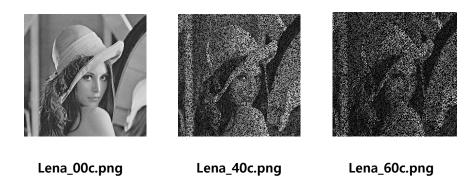
# CSE414 딥러닝 과제#2

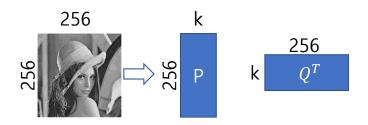
**1. 할 일:** Matrix Factorization을 구현하여, 아래 주어진 Image들 각각을 R Matrix라 하고, 각 각의 이미지에 대해 Matrix Factorization을 사용하여 P, Q 두 개의 Matrix로 분해한 다음, 다시  $P \times Q^T$ 를 계산하여 원래 이미지를 복원하여라.

### 대상 이미지:

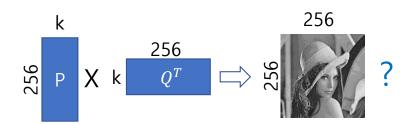


Lena\_00c.png가 원본 이미지, Lena\_40c.png는 원본 이미지 40%의 pixel을 random하게 골라 값을 0으로 만든 이미지, Lena\_60c.png는 원본 이미지 60%의 pixel을 random하게 골라 값을 0으로 만든 이미지이다.

Step 1. Factorization



Step 2. Reconstruction



## 2. 구현:

- Matrix Factorization의 설명 및 알고리즘은", 그리고 Web에서 검색할 수 있는 문서를 참고한다. (알고리즘은 수업자료 "[Material]딥러닝\_07\_MLDM\_MF.pdf" 혹은 아래 그림 참조)
- 주어진 이미지를 256 by 256의 R Matrix라 두고 이를 Matrix Factorization을 사용하여 각 각 256 by k인 P Matrix와 Q Matrix로 분해한다.

```
Input: Rating Matrix R (m by n matrix), feature vector dimension k, Regularization parameter: \lambda, learning rate: \alpha, max_iterations: i_{max}, epsilon: \varepsilon

Output: Matrix P (m by k matrix) and Q (n by k matrix). {

Randomly initialize the elements of P and Q. for 1 to i_{max}:

for each <u, i> \in R

p_u \leftarrow p_u - \alpha \frac{\partial l_{u,i}}{\partial p_u}

q_i \leftarrow q_i - \alpha \frac{\partial l_{u,i}}{\partial q_i}

endfor

if |l_{cur} - l_{prev}| < \varepsilon:

break;
endif
endfor

Return P, Q
}
```

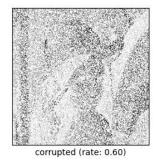
- $\begin{array}{l} \overline{l_{cur}} : \text{the value of } \textbf{\textit{l}} \text{ that calculated after current iteration.} \\ l_{prev} : \text{the value of } \textbf{\textit{l}} \text{ that calculated after previous iteration.} \end{array} \\ \begin{array}{l} l = \sum_{\langle u,i \rangle \in R} l_{u,i} \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 + \lambda \|q_i\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^2 + \lambda \|p_u\|^2 \\ l_{u,i} = (r_{u,i} p_u \cdot q_i)^$
- P, Q matrix의 element값의 초기값은 평균 0.0, 표준편자 1/k의 Gaussian Distribution에서 random sampling하라.
- 추천에서 < u,  $i > \in R$ 는 Rating matrix에서 실제 유저 u가 i에 준 Rating값, 즉 관측된 rating 값을 가리키나 (위치는 R matrix의 u행, i 열에 해당하는 element 값), 본 과제에서는 R matrix가 이미지이므로, < u,  $i > \in R$ 는 R matrix의 u행, i 열의 값이 0 보다 큰 값을 가지는 (0은 랜덤으로 삭제한 픽셀 값)인 element를 가리킨다.
- 추천이 아니므로  $\lambda_u$ ,  $\lambda_i$  는 같은 값  $\lambda$  을 사용한다. 즉  $\lambda_u$  =  $\lambda_i$ =  $\lambda$  이다.
- Learning rate  $\alpha$  는 0.1을 사용한다.
- max\_iterations *i\_max*는 100을 사용한다.
- epsilon  $\varepsilon$ 는 나름의 작은 값을 정해 보라.

#### 이미지 취급 시 주의점:

- 읽은 이미지의 각 pixel은 0~255의 값을 가지는데, Matrix Factorization하기 전에 255로 나누어 0.0~1.0 사이 값을 가지도록 Normalize한 다음에 Matrix Factorization을 적용하여 라.

#### 실행 예)







riginal

reconsted

왼쪽: Original (Lena\_00c.png) 이미지,

**가운데:** Corrupted (Factorization 대상이 되는 Image. 즉 분해하기 위한 Rating matrix R에 해당하는 이미지. 이 예에서는 Lena\_60c.png),

오른쪽: Reconsted: R을 분해하여 계산한 P, Q를 사용하여  $P \times Q^T$ 로 계산한 이미지.

즉, 왼쪽 이미지는 원본이 원래 어떤 이미지인지 비교용. 가운데의 오염된 이미지를 Matrix Factorization 후 P, Q를 사용하여 재구성한 오른쪽 이미지가 얼마나 오염되기 전의 왼쪽 이미지에 가까워지는지 비교할 목적으로 표시해 두는 것.

#### 기타 구현 시 유의점:

- Python으로 작성할 것.

동봉된 A02\_MF.py의 내용을 채워 넣을 것

그럼에도 불구하고 새로 짜고 싶다면 짜도 됨.

- Matrix Factorization은 상용 Library 사용하지 말고 직접 구현할 것.
- Matrix Factorization 구현은 직접해야 하지만, 코딩 시 웹에서 찾을 수 있는 문서 및 소스 코드 참조 가능. 단, 복사 (ctrl-c+ctrl-v, 눈으로 보고 손으로 쓰기 모두 해당.) 하지 말고 본인이 이해하는데 참고만 하고 프로그램 짜는 것은 스스로 생각해서 할 것.

**3. 평가:** Matrix Factorization을 구현하여 다음 설정에서 실행한 후 결과를 snapshot으로 제시하여라.

평가 1. K 에 따른 Reconstruction 성능.

No.	Target	k	λ
1-1	Lena_00c.jpg	16	0.0
1-2	Lena_00c.jpg	32	0.0
1-3	Lena_00c.jpg	64	0.0

평가 2. λ 의 기능.

	Target	K	λ
2-1	Lena_00c.jpg	64	0.0
2-2	Lena_00c.jpg	64	0.001
2-3	Lena_00c.jpg	64	0.01

평가 3. Reconstruction Performance

No.	Target	K	λ
3-1	Lena_40c.jpg	64	0.0
3-2	Lena_40c.jpg	64	0.001
3-3	Lena_40c.jpg	64	0.01
3-4	Lena_60c.jpg	64	0.0
3-5	Lena_60c.jpg	64	0.001
3-6	Lena_60c.jpg	64	0.01

Lena\_80c.jpg, Lena\_90c.jpg는 평가에 포함하지는 않으나 흥미 있으면 테 스트 가능.

- 4. 기한: 2023-06-07 (수) 23:59 분까지
- **5. 제출물:** 아래 (1), (2)을 "한 deeplearn\_hw2\_학번.zip" 으로 압축하여 제출
- (1) Source code 파일

A02\_image\_reconst\_main.py, A02\_MF.py

- (2) 리포트 문서 한글 or 워드
  - 자신이 짠 소스 코드를 왜 그렇게 짰는지 이유를 설명할 것
  - "3. 평가"에서 요구하는 Matrix Factorization을 실행한 결과에 대한 스크린 샷을 모두 첨부할 것.
  - 다음에 대해 고찰할 것.
    - Feature vector dimension k가 클 경우와 작을 경우의 각각의 장단점을 고찰하여라.
    - Regularization weight  $\lambda$ 가 클 경우와 작을 경우 어떤 효과가 있는지 고찰하여라.
- Matrix Factorization을 작성해서 테스트해 보면서 느낀 점이나 의문점등을 자유롭게 기술할 것.

# 6 제출: LMS로 제출

LMS 과제2에 파일 업로드