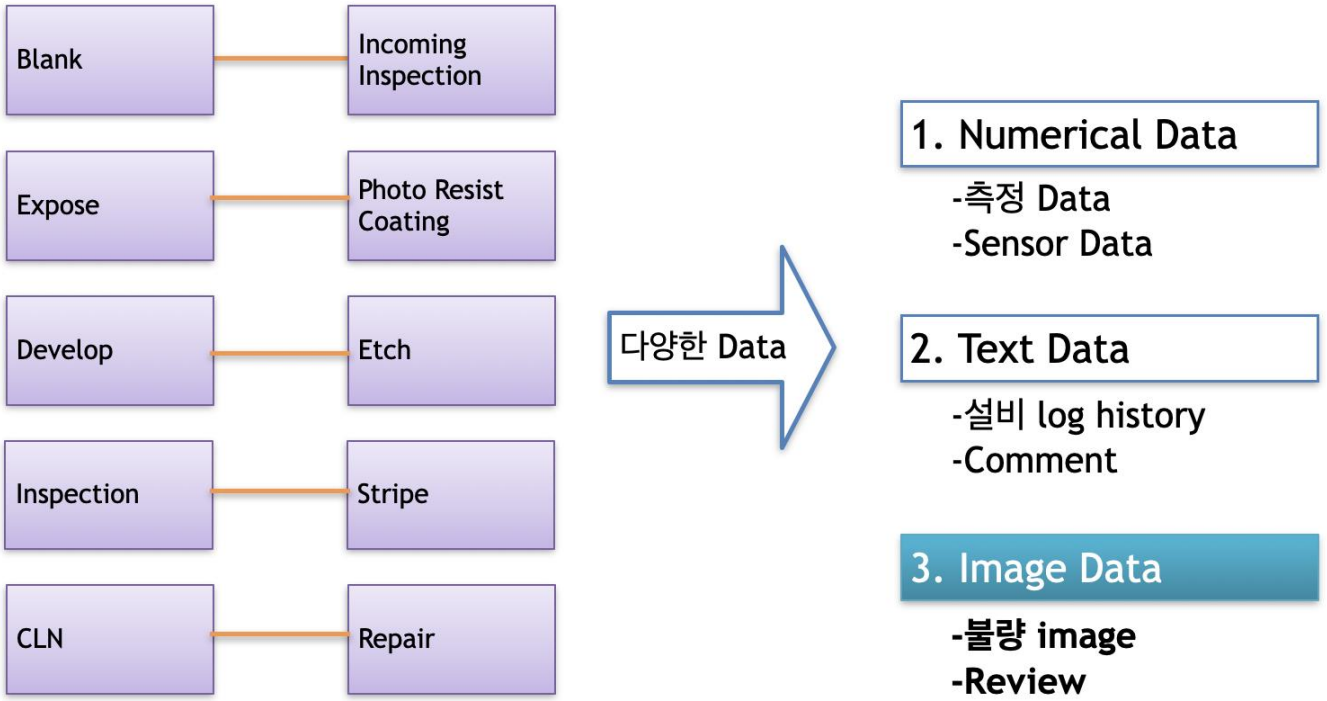
# 딥러닝을 이용한
# 반도체 이미지 불량 분류 및 개선

***Presented By***
*201924134 박승현*

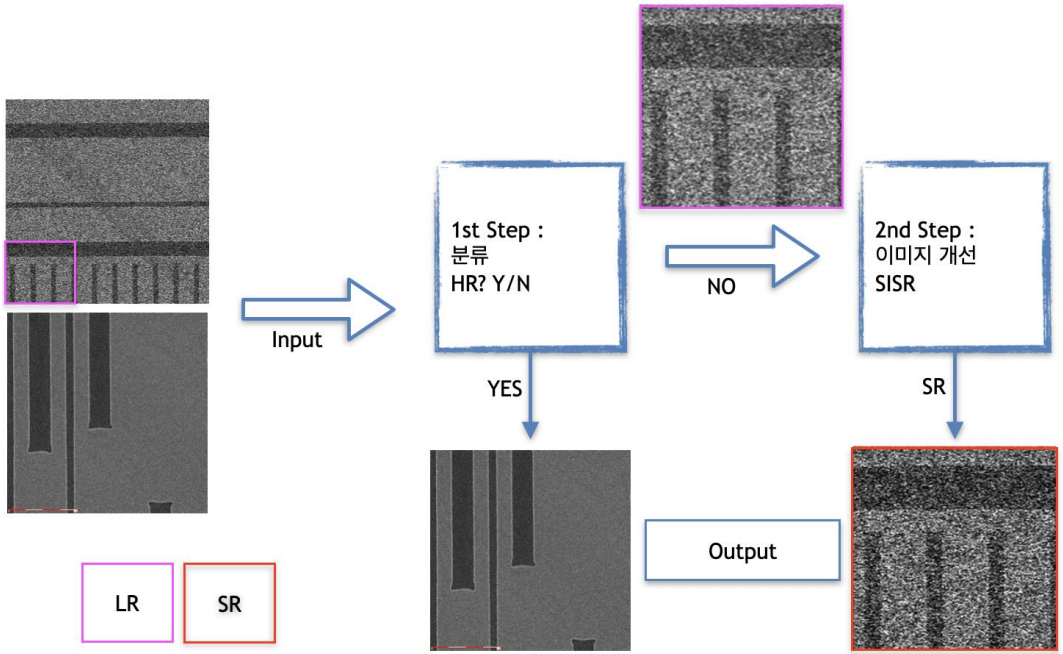
# Intro

- 반도체 공정 과정의 다양한 Data를 모니터링하여 불량 예방
- 이미지 데이터를 분석할 때 이미지의 해상도는 매우 중요

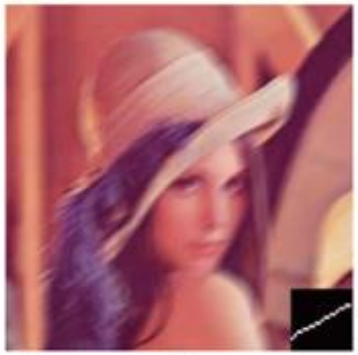


# Intro

- 정상, 불량 이미지가 포함된 입력 이미지 중 불량 이미지만 분류하여 SISR을 통해 개선된 고해상도 이미지로 출력
- Single image Super Resolution!!!(오늘의 핵심)
  - 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 변환
  - 의문점 : 근데 1st step이 과연 필요한가? SISR이 시간이 오래걸려서?



# Intro



(a) Simulated linear motion



(b) Real motion



(a) Simulated blurry image



(b) Real blurry image

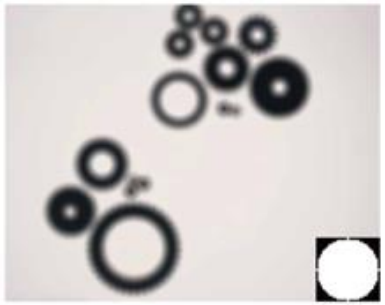


(a) Camera translation



(b) Camera rotation





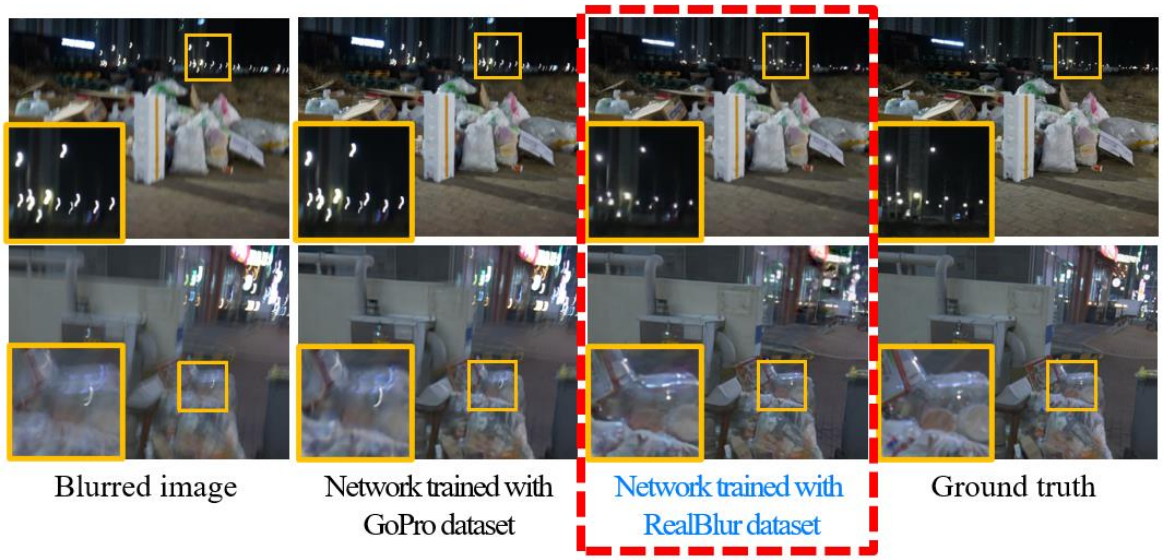
(a) Simulated defocus blur

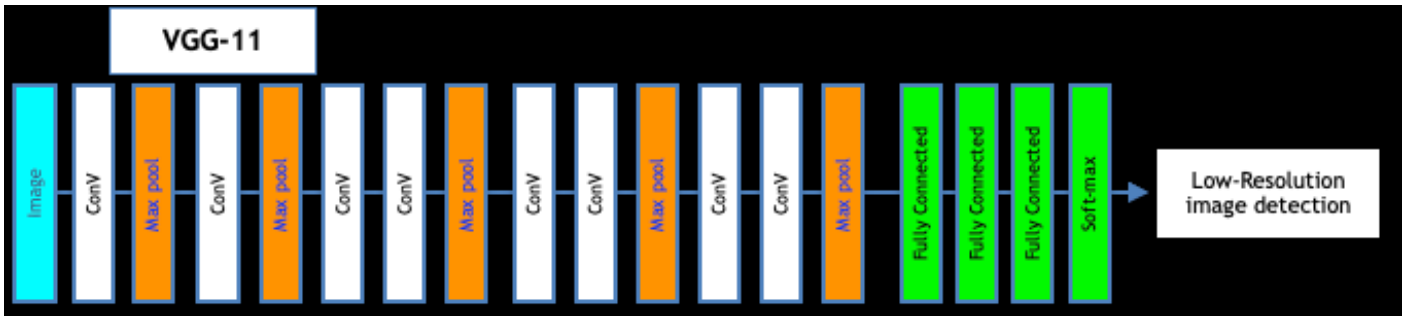


(b) Real defocus blur

# VGG Net train

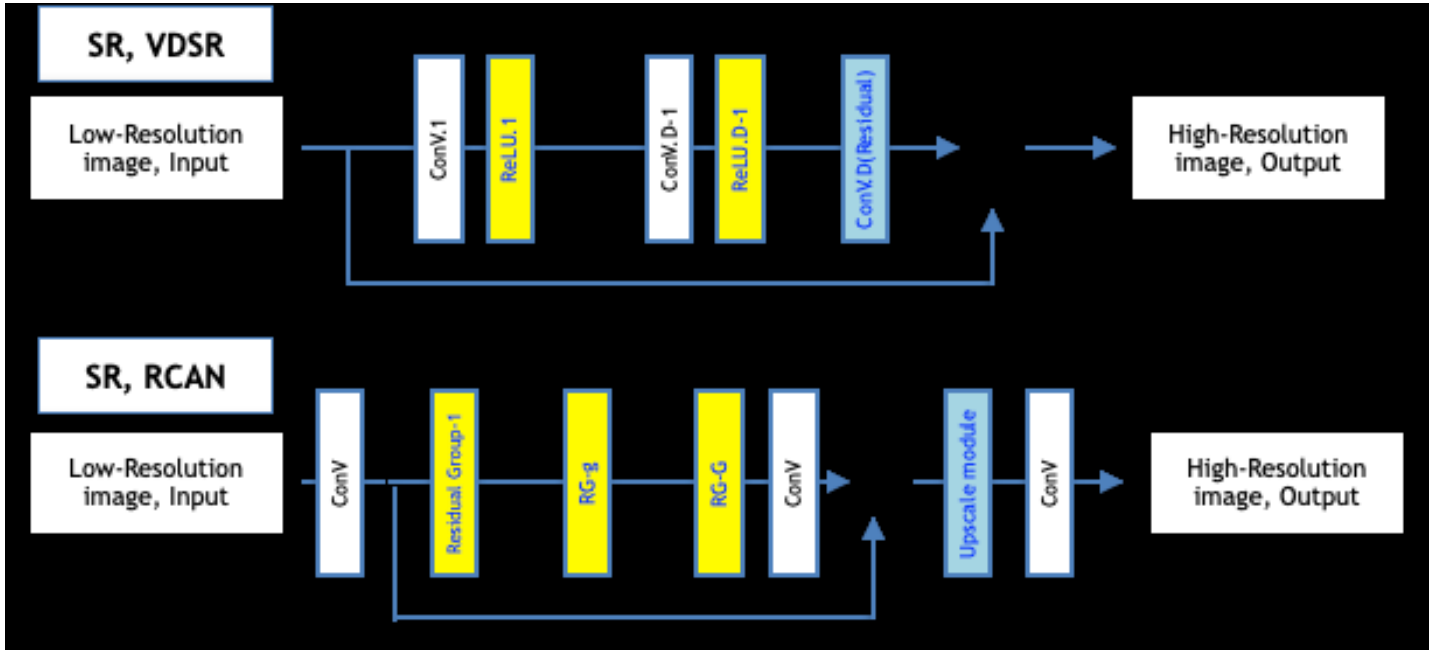
- Image에서 정상과 비정상의 라벨링을 한 train dataset으로 학습
  - Class 당 약 1000 장의 학습 데이터 준비
  - 샘플의 노이즈가 많은 Edge 부분을 제거하는 사전 전처리 작업을 진행



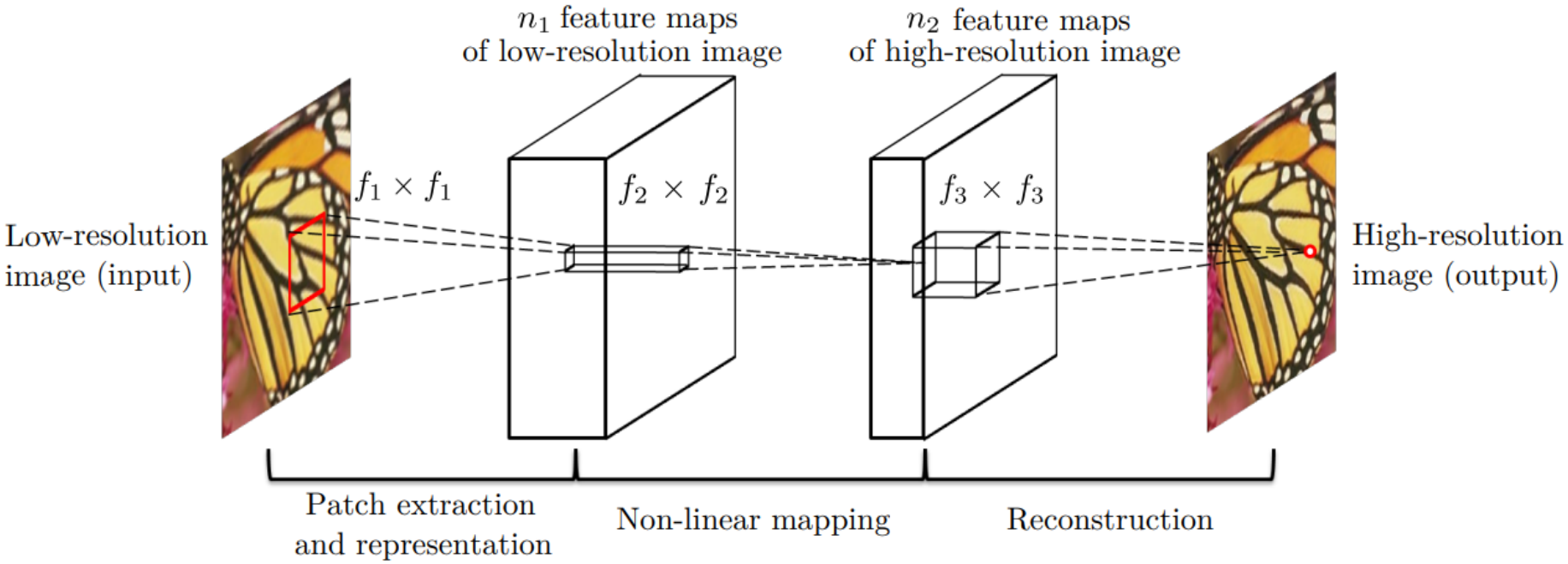
# SISR 모델

- SISR(Single Image Super Resolution) : 단일이미지 초해상화
  →해상도 향상을 통한 이미지 개선
- VDSR(Very Deep Super Resolution), RCAN(Residual Channel Attention Networks)중 성능이 더 높은 VDSR 모델을 최종 적용



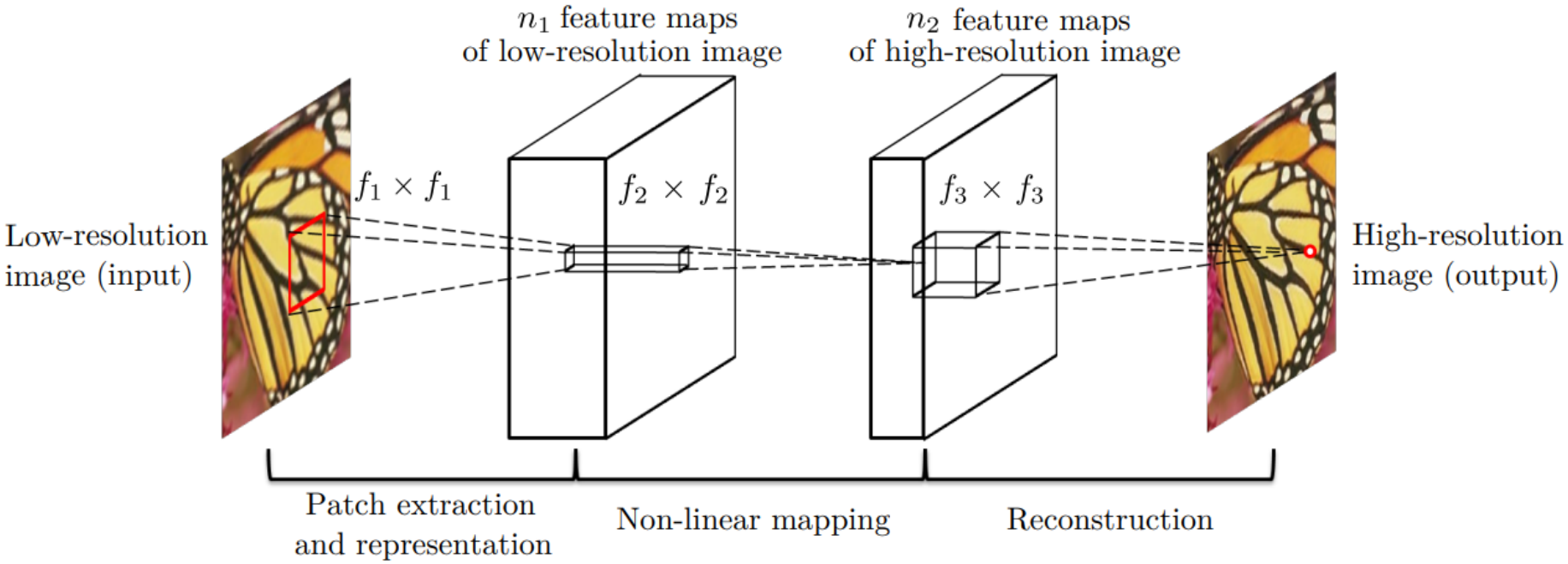
# SRCNN

- 고해상도 이미지 X로부터 저해상도 이미지 Y를 추출하고, F(Y)가 X와 유사해지도록 하는 함수 F를 찾는 알고리즘
- 3개의 Convolution Layer로 구성



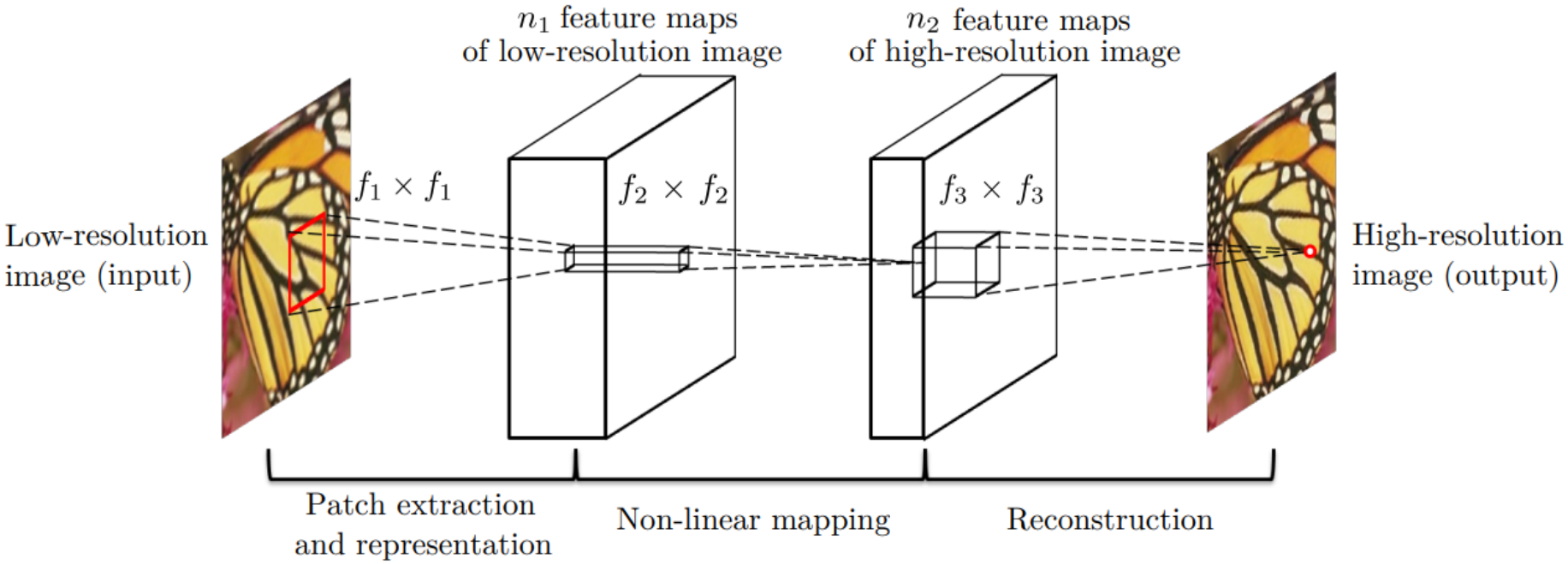
# SRCNN – 첫 번째 layer

- 저해상도 이미지로부터 여러 패치를 추출하고 이를 feature map으로 변환
- Conv Layer가 저해상도 이미지를 Scan



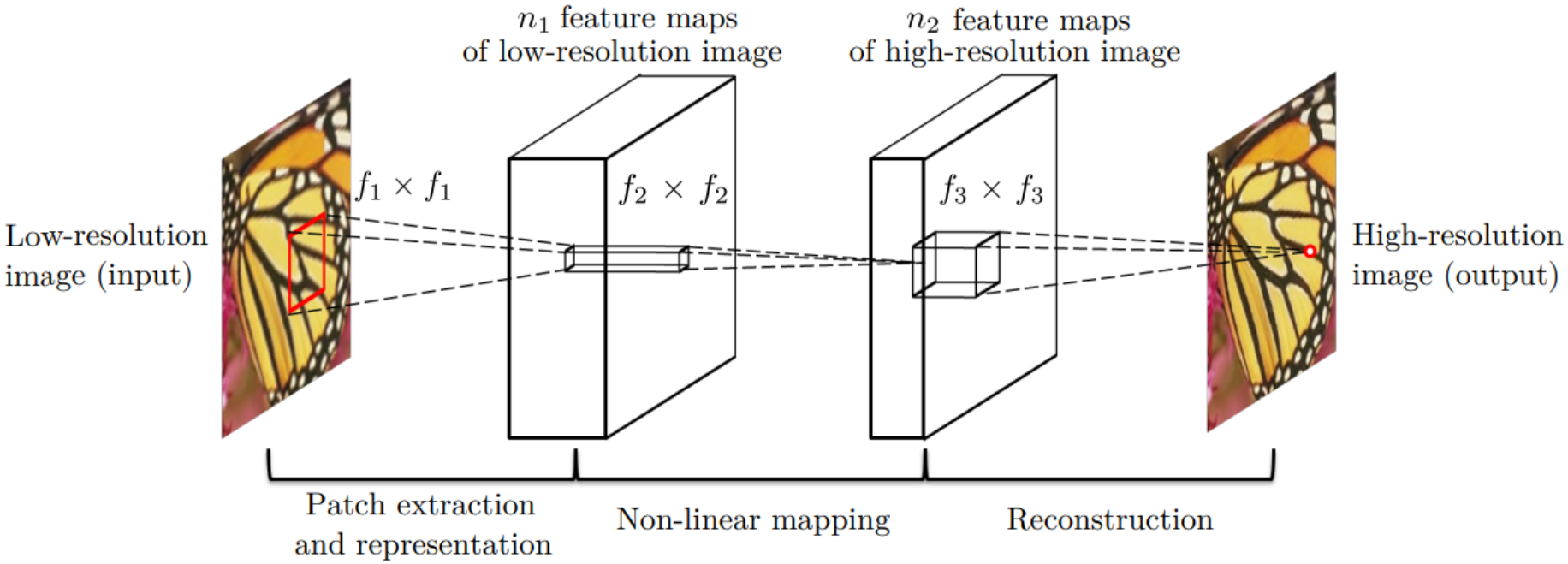
# SRCNN – 두 번째 layer

- 저해상도 이미지의 Feature Map들을 Non-linear Mapping 하여 고해상도 Feature Map으로 변환하는 역할
- 1x1 Conv 작업을 수행하는 것.



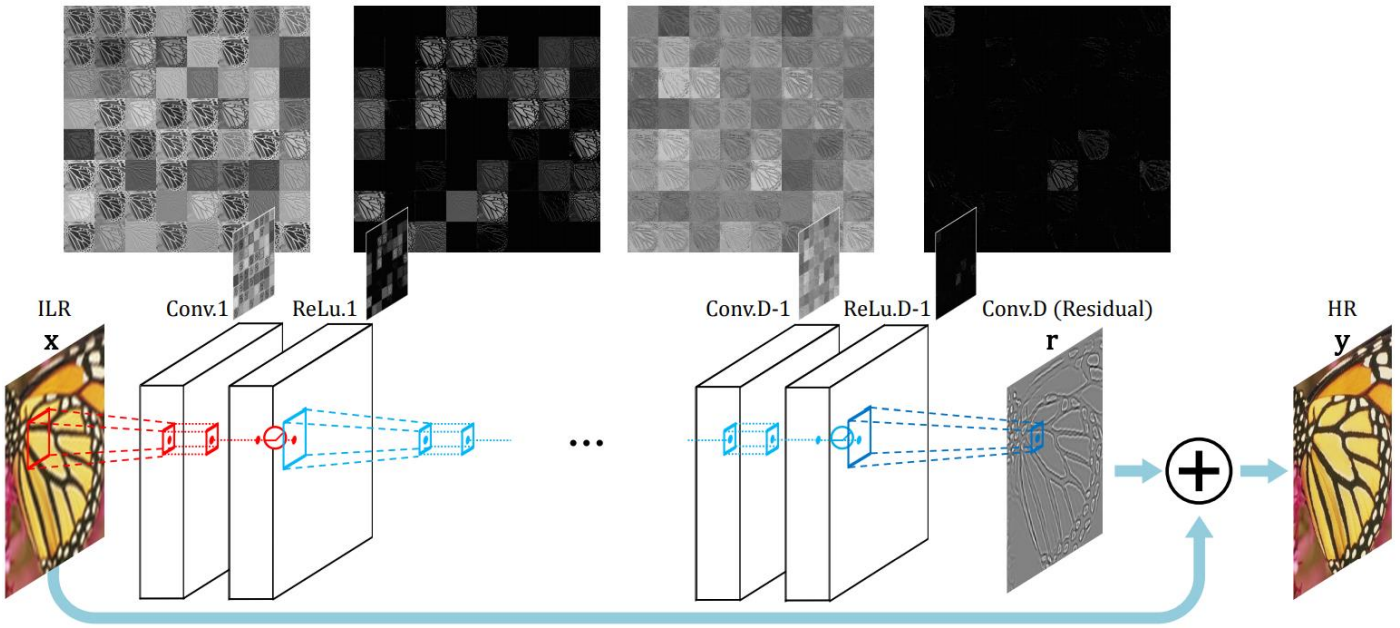
# SRCNN – 세 번째 layer

- 고해상도 패치의 feature map으로 부터 최종 고해상도 이미지를 복원하는 역할
- 복원된 이미지가 원본 고해상도 이미지와 유사하다면 학습이 성공적인것으로 판단



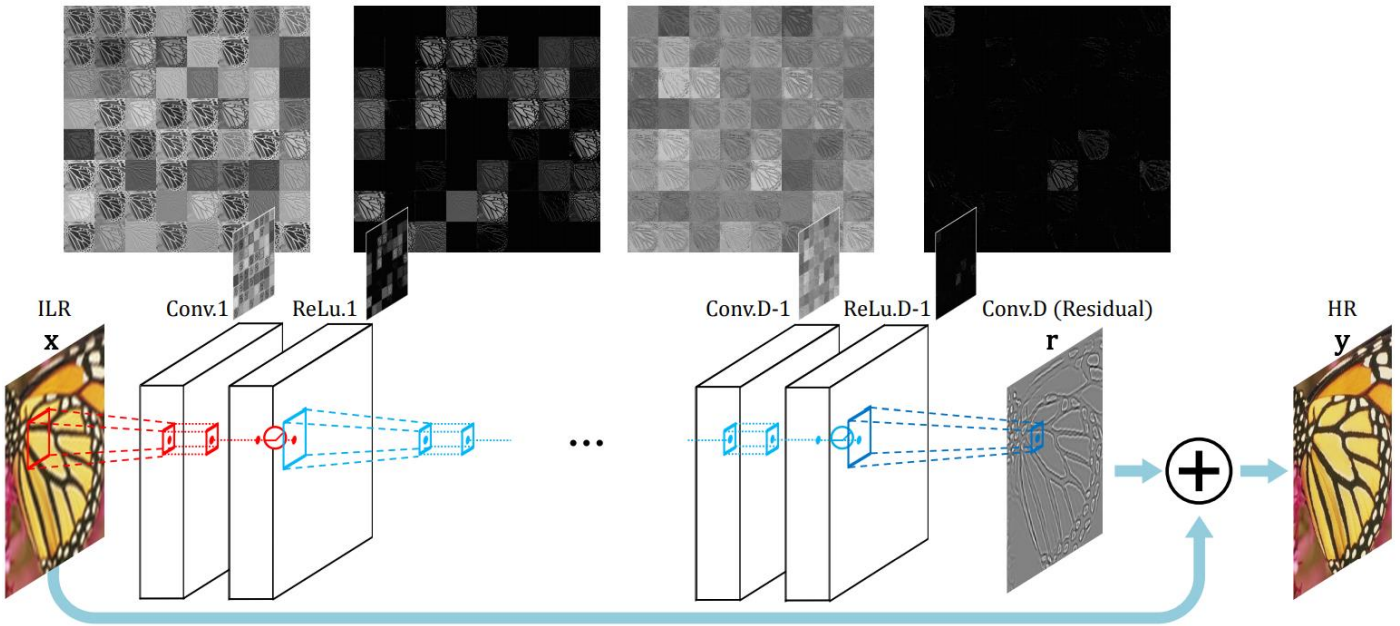
# SR - VDSR

- Very deep super resolution : 모델을 더 깊게 만들어서 기존의 방법 (SRCNN) 보다 더 넓은 영역에서 문맥을 파악할 수 있게 만든 알고리즘 → 성능 향상
  - ILR : interpolated LR
  - Residual : r = y – x ( y = HR, x = ILR)



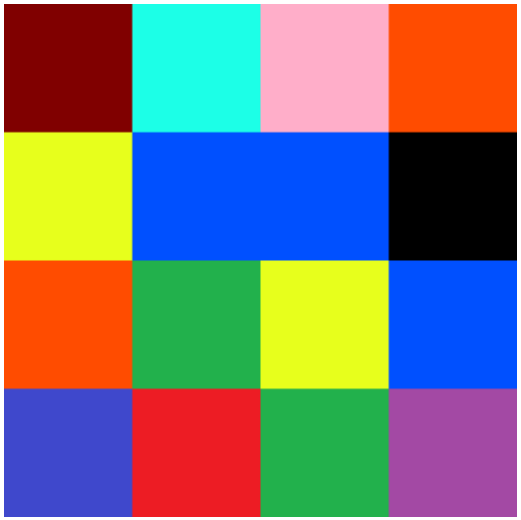
# SR - VDSR

- Residual Learning : HR을 바로 예측하기보다는 Residual을 예측해보는 Learning 방법 → 20층의 Layer 끝에 ILR을 더해줌
  - ILR : interpolated LR
  - Residual : r = y – x ( y = HR, x = ILR)
  - 레이어가 깊어져서 생길 수 있는 exploding gradient 현상을 방지

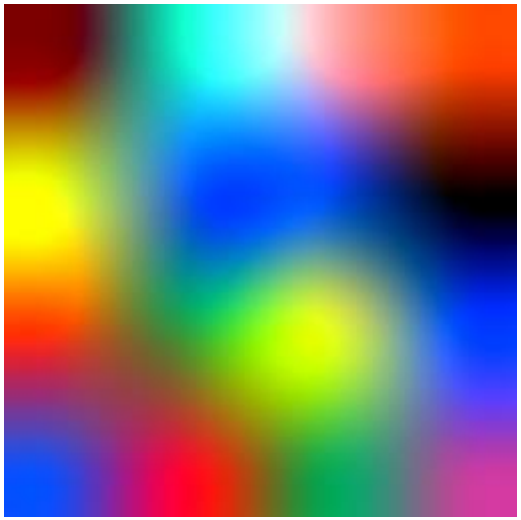


# Interpolation

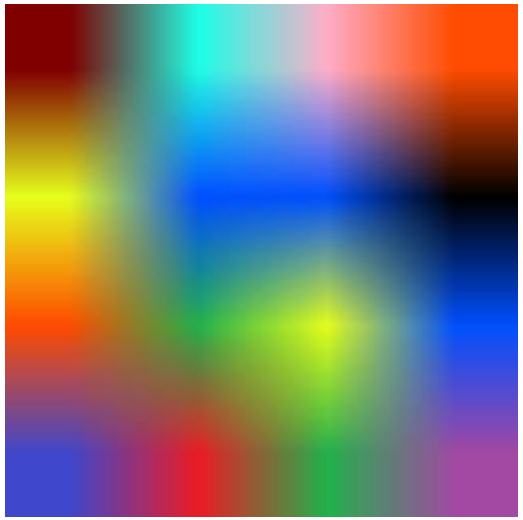
- ILR : 저해상도 이미지를 bicubic interpolation 한 이미지
- Bicubic interpolation : 1차 미분이 연속이 되게 하는 보간법
- VDSR에서는 HR image 해상도와 같아지게 interpolate
- 따라서 ILR과 HR이미지의 해상도는 같다



Original image



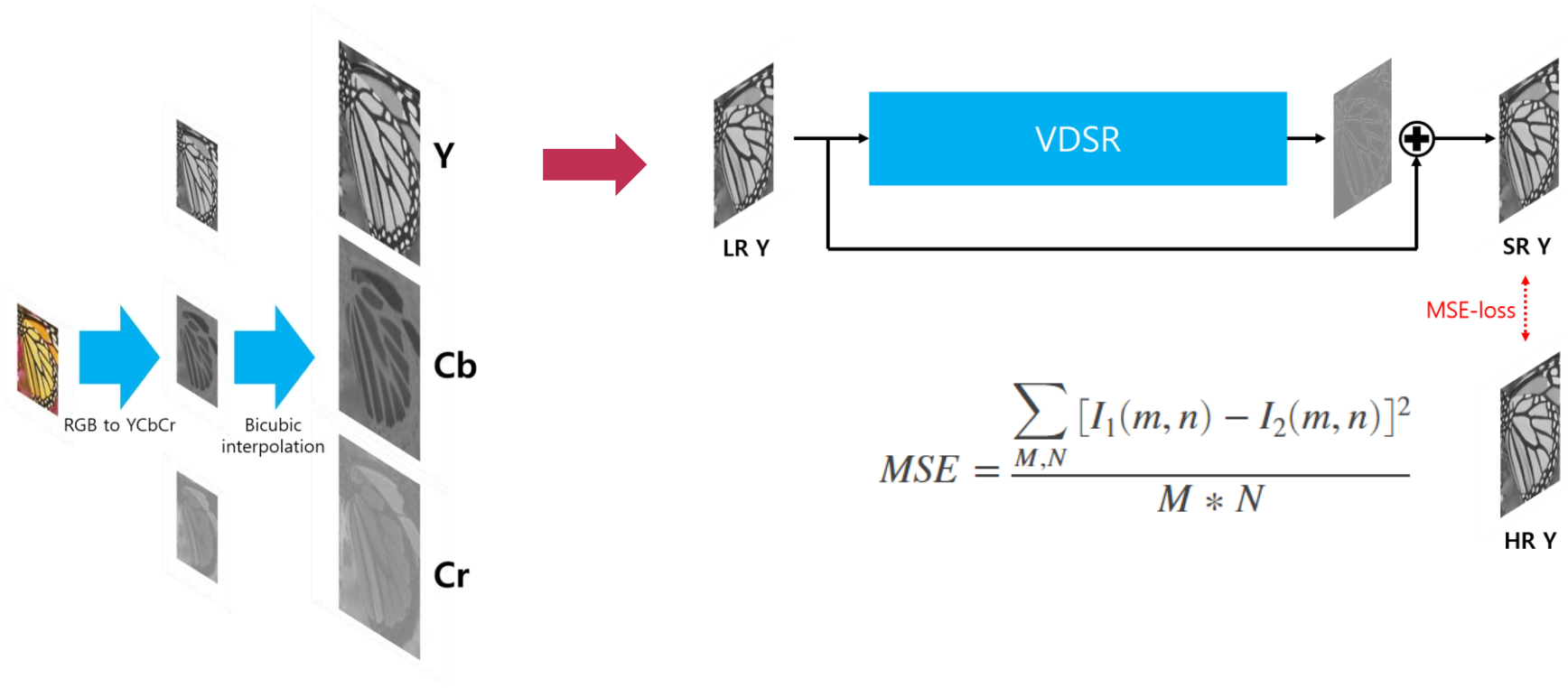
Bicubic interpolation



Bilinear interpolation

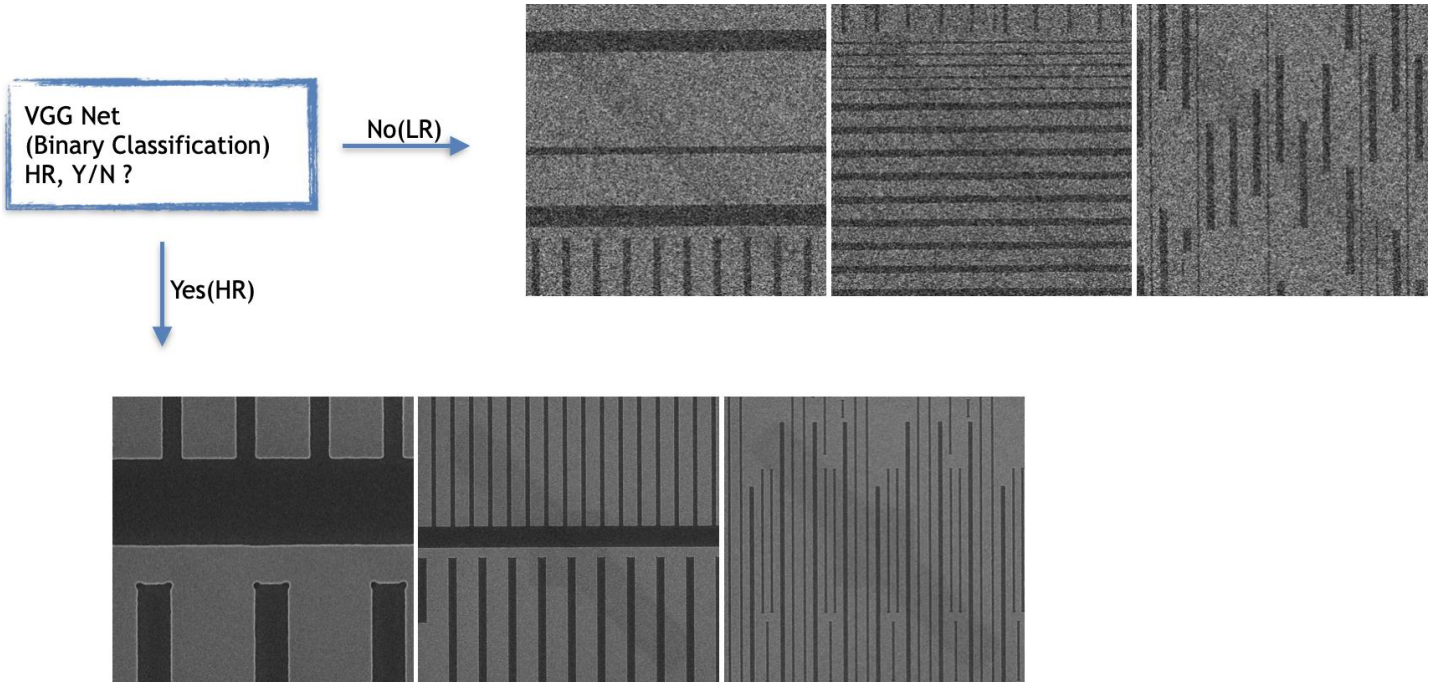
# VDSR모델 Train과정

- YCbCr : Y는 휘도 성분이며 Cb 와 Cr 은 색차 성분, 이 중 Y만 사용
- HR Y와의 MSE-loss(평균 제곱 오차)를 사용하여 학습



# 실험 결과 – VGG Net

- VGG Net 불량 이미지 분류 결과



# 실험 결과 - SISR

- PSNR(Peak Signal to Noise Ratio, dB) 값이 VDSR 모델이 높게 나온 것을 확인
- 본 연구에 해당 모델을 최종 적용

| SR Model | PSNR(dB) | |
|---|---|---|
| | 이미지 불량(LR) | 개선 이미지(SR) |
| VDSR | 15.321 | **15.927** |
| RCAN | 15.321 | 15.87 |

# PSNR

- PSNR(dB) – Peak Signal to Noise Ratio, 최대 신호 대 잡음비
  - 이미지 해상도 개선의 성능을 측정하는 용도로 쓰임(클수록 고성능)
  - MSE : Mean square error, 평균 제곱 오차 → 손실함수
  - MAX_I : 픽셀의 최댓값 (픽셀의 크기가 8bit라면 256)

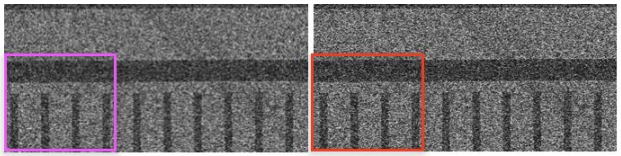
$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{MAX_I^2}{MSE}\right)$$

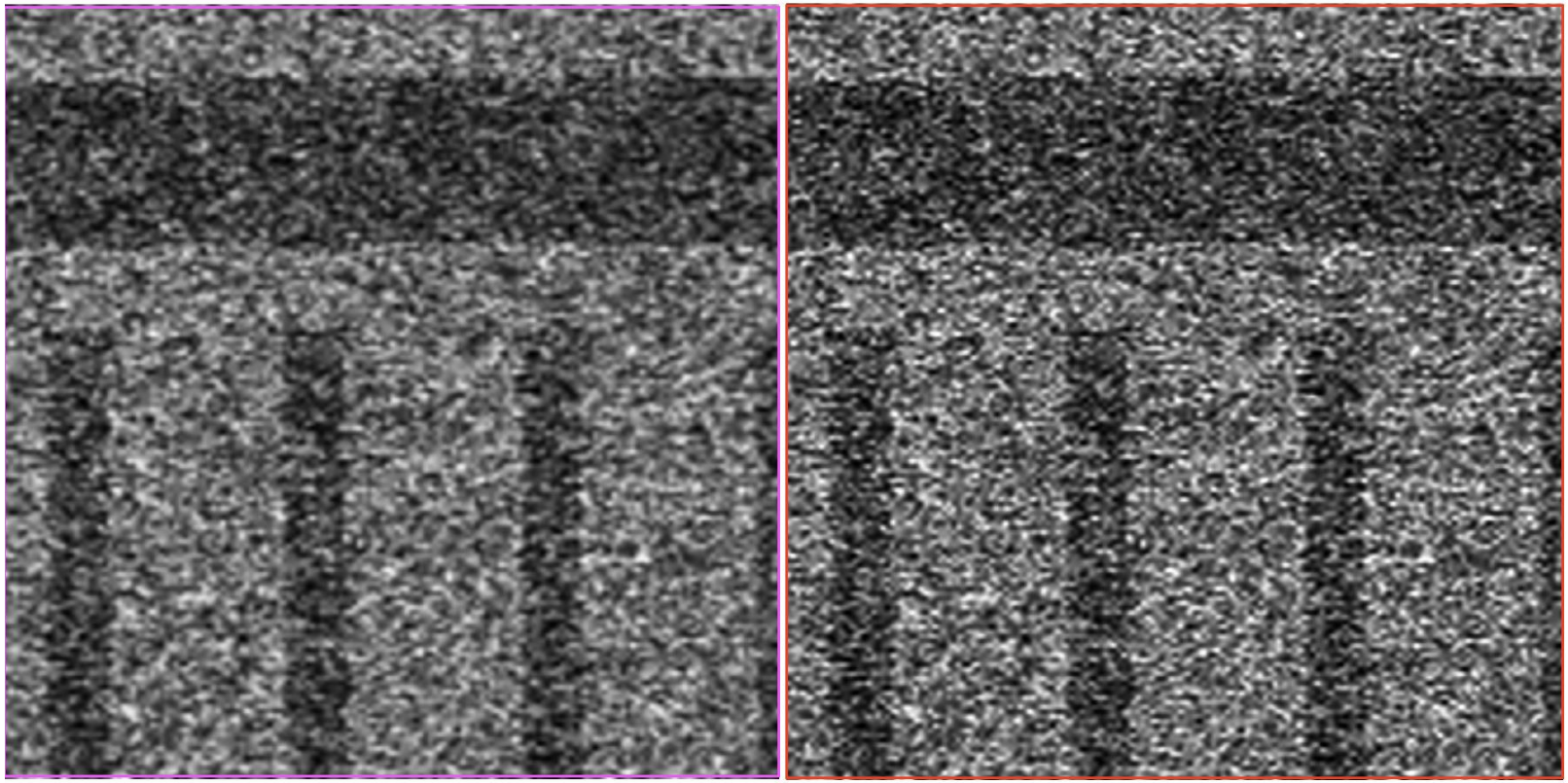
$$MSE = \frac{\sum_{M,N}[I_1(m,n) - I_2(m,n)]^2}{M * N}$$

# 실험결과 - VDSR

LR
PSNR-15.321

SR
PSNR-15.927

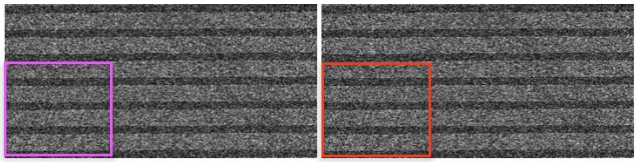


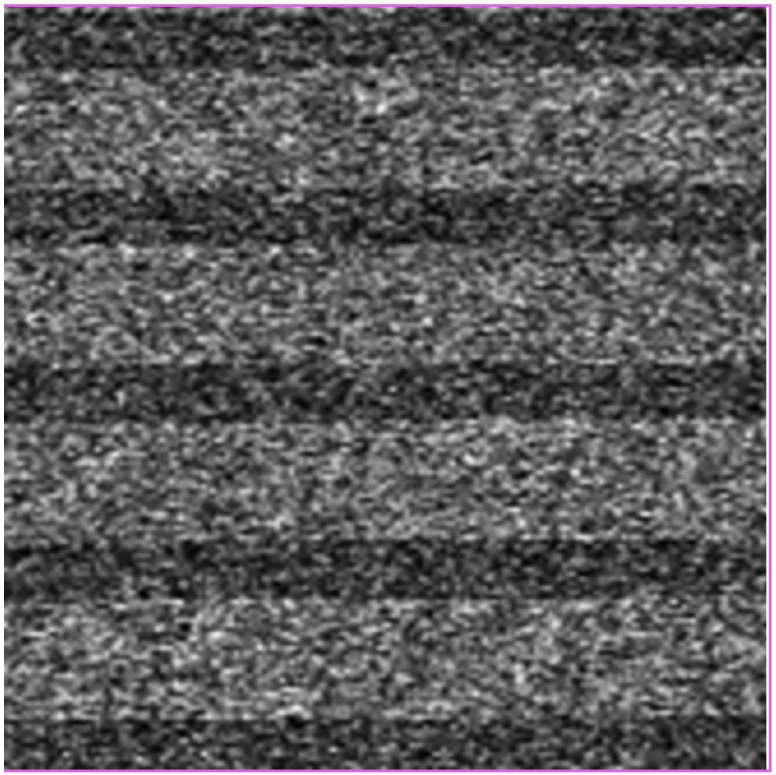


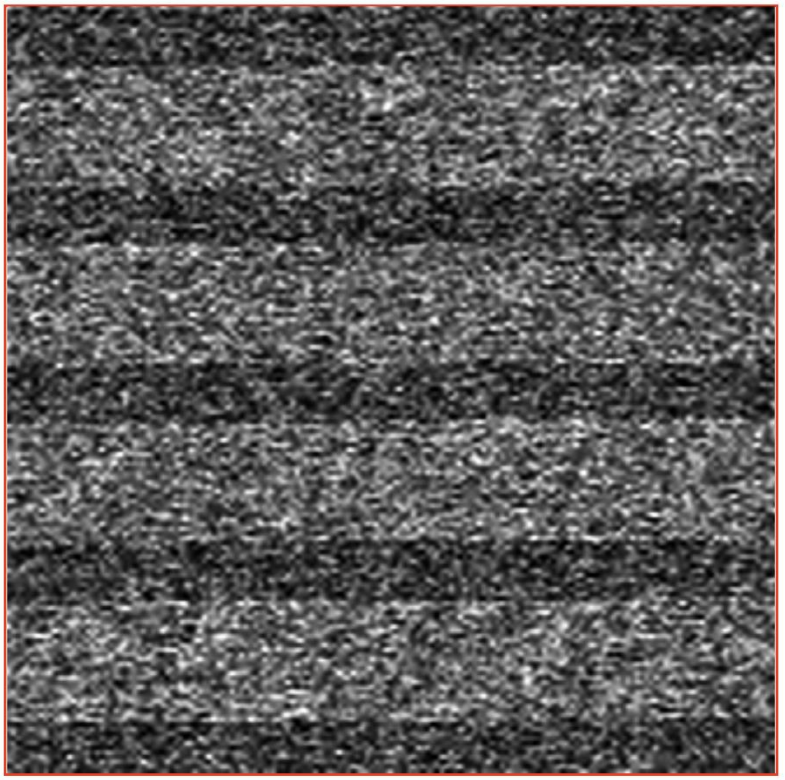
# 실험결과 - VDSR

LR
PSNR-15.321

SR
PSNR-15.927





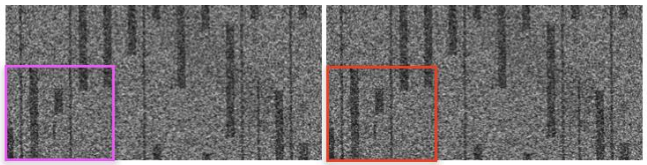


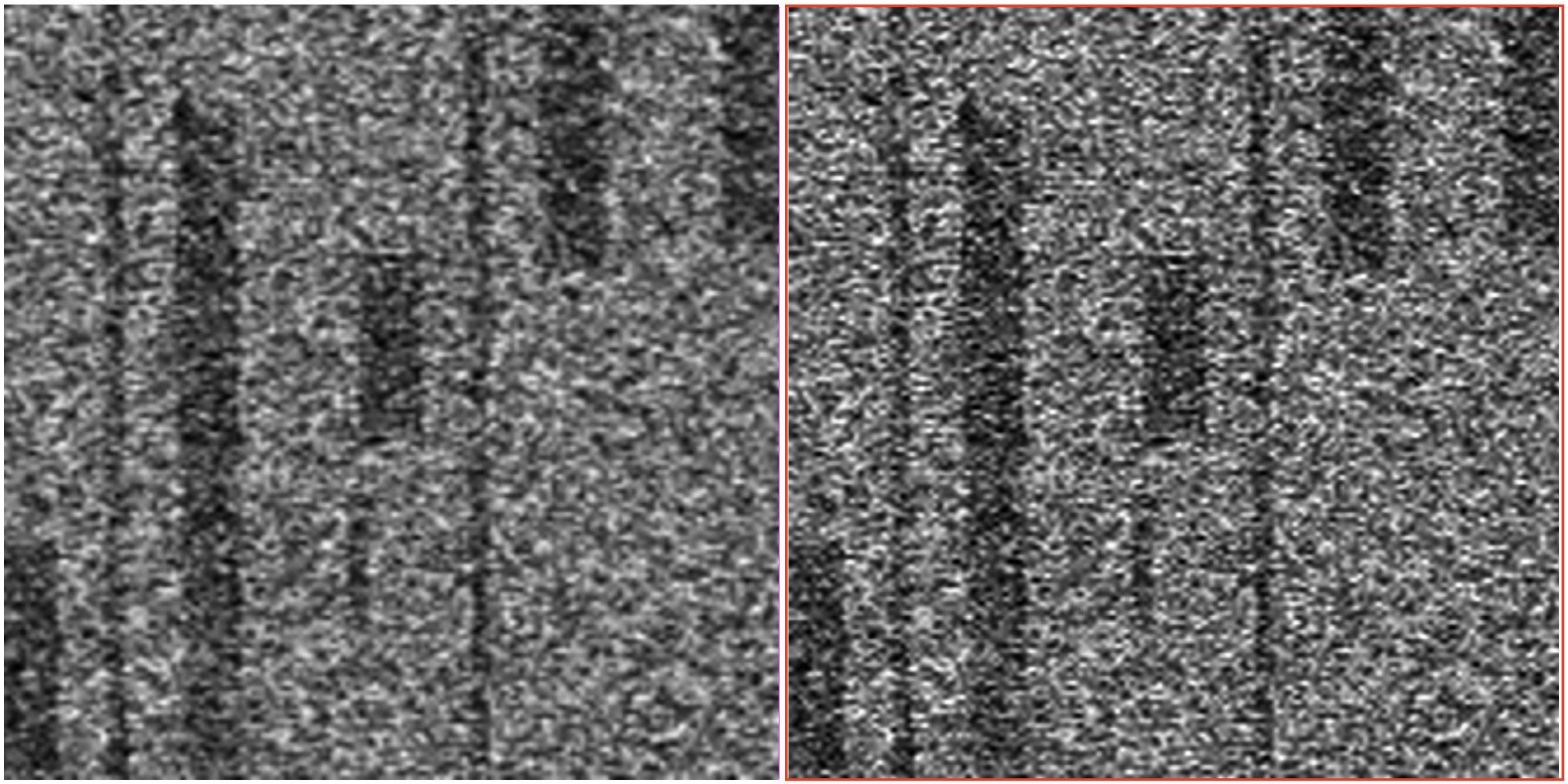
CVSP

# 실험결과 - VDSR

LR
PSNR-15.321

SR
PSNR-15.927





# Conclusion

- 반도체 공정의 Review 이미지가 불량이 발생 했을 경우 이를 빠르게 자동으로 감지할 수 있게 되었다.
- 이미지 데이터의 해상도를 개선하는 방안을 적용하여 오판에 의한 손실 최소화 및 반도체 설비의 운영의 효율성에 기여를 할 수 있게 하였다.