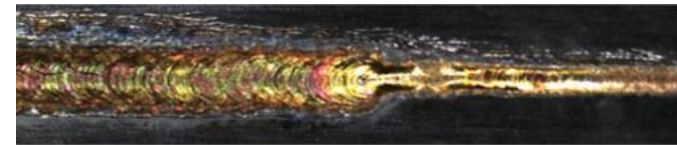
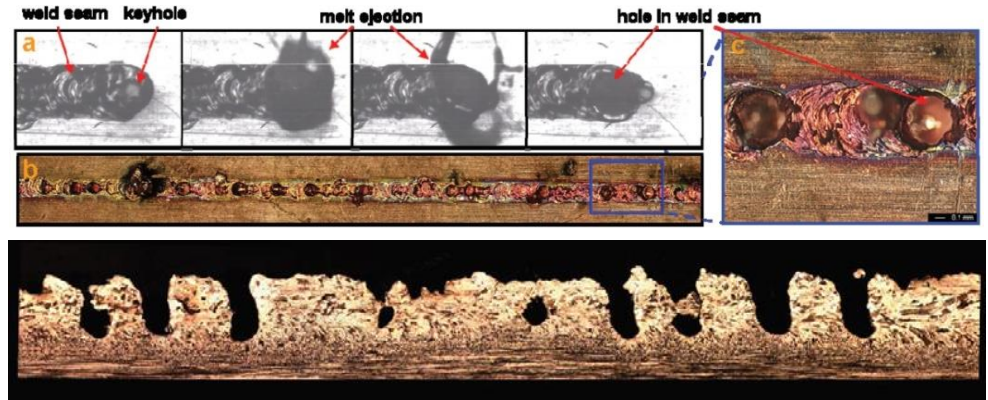
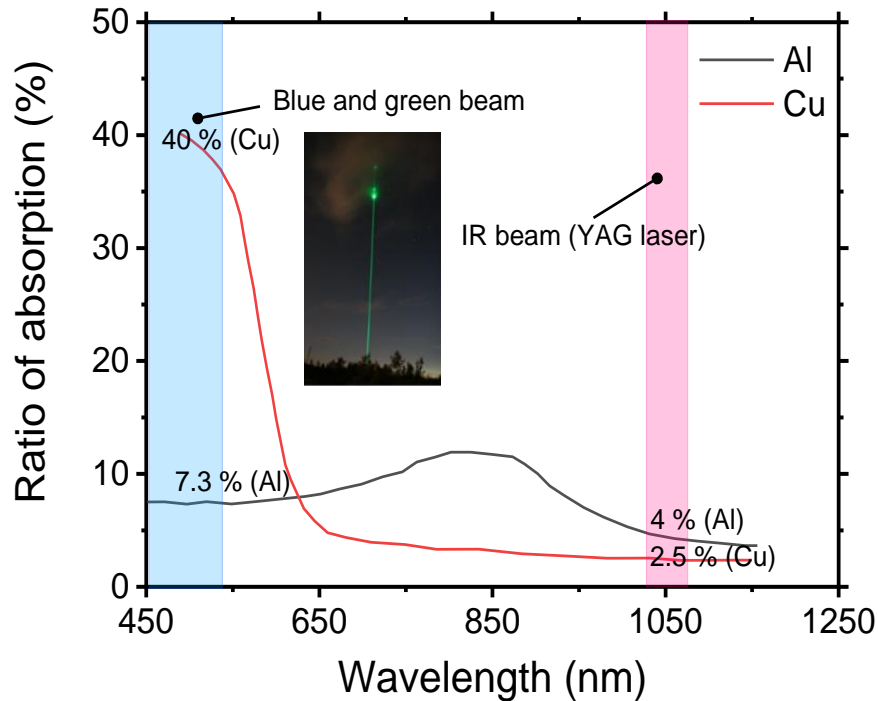


영상 이미지를 이용한 Al/Cu 레이저 용접부 용입 깊이 예측

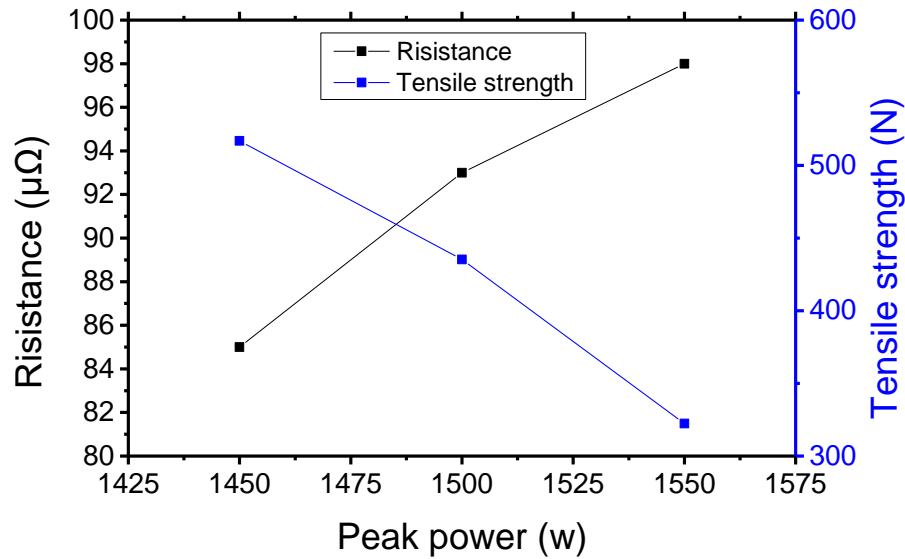
- 본 자료는 아래의 사람들이 만들었습니다.
유현정 (Portland State University)
강상훈 (한국생산기술연구원)
이기동 (Portland State University)
김철희 (한국생산기술연구원, Portland State University)
- 예제 파일은 아래에서 받을 수 있습니다.
<https://deepjoin.github.io/dl/>
- 문의사항 및 의견: deepjoining@gmail.com
- 자료는 한국생산기술연구원 용접접합그룹 신입대학원생 교육자료입니다.
일체의 다른 용도 사용을 금지합니다.

0. 풀어야 할 문제

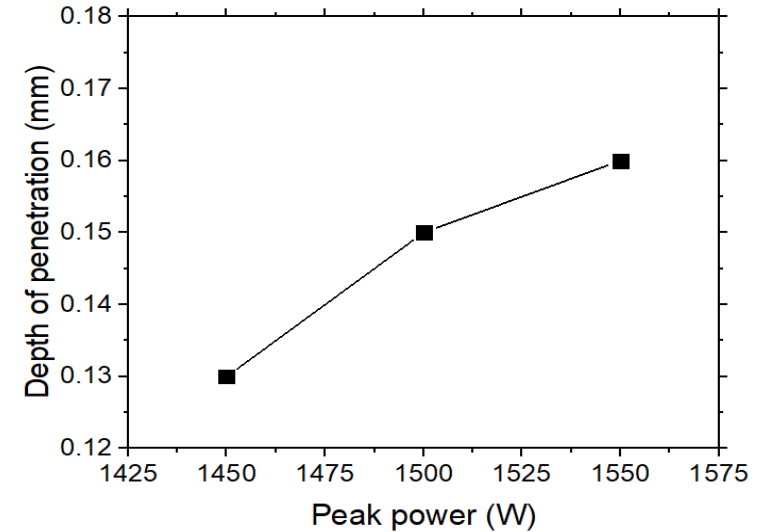


- 기존 산업에서 사용되는 레이저(ND:YAG, CO₂)의 경우 Al과 Cu의 빔 흡수율이 낮음
→ 불안정한 keyhole 발생 → 용접부 결함

0. 풀어야 할 문제



[Al/Cu 레이저 용접에서 출력 증가에 따른 인장 및 저항 값]

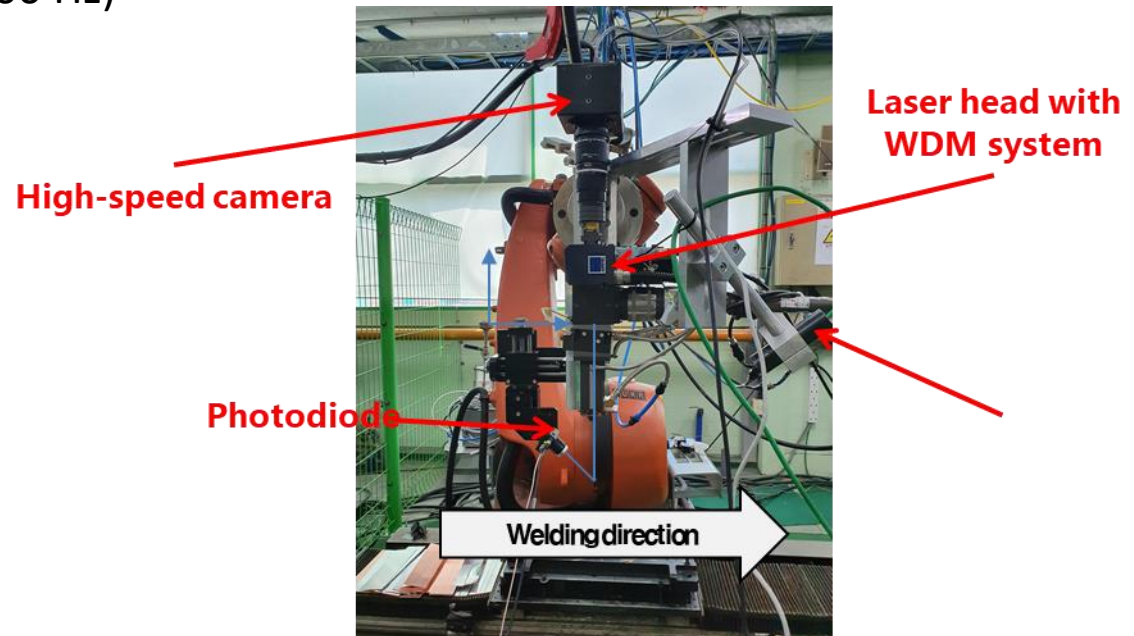
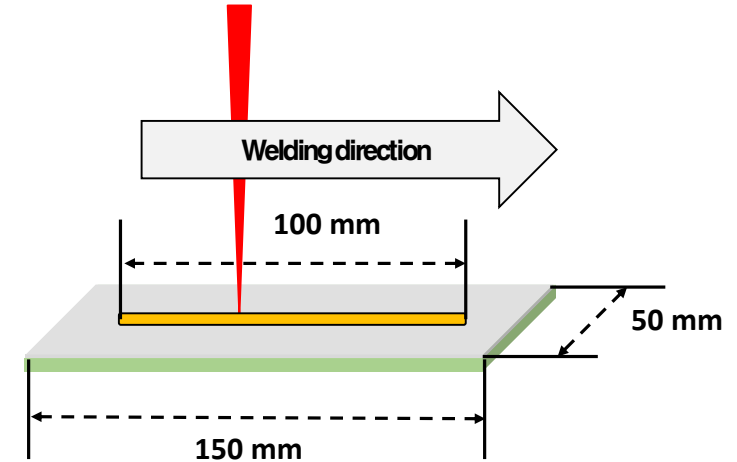


[Al/Cu 레이저 용접에서 출력 증가에 따른 penetration depth]

- Al/Cu 레이저 용접에서 **inter metallic phases**는 피할 수 없음
- **Inter metallic phases**가 증가하면, 용접부의 기계적 강도와 전기 전도성에 악영향을 미침
- **Inter metallic phases**는 Al/Cu 레이저 용접에서 **penetration depth**와 비례함
- 배터리 용접부의 **penetration depth**는 품질과 관련된 중요한 인자임

0. 풀어야 할 문제

- 소재: Al 1050 (Thickness: 0.4 mm)
C1100: oxygen free copper (Thickness: 1.0 mm)
- 용접방법: 레이저 겹치기 용접
- 사용한 실험 장비
 - Trudisk 3002
 - WDM(Weld Depth Monitor) system (7000 Hz)
- 측정 장비
 - High-speed camera
 - Fastcam mini UX50
 - Recording frame: 10000 fps
 - Photodiode
 - Recording frequency: 20000 Hz



[Configuration of experimental system]

0. 풀어야 할 문제

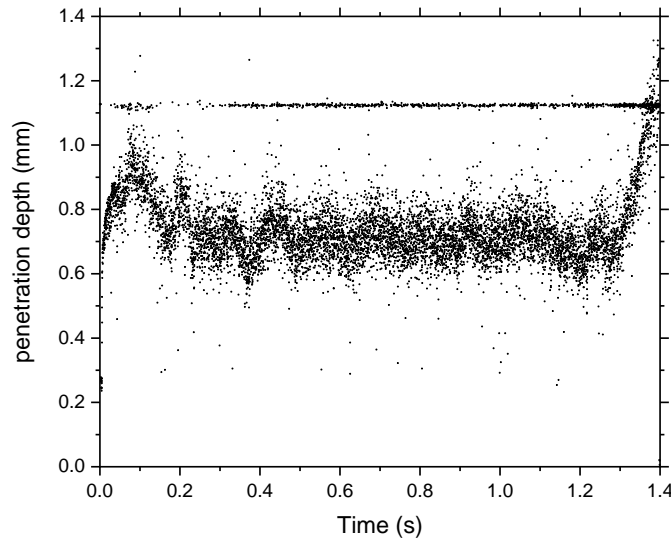
- **Welding condition**
 - Beam size: 300 μm
 - Laser power: 1100 W – 1600 W
 - Welding speed: 3 m/min – 7 m/min
 - Working distance: 323 mm
- **DNN 데이터 수집**
 - 용접 조건(상수): 시편 조건, 레이저 소스, 초점거리
 - 용접 조건(변수): 레이저 출력, 용접속도
 - 총 25개 Class
 - 9, 10, 16, 21 class 1회 반복
 - 18 class 3회 반복
 - 그 외 class 2회 반복

➔ $25 \times 2 - 4 + 1 = 47$ 개 조건a

Class	Power[W]	Welding speed[m/min]
1	1100	3
2	1117	5
3	1123	4
4	1130	6
5	1133	7
6	1150	3
7	1190	4
8	1200	3
9	1200	5
10	1230	6
11	1250	3
12	1250	7
13	1257	4
14	1283	5
15	1300	3
16	1324	4
17	1330	6
18	1366	5
19	1367	7
20	1391	4
21	1430	6
22	1449	5
23	1484	7
24	1530	6
25	1601	7

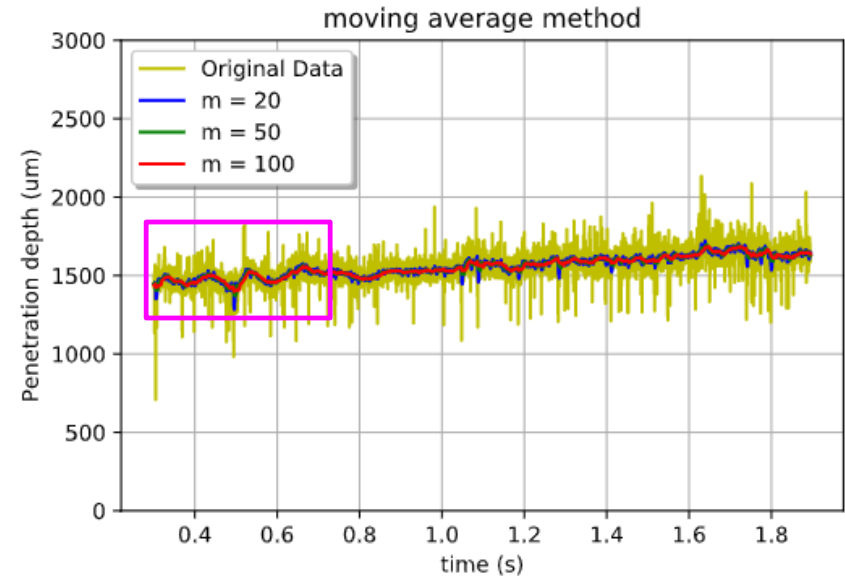
1. 모델 학습을 위한 데이터 전처리

Data preprocessing



- WDM data preprocessing

- 노이즈 제거
➔ 용입 깊이가 시편 두께 이상이거나 0 이하의 값
- 이동 평균 필터링($n = 100$)



$$\bar{x}_k = \frac{x_{k-n+1} + x_{k-n+2} + \cdots + x_k}{n}$$

\bar{x} = Moving average

k = Data point(1, 2, ..., k , ...)

n = Number of time periods

1. 모델 학습을 위한 데이터 전처리

Data preprocessing

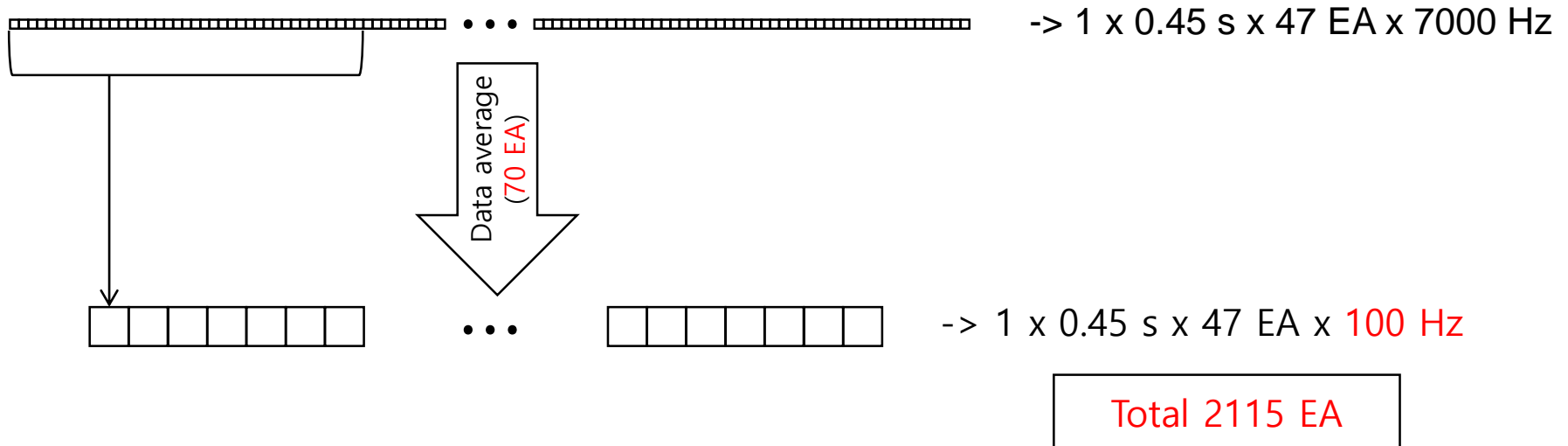
- Data Frequency sync
 - Data labeling을 위하여 sync를 진행
 - 정해진 Hz의 값을 평균
 - 수집된 data Hz
 - WDM data: 7000 Hz
 - Photodiode: 50000 Hz
 - Image: 10000 Hz
 - Frequency sync data shape: 100 Hz (조건당 0.45s, 47개 조건: 총 2115 EA)
 - Training: 1480 EA, validation: 317 EA, test: 318 EA)
 - WDM data: (2115, 1)
 - Photodiode: (2115, 100, 1)
 - Image: (2115, 232, 768, 1)

1. 모델 학습을 위한 데이터 전처리

Data preprocessing

- Data Frequency sync

- WDM data 평균



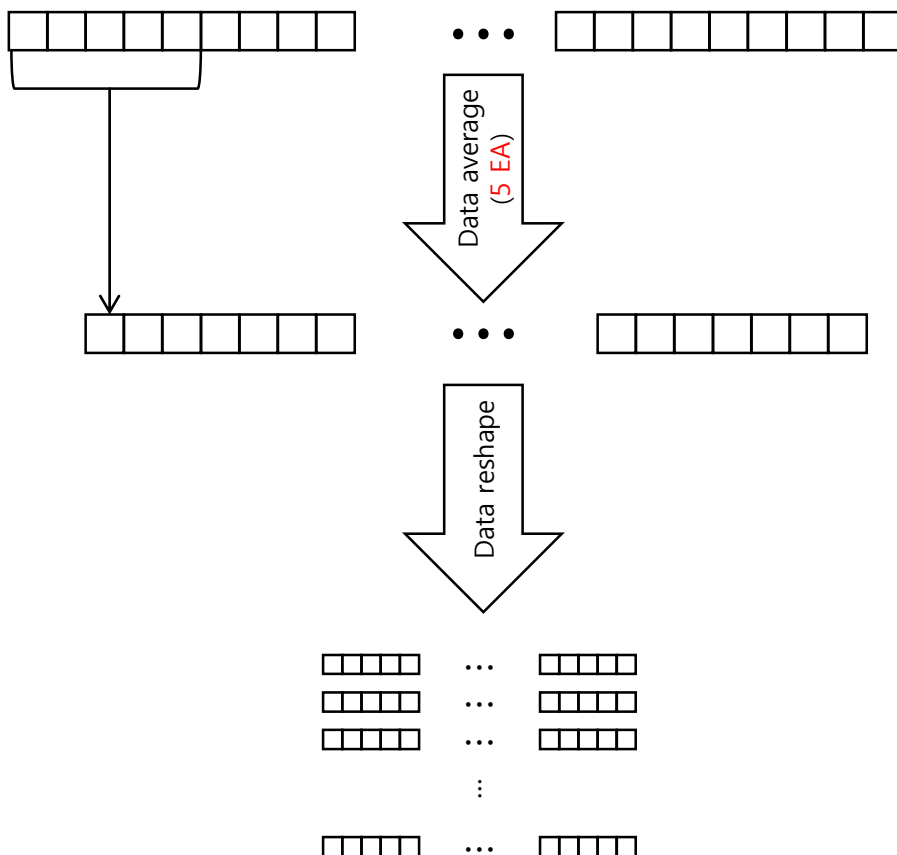
- **7000 Hz** 로 수집된 용입 깊이 신호는 **70**개의 데이터를 평균하여 **100 Hz**의 데이터로 나타냄

1. 모델 학습을 위한 데이터 전처리

Data preprocessing

- Data Frequency sync

■ Photodiode data 평균



$$1 \times 0.45 \text{ s} \times 47 \text{ EA} \times 50000 \text{ Hz}$$

$$1 \times 0.45 \text{ s} \times 47 \text{ EA} \times 10000 \text{ Hz}$$

$$100 \times 0.45 \text{ s} \times 47 \text{ EA} \times 100 \text{ Hz}$$

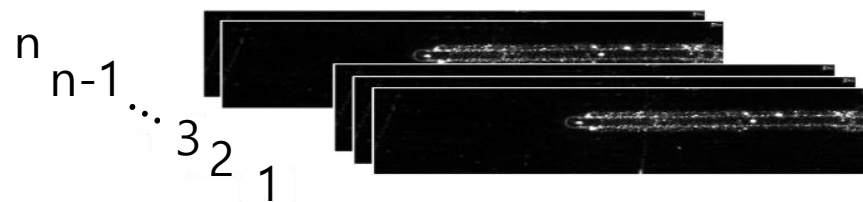
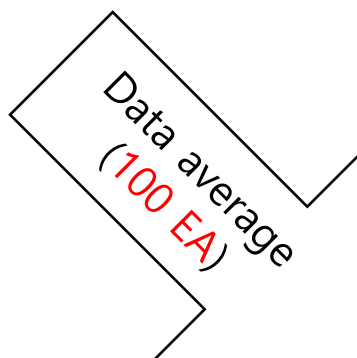
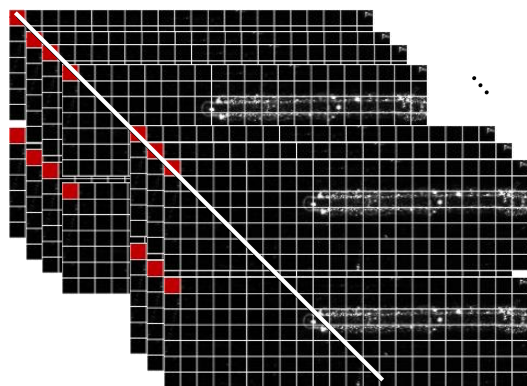
Total 2115 EA(1, 100)

1. 모델 학습을 위한 데이터 전처리

Data preprocessing

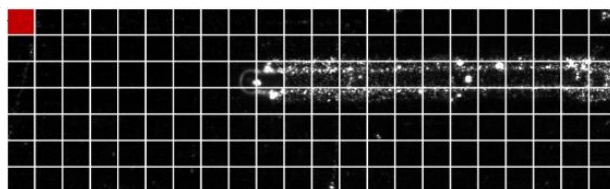
- Data Frequency sync

■ Image data 평균



232 x 768 pixel x 0.45 s x 47 EA x 10000 Hz

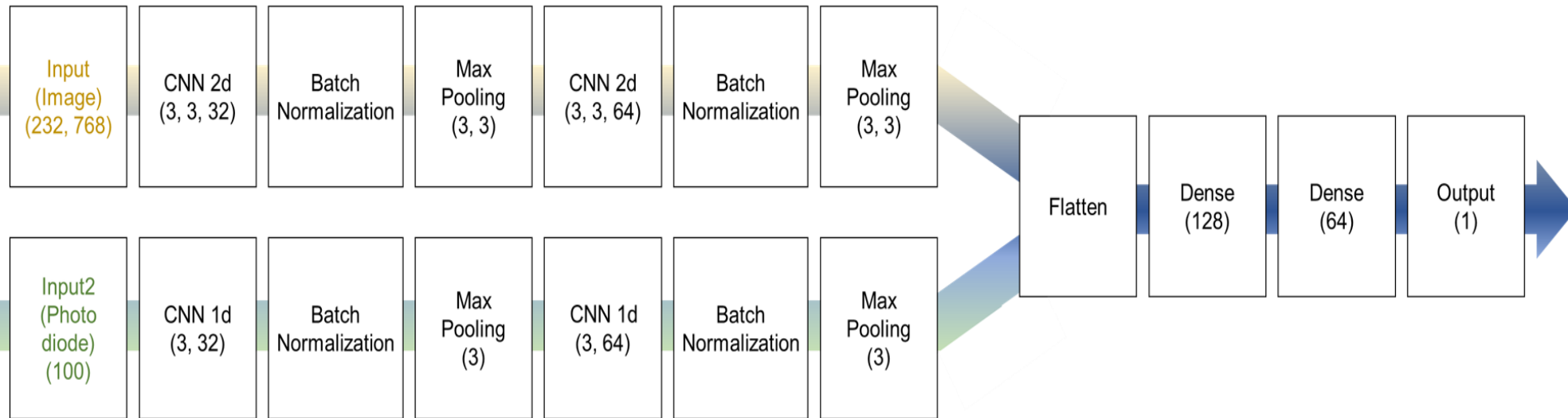
232 x 768 pixel x 0.45 s x 47 EA x 100 Hz



Total 2115 EA(232 x 768)

2. CNN 모델 구조

Deep neural network structure



- Batch Normalization: Batch 단위의 표준화로 gradient vanishing과 gradient exploding을 방지하여 높은 학습률을 설정할 수 있도록 하며, 자체적인 정규화로 과적합 방지
- Max Pooling: 데이터에 대해서 구역을 나눈 후 각 구역에서 가장 큰 값을 추출
- Flatten: 데이터 평탄화 작업

감 사 합 니 다