

깊은 스파이킹 신경망을 위한 뉴럴 아키텍처 탐색 알고리즘 성능 분석



*류준규^{1,2}, 조정희², 김재욱², 정연주², 박성식²
서울과학기술대학교 컴퓨터공학과¹
한국과학기술연구원 인공뇌융합연구단²

fbwnsr120@seoultech.ac.kr

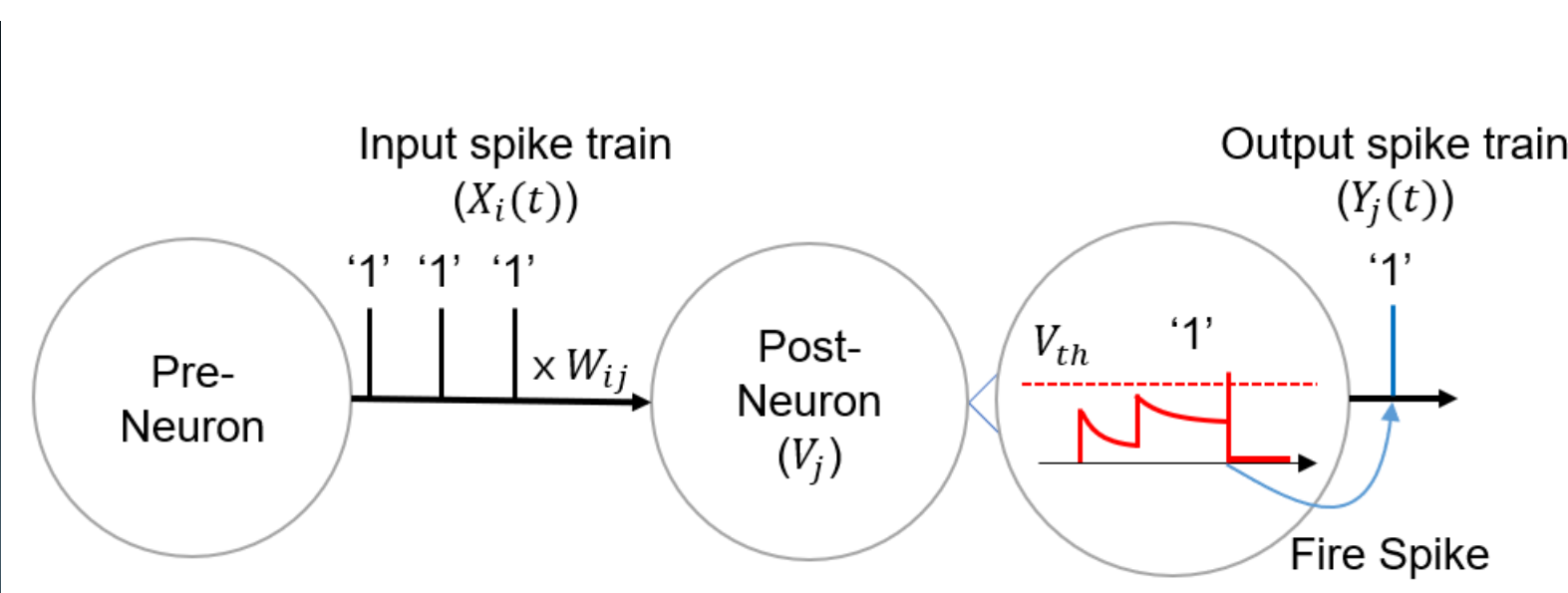
1. Background

NAS는 DNN 구조 탐색의 자동화를 위해 제안된 기술이다. 높은 성능의 deep SNN을 위해 NAS를 활용하는 연구들이 발표되고 있지만, 기존의 연구들은 탐색 알고리즘에 따른 성능에 대한 분석을 제시하고 있지 않다.

따라서 CIFAR-10 에서 검증 정확도를 측정해 3가지 탐색 알고리즘에 대해 DNN 및 deep SNN의 구조 탐색 성능을 분석해 보았다.

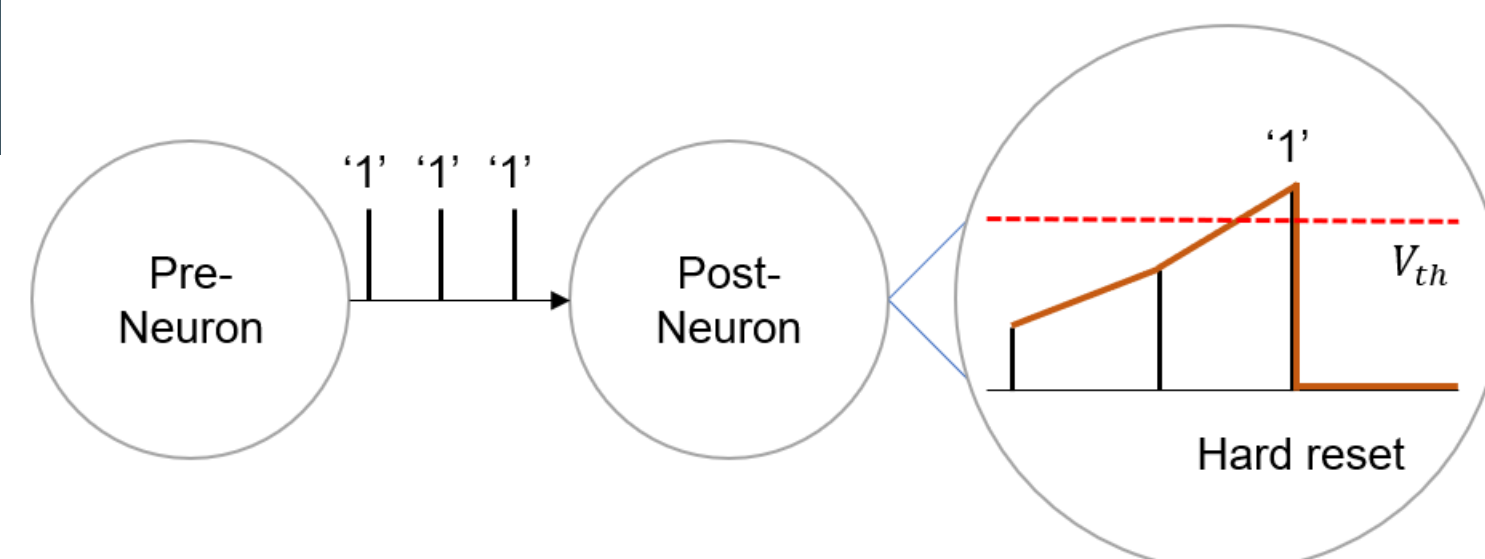
2. Methods

- Random**
 - 탐색 공간에서 무작위로 고르는 방법이다.
 - Greedy**
 - 직전 후보의 평가만 고려해 탐색하는 방법이다.
 - Bayesian**
 - 탐색한 매개변수 조합의 점수를 추적하는 방법이다.
- 24 GPU Hours
 - 4 timestep
 - Warm-up 5 epochs
 - 200 epochs
 - Adam
 - 0.1 initial learning rate
 - Cosine lr scheduler
 - CIFAR-10
 - Train : Val → 8 : 2

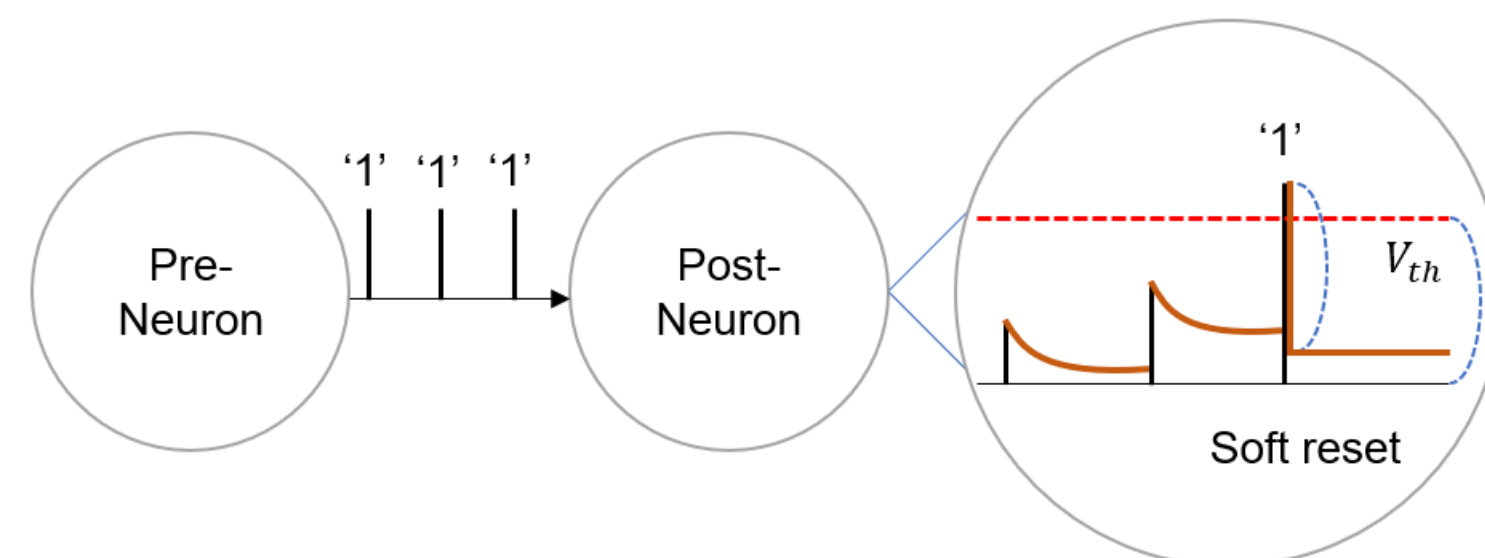


[Spiking Neural Network] (SNN)

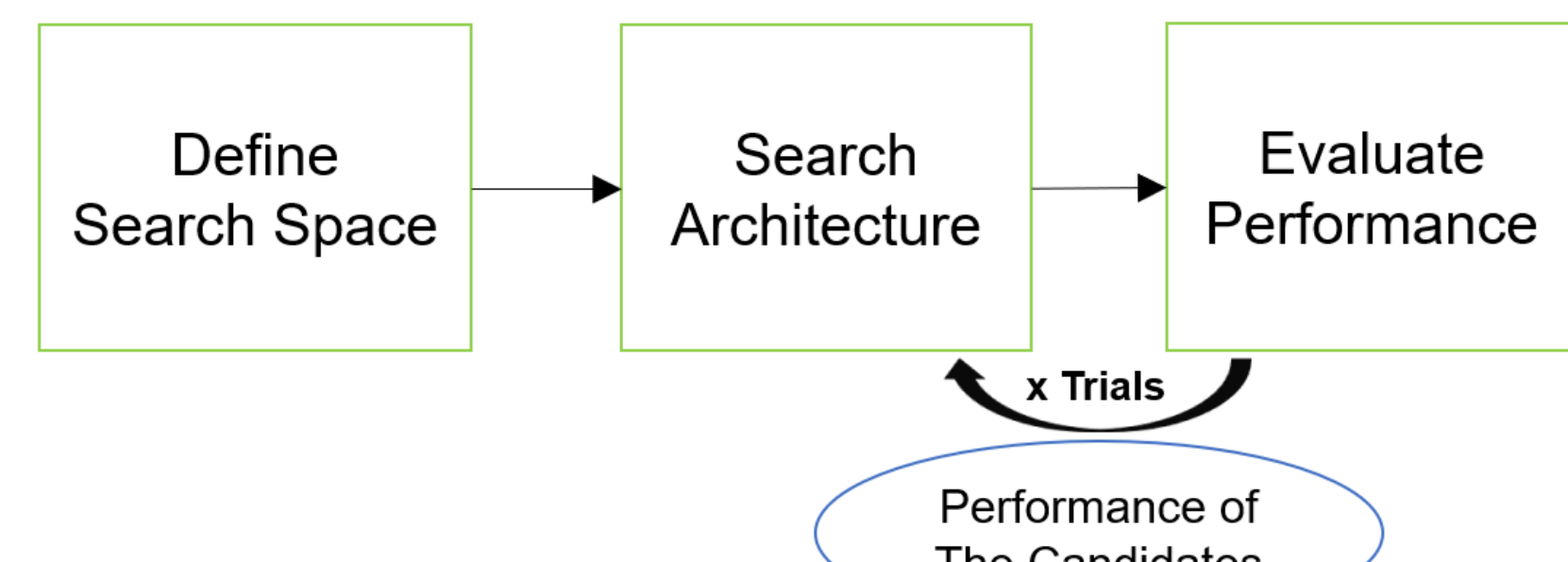
- 막전위가 임계 값을 넘게 되면 스파이크를 발생시키고, 동시에 막전위 값은 초기화된다.



[IF, Hard]

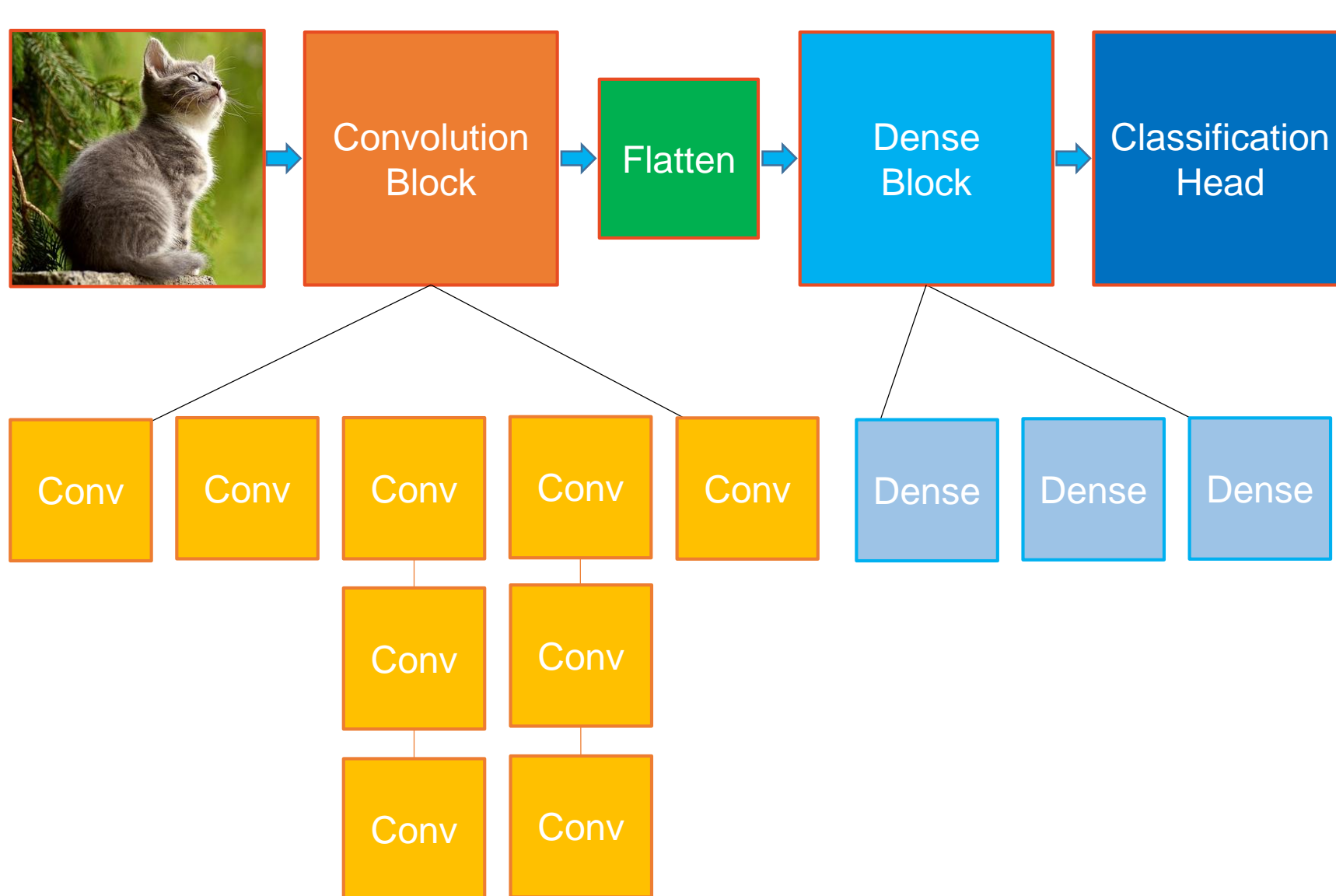


[LIF, Soft]



[Neural Architecture Search] (NAS)

- 탐색 공간의 구성 요소를 정의한다.
- 정의된 공간에서 후보 아키텍처를 탐색한다.
- 알고리즘에 따라 새로운 아키텍처를 탐색한다.



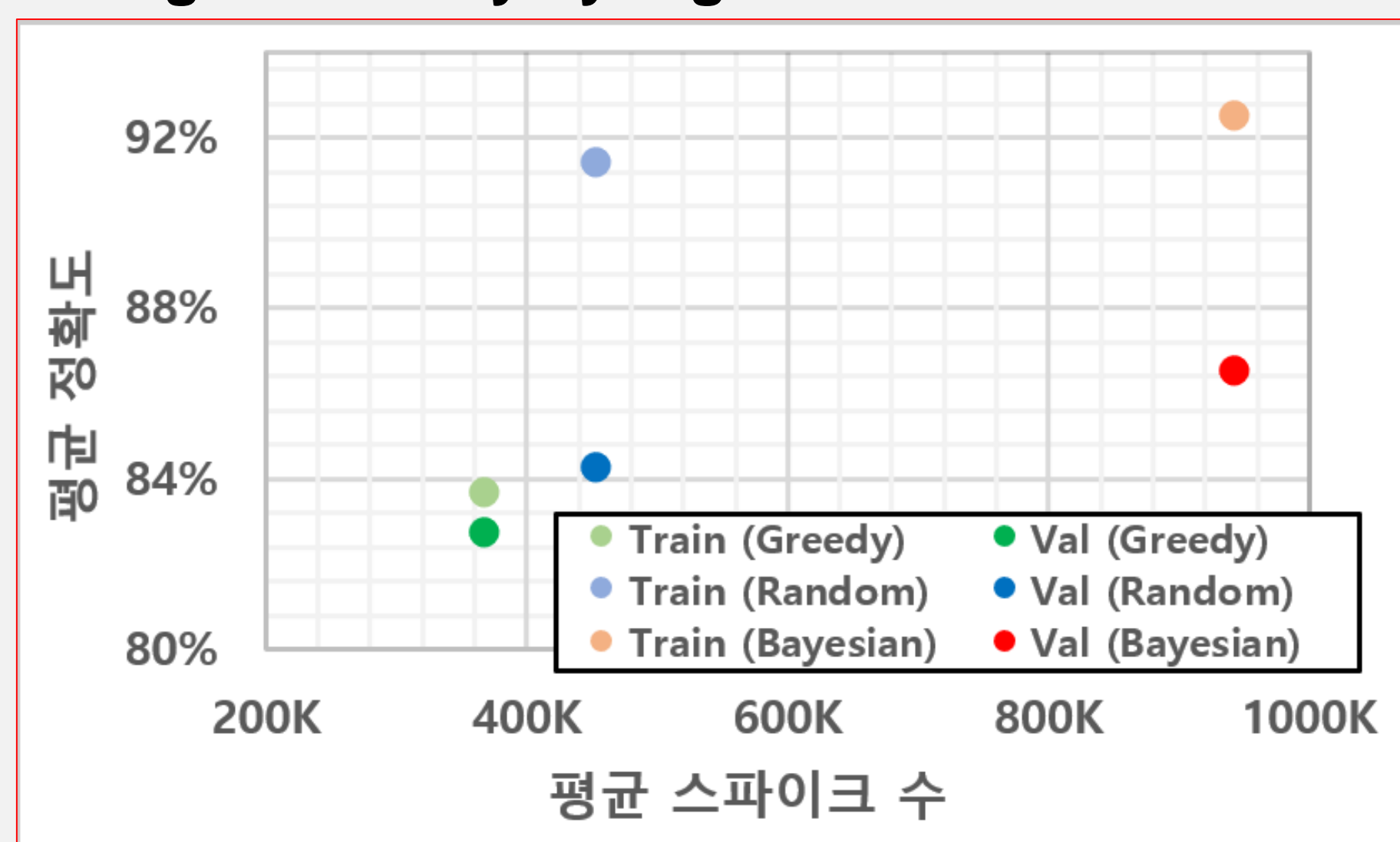
3. Result

검증 정확도를 기준으로 뛰어난 알고리즘은 DNN은 Greedy, SNN은 IF, Soft를 사용한 Bayesian으로 나타났다.

- 알고리즘을 기준으로 **Bayesian**이 약 2~4%p 더 높았다.
- 뉴런 모델을 기준으로 **LIF**가 약 2~3%p 더 높았다.
- Reset 방법을 기준으로 **Soft**가 약 4~8%p 더 높았다.

본 실험을 통해 주어진 조건에 따라 다른 학습 효율이 나올 수 있다는 것을 확인할 수 있었다. 결과적으로, 세 가지 알고리즘 중에서는 Bayesian, 뉴런 모델은 LIF, reset 방법은 Soft가 더 좋은 성능을 보였음을 알 수 있다.

1. Average Accuracy by Algorithm



[Greedy]
Train: 83.78%
Val: 82.87%
Spikes: 364K

[Random]
Train: 91.46%
Val: 84.38%
Spikes: 453K

[Bayesian]
Train: 82.63%
Val: 86.55%
Spikes: 942K

2. NAS Results



3. Searched Architecture

LIF, Soft (Random)	512 3	512 7	64 7	512 7	128 7	16 3	256 3	16 3	32 3
LIF, Hard (Random)	64 3	32 3	128 7	256 7	512 7	128 5	512 5	32 5	128 5
IF, Soft (Random)	16 7	256 5	256 7	64 7	256 7	512 5	512 5	16 5	512 7
IF, Hard (Random)	256 3	256 5	64 5	512 5	16 5	512 5	64 5	256 5	16 5
LIF, Soft (Greedy)	32 3	32 3	512 3	64 3	128 3	32 3	32 3	32 3	32 3
LIF, Hard (Greedy)	32 3	64 3	32 3	32 3	64 3	32 7	32 7	32 7	32 3
IF, Soft (Greedy)	32 3	512 5	32 3	32 3	64 3	32 3	32 3	32 3	32 5
IF, Hard (Greedy)	256 3	64 7	32 3	64 3	32 3	32 5	256 5	32 5	32 3
LIF, Soft (Bayesian)	512 3	512 3	16 3	64 3	256 3	256 7	512 7	64 7	16 3
LIF, Hard (Bayesian)	512 3	16 7	512 7	512 7	512 7	16 3	512 3	32 3	16 3
IF, Soft (Bayesian)	512 3	32 3	512 3	128 3	128 3	512 3	256 3	16 3	512 7
IF, Hard (Bayesian)	512 7	512 7	256 7	512 7	512 7	512 3	512 3	16 3	16 3

- 실험 결과에서 알고리즘을 기준으로 평균값을 구해 나타냈다.
- 24 GPU 시간 동안 실험한 결과를 각 조건별로 정리한 그래프이다.
- 정의한 탐색 공간에서 알고리즘이 탐색한 필터와 커널의 값들이다.

4. Conclusion

- 본 연구에서는 세가지 NAS 알고리즘에서 DNN과 SNN의 각 조건 별 성능을 비교하였다.
- 실험 결과, LIF, Soft를 사용한 Bayesian 알고리즘이 검증 정확도 91.73%를 달성하며 제한된 시간 내에서 가장 좋은 성능을 보였다.
- 대체적으로 동일한 구성 내에서, 스파이크 수가 많을수록 높은 검증 정확도를 나타내는 경향이 보였다.
- 이를 통해 최적의 아키텍처 설계가 성능 및 효율에 미치는 영향이 클 수도 있다는 점을 알 수 있었다.