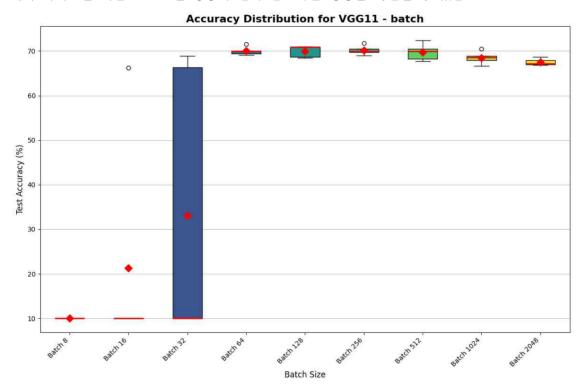
VGG11, VGG19 둘을 비교 해서 layer를 깊게 쌓은 모델이 더 좋은 성능을 낼 수 있을까?라는 주제로 실험을 시작함.

실험 조건:

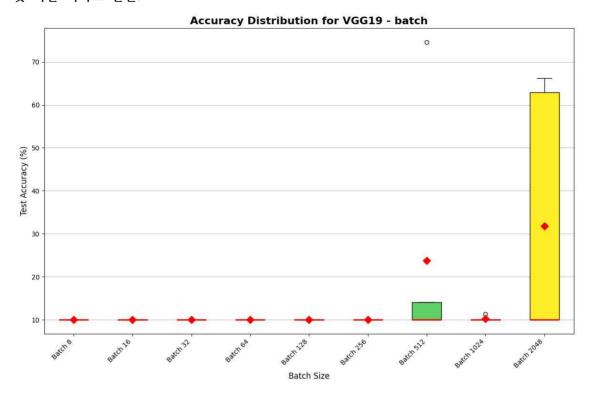
배치 사이즈가 증가하면 가중치 업데이트가 그만큼 적어진다. 따라서 early stopping을 적용하여 patience 10으로 설정하여 더 이상 test셋에 대한 loss가 증가하지 않으면 종료하도록, 즉 모두 학습이 완료된 이후로 학습이 종료되게 하였음.

모델을 5번 이상 학습하여 모델 학습 및 결과에 대한 샘플을 채취함.

VGG11의 경우 아래 그래프와 같이 **배치8~32를 제외하고는 어느정도 학습**을 잘 하다가 **특정 배치 사이**즈를 기준으로 모델 성능이 점차 감소하는 경향을 확인할 수 있음.

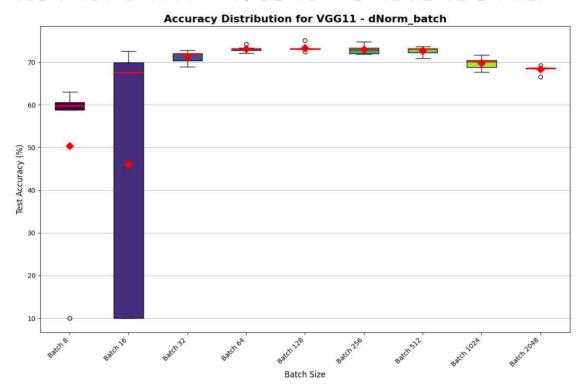


VGG19에 경우 학습을 완료하는 경우를 거의 찾아보기 힘들었음. 모델이 더 커져서 학습을 못 하는 거라고 판단.



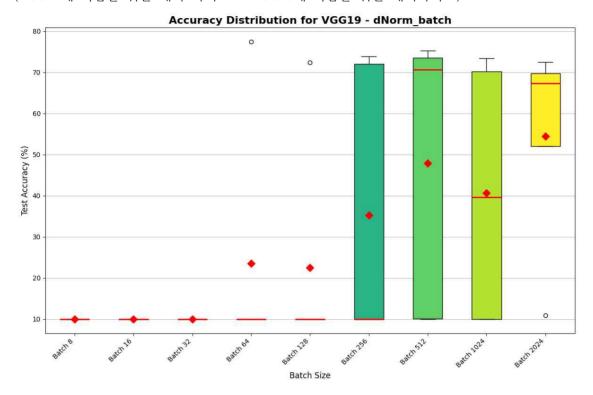
모델이 학습을 아예 못 하는 것을 예방하기 위해서 **데이터 전처리**를 해보았음. (데이터 정규화, **RGB별로 평균이 0, 분산이 1**이 되도록 데이터 정규화)

VGG11의 경우 모델이 아예 학습을 못 하는 경우가 굉장히 감소했고, **배치 사이즈 32에서 학습을 못 하던게 해결**되었지만, **아직 Small 배치에서는 학습을 못 하는 경우를 확인** 할 수 있었음. 학습에 성공한 모델의 경우에서는 **데이터 정규화를 하기 전보다 모델 성능이 더 좋음**을 확인할 수 있음.(또한 배치사이즈가 특정 값을 기점으로 떨어지는 것을 확인 할 수 있음)



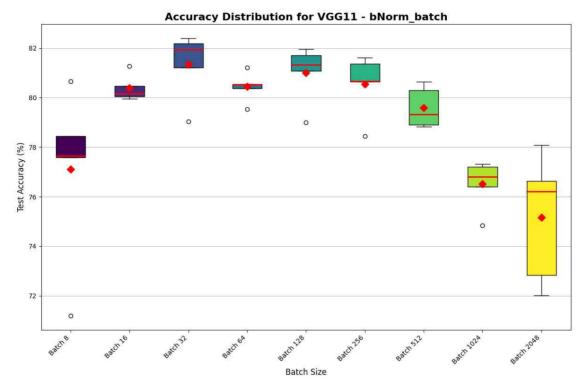
VGG19를 기준 학습을 아예 진행하지 못 하던게 어느정도 완화 되었음. 여기서도 VGG11에서 보였던 Small 배치에서 학습을 못 하는 현상을 확인할 수 있지만, VGG11보다 그 배치 사이 즈가 더욱 커저야 학습을 확인할 수 있음을 확인.

(VGG11에 학습을 위한 배치 사이즈 < VGG19에 학습을 위한 배치사이즈)

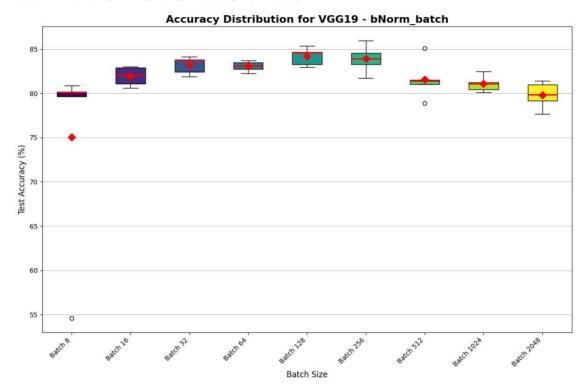


각 노드에 들어오는 값이 중구난방이라서 학습을 하는데 어려움을 느꼈을 것이라 판단. layer가 깊어지면서 학습 전 initialized weight 및 bias가 랜덤하여 다음 노드로 전이되는 과정에서 dying relu나 internal covariate shift, 등 여러 노이즈로 인해 학습을 방해했을 것이라는 판단. 따라서 Conv Layer에 배치 정규화만를 적용해보았음.

VGG11의 경우 Batch Norm을 적용한 결과적은 Small 배치에서 학습을 못 하는 부분이 해결되었고, 모델의 성능이 비약적으로 향상되었음.

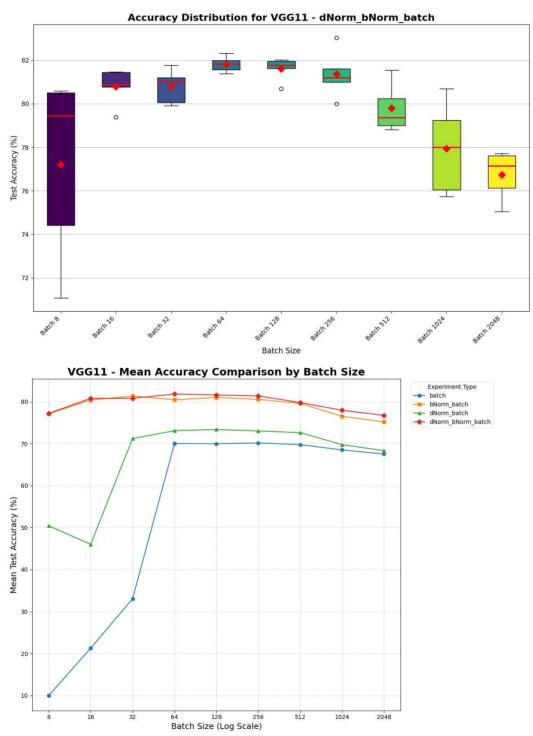


VGG19의 경우에서도 학습을 못 하던 문제가 해결되었고, VGG11보다 모델의 성능이 좋음을 확인할 수 있었음. 여기서도 배치사이즈가 증가함에 따라 모델의 성능이 좋아지다가 임계점을 기준으로 다시 감소하는 것을 확인 할 수 있었음.

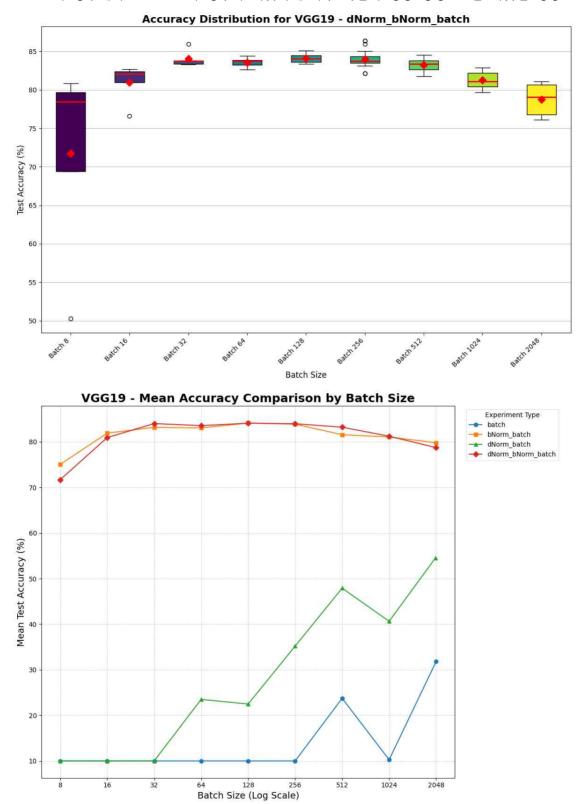


그렇다면 모델 성능이 향상되었던 데이터 정규화와 배치 정규화를 모두 해본다면 모델의 성능이 더욱 좋아질까?

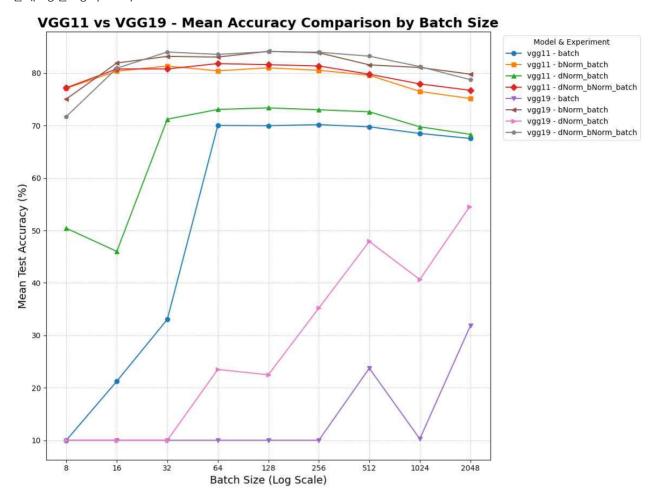
VGG11의 경우 단순 배치 정규화만 한 모델과 배치 정규화, 데이터 정규화한 모델의 성능이 비슷하지만 미세하게 나마 배치, 데이터 정규화한 모델이 더 성능이 좋음을 확인할 수 있었음.



VGG19의 경우에서도 VGG11의 경우와 비슷하게 아주 약간의 성능 향상. 또는 비슷한 성능



전체 평균 정확도 비교



결론 : 모델이 크면 클수록 더욱 좋은 성능을 보일 수 있음. 하지만 모델이 깊다고만 좋은 것이 아닌, 모델 정규화 기법, 데이터 정규화 기법과 같은 기술을 적용해야 성능을 더욱 크게 향상 시킬 수 있음.

또한 학습에 성공한 모델들을 비교했을 때, 배치 사이즈가 증가함에 따라 모델 성능이 증가하나 특정 배치 사이즈를 기점으로 모델 성능이 감소할 수 있다.