**연산 양자화 분석 보고서**

1. **서론**
   1. 배경
      1. BackBone의 역할 및 yolo 구조 분석  
         : 백본은 객체의 특징 추출을 담당하는 부분이고, Bottleneck이 반복되며 정보를 가공하는 구조 같다.
   2. 실험 준비 - 준비 갈 완료!!
      1. 실험 항목
         1. v5n\_2442\_ta
         2. v5n\_4664\_ta
         3. v5n\_6886\_ta
         4. v8n\_2442\_ta
         5. v8n\_4664\_ta
         6. v8n\_6886\_ta
   3. 목적
      1. 백본 부분의 반복횟수 조절 시 성능 변화 분석  
         - 가설 : 백본에서 사용되는 모듈의 반복 수를 늘리면 성능이 증가할 것이다.  
         : 1, 2, 3 비교 + 4, 5, 6 비교
   4. 평가 지표
      1. NPU 성능, GPU 성능
2. **본론**
   1. 실험 설계
      1. 실험 방법
         1. 동일한 데이터로 학습한 모델에 대해 동일한 입력 데이터를 사용하여 실험 1모델 별 성능 측정.
            1. 학습 데이터 : 제공받은 train set과 validation set을 병합
            2. 입력 데이터 : 제공받은 test est
         2. 실험할 주제 외의 항목은 통제.
   2. 실험 결과 및 분석
      1. 실험 1 Conv 첫 레이어 kernel size에 따른 성능  
         1. 비교 모델 : v8n\_org\_tv vs v8n\_k6\_tv
         2. 모델 설명 :
            1. V8n\_org\_tv : 기본 yolov8n 모델
            2. V8n\_k6\_tv : 기본 yolov8n 모델의 첫 Conv 레이어의 크기를 (3, 2) 에서 (6, 2, 2, 2)로 변경한 모델
         3. 가설   
            : kernel size ->   
            Convolution의 kernel size가 커질수록 연산 복잡도가 증가하여 NPU에서 양자화 손실이 커질 가능성이 있다. Kernel size가 커지면 필터가 더 넓은 범위의 정보를 학습할 수 있지만, 각 연산에서 사용되는 값의 범위가 넓어져 양자화 시 표현할 수 없는 정보가 증가할 수 있다[1].   
            따라서 커널 크기가 큰 모델의 연산 양자화 손실이 클 것이다.
         4. 결과 :
         5. 분석 :
      2. 실험 2 Bottleneck 반복 수에 따른 연산 양자화 손실  
         1. 비교 모델 :
            1. v8n\_2442 vs v8n\_6886
            2. v5n\_2442 vs v5n\_6886
         2. 모델 설명 :
            1. v8n\_2442 / v8n\_6886 : 기본 yolov8n 모델에 bottleneck 반복 수 2, 4, 4, 2를 설정한 모델
            2. v5n\_2442 / v5n\_6886 : 기본 yolov5n 모델에 bottleneck 반복 수 2, 4, 4, 2를 설정한 모델
         3. 가설   
            : **Bottleneck** 반복 수가 증가하면 모델의 연산 복잡도가 늘어나고 레이어 간 연결과 정보의 흐름이 깊어진다. 이는 8bit 연산에서 양자화 손실을 증가시킬 가능성이 있다[2]. 따라서 A, B 두 경우 모두 6886 모델이 2442 모델보다 보존율이 떨어질 것이다.
         4. 결과 :
         5. 분석 :
      3. 실험 3 shortcut 활성화에 따른 C2f, C3, C3Ghost 성능 비교  
         1. 비교 모델 :
         2. 모델 설명 :
            1. a
            2. b
         3. 가설 :
            1. Shortcut=True(Backbone)  
               : shortcut=True 설정에서 원본 입력이 마지막에 concatenate 되는데 정보 간 차이가 커질 가능성이 높아 손실이 많아질 것이다.  
               - C2f의 경우 concat하는 채널 개수가 많아 연산량이 많기 때문에 손실이 클 것이다[3].   
               - GhostBottleneck은 Bottleneck보다 효율적인 연산량 감소를 목표로 하지만, 더 많은 연산 단계를 가지는 특성상 양자화 손실이 커질 가능성이 있다[4].   
               - 따라서 손실량은 C2f > C3Ghost > C3 순서로 나타날 것이다.
            2. Short=False(Neck)  
               : shortcut=False 설정에서는 원본 입력이 포함되지 않더라도, shortcut=True일 때와 마찬가지로 손실량은 C2f > C3Ghost > C3 순서로 나타날 것이다.
         4. 결과 :
         5. 분석 :
      4. 실험 4 Bottleneck 반복 수와 C2f, C3, C3Ghost의 최적 조합 비교  
         1. 비교 모델 :
         2. 모델 설명 :
            1. C2f\_2442, C3\_2442, C3Ghost\_2442
            2. C2f\_6886, C3\_6886, C3Ghost\_6886
         3. 가설 :
            1. Bottleneck 반복 수가 증가하면 레이어 간 연결과 정보 흐름이 깊어진다. 하지만 이는 8bit 양자화 손실을 일으키며, 특히 더 많은 레이어와 concat 연산을 가진 구조에서 손실이 더 커질 것이다.   
               - 2442 반복에서는 연산 복잡도가 낮아 구조의 특성이 더 크게 작용하므로, C3 > C3Ghost > C2f 순서로 성능이 좋을 것이다.  
               - 6886 반복에서는 반복 수 증가로 인해 양자화 손실의 영향을 크게 받아, 손실량이 C2f> C3Ghost > C3 순으로 일어날 것이다.
            2. 근거  
               - 실험 2에서 Bottleneck 반복 수가 증가할수록 양자화 손실이 커지는 경향이 관찰되었다.  
               - C2f는 concat 연산 개수가 많고 C3Ghost는 Ghost Module 특성으로 내부 연산 단계가 많아, 반복 수 증가 시 양자화 손실에 더 취약하다.  
               - C3는 상대적으로 단순한 구조로, 반복 수 증가의 영향을 덜 받을 가능성이 있다.  
               따라서 반복 수가 많을 때와 적을 때 모두 구조 특성상 단순한 C3의 연산 양자화 손실이 가장 적고, C2f의 손실이 가장 클 것이다.
         4. 결과 :
         5. 분석 :
      5. 실험 5 Conv와 GhostConv의 성능 차이  
         1. 비교 모델 :
         2. 모델 설명 :
            1. a
            2. b
         3. 가설   
            : GhostConv는 Conv와 다르게 concat 연산이 추가되므로, 8bit 연산에서 정보 손실이 더 클 가능성이 있다..

Conv는 상대적으로 간단한 연산 구조로, 양자화 연산에서의 손실이 적을 것이다.  
따라서 Ghostconv가 Conv보다 연산 양자화 손실이 클 것이다.

* + - 1. 결과 :
      2. 분석 :
    1. 실험 6 Conv, GhostConv와 C2f, C3, C3Ghost의 최적 조합 비교  
       1. 비교 모델 :
       2. 모델 설명 :
          1. a
          2. b
       3. 가설   
          : 위의 실험들을 통해 C2f와 GhostConv에서 가장 연산 양자화 손실이 크다는 것을, C3와 Conv에서 가장 손실이 작다는 것을 알게 되었다. 이를 토대로 조합별 양자화 손실은 아래와 같을 것이다.  
          - 가장 손실이 많은 조합 : C2f + GhostConv  
          - 중간 정도의 손실이 발생하는 조합: C3 + GhostConv, C2f + Conv  
          - 가장 손실이 적은 조합: C3Ghost + Conv
       4. 결과 :
       5. 분석 :
    2. 실험 7 채널 수 증가에 따른 연산 양자화 손실  
       1. 비교 모델 :
       2. 모델 설명 :
          1. a
          2. b
       3. 가설   
          : 채널 수는 모델이 처리할 수 있는 연산 복잡도에 영향을 미친다. 채널 수가 증가하면 더 많은 정보를 연산을 통해 담아야 하므로, 양자화 손실이 더 커질 가능성이 있다. 채널 수가 많은 구성(256, 512, 1024)이 채널 수가 적은 구성(128, 256, 512)보다 더 큰 양자화 손실을 유발할 것이다.  
          따라서 양자화 손실은 채널 수가 더 많은 모델이 클 것이다.
       4. 결과 :
       5. 분석 :

1. **결론**
   1. 주요 결론
      1. C2f vs C3G vs C3
      2. Conv vs GhostConv
      3. Bottleneck
   2. 최적 조합
   3. 향후 연구 방향
2. **참조 문헌**

[1] J. Fernandez-Marques, P. N. Whatmough, A. Mundy, and M. Mattina, "Searching for Winograd-aware Quantized Networks," *Proc. of the 3rd MLSys Conf.*, arXiv:2002.10711, 2020.

[2] B. Jacob, S. Kligys, B. Chen, M. Zhu, M. Tang, A. Howard, H. Adam, and D. Kalenichenko, "Quantization and training of neural networks for efficient integer-arithmetic-only inference," *arXiv preprint arXiv:1712.05877*, 2017.

[3] <https://github.com/orgs/ultralytics/discussions/15762>

[4] https://pytorch.org/docs/stable/quantization-accuracy-debugging.html