

JVET 신경망 기반 비디오 코딩 기술 연구 동향

□ 최기호 / 가천대학교

요약

국제표준화 단체 MPEG과 VCEG이 연합하여 만든 기구인 Joint Video Explorer Team (JVET)은 Versatile Video Coding (VVC)/H.266 완성 이후, 새로운 표준을 준비하기 위한 차세대 코딩 기술을 연구하기 시작하였다. 두 가지 큰 연구 방향이 설정되어 스테디가 진행 중인데, 하나의 방향은 기존 코덱에서 많이 활용되었던 신호 처리 기반 기술 연구이고, 다른 방향은 신경망을 활용하여 새로운 코딩 기술을 연구하는 것이다. 신경망 기반 비디오 코딩은 표준화에서 공식적으로 연구된 적이 없으며, 해당 시도는 차세대 표준을 준비하기 위해서 처음으로 하는 시도이다. 본 기고에서는 비디오 코딩 표준의 새로운 방향에 대한 통찰력을 제공하기 위해 JVET에서 새롭게 시작되고 있는 신경망 기반 비디오 코딩 연구에 대한 동향을 리뷰하고자 한다.

I. 서론

국제표준화 단체인 MPEG과 VCEG이 연합하여 만든 기구인 Joint Video Explorer Team (JVET)은 2020

년 10월에 Versatile Video Coding (VVC)/H.266[1] 표준을 완료하였다. 해당 표준은 이전 비디오 코딩 표준인 High Efficiency Video Coding (HEVC)/H.265 [2]의 약 절반 수준의 비트 전송률을 제공하면서도 동일한 수준의 시각적 품질을 유지함을 보여주었고, 8K 이상 초고해상도 비디오, Game 비디오, Screen 콘텐츠 비디오, 360도 비디오, HDR 콘텐츠, 적응형 해상도 비디오와 같은 다양한 애플리케이션에 활용될 것으로 예상된다.

VVC/H.266 표준의 훌륭한 성능 향상은 HEVC/H.265에 비해 상대적으로 높은 복잡도를 요구하는 툴과 콘텐츠에 맞는 적응적 블록 파티션 분할 방법으로 인하여 가능해진 것으로 여겨진다. HEVC/H.265 이후 신호 처리 기반 코딩 툴 성능이 한계에 봉착한 것으로 보였기에, 압축률 향상을 위해 높은 복잡성이 요구되는 코딩 도구의 채택과 유연한 파티션 구조의 도입은 피할 수 없는 선택으로 여겨진다.

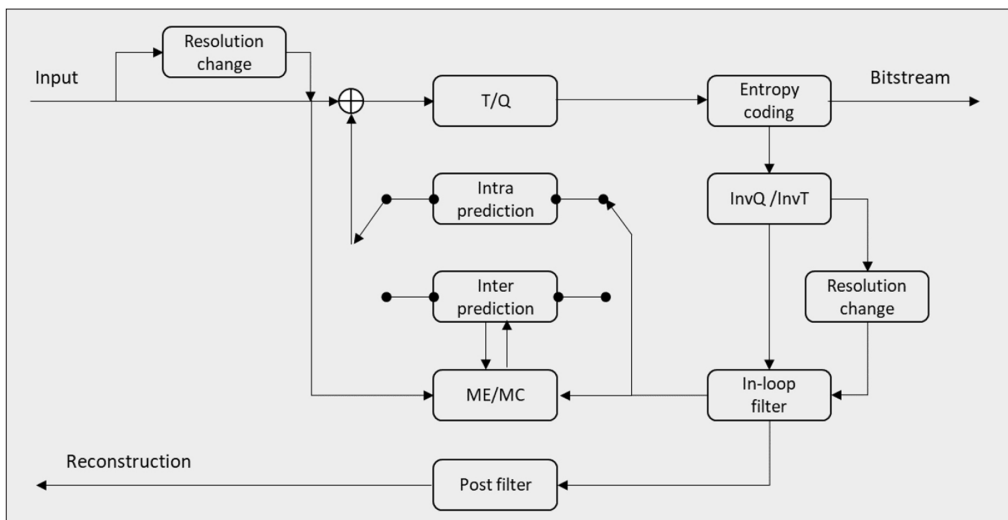
VVC/H.266 표준의 경우 복잡도 향상을 용인함으로써 압축률 향상을 이끌어 내었지만, VVC/H.266 표준 이후 표준을 위해서는 새로운 방식의 기술 개발이 필요한 것으로 여겨진다. 한편, 최근 신경망 기술을 활용하는 연구들이 많이 진행되고 있다. 예를 들어, 자연어 처리와 컴퓨터 비전 분야는 신경망 기술의 이점을 활용하여 분작한 성능 장벽을 극복하기 위해서 노력 중이며, 최근 긍정적인 연구 결과들이 나오고 있는 상황이다. 비디오 코딩 분야도 학계를 중심으로 신경망 기술이 압축률 향상에 어떻게 기여할 수 있는지에 관한 연구가 논의되고 있으며, 여기서 새로운 코딩 기술 방향을 찾고자 하는 시도도 이루어지고 있다[3].

표준화 단체 JVET도 VVC/H.266 표준 이후 표준을 위해서 신경망 기반 비디오 코딩(Neural Network based Video Coding, NNVC)에 대한 연구에 착수했다. 19차 JVET 회의에서 신경망 기반 비디오 코딩 관련 AHG가 설립되었으며[4], 종단간(End-to-End, E2E) 비디오 코딩 프레임워크와 신경망 기반 코딩 기술 기

반 하이브리드 비디오 코딩 프레임워크에 대한 기술 기고를 제안 받기 시작하였다. 본 기고에서는 비디오 코딩 표준의 새로운 방향에 대한 동향과 통찰력을 제공하기 위해, 19차 JVET 회의 이후 28차 JVET 회의까지 진행되었던 신경망 기반 비디오 코딩 표준 기술을 소개한다.

II. JVET의 신경망 기반 비디오 코딩

현재 JVET에서 진행 중인 신경망 기반 비디오 코딩 연구는 향후 표준 준비를 위한 기술 검증 단계(Exploration Experiment, EE)로 진행이 되고 있어, 엄밀히 아직까지 표준화 아이템은 아닌 스터디 아이템으로 볼 수 있다. 따라서, 신경망 기반 비디오 코딩 연구를 위한 구체적인 애플리케이션, 사용케이스, 타겟 성능에 대한 목표가 아직은 존재하지 않는 상황이다. 향후 기술 검증 단계를 지속적으로 진행하고, 신경망 기반 비디오



<그림 1> 하이브리드 비디오 코딩 프레임워크에서 신경망 기반 기술 개발을 위한 기능 예시

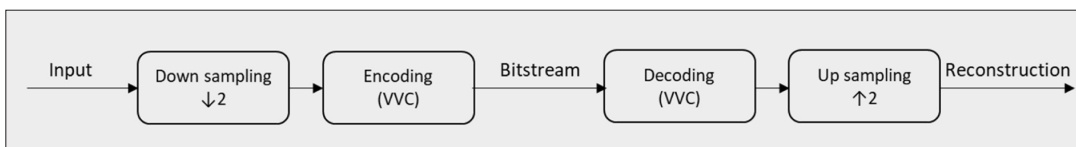
코딩 기술에 대한 성능이 검증되고, 사용성에 대한 활용도가 높다고 판단이 된다면, 신경망 기반 비디오 코딩에 대한 표준이 시작될 것이라 여겨진다.

JVET는 신경망 기반 비디오 코딩 개발을 위한 세 가지 접근법에 초점을 맞추고 있다. 첫 번째 방법은 하이브리드 비디오 코딩 프레임워크에서 신경망을 활용하는 연구이다. 이 연구의 이점은 기존에 많은 연구를 통해 검증된 하이브리드 코덱 아키텍처를 활용하면서 신경망 기술의 이점을 적용할 수 있다는 점이다. 구체적으로 비디오 코덱의 기본 프레임워크였던 하이브리드 코덱 프레임워크 위에 신경망 기술을 활용하여 만든 비디오 코딩 툴로 기존 툴을 대체하거나 또는 새로운 툴을 추가하는 방식이다. <그림 1>은 종래의 비디오 코딩 프레임워크에서 신경망을 활용하여 대체 또는 추가할 수 있는 코딩 툴의 기능들을 예시로 도시한 것이다. 예를 들어 신경망 기반 인루프 필터 툴을 기존 인루프 필터를 대체하거나, 기존 인루프 필터와 함께 사용하는 방식이다.

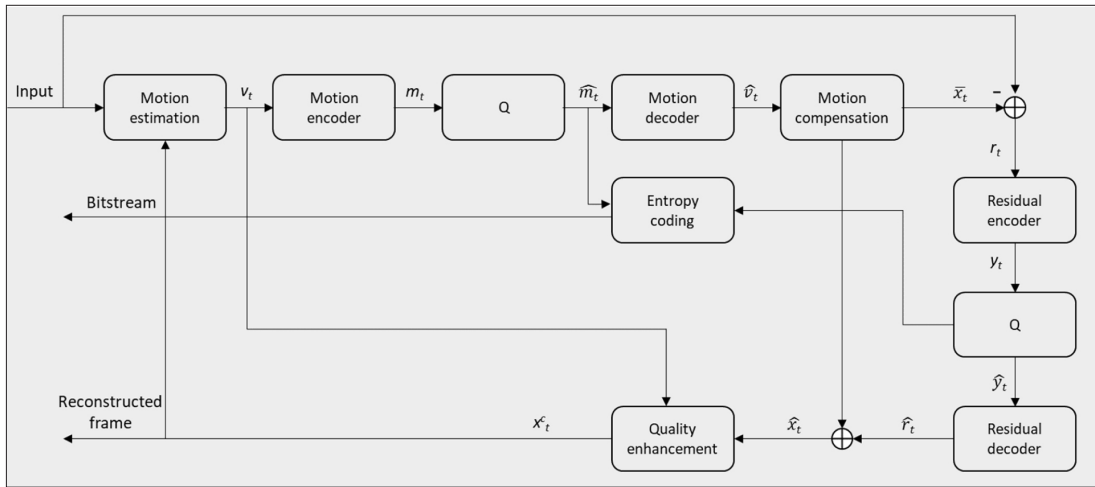
두 번째 접근법은 Super resolution을 활용하여 비디오 해상도를 변경하여 압축률을 향상시키는 연구이다. 이 접근법은 코덱 프레임워크를 수정하는 것이 아니라 인코딩 및 디코딩을 위한 비디오 해상도만을 변경하는 방식이다. 따라서, 이 접근법에서는 기존의 비디오 코딩 표준을 압축을 위한 코어 기술로 그대로 사용할 수 있다. <그림 2>는 예시 프레임워크를 보여 준다. 그림에서 보는 바와 같이, 인코더 이전의 전처리와 디코더 이후의 후처리에 신경망 기술을 활용하면 인코더 및 디코더는 종래의 비디오 코딩 표준을 그대로 사

용할 수 있다. 구체적으로, 인코딩 전에 비디오 해상도의 입력 크기를 줄이고 디코딩 후 바로 신경망을 활용하는 Super resolution을 적용하여 감소된 해상도를 복구할 수 있다. 비디오 코딩 관점에서 신경망 기반 Super resolution 사용의 이점은 훨씬 더 작은 비트스트림 크기로 인코딩 단계에서 감소된 비디오 해상도를 인코딩할 수 있다는 것과 디코딩 시 신경망 기반 Super resolution을 활용하여 향상된 퀄리티의 영상을 원본 해상도로 복원할 수 있다는 점이다. <그림 2>에서 보는 바와 같이, 전처리 과정에서 입력 해상도를 수평 및 수직으로 2배 감소시킨 경우, 인코딩 시작 시 이미 인코딩할 데이터를 4배 감소시킬 수 있고, 이는 압축률의 향상을 가져온다.

세 번째 접근법은 종단간 기반 신경망 비디오 코딩 프레임워크를 개발하는 것이다. 해당 접근법은 종단간 신경망 기술을 활용하는 다른 연구와 같이, 기존 비디오 코딩 프레임워크와 전혀 다른 신경망만을 활용하여 비디오 코딩을 실현시키는 방식이다. 하이브리드 비디오 코딩 프레임워크에서 신경망을 활용하는 연구와 Super resolution을 활용하는 연구는 기존의 전통적인 코덱 프레임워크와 신경망 기술 사이의 절충하는 방식이었다면, 종단간 기반 신경망 비디오 코딩 프레임워크 개발은 기존 코덱 프레임워크는 배제하고 신경망만으로 코덱을 구성하는 혁신적인 방식이다. <그림 3>은 JVET에서 연구된 예시적인 프레임워크를 보여 준다[5]. 흥미로운 점은 비록 종단간 기반 신경망 비디오 코딩 프레임워크를 구성하는 모든 모듈이 신경망으로 이루어져 있지



<그림 2> Super resolution을 활용하는 신경망 기반 비디오 코딩 기술 개발 예시



<그림 3> 중단간 기반 신경망 비디오 코딩 프레임워크 개발 예시

만, 각 모듈이 담당을 하는 기능은 기존 코덱 프레임워크에서 사용하였던 핵심적인 기능을 응용하는 방식으로 적용되고 있다는 점이다.

III. Neural Compression Software

27차 JVET 회의에서 JVET는 Neural Compression Software (NCS)라는 공통 신경망 기반 비디오 코딩 소프트웨어를 개발하기로 결정했다[6]. 신경망 기반 비디오 코딩 연구를 시작한 이후 공통 테스트 소프트웨어를 개발해야 한다는 목소리가 끊이지 않았었다. 그 첫 번째 이유는 2년 간의 기술 검증 단계 실험에도 불구하고 신경망 기술을 유지 관리하기 위한 공통 소프트웨어를 만들지 않았기 때문에, 그룹에서 관리하는 신경망 기반 비디오 코딩 기술이 27차 JVET 회의 이전까지는 존재하지 않았다. 두 번째 이유는 제안하는 신경망 기술에 대한 정확한 성능을 측정하기 위해서는 동일한 테스트 베드

에서 실험이 이루어져야 하지만, 공통 테스트 소프트웨어가 없었기에 동일한 시험 조건에서 실험을 하기가 힘들었다. 이는 제안된 신경망 기반 비디오 코딩 기술 결과에 대한 의구심을 만들었다. 마지막으로, 향후 많은 기관의 참여를 유도하기 위해서 가이드를 제공할 수 있는 예제 테스트 소프트웨어가 필요로 하였지만, 신경망 기반 비디오 코딩 기술 개발을 위한 데이터 덤핑, 데이터 생성, 훈련, 추론 및 구현 사례 등과 같은 예시가 될 만한 세부 지침이 없었고, 이는 많은 기관의 참여를 방해하는 요인이 되었다.

이에 따라, 27차 JVET 회의에서 다수의 실험으로 충분히 검증되었다고 판단되는 신경망 기반의 인루프 필터 기술 두 개를 그룹에서 관리하는 신경망 기술로 채택을 한 뒤[7][8], VVC/H.266 참조 소프트웨어인 VTM 11.0[9] 위에 해당 기술을 구현하여 NCS-1.0을 발표하였다. NCS-1.0에 구현된 기능은 <표 1>에서 확인할 수 있다. JVET에서 채택한 두 개의 신경망 기반 인루프 필터를 위한 훈련 및 테스트에 대한 자세한 정보는 [6]에 있는 문서에서 확인할 수 있다.

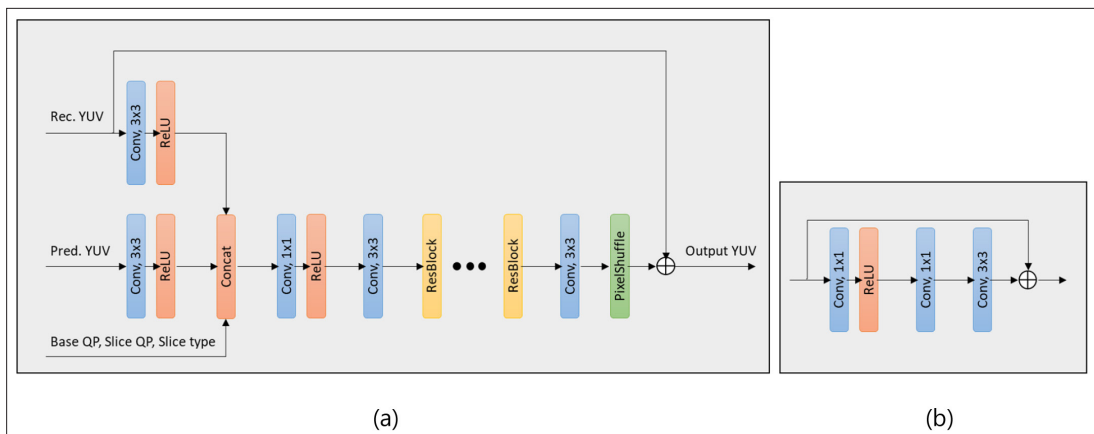
<표 1> NCS-1.0에 구현된 기능

기능	내용
데이터 준비	데이터 덤프 및 로드를 위한 공통 API
모델 활용	Inference 활용을 위한 공통 API
선택스	신경망 기술 활용을 위한 SPS 플래그 구현
신경망 기술	Set0(AA0088에서 제안된 필터) Set1(AA0111에서 제안된 필터)
스크립트	각 세트에 대한 신경망 훈련, 테스트를 위한 데이터 덤프, 데이터 세트 생성, 교육, SADL 형식에서의 변환 스크립트

NCS-1.0에 채택된 신경망 기술을 소개하고자 한다. 첫 번째 기술은 NCS-1.0에 있는 Set0의 기술로, [7]에서 제시한 더블로킹 및 SAO 필터를 대체하는 데 사용할 수 있는 신경망 기반 인루프 필터이다. 제안된 기술은 Convolutional neural network (CNN)로 구성되어 있으며, 영상의 화질을 향상시키기 위해 I 및 B 슬라이스에 대해 별도로 모델을 제시하였다. 구체적으로 제안된 신경망 필터는 VVC/H.266의 LMCS 이후 재구성된 이미지를 네트워크 입력으로 사용하며, 네트워크 출력은 ALF와 CCCALF로 연결되어 해당 필터들이 뒤이어 처리된다. CNN 모델 훈련을 위해서는 U 채널과

V 채널은 전처리 과정에서 Y 채널과 동일한 크기로 업샘플링 처리되어 훈련되고, 모델 출력 값은 후처리 과정에서 다운샘플링하여 원래의 U 채널과 V 채널 크기로 되돌린다.

(그림 4)는 Set0에서 제안하는 아키텍처 및 ResBlock 모듈을 나타낸다. 전체 아키텍처는 기본적으로 ResBlock을 연결하는 형태로 되어 있으며, 하나의 ResBlock은 3개의 컨볼루션 레이어로 구성된다. ResBlock 내의 첫 번째 레이어는 ReLU 활성화 함수에 이은 1x1 컨볼루션 층이고, 두 번째 레이어는 1x1 컨볼루션, 세 번째 레이어는 3x3 컨볼루션으로 구성된다. 내부 컨볼루션 레이



<그림 4> NCS-1.0 Set0 신경망 기반 인루프 필터 아키텍처 (a) 아키텍처, (b) Resblock

어에 대한 피쳐 맵의 수는 64로 설정된다. 네트워크는 재구성된 YUV, 예측 YUV, 기본 QP, 슬라이스 QP 및 슬라이스 유형을 입력을 받으며, ResBlocks 수는 8개로 설정되어 있다.

Set0의 주요 특징은 세 가지로 요약할 수 있다. 첫째, 제안 기술은 기존의 디블로킹 및 SAO 필터를 대체하여 비디오 코덱에서 사용되었던 두 가지 필터를 하나의 신경망 기반 필터로 대체 수행할 수 있다. 두 번째 특징은 제안 신경망 인루프 필터는 CTU 및 슬라이스 레벨에서 적응적으로 사용할 수 있다는 점이다. 이러한 적응적 적용은 콘텐츠의 특성에 맞추어 필터가 결정되어 최적의 비디오 품질을 제공할 수 있다. 셋째, 제안된 신경망 기반 인루프 필터는 출력을 정밀하게 보정하기 위해서 최종 픽셀값을 세부적으로 스케일링하는 작업을 수행한다. 이때 보정한 스케일링 계수는 슬라이스 헤더를 통해서 디코더에 전달된다. Set0의 신경망 기반 인루프 필터는 위의 세 가지 주요 특징은 압축률 성능을 통해 그 우수성이 증명되었다.

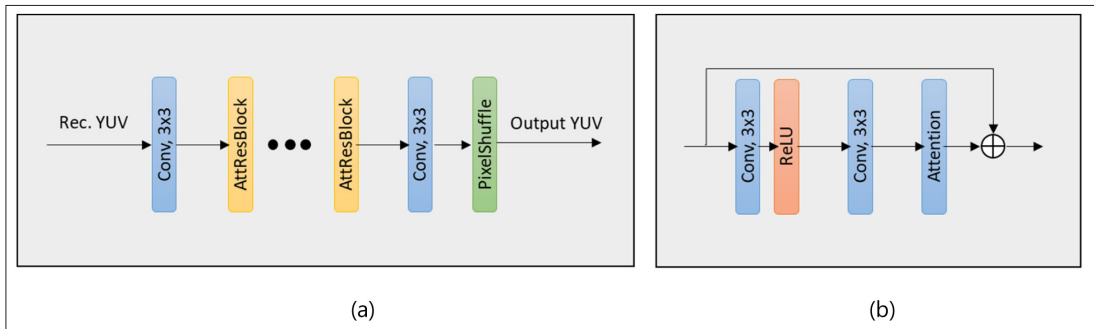
NCS-1.0에 채택된 두 번째 신경망 기술은 Set1의 기술로 [8]에서 제안한 기술이다. 해당 기술은 압축률을 향상시키기 위해, 적응형 적용 모델 선택 메커니즘과 어텐션에 기반한 CNN 필터를 그 특징으로 한다. <그림 5>는 Set1의 기본적인 아키텍처를 보여 준다. Set1 또한

신경망은 재구성된 영상, 예측 영상, CU 분할정보, 디블로킹의 경계강도, 기본 QP, 슬라이스 QP 및 슬라이스 유형 등을 네트워크의 입력 값으로 전달받는다. 다음 수식은 필터링되는 핵심을 나타낸다.

$$F_{out} = F_{in} \times f(Rec, Pred, BS, QP) + F_{in} \quad (1)$$

여기서 F_{in} 과 F_{out} 은 <그림 5>에서 주의 모듈의 입력과 출력을 나타내고, $Rec, Pred, BS$ 및 QP 는 각각 재구성된 영상, 예측 영상, 디블로킹의 경계 강도 및 입력 양자화 파라미터를 나타낸다. <그림 5. (b)>에 나타난 바와 같이, f 는 두 개의 컨볼루션 네트워크로 구성되며, 활성화 함수는 두 개의 컨볼루션 네트워크 사이에 적용된다. f 의 목표는 공간 어텐션맵을 생성하는 것이며, 이는 F_{in} 을 재보정하는 데 사용된다. 전체 아키텍처에서 피쳐맵과 어텐션 잔차 블록의 수는 8 Resiblock 상황에서는 96과 8, 16 Resiblock 상황에서는 96과 16으로 피쳐맵의 수와 1차원의 샘플 수에 따라 단계적으로 배치된다.

Set1 기술의 특징 중 하나는 인루프 필터를 위한 최적의 모델을 선정하는 기술이다. 해당 기술은 최적의 모델을 영상에 적용하기 위해서, 슬라이스 또는 CU 블록 레벨에서 적응적으로 적용하는 기법이다. 만약 인코더에



<그림 5> NCS-1.0 Set1 신경망 기반 인루프 필터 아키텍처 (a) 아키텍처, (b) Attention Resiblock

서 신경망 필터가 슬라이스 또는 블록 레벨에서 적용되는 것으로 결정한다면, 인코더는 QP 기반 후보 모델 중 최적의 모델을 선택하여, 선정된 레벨에 필터링을 수행한다. 후보 모델을 QP, QP-5 및 QP-10 기반으로 오프라인 트레이닝된 모델로 구성되며, 선택 방법은 인코더에서 rate distortion optimization 방법에 기반하여 최적의 비트-왜곡을 제공하는 모델을 선정하게 된다. 신경망 필터의 온/오프 정보 및 선택된 모델의 인덱스의 정보는 선택스화되어 디코더에 전송된다.

신경망 기반의 Set0, Set1의 기술은 모두 인루프 필터와 관련이 있다. 해당 신경망 기반 인루프 필터 기술은 기존의 코덱 프레임워크를 크게 변경하지 않으면서도, 훌륭한 압축률을 보여주었기에, NCS-1.0에 채택될 수 있었다.

IV. 실험 결과

NCS-1.0에 채택되어 있는 Set0, Set1의 신경망 기술을 성능을 확인하기 위해서 공통 시험 조건과 평가 절차에 따라 실험을 진행하였다[10].

1. 압축률 성능 평가

<표 2>는 NCS-1.0에서 채택된 신경망 기반 필터링 기술의 압축률 성능을 보여 준다. 압축률을 측정하기 위하여 Bjntegaard delta bitrate (BDBR)[11]를 사용하

였으며, 테스트의 앵커는 VTM-11_nnvc-2.0이다[10]. Set0, Set1 버전은 16비트 정수형 구현 버전을 사용하였다. 표에 나와 있는 것처럼 Set0은 RA, LDB 및 AI 구성에서 평균 8.7%, 7.9%, 6.5%의 비트레이트 절감을 보여주었고, Set1은 RA, LDB 및 AI 구성에서 평균 9.4%, 8.5%, 7.3%의 비트레이트 절감을 보여주었다. VVC/H.266에서 신호 처리 기반 코딩 도구들이 1% 미만을 보여주는 것을 감안할 때, 신경망 기반 인루프 필터인 Set0과 Set1의 성능은 상당히 향상된 수치임이 확인된다.

2. 복잡도 평가

신경망 기반 비디오 코딩 기술의 복잡도를 평가하기 위해 계산 복잡도와 시간 복잡도 측면에서 분석하였다. JVET는 계산 복잡도를 결정하기 위해 픽셀당 필요한 총 매개 변수 수와 계산 명령어 수인 multiply and accumulate (MAC) 수를 측정한다. 이 두 가지 측정은 실제 구현에 필요한 메모리 양과 처리 시간을 추정하는 데 사용할 수 있다. 시간 복잡도는 인코딩 및 디코딩의 런타임을 앵커와 비교한다. 앵커의 상대 시간은 T 측정 $T = T_{test} / T_{anchor} * 100\%$ 를 사용하여 계산한다. 여기서 T_{test} 와 T_{anchor} 는 각각 제안 방식의 실행 시간과 앵커의 실행 시간을 나타낸다. 예를 들어 100% 값은 런타임이 동일함을 나타낸다. 실험의 단순화를 위해 GPU 구성을 지원하지 않는 싱글 CPU 플랫폼에서 실행 시간을 측정하였다.

<표 2> 신경망 기반 비디오 코딩 기술의 압축률 실험 결과

#Set	Random Access			Low Delay B			All Intra		
	Y	Cb	Cr	Y	Cb	Cr	Y	Cb	Cr
Set0	-8.7%	-18.2%	-18.9%	-7.9%	-18.7%	-20.2%	-6.5%	-15.5%	-16.6%
Set1	-9.4%	-20.7%	-20.4%	-8.5%	-15.6%	-14.4%	-7.3%	-20.1%	-20.6%

<표 3> 신경망 기반 비디오 코딩 기술의 복잡도 분석 결과

#Set	Operational complexity		Time complexity			
			Random Access (CTC)		All Intra (CTC)	
	Total Number of Parameters (Millions)	Worst Case Complexity (kMAC/pixel)	EncT (%)	DecT CPU (%)	EncT (%)	DecT CPU (%)
Set0	1.9	485	228%	211432%	235%	114004%
Set1	6.2	649	186%	43283%	146%	24974%

<표 3>은 앵커와 비교한 계산 복잡도와 시간 복잡성을 나타낸다. 표에 나와 있는 것처럼 Set0는 총 190만 개의 매개 변수를 필요로 하며, 최악의 경우에는 픽셀당 485 kMAC 연산이 필요하다. 시간 복잡성도 관련하여 Set0는 RA, AI의 인코딩 시간이 평균 228%와 235% 증가와 RA, AI의 디코딩 시간이 평균 211432%와 114004% 증가를 보여 준다. Set1는 총 620만 개의 매개 변수를 필요로 하며, 최악의 경우에는 픽셀당 649 kMAC 연산이 필요하다. 시간 복잡도와 관련하여 Set1은 RA, AI의 인코딩 시간이 평균 186%와 146% 증가하고, RA, AI의 디코딩 시간이 평균 43283%와 24974% 증가를 보여 준다. 압축률 성능에서 신경망 기반 인루프 필터 Set0, Set1는 우수한 성능을 나타내었으나, 복잡도

측면에서는 아직 개선을 필요로 하는 것으로 판단된다.

V. 결론

본 기고에서는 JVET에서 연구 중인 신경망 기반 비디오 코딩 기술에 대하여 살펴보았다. 현재 JVET에서는 신경망 기반 필터 기술이 광범위하게 연구되고 있으며 실험 결과에서 우수한 압축률을 보여주고 있다. 표준 단체에서 신경망을 활용하는 비디오 코딩 기술에 대한 연구는 이제 막 시작되었으며, 이러한 방향성이 향후 비디오 코딩 표준의 성공을 위해 유망한 기술로 자리 잡을지 지속적으로 관찰할 필요가 있을 것으로 사료된다.

참고 문헌

- [1] Versatile Video Coding, Recommendation ITU-T H.266 and ISO/IEC 23090-3 (VC), ITU-T and ISO/IEC JTC 1, Jul. 2020.
- [2] High Efficiency Video Coding, Recommendation ITU-T H.265 and ISO/IEC 23008-2 (HEVC), ITU-T and ISO/IEC JTC 1, Apr. 2013.
- [3] S. Ma, X. Zhang, C. Jia, Z. Zhao, S. Wang, S. Wang, "Image and video compression with neural networks: A review," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019.
- [4] E. Alshina, S. Liu, J. Pfaff, M. Wien, P. Wu, Y. Ye, "JVET AHG report: Neural-network-based video coding (AHG11)," JVET-T0011, Oct. 2020.
- [5] Y. He, B. Wang, E. Alshina, J. Sauer, "AHG11: A hybrid codec using E2E image coding combined with VC video coding," JVET-AA0063, Jul. 2022.

- [6] Neural Compression Software (NCS). (https://vcgit.hhi.fraunhofer.de/jvet-ahg-nnvc/WVCSoftware_VTM/-/tree/VTM-11.0_nnvc)
- [7] L. Wang, S. Lin, X. Xu, S. Liu (Tencent), F. Galpin (InterDigital), "EE1-1.5: Neural network based in-loop filter with a single model," JVET-AA0088, Jul. 2022.
- [8] Y. Li, K. Zhang, J. Li, L. Zhang (Bytedance), H. Wang, M. Coban, A.M. Kotra, M. Karczewicz (Qualcomm), F. Galpin (InterDigital), K. Andersson, J. Ström, D. Liu, R. Sjöberg (Ericsson), "EE1-1.6: Deep In-Loop Filter With Fixed Point Implementation," JVET-AA0111, Jul. 2022.
- [9] VVC Reference Software. (https://vcgit.hhi.fraunhofer.de/jvet/WVCSoftware_VTM/-/tags/)
- [10] JVET Common Test Conditions for Neural Network-Based Video Coding Technology. (<https://vcgit.hhi.fraunhofer.de/jvet-ahg-nnvc/nnvc-ctc/-/tree/master>)
- [11] G. Bjøntegaard, "Improvement of BD-PSNR Model," ITU-T SG16/Q6 VCEG-A11, Jul. 2008.

필자소개



최기호

- 2008년 : 한양대학교 정보통신대학 미디어공학과 학사
- 2012년 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사
- 2012년 ~ 2014년 : 한양대학교 부설연구소 Post Doc.
- 2014년 ~ 2021년 : 삼성전자 삼성리서치 책임연구원
- 2021년 ~ 현재 : 가천대학교 AI·소프트웨어학부 교수
- 주관심분야 : 영상처리, 비디오압축, 딥러닝