



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0108224
(43) 공개일자 2023년07월18일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/0495 (2023.01) G06N 3/0464 (2023.01)
G06N 3/048 (2023.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
G06N 3/0495 (2023.01)
G06N 3/0464 (2023.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0001684</p> <p>(22) 출원일자 2023년01월05일
심사청구일자 없음</p> <p>(30) 우선권주장
1020220003596 2022년01월10일 대한민국(KR)
1020220131753 2022년10월13일 대한민국(KR)</p> | <p>(71) 출원인
한국전자통신연구원
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
한밭대학교 산학협력단
대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)</p> <p>(72) 발명자
정순홍
대전광역시 유성구 가정로 218
곽상운
대전광역시 유성구 가정로 218
(뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인
최윤서</p> |
|---|---|

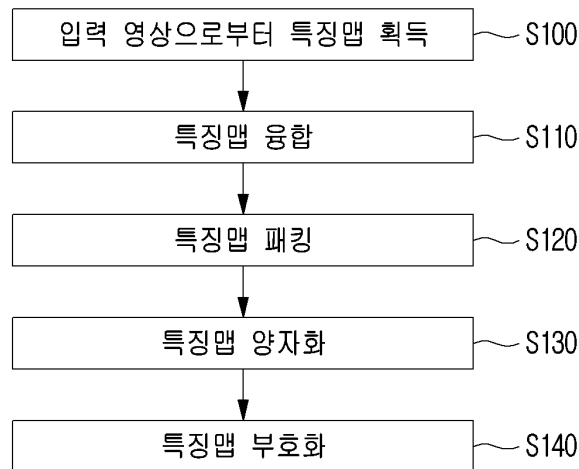
전체 청구항 수 : 총 17 항

(54) 발명의 명칭 신경망 특징맵의 부호화/복호화 방법 및 장치

(57) 요약

본 개시에 따른 특징 복원 방법 및 장치는 부호화된 특징을 포함한 비트스트림을 수신하고, 비트스트림으로부터 특징을 복호화하고, 복호화된 특징을 기반으로 신경망의 복수의 레이어에 대응하는 특징들을 각각 복원할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/048 (2023.01)

(72) 발명자

윤정일

대전광역시 유성구 가정로 218

최해철

대전광역시 유성구 동서대로 125 한밭대학교

한희지

대전광역시 유성구 동서대로 125 한밭대학교

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711152927
과제번호	2020-0-00011
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	한국전자통신연구원연구개발지원사업
연구과제명	(전문연구실) 기계를 위한 영상 부호화 기술
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국전자통신연구원
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

부호화된 특징을 포함한 비트스트림을 수신하는 단계; 여기서, 상기 부호화된 특징은, 적어도 하나의 영상으로부터 추출된 하나 또는 그 이상의 특징을 포함함,

상기 비트스트림으로부터 상기 특징을 복호화하는 단계; 및

상기 복호화된 특징을 기반으로, 신경망의 복수의 레이어에 대응하는 특징들을 각각 복원하는 단계를 포함하는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 레이어에 대응하는 특징들은, 상향식 구조의 복원 순서에 따라 복원되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 상향식 구조는, 상기 복수의 레이어 중 최하단 레이어에서 최상단 레이어의 순서로 각 레이어에 대응하는 특징을 복원하는 구조인, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 복원하는 단계는,

상기 복호화된 특징으로부터, 상기 복수의 레이어 중 제1 레이어에 대응하는 제1 특징을 복원하는 단계; 및

상기 복호화된 특징 또는 상기 제1 레이어의 제1 특징 중 적어도 하나에 기초하여, 상기 복수의 레이어 중 제2 레이어에 대응하는 제2 특징을 복원하는 단계를 포함하되,

상기 제1 레이어의 제1 특징은, 상기 제2 레이어의 제2 특징보다 더 큰 크기를 가지는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 제1 특징은, 상기 복호화된 특징을 업샘플링하여 복원되고,

상기 업샘플링은, 최근접 보간법 또는 픽셀셔플 중 어느 하나에 기초하여 수행되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 6

제4항에 있어서, 상기 제2 특징을 복원하는 단계는,

상기 복호화된 특징을 업샘플링하는 단계; 및

상기 기-복원된 제1 특징을 다운샘플링하는 단계를 포함하고,

상기 제2 특징은, 상기 업샘플링된 복호화된 특징과 상기 다운샘플링된 제1 특징의 합에 기초하여 복원되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 기준 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정되고, 여기서, 상기 기준 레이어는, 상기 복수의 레이어 중 최상단 레이어임,

상기 다운샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 상기 제1 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 복수의 레이어에 대응하는 특징들은, 하향식 구조의 복원 순서에 따라 복원되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 하향식 구조는, 상기 복수의 레이어 중 최상단 레이어에서 최하단 레이어의 순서로 각 레이어에 대응하는 특징을 복원하는 구조인, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 10

제9항에 있어서, 상기 복원하는 단계는,

상기 복호화된 특징으로부터, 상기 복수의 레이어 중 제1 레이어에 대응하는 제1 특징을 복원하는 단계; 및

상기 복호화된 특징 또는 상기 제1 레이어의 제1 특징 중 적어도 하나에 기초하여, 상기 복수의 레이어 중 제2 레이어에 대응하는 제2 특징을 복원하는 단계를 포함하되,

상기 제1 레이어의 제1 특징은, 상기 제2 레이어의 제2 특징보다 더 작은 크기를 가지는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 복호화된 특징이 상기 제1 레이어에 대응하는 제1 특징으로 동일하게 설정되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 12

제10항에 있어서, 상기 제2 특징을 복원하는 단계는,

상기 복호화된 특징을 업샘플링하는 단계;

상기 기-복원된 제1 특징을 업샘플링하는 단계; 및

상기 업샘플링된 복호화된 특징과 상기 업샘플링된 제1 특징의 합을 산출하는 단계를 포함하는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 업샘플링은, 최근접 보간법 또는 픽셀셔플 중 어느 하나에 기초하여 수행되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 14

제12항에 있어서,

상기 복호화된 특징의 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 기준 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정되고, 여기서, 상기 기준 레이어는, 상기 복수의 레이어

중 최상단 레이어임,

상기 기-복원된 제1 특징의 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 상기 제1 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정되는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 15

제12항에 있어서, 상기 제2 특징을 복원하는 단계는,

상기 업샘플링된 복호화된 특징과 상기 업샘플링된 제1 특징의 합에 대해서 컨볼루션을 수행하는 단계를 더 포함하는, 신경망 특징 복호화 방법.

청구항 16

부호화된 특징을 포함한 비트스트림을 수신하는 수신부; 여기서, 상기 부호화된 특징은, 적어도 하나의 영상으로부터 추출된 하나 또는 그 이상의 특징을 포함함,

상기 비트스트림으로부터 상기 특징을 복호화하는 복호화부; 및

상기 복호화된 특징을 기반으로, 신경망의 복수의 레이어에 대응하는 특징들을 각각 복원하는 복원부를 포함하는, 신경망 특징 복호화 장치.

청구항 17

신경망 특징 복호화 방법에 의해 복호화되는 비트스트림을 저장하기 위한 컴퓨터로 판독 가능한 저장매체에 있어서,

상기 신경망 특징 복호화 방법은,

상기 비트스트림으로부터 특징을 복호화하는 단계; 여기서, 특징은 적어도 하나의 영상으로부터 추출된 하나 또는 그 이상의 특징을 포함함, 및

상기 복호화된 특징을 기반으로, 신경망의 복수의 레이어에 대응하는 특징들을 각각 복원하는 단계를 포함하는, 컴퓨터로 판독 가능한 저장매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 신경망 특징맵의 부호화/복호화 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 딥러닝을 활용한 심층 신경망이 적용되는 산업 분야가 확장됨에 따라 심층 신경망을 산업 기계에 적용하는 경우가 증가하고 있다. 기계 간 통신을 활용한 응용에 사용하기 위해 인간의 시각적 특성뿐만 아니라 기계 내에 있는 심층 신경망에서 중요하게 작용하는 특성을 고려한 압축 방법이 활발히 연구되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0003] 본 개시는 신경망 특징맵을 부호화/복호화하는 방법 및 장치를 제공한다.

과제의 해결 수단

[0004] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치는, 부호화된 특징을 포함한 비트스트림을 수신하고, 상기 비트스트림으로부터 상기 특징을 복호화하고, 상기 복호화된 특징을 기반으로 신경망의 복수의 레이어에 대응하는 특징들을 각각 복원할 수 있다. 여기서, 상기 부호화된 특징은, 적어도 하나의 영상으로부터 추출된 하나 또는 그 이상의 특징을 포함할 수 있다.

[0005] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 복수의 레이어에 대응하는 특징들은, 상향식

구조의 복원 순서에 따라 복원될 수 있다.

- [0006] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 상향식 구조는, 상기 복수의 레이어 중 최하단 레이어에서 최상단 레이어의 순서로 각 레이어에 대응하는 특징을 복원하는 구조일 수 있다.
- [0007] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 복원하는 단계는, 상기 복호화된 특징으로부터, 상기 복수의 레이어 중 제1 레이어에 대응하는 제1 특징을 복원하는 단계를 포함하고, 상기 복호화된 특징 또는 상기 제1 레이어의 제1 특징 중 적어도 하나에 기초하여, 상기 복수의 레이어 중 제2 레이어에 대응하는 제2 특징을 복원하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0008] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제1 레이어의 제1 특징은, 상기 제2 레이어의 제2 특징보다 더 큰 크기를 가질 수 있다.
- [0009] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제1 특징은, 상기 복호화된 특징을 업샘플링하여 복원되고, 상기 업샘플링은, 최근접 보간법(nn.interpolation) 또는 픽셀셔플(nn.PixelShuffle) 중 어느 하나에 기초하여 수행될 수 있다.
- [0010] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제2 특징을 복원하는 단계는, 상기 복호화된 특징을 업샘플링하는 단계와 상기 기-복원된 제1 특징을 다운샘플링하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제2 특징은, 상기 업샘플링된 복호화된 특징과 상기 다운샘플링된 제1 특징의 합에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0012] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 기준 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 여기서, 상기 기준 레이어는, 상기 복수의 레이어 중 최상단 레이어일 수 있다.
- [0013] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 다운샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 상기 제1 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다.
- [0014] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 복수의 레이어에 대응하는 특징들은, 하향식 구조의 복원 순서에 따라 복원될 수 있다.
- [0015] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 하향식 구조는, 상기 복수의 레이어 중 최상단 레이어에서 최하단 레이어의 순서로 각 레이어에 대응하는 특징을 복원하는 구조일 수 있다.
- [0016] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 복원하는 단계는, 상기 복호화된 특징으로부터, 상기 복수의 레이어 중 제1 레이어에 대응하는 제1 특징을 복원하는 단계를 포함하고, 상기 복호화된 특징 또는 상기 제1 레이어의 제1 특징 중 적어도 하나에 기초하여, 상기 복수의 레이어 중 제2 레이어에 대응하는 제2 특징을 복원하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0017] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제1 레이어의 제1 특징은, 상기 제2 레이어의 제2 특징보다 더 작은 크기를 가질 수 있다.
- [0018] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 복호화된 특징이 상기 제1 레이어에 대응하는 제1 특징으로 동일하게 설정될 수 있다.
- [0019] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제2 특징을 복원하는 단계는, 상기 복호화된 특징을 업샘플링하는 단계, 상기 기-복원된 제1 특징을 업샘플링하는 단계 및 상기 업샘플링된 복호화된 특징과 상기 업샘플링된 제1 특징의 합을 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0020] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 복호화된 특징의 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 기준 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 여기서, 상기 기준 레이어는, 상기 복수의 레이어 중 최상단 레이어일 수 있다.
- [0021] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 기-복원된 제1 특징의 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 상기 제1 레이어에 대응하는 특징의 크기와 상기 제2 레이어에 대응하는 특징의 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다.
- [0022] 본 개시에 따른 신경망 특징 복호화 방법 및 장치에 있어서, 상기 제2 특징을 복원하는 단계는, 상기 업샘플링

된 복호화된 특징과 상기 업샘플링된 제1 특징의 합에 대해서 컨볼루션을 수행하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0023] 상기 신경망 특징 복호화 방법에 의해 복호화되는 비트스트림을 저장하기 위한 컴퓨터로 판독 가능한 저장매체가 제공될 수 있다.

[0024] 상기 신경망 특징 부호화 방법에 의해 부호화되는 비트스트림을 저장하기 위한 컴퓨터로 판독 가능한 저장매체가 제공될 수 있다.

발명의 효과

[0025] 본 개시에 따르면, 신경망 특징맵의 부호화/복호화 효율을 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 본 개시에 따른 부호화 장치에 의해 수행되는 특징맵 부호화 방법을 개략적으로 도시한 것이다.

도 2 내지 도 10은 본 개시에 따른 특징맵 획득 방법을 도시한 것이다.

도 11 내지 도 18은 본 개시에 따른 특징맵 융합 방법을 도시한 것이다.

도 19 내지 도 22는 본 개시에 따른 특징맵 패킹 방법을 도시한 것이다.

도 23은 본 개시에 따른 복호화 장치에 의해 수행되는 특징맵 복호화 방법을 개략적으로 도시한 것이다.

도 24 및 도 25는 본 개시에 따른 특징맵 역패킹 방법을 도시한 것이다.

도 26 및 도 27은 본 개시에 따른 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.

도 28 및 도 29는 본 개시에 따른 상향식 구조 기반의 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.

도 30 내지 도 32는 본 개시에 따른 하향식 구조 기반의 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 본 개시는 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 개시를 특정 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 개시의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.

[0028] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 개시의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0029] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

[0030] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 개시를 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0031] 본 개시에 따른 특징맵(feature map)은, 적어도 하나의 영상으로부터 추출된 하나 또는 그 이상의 특징들을 의미할 수도 있고, 소정의 너비와 높이를 가진 2차원의 특징맵(feature map)을 의미할 수도 있다. 또는, 소정의 너비, 높이 및 채널의 크기를 가진 3차원의 특징맵을 의미할 수도 있다. 또는, 본 개시에 따른 특징맵은 신경망을 통해 추출된 특징맵일 수 있으며, 이는 신경망 특징맵(neural network feature map)으로 불릴 수도 있다. 이하, 설명의 편의를 위해 '특징맵'이라는 용어를 사용하여 기술하도록 한다.

- [0032] 도 1은 본 개시에 따른 부호화 장치에 의해 수행되는 특징맵 부호화 방법을 개략적으로 도시한 것이다.
- [0033] 특징맵 부호화 방법은, [D1] 특징맵 획득 단계, [D2] 특징맵 융합 단계, [D3] 특징맵 패킹 단계, [D4] 특징맵 양자화 단계, 또는 [D5] 특징맵 부호화 단계 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 즉, 특징맵의 부호화를 위해, 진술한 D1 내지 D5의 단계가 모두 수행될 수도 있고, 일부 단계는 생략될 수도 있다. 이하, 도면을 참조하여 자세히 살펴 보기로 한다.
- [0034] 도 1을 참조하면, 입력 영상으로부터 특징맵을 획득할 수 있다(S100)
- [0035] 상기 입력 영상은 하나 또는 그 이상 픽처를 의미할 수 있다. 또는, 입력 영상은 하나 또는 그 이상의 픽처 내 일부 영역만을 의미할 수도 있다. 일례로, 일부 영역은 관심 영역, 객체 영역, 전경 영역 등과 같이 특징의 추출이 요구되는 영역을 의미할 수 있다. 상기 특징맵은, 신경망의 하나 또는 그 이상의 레이어에 대해서 추출될 수 있고, 각 레이어 별로 추출되는 특징 크기는 서로 상이할 수 있다.
- [0036] 도 2 내지 도 10은 본 개시에 따른 특징맵 획득 방법을 도시한 것으로서, 이를 참조하여 특징맵 획득 방법에 대해서 자세히 살펴보도록 한다.
- [0037] 특징맵을 획득함에 있어서, 소정의 제1 파라미터가 결정/이용될 수 있다. 여기서, 제1 파라미터는, 신경망의 이름(nn_name), 신경망의 계층 이름(layer_name), 계층 번호(layer_idx), 신경망 분할점(splitting_point), 특징맵의 개수(num_of_f), 특징맵의 번호(f_idx), 단일 특징맵의 크기 정보(n, m, k), 다중 특징맵의 크기 정보(n_{i-1} , m_{i-1} , k_{i-1}), 스케일링 팩터(scaling_factor), 부가 정보 전송 플래그(side_info_flag), 부가 정보의 채널 개수(s_c), 또는, 부가 정보의 가로 크기(s_w), 부가 정보의 세로 크기(s_h) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0038] 신경망 이름(nn_name)은 전체 신경망 메타 구조를 특정할 수 있다.
- [0039] 신경망 이름(nn_name)에 의해 신경망이 특정될 수 있다. 예를 들어, 신경망 이름에 의해, 신경망은 Faster R-CNN, Mask R-CNN, JDETracker, VGGNet, 또는 ResNet 중 적어도 하나로 특정될 수 있다. 도 3과 같이, 신경망 이름이 Faster R-CNN인 경우, 신경망은 Faster R-CNN으로 특정된다.
- [0040] 신경망의 이름을 특정하는 구문 요소(nn_name)를 시그널링할 수 있다. 예를 들어, 구문 요소 nn_name이 제1 값인 경우, 신경망의 이름은 ResNet50일 수 있다. 구문 요소 nn_name이 제2 값인 경우, 신경망의 이름은 Faster R-CNN일 수 있다. 구문 요소 nn_name이 제3 값인 경우, 신경망의 이름은 Mask R-CNN일 수 있다. 구문 요소 nn_name이 제4 값인 경우, 신경망의 이름은 JDE Tracker일 수 있다.
- [0041] 신경망은 하나 또는 그 이상의 하위 신경망 계층을 가질 수 있으며, 신경망 계층 이름(layer_name)에 의해 적어도 하나의 하위 신경망 계층이 특정될 수 있다. 예를 들어, 도 2와 같이, 신경망 Resnet34은 34개의 신경망 계층으로 구성될 수 있다.
- [0042] 또는, 신경망 계층 이름(layer_name)에 의해 상위 신경망 계층이 지정될 수 있다. 여기서, 신경망 계층 이름은 1개의 하위 신경망 계층 또는 다수개의 하위 신경망 계층을 포함하는 상위 신경망 계층을 지정할 수 있다. 예를 들어, 신경망 계층 이름은 C-layer, P-layer, Darknet-53, Resnet50, conv2_x, conv3_x, conv4_x, 또는 conv5_x 중 적어도 하나를 지정할 수 있다. (conv2_x는 ResNet에서 사용하는 계층 이름임) 신경망 계층 이름이 C-layer인 경우, 이는 4개의 하위 신경망 계층 즉, conv2_x, conv3_x, conv4_x, 및 conv5_x를 모두 포함할 수 있다. 이하, 신경망 계층은, 하위 신경망 계층으로 해석될 수도 있고, 상위 신경망 계층으로 해석될 수도 있다.
- [0043] 상기 신경망 계층 이름을 특정하는 구문 요소(layer_name)를 시그널링할 수 있다.
- [0044] 신경망은 적어도 하나 이상의 신경망 계층을 가질 수 있으며, 각 신경망 계층은 계층 번호에 의해 특정될 수 있다.
- [0045] 제1 계층 번호 내지 제n 계층 번호로 신경망의 계층 번호를 지정할 수 있다. 여기서 n은 소정의 정수일 수 있다. 예를 들어, 도 2와 같이, ResNet34 신경망은 제1 계층 번호 내지 제34 계층 번호로 각 신경망 계층을 지정할 수 있다.
- [0046] 계층 번호는 제1 계층 번호, 제2 계층 번호, ... 제i 계층 번호, ..., 제n 계층 번호 등으로 구성될 수 있다. 제i 계층 번호는 i번째 신경망 계층을 지칭할 수 있다($1 \leq i \leq n$). 예를 들어, 도 2와 같이, ResNet34 신경망에서 제1 계층 번호는 1번째 신경망 계층을 지칭한다. ResNet34 신경망에서 제5 계층 번호는 5번째 신경망 계층을 지칭한다. ResNet34 신경망에서 제34 계층 번호는 34번째 신경망 계층을 지칭한다.

- [0047] 계층 번호(i)를 지정하는 구문 요소(layer_idx)를 시그널링할 수 있다.
- [0048] 신경망 특징맵 획득 단계에서는, 현재 부호화되는 특징맵이 어떤 신경망으로부터 획득되는지에 대한 정보(신경망 이름), 신경망의 몇번째 계층으로부터 추출되었는지에 대한 정보(신경망 계층 번호), 신경망의 어떤 지점에서 획득된 특징맵인지에 대한 정보(신경망 분할점), 신경망에서 어느 계층의 특징맵인지에 대한 정보(특징맵 번호), 또는 특징맵의 크기(e.g., 가로 길이, 세로 길이, 채널 길이)에 대한 정보 중 적어도 하나를 결정/이용할 수 있다.
- [0049] 신경망에서는 입력값에 대해 적어도 하나의 필터(커널)를 적용하여 하나 또는 그 이상의 결과값들(또는 특징값들)을 출력할 수 있으며, 여기서의 결과값들을 특징맵으로 정의할 수 있다. 특징맵은 1D, 2D, 또는 3D array로 표현될 수 있다. 단일 특징맵은 하나의 1D, 2D 또는 3D array로 표현될 수 있다. 2차원 단일 특징맵은 가로 크기 및 세로 크기로 표현될 수 있다. 3차원 단일 특징맵은 가로 크기, 세로 크기 및 채널 크기로 표현될 수 있다. 2차원 단일 특징맵에 속한 특징값의 개수는 가로 크기와 세로 크기의 곱보다 작거나 같을 수 있다. 3차원 단일 특징맵에 속한 특징값의 개수는 가로 크기, 세로 크기 및 채널 크기의 곱보다 작거나 같을 수 있다.
- [0050] 다중 특징맵은 둘 이상의 단일 특징맵을 포함하는 특징맵으로 정의될 수 있으며, 둘 이상의 1D, 2D 또는 3D array로 표현될 수 있다. 다중 특징맵은 동일한 차원의 복수의 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 예를 들어, 다중 특징맵은 적어도 둘 이상의 2차원 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 다중 특징맵은 적어도 둘 이상의 3차원 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 또는, 다중 특징맵은 상이한 차원의 복수의 단일 특징맵으로 구성될 수도 있다. 예를 들어, 다중 특징맵은 적어도 하나의 2차원 단일 특징맵과 적어도 하나의 3차원 단일 특징맵으로 구성될 수도 있다. 다중 특징맵은 단일 특징맵의 개수, 각 단일 특징맵에 대한 가로 크기, 세로 크기, 또는 채널 크기 중 적어도 하나로 표현될 수 있다. 다중 특징맵의 특징값의 개수는 각 단일 특징맵의 특징값의 개수의 합일 수 있다.
- [0051] 도 3은 본 개시에 따른 신경망의 대표적인 메타 구조로서 Faster R-CNN을 도시한 것이다. 도 3과 같이, 신경망의 메타 구조는 특징 추출기(Feature extractor) 또는 분류기(Classifier) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들어, 특징 추출기는 VGGNet, Inception, Resnet, Darknet, 또는 FPN 중 적어도 하나일 수 있다. 신경망에서의 특징 추출기는 backbone을 의미할 수 있다.
- [0052] 도 4는 본 개시에 따른 2차원 Array의 특징맵을 출력하는 다중 채널 데이터의 컨벌루션 연산을 도시한 것이다. 도 4와 같이, 신경망에서 입력값에 대해 하나의 필터(커널)를 적용하여 하나 또는 그 이상의 결과값들(또는 특징값들)을 출력할 수 있으며, 출력되는 결과값들을 단일 특징맵으로 정의할 수 있다. 단일 특징맵은 소정의 가로 크기 n' , 소정의 세로 크기 m' , 그리고 하나의 채널을 가질 수 있다.
- [0053] 도 5는 본 개시에 따른 3차원 Array의 특징맵을 출력하는 컨벌루션 연산을 도시한 것이다. 도 5와 같이, 신경망에서 입력값에 대해 소정 개수의 필터(커널)들을 적용하여 하나 또는 그 이상의 결과값들(또는 특징값들)을 출력할 수 있으며, 출력되는 결과값들을 단일 특징맵으로 정의할 수 있다. 여기서, 소정 개수의 필터들은 1개의 필터를 의미할 수도 있고, 2개 이상의 필터들을 의미할 수도 있다. 단일 특징맵은 소정의 가로 크기 n' , 소정의 세로 크기 m' , 소정의 채널 개수 k' 를 가질 수 있다.
- [0054] 다중 특징맵은 다수의 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 각 단일 특징맵은, 특징맵 번호에 의해 제1 특징맵 내지 제 n 특징맵으로 지정될 수 있다. 여기서 n 은 소정의 정수일 수 있다.
- [0055] 도 6은 본 개시에 따른 특징 추출기로부터 추출된 다중 특징맵의 예시이다. 도 6과 같이, 다중 특징맵은 제1 특징맵, 제2 특징맵, ..., 제 i 특징맵, ..., 제 n 특징맵으로 구성될 수 있다. 여기서, 제 i 특징맵은 특징맵 번호 i 에 의해 특정되는 단일 특징맵을 의미할 수 있다($1 \leq i \leq n$).
- [0056] 특징맵 번호를 특정하는 구문 요소(f_idx)를 시그널링할 수 있다.
- [0057] 신경망을 복수의 부분 신경망으로 분할하는 하나 또는 그 이상의 신경망 분할점을 특정할 수 있으며, 신경망 분할점에서 소정 개수 및/또는 소정 크기의 단일 또는 다중 특징맵을 획득할 수 있다. 도 7과 같이, 신경망은 분할점에 의해 2개의 부분 신경망(part1, part2)으로 분할될 수 있고, 신경망 분할점에서 단일 또는 다중 특징맵이 추출될 수 있다.
- [0058] 신경망 분할점은 신경망 메타 구조의 특징 추출기의 출력 위치 또는 특징 추출기의 하나 또는 그 이상의 계층 위치 중 적어도 하나에 기초하여 특정될 수 있다. 신경망 분할점으로부터 추출된 특징맵은 단일 특징맵 또는 다중 특징맵 중 어느 하나일 수 있다. 예를 들어, 도 6과 같이, 신경망 분할점으로부터 생성된 특징맵은 단일 특

징맵 또는 다중 특징맵 중 적어도 하나일 수 있다.

- [0059] 신경망 분할점은 신경망의 backbone 출력 위치일 수 있다. 예를 들어, Faster R-CNN에서 신경망 분할점은 Faster R-CNN의 backbone인 FPN의 출력 위치일 수 있다.
- [0060] 신경망 분할점은 신경망의 계층 이름(layer_name)으로 특정될 수 있다. 예를 들어, 신경망 분할점은 신경망의 계층 이름인 P-layer, C-layer, 또는 Darknet-53 중 적어도 하나로 특정될 수 있다. 또는, 신경망 분할점은 conv2_x로 특정될 수 있다(conv2_x는 ResNet에서 사용하는 계층 이름임).
- [0061] 신경망 분할점은 신경망의 계층 번호(layer_idx)로 특정될 수 있다. 예를 들어, Resnet50에서 신경망 분할점은 10번째 계층일 수 있다. Resnet50에서 신경망 분할점은 50번째 계층일 수 있다.
- [0062] 신경망 분할점은 신경망 이름에 기초하여 특정될 수 있다. 예를 들어, 신경망 이름이 Faster R-CNN인 경우, 신경망 분할점은 Faster R-CNN의 FPN의 출력 위치로 특정될 수 있다.
- [0063] 신경망의 분할점을 특정하는 구문 요소(splitting_point)를 시그널링할 수 있다.
- [0064] splitting_point는 신경망 이름일 수 있다. 예를 들어, splitting_point는 Faster R-CNN일 수 있다. splitting_point는 신경망 이름(nn_name)에 기초하여 유도될 수 있다. splitting_point는 backbone의 이름일 수 있다. 예를 들어, splitting_point는 FPN일 수 있다. splitting_point는 계층 이름일 수 있다. 예를 들어, splitting_point는 P-layer, C-layer, 또는 Darknet-53 중 적어도 하나일 수 있다. splitting_point는 계층 번호일 수 있다. 예를 들어, splitting_point는 layer_idx일 수 있다. splitting_point는 전술한 신경망 이름, backbone의 이름, 계층 이름, 또는 계층 번호 중 적어도 둘 이상의 조합으로 표현될 수 있다. splitting_point는 인덱스로 시그널링될 수 있다.
- [0065] 도 8과 같이, 단일/다중 특징맵의 특징맵 수, 특징맵 번호, 특징맵 채널 크기, 특징맵 가로 크기, 또는 특징맵 세로 크기 중 적어도 하나에 기초하여 단일/다중 특징맵의 크기 정보를 획득할 수 있다. 여기서, 특징맵 번호는 0, 1, ... N-1로 표현될 수 있다. 여기서 N은 총 특징맵 수(num_of_f)이다. 특징맵 수에 따라 단일 또는 다중 특징맵 여부가 결정될 수 있다. 예를 들어, 특징맵 수(N)가 1과 같을 때, 특징맵 번호는 0으로 표현될 수 있으며, 이 때의 특징맵을 단일 특징맵으로 정의한다. 특징맵 수(N)가 2보다 같거나 클 때, 특징맵 번호는 0, 1, 2 ... N-1 중 적어도 하나로 표현될 수 있으며, 이 때의 특징맵을 다중 특징맵이라 정의한다.
- [0066] 구체적으로, 도 8(a)와 같이, 신경망에서 입력값들에 대해 소정의 개수의 필터(커널)를 적용하여 출력되는 결과값들(또는 특징값들)을 단일 특징맵으로 정의할 수 있다. 단일 특징맵은 소정의 채널 크기 k, 소정의 가로 크기 n, 소정의 세로 크기 m 을 가질 수 있다.
- [0067] 도 8(b)와 같이, 신경망에서 입력값들에 대해 소정의 개수의 필터(커널)를 적용하여 출력되는 결과값들(또는 특징값들)을 다중 특징맵으로 정의할 수 있다. 다중 특징맵은 소정의 특징맵 개수(num_of_f)를 가질 수 있다. 다중 특징맵에 속한 각 특징맵은 소정의 채널 크기(k_{f_idx}), 소정의 가로 크기(n_{f_idx}), 소정의 세로 크기(m_{f_idx})를 가질 수 있다.
- [0068] 단일 특징맵은 하나 또는 그 이상의 채널로 구성될 수 있다. 특징맵 채널은 채널 번호에 의해 제1 특징맵 채널, 제2 특징맵 채널 등으로 지칭될 수 있다.
- [0069] 예를 들어, 도 8(a)와 같이, 특징맵 개수(N)가 1인 경우, 단일 특징맵으로 지정될 수 있다. 단일 특징맵은 k개의 채널을 가질 수 있다. 첫번째 특징맵 채널을 제1 특징맵 채널, 두번째 특징맵 채널을 제2 특징맵 채널, 마지막 특징맵 채널을 제k 특징맵 채널로 지칭할 수 있다. 여기서 k는 채널의 총 수이다. 제1 특징맵 채널의 크기는 소정의 특징맵 가로 크기 n, 소정의 특징맵 세로 크기 m 으로 표현될 수 있다. 단일 특징맵에서 특징맵의 정보 n, m, k는 시그널링될 수 있다.
- [0070] 다중 특징맵은 다수의 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 즉, 다중 특징맵은 다수의 특징맵으로 구성될 수 있다. 다중 특징맵의 각 특징맵은 특징맵 번호에 의해 제1 특징맵, 제2 특징맵 등으로 지칭될 수 있다.
- [0071] 예를 들어, 도 9(a)와 같이, 특징맵의 수(N)이 1보다 큰 경우, 다중 특징맵으로 지정될 수 있다. 여기서, 제1 특징맵은 제1 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 제2 특징맵은 제2 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 마찬가지로, 제N 특징맵은 제N 단일 특징맵으로 구성될 수 있다.
- [0072] 도 9(a)와 같이, 다중 특징맵은 N개의 특징맵으로 구성될 수 있다. 첫번째 특징맵을 제1 특징맵으로, 두번째 특

징맵을 제2 특징맵으로, 마지막 특징맵을 제N 특징맵으로 각각 지칭할 수 있다. 여기서 N은 총 특징맵의 수일 수 있다.

[0073] 도 9(a)와 같이, 제1 특징맵의 크기는 소정의 특징맵 채널 크기(k_0), 소정의 특징맵 가로 크기(n_0), 소정의 특징맵 세로 크기(m_0)으로 표현될 수 있다. 제2 특징맵의 크기는 소정의 특징맵 채널 크기(k_1), 소정의 특징맵 가로 크기(n_1), 소정의 특징맵 세로 크기(m_1)으로 표현될 수 있다. 제i 특징맵의 크기는 소정의 특징맵 채널 크기(k_{i-1}), 소정의 특징맵 가로 크기(n_{i-1}), 소정의 특징맵 세로 크기(m_{i-1})으로 표현될 수 있다. 제N 특징맵의 크기는 소정의 특징맵 채널 크기(k_{N-1}), 소정의 특징맵 가로 크기(n_{N-1}), 소정의 특징맵 세로 크기(m_{N-1})으로 표현될 수 있다.

[0074] 다중 특징맵에서 각 특징맵의 정보 즉, 특징맵 채널 크기(k_{i-1}), 특징맵 가로 크기(n_{i-1}), 특징맵 세로 크기(m_{i-1})는 시그널링될 수 있다. ($0 \leq i \leq N-1$)

[0075] 다중 특징맵은 다수의 단일 특징맵으로 구성될 수 있다. 다중 특징맵의 각 단일 특징맵은 특징맵 번호에 의해 제1 특징맵, 제2 특징맵 등으로 지칭될 수 있다. 각 특징맵의 크기는 스케일링 팩터 또는 다른 특징맵의 크기 중 적어도 하나에 의해 표현될 수 있다.

[0076] 예를 들어, 도 9(b)와 같이, 다중 특징맵은 N개의 특징맵으로 구성될 수 있다. 첫번째 특징맵을 제1 특징맵으로, 두번째 특징맵을 제2 특징맵으로, 마지막 특징맵을 제N 특징맵으로 지칭할 수 있다. 여기서 N은 특징맵의 수일 수 있다.

[0077] 도 9(b)와 같이, 제1 특징맵의 크기는 소정의 특징맵 채널 크기(k_0), 소정의 특징맵 가로 크기(n_0), 소정의 특징맵 세로 크기(m_0)으로 표현될 수 있다. 제2 특징맵의 크기는 제2 특징맵의 소정의 특징맵 채널 크기(k_1), 제1 특징맵의 특징맵 가로 크기(n_0), 제1 특징맵의 특징맵 세로 크기(m_0), 스케일링 팩터(scaling factor) s로 표현될 수 있다. 제i 특징맵의 크기는 제i 특징맵의 소정의 특징맵 채널 크기(k_{i-1}), 제(i-1) 특징맵의 특징맵 가로 크기(n_{i-2}), 제(i-1) 특징맵의 특징맵 세로 크기(m_{i-2}), 스케일링 팩터(scaling factor) s로 표현될 수 있다. 제N 특징맵의 크기는 제N 특징맵의 소정의 특징맵 채널 크기(k_{N-1}), 제(N-1) 특징맵의 특징맵 가로 크기(n_{N-2}), 제(N-1) 특징맵의 특징맵 세로 크기(m_{N-2}), 스케일링 팩터(scaling factor) s로 표현될 수 있다.

[0078] 전술한 각 특징맵의 채널 크기(k_i ($0 \leq i \leq N-1$)), 제1 특징맵의 특징맵 가로 크기(n_0), 제1 특징맵의 특징맵 세로 크기(m_0), 스케일링 팩터(scaling factor) s, 또는 특징맵의 수(num_of_f) 중 적어도 하나가 시그널링될 수 있다.

[0079] 전술한 분할점에서 특징맵과 부가 정보가 획득될 수 있다.

[0080] 예를 들어, 도 10(a)와 같이, 특징맵 f와 부가 정보 s가 획득될 수 있다. 여기서, 부가 정보 s의 형태는 1D array 형태일 수 있다. 또는, 도 10(b)와 같이, 특징맵 f와 부가 정보 s가 획득될 수 있다. 여기서, 부가 정보 s의 형태는 3D array 형태일 수 있다.

[0081] 특징맵과 부가 정보는 별도로 부호화될 수 있다. 특징맵과 부가 정보는 별도로 시그널링될 수 있다.

[0082] 부가 정보의 채널 크기(s_c), 가로 크기(s_w), 세로 크기(s_h) 중 적어도 하나가 시그널링될 수 있다. 또는, 부가 정보의 채널 크기(s_c), 가로 크기(s_w), 세로 크기(s_h) 중 적어도 하나가 1의 값으로 유도될 수 있다. 예를 들어, 채널 크기(s_c)는 시그널링되고, 가로 크기(s_w)와 세로 크기(s_h)는 1의 값으로 유도될 수 있다. 부가 정보의 채널 크기(s_c), 가로 크기(s_w), 세로 크기(s_h) 중 적어도 하나는 각각 특징맵 f의 채널 크기, 가로 크기,

세로 크기와 동일한 값으로 유도될 수 있다. 부가 정보의 시그널링 여부를 특징하는 부가 정보 전송 플래그(side_info_flag)를 시그널링할 수 있다. 예를 들어, 제1 값의 side_info_flag는 부가 정보가 시그널링됨을 지시하고, 제2 값의 side_info_flag는 부가 정보가 시그널링되지 않음을 지시할 수 있다.

- [0083] 신경망 이름, 신경망 분할점, 특징맵 수, 특징맵 번호, 특징맵 가로 크기, 특징맵 세로 크기, 스케일 팩터, 특징맵 채널 크기, 특징맵 채널 번호, 부가 정보 전송 플래그 중 적어도 하나에 의해 단일 특징맵의 정보, 다중 특징맵의 정보, 또는 부가 정보 중 적어도 하나가 획득될 수 있다.
- [0084] 특징맵 수를 특징하는 구문요소(num_of_f)를 시그널링할 수 있다. 예를 들어, 구문 요소 num_of_f가 제1 값인 경우, 특징맵의 개수는 1개일 수 있다. 구문 요소 num_of_f가 제2 값인 경우, 특징맵의 개수는 2개일 수 있다. 구문 요소 num_of_f가 제3 값인 경우, 특징맵의 개수는 3개일 수 있다. 구문 요소 num_of_f가 제4 값인 경우, 특징맵의 개수는 4개일 수 있다.
- [0085] 특징맵 번호를 특징하는 구문요소(f_idx)를 시그널링할 수 있다. 예를 들어, 구문 요소 f_idx가 제1 값인 경우, 첫번째 특징맵을 지칭할 수 있다. 구문 요소 f_idx가 제2 값인 경우, 두번째 특징맵을 지칭할 수 있다. 구문 요소 f_idx가 제3 값인 경우, 세번째 특징맵을 지칭할 수 있다. 구문 요소 f_idx가 제4 값인 경우, 네번째 특징맵을 지칭할 수 있다.
- [0086] 도 1을 참조하면, 상기 획득된 특징맵을 융합할 수 있다(S110).
- [0087] 본 개시에 따른 특징맵 융합 방법은, 특징맵의 크기를 정렬하는 단계, 특징맵을 연결하는 단계, 특징맵의 채널을 강조하는 단계, 또는 특징맵의 채널을 축소하는 단계 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 구체적으로, 특징맵의 크기를 정렬하는 단계에서는, 기준 레이어의 특징맵의 크기로 나머지 레이어의 특징맵의 크기를 다운샘플링할 수 있다. 예를 들어, 기준 레이어는, 신경망의 P-layers 중 최상단 레이어(P5)를 의미할 수 있으나, 이에 한정되지 아니한다. 특징맵을 연결하는 단계에서는, 각 레이어 별로 추출된 특징맵들을 하나의 특징맵으로 결합할 수 있다. 이는, 기준 레이어의 특징 크기로 나머지 레이어의 특징 크기를 다운샘플링한 후에 수행될 수 있다. 특징맵의 채널을 강조하는 단계에서는, 소정의 채널 가중치 정보를 상기 특징맵의 채널에 적용할 수 있다. 또한, 특징맵의 채널을 축소하는 단계에서는, 컨볼루션 레이어를 통해, 상기 하나의 특징맵의 채널의 크기 또는 개수를 축소할 수 있다. 이하, 본 개시에 따른 특징맵 융합 방법에 대해서 자세히 살펴보기로 한다.
- [0088] 본 개시에 따른 특징맵 융합 방법은, 다중 특징맵 융합부에서의 다중 특징맵 융합 단계, 특징맵 채널 강조부에서의 특징맵 채널 강조 단계, 또는 단일 특징맵 채널 축소부에서의 단일 특징맵 채널 축소 단계 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 도 11 내지 도 18은 본 개시에 따른 특징맵 융합 방법을 도시한 것으로서, 이를 참조하여 특징맵 융합 방법에 대해서 자세히 살펴보도록 한다.
- [0089] 상기 다중 특징맵 융합 단계에서, 소정의 제2 파라미터가 결정/이용될 수 있다. 여기서, 제2 파라미터는, 다운스케일링된 특징맵의 가로 크기(n_{d,f_idx}), 다운스케일링된 특징맵의 세로 크기(m_{d,f_idx}), 융합된 특징맵의 가로 크기(n_d), 융합된 특징맵의 세로 크기(m_d), 또는 융합된 특징맵의 채널 크기(C_{comb}) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0090] 다중 특징맵 융합 단계에서는, [D1] 단계에서 획득한 다중 특징맵을 단일 특징맵으로 융합하는 과정을 수행할 수 있다. 도 11과 같이, 다중 특징맵 융합 단계를 통해 획득되는 특징맵은, 소정의 채널 크기(C_{comb}), 소정의 가로 크기(n_d), 또는 소정의 세로 크기(m_d) 중 적어도 하나에 의해 표현될 수 있다.
- [0091] 다중 특징맵 융합부에서는 다중 특징맵이 단일 특징맵의 형태로 융합될 수 있다. 다중 특징맵 융합부의 입력은 [D1] 단계에서 획득한 단일/다중 특징맵이 될 수 있다. 입력된 특징맵이 단일 특징맵인 경우, 다중 특징맵의 융합이 생략될 수 있다. 입력된 특징맵이 다중 특징맵인 경우, 다중 특징맵의 융합이 수행될 수 있다.
- [0092] 다중 특징맵 융합부에서는, 다중 특징맵의 융합을 위해, 특징맵의 가로 크기 및 세로 크기를 소정의 크기로 다운스케일링할 수 있다. 다운스케일링을 위해, pooling 또는 convolution 중 적어도 하나의 방법이 사용될 수 있다.
- [0093] 다운스케일링된 특징맵의 가로 크기 및 세로 크기는 n_{d,f_idx} 및 m_{d,f_idx} 로 각각 표현될 수 있다. 여기서, f_idx는 특징맵 번호를 의미한다. 예를 들어, 도 12는 각 특징맵 계층의 채널 개수가 동일한 경우의 특징맵 융

합 방법의 예이다. 도 12와 같이, 다운스케일링된 다중 특징맵의 가로 크기는 $n_{d,0}, n_{d,1}, \dots, n_{d,N-1}$ 로 표현될 수 있다. 도 12와 같이, 다운스케일링된 다중 특징맵의 가로 크기 $n_{d,0}, n_{d,1}, \dots, n_{d,N-1}$ 는 소정의 크기 n_{N-1} 과 같을 수 있다. 여기서, n_{N-1} 는 다중 특징맵 융합부에 입력된 다중 특징맵 중 가장 작은 단일 특징맵의 가로 크기일 수 있다. 마찬가지로, 도 12와 같이, 다운스케일링된 다중 특징맵의 세로 크기는 $m_{d,0}, m_{d,1}, \dots, m_{d,N-1}$ 로 표현될 수 있다. 도 12와 같이, 다운스케일링된 다중 특징맵의 세로 크기 $m_{d,0}, m_{d,1}, \dots, m_{d,N-1}$ 는 소정의 크기 m_{N-1} 과 같을 수 있다. 여기서, m_{N-1} 는 다중 특징맵 융합부에 입력된 다중 특징맵 중 가장 작은 단일 특징맵의 세로 크기일 수 있다.

[0094] 다운스케일링된 특징맵의 채널 크기는 k_{d,f_idx} 로 표현될 수 있다. 예를 들어, 도 12와 같이, 다운스케일링된 다중 특징맵의 채널 크기는 $k_{d,0}, k_{d,1}, \dots, k_{d,N-1}$ 으로 표현될 수 있다. 도 12와 같이, 다운스케일링된 다중 특징맵의 채널 크기 $k_{d,0}, k_{d,1}, \dots, k_{d,N-1}$ 는 소정의 크기 $k_0, k_1, \dots, k_{N-1}$ 와 같을 수 있다. 여기서, $k_0, k_1, \dots, k_{N-1}$ 는 다중 특징맵 융합부에 입력된 다중 특징맵의 채널 크기일 수 있다.

[0095] 다운 스케일링된 특징맵의 가로 크기 n_{d,f_idx} 또는 세로 크기 m_{d,f_idx} 중 적어도 하나는 시그널링될 수 있다(0 < f_idx < N-1, N은 채널 수). 상기 n_{N-1} 이 시그널링될 수 있으며, 다운스케일링된 모든 특징맵의 가로 크기는 n_{N-1} 으로 유도될 수 있다. 상기 m_{N-1} 이 시그널링될 수 있으며, 다운스케일링된 모든 특징맵의 세로 크기는 m_{N-1} 으로 유도될 수 있다.

[0096] 다중 특징맵 융합부에서 특징맵은 NxN 컨벌루션, 연결(concatenation) 과정에 의해 융합될 수 있다. 각 계층의 특징맵의 채널 크기가 서로 다른 경우, NxN 컨벌루션이 이용될 수 있다. 컨벌루션 레이어의 커널 크기 N은 1, 3, 5, 또는 7 중 적어도 하나일 수 있다. 각 특징맵의 채널 크기 $k_0, k_1, \dots, k_{N-1}$ 는 NxN 컨벌루션 수행 후 $k_{c,0}, k_{c,1}, \dots, k_{c,N-1}$ 로 표현될 수 있다. 예를 들어, 도 13은 각 특징맵 계층의 채널 개수가 상이한 경우의 특징맵 융합 방법의 예이다. 도 13(a)와 같이, 특징맵의 채널 크기 $k_{c,0}, k_{c,1}, \dots, k_{c,N-1}$ 는 각각 k_{N-1} 과 같을 수 있다. 여기서 k_{N-1} 는 다중 특징맵 융합부에 입력된 다중 특징맵 중 가장 작은 단일 특징맵의 채널 크기일 수 있다.

[0097] 융합된 특징맵의 채널 크기는 연결 과정에 의해 소정의 특징맵 채널 크기인 C_{comb} 로 표현될 수 있다. 예를 들어, 도 13(a)와 (b)에 도시된 바와 같이, 특징맵의 채널 크기 C_{comb} 는 $k_0, k_1, \dots, k_{N-1}$ 의 합 또는 $k_{c,0}, k_{c,1}, \dots, k_{c,N-1}$ 의 합으로 구성될 수 있다.

[0098] 융합된 특징맵의 가로 크기는 n_d , 세로 크기는 m_d 로 각각 지칭될 수 있다. n_d 와 m_d 중 적어도 하나는 시그널링될 수 있다.

[0099] [D2] 단계에 입력된 특징맵이 단일 특징맵인 경우, 다중 특징맵 융합부에서의 다중 특징맵의 융합은 생략될 수 있으며, 이때 입력된 단일 특징맵의 가로 크기를 n_d 로, 세로 크기를 m_d 로, 채널 크기를 C_{comb} 로 각각 지칭할 수 있다.

[0100] 다중 특징맵 융합부에서의 컨벌루션 레이어의 커널 개수를 특정하는 구문 요소(C_{comb})을 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 C_{comb} 가 제1 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 256개일 수 있다. 구문 요소 C_{comb} 가 제2 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 512개일 수 있다. 구문 요소 C_{comb} 가 제3 값인 경우, 컨벌

루션 레이어의 커널 개수는 1024개일 수 있다. 구문 요소 C_{comb} 가 제4 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 2048개일 수 있다.

- [0101] 특징맵 채널 강조 단계에서, 소정의 제3 파라미터가 결정/이용될 수 있다. 여기서, 제3 파라미터는, 특징맵의 채널의 강조 여부(*is_emphasis_flag*) 또는 특징맵의 강조 모드(*emphasis_mode*) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. *is_emphasis_flag* 또는 *emphasis_mode* 중 적어도 하나는 시그널링될 수 있다. *is_emphasis_flag*는 시그널링되지 않고, 항상 1의 값으로 유도될 수도 있다.
- [0102] 특징맵 채널 강조 단계에서는 채널 가중치 정보를 기반으로 특징맵의 주요 채널을 강조할 수 있다. 상기 채널 가중치 정보는 GAP, SE-block 등에 의해 생성될 수 있다.
- [0103] 특징맵 채널 정보 강조부에서는 채널 가중치 정보를 기반으로 특징맵의 주요 채널을 강조할 수 있다.
- [0104] 예를 들어, 도 15와 같이, 다중 특징맵 융합부의 출력 특징맵인 융합된 특징맵에 대한 채널 가중치 정보는 Global Average Pooling (GAP) 또는 SE-block 중 적어도 하나에 의해 생성될 수 있고, 이를 가중치(weight)라 명명할 수 있다. 도 15와 같이, 특징 채널 강조부의 출력 특징맵은, 융합된 특징맵에 채널 가중치 정보를 적용하여 생성될 수 있다.
- [0105] 일례로, 특징 채널 강조부의 출력 특징맵은, 다음 수학적 식 1과 같이, 융합된 특징맵에 채널 가중치 정보를 곱하여 생성될 수 있다.
- [0106] [수학적 식 1]
- [0107] $f'[channel_idx] = f[channel_idx] * w[channel_idx]$
- [0108] 수학적 식 1에서, f' 은 가중치에 의해 강조된 특징맵을 의미하고, *channel_idx*은 특징맵의 각 채널을 지칭하는 인덱스를 의미할 수 있다. $w[channel_idx]$ 는 *channel_idx*의 채널에 대한 가중치 값(scalar)이며, $f[channel_idx]$ 는 *channel_idx*의 채널에 대한 융합된 특징맵을 의미할 수 있다. $f[channel_idx]$ 은 가로 크기 n_d 와 세로 크기 m_d 의 2D Array일 수 있다. $f[channel_idx] * w[channel_idx]$ 는 f 의 *channel_idx* 채널의 모든 값에 $w[channel_idx]$ 를 곱하는 연산이다.
- [0109] *is_emphasis_flag*에 의해 특징맵의 채널의 강조 여부가 결정될 수 있다. 예를 들어, *is_emphasis_flag*가 제1 값인 경우, 특징맵의 채널의 강조가 수행될 수 있다. *is_emphasis_flag*가 제2 값인 경우, 특징맵의 채널의 강조가 수행되지 않을 수 있다.
- [0110] *is_emphasis_flag*이 제1 값인 경우, 특징맵의 채널의 강조를 위해 중요도를 고려한 특징맵 채널 강조, 잔차 연결을 고려한 특징맵 채널 강조, 채널 연결을 고려한 특징맵 채널 강조, 또는 SE-Block을 이용한 특징맵 채널 강조 중 적어도 하나를 수행할 수 있다.
- [0111] 상기 중요도를 고려한 특징맵 채널 강조, 잔차 연결을 고려한 특징맵 채널 강조, 채널 연결을 고려한 특징맵 채널 강조, 또는 SE-Block을 이용한 특징맵 채널 강조 중 어느 방법을 사용하는지를 지시하기 위한 *emphasis_mode*가 시그널링될 수 있다.
- [0112] 도 16은 본 개시에 따른 특징맵 강조 방법을 도시한 것이다. 도 16을 참조하면, 특징맵 f_1 는 다중 특징맵 융합부의 출력 특징맵일 수 있다.
- [0113] 도 16(a)와 같이, *emphasis_mode*가 제1 값인 경우, 중요도를 고려한 특징맵 채널 강조가 수행될 수 있다. 구체적으로, 채널 가중치 정보는 특징맵 f_1 의 채널 크기 C_{comb} 에 의해 $(C_{comb}, 1, 1)$ 의 형태로 얻을 수 있으며, 이러한 채널 가중치 정보는 특징맵 f_1 과 Channel-wise multiplication 될 수 있다.
- [0114] 도 16(b)와 같이, *emphasis_mode*가 제2 값인 경우, 잔차 연결을 고려한 특징맵 채널 강조가 수행될 수 있다. 구체적으로, 특징맵 f_1 의 채널 크기 C_{comb} , 특징맵 f_1 의 가로 크기 n_d , 또는 특징맵 f_1 의 세로 크기 m_d 중 적어도 하나에 의해 채널 가중치 정보는 (C_{comb}, n_d, m_d) 의 형태로 얻을 수 있으며, 이러한 채널 가중치 정보는 특징맵 f_1 과 element-wise sum 될 수 있다.
- [0115] 도 16(c)와 같이, *emphasis_mode*가 제3 값인 경우, 채널 연결을 고려한 특징맵 채널 강조가 수행될 수 있다. 구

채적으로, 특징맵 f1의 채널 크기 C_{comb} , 특징맵 f1의 가로 크기 n_d , 또는 특징맵 f1의 세로 크기 m_d 중 적어도 하나에 의해 채널 가중치 정보는 (C_{comb} , n_d , m_d)의 형태로 얻을 수 있으며, 이러한 채널 가중치 정보는 특징맵 f1과 concatenate 될 수 있다.

[0116] 도 16(d)와 같이, *emphasis_mode*가 제4 값인 경우, SE-Block을 이용한 특징맵 채널 강조가 수행될 수 있다. 구체적으로, 채널 가중치 정보는 특징맵 f1의 채널 크기 C_{comb} 에 의해 (C_{comb} , 1, 1)의 형태로 얻을 수 있으며, 이러한 채널 가중치 정보는 특징맵 f1과 Channel-wise multiplication 될 수 있다.

[0117] 단일 특징맵 채널 축소 단계에서, 소정의 제4 파라미터가 결정/이용될 수 있다. 여기서, 제4 파라미터는, 단일 특징맵 채널의 축소 여부(*is_red_flag*), 특징 채널 축소 모듈의 동작 여부(*is_red_module1_flag*), 특징 채널 축소 모듈의 NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수(C_{ch_red}), 배치노말라이제이션 수행 여부(*is_bn_enc*), 또는 Activation function 모드(*activation_function_enc*) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0118] 단일 특징맵의 채널의 축소 여부를 특징하는 플래그(*is_red_flag*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, *is_red_flag*이 제1 값인 경우, 단일 특징맵의 채널의 축소가 수행될 수 있다. *is_red_flag*이 제2 값인 경우, 단일 특징맵의 채널의 축소가 수행되지 않을 수 있다. *is_red_flag*는 시그널링되지 않고 항상 제1 값으로 유도될 수 있다.

[0119] 단일 특징맵 채널 축소부에서, 제1 특징 채널 축소 모듈의 동작 여부를 특징하는 플래그(*is_red_module1_flag*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, *is_red1_flag*가 제1 값인 경우, 제1 특징 채널 축소 모듈이 동작할 수 있다. *is_red1_flag*가 제2 값인 경우, 제1 특징 채널 축소 모듈이 동작하지 않을 수 있다. *is_red_module1_flag*는 시그널링되지 않고 항상 제1 값으로 유도될 수 있다.

[0120] 단일 특징맵 채널 축소부에서, 제2 특징 채널 축소 모듈의 동작 여부를 특징하는 플래그(*is_red_module2_flag*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, *is_red2_flag*가 제1 값인 경우, 제2 특징 채널 축소 모듈이 동작할 수 있다. *is_red2_flag*가 제2 값인 경우, 제2 특징 채널 축소 모듈이 동작하지 않을 수 있다. *is_red_module2_flag*는 시그널링되지 않고 항상 제1 값으로 유도될 수 있다.

[0121] 단일 특징맵 채널 축소부에서, 배치노말라이제이션 수행 여부를 특징하는 플래그(*is_bn_enc*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, *is_bn_enc*가 제1 값인 경우, 배치노말라이제이션이 수행될 수 있다. *is_bn_enc*가 제2 값인 경우, 배치노말라이제이션이 수행되지 않을 수 있다. *is_bn_enc*는 시그널링되지 않고 항상 제1 값으로 유도될 수 있다.

[0122] 단일 특징맵 채널 축소부는 하나 또는 그 이상의 특징 채널 축소 모듈을 포함할 수 있고, 복수의 특징 채널 축소 모듈 중 적어도 하나는 상기 특징 채널 축소 모듈의 동작 여부에 관한 파라미터에 기초하여 적응적으로 동작할 수 있다.

[0123] 단일 특징맵 채널 축소 단계에서는, 하나 또는 그 이상의 특징 채널 축소 모듈이 동작할 수 있다. 여기서, 설명의 편의를 위해, 제1 특징 채널 축소 모듈과 제2 특징 채널 축소 모듈이 이용됨을 가정한다.

[0124] 도 17과 같이, 제1 특징 채널 축소 모듈에서는 NxN 컨벌루션 레이어를 사용하여 특징맵의 채널을 축소할 수 있다. 예를 들어, NxN 컨벌루션 레이어에서 NxN은 1x1, 3x3, 5x5 중 적어도 하나일 수 있다. NxN은 컨벌루션의 커널 크기이다. 입력된 특징맵의 채널 개수 C_{comb} 는 ($C_{comb}/4$)의 채널 개수로 축소될 수 있다.

[0125] 도 18과 같이, 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 NxN 컨벌루션, Batch normalization, 또는 Activation function 중 적어도 하나를 수행할 수 있다.

[0126] 구체적으로, 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 NxN 컨벌루션 레이어를 사용하여 특징맵의 채널을 추가적으로 축소할 수 있다. 예를 들어, 제2 특징 채널 축소 모듈의 결과로 채널 개수 C_{comb} 을 갖는 특징맵을 얻을 수 있으며, 여기서 C_{comb} 은 32, 64, 128, 256, 또는 ($C_{comb}/16$) 중 적어도 하나일 수 있다.

[0127] 한편, 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 Batch normalization을 수행하여 특징의 분포를 변경할 수 있다. 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 Activation function을 적용하여 특징의 분포를 변경할 수 있다. 예를 들어,

Activation function을 지칭하는 **activation_function_{enc}**는 Sigmoid, tanh, 또는 PReLU 중 적어도 하나일 수 있다.

[0128] 단일 특징맵 채널 축소부에서는 제1 특징 채널 축소 모듈 또는 제2 특징 채널 축소 모듈 중 적어도 하나에 기초하여 단일 특징맵 채널의 축소가 수행될 수 있다.

[0129] 도 17과 같이, 단일 특징맵 채널 축소부에 입력되는 특징맵 f' 은 소정의 가로 크기 n_d , 소정의 세로 크기 m_d , 소정의 채널 크기 C_{comb} 로 표현될 수 있다. 제1 특징 채널 축소 모듈에서는 NxN 컨벌루션 레이어를 사용하여 입력된 특징맵의 채널 크기를 축소할 수 있다. 여기서, NxN 컨벌루션 레이어는 1x1, 3x3, 5x5 중 적어도 하나일 수 있고, padding은 (N-1)/2만큼 적용될 수 있다. 일례로, 1x1 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 0일 수 있다. 3x3 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 1일 수 있다. 5x5 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 2일 수 있다.

[0130] 제1 특징 채널 축소 모듈의 NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 C_{ch_red} 로 정의될 수 있다. 즉, 제1 특징 채널 축소 모듈에서는 특징맵의 채널 크기를 C에서 C_{ch_red} 로 축소할 수 있다. C_{ch_red} 은 C/4일 수 있다.

[0131] C_{ch_red} 은 C/4로 유도될 수 있다. 제1 특징 채널 축소 모듈에서의 컨벌루션 레이어의 커널 개수를 특정하는 구문 요소(C_{ch_red})을 시그널링할 수 있다. 예를 들어, 구문 요소 C_{ch_red} 이 제1 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 256개일 수 있다. 구문 요소 C_{ch_red} 이 제2 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 512개일 수 있다. 구문 요소 C_{ch_red} 이 제3 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 1024개일 수 있다. 구문 요소 C_{ch_red} 이 제4 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 2048개일 수 있다.

[0132] 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 NxN 컨벌루션 레이어를 사용하여 입력된 특징맵의 채널 크기를 축소할 수 있다.

[0133] 예를 들어, 도 18과 같이, NxN 컨벌루션 레이어는 1x1, 3x3, 5x5 중 적어도 하나일 수 있고, padding은 (N-1)/2만큼 적용할 수 있다. 일례로, 1x1 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 0일 수 있다. 3x3 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 1일 수 있다. 5x5 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 2일 수 있다.

[0134] 도 18과 같이, 제 2 특징 채널 축소 모듈의 NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 C_{prime} 로 정의될 수 있다. 제 2 특징 채널 축소 모듈에서는 특징맵의 채널 크기를 C_{comb} 에서 C_{prime} 으로 축소할 수 있다.

[0135] C_{prime} 은 32, 64, 128, 256 또는 $C_{ch_red}/4$ 중 적어도 하나의 크기로 지정될 수 있다. C_{prime} 은 $C_{ch_red}/4$ 으로 유도될 수 있다. 제2 특징 채널 축소 모듈에서의 컨벌루션 레이어의 커널 개수를 특정하는 구문 요소(C_{prime})을 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 C_{prime} 이 제1 값인 경우, 컨벌루션 레이어 커널 개수는 256개일 수 있다. 구문 요소 C_{prime} 이 제2 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 512개일 수 있다. 구문 요소 C_{prime} 이 제3 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 1024개일 수 있다. 구문 요소 C_{prime} 이 제4 값인 경우, 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 2048개일 수 있다.

[0136] 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 Batch normalization을 수행하여 특징의 분포를 변경할 수 있다. 제2 특징 채널 축소 모듈에서는 Activation function을 적용하여 특징의 분포를 변경할 수 있다.

[0137] 예를 들어, Activation function을 지칭하는 **activation_function_{enc}**는 Sigmoid, tanh, PReLU 중 적어도 하나일 수 있다. **activation_function_{enc}**가 제1 값인 경우, activation function은 Sigmoid일 수 있다. **activation_function_{enc}**가 제2 값인 경우, activation function은 tanh일 수 있다. **activation_function_{enc}**가 제3 값인 경우, activation function은 PReLU일 수 있다.

- [0138] 도 1을 참조하면, 특징맵을 패킹할 수 있다(S120).
- [0139] 특징맵을 패킹함에 있어서, 소정의 제5 파라미터가 결정/이용될 수 있다. 여기서, 제5 파라미터는, 다중 특징맵 여부(*is_multiscale_packing*), 시간적/공간적 패킹의 수행 여부(*is_temporal*), 패킹된 특징맵의 채널 개수 (*packed_channels*), 패킹된 특징맵의 가로 크기(*packed_width*), 또는 패킹된 특징맵의 세로 크기 (*packed_height*) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0140] 입력 특징맵이 다중 특징맵인지 여부를 특징하는 구문 요소(*is_multiscale_packing*)을 시그널링할 수 있다. 일 예로, 구문 요소 *is_multiscale_packing*이 제1 값인 경우, 현재 패킹하려는 특징맵이 다중 특징맵일 수 있다. 구문 요소 *is_multiscale_packing*이 제2 값인 경우, 현재 패킹하려는 특징맵이 단일 특징맵일 수 있다.
- [0141] 특징맵의 패킹 방법을 특징하는 구문 요소(*is_temporal*)을 시그널링할 수 있다. 일 예로, 구문 요소 *is_temporal*이 제1 값인 경우, 특징맵은 시간적 패킹 방법으로 패킹될 수 있다. 구문 요소 *is_temporal*이 제2 값인 경우, 특징맵은 공간적 패킹 방법으로 패킹될 수 있다.
- [0142] 가로 크기, 세로 크기, 또는 채널 크기 중 적어도 하나에 기초하여 패킹된 특징맵의 크기가 표현될 수 있다. 패킹된 특징맵의 가로 크기를 특징하는 구문 요소(*packed_width*)을 시그널링할 수 있다. 일 예로, 구문 요소 *packed_width*은 n_p 일 수 있다. n_p 는 후술하는 단일 특징맵 패킹 단계/다중 특징 특징맵 패킹 단계에서 살펴보기로 한다. 패킹된 특징맵의 세로 크기를 특징하는 구문 요소(*packed_height*)을 시그널링할 수 있다. 일 예로, 구문 요소 *packed_height*은 m_p 일 수 있다.
- [0143] 패킹된 특징맵의 프레임 수를 특징하는 구문 요소(*packed_frames*)을 시그널링할 수 있다. 일 예로, 도 21과 같이, 구문 요소 *packed_frames*는 c_p 일 수 있다. 도 19와 같이, 구문 요소 *packed_frames*는 c_{prime} 일 수 있다. 도 20과 22와 같이, 구문 요소 *packed_frames*는 1일 수 있다.
- [0144] 단일 특징맵은 시간적 패킹 방법 또는 공간적 패킹 방법 중 적어도 하나의 방법으로 패킹될 수 있다
- [0145] 도 19와 같이, 시간적 패킹 방법은 c_{prime} 개의 특징맵 채널을 시간축으로 나열함으로써, 특징맵 가로 크기 n_d , 특징맵 세로 크기 m_d 을 가지고 프레임 수가 c_{prime} 인 형태로 패킹할 수 있다.
- [0146] 도 20과 같이, 공간적 패킹 방법은 c_{prime} 개의 특징맵 채널들을 1장의 특징맵 채널로 재구성함으로써, 소정의 특징맵 가로 크기 n_p , 소정의 특징맵 세로 크기 m_p , 프레임 수가 1개인 형태로 패킹할 수 있다.
- [0147] 특징맵의 가로 크기 n_d 와 세로 크기 m_d 는 다음 수학식 2와 같이 유도될 수 있다.
- [0148] [수학식 2]
- [0149]
$$\exp = \log_2(C_{prime})$$
- [0150]
$$\text{row} = 2^{\exp - (\exp \gg 1)}, \text{col} = 2^{\exp \gg 1}$$
- [0151]
$$n_p = n_d \times \text{row}, \quad m_p = m_d \times \text{col}$$
- [0152] 다중 특징맵은 시간적 패킹 방법 또는 공간적 패킹 방법 중 적어도 하나의 방법으로 패킹될 수 있다
- [0153] 다중 특징맵의 각 특징맵은 특징맵의 가로 크기 및/또는 세로 크기를 기준으로 배치될 수 있고, 또한 각 특징맵은 채널 순서로 배치될 수 있다. 일 예로, 가장 큰 가로 크기 및 세로 크기를 갖는 특징맵을 제1 특징맵이라 한다. 두 번째로 큰 가로 크기 및 세로 크기를 갖는 특징맵을 제2 특징맵이라 한다.
- [0154] 다중 특징맵에 대한 시간적 패킹 방법이 적용될 수 있다. 일 예로, 도 21과 같이, 제1 특징맵의 가로 크기 및 세로 크기를 기준으로 제*i* 특징맵의 소정 개수의 채널들을 공간적으로 패킹을 한 후 시간적으로 패킹할 수 있다. 도 21에서 c_p 는 시간적 패킹 방법으로 패킹된 프레임 수를 지칭한다. 도 21과 같이 시간적 패킹이 수행될 수 있

다.

- [0155] 다중 특징맵에 대해 공간적 패킹 방법이 적용될 수 있다. 일례로, 도 22와 같이, 공간적 패킹은 제1 특징맵, 제2 특징맵, ..., 제N 특징맵에 해당하는 k_0' , k_1' , ..., k_{N-1}' 개의 특징맵의 채널들을 1장의 특징맵 채널로 재구성함으로써, 소정의 특징맵 가로 크기 n_p , 소정의 특징맵 세로 크기 m_p , 1개의 프레임을 가지는 특징맵 형태로 패킹할 수 있다. 도 22와 같이 공간적 패킹이 수행될 수 있다.
- [0156] 도 1을 참조하면, 특징맵을 양자화할 수 있다(S130).
- [0157] 특징맵을 양자화함에 있어서, 소정의 제6 파라미터가 결정/이용될 수 있다. 여기서, 제6 파라미터는, 특징맵 평균값(*cast_avg*), 특징맵 분산값(*cast_var*), 특징맵 최소값(*cast_min*), 또는 특징맵 최대값(*cast_max*) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0158] 다중/단일 특징맵 부호화 단계는, 특징맵 양자화 단계를 포함할 수 있다. 특징맵 양자화 단계는 특징 값에 대해 실수에서 정수로의 변환을 수행할 수 있다.
- [0159] 신경망 구조에서, 특징맵의 특징(값)은 소정 범위를 갖는 실수값 또는 정수값 중 하나로 표현될 수 있다. 일례로, 특징맵 채널이 C개인 경우, 특징맵은 소정 개수의 특징값으로 구성되며, 소정 개수는 $C \times n' \times m'$ 개일 수 있다. 소정 범위의 실수값은 $2^{128} \sim 2^{-128}$ 일 수 있고, 소정 범위의 정수값은 0~255, 0~511, 0~1023 중 하나일 수 있다.
- [0160] 특징의 평균값(*cast_avg*), 특징의 분산값(*cast_var*), 특징의 범위 최소값(*cast_min*) 또는 특징의 범위 최대값(*cast_max*) 중 적어도 하나를 이용하여 양자화를 수행할 수 있다.
- [0161] 여기서, 특징의 평균값(*cast_avg*)은 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징값들의 평균을 지칭한다. 특징의 평균값(*cast_avg*)을 시그널링할 수 있다. 특징의 분산값(*cast_var*)은 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징값들의 분산을 지칭한다. 특징의 분산값(*cast_var*)을 시그널링할 수 있다. 특징의 범위 최소값(*cast_min*)은 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징들의 범위 최소값을 지칭한다. 특징의 범위 최소값(*cast_min*)을 시그널링할 수 있다. 특징의 범위 최대값(*cast_max*)은 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징들의 범위 최대값을 지칭한다. 특징의 범위 최대값(*cast_max*)을 시그널링할 수 있다.
- [0162] 일례로, 균등 양자화를 하는 경우, 특징의 범위 최소값(*cast_min*) 또는 특징의 범위 최대값(*cast_max*) 중 적어도 하나를 이용하여 양자화를 수행할 수 있다.
- [0163] 일례로, 비균등 양자화를 하는 경우, 특징의 평균값(*cast_avg*), 특징의 분산값(*cast_var*), 특징의 범위 최소값(*cast_min*) 또는 특징의 범위 최대값(*cast_max*) 중 적어도 하나를 이용하여 양자화를 수행할 수 있다.
- [0164] 도 1을 참조하면, 특징맵을 부호화할 수 있다(S140)
- [0165] 여기서의 특징맵은, [D1] 단계에서의 특징맵, [D2] 단계에서의 융합된 특징맵, [D3] 단계에서의 패킹된 특징맵, 또는 [D4] 단계에서의 양자화된 특징맵 중 어느 하나일 수 있다.
- [0166] 부호화 단계에서는, 특징맵에 대해서 추가적으로 특징맵의 채널의 크기 또는 개수를 축소할 수 있다. 상기 부호화된 특징맵은 비트스트림에 삽입되어 복호화 장치로 전송될 수 있다.
- [0167] 부호화 단계에서는, 특징맵과 관련된 정보 또는 구문요소 중 적어도 하나가 부호화될 수 있다. 예를 들어, 전술한 제1 내지 제6 파라미터 중 적어도 하나가 부호화될 수 있다. 제1 내지 제6 파라미터는 구문요소로서 전부 부호화될 수 있다. 또는, 일부 파라미터는 다른 파라미터에 기초하여 유도될 수 있으며, 이 경우 일부 파라미터의 부호화는 생략될 수 있다.
- [0168] 부호화 단계에서는, 소정의 제7 파라미터가 결정/부호화될 수 있다. 여기서, 제7 파라미터는, 다중 특징맵의 복원 여부(*is_recon*), 복원 방법(*is_top_down*), 배치노말라이제이션의 수행 여부(*is_bn_dec_flag*), Activation function 모드(*activation_func_dec*), 또는 pooling 수행 여부(*is_pooling*) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0169] 구체적으로, 다중 특징맵의 복원 여부를 특징하는 구문 요소(*is_recon*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 *is_recon*이 제1 값인 경우, 다중 특징맵을 복원할 수 있다. 구문 요소 *is_recon*이 제2 값인 경우, 다중 특징맵을 복원하지 않을 수 있다. *is_recon*은 특징맵의 개수(*num_of_f*)가 1보다 큰 경우, 제1 값으로 유도될 수 있

다. *is_multiscale_packing*이 제1 값인 경우, *is_recon*은 제1 값으로 유도될 수 있다.

- [0170] 특징맵의 복원 방법은, 상향식 구조 기반의 복원 방법 또는 하향식 구조 기반의 복원 방법 중 적어도 하나로 선택될 수 있다. 이를 위해, 특징맵 복원 방법을 특징하는 구문 요소(*is_top_down*)을 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 *is_top_down*이 제1 값인 경우, 하향식 구조 기반의 복원 방법이 수행될 수 있다. 구문 요소 *is_top_down*이 제2 값인 경우, 상향식 구조 기반의 복원 방법이 수행될 수 있다.
- [0171] 특징맵 복원 단계에서 배치노말라이제이션 사용 여부를 결정하는 플래그(*is_bn_dec_flag*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 *is_bn_dec_flag*가 제1 값인 경우, 특징맵 복원 단계에서 배치노말라이제이션을 사용할 수 있다. 구문 요소 *is_bn_dec_flag*가 제2 값인 경우, 특징맵 복원 단계에서 배치노말라이제이션을 사용하지 않을 수 있다. *is_bn_dec_flag*는 시그널링되지 않고 항상 제1 값으로 유도될 수 있다.
- [0172] 특징맵 복원 단계에서 이용 가능한 활성화 함수(activation function)는 sigmoid, tanh, 또는 PReLU 중 적어도 하나일 수 있다. 특징맵 복원 단계에서 사용되는 활성화 함수를 특징하는 구문 요소(*activation_func_dec*)를 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 *activation_func_dec*가 제1 값인 경우, 특징맵 복원 단계에서는 sigmoid의 활성화 함수가 이용될 수 있다. 구문 요소 *activation_func_dec*가 제2 값인 경우, 특징맵 복원 단계에서는 tanh의 활성화 함수가 이용될 수 있다. 구문 요소 *activation_func_dec*가 제3의 값인 경우, 특징맵 복원 단계에서는 PReLU의 활성화 함수가 이용될 수 있다.
- [0173] 특징맵 복원 단계에서 풀링 수행 여부를 특징하는 구문 요소(*is_pooling*)을 시그널링할 수 있다. 일례로, 구문 요소 *is_pooling*이 제1 값인 경우, 풀링을 수행할 수 있다. 구문 요소 *is_pooling*이 제2 값인 경우, 풀링을 수행하지 않을 수 있다.
- [0174] 도 23은 본 개시에 따른 복호화 장치에 의해 수행되는 특징맵 복호화 방법을 개략적으로 도시한 것이다.
- [0175] 본 개시에 따른 특징맵 복호화 방법은, [D6] 특징맵 복호화 단계, [D7] 특징맵 역양자화 단계, [D8] 특징맵 역패킹 단계, 또는 [D9] 특징맵 복원 단계 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 전술한 제1 내지 제7 파라미터 중 적어도 하나에 기초하여 신경망 특징맵을 복호화할 수 있다. 특징맵 복호화는 전술한 특징맵 부호화의 역순으로 수행될 수 있으며, 여기서 중복된 설명은 생략하기로 한다.
- [0176] 도 23을 참조하면, 부호화된 특징맵을 포함한 비트스트림을 수신할 수 있다(S2300).
- [0177] 상기 특징맵은, 적어도 하나의 영상으로부터 추출된 것으로서, 하나 또는 그 이상의 특징들, 소정의 너비와 높이를 가진 2차원의 특징맵, 또는 소정의 너비, 높이 및 채널의 크기를 가진 3차원의 특징맵일 수 있음은 앞서 살펴본 바와 같다.
- [0178] 도 23을 참조하면, 비트스트림으로부터 특징맵을 복호화할 수 있다(S2310).
- [0179] 특징맵의 복호화 단계에서는, 복호화된 특징맵의 채널을 확대할 수 있다. 구체적으로, 복호화된 특징맵은 컨볼루션 레이어에 입력될 수 있다. 컨볼루션 레이어를 통해, 복호화된 특징맵의 채널이 확대될 수 있다. 상기 채널 확대 과정을 통해, 복호화된 특징맵은 확대된 채널 크기를 가질 수 있다.
- [0180] 일례로, 특징맵의 부호화 단계에서, 특징맵의 채널의 크기(또는, 개수)는 소정의 크기로 축소될 수 있다. 여기서, 축소된 크기는 8, 16, 32, 64, 또는 그 이상일 수 있다. 비트스트림에 포함된 부호화된 특징맵은 상기 축소된 크기의 채널을 가질 수 있다. 비트스트림으로부터 복호화된 특징맵은 상기 축소된 크기와 동일한 크기의 채널을 가질 수 있다. 복호화된 특징맵의 채널의 크기는 소정의 크기로 확대될 수 있다. 여기서, 확대된 크기는 특징맵의 부호화 단계로 입력되는 특징맵의 채널의 크기와 동일할 수 있다.
- [0181] 상기 채널 확대 과정은, 전술한 특징맵의 부호화 단계에서 특징맵에 대해 채널 축소 과정이 추가적으로 수행된 경우에 수행될 수 있다. 이하, 복호화된 특징맵은 채널 확대 과정이 생략된 특징맵을 의미할 수도 있고, 채널의 크기 또는 개수가 확대된 특징맵을 의미할 수도 있다.
- [0182] 도 23을 참조하면, 특징맵을 역양자화할 수 있다(S2320).
- [0183] 특징맵 역양자화 단계에서는, 전술한 [D1] 내지 [D5] 단계에서의 제1 내지 제7 파라미터 중 적어도 하나에 기초하여 특징맵을 역양자화할 수 있다. 특징맵 역양자화는 특징맵 양자화의 역순으로 수행될 수 있다. 특징맵 역양

자화 단계는 특징 값에 대해 정수에서 실수로의 변환을 수행할 수 있다.

- [0184] 특징의 평균값($cast_avg$), 특징의 분산값($cast_var$), 특징의 범위 최소값($cast_min$), 또는 특징의 범위 최대값($cast_max$) 중 적어도 하나에 기초하여, 정수인 특징 값을 실수로 변환할 수 있다.
- [0185] 일례로, 시그널링된 특징의 평균값($cast_avg$)에 기초하여, 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징값들의 평균을 유도할 수 있다. 시그널링된 특징의 분산값($cast_var$)에 기초하여, 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징값들의 분산을 유도할 수 있다. 시그널링된 특징의 범위 최소값($cast_min$)에 기초하여, 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징값들의 범위 최소값을 유도할 수 있다. 시그널링된 특징의 범위 최대값($cast_max$)에 기초하여, 특징맵 전체 또는 하나의 특징맵 채널에서의 특징값들의 범위 최대값을 유도할 수 있다.
- [0186] 도 23을 참조하면, 특징맵을 역패킹할 수 있다(S2330).
- [0187] 특징맵 역패킹 단계에서는, 전술한 [D1] 내지 [D5] 단계에서의 제1 내지 제7 파라미터 중 적어도 하나에 기초하여 특징맵을 역패킹할 수 있다. 특징맵 역패킹은 특징맵 패킹의 역순으로 수행될 수 있다.
- [0188] 단일 특징맵은 시간적 또는 공간적으로 역패킹될 수 있다.
- [0189] 구문 요소 `is_multiscale_packing`에 기초하여, 역패킹될 특징맵이 단일 특징맵인지 여부가 결정될 수 있다.
- [0190] 특징맵 가로 크기 $packed_width$, 특징맵 세로 크기 $packed_height$, 또는 특징맵 프레임 수 $packed_frames$ 중 적어도 하나에 기초하여, 시간적 역패킹 방법으로 출력될 특징맵의 가로 크기 n_d , 세로 크기 m_d , 또는 채널 크기 C_{prime} 중 적어도 하나가 유도될 수 있다.
- [0191] 특징맵 가로 크기 n_p , 특징맵 세로 크기 m_p , 또는 패킹 전 특징맵 채널 크기 C_{prime} 중 적어도 하나에 기초하여, 공간적 역패킹 방법으로 출력될 특징맵의 가로 크기 n_d , 세로 크기 m_d , 또는 채널 크기 C_{prime} 중 적어도 하나가 유도될 수 있다.
- [0192] 다중 특징맵은 시간적 또는 공간적으로 역패킹될 수 있다. 다중 특징맵 역패킹 과정은 다중 특징맵 패킹 과정의 역순으로 수행될 수 있다.
- [0193] 구문 요소 `is_multiscale_packing`에 기초하여, 역패킹될 특징맵이 단일 특징맵인지 여부가 결정될 수 있다.
- [0194] 다중 특징맵에 대해 시간적 역패킹이 수행될 수 있다. 일례로, 도 24와 같이, 시간적 역패킹 후 공간적 역패킹이 수행될 수 있다. 시간적 역패킹이 수행되면 단일 특징맵이 다중 특징맵의 형태로 역패킹될 수 있다.
- [0195] 다중 특징맵에 대해 공간적 역패킹이 수행될 수 있다. 일례로, 도 25와 같이 공간적 역패킹이 수행될 수 있다. 공간적 역패킹이 수행되면 단일 특징맵이 다중 특징맵의 형태로 역패킹될 수 있다.
- [0196] 도 23을 참조하면, 특징맵을 복원할 수 있다(S2340).
- [0197] 특징맵 복원 단계에서는, 신경망의 각 레이어에 대응하는 특징맵을 복원할 수 있다. 상기 신경망은 특징 피라미드 네트워크(feature pyramid network, FPN)을 의미할 수 있고, 상기 레이어는 FPN의 P-layers를 의미할 수 있다. 상기 신경망은 부호화 장치에서 입력 영상으로부터 특징맵을 추출하기 위해 이용된 것일 수 있다. 복수의 레이어가 이용되는 경우, 각 레이어는 인덱스에 의해 식별될 수 있다. 설명의 편의를 위해, 본 개시에서는 신경망의 P-layers로서 P2, P3, P4, 및 P5가 이용됨을 가정한다. 여기서, P2는 P-layers 중에서 최하단 레이어를, P5는 P-layers 중에서 최상단 레이어를 각각 의미할 수 있다.
- [0198] 각 레이어 별로 추출되는 특징맵의 크기는 서로 상이할 수 있다. 일례로, 최하단 레이어(P2)는 가장 큰 크기를 가진 특징맵이 추출되는 레이어를 의미하고, 최상단 레이어(P5)는 가장 작은 크기를 가진 특징맵이 추출되는 레이어를 의미할 수 있다. 이때, P3 레이어에서 추출되는 특징맵의 크기는, P2 레이어에서 추출되는 특징맵의 절반 크기일 수 있다. P4 레이어에서 추출되는 특징맵의 크기는, P3 레이어에서 추출되는 특징맵의 절반 크기일 수 있다. P5 레이어에서 추출되는 특징맵의 크기는, P4 레이어에서 추출되는 특징맵의 절반 크기일 수 있다.
- [0199] 특징맵 복원 단계에서는, 전술한 [D1] 내지 [D5] 단계에서의 제1 내지 제7 파라미터 중 적어도 하나에 기초하여 특징맵을 복원할 수 있다. 도 29와 같이, 특징맵 복원 단계는, 단일 특징맵 채널 확대부에서의 단일 특징맵의

채널 확대 단계 또는 다중 특징맵 재구성부에서의 다중 특징맵의 복원 단계 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

- [0200] 단일 특징맵 채널 확대부에서는, 단일 특징맵의 채널 개수를 확대함으로써 축소되었던 채널 정보를 복원할 수 있다. 단일 특징맵 채널 확대부의 입력은 [D8] 단계에서 획득한 단일/다중 특징맵이 될 수 있다. 단일 특징맵 채널 확대부에서는 채널 개수를 C_{prime} 에서 C_{ch_red} 로 증가시킬 수 있다. 이를 위해, Batch normalization 또는 activation function 중 적어도 하나가 수행될 수 있다. 다중 특징맵 재구성부에서는 단일 특징맵이 다중 특징맵으로 복원될 수 있다.
- [0201] 구체적으로, 단일 특징맵 채널 확대부에서는, 부호화 장치에서 채널의 크기가 축소되었던 특징맵의 채널의 크기가 복원될 수 있다. 특징맵 채널 확대부는, NxN 컨벌루션 레이어를 사용하여 특징맵의 채널의 크기를 확대할 수 있다.
- [0202] 도 30과 같이, NxN 컨벌루션 레이어의 커널은 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 하나일 수 있고, padding은 (N-1)/2만큼 적용할 수 있다. 일례로, 1x1 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 0일 수 있다. 3x3 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 1일 수 있다. 5x5 컨벌루션 레이어를 사용할 때, padding은 2일 수 있다.
- [0203] 도 30과 같이, NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 C_{ch_red} 또는 C_{comb} 중 적어도 하나에 기초하여 유도될 수 있다. 일례로, NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 C_{comb} , $C_{comb}/2$, $C_{comb}/4$, 또는 $C_{comb}/8$ 중 적어도 하나로 유도될 수 있다.
- [0204] 채널 크기가 확대된 특징맵은 Batch normalization, activation function 중 적어도 하나에 기초하여 데이터 분포가 변경될 수 있다. 일례로, 구문 요소 $is_bn_dec_flag$ 에 기초하여 batch normalization의 수행 여부가 결정될 수 있다. activation function은 구문 요소 $activation_function_{dec}$ 에 기초하여 결정될 수 있다. $activation_function_{dec}$ 가 제1 값인 경우, activation function은 Sigmoid로 결정될 수 있다. $activation_function_{dec}$ 가 제2 값인 경우, activation function은 tanh으로 결정될 수 있다. $activation_function_{dec}$ 가 제3 값인 경우, activation function은 PReLU으로 결정될 수 있다.
- [0205] 다중 특징맵 재구성부에서는 단일 특징맵을 다중 특징맵의 형태로 재구성할 수 있다. 입력되는 단일 특징맵 F_{single} 은 가로 크기 n_d , 세로 크기 m_d , 채널 크기 C_{ch_red} 를 갖는다. 다중 특징맵의 복원 여부는 구문요소 is_recon 에 기초하여 결정될 수 있다. 다중 특징맵의 복원 방법은 구문 요소 is_top_down 에 의해 하향식 구조 기반의 복원 방법 또는 상향식 구조 기반의 복원 방법 중 어느 하나로 결정될 수 있다. 일례로, is_top_down 이 제1 값인 경우, 다중 특징맵 복원을 위해 하향식 구조 기반의 복원 방법이 이용될 수 있다. is_top_down 이 제2 값인 경우, 다중 특징맵 복원을 위해 상향식 구조 기반의 복원 방법이 이용될 수 있다. 또는, 부호화된 특징맵의 속성에 기초하여 제1 복원 방법 또는 제2 복원 방법 중 어느 하나가 명시적으로 선택될 수도 있다. 여기서, 부호화된 특징맵의 속성은, 특징맵의 크기(예를 들어, 너비, 높이, 채널 크기), 다중 레이어의 이용 여부, 다중 레이어의 개수/위치 등을 의미할 수 있다.
- [0206] 단일 특징맵은 N개의 특징맵을 가지는 다중 특징맵으로 재구성될 수 있다. 여기서, 재구성되는 특징맵의 개수 N은 구문 요소 num_of_f 에 기초하여 유도될 수 있다. 이하, 제1 특징맵, 제2 특징맵, ..., 제N 특징맵의 순서는 가로 크기 및 세로 크기가 큰 것부터 작은 것으로의 순서로 정의한다.
- [0207] 상향식 구조 기반의 복원 방법은 다중 특징맵 복원시 제1 특징맵, 제2 특징맵, ..., 제N 특징맵 순서로 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 상기 상향식 구조는, 최하단 레이어에서 최상단 레이어의 순서로 각 레이어에 대응하는 특징맵을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 또는, 상향식 구조는, 특징맵 크기의 내림차순으로 특징맵을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 즉, 가장 큰 크기를 가진 특징맵에서 가장 작은 크기를 가진 특징맵의 순으로 특징을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 또는, 상향식 구조는, 각 레이어에 할당된 인덱스의 오름차순으로 특징을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 이하, 도 28 및 도 29를 참조하여 상향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법에 대해서 자세히 살펴보도록 한다.
- [0208] 도 28은 본 개시에 따른 상향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.
- [0209] 도 28을 참조하면, F'는 복호화된 특징맵을 의미할 수 있다. F_{P2}' , F_{P3}' , F_{P4}' 및 F_{P5}' 는 P2, P3, P4 및 P5 레이어

어에 대응하는 복원된 특징맵들을 각각 의미할 수 있다.

- [0210] 먼저, 복호화된 특징맵(F')으로부터 최하단 레이어인 P2 레이어에 대응하는 제1 특징맵(F_{P2}')을 복원할 수 있다. 이때, 상기 제1 특징맵은 복호화된 특징맵을 업샘플링하여 복원될 수 있다. 업샘플링 기법으로, 최근접 보간법 (nearest neighboring interpolation, nn.interpolation) 또는 픽셀셔플(nn.PixelShuffle)이 이용될 수 있다. 후술하는 실시예에서도 동일한 업샘플링 기법이 이용될 수 있으며, 중복된 설명은 생략하기로 한다.
- [0211] 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P2 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 일례로, 기준 레이어는, 전술한 P-layers 중 최상단 레이어(P5)일 수 있다. P5 레이어의 특징맵 크기가 1이고, P2 레이어의 특징맵 크기가 8이라고 가정할 경우, 상기 제1 특징맵은, 8인 스케일링 팩터를 기반으로 복호화된 특징맵을 업샘플링하여 복원될 수 있다.
- [0212] 그런 다음, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제1 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여, P3 레이어에 대응하는 제2 특징맵(F_{P3}')을 복원할 수 있다.
- [0213] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P3 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있음은 앞서 살펴본 바와 같다. 기-복원된 제1 특징맵을 다운샘플링할 수 있다. 여기서, 다운샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P2 레이어의 특징맵 크기와 P3 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 제2 특징맵은, 업샘플링된 복호화된 특징맵과 다운샘플링된 제1 특징맵의 합에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0214] 상기 이전 레이어는, 현재 레이어 직전에 복원된 레이어를 의미하나, 이에 한정되지 아니한다. 일례로, 이전 레이어는 현재 레이어 이전에 복원된 복수의 레이어 중 어느 하나일 수 있다. 이전 레이어는 전술한 기준 레이어로 제한될 수도 있다. 후술하는 '이전 레이어'도 동일한 의미로 해석될 수 있다.
- [0215] 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제2 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여, P4 레이어에 대응하는 제3 특징맵(F_{P4}')을 복원할 수 있다.
- [0216] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P4 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 기-복원된 제2 특징맵을 다운샘플링할 수 있다. 여기서, 다운샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P3 레이어의 특징맵 크기와 P4 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 제3 특징맵은, 업샘플링된 복호화된 특징맵과 다운샘플링된 제2 특징맵의 합에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0217] 최상단 레이어인 P5 레이어에 대응하는 제4 특징맵(F_{P5}')은, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제3 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0218] 구체적으로, 기-복원된 제3 특징맵을 다운샘플링할 수 있다. 여기서, 다운샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P4 레이어의 특징맵 크기와 P5 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 제4 특징맵은, 복호화된 특징맵과 다운샘플링된 제3 특징맵의 합에 기초하여 복원될 수 있다. 최상단 레이어에 대응하는 특징맵을 복원하는 경우, 복호화된 특징맵을 업샘플링하는 과정이 생략될 수 있다.
- [0219] 도 29는 본 개시에 따른 상향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.
- [0220] 도 29를 참조하면, 상향식 구조 기반의 복원 방법은 다중 특징맵 복원시 제1 특징맵, 제2 특징맵, 제3 특징맵, 제4 특징맵의 순서로 복원할 수 있다. 상향식 구조 기반의 복원 방법에서, 제1 특징맵은 입력되는 단일 특징맵에 업샘플링을 적용하여 복원될 수 있다. 업샘플링 후 추가로 NxN 컨벌루션 레이어가 적용될 수 있다.
- [0221] 구체적으로, F_{single} 에 $2^{(num_of_f-1)}$ 배의 업샘플링을 적용하여 F_{ups} 를 획득할 수 있다. num_of_f가 3인 경우, 제1 특징맵에 2배의 업샘플링을 적용할 수 있다.
- [0222] 그런 다음, F_{ups} 에 NxN 컨벌루션 레이어를 적용하여 $F_{conv,s}$ 를 획득할 수 있다. 여기서, NxN 컨벌루션 레이어의 커널 크기는 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 어느 하나일 수 있다. NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 제1 특징맵 계층의 채널 크기 k_0 와 같을 수 있다. k_0 는 시그널링될 수 있다. 상기 $F_{conv,s}$ 가 복원된 제1 특징맵일 수 있다.

- [0223] 도 29와 같이, 상향식 구조 기반의 복원 방법에서 제 i 특징맵 ($2 \leq i \leq N$)은 다음 과정에 의해 복원될 수 있다.
- [0224] F_{single} 에 $2^{(num_of_f-1)-i}$ 배의 업샘플링을 적용하여, $F_{up,s}$ 를 획득할 수 있다. $F_{up,s}$ 에 NxN 컨벌루션 레이어를 적용하여 $F_{conv,s}$ 를 획득할 수 있다. 여기서, NxN 컨벌루션 레이어의 커널 크기는 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 어느 하나일 수 있다. NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 제 i 특징맵 계층의 채널 크기 k_{i-1} 와 같을 수 있다. k_{i-1} 는 시그널링될 수 있다.
- [0225] 재구성된 제 $(i-1)$ 특징맵에 $(1/2)$ 배의 다운샘플링을 적용하여, $F_{down,i-1}$ 를 획득할 수 있다. $F_{down,i-1}$ 에 NxN 컨벌루션 레이어를 적용하여 $F_{conv,i-1}$ 를 획득할 수 있다. 여기서, NxN 컨벌루션 레이어의 커널 크기는 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 어느 하나일 수 있다. NxN 컨벌루션 레이어의 커널 개수는 제 i 특징맵 계층의 채널 크기 k_{i-1} 와 같을 수 있다. k_{i-1} 는 시그널링될 수 있다.
- [0226] 상기 $F_{conv,s}$ 와 $F_{conv,i-1}$ 를 기반으로 복원된 제 i 특징맵을 획득할 수 있다. 일례로, 상기 $F_{conv,s}$ 와 $F_{conv,i-1}$ 간의 pixel-wise sum을 통해 복원된 제 i 특징맵을 획득할 수 있다.
- [0227] 상향식 구조 기반의 복원 방법에서, 추가 특징맵을 복원할 수 있다. 추가 특징맵은 제1 내지 제N 특징맵 중 적어도 하나의 특징맵에 $(1/2)$ 배의 다운샘플링을 적용하여 획득될 수 있다.
- [0228] 일례로, 도 29와 같이, 추가 특징맵인 제5 특징맵은 복원된 제4 특징맵에 $(1/2)$ 배의 다운샘플링을 적용하여 획득될 수 있다. 여기서, 다운샘플링 방법 중 하나로서 pooling이 적용될 수 있다. 다만, 추가 특징맵의 복원 여부는, 구문 요소 $is_pooling$ 에 기초하여 적응적으로 결정될 수 있다.
- [0229] 한편, 하향식 구조 기반의 복원 방법은, 다중 특징맵 복원시 제N 특징맵, 제 $(N-1)$ 특징맵, ..., 제1 특징맵의 순서로 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 상기 하향식 구조는, 최상단 레이어에서 최하단 레이어의 순서로 각 레이어에 대응하는 특징맵을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 또는, 하향식 구조는, 특징맵 크기의 오름차순으로 특징맵을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 즉, 가장 작은 크기를 가진 특징맵에서 가장 큰 크기를 가진 특징맵의 순으로 특징맵을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 또는, 하향식 구조는, 각 레이어에 할당된 인덱스의 내림차순으로 특징을 복원하는 방식을 의미할 수 있다. 이하, 도 30 내지 도 32를 참조하여 하향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법에 대해서 자세히 살펴보도록 한다.
- [0230] 도 30은 본 개시에 따른 하향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.
- [0231] 도 30을 참조하면, F'는 복호화된 특징맵을 의미할 수 있다. F_{p2}' , F_{p3}' , F_{p4}' 및 F_{p5}' 는 P2, P3, P4 및 P5 레이어에 대응하는 복원된 특징맵들을 각각 의미할 수 있다.
- [0232] 먼저, 복호화된 특징맵(F')으로부터 최상단 레이어인 P5 레이어에 대응하는 제1 특징맵(F_{p5}')을 복원할 수 있다. 일례로, 복호화된 특징맵이 P5 레이어에 대응하는 제1 특징맵으로 동일하게 설정될 수 있다.
- [0233] 그런 다음, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제1 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여, P4 레이어에 대응하는 제2 특징맵(F_{p4}')을 복원할 수 있다.
- [0234] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P4 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 기준 레이어는, 전술한 P-layers 중 최상단 레이어(P5)일 수 있다. 추가적으로, 기-복원된 이전 레이어의 제1 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P5 레이어의 특징맵 크기와 P4 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 P4 레이어에 대응하는 제2 특징맵은, 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제1 특징맵의 합에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0235] 마찬가지로, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제2 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여, P3 레이어에 대응하는 제3 특징맵(F_{p3}')을 복원할 수 있다.

- [0236] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P3 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 추가적으로, 기-복원된 이전 레이어의 제2 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P4 레이어의 특징맵 크기와 P3 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 P3 레이어에 대응하는 제3 특징맵은, 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제2 특징맵의 합에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0237] 최하단 레이어인 P2 레이어에 대응하는 제4 특징맵($F_{P2'}$)은, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제3 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0238] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P2 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 추가적으로, 기-복원된 이전 레이어의 제3 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P3 레이어의 특징맵 크기와 P2 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 P2 레이어에 대응하는 제4 특징맵은, 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제3 특징맵의 합에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0239] 도 31은 본 개시에 따른 하향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.
- [0240] 도 31을 참조하면, F' 는 복호화된 특징맵을 의미할 수 있다. $F_{P2'}$, $F_{P3'}$, $F_{P4'}$ 및 $F_{P5'}$ 는 P2, P3, P4 및 P5 레이어에 대응하는 복원된 특징맵들을 각각 의미할 수 있다.
- [0241] 먼저, 복호화된 특징맵(F')으로부터 최상단 레이어인 P5 레이어에 대응하는 제1 특징맵($F_{P5'}$)을 복원할 수 있다. 일례로, 복호화된 특징맵이 P5 레이어에 대응하는 제1 특징맵으로 동일하게 설정될 수 있다.
- [0242] 그런 다음, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제1 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여, P4 레이어에 대응하는 제2 특징맵($F_{P4'}$)을 복원할 수 있다.
- [0243] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P4 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 상기 기준 레이어는, 전술한 P-layers 중 최상단 레이어(P5)일 수 있다. 추가적으로, 기-복원된 이전 레이어의 제1 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P5 레이어의 특징맵 크기와 P4 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다.
- [0244] 상기 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제1 특징맵의 합은 컨볼루션 레이어에 입력될 수 있다. 상기 컨볼루션 레이어는, 상기 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제1 특징맵의 합에 대해서 컨볼루션을 수행할 수 있다. 상기 P4 레이어에 대응하는 복원된 제2 특징맵은, 상기 컨볼루션 레이어의 출력에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0245] 마찬가지로, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제2 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여, P3 레이어에 대응하는 제3 특징맵($F_{P3'}$)을 복원할 수 있다.
- [0246] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P3 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 추가적으로, 기-복원된 이전 레이어의 제2 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P4 레이어의 특징맵 크기와 P3 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다.
- [0247] 상기 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제2 특징맵의 합은 컨볼루션 레이어에 입력될 수 있다. 상기 컨볼루션 레이어는, 상기 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제2 특징맵의 합에 대해서 컨볼루션을 수행할 수 있다. 상기 P3 레이어에 대응하는 복원된 제3 특징맵은, 상기 컨볼루션 레이어의 출력에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0248] 최하단 레이어인 P2 레이어에 대응하는 제4 특징맵($F_{P2'}$)은, 복호화된 특징맵(F') 또는 기-복원된 이전 레이어의 특징맵(즉, 제3 특징맵) 중 적어도 하나에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0249] 구체적으로, 소정의 스케일링 팩터를 기반으로, 복호화된 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 스케일링 팩터는, 기준 레이어의 특징맵 크기와 P2 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다. 추가적으로, 기-복원된 이전 레이어의 제3 특징맵을 업샘플링할 수 있다. 여기서, 업샘플링을 위한 스케일링 팩터는, P3 레

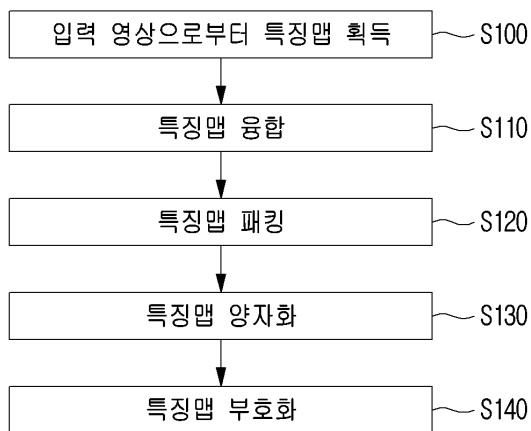
이어의 특징맵 크기와 P2 레이어의 특징맵 크기 간의 비율에 기초하여 결정될 수 있다.

- [0250] 상기 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제3 특징맵의 합은 컨볼루션 레이어에 입력될 수 있다. 상기 컨볼루션 레이어는, 상기 업샘플링된 복호화된 특징맵과 업샘플링된 제3 특징맵의 합에 대해서 컨볼루션을 수행할 수 있다. 상기 P2 레이어에 대응하는 복원된 제4 특징맵은, 상기 컨볼루션 레이어의 출력에 기초하여 복원될 수 있다.
- [0251] 도 32는 본 개시에 따른 하향식 구조에 기반한 특징맵 복원 방법을 도시한 것이다.
- [0252] 도 32를 참조하면, 하향식 구조 기반의 복원 방법은 다중 특징맵 복원시 제4 특징맵, 제3 특징맵, 제2 특징맵, 제1 특징맵의 순서로 복원할 수 있다. 하향식 구조 기반의 복원 방법에서, 제N 특징맵은 입력되는 단일 특징맵에 NxN 컨볼루션 레이어를 적용하여 복원될 수 있다.
- [0253] 구체적으로, F_{single} 에 NxN 컨볼루션 레이어를 적용하여 $F_{conv,s}$ 를 획득할 수 있다. 여기서, NxN 컨볼루션 레이어의 커널 크기는 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 어느 하나일 수 있다. NxN 컨볼루션 레이어의 커널 개수는 제N 특징맵 계층의 채널 크기 k_{N-1} 와 같을 수 있다. k_{N-1} 는 시그널링될 수 있다. 또는, k_{N-1} 는 F_{single} 의 채널 크기와 같을 수 있다. 상기 $F_{conv,s}$ 가 복원된 제N 특징맵일 수 있다.
- [0254] 도 32와 같이, 하향식 구조 기반의 복원 방법에서 제i 특징맵 ($1 \leq i \leq N-1$)은 다음 과정에 의해 복원될 수 있다.
- [0255] F_{single} 에 2^{N-i} 배의 업샘플링을 적용하여, $F_{up,s}$ 를 획득할 수 있다. $F_{up,s}$ 에 NxN 컨볼루션 레이어를 적용하여 $F_{conv,s}$ 를 획득할 수 있다. 여기서, NxN 컨볼루션 레이어의 커널 크기는 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 어느 하나일 수 있다. NxN 컨볼루션 레이어의 커널 개수는 제i 특징맵 계층의 채널 크기 k_{i-1} 와 같을 수 있다. k_{i-1} 는 시그널링될 수 있다. 또는, k_{i-1} 는 F_{single} 의 채널 크기와 같을 수 있다.
- [0256] 재구성된 제(i+1) 특징맵에 2배의 업샘플링을 적용하여, $F_{up,i+1}$ 를 획득할 수 있다.
- [0257] 상기 $F_{conv,s}$ 와 $F_{up,i+1}$ 를 기반으로 $F_{sum,i}$ 를 획득할 수 있다. 일례로, $F_{sum,i}$ 는 상기 $F_{conv,s}$ 와 $F_{up,i+1}$ 간의 pixel-wise sum을 통해 획득될 수 있다.
- [0258] $F_{sum,i}$ 에 NxN 컨볼루션 레이어를 적용하여 $F_{conv,i}$ 를 획득할 수 있다. 여기서, NxN 컨볼루션 레이어의 커널 크기는 1x1, 3x3, 또는 5x5 중 적어도 어느 하나일 수 있다. NxN 컨볼루션 레이어의 커널 개수는 제i 특징맵 계층의 채널 크기 k_{i-1} 와 같을 수 있다. k_{i-1} 는 시그널링될 수 있다. 또는, k_{i-1} 는 F_{single} 의 채널 크기와 같을 수 있다. 상기 $F_{conv,i}$ 는 복원된 제i 특징맵일 수 있다.
- [0259] 하향식 재구성 방법에서 추가 특징맵을 복원할 수 있다. 추가 특징맵은 제1 내지 제N 특징맵 중 적어도 하나의 특징맵에 (1/2)배의 다운샘플링을 적용하여 획득될 수 있다.
- [0260] 일례로, 도 32와 같이, 추가 특징맵인 제5 특징맵을 복원된 제4 특징맵에 (1/2)배의 다운샘플링을 적용하여 획득될 수 있다. 여기서, 다운샘플링 방법 중 하나로서 pooling이 적용될 수 있다. 다만, 추가 특징맵의 복원 여부는, 구문 요소 *is_pooling*에 기초하여 적응적으로 결정될 수 있다.
- [0261] 복호화 과정 또는 부호화 과정을 중심으로 설명된 실시예들을, 부호화 과정 또는 복호화 과정에 적용하는 것은, 본 개시의 범주에 포함되는 것이다. 소정의 순서로 설명된 실시예들을, 설명된 것과 상이한 순서로 변경하는 것 역시, 본 개시의 범주에 포함되는 것이다.
- [0262] 상술한 개시는 일련의 단계 또는 순서도를 기초로 설명되고 있으나, 이는 발명의 시계열적 순서를 한정하는 것은 아니며, 필요에 따라 동시에 수행되거나 다른 순서로 수행될 수 있다. 또한, 상술한 개시에서 블록도를 구성하는 구성요소(예를 들어, 유닛, 모듈 등) 각각은 하드웨어 장치 또는 소프트웨어로 구현될 수도 있고, 복수의 구성요소가 결합하여 하나의 하드웨어 장치 또는 소프트웨어로 구현될 수도 있다. 상술한 개시는 다양한 컴퓨터

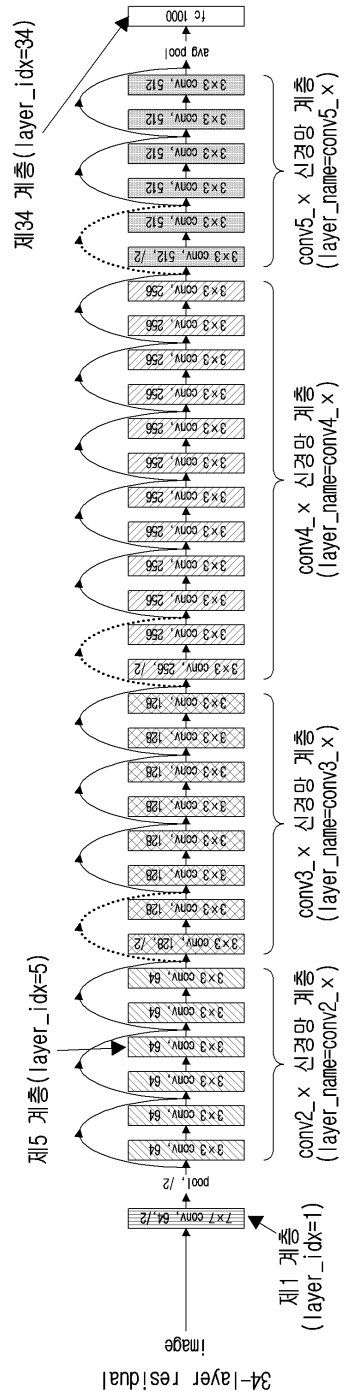
구성요소를 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령어의 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체는 프로그램 명령어, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체의 예에는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령어를 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 상기 하드웨어 장치는 본 개시에 따른 처리를 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다. 본 개시에 따른 장치는, 전술한 부호화 방법에 의해 생성된 비트스트림을 저장하거나 전송하기 위한 프로그램 명령어(instructions)를 가질 수 있다.

도면

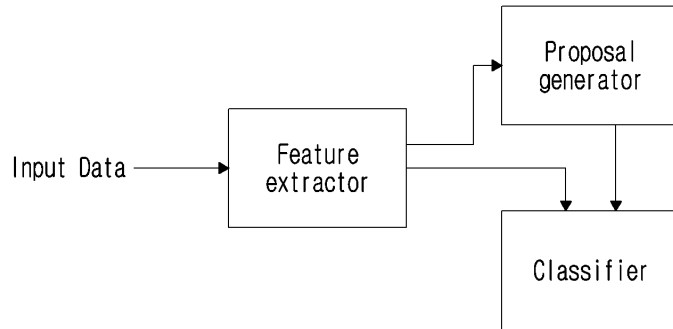
도면1



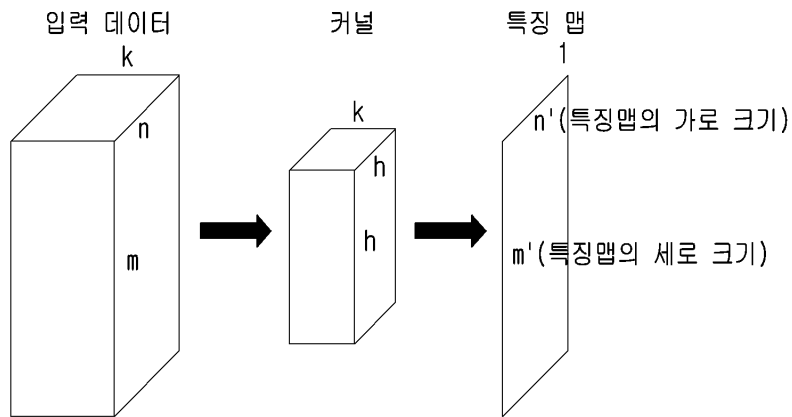
도면2



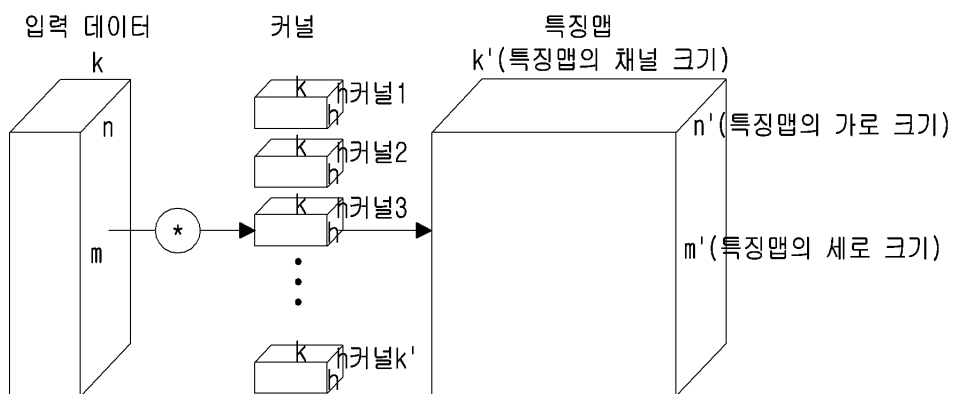
도면3



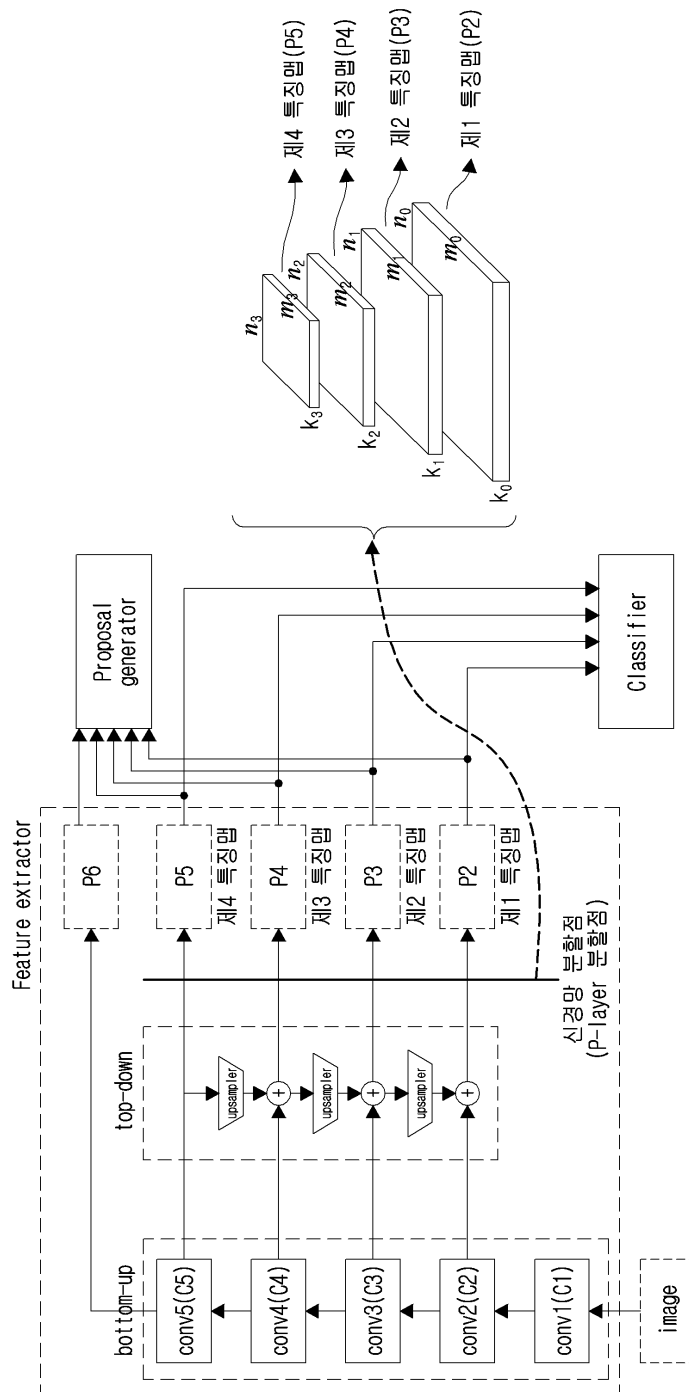
도면4



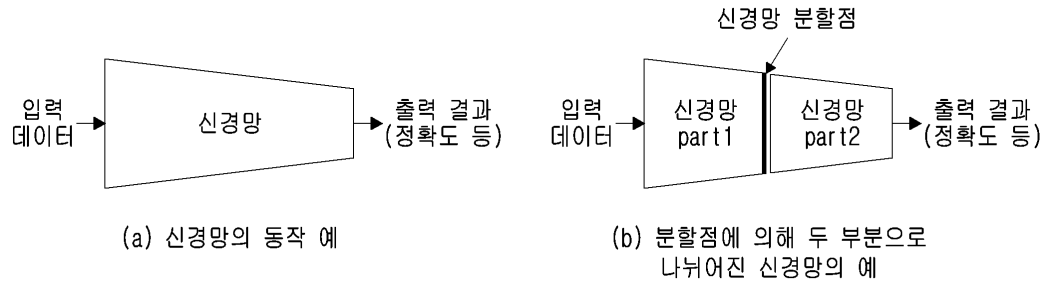
도면5



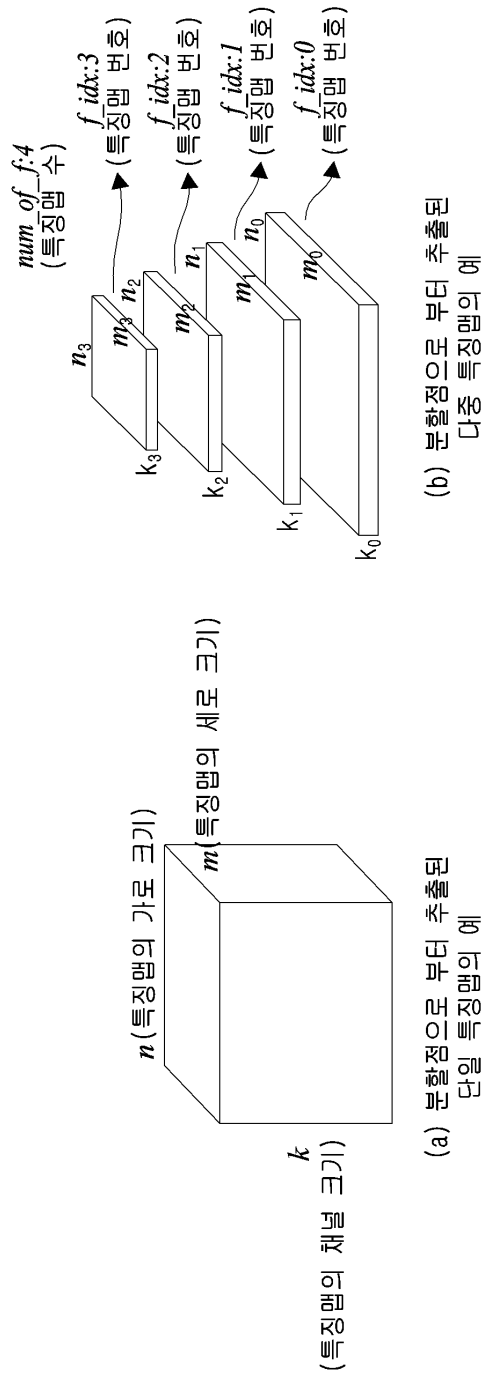
도면6



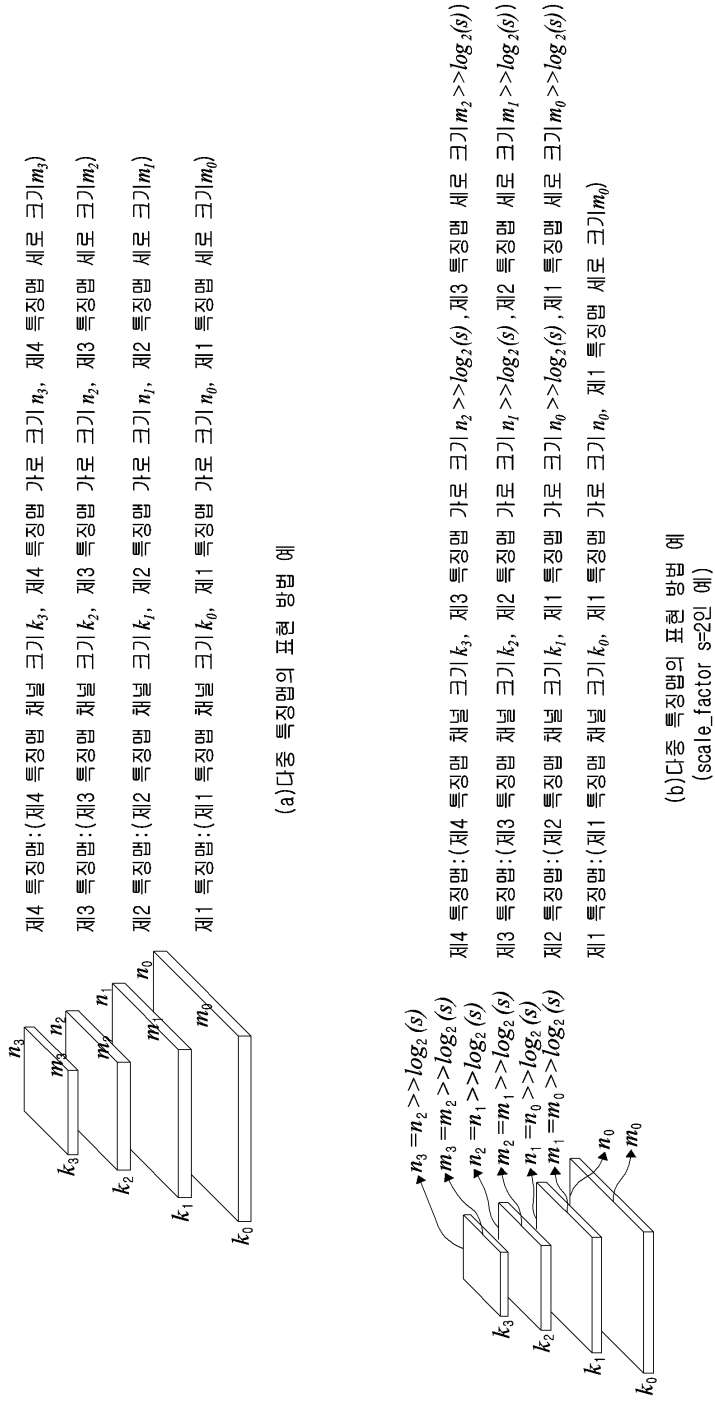
도면7



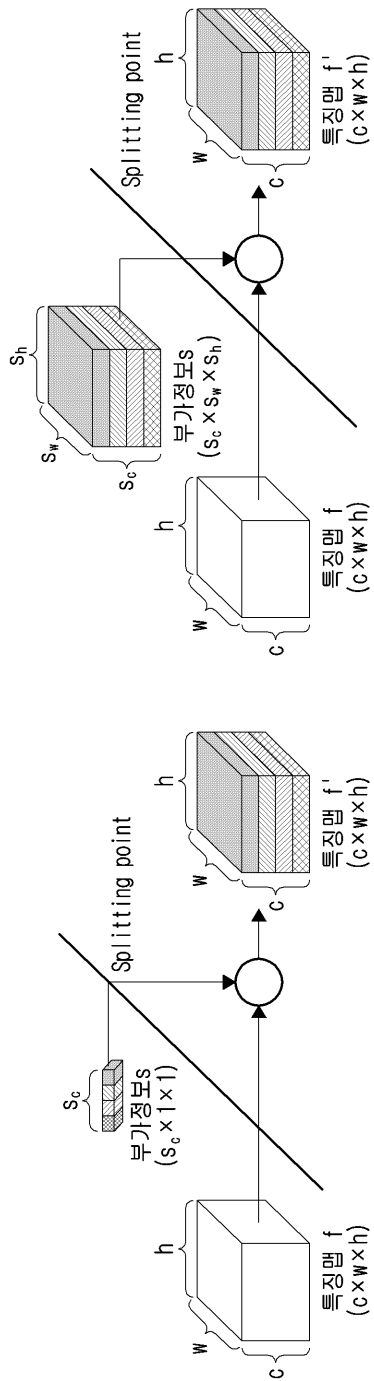
도면8



도면9



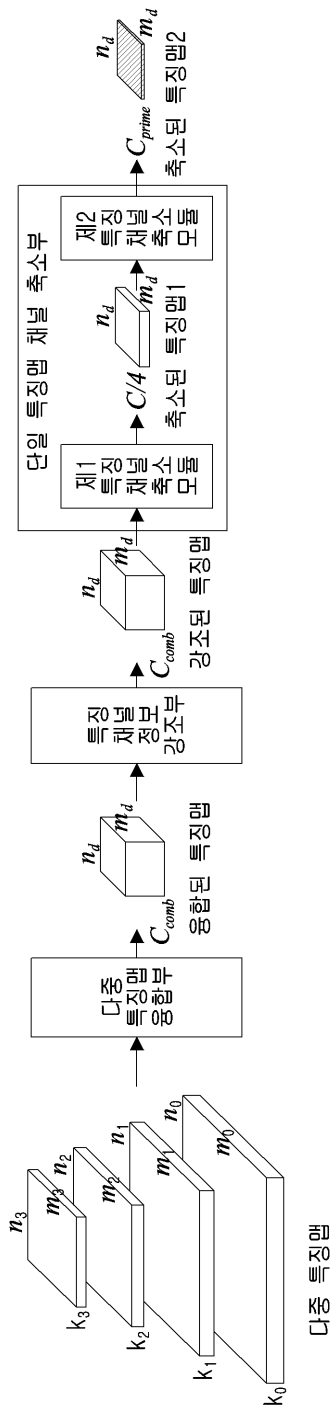
도면10



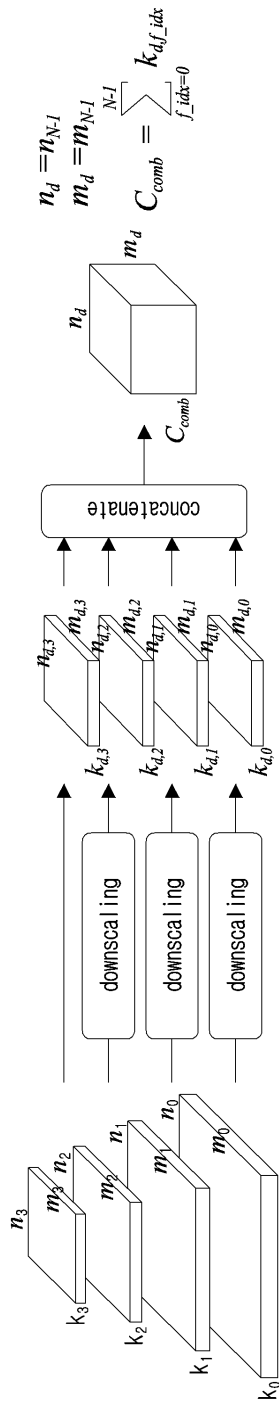
(b) 특징맵+부가정보 획득 과정의 예
(부가정보가 3D array인 경우)

(a) 특징맵+부가정보 획득 과정의 예
(부가정보가 1D array인 경우)

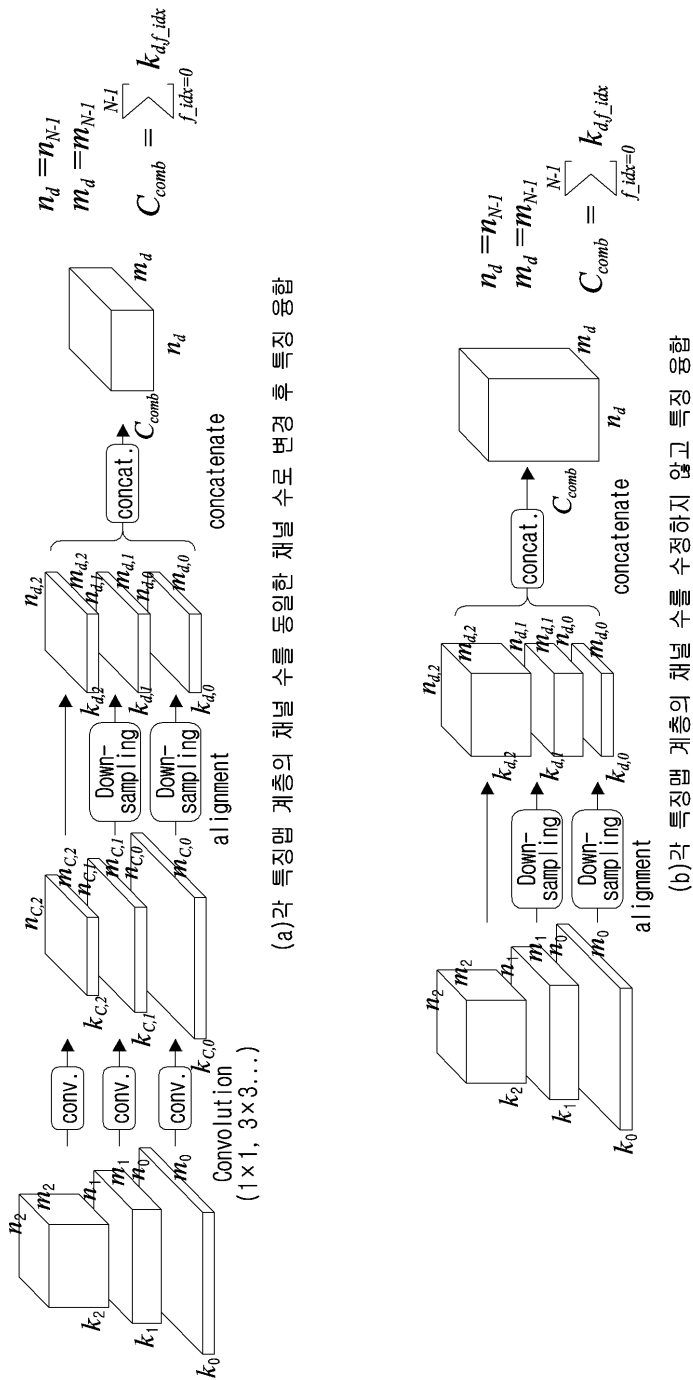
도면11



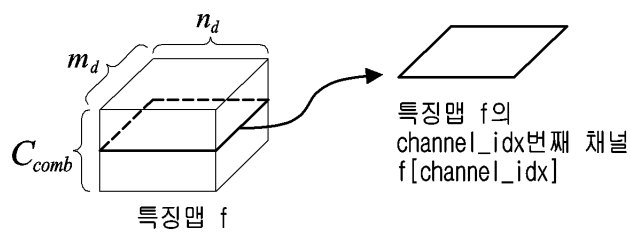
도면12



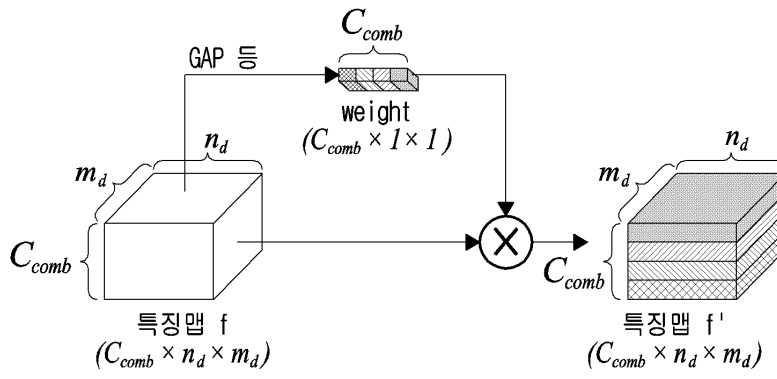
도면13



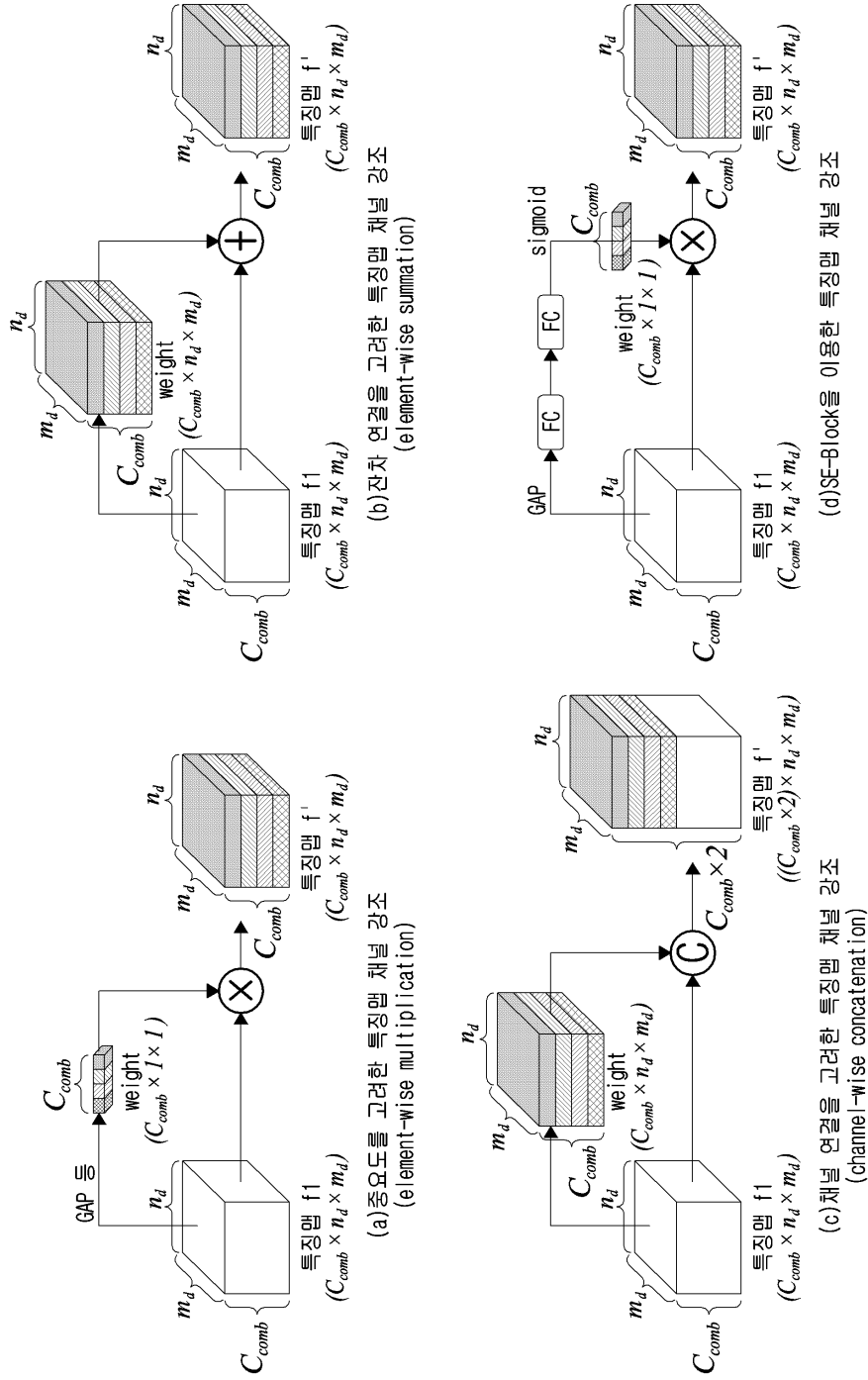
도면14



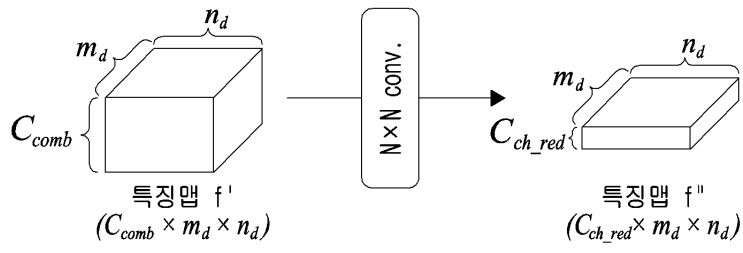
도면15



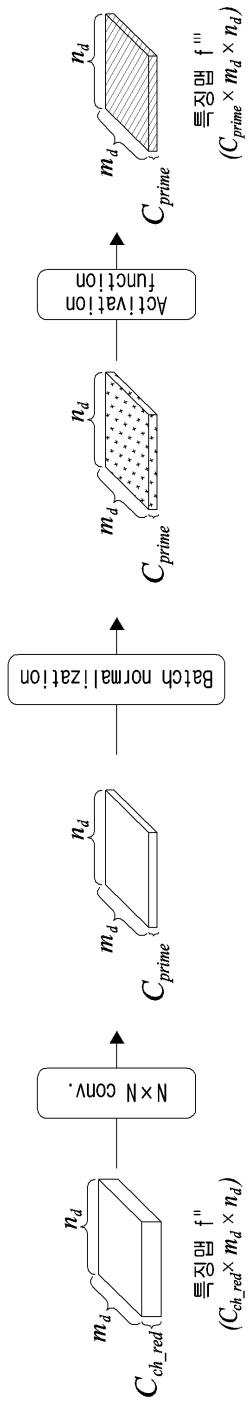
도면16



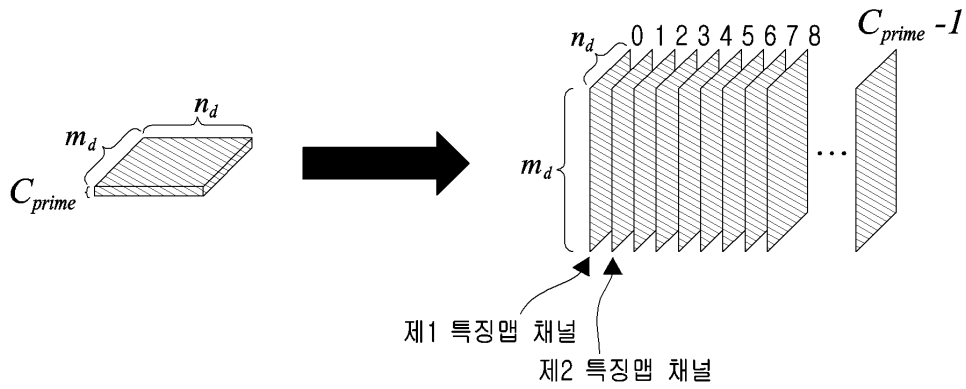
도면17



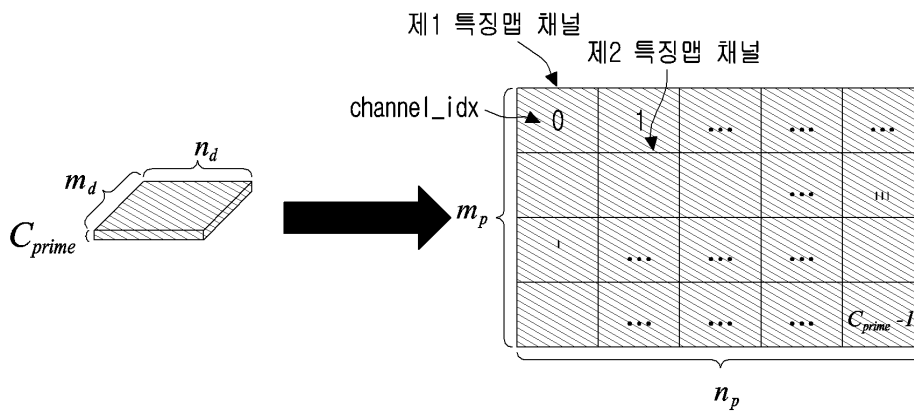
도면18



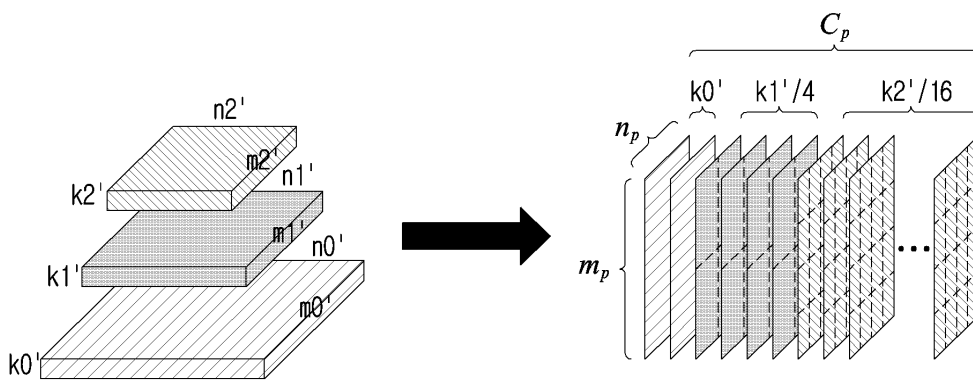
도면19



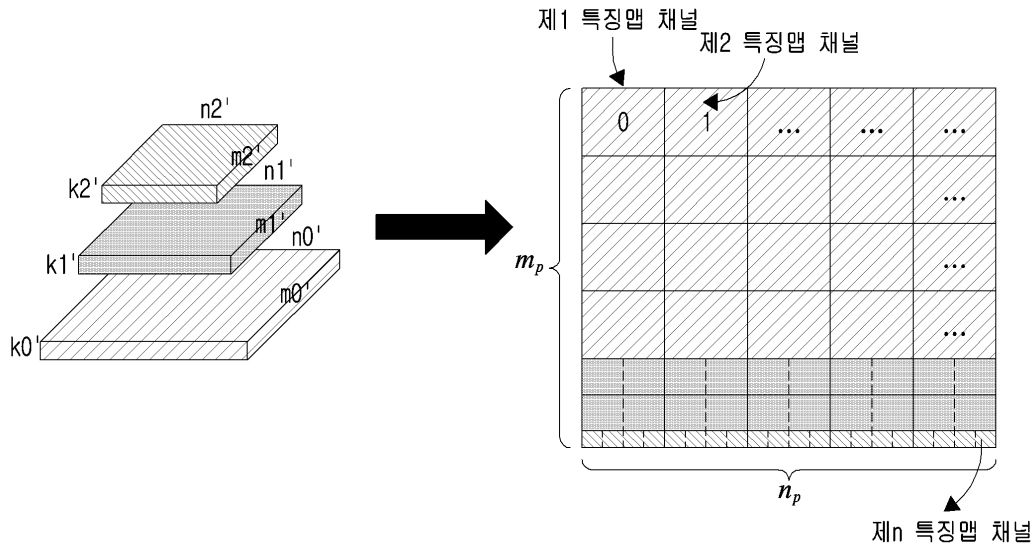
도면20



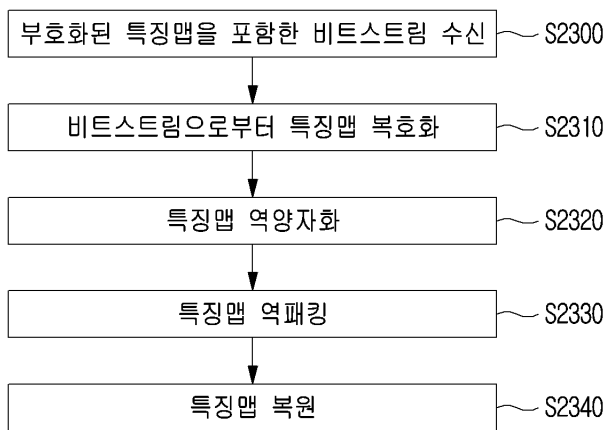
도면21



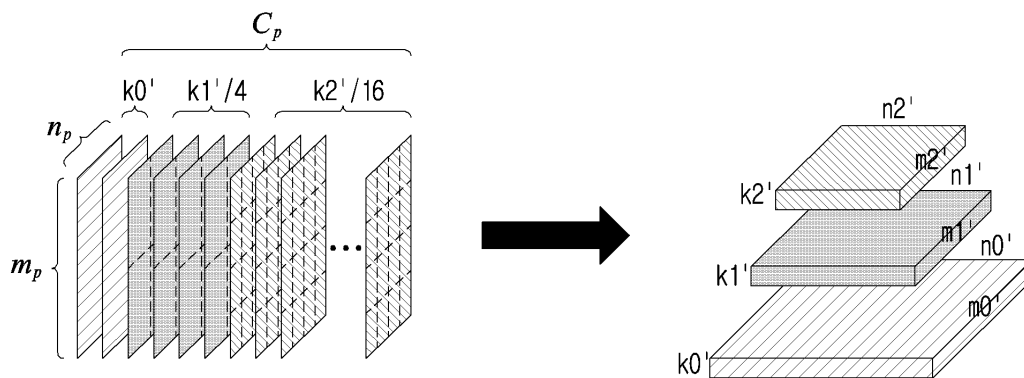
도면22



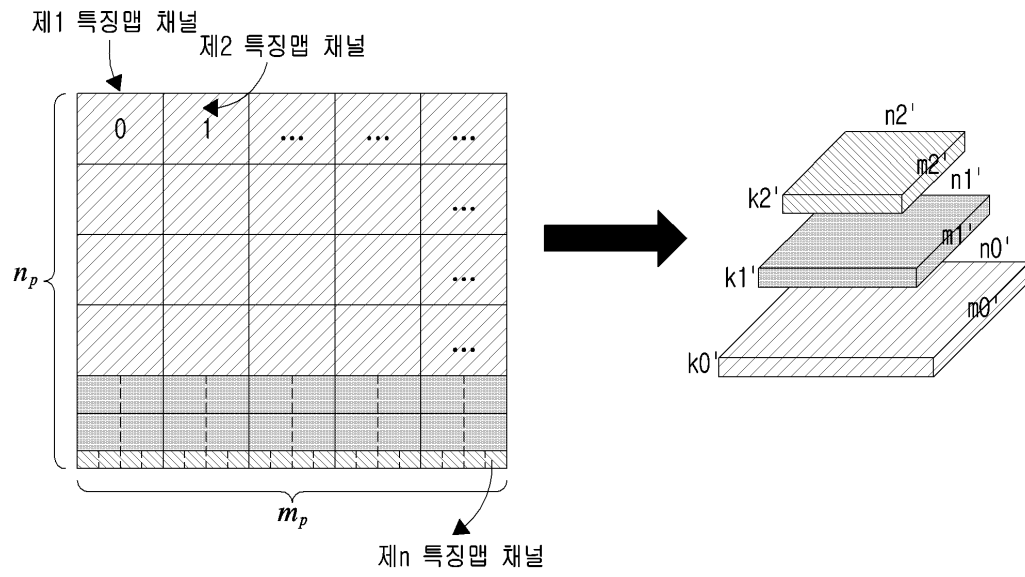
도면23



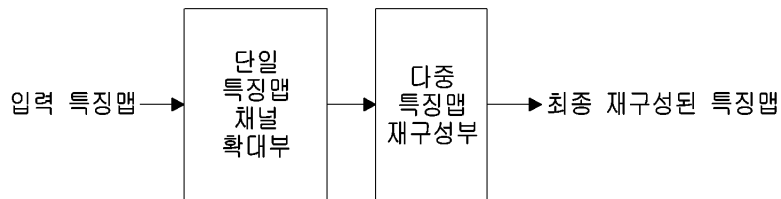
도면24



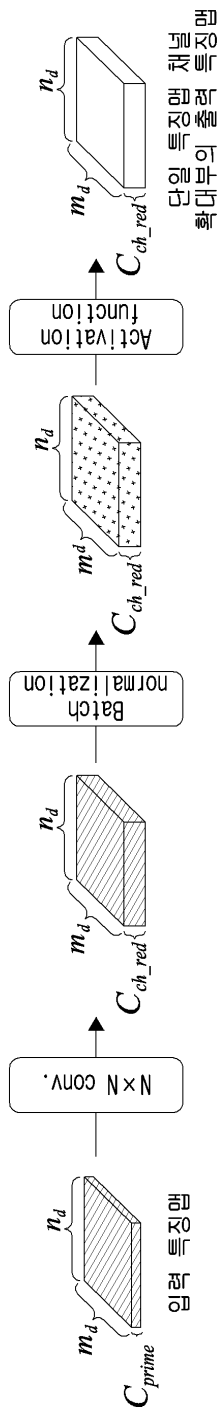
도면25



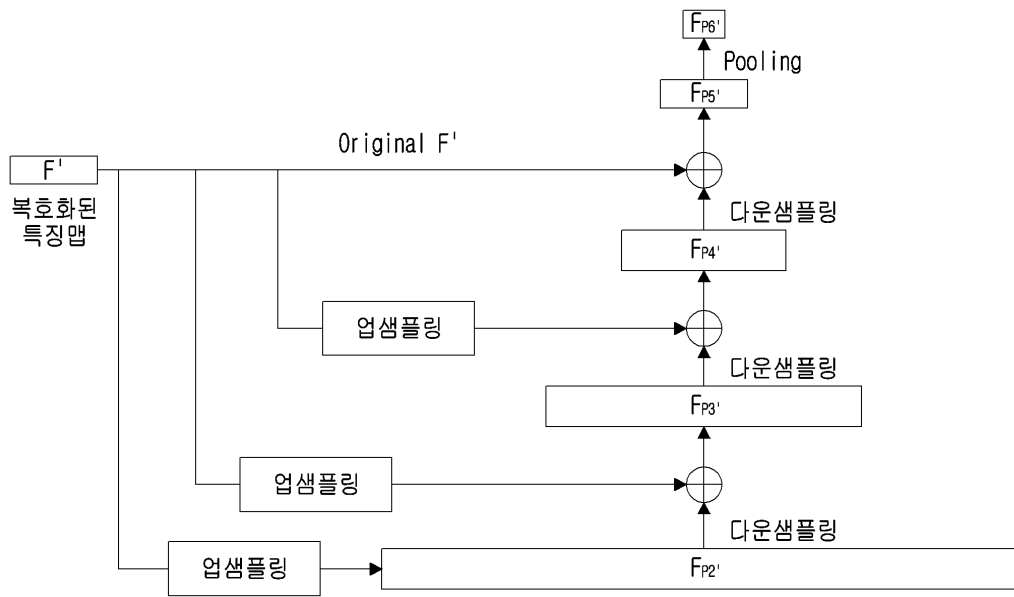
도면26



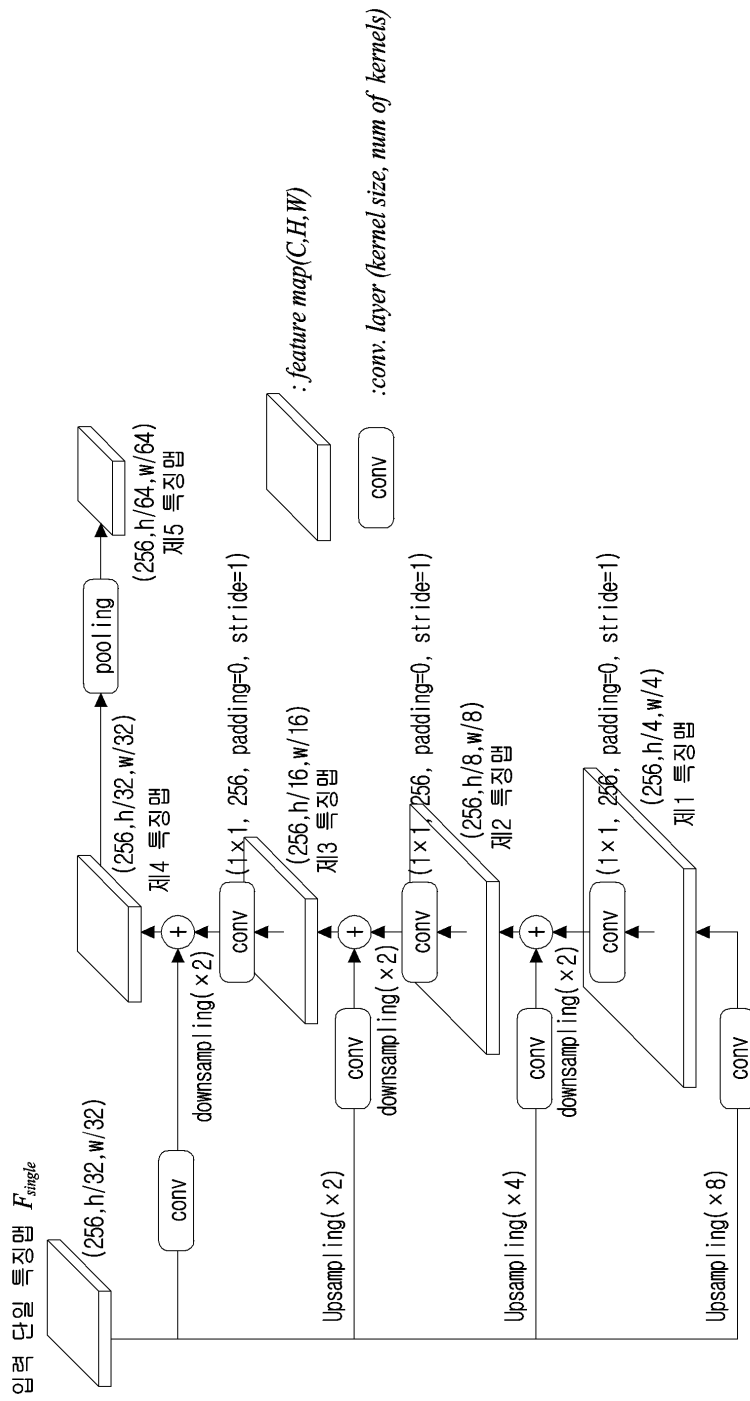
도면27



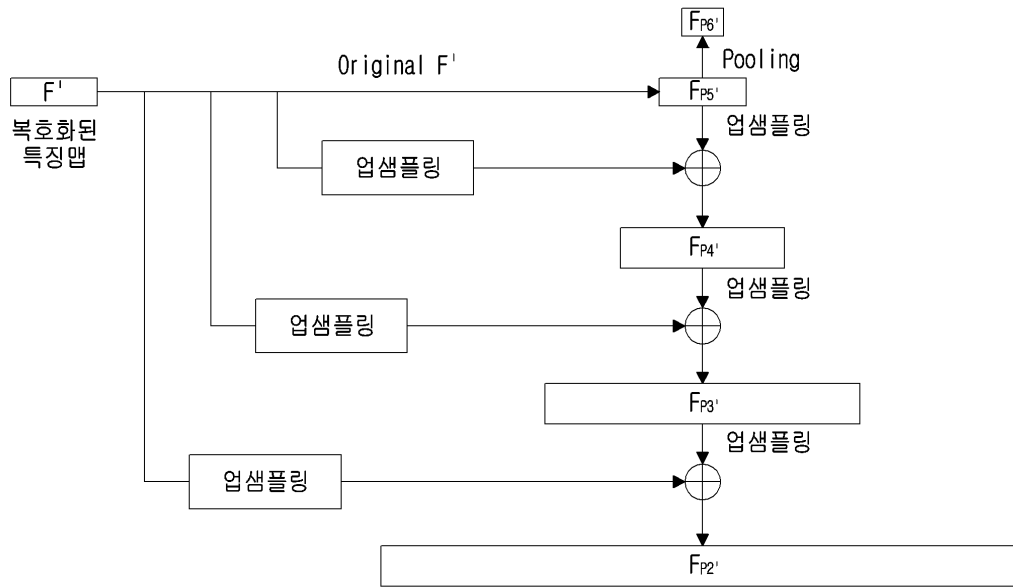
도면28



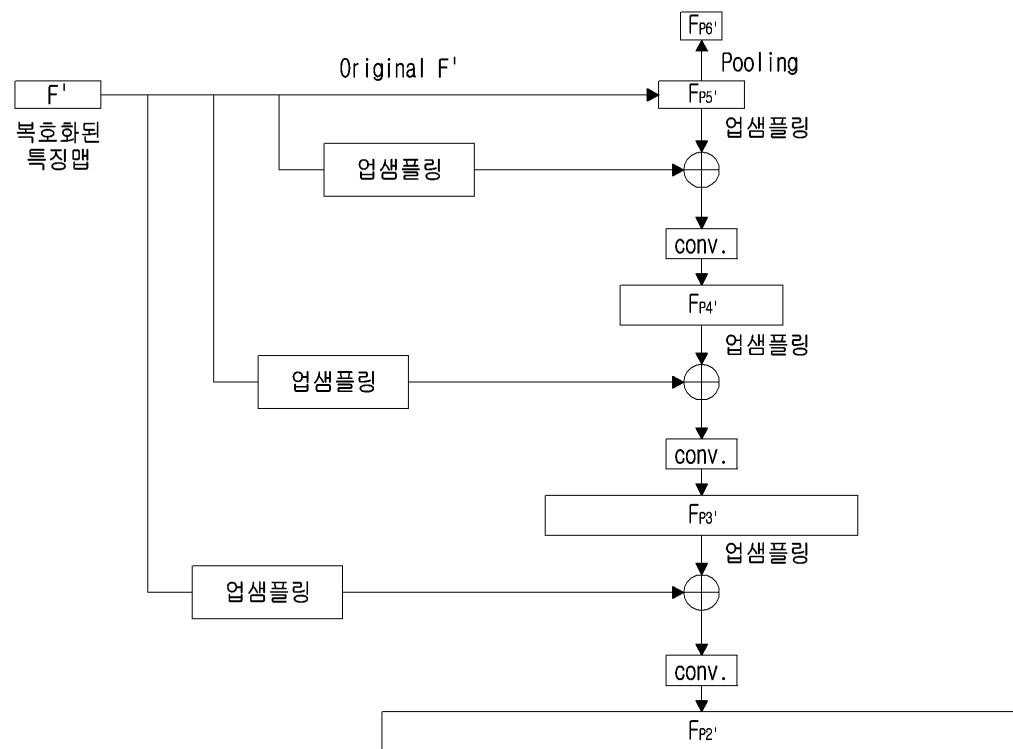
도면29



도면30



도면31



도면32

