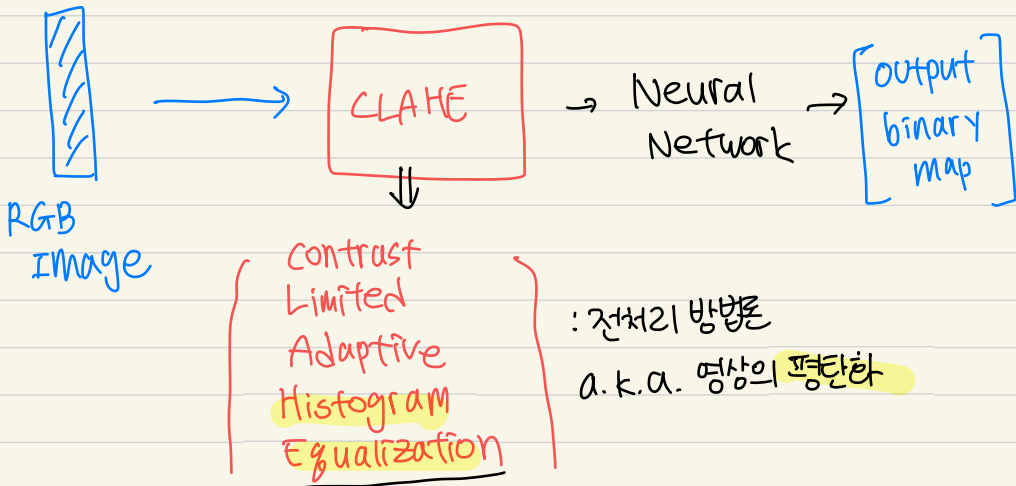


* Glaucoma: A group of eye conditions that damage the optic nerve

* Pipeline (다만, 논문에서는 optic disc 의뢰기)를 활용한 crop 단계 추가)



평탄화? : 말하자면 영상의 정규화 (픽셀을 확률밀도함수로 받아서)

contrast가 강도하게 굵어지는 걸 방지

: 전체영상에 획일 적용하는 게 X

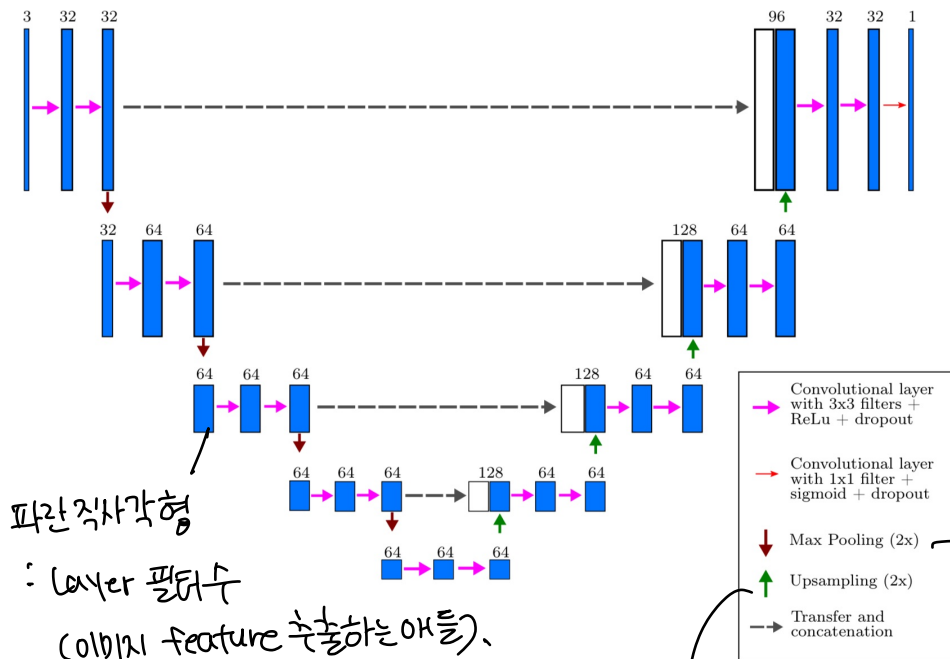
$$k \rightarrow F(k) = 255 \times \frac{\sum_{i=0}^k H(i)}{\sum_{i=0}^{255} H(i)}$$

왜 영상 히스토그램의 누적합을 전체 픽셀수로 나누냐

① tile 단위로 영상분할

② 인접 tile 에는 bilinear 보간 적용 (: tile 간 급격한 변화 방지)

- linear (1차) → 2차로 확장한 것 // 보간: 알려진 값 사이 중간값 추정
- 보간: 픽셀당 선형보간 3번 수행



decoding 시
복원을 위해 data 늘리는 것

최대값 추출.

U-Net (original) 라 비교했을 때 어떤 이점이 있는가?

- ① 해상도 조절 시 필요한 필터수가 늘어나지 않음
- ② 필터수가 적음

* loss function

* 그리 설정값

{ 시신경 disc 학습률 10^{-3}
시신경 " 10^{-4}

$$l(A, B) = -\log d(A, B)$$

where

$$d(A, B) = \frac{2 \sum_{i,j} a_{ij} b_{ij}}{\sum_{i,j} a_{ij}^2 + \sum_{i,j} b_{ij}^2}$$

→ 올바른 binary
출력 Map.

각 pixel의 값을 포함한, 어긋난 출력 Map

* 처리절차 : SGD // data augmentation

{ 무작위 회전
확대·축소
이동·뒤집기

$$* d(A, B) = \frac{2 \sum_{i,j} a_{ij} b_{ij}}{\sum_{i,j} a_{ij}^2 + \sum_{i,j} b_{ij}^2}$$

$$\text{Dice}(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}$$

extension

표 2. 옵티컬 컵 세분화 방법 비교.

"- "는 결과가

	DRISHTI-GS		RIM-ONE v.3		예측 시간
	IOU	주사위	IOU	주사위	
접근 방식	0.75	0.85	0.69	0.82	0.06 s
Zilly 외 [17]	0.85	0.87	0.80	0.82	5.3 s
BCF [11]	0.86	0.83	-	-	-

보고되었습니다. BCF[11]의 예측 시간은 이 방법과 매우 유사하기 때문에 Zilly 등[17]의 예측 시간과 비슷할 것으로 예상됩니다.

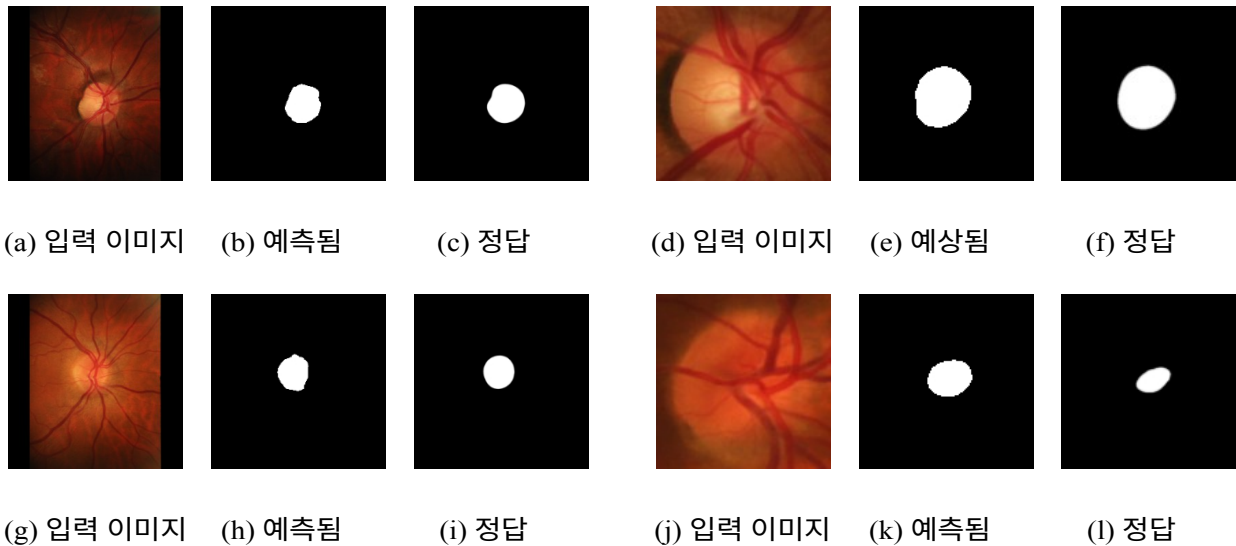


그림 5. 시신경 디스크 (a)-(c), (g)-(i)와 컵 (d)-(f), (j)-(l)에 대한 RIM-ONE v.3의 예측 결과와 정확한 분

할을 시각적으로 비교한 결과입니다. 광학 디스크의 (d)-(f), (j)-(l) 영역이 입력 이미지로 표시됩니다.

시신경 디스크의 경우: (a)-(c): 최상의 경우($\text{IOU} = 0.93$, 주사위 = 0.97), (g)-(i): 최악의 경우($\text{IOU} = 0.80$, 주사위 = 0.90); 시신경 컵의 경우: (d)-(f): 최상의 경우($\text{IOU} = 0.93$, 주사위 = 0.97), (j)-(l): 최악의 경우($\text{IOU} = 0.46$, 주사위 = 0.64)입니다.

실험 결과, 제안한 방법은 대부분의 점수 지표에서 기존 방법과 대등한 품질을 보여줄 뿐만 아니라 딥러닝 솔루션 중 가장 낮은 예측 시간, 가장 짧은 학습 시간, 적은 수의 파라미터(전체 모델은 5MB의 파일에 저장 가능, DRIU 모델은 약 120MB 필요), 최신 프레임워크 사용으로 프로그래밍이 매우 쉬운 것으로 나타났습니다.