

# 디블러를 고려한 초해상화 모델 기반 차량 번호판 인식 성능 개선

이여진<sup>1</sup>, 문용혁<sup>\*2,3</sup><sup>1</sup>부경대학교 전자공학과 학부생<sup>2</sup>한국전자통신연구원 초지능창의연구소<sup>3</sup>과학기술연합대학원대학교 인공지능학과 교수

leeyejin@pukyong.ac.kr, yhmoon@etri.re.kr

## Improving License Plate Recognition Based on a Deblurring Super-Resolution Model

Yeo-Jin Lee<sup>1</sup>, Yong-Hyuk Moon<sup>\*2,3</sup><sup>1</sup>School of Electric Engineering, Pukyong National University<sup>2</sup>Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI)<sup>3</sup>University of Science and Technology (UST)

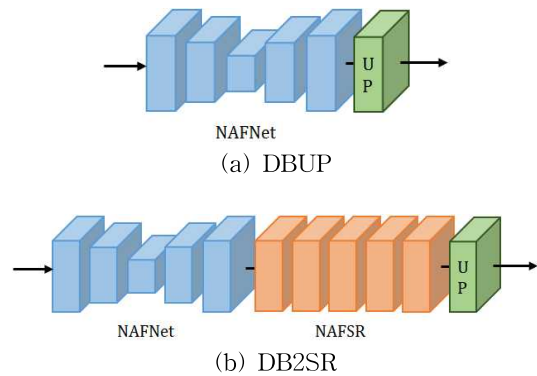
### 요 약

자동차 번호판 인식은 영상 내 검출한 차량의 번호판의 문자열을 인식하여 차량을 식별하고 추적하는 기술로 주변 환경에 의한 잡음, 왜곡과 차량의 움직임으로 발생한 흐림, 영상 입력 장치와의 물리적 거리 등에 강인해야 한다. 본 논문에서는 차량 움직임으로 발생한 흐림이 있는 저해상도 영상에 대한 번호판 인식 성능의 향상을 위해 디블러링 모델과 초해상화 모델을 이용한 영상 복원 방법을 제안한다. 실험을 통해 디블러링 모델과 초해상화 모델을 결합하여 흐림이 있는 저해상도 국내 번호판 영상에서의 인식 성능을 개선하였다.

### 1. 서론

최근 지능형 교통 관리시스템의 발전에 따라 교통 감시 시스템(CCTV)으로부터 획득한 영상을 분석하여 활용하는 연구가 지속해서 이루어지고 있다. 그 중 자동차 번호판 인식 기술은 영상 내 검출한 차량의 번호판을 인식하여 차량을 식별하고 추적하기 위한 기술로 도로의 교통상황 통제, 위법 차량 단속 등에 활용된다. 번호판 인식은 흐림이 적고 고해상도 영상이 입력되었을 때 좋은 성능을 보인다. 그러나, 실제 교통 감시 시스템에서 얻은 영상은 차량 움직임으로 인한 모션 블러(Motion Blur)와 영상 입력 장치와 차량 간 물리적 거리에 기인한 매우 작은 객체(Small Object) 문제로 인해 번호판 인식 성능이 현저하게 저하되는 치명적인 문제가 있다.

본 논문에서는 차량의 움직임으로 발생한 흔들림(Motion Blur)이 있는 영상에 대해 번호판 인식 기술의 성능 향상을 위해 초해상화(Super Resolution) 모델과 디블러링 모델을 결합한 영상 복원 방법을 제안한다. 제안 방법을 검증하기 위해 모션 블



(그림 1) 제안하는 영상 복원 방법의 개략도

러가 있는 데이터 세트와 국내 번호판 데이터 세트에서 정량적, 정성적으로 성능을 평가하고 분석한다.

### 2. 제안 기법

본 장에서는 모션 블러가 있는 저해상도 영상에서 번호판 인식 기술의 성능을 향상하기 위해 초해상화 네트워크와 디블러링 네트워크를 이용한 두 가지의 영상 복원 방법을 제시하고 분석한다. 먼저, 제안하는 방법의 개략도는 (그림 1)과 같다.

\*교신저자

<표 1> Scale 2에서 GoPro, REDS, LP100에 대한 정량적 지표와 정성적 지표 결과  
(볼드: 가장 우수한 성능, 밑줄: 두 번째로 우수한 성능, \*: 지식 증류한 경량 모델)

Method	#Blks	#Params	#FLOPs (GMac)	GoPro100 2× (PSNR ↑ / SSIM ↑ / PI ↓)			REDS100 2× (PSNR ↑ / SSIM ↑ / PI ↓)			KLP100 2× (Accuracy)
NAFSR	36	1.12M	15.7	29.669	0.909	7.3121	25.714	0.822	5.8845	0.57
DBUP-B	36	67.9M	15.95	<u>31.28</u>	<u>0.931</u>	<u>6.9287</u>	<b>25.951</b>	<u>0.831</u>	<u>5.5625</u>	0.6
DBUP-M*	14	2.18M	6.57	30.368	0.919	7.1104	25.641	0.823	5.8541	0.58
DBUP-S	9	1.58M	4.48	29.853	0.912	7.1449	25.688	0.823	5.8135	<b>0.65</b>
DBUP-S*	9	1.58M	4.48	29.92	0.913	7.1968	25.648	0.822	5.8042	0.63
DB2SR-B	72	69.0M	31.47	<b>31.737</b>	<b>0.938</b>	<b>6.7275</b>	<u>25.883</u>	<b>0.832</b>	<b>5.3309</b>	<b>0.62</b>
DB2SR-S	19	1.89M	8.79	30.191	0.917	7.0456	25.712	0.826	5.6047	<u>0.64</u>
DB2SR-S*	19	1.89M	8.79	30.282	0.919	7.0402	25.693	0.823	5.5357	0.62

- DBUP: 첫 번째 제안 기법은 디블러링 모델과 업스케일링 모듈을 결합한 Deblurring & Upscaling 구조를 가진다. 입력 이미지에 대해 디블러링 모델을 통해 모션 블러를 제거한 뒤, 업스케일링 모듈을 통해 고해상도 영상으로 복원하는 절차를 수행한다. 객체의 흐림이 완성도 있게 제거된다면 작은 Feature 정보만 제공되더라도 간단한 Upscaling 모듈을 통해 초해상도 이미지로 복원할 수 있다는 실험적 발견을 따른다.
- DB2SR: 두 번째 제안 기법은 디블러링 모델과 초해상화 모델을 순차적으로 연결한 Deblurring to Super Resolution 형태로 구성된다. 작은 Upscaling 모듈을 빠르게 학습하여 초해상도 이미지 복원을 하는 것에 비해 별도의 초해상도 모델을 두어 더 우수한 품질의 영상으로 복원하도록 훈련한다.

본 논문에서는 제안 기법을 구현하기 위해 U-Net 구조를 가진 NAFNet[1]을 디블러링 모델로 이용한다. 초해상화 모델은 NAFSSR[2]을 단일 브랜치 형태인 NAFSR로 구성하여 획득한다. 두 가지 제안 방법론에 대해 모델 경량화(블럭 조절)와 지식 증류[3] 기법을 적용하여 모델의 구조적 차이로 인한 성능 변이를 평가할 수 있도록 구성한다.

### 3. 성능 평가

#### 3.1 실험 설정

제안 기법의 학습을 위해 디블러링 모델 학습에 널리 사용되고 있는 GoPro[4] 데이터 세트를 사용한다. 충분한 양의 훈련 데이터를 얻기 위해 데이터 중 2,013장을 1, 0.7, 0.5의 복원 비율로 축소한 후 무작위의 위치에서 256x256 크기의 패치로 잘라 14,000장을 획득하여 학습에 사용한다.

<표 2> 공통 학습 설정

Configuration	Settings
Optimizer	AdamW( $\beta=0.9$ )
Learning Rate	$10^{-4}$ , half reduction at every 100 epochs
Batch Size	16
Max Epochs	140

#### 3.2 정량적 결과 분석

<표 1>은 두 가지 제안 방법의 초해상도 복원 화질을 평가하기 위해 별도로 구성된 데이터 3종을 기반으로 PSNR, SSIM, PI와 정확도(Accuracy)를 계산한 결과다. 먼저 모션 블러가 있는 1) GoPro 데이터 100장과 2) REDS[5] 데이터 100장이 성능 평가에 사용되었으며, 현실 세계와 같은 End-to-End 차량 번호판 인식 정확도 평가를 위해 AI-Hub에 공개된 국내 자동차 번호판 데이터 중 무작위로 100장의 이미지를 YOLOv5 번호판 검출 모델을 통해 번호판 영역을 획득 후, GoPro와 동일한 흐림을 적용하여 3) KLP100 데이터 세트를 구성하였다.

- (GoPro100 성능) 모든 지표에 대하여 DB2SR-B가 가장 큰 값을 얻었고, 제안한 두 가지의 방법을 적용하여 경량화한 모델들이 NAFSR와 비교하여 적은 파라미터와 FLOPs를 가지며 PSNR, SSIM, PI에서 더 좋은 성능을 달성하였다. 지식 증류한 경량 모델이 증류 받지 않은 모델과 비교하여 성능이 향상된 것 역시 확인할 수 있다.
- (REDS100 성능) DBUP-B와 DB2SR-B를 제외한 경량 모델들의 경우 NAFSR과 비교하여 PSNR은 개선되지 않았으나, SSIM과 PI에서 더 높은 성능을 달성하였다.
- (KLP100 성능) 영상 복원 기술을 적용하였을 때, 그렇지 않은 경우보다 정확도가 향상된 것을 확인할 수 있으며, DBUP과 DB2SR의 인식 정확도가 NAFSR의 인식 정확도보다 높고 DBUP-S가 가장 높은 정확도를 보인다.



(그림 2) GoPro 데이터 관련 복원 이미지의 시각적인 비교 평가

### 3.3 정성적 결과 분석

(그림 2)는 GoPro 데이터에 대한 영상 복원 결과를 시각적으로 비교하여 보여준다. DBUP과 DB2SR이 NAFSR 대비 더욱 뚜렷하고 선명한 문자를 복원하는 것을 확인할 수 있으며, 이 중에서 DB2SR-S이 선명도 복원 측면에서 가장 우수한 성능을 보장함을 알 수 있다.

### 4. 결론

본 논문에서는 모션 블러가 있는 저해상도 이미지 복원을 위해 디블러링 모델과 초해상화 모델을 이용한 두 가지의 영상 복원 방법을 제안하고, 정량적, 정성적으로 우수한 성능을 제공하는 모델 아키텍처를 실험을 통해 확인하였다. 특히, 초해상화 모델을 이용한 이미지 복원에 비해 디블러링 모델을 통해 모션 블러를 제거한 후 초해상화 복원을 적용하는 것이 성능적으로 유의미한 향상이 가능함을 실험 결과로부터 검증할 수 있었다. 후속 연구에서는 자동차 번호판 인식의 성능을 향상하기 위해 국내 자동차 번호판 데이터를 사용한 전이학습과 스마트 교차로에서 End-to-End로 추론 속도와 정확도를 보장하는 모델 경량화 연구를 진행할 예정이다.

#### Acknowledgement

이 논문은 2023년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연

구임 (No. 2021-0-00907, 능동적 즉시 대응 및 빠른 학습이 가능한 적응형 경량 엣지 연동분석 기술개발)

#### 참고문헌

[1] Chen, Liangyu, et al. "Simple baselines for image restoration." Computer Vision - ECCV 2022: 17th European Conference, Tel Aviv, Israel, October 23 - 27, 2022, Proceedings, Part VII. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022.

[2] Chu, Xiaojie, Liangyu Chen, and Wenqing Yu. "NAFSSR: stereo image super-resolution using NAFNet." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022.

[3] Hinton, Geoffrey, Oriol Vinyals, and Jeff Dean. "Distilling the knowledge in a neural network." arXiv preprint arXiv:1503.02531 (2015).

[4] Nah, Seungjun, Tae Hyun Kim, and Kyoung Mu Lee. "Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.

[5] Nah, Seungjun, et al. "Ntire 2019 challenge on video deblurring and super-resolution: Dataset and study." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2019.