# 소규모 저해상도 한글 손글씨 음절 이미지의 자모 태그 기반 어노테이션 설계 및 유효성 검증

임채진[1], 한정수[2], 이현섭[2*]
[1]백석대학교 일반대학원 소프트웨어융합 전공 박사과정, [2]백석대학교 컴퓨터공학부 교수

# Design and Validation of Jamo-Tag-Based Annotation for Small-Scale, Low-Resolution Images of Handwritten Hangul Syllables

Chae-Jin LIM[1], Jung-Soo HAN[2], Hyun-Seob LEE[2*]
[1]PhD candidate, Software Convergence, Baekseok University
[2]Professor, Division of Computer Engineering, Baekseok University

**요 약** 한글 손글씨 자료는 음절별 표본 확보가 어렵고 불균형이 크며, 오래된 자료에서는 저해상도 문제가 함께 나타난다. 본 연구는 완성 음절 라벨에 자모 구성 정보를 부가해 학습용 목표 분포에 반영하는 자모 태그 기반 구조화 어노테이션 방식인 Jamo-Structured(자모구조형)를 제안하였다. 실험 대상은 김성환의 시사만화 〈고바우 영감〉 1955~1956년 연재분에서 추출한 저해상도 손글씨 완성 음절 이미지 3,455장, 534개 클래스다. 자모구조형은 정답 클래스에 0.95, 구조적 이웃에 나머지 0.05를 배분한다. 동일한 CNN(Convolutional Neural Network, 합성곱 신경망)과 데이터 조건에서 Hard Label(하드 라벨), Uniform Label Smoothing(균등 라벨 스무딩), Matched-Random(대응 무작위 배분)과 비교한 결과, 세 반복 분할에서 Macro-F1 89.55±1.82%, Balanced Accuracy(균형 정확도) 92.94±1.51%로 가장 높은 평균 성능을 보였다. Macro-F1은 각 비교 조건보다 4.99%p, 3.59%p, 9.68%p 높았다. 이는 자모 구성관계에 따른 목표분포의 구조화가 규모 작고 불균형한 저해상도 한글 손글씨 완성 음절 분류의 성능 향상에 기여할 수 있음을 나타낸다.

**주제어 :** 한글 손글씨 인식, 완성 음절 분류, 구조화 어노테이션, 자모 태그, 목표 분포, 라벨 스무딩

**Abstract** Handwritten Hangul (Korean Characters) data are often limited by insufficient samples for individual syllable classes, substantial class imbalance, and low resolution in older materials. To address these issues, a jamo-tag-based structured annotation method, termed Jamo-Structured, is proposed, in which jamo compositional information (initial, medial, and final components of a Hangul syllable) is incorporated into complete-syllable labels and training target distributions. Experiments were conducted on 3,455 low-resolution handwritten complete-syllable images from 534 classes extracted from the 1955–1956 installments of the newspaper comic strip Oldman GoBau. In Jamo-Structured, 0.95 is assigned to the target class and the remaining 0.05 to structural neighbors. Under the same CNN (Convolutional Neural Network) architecture and data conditions, Jamo-Structured was compared with Hard Label, Uniform Label Smoothing, and Matched-Random. Across three repeated Train-Test splits, Jamo-Structured achieved a Macro-F1 of 89.55±1.82% and a Balanced Accuracy of 92.94±1.51%, the highest average performance among the comparison conditions. Its Macro-F1 exceeded those of Hard Label, Uniform Label Smoothing, and Matched-Random by 4.99, 3.59, and 9.68 percentage points, respectively. These results indicate that Jamo-Structured target distributions can improve low-resolution handwritten Hangul complete-syllable classification under small-scale, class-imbalanced conditions.

**Key Words :** Handwritten Hangul recognition, complete-syllable classification, structured annotation, Hangul jamo tags, target distribution, label smoothing

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-지역지능화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2026-RS-2024-00436765)
*교신저자 : 이현섭(hyunseob@bu.ac.kr)
접수일 2026년 08월 14일 수정일 2026년 10월 01일 심사완료일 2026년 10월 17일

www.kci.go.kr

## 1. 서론

오래된 문헌자료는 원본부터 인쇄 및 보존 상태로 인해 열화된 상태거나 훗날 스캔된 데이터의 해상도 자체가 낮은 경우가 많다. 그중에서도 특히 손글씨는 정형화한 인쇄 문자와는 달리 필기자에 따라 형태와 정렬의 변동성이 크며, 음절별 표본 수의 편차도 커서 모든 클래스를 고르게 확보하는 데에는 현실적인 어려움이 있다. 일반적인 완성 음절 분류에서는 각 음절을 독립된 클래스로 취급하지만, 한글은 초성·중성·종성이라는 자모를 모아 한 음절을 구성하는 특성상 조합 가능한 클래스 수가 총 11,172개에 달한다[1]. 이처럼 많은 음절을 각각 하나의 클래스로 다룰 경우, 음절마다 충분한 학습 표본을 확보하기란 난망하다.

이에 본 연구는 하나의 데이터 객체에 해당 객체를 설명하는 복수의 태그를 부여하는 이미지 어노테이션의 개념[2]을 응용하여, 완성 음절 라벨에 초성·중성·종성의 구성 정보를 부가하고 학습용 목표분포에 반영한다. 이 방식을 구조화 어노테이션으로 정의하고, 이를 적용한 목표분포의 구성 방식을 자모구조형이라 명한다. 각 완성 음절은 유니코드 조합 규칙에 따라 자모로 분해되며, 정답 클래스와 두 자모를 공유하는 완성 음절을 구조적 이웃으로 정의하여 제한된 목표확률을 이들에게 분배한다. 즉 이미지를 자모 단위로 직접 분할하지 않고, 기존 완성 음절 분류의 정답 정보에 클래스 간 구조적 관계를 추가하는 것이다.

실험을 위한 데이터셋은 한국의 대표적인 신문 시사만화인 김성환의 〈고바우 영감〉 1955~1956년 동아일보 연재분을 대상으로 구성하였다. 해당 연재분은 대한민국 역사박물관의 〈고바우 영감〉 디지털 아카이브[3]를 통해 확인할 수 있으며, 본 연구에서는 연재 이미지에 포함된 손글씨 완성 음절을 수동으로 추출하였다. 데이터셋은 3,455장, 534개 완성 음절 클래스로 구성된 저해상도 손글씨 완성 음절 이미지로, 같은 음절 내 변동성이 크며 일부 음절은 표본이 한두 장에 불과해 클래스 간의 불균형도 크다. 자모구조형 목표분포의 유효성은 동일한 CNN 구조와 데이터 조건에서 오로지 정답 클래스에만 100% 확률을 부여하는 하드 라벨 방식과 정답 클래스의 확률 일부를 모든 비정답 클래스에 균등 배분하는 균등 라벨 스무딩, 자모 관계에 따른 확률 배치만 무작위로 뒤섞은 대응 무작위 배분 조건과 비교하여 검증하였다.

## 2. 관련 연구

한글의 음절은 초성·중성·종성 세 자모의 조합으로 이루어져 있으므로, 손글씨 인식에서도 완성 음절을 독립적인 클래스로만 처리하는 방식과 함께 자모의 조합 구조를 이용하는 선행 연구가 있어 왔다. 김인중 외(2015)는 한글 손글씨 인식에 DCNN(Deep Convolutional Neural Network, 심층 합성곱 신경망) 기반 한글 손글씨 인식기를 구성해 SERI95a[4]의 520개 클래스와 PE92[5]의 2,350개 클래스를 대상으로 기존의 전통적인 머신러닝 방식이 보였던 한계를 넘는 인식 성능을 보였다[6]. 그러나 이 방식은 11,172개의 전체 완성 음절을 독립된 클래스로 학습하는 데에는 높은 계산 비용이 따른다. 반면 김건욱 외(2022)는 손글씨 대상은 아니지만 인식 대상을 음절에서 자모로 바꾸어 11,172개의 독립된 클래스로 분류되는 문제를 52개 클래스의 문제로 압축함으로써 클래스 불균형과 대상 음절 선정 문제를 함께 해결할 수 있음을 제시하였다[7]. 한편 다중 클래스 분류에서 일반적으로 쓰는 하드 라벨 방식은 하나의 입력에 하나의 정답 클래스를 대응시키는 One-hot(원-핫) 벡터로 표현하여 해당 클래스에 목표확률 1, 나머지 클래스에 0을 부여한다[8]. Szegedy 외(2016)는 원-핫 목표분포를 완화하여 일부 확률질량을 다른 클래스에 분배하는 Label Smoothing(라벨 스무딩)을 적용함으로써 모델의 과도한 확신을 완화하였다[9]. 그러나 비정답 클래스에 잔여 확률을 무조건 균등하게 배분하는 균등 라벨 스무딩은 클래스 사이의 유사성이나 구조적 관계 차이를 목표분포에 반영하지 못하는 한계가 있다[10-11]. Dogan 외(2020), Liu 외(2021), 이동구 외(2021)는 균등 분배가 아닌 클래스 유사도, 클러스터 관계를 활용한 비균등 라벨 스무딩 연구를 제안하기도 했다[12-14].

본 연구에서는 자모 구성 요소를 공유하는 음절을 구조적 이웃으로 정의하고, 비정답 목표확률을 해당 이웃들에 배분한다. 데이터셋의 534개 완성 음절 분류 체계를 유지하면서 자모 관계를 목표분포 구성에 이용한다는 점에서, 자모를 인식 대상으로 삼고 자모 조합으로 완성 음절을 예측하는 김건욱 외(2022)의 방식과는 차이가 있다[7]. 목표분포의 정답 확신을 완화시키기 위한 스무딩 계수 $\epsilon$는 Müller 외(2019)가 CIFAR-100 이미지 분류 모델의 캘리브레이션 실험에서 0.05의 라벨 스무딩 파라미터를 적용한 사례를 참조하여 0.05로 설정하였다[15]. 본 연구의 실험에서는 $\epsilon$의 최적값을 별도로 찾지 않고 0.05로 고정한 상태에서 조건마다 비정답 목표확률의 배분 방식 차이를 비교하였다.

www.kci.go.kr

## 3. 연구방법

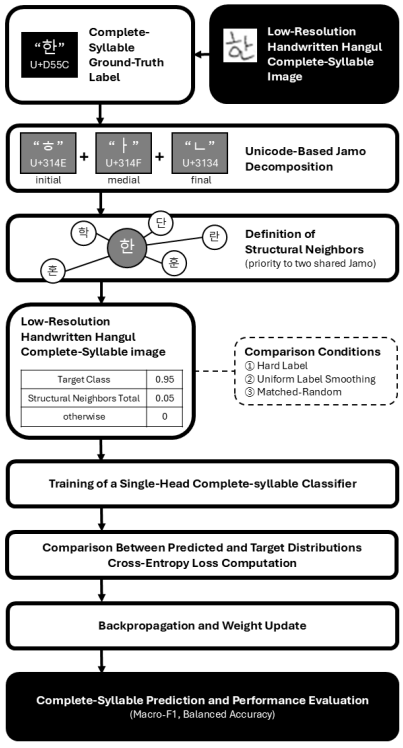
### 3.1 데이터셋 구성 및 전처리

본 연구는 신문 시사만화 〈고바우 영감〉의 1955~1956년 연재분에서 수동으로 추출해 라벨링한 저해상도 한글 손글씨 완성 음절 이미지 3,455장, 534개 클래스를 대상으로 하였다. 데이터셋 구축 과정에서는 원본 연재 이미지에서 손글씨 완성 음절이 포함된 영역을 음절 단위로 분리하고, 각 이미지에 해당하는 완성 음절을 정답 클래스로 지정하였다. 각 음절 이미지는 회색조로 변환한 후 노이즈를 감안해 약한 회색인 245를 임계값으로 글자가 자리한 위치의 최소 사각 영역을 산출한 후 이 영역의 긴 변 길이 기준 10%에 해당하는 여백을 추가하고 128×128 픽셀로 크기를 통일하였다. 시험 데이터를 제외한 학습 데이터에는 ±3도 기울기와 가로세로 ±3% 이동, 0.97~1.03배 크기 조정, 변환 후 빈칸 채우기 등을 포함한 증강을 무작위로 적용하였다.

불균형한 클래스별 표본 수를 고려해 표본이 2장 이하인 클래스는 모두 학습 데이터에 배정하고, 3~9장인 클래스는 1장을 시험 데이터에 배정하였으며, 10장 이상인 경우는 약 20%를 시험 데이터에 배정하였다. 이 분할 규칙에 세 개의 무작위 시드(314, 2718, 7777)를 적용해 반복 분할을 수행하였다. 각각의 분할은 학습 데이터 2,834장과 시험 데이터 621장으로 구성되며, 시험 데이터에는 245개 완성 음절 클래스가 포함된다. 나머지 289개의 희귀 클래스는 시험 표본 없이 학습에만 포함된다. 이상에 따라 본 연구의 실험은 학습 과정에서 본 완성음절 클래스에 대한 분류 성능을 평가하는 것으로, 학습 과정에서 보지 않은 완성 음절 클래스에 대한 분류 성능을 직접 평가하지는 않는다.

### 3.2 자모 태그 기반 구조화 목표 분포

[Fig. 1]은 본 연구의 학습 및 평가 과정을 나타낸 플로우차트다. 구조화 어노테이션을 구현하기 위해 534개 완성 음절을 유니코드 조합 규칙을 적용해 초성·중성·종성으로 자동 분해하였다. 정답 음절과 두 개의 자모를 공유하는 클래스를 기본적인 구조적 이웃으로 설정하되, 해당 이웃이 존재하지 않는 경우에는 한 개의 자모를 공유하는 클래스를 대체 이웃으로 사용하였다. 두 종류의 이웃은 한 클래스에 동시에 사용되지 않으며, 또한 종성에서 받침이 없는 경우는 자모 공유 여부 계산에서 제외하였다. 한 자모를 공유하는 클래스도 존재하지 않는 경우에는 정답 클래스를 제외한 모든 클래스에 비정답 목표 확률을 균등 배분하게끔 예외 처리하였다. 목표분포는 이미지의 시각적 특징이 아닌 음절 클래스의 자모 구성 관계를 기준으로 생성되며, 동일한 완성 음절로 라벨링된 모든 이미지는 동일한 목표분포를 학습에 사용한다.




[Fig. 1] Jamo-Structured Annotation-Based Learning Flow

$$q_k(y)=\begin{cases}1-\epsilon & , \quad k=y \\ \dfrac{\epsilon}{|N(y)|} & , \quad k\in N(y) \\ 0 & , \quad otherwise\end{cases} \tag{1}$$

식 (1)은 정답 클래스 $y$에 대한 클래스 $k$의 목표 확률 $q_k$의 식이다. $N(y)$는 정답 클래스 $y$의 구조적 이웃 집합이다. 클래스 $k$가 정답 클래스 $y$와 일치할 시에는 스무딩 계수 $\epsilon$를 1에서 뺀 값인 0.95를 부여하고, 나머지 $\epsilon$ 0.05는 구조적 이웃 클래스에 균등하게 분배한다. 따라서 정답 확률 0.95를 포함한 목표분포의 전체 확률 합은 1이 된다. 정답도 이웃도 아닌 경우엔 0을 할당한다. 학습에서는 이와 같이 구성한 목표 분포와 모델 예측분포 사이의 교차엔트로피를 손실로 사용하였다.

www.kci.go.kr

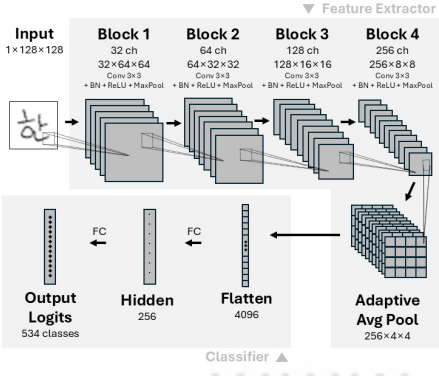
### 3.3 비교 조건과 CNN 분류 모델

본 연구에서는 자모구조형의 효과를 검증하기 위하여 동일한 데이터와 CNN 구조에서 하드 라벨, 균등 라벨 스무딩, 대응 무작위 배분을 비교 조건으로 사용하였다. 네 조건의 차이는 다음과 같다.

〈Table 1〉 Target Distributions by Condition

| Condition | Target Class Probability | Non-Target Probability Allocation |
|---|---|---|
| Hard Label | 1.00 | All 0 |
| Uniform Label Smoothing | 0.95 | 0.05 uniformly distributed across 533 non-target classes |
| Jamo-Structured | 0.95 | 0.05 distributed among structural neighbors |
| Matched-Random | 0.95 | Non-target probability values from Jamo-Structured randomly reassigned to non-target class positions |

〈Table 1〉은 조건별 목표분포의 배분 방식을 나타낸다. 4개의 비교 조건에는 동일한 학습·시험 데이터 분할, CNN 구조, 최적화 설정 및 학습 에포크 수를 적용하였다. 하드 라벨은 정답 클래스에 목표 확률 1을 부여하고 그 외의 모든 비정답을 0으로 두는 조건이며, 나머지 조건들은 정답 확률을 0.95로 고정한다. 균등 라벨 스무딩은 정답을 뺀 533개 클래스가 0.05를 나누어 갖게 되며, 자모구조형은 구조적 이웃에만 0.05를 분배하게 된다. 대응 무작위 배분은 자모구조형에서 만들어진 정답 확률, 비정답 전체 확률량, 양의 확률을 갖는 비정답 클래스 수와 개별 확률값을 유지하면서 값의 클래스 위치만을 바꾼 것이다. 이를 통해 일부 비정답 클래스에 확률을 집중시키는 방식의 효과와 자모 공유 관계를 반영한 확률 배분의 효과를 구분하여 비교하였다.




[Fig. 2] CNN Structure Diagram

[Fig. 2]는 본 연구에 쓰인 CNN 구조를 도표화한 것이다. 특징 추출부는 1채널 입력에서 32, 64, 128, 256 채널로 증가하는 4개의 합성곱 블록으로 구성된다. 각각의 블록은 하나의 3×3 합성곱층과 BN(Batch Normalization), ReLU, MaxPooling으로 구성된다. 특징 맵은 Adaptive Average Pooling을 통해 4×4로 변환한 뒤, Flatten을 거쳐 4,096차원으로 펼쳐지며 이를 FC(Fully Connected Layer, 완전연결층)를 통해 256차원 은닉 표현으로 변환하고 ReLU와 Dropout(0.30)을 적용한 뒤, 534개 완성 음절 클래스 각각에 대응하는 Logit(로짓)을 출력하도록 구성하였다.

### 3.4 평가 방법

본 연구는 클래스 불균형을 고려하여 주요 평가 지표로 Macro-F1을 사용하고, 균형 정확도를 보조 지표로 제시하였다. 균형 정확도는 시험 데이터에 실제 정답으로 존재하는 245개 완성 음절 클래스의 Recall(재현율)을 모두 더하여 해당 클래스 수로 나누어 구하였다.

$$\text{Macro}-\text{F1}=\frac{1}{M}\cdot\sum_{i=1}^{M}\text{F1}_i \qquad (2)$$

Macro-F1은 각 클래스의 F1-Score를 먼저 계산한 후 이를 클래스별로 동일하게 평균한 값이다[16]. 본 연구에서는 시험 데이터의 실제 정답에 존재하는 클래스만이 아니라, 시험 데이터엔 없지만 모델의 예측에 등장한 서로 다른 클래스의 총 수도 포함해 분모로 쓴다. 식 (2)에서는 이 총 수를 $M$으로 정의함으로써, 시험 데이터에 존재하지 않는 클래스로 잘못 예측한 사례까지 평가에 반영하였다. $i$는 클래스이며, $\text{F1}_i$는 해당 클래스의 F1-score다.

## 4. 실험 결과

실험은 NVIDIA GeForce GTX 1660 GPU, PyTorch 2.7.1+cu126 환경에서 수행하였다. 네 가지 비교 조건에는 동일한 CNN 구조, Batch Size 32, AdamW Optimizer(Learning Rate 0.001, Weight Decay 0.0001)를 적용하였다. 본 실험에서는 목표분포 구성 방식에 따른 성능 차이를 동일한 학습량으로 비교하기 위하여 별도의 검증 세트와 조기 종료를 적용하지 않았으며, 모든 조건에서 400 에포크 학습을 완료한 최종 모델

www.kci.go.kr

을 시험 데이터로 평가하였다. 이때 학습률은 Cosine Annealing Scheduler(코사인 어닐링 스케줄러)를 이용해 초기값 0.001에서 약 0.000001까지 감소하도록 설정하였다. 또한 각 분할의 비교 조건에는 동일한 모델 시드(20260730)를 적용해 모델 초기화와 학습 데이터의 뒤섞기 순서를 통제하였다. 다만 이러한 고정 학습 조건은 학습량 차이를 통제하기 위한 것으로 최적의 학습 종료 시점을 보장한 것은 아니다. 이하의 Macro-F1, 균형 정확도는 세 분할에서 산출한 값의 평균과 표준편차다.

〈Table 2〉 Classification Performance by Condition

| Condition | Macro-F1(%) | Balanced Accuracy(%) |
|---|---|---|
| Hard Label | 84.56±0.87 | 87.28±0.15 |
| Uniform Label Smoothing | 85.96±1.95 | 89.06±1.89 |
| Jamo-Structured | 89.55±1.82 | 92.94±1.51 |
| Matched-Random | 79.87±2.73 | 84.29±1.64 |

자모구조형의 Macro-F1은 89.55±1.82%로 하드 라벨보다 4.99%p, 균등 라벨 스무딩보다는 3.59%p 높았다. 세 반복 분할에서는 각각 91.30%, 87.68%, 89.68%를 기록하였으며 각 분할에서 모두 비교 조건보다 높았다. 균등 라벨 스무딩도 하드 라벨보다 1.40%p 높은 성능을 보였다. 비정답 확률량과 확률값을 자모구조형과 동일하게 유지하면서 클래스 위치만 무작위로 섞은 대응 무작위 배분은 Macro-F1이 79.87±2.73%로 자모구조형보다 9.68%p 낮았다. 균형 정확도에서도 자모구조형이 92.94±1.51%로 가장 높았다. 따라서 비정답 확률을 일부 클래스에 배분한 것만으로는 자모구조형의 성능 향상을 설명하기 어렵다.

마지막으로, 데이터셋의 인식 난도를 외부 기준과 비교하기 위해 범용 오픈소스 OCR(Optical Character Recognition, 광학문자인식)인 EasyOCR과 Tesseract를 별도 파인튜닝 없이 적용했다. Macro-F1은 각각 54.34±2.22%, 14.59±0.36%였다. 이 수치는 자모구조형과의 직접적 성능 비교가 아니라, 본 연구의 저해상도 손글씨 데이터셋이 범용 OCR에는 어려운 입력임을 보여주는 참고값이다.

## 5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 완성 음절 라벨의 자모 구성 관계를 목표분포에 반영한 자모구조형을 구성하고, 동일한 CNN과 데이터 조건에서 세 비교 조건과 성능을 비교하였다. 자모구조형은 하드 라벨과 균등 라벨 스무딩보다 높은 Macro-F1을 나타냈으며, 대응 무작위 배분보다도 우위를 나타냈다. 이 두 조건은 비정답 확률의 클래스 위치만 다르기 때문에, 둘의 성능 차이는 비정답 확률을 소수 클래스에 배분한 것만으로는 설명할 수 없다. 다만 자모 구성관계를 반영한 클래스 선택이 성능에 기여했다고 할 수 있다.

본 연구의 실험은 단일 완성 음절 출력 헤드를 사용하는 방식이다. 본 연구에서 초성·중성·종성이라는 한글 자모의 조합은 목표 분포를 구성하는 학습 정보에만 적용된다. 또한 전체 534개 완성 음절 클래스 중 시험 데이터에 포함된 245개 클래스는 학습 데이터에도 존재하므로, 본 연구의 결과만으로는 학습 과정에서 관찰된 완성 음절의 자모 조합을 바탕으로 미학습 완성 음절에 대한 자모 조합의 일반화 성능을 검증할 수 없다. 또한 모든 비교 대상에 학습량을 400 에포크로 고정한 것은 공정 비교조건을 구성하기 위한 방법론이지만, 수치의 최적성을 증명하는 근거는 되지 못한다.

이를 위해 후속 연구에서는 자모 구성관계를 목표분포에 반영하는 본 연구의 방식을 응용하면서 자모별 멀티헤드를 구성하여 각각의 자모를 직접적 학습 목표로 삼고자 한다. 또한, 동일한 완성 음절 클래스가 학습 데이터와 시험 데이터에 동시에 포함되지 않게끔 함으로써 미학습 자모 조합을 인식할 수 있는지를 검증하고, 최적의 학습량을 부여할 수 있도록 하고자 한다.

## REFERENCES

[1] S.J.Lee, "The Arrangement Order of Korean Consonants and Vowels(Jamo)," National Institute of Korean Language[Internet], https://www.korean.go.kr/nkview/news/12/128.htm.

[2] S.Zhang, B.Li and X.Xue, "Semi-Automatic Dynamic Auxiliary-Tag-Aided Image Annotation," *Pattern Recognition*, Vol.43, No.2, pp.470-477, 2010.

[3] National Museum of Korean Contemporary History, "Korean Contemporary History through Cartoon Gobau," [Internet], https://archive.much.go.kr/archive/go/index.do.

[4] I.J.Kim, "HangulDB: PE92, SERI95, and HanDB Handwritten Hangul Datasets," GitHub Repository[Internet], 2017, https://github.com/callee2006/HangulDB.

[5] D.H.Kim, Y.S.Hwang, S.T.Park, E.J.Kim, S.H.Paek and

www.kci.go.kr

S.Y.Bang, "Handwritten Korean Character Image Database PE92," *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol.E79-D, No.7, pp.943-950, 1996.

[6] I.J.Kim and X.Xie, "Handwritten Hangul Recognition Using Deep Convolutional Neural Networks," *International Journal on Document Analysis and Recognition*, Vol.18, No.1, pp.1-13, 2015.

[7] G.Kim, J.Son, K.Lee and J.Min, "Character Decomposition to Resolve Class Imbalance Problem in Hangul OCR," arXiv preprint arXiv:2208.06079[Internet], 2022, https://arxiv.org/abs/2208.06079.

[8] D.E.Rumelhart, G.E.Hinton and R.J.Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation," in *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol.1: Foundations, D.E.Rumelhart and J.L.McClelland, Eds., Cambridge, MA: MIT Press, pp.318-362, 1986.

[9] C.Szegedy, V.Vanhoucke, S.Ioffe, J.Shlens and Z.Wojna, "Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision," in Proceedings of the *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.2818-2826, 2016.

[10] S.Saha, S.Das and R.Srihari, "Similarity Based Label Smoothing for Dialogue Generation," in Proceedings of the *19th International Conference on Natural Language Processing (ICON)*, pp.253-259, 2022.

[11] S.Chhabra, H.Venkateswara and B.Li, "Label Smoothing++: Enhanced Label Regularization for Training Neural Networks," in Proceedings of the *35th British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2024.

[12] U.Dogan, A.A.Deshmukh, M.B.Machura and C.Igel, "Label-Similarity Curriculum Learning," in *Computer Vision – ECCV 2020, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.12374, pp.174-190, Springer, 2020.

[13] C.Liu and J.JaJa, "Class-Similarity Based Label Smoothing for Confidence Calibration," in *Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2021*, pp.190-201, 2021.

[14] D.G.Lee, H.Y.Choi, B.J.Kim, H.A.Jang, W.S.Jeong and S.W.Kim, "Label Smoothing for Fine Grained Data," in Proceedings of *CICS21*, The Korean Institute of Electrical Engineers, pp.208-209, 2021.

[15] R. Müller, S. Kornblith and G. E. Hinton, "When Does Label Smoothing Help?," Advances in *Neural Information Processing Systems*, Vol.32, pp.4696-4705, 2019.

[16] G.Ranjbaran, D.Reforgiato Recupero, G.Lombardo and S.Consoli, "Leveraging augmentation techniques for tasks with unbalancedness within the financial domain: a two-level ensemble approach," *EPJ Data Science*, Vol.12, Article No.24, 2023.

**임 채 진(Chae-Jin, LIM)** [정회원]



- 2004년 8월 : 백석대학교 정보통신학부 컴퓨터학 전공 (공학사)
- 2014년 2월 : 성공회대학교 문화대학원 미디어·문화연구전공 (문학석사)
- 2025년 3월 ~ : 백석대학교 일반대학원 소프트웨어융합 전공 (박사과정생)

〈관심분야〉
콘텐트-정보통신 융합, 인공지능

**한 정 수(Han, Jung Soo)** [정회원]



- 1992년 8월 : 경희대학교 컴퓨터공학부(공학석사)
- 2000년 8월 : 경희대학교 대학원 컴퓨터공학부(공학박사)
- 2001년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 교수

〈관심분야〉
AI 교육, 자율주행, 데이터 분석, SW 모델링

**이 현 섭(Hyun-Seob Lee)** [종신회원]



- 2007년 2월 : 한양대학교 컴퓨터공학과 (공학 석사)
- 2013년 2월 : 한양대학교 컴퓨터공학과 (공학 박사)
- 2012년 3월 ~ 2021년 2월 : 삼성전자 책임연구원
- 2021년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 조교수

〈관심분야〉
인공지능, 저장시스템, 임베디드 시스템

www.kci.go.kr