

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Belakangan ini budaya Korea telah mendapatkan perhatian yang besar dari seluruh dunia [1]. Tidak sedikit orang yang terpikat dengan popularitas budaya Korea dan merasa tertarik untuk mempelajari berbagai hal yang terkait dengan Korea, khususnya dalam mempelajari bahasa Korea [2]. Naiknya popularitas drama Korea dan K-pop menjadi faktor pendorong yang kuat bagi banyak orang untuk mempelajari bahasa Korea [3]. Drama Korea yang membuat ketagihan dan lirik musik K-pop yang populer [4] membuat orang Indonesia [5], Malaysia [5], Qatar [6], dan Uni Emirat Arab merasa terdorong untuk mempelajari bahasa Korea guna menikmati konten Korean Wave secara lebih menyeluruh dan memahami budaya populer Korea melalui drama dan musik. Bahkan, budaya Korea semakin menyatu dengan budaya negara Filipina, menjadikan banyak orang tertarik untuk mempelajari bahasa Korea sebagai bagian dari eksplorasi budaya Korea yang lebih dalam [7].

Terdapat alasan lain yang membuat orang ingin mempelajari bahasa Korea, yaitu bahasanya menarik, penting, dan bermanfaat untuk karir di masa depan [4]. Di samping populer di dunia hiburan, Korea juga menjadi salah satu negara dengan ekonomi terbesar di dunia yang memiliki perusahaan-perusahaan besar seperti Samsung, LG, dan Hyundai. Oleh karena itu, kemampuan berbahasa Korea dapat memberikan manfaat karir yang besar bagi seseorang. Tidak hanya itu, budaya Korea juga membawa dampak positif dan signifikan terhadap ketertarikan pada *entrepreneurship* [8].

Ada beberapa cara yang bisa digunakan untuk mempelajari bahasa, salah satunya adalah menggunakan aplikasi *mobile* [9]. Penggunaan aplikasi *mobile* memiliki efek positif dalam pembelajaran kosakata dan direkomendasikan dalam pembelajaran bahasa. Selain itu, penggunaan aplikasi pendeteksi tulisan tangan dapat meningkatkan kemampuan menulis seseorang [10]. Seseorang juga bisa melakukan pembelajaran di mana dan kapan pun secara mandiri dengan menggunakan aplikasi [11].

Tulisan tangan telah ada sejak lama dan digunakan untuk menyimpan informasi serta berkomunikasi [12]. Tulisan tangan berkembang dari piktograf

menjadi simbol-simbol abstrak. Setiap bahasa memiliki karakteristik huruf yang berbeda, seperti huruf-huruf yang terpisah atau terhubung. Karakter tulisan tangan sangat umum dalam kehidupan sehari-hari [13]. Pengenalan karakter tulisan tangan memiliki peran penting dalam berbagai aplikasi yang menggunakan pembelajaran mesin. Namun, tantangan muncul karena variasi dan ambiguitas dalam goresan tulisan tangan antara individu serta perubahan gaya tulisan dari waktu ke waktu. Dalam konteks pemrosesan gambar dan pengenalan pola, pengenalan karakter tulisan tangan *online* telah mencapai prestasi yang signifikan [14]. Data yang diperlukan untuk pengenalan tulisan tangan *online* adalah serangkaian koordinat yang merepresentasikan gerakan pena atau perangkat *input* manusia-komputer, seperti tablet tulisan tangan, ponsel pintar, dan *stylus*.

Dalam bahasa Korea, suku kata dibentuk dari kumpulan grafem yang diwakili oleh simbol sederhana [15]. Hal ini berbeda dari bahasa Inggris karena simbol-simbol tersebut dikelompokkan dalam sebuah blok persegi yang mewakili suku kata. Awal blok tersebut terdiri dari konsonan diikuti oleh inti vokal. Dalam beberapa kasus, konsonan akhir pada kata-kata dapat ditempatkan di bawah konsonan dan vokal inti. Secara total, bahasa Korea memiliki 11.172 suku kata yang terdiri dari dua atau tiga grafem (unit tulisan) [16]. Pengetahuan mengenai struktur suku kata dan penggunaan grafem dalam bahasa Korea tersebut menjadi faktor dalam pengenalan tulisan tangan. Dalam rangka mencapai tujuan deteksi otomatis dan pengenalan karakter tulisan tangan dengan cepat dan akurat, peneliti terlibat dalam penelitian pengenalan karakter [17].

Beberapa metode seperti Random Forest, SVM, KNN, dan teknik *machine learning* lainnya telah dikembangkan untuk mengenali tulisan tangan [18]. Namun, metode *deep learning* CNN memiliki *accuracy* tertinggi dibandingkan dengan algoritma *machine learning* yang umum digunakan untuk pengenalan tulisan tangan. CNN mendapatkan hasil yang bagus untuk klasifikasi tulisan dari gambar dan direkomendasikan untuk digunakan dalam pekerjaan serupa dengan bahasa yang cukup kompleks, seperti bahasa Korea, Cina, Finlandia, dan Jepang [19].

Convolutional Neural Networks telah mengalami kemajuan yang signifikan dalam pemrosesan gambar dan tugas-tugas *vision-related*. Perkembangan ini melibatkan peningkatan kinerja melalui desain pola unit pemrosesan yang efektif, penggunaan blok-blok sebagai pembelajar tambahan, dan pendekatan modular dalam arsitektur. CNN juga telah menunjukkan potensi untuk memanfaatkan informasi saluran selain informasi spasial. Selain itu, penelitian pada CNN terus berkembang dengan fokus pada aktivasi, fungsi *loss*, *optimization*, *regularization*,

algoritma pembelajaran, dan inovasi arsitektur. Kapasitas pembelajaran CNN telah meningkat secara signifikan dengan memanfaatkan *depth* dan modifikasi struktural lainnya. Peningkatan kinerja utama CNN dicapai dengan menggantikan struktur konvensional *layer* dengan blok-blok. Peran blok dalam jaringan dapat berfungsi sebagai *auxiliary learner*. *Auxiliary learner* ini dapat memanfaatkan informasi spasial, informasi *feature map*, atau bahkan meningkatkan *input channel* untuk meningkatkan kinerja. Blok-blok ini memainkan peran penting dalam meningkatkan kinerja CNN dengan memperhatikan masalah yang ada [20].

Convolutional Neural Networks utamanya digunakan untuk menyelesaikan tugas pengenalan pola yang sulit berbasis gambar [21]. CNN adalah jaringan saraf yang terinspirasi dari sistem saraf biologis dan sangat baik dalam pengenalan gambar [13]. *Neural network* adalah sistem neuron buatan yang saling terhubung dan dapat bertukar informasi satu sama lain. CNN dapat mengambil informasi mengenai hubungan dan letak spasial antara *layer-layer* dari gambar, sehingga dapat mengekspresikan ciri-ciri penting dalam gambar [22]. Desain CNN memungkinkan pencocokan yang kuat antara gambar asli dengan fitur penting untuk klasifikasi. Bobot, parameter, dan bias dalam transformasi dari gambar asli ke vektor fitur ditemukan selama tahap pelatihan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai karakteristik visual gambar. Struktur dasar CNN terdiri dari tiga jenis lapisan yaitu lapisan *convolution*, *pooling*, dan *fully connected layers* [23].

Penelitian serupa mengenai penggunaan Convolutional Neural Network dalam mengidentifikasi tulisan tangan suku kata bahasa Korea adalah “Variations of AlexNet and GoogLeNet to Improve Korean Character Recognition Performance”. Penelitian tersebut membandingkan performa dari dua arsitektur CNN, yaitu KCR-AlexNet dan KCR-GoogLeNet dengan menggunakan *dataset* PHD08 [24]. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 2.350 *class* dan masing-masing *class* memiliki 2.187 sampel gambar. Hasil yang didapatkan adalah KCR-AlexNet berhasil mencapai tingkat *accuracy* lebih dari 98%, sementara KCR-GoogLeNet mencapai tingkat *accuracy* lebih dari 99%. Selain itu, penelitian juga dilakukan pada *dataset* yang dibuat sendiri. *Dataset* terdiri dari karakter Korea dengan menggunakan *font* yang tidak terdapat dalam *dataset* PHD08. Hasilnya menunjukkan bahwa program OCR komersial memiliki tingkat keberhasilan klasifikasi antara 66,95% hingga 83,16%, sedangkan KCR-AlexNet dan KCR-GoogLeNet memiliki tingkat keberhasilan klasifikasi rata-rata masing-masing sebesar 90,12% dan 89,14%. KCR-AlexNet memiliki kecepatan *training* yang lebih cepat daripada KCR-GoogLeNet saat menggunakan *dataset* PHD08. Namun, jika tidak mempertimbangkan faktor waktu,

KCR-GoogLeNet memiliki kecepatan klasifikasi yang lebih tinggi.

Penelitian serupa lainnya adalah “HanFont: large-scale adaptive Hangul font recognizer using CNN and font clustering” menggunakan data sebanyak 33.00 gambar dengan jumlah *class* sebanyak 2.350 [25]. Dalam percobaan tersebut, HanFont menunjukkan tingkat pengenalan sebesar 94,11% untuk 3.300 *font* Hangul yang mencakup banyak *font* serupa, yang lebih tinggi 2,49% dibandingkan dengan ResNet. *Accuracy* pengenalan pada level klaster HanFont mencapai 99,47% ketika 3.300 *font* dikelompokkan menjadi 1.000 klaster. Dalam uji coba terhadap 100 *font* baru tanpa melakukan *training* ulang pada model CNN, HanFont mencapai *accuracy* sebesar 57,87%. Rata-rata *accuracy* untuk 56 *font* teratas tanpa *training* adalah 75,76%.

Pada penelitian “Handwritten Hangul Recognition Using Deep Convolutional Neural Networks” berhasil membangun pengenalan tulisan tangan karakter Hangul dengan *accuracy* 95.96% pada *dataset* SERI95a and 92.92% pada *dataset* PE92 [26]. *Dataset* SERI95a yang digunakan terdapat 520 kelas karakter dengan masing-masing terdiri dari 1.000 gambar. Sedangkan, *dataset* PE92 memiliki 2.350 karakter dengan masing-masing terdiri dari 100 gambar.

Berdasarkan latar belakang yang dijelaskan, penelitian ini akan berfokus untuk implementasi algoritma Convolutional Neural Network untuk klasifikasi tulisan tangan suku kata bahasa Korea dengan menggunakan *dataset* PHD08. Penelitian ini akan membandingkan beberapa *hyperparameter* pada model CNN yang dibuat khusus untuk klasifikasi tulisan tangan [19].

Hal yang menjadi pembeda dari penelitian “Variations of AlexNet and GoogLeNet to Improve Korean Character Recognition Performance” adalah hal yang diuji. Penelitian tersebut melakukan pengujian dengan membandingkan *split* data *train* dan *test*, sedangkan penelitian ini membandingkan parameter *optimizer* dan *learning rate*. Selanjutnya, perbedaan antara dua penelitian lainnya terletak pada *dataset* dan *model* yang digunakan.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, berikut adalah rumusan masalah pada penelitian ini.

1. Bagaimana implementasi algoritma Convolutional Neural Network dalam klasifikasi suku kata Bahasa Korea?

2. Berapa tingkat *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 Score* dalam klasifikasi suku kata Bahasa Korea dengan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network?

### 1.3 Batasan Permasalahan

Berikut adalah batasan masalah yang digunakan sebagai acuan agar penelitian lebih terfokus.

1. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset* PHD08. *Dataset* diunduh dari [http://cv.jbnu.ac.kr/index.php?mid=notice&document\\_srl=189](http://cv.jbnu.ac.kr/index.php?mid=notice&document_srl=189).
2. Data gambar memiliki ukuran  $28 \times 28$  *pixel*.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Berikut adalah tujuan dari dilakukannya penelitian ini.

1. Mengimplementasi algoritma Convolutional Neural Network untuk klasifikasi suku kata bahasa Korea.
2. Mengukur nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score* dari algoritma Convolutional Neural Network untuk klasifikasi suku kata Bahasa Korea.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Berikut adalah manfaat dari dilakukannya penelitian ini.

1. Model yang dibuat dapat dikembangkan lebih lanjut dan diimplementasikan dalam aplikasi penerjemah Bahasa Korea menggunakan pengenalan tulisan tangan.
2. Aplikasi yang dibuat dapat digunakan oleh masyarakat untuk belajar menulis suku kata Bahasa Korea.

### 1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut.



- Bab 1 PENDAHULUAN  
Pada bab ini meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan permasalahan, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.
- Bab 2 LANDASAN TEORI  
Pada bab ini meliputi teori-teori maupun algoritma yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan antara lain penjelasan mengenai Bahasa Korea, *Deep Learning*, Convolutional Neural Network, Fungsi Aktivasi, Fungsi *Loss*, *Vanishing Gradient*, dan *Confusion Matrix*.
- Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN  
Pada bab ini berisi penjelasan mengenai metode penelitian yang digunakan, perancangan sistem, dan gambaran aplikasi yang dibangun.
- Bab 4 HASIL DAN DISKUSI  
Pada bab ini berisi *source code* dari model dan hasil pengujian dari aplikasi yang telah dibuat.
- Bab 5 KESIMPULAN DAN SARAN  
Pada bab ini berisi kesimpulan dari penelitian yang sudah dilakukan dan saran yang membangun untuk penelitian selanjutnya.

