

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Deteksi wajah merupakan langkah pertama yang harus dilakukan dalam analisis wajah, termasuk di dalamnya adalah pengenalan ekspresi wajah (Yang dkk., 2016). Ekspresi wajah merupakan salah satu petunjuk visual yang menunjukkan keadaan emosi seseorang dan niat manusia. Emosi memainkan peran penting dalam kehidupan manusia bahkan mempengaruhi keadaan fisiologis dan psikologis (Salama dkk., 2020). Emosi dapat diketahui berdasarkan ekspresi mikro seseorang dan ekspresi mikro yang dilakukan manusia merupakan hal yang bersifat universal dan emosi juga dapat mempengaruhi beberapa aspek kehidupan manusia seperti pengambilan keputusan (Yani dan Adib, 2014), tingkat agresivitas (Handasah, 2018), nafsu makan, dan lain-lain di mana baik dan buruknya sangat dipengaruhi oleh emosi positif atau negatif seseorang. Baru-baru ini, pengenalan emosi wajah dalam gambar semakin menarik perhatian (Kalchbrenner dkk., 2014), yang menjadi lebih rumit karena latar belakang dan wajah beresolusi rendah (Jain dkk., 2019). Emosi umumnya dapat dibagi menjadi tujuh kategori: marah, tidak suka, takut, bahagia, sedih, terkejut, dan netral (H. Li dkk., 2020).

Deteksi emosi wajah bertujuan untuk menentukan apakah ada emosi wajah atau tidak di dalam citra, dan jika ada di mana letak wajah tersebut dan ukuran masing-masing wajah pada citra (Yang dkk., 2016). Dengan berkembangnya teknologi telah membawa perubahan dalam kehidupan sehari-hari yang mana teknologi sudah menjadi kebutuhan yang tidak dapat terpisahkan. Salah satu teknologi atau bidang studi yang sedang berkembang yaitu *Computer Vision* (Menghani dkk., 2016). *Computer Vision* adalah bidang studi yang meneliti bagaimana komputer bekerja untuk mengolah citra seperti dari gambar dan video yang sebelumnya hanya dapat dilakukan oleh persepsi manusia seperti menduga emosi seseorang dari ekspresi wajahnya (Ravi dkk., 2020).

Banyak peneliti telah menggunakan teknik *Computer Vision* untuk

mengidentifikasi emosi di wajah (Bantupalli dan Xie, 2018). Selain itu munculnya sistem *deep learning*, *computer vision* hanya mampu menjalankan tugas-tugas secara terbatas, dan memerlukan kode-kode yang harus dimasukkan secara manual oleh para Programmer (Nara dkk., 2019). Banyak metode tradisional menggunakan pembelajaran yang digunakan untuk klasifikasi emosi, baik berdasarkan fitur buatan tangan (Li dan Xu, 2020; Shan dkk., 2009) atau berdasarkan *deep neuron networks* (Simonyan dkk., 2015). Metode klasifikasi yang ada tersebut sangat bergantung pada data yang berkualitas tinggi dan berskala besar, terutama metode *deep learning* (Li dan Xu, 2020).

Deep learning memungkinkan proses membaca objek menjadi lebih mudah (Nishani & Cico, 2017). Salah satu hal terpenting keberhasilan metode tersebut adalah ketersediaan data pelatihan dalam jumlah besar (Parkhi dkk., 2015). Metode *deep learning* dapat dilatih dengan data yang sangat besar untuk mempelajari fitur dalam merepresentasikan data (Trigueros dkk., 2018). Salah satu algoritma *deep learning* yang paling sering digunakan terkait klasifikasi gambar adalah *Convolutional Neural Network* (Azizah dkk., 2017). Metode *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* merupakan salah satu metode yang paling efektif dalam menganalisa citra dikarenakan akurasi dan performa jauh lebih baik dibandingkan dengan metode tradisional (Cotter, 2020).

Sejak beberapa tahun, dengan popularitas yang diperoleh oleh metode *deep learning*, berbagai *deep neural network* dalam diimplemmentasi dengan sukses (Goularas dan Kamis, 2019). *Convolutional Neural Network* dan arsitektur *deep learning* serupa lainnya memiliki implikasi signifikan untuk pencitraan diagnostic (Banerjee dkk., 2019). *Convolutional Neural Network* digunakan untuk mengklasifikasikan data yang diberi label menggunakan metode *supervised learning*, dimana cara kerja *supervised learning* adalah data yang dilatihkan, dan variabel sasaran sehingga tujuan dari pendekatan ini adalah untuk mengelompokkan data menjadi data yang ada (Azizah dkk., 2017).

Metode pengolahan citra yang tepat, dibutuhkan agar mesin dapat mengklasifikasikan citra yang diberikan seperti penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya metode tradisional *Machine Learning* dapat mengidentifikasi objek

dalah hal ini adalah ekspresi wajah dengan tingkat akurasi yang rendah yaitu dibawah 60% (Tingxuan Zhang, 2019), Model *MobileNetsV2* dan *NASNet* merupakan model *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* yang paling efektif dalam menganalisa citra diakrenakan akurasi dan performa jauh lebih baik dibandingkan dengan metode tradisional (Cotter, 2020).

MobileNetV2 adalah arsitektur *Convolutional Neural Network* yang berupaya berfungsi dengan baik pada perangkat seluler. *MobileNetV2* didasarkan pada struktur residu terbalik di mana koneksi residual berada di antara layer *bottleneck* dan meningkatkan kinerja model seluler canggih pada berbagai tugas dan tolok ukur serta di seluruh spektrum ukuran model yang berbeda. Tidak seperti model *deep learning* lainnya, *MobileNetV2* memberikan akurasi prediksi yang tinggi tanpa terlalu banyak merugikan biaya komputasi dan memori (Lum dkk., 2020). Sedangkan, *Neural Architecture Search Network* (*NASNet*) sebagai struktur untuk model konvolusional. Jaringan dalam ini diperkenalkan pada awal 2018 oleh tim *Google Brain*. Dalam desainnya, *NASNet* berusaha untuk mendefinisikan *building block* dengan kinerja tinggi dalam kategorisasi sekumpulan gambar kecil (Martinez, Martínez dkk., 2020).

Terdapat beberapa penelitian dengan penerapan *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* untuk evaluasi model *MobileNetsV2* dan *NASNet* pada deteksi ekspresi wajah. Penelitian-penelitian tersebut menggunakan metode dan komputasi sebagai cara untuk melakukan evaluasi model, penelitian tersebut di antaranya adalah: *MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks* (Sandler dkk., 2018), Deteksi Atribut Wajah dengan *MobileNetV2* dan *NASNet-Mobile* (Saxen dkk., 2019), *Deep Learning* Berbasis *NASNet* untuk Pengenalan Penyakit Tumbuhan Menggunakan Gambar Daun (Adedoja dkk., 2019), Evaluasi arsitektur jaringan saraf dalam diidentifikasi celah tulang (Martinez, Hernández, dkk., 2020), Evaluasi Kinerja Jaringan Konvolusional *NASNet* dalam Identifikasi Otomatis COVID-19 (Martínez, dkk., 2020), *MobiExpressNet: Deep Learning Network* untuk Pengenalan Ekspresi Wajah pada Gawai (Cotter, 2020), dan Pengenalan Bahasa Isyarat Amerika Berdasarkan *MobileNetV2* (Lum dkk., 2020).

Berdasarkan penjelasan tentang penelitian yang dilakukan sebelumnya dan

dengan adanya dukungan dari perkembangan teknologi. Maka pada penelitian ini, penulis mencoba mengembangkan sistem informasi dengan penerapan *deep learning* dengan evaluasi model *MobileNetsV2* (Sandler dkk., 2018) dan *NasNet* (Zoph dkk., 2018) dalam mendeteksi ekspresi pada wajah. Mengevaluasi model *MobileNetsV2* dan *NASNet* diharapkan dapat menghasilkan model dengan performa dan akurasi yang baik untuk mendeteksi ekspresi pada wajah, serta dapat memberikan manfaat evaluasi model yang berkaitan dengan data-data ekspresi wajah tersebut menjadi sesuatu yang dapat berguna untuk penelitian kedepan.

1.2. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang bangun (sistem informasi deteksi emosi) dan evaluasi performa dan akurasi dari model Machine Learning *MobileNetsV2* dan *NasNet* untuk mendeteksi ekspresi pada wajah.

1.3. Manfaat Penelitian

Penelitian ini menerapkan memberikan informasi pada analisis tingkat evaluasi performa dan akurasi dari model *MobileNetsV2* dan *NasNet* dalam mendeteksi ekspresi pada wajah. Selain itu, dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu menggunakan dataset *Facial Expression Recognition 2013 (FER-2013)* dalam mengolah citra untuk mendeteksi ekspresi wajah yang akan menjadi dasar untuk menentukan emosi seseorang dan mampu melakukan deteksi emosi secara cepat dengan tingkat akurasi 70% sehingga pertolongan dapat dilakukan sedini mungkin.