

Studi Pustaka: Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Artificial Neural Networks

Agustani Bustami

Program Studi Magister Ilmu Komputer
Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur
Jakarta, Indonesia
abustami@gmail.com

Abstract: *Automatic facial expression recognition (FER) is an important component of human-computer interaction, aiming to make suppose (or conclusions) about the affective state (feeling), emotional expression, level of pain, etc. of a human's face image. Various models of Artificial Neural Networks have been widely used in the process of recognizing facial expressions especially in its role as a classifier in producing output or classification of facial expressions. Deep Neural Networks especially Convolutional Neural Networks (CNN) and its development can be the first choice classifier in facial expression recognition. Differences in the use of datasets, even for the same pair of feature extraction and classification methods can provide different levels of accuracy of facial expression recognition.*

Keywords: *facial expression recognition, artificial neural networks, pattern recognition, digital image processing, computer vision*

Abstrak: Pengenalan ekspresi wajah otomatis (*facial expression recognition* – FER) merupakan komponen penting dari interaksi manusia-komputer, bertujuan untuk membuat dugaan (atau kesimpulan) tentang keadaan afektif (perasaan), ekspresi emosi, tingkat rasa sakit, dll dari citra wajah seseorang. Beragam model *Artificial Neural Networks* telah banyak digunakan dalam proses pengenalan ekspresi wajah khususnya dalam perannya sebagai *classifier* dalam menghasilkan *output* atau klasifikasi ekspresi wajah.

Deep Neural Networks khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) beserta pengembangannya dapat menjadi *classifier* pilihan utama dalam pengenalan ekspresi wajah. Perbedaan penggunaan datasets walaupun pada pasangan metode *feature extraction* dan *classification* yang sama dapat memberikan tingkat akurasi pengenalan ekspresi wajah yang berbeda.

Kata kunci: pengenalan ekspresi wajah, jaringan saraf tiruan, pengenalan pola, pengolahan citra digital, *computer vision*

1. PENDAHULUAN

Emosi wajah merupakan faktor penting pada komunikasi manusia yang dapat membantu dalam memahami niat orang lain. Secara umum, seseorang menyimpulkan keadaan emosi orang lain, seperti gembira, sedih atau marah menggunakan ekspresi wajah atau nada suara. Dalam berkomunikasi, manusia menyampaikannya dalam bentuk verbal ataupun nonverbal. Di antara beberapa komponen nonverbal, dengan membawa makna emosional, ekspresi wajah adalah salah satu saluran informasi utama dalam komunikasi antar manusia [1]. Ekman dan Friesen mengklasifikasi ekspresi wajah berdasarkan studi lintas budaya, yaitu: marah, jijik, takut, bahagia, sedih dan terkejut. Hal tersebut menunjukkan bahwa manusia merasakan emosi dasar tertentu dengan cara yang sama terlepas dari bahasa dan budaya [2][3][4]. Selain itu terdapat 2 klasifikasi ekspresi lainnya berasal dari Datasets CK, yaitu: penghinaan dan netral [4]. Pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition* – FER) menjadi kebutuhan guna mengetahui pesan emosional apa yang disampaikan seseorang. Pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*) dalam banyak studi dikenal juga dengan istilah pengenalan emosi wajah (*facial emotion recognition*). Pada penelitian ini penulis memilih menggunakan istilah pengenalan ekspresi wajah.

Pada era teknologi digital seperti saat ini, sistem pengenalan ekspresi wajah otomatis (*facial expression recognition* – FER) merupakan komponen penting dari interaksi manusia-komputer, bertujuan untuk membuat dugaan (atau kesimpulan) tentang keadaan afektif (perasaan), ekspresi emosi, tingkat rasa sakit, dll dari citra wajah seseorang. Ekspresi wajah biasanya dijelaskan

dalam hal konfigurasi dan intensitas aksi otot wajah menggunakan *Facial Action Coding System* (FACS). Hampir semua ekspresi wajah memungkinkan secara anatomis dapat digambarkan sebagai kombinasi *action units* (AU) dan intensitasnya [4][5][1]. Beragam model *artificial neural networks* telah banyak digunakan dalam proses pengenalan ekspresi wajah khususnya dalam perannya sebagai *classifier* dalam menghasilkan *output* atau klasifikasi ekspresi wajah.

Permasalahan yang muncul dari studi yang penulis kumpulkan terkait dengan pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Artificial Neural Networks* adalah terbatasnya studi yang melakukan pemetaan antara pasangan metode yang digunakan untuk *feature extraction* dengan model *Artificial Neural Networks* sebagai *classifier*-nya.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk melakukan *systematic review* atas studi-studi tentang pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Artificial Neural Networks* yang pernah dipublikasi, sehingga didapat pemetaan yang diharapkan berguna bagi penelitian selanjutnya. *Systematic review* ini tidak memberikan opini terhadap suatu analisis yang pernah dilakukan dari penelitian sebelumnya.

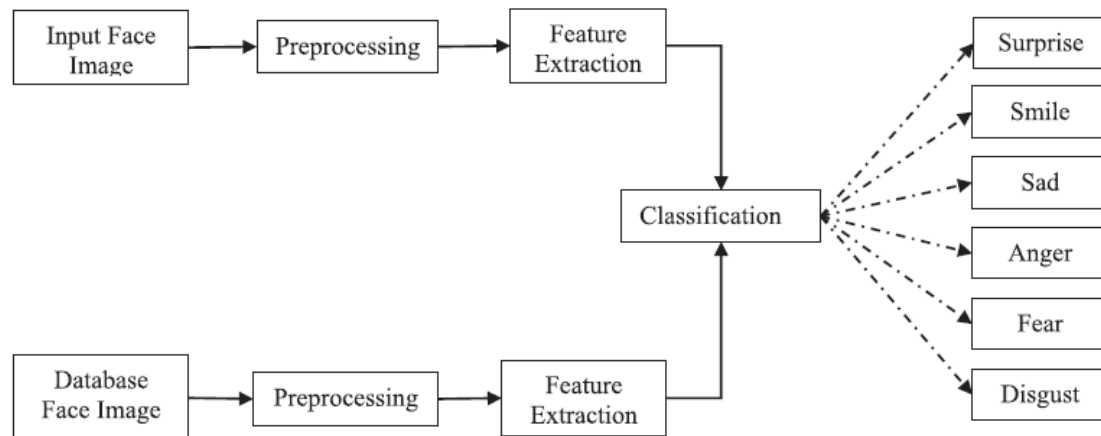
RQ: Pasangan metode *feature extraction* dan model *Artificial Neural Networks* manakah sebagai *classifier* dengan akurasi tertinggi dalam menghasilkan *output* pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*)?

Penyusunan penulisan dan penyajian hasil *systematic review* dibagi menjadi

lima bagian pembahasan, yaitu Pendahuluan (Bagian 1), Kajian Literatur (Bagian 2), Metodologi Penelitian (Bagian 3), Hasil dan Pembahasan (Bagian 4) dan diakhiri dengan Kesimpulan (Bagian 5).

2. KAJIAN LITERATUR

2.1. Facial Expression Recognition (FER)



Gambar 2. Arsitektur facial expression recognition

Dalam beberapa studi yang penulis dapatkan, terdapat perbedaan istilah yang digunakan untuk 3 tahapan utama tersebut di atas, namun memiliki makna yang sama, seperti tahapan: *face detection*, *feature extraction* dan *recognition* [6][7] serta tahapan: *face detection*, *facial landmark detection*, dan *facial expression and emotion classification* [1][2]. Istilah *face detection* merujuk pada tahapan *pre-processing*, *facial landmark detection* merujuk pada tahapan *feature extraction* serta *recognition*, *facial expression and emotion classification* merujuk pada tahapan *classification*. Terdapat 2 pendekatan FER berdasarkan pembentukan fiturnya, yaitu: *Conventional FER* yang mana fitur dibentuk secara manual (*handcrafted*) dan *Deep Learning-based FER* yang mana fitur dihasilkan melalui *output* dari *Deep Neural Networks* [1][2].

Pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition* – FER) umumnya terdiri dari 3 tahapan utama yaitu *Pre-processing*, *Feature Extraction* dan *Classification* dengan *output* adalah klasifikasi ekspresi wajah berdasarkan klasifikasi yang ditetapkan oleh Ekman dan Friesen seperti yang terlihat pada Gambar 2.

2.1.1 Pre-processing

Pre-processing adalah proses yang dapat digunakan untuk meningkatkan kinerja sistem FER dan dapat dilakukan sebelum proses *feature extraction*. Gambar asli dari ekspresi wajah memiliki latar belakang yang kompleks, ukuran yang berbeda, warna yang berbeda dan faktor lainnya, serangkaian proses *pre-processing* gambar harus diselesaikan sebelum ekspresi wajah dimasukkan ke dalam jaringan untuk pelatihan.

Menemukan wajah pada gambar dan memotong gambar wajah. Selanjutnya menormalkan gambar wajah ke ukuran tertentu, menyamakan histogram gambar untuk mengurangi pengaruh pencahayaan dan faktor lainnya. Mengekstrak tepi setiap lapisan gambar dalam proses konvolusi. Informasi tepi yang diekstraksi ditumpangkan pada

setiap gambar fitur untuk mempertahankan informasi struktur tepi gambar tekstur [8].

Selain itu, Algoritma Iterative Closest Point dapat digunakan untuk pendaftaran wajah 3D. Kemudian melakukan deteksi hidung, pemotongan wajah, pengambilan sampel ulang, dan prosedur proyeksi menggunakan metode normalisasi wajah 3D yang diusulkan. Akhirnya, dicapai gambar rentang 2D yang dinormalisasi (misal: peta geometri) dengan koordinat x, y, dan z [9]. Normalisasi adalah metode *pre-processing* yang dapat dirancang untuk pengurangan pencahayaan dan variasi gambar wajah dengan filter median dan untuk mencapai gambar wajah yang ditingkatkan. Metode normalisasi juga digunakan untuk ekstraksi posisi mata yang membuat perbedaan kepribadian lebih kuat untuk sistem FER dan memberikan kejelasan lebih lanjut untuk gambar input.

Haar Cascade Library dapat digunakan untuk mendeteksi wajah. Ekspresi wajah persegi panjang yang terdeteksi ini dipotong dan direkam dengan ukuran yang sama. Nilai-nilai piksel dalam gambar dikonversi ke gambar abu-abu ukuran 64x64 untuk ditempatkan di jaringan saraf. Proses ini dilakukan untuk menghindari kepadatan yang tidak perlu dalam jaringan saraf [10].

Perataan wajah juga merupakan metode *pre-processing* yang dapat dilakukan dengan menggunakan Algoritma SIFT (Scale Invariant Feature Transform). Untuk ini, pertama hitung gambar referensi untuk setiap ekspresi wajah. Setelah itu semua gambar diselaraskan melalui gambar referensi terkait [5][11].

2.1.2 Feature Extraction

Feature extraction adalah menemukan dan menggambarkan fitur-fitur positif yang menjadi perhatian dalam suatu gambar untuk diproses lebih lanjut. Pada pengolahan citra, *feature extraction computer vision* adalah tahap yang signifikan, yaitu melihat perpindahan dari grafik ke penggambaran data implisit. Kemudian penggambaran data ini dapat digunakan sebagai input untuk klasifikasi. Metode *feature extraction* dikategorikan ke dalam lima jenis seperti metode: *texture feature-based*, *edge based*, *global and local feature-based*, *geometric feature-based* dan *patch-based*.

Feature extraction menggunakan metode *texture feature-based* antara lain adalah: Filter Gabor dengan fitur magnitudo membatasi informasi tentang pengorganisasian gambar wajah. Fitur fase menampilkan informasi tentang deskripsi lengkap fitur magnitudo [9][12][5]; Local Binary Pattern (LBP) juga merupakan deskriptor tekstur dan dapat digunakan untuk *feature extraction*. Secara umum fitur LBP diproduksi dengan kode biner dan dapat diperoleh dengan menggunakan *threshold* antara piksel tengah dan piksel lokalitasnya [13][9].

Feature extraction menggunakan metode *edge based* antara lain adalah: Histogram of Oriented Gradients (HOG) adalah deskriptor fitur yang didukung jendela yang menggunakan filter gradien. Fitur yang diekstraksi didasarkan pada informasi tepi dari gambar wajah yang terdaftar. Ini mengekstrak fitur visual, misalnya ekspresi senyum berarti mata berbentuk kelengkungan [14][13].

Feature extraction menggunakan metode *global and local feature-based* antara lain adalah: Principal Component Analysis (PCA) digunakan untuk

ekstraksi fitur. Ini mengekstrak fitur global dan dimensi rendah [12][7].

Feature extraction menggunakan metode *geometric feature-based* antara lain adalah: Geometric yaitu titik-titik yang menggambarkan data geometris yang terkait dengan fitur wajah misalnya, mata, alis, dan mulut dipisahkan pada wajah [13].

Feature extraction menggunakan metode *patch-based* antara lain adalah: fitur gerakan wajah diekstraksi sebagai patch tergantung pada karakteristik jarak. Ini dilakukan dengan menggunakan dua proses seperti mengekstraksi patch dan pencocokan patch. Pencocokan patch dilakukan dengan menerjemahkan tambalan yang diekstraksi ke dalam karakteristik jarak [7].

2.1.3 Classification

Tahapan terakhir dari pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition* – FER) adalah *classification* dimana *classifier* menghasilkan *output* atau klasifikasi ekspresi wajah misalnya marah, jijik, takut, bahagia, sedih atau terkejut seperti yang ditetapkan oleh Ekman dan Friesen. Pada penelitian ini penulis memfokuskan *review* pada penggunaan *Artificial Neural Networks* sebagai *classifier*.

Artificial Neural Networks (ANN) cenderung seperti kotak hitam (*black box*). ANN akan melatih dan mencapai tingkat kinerja, tetapi tidak dapat dengan mudah ditentukan bagaimana ANN membuat keputusan. ANN sangat bernilai untuk aplikasi dimana analisis formal akan sulit atau tidak mungkin, seperti pengenalan pola dan identifikasi dan kontrol nonlinier [12][15].

Convolution Neural Network (CNN) terdiri dari dua *layer* seperti *layer* convolutional dan *layer* subsampling dimana gambar dua dimensi diambil sebagai *input*. Dalam lapisan convolutional, peta fitur diproduksi dengan membuat kernel konvolusi yang rumit dengan gambar dua dimensi dimana seperti pada lapisan subsampling, penggabungan dan pemindahan dilakukan. CNN juga mengandung dua persepsi penting yang kemungkinan dibagi berat dan konektivitas jarang [7][13][9][8].

2.2. Artificial Neural Networks (ANN)

Artificial Neural Networks (ANN) merupakan metode sistem komputasi yang meniru jaringan saraf biologis. Metode ini menggunakan basis perhitungan elemen non-linear yang disebut *neuron* yang disusun sebagai jaringan yang saling berhubungan, sehingga mirip dengan jaringan saraf manusia. ANN terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan informasi (*neuron*) yang saling terhubung dan bekerja bersama-sama untuk menyelesaikan sebuah masalah tertentu, pada umumnya adalah masalah klasifikasi ataupun prediksi [16][6].

Lapisan pada ANN dibagi menjadi tiga bagian, yaitu:

- Input layer*, terdiri dari *neuron* yang menerima data masukan dari variabel X. Semua *neuron* pada lapis ini dapat terhubung ke *neuron* pada *hidden layer* atau langsung ke *output layer* jika jaringan tidak menggunakan lapisan tersembunyi.
- Hidden layer* terdiri dari *neuron* yang menerima data dari *input layer*.
- Output layer* terdiri dari *neuron* yang menerima data dari *hidden layer* atau langsung dari *input layer* yang nilai luarannya (*output*) melambangkan

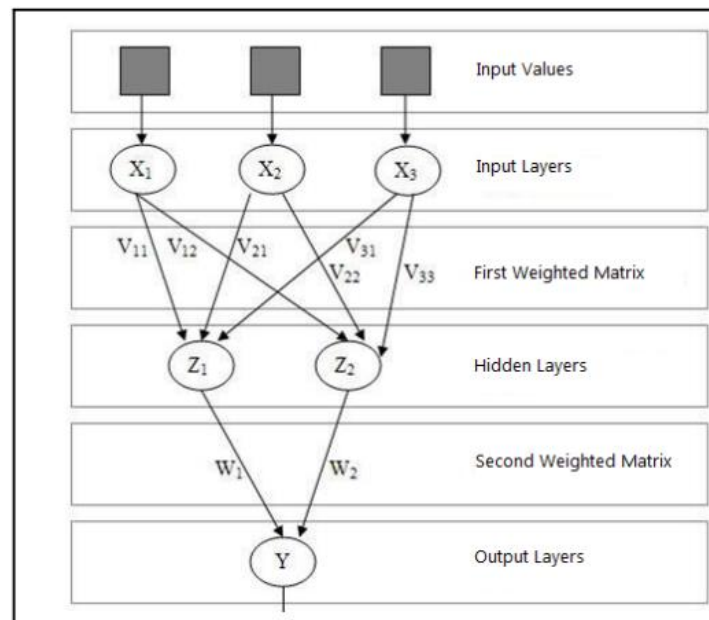
hasil kalkulasi dari X menjadi nilai Y .

Umumnya ANN terdiri dari empat komponen utama yang dapat menentukan karakteristiknya, yaitu [16]:

a) *Neuron*, adalah unit pengolah yang menjadi dasar informasi dalam pengoperasian ANN. *Neuron* bekerja dengan sinyal yang diberikan padanya. *Neuron* akan mengubah informasi sinyal yang melewati antara neuron yang ditransmisikan melalui penghubung. Koneksi antara *neuron* memilih bobot yang menyimpan informasi pada nilai tertentu. Jumlah, struktur dan pola hubungan antara *neuron-neuron* akan menentukan arsitektur jaringan. Pada akhirnya, mereka akan membentuk pola hubungan antar *neuron* (*architecture network*) yang merupakan tempat pemroses informasi.

- b) *Layer*, adalah komponen utama dari ANN. Operasi linear ditambahkan operasi non-linear akan membentuk *layer*.
- c) *Weight*, adalah nilai penghubung yang dimiliki koneksi antara layer yang sesuai. Konektor memiliki *weight* yang berbeda. *Weight* positif untuk memperkuat sinyal dan *weight* negatif untuk melemahkan sinyal.
- d) *Activation Function*, adalah non-linear yang ditambahkan setelah perhitungan linear. Setiap *activation function neuron* akan menerapkan jumlah sinyal tertimbang yang datang kepadanya untuk menentukan sinyal *output*. Activation function yang sering digunakan adalah Sigmoid, Tanh, ReLu atau Softmax.

Gambar 1 di bawah ini menunjukkan representasi Arsitektur Multilayer ANN yang terdiri dari 3 *layer*, yaitu: 1 *input layer*, 1 *hidden layer* dan 1 *output layer*.



Gambar 1. Arsitektur Multilayer ANN

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah arsitektur *neural networks* yang memiliki *multilayers* [4][17]. *Input* dan *output* CNN adalah vektor array yang

disebut sebagai *feature map*. Dimensi array tergantung pada jenis *input*. Sebagai contoh, *input* audio memiliki array satu dimensi seperti juga *input*

teks, *input* gambar memiliki array dua dimensi. Feature map *output* menggambarkan fitur yang diekstrak dari input. CNN terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu: *convolutional filter layer*, *pooling/subsampling layer*, dan *classification layer*.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Systematic review ini disusun berdasarkan pedoman pelaporan PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-analyses*) [18]. Terdapat beberapa langkah dalam penelitian ini sesuai dengan pedoman tersebut, yaitu:

- a) Mendefinisikan kriteria kelayakan;
- b) Mendefinisikan sumber informasi;
- c) Pemilihan studi;
- d) Pengumpulan data; dan
- e) Pemilihan item data.

3.1. Kriteria Kelayakan

Inclusion criteria (IC) berikut ini ditetapkan sebagai pedoman *review*:

IC1: Penelitian asli dan *peer-reviewed* yang ditulis dalam Bahasa Inggris;

IC2: Penelitian yang bertujuan mengidentifikasi pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*) menggunakan *Artificial Neural Networks*.

Hanya *paper* yang ditulis dalam bahasa Inggris (IC1) yang dipilih, karena Bahasa Inggris adalah bahasa yang umum digunakan oleh para peneliti di komunitas ilmiah. IC2 dimasukkan guna menjawab pertanyaan penelitian (*research question*).

Ketertarikan penulis tidak terbatas hanya pada pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*) menggunakan *Artificial Neural Networks*. Selain itu, penulis juga tertarik pada keterkaitannya dengan *digital image processing*,

computer vision maupun *pattern recognition*.

3.2. Sumber Informasi

Paper-paper yang kami butuhkan dalam melakukan *systematic research* ini berasal dari database studi akademis, yaitu ScienceDirect, Academia, IEEE Xplore, dan ResearchGate. Penulis hanya mengakses *paper* yang dalam upaya mendapatkannya mempersyaratkan terpublikasi dalam 5 tahun terakhir. Selain itu, penulis menelaah daftar referensi yang terdapat dalam *paper* untuk menemukan studi yang relevan.

3.3. Pemilihan Studi

Pemilihan studi dilakukan dalam fase-fase berikut:

- a) Pencarian kata kunci, dipilih sesuai dengan minat penelitian penulis dalam meninjau pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Artificial Neural Networks*. Kata kunci yang digunakan dalam pencarian *paper* pada database yang disebutkan di bagian 3.2 adalah “*facial expression recognition*”, “*facial emotion recognition*”, “*facial expression recognition using artificial neural networks*”, dan “*artificial neural networks for facial expression recognition, facial expression recognition using artificial neural networks.*”
- b) Eksplorasi dan pemilihan judul, abstrak, dan kata kunci dari *paper* yang diidentifikasi dilakukan berdasarkan kriteria kelayakan.
- c) Pembacaan lengkap atau sebagian *paper* yang memenuhi kriteria kelayakan dilakukan untuk menentukan apakah *paper* tersebut layak masuk dalam tinjauan;
- d) Daftar referensi *paper* ditelaah untuk menemukan studi yang relevan.

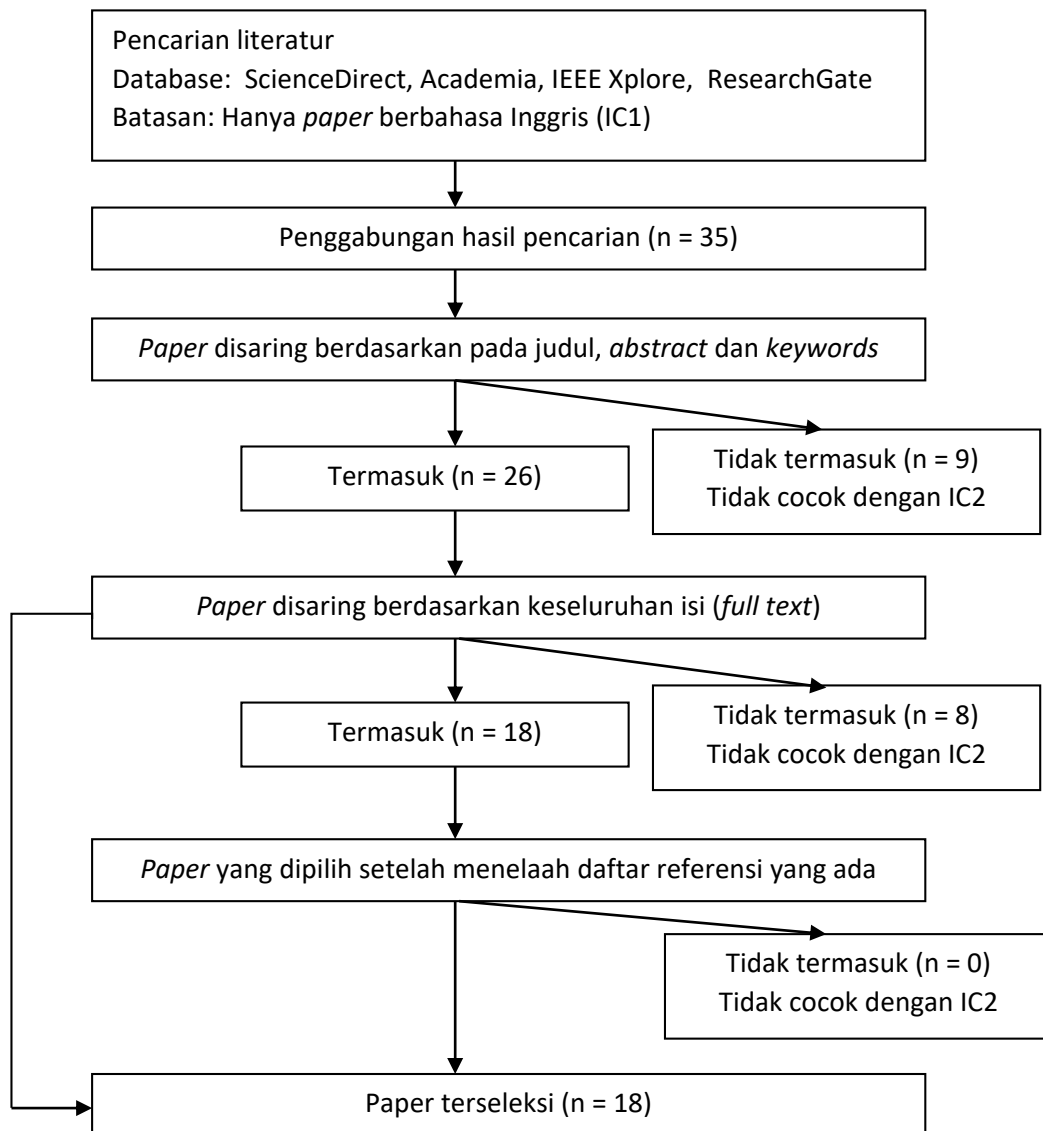
3.4. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan secara manual menggunakan instrumen tabel ekstraksi data yang terdiri dari: judul, penulis, tahun, nama jurnal/konferensi, tipe *paper*, topik, metode penelitian, hasil pembahasan dan kesimpulan. Paper yang relevan atau berpotensi relevan dinilai kesesuaiannya. Penilaian terdiri dari membaca teks lengkap dan data yang diekstraksi.

3.5. Pemilihan Item Data

Informasi yang diambil dari setiap *paper* terdiri dari: 1) Pengenalan ekspresi wajah; 2) Pengenalan emosi wajah; 3) *Artificial Neural Networks*.

Gambar 1 adalah diagram alir PRISMA yang menjelaskan langkah-langkah pekerjaan penulis dalam melakukan *systematic review*.



Gambar 1. Diagram Alir PRISMA

4.

5. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Seleksi *Paper*

Hasil pencarian dalam *database* yang dipilih memberikan total 35 *paper* yang

ditulis dalam bahasa Inggris dari tahun 2016 hingga 2020, cocok dengan kata kunci yang perlu dianalisis. Selanjutnya, *paper-paper* tersebut disaring berdasarkan judul, abstrak, dan kata kunci. Tersisa 26 *paper* yang kemudian ditinjau berdasarkan teks lengkapnya, sebanyak 9 *paper* dibuang karena tidak memenuhi kriteria IC2. Akhirnya terpilih 18 *paper* yang memenuhi kriteria kelayakan dan menjadi bahan dalam *systematic review* ini.

4.2. Karakteristik *Paper*

Informasi detil dari 18 *paper* yang terpilih dapat dilihat pada Tabel 1 tentang sebagai ekstrasi data final. Ekstrasi data final ini maksudnya adalah tabel ekstrasi data yang hanya berisi *paper-paper* terpilih berdasarkan kriteria-kriteria yang ada pada proses seleksi *paper* (Bagian 4.1), yaitu sebanyak 22 buah *paper*. Ekstrasi data final tersebut merupakan analisis kinerja sistem pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition* – FER) menggunakan *Artificial Neural Networks*.

Tabel 1. Ekstrasi Data Final – Analisis Kinerja FER

No	Judul	Penulis	Tahun	Nama Jurnal/ Konferensi	Tipe Paper	Metode Pre-processing	Metode Feature Extraction	Metode Classification	Kesimpulan
1	A Face Emotion Recognition Method Using Convolutional Neural Network and Image Edge Computing [8]	Zhang, et. al	2019	IEEE Access	Research Paper	Haar Cascade Library	Maximum pooling	CNN - Softmax	Tingkat pengenalan rata-rata 88,56% dengan iterasi yang lebih sedikit, dan kecepatan pelatihan pada set pelatihan sekitar 1,5 kali lebih cepat dari pada algoritma kontras.
2	Deep Convolutional Neural Network for Facial Expression Recognition using Facial Parts [11]	Nwosu, et. al	2017	Proceedings - 2017 IEEE 15th International Conference on Dependable, Autonomic and Secure Computing	Research Paper	Viola-Jones Algorithm	CNN	CNN	Akurasi pengenalan ekspresi rata-rata: • 97,71% (JAFFE Datasets) • 95,72% (CK+)
3	Deep Structured Learning for Facial Action	Walecki, et. al	2017	CVPR	Research Paper	OpenCV eye detector	Combining conditional random field	Copula CNN deep learning approach	Memperoleh kinerja tertinggi dengan model CCNN-IT di

No	Judul	Penulis	Tahun	Nama Jurnal/ Konferensi	Tipe Paper	Metode Pre-processing	Metode Feature Extraction	Metode Classification	Kesimpulan
	Unit Intensity Estimation [5]						(CRF) encoded AU dependencies with deep learning	h for modeling multivariate ordinal variables (CCNN-IT)	mana ICC 0,45% tercapai.
4	Emotion recognition from facial expression using deep convolutional neural network [4]	Liliana	2019	Journal of Physics: Conference Series	Research Paper	Deep learning-based FER	FACS	CNN	Tingkat akurasi rata-rata 92,81%
5	Emotion Recognition from Facial Expression using Deep Learning [19]	Roopa. S	2019	International Journal of Engineering and Advanced Technology	Research Paper	Deep learning-based FER	Fast Fourier transform (FFT) to spectrogram	Inception Net v3 CNN	Tingkat akurasi 35%
6	Emotion Recognition System by a Neural Network Based Facial Expression Analysis [12]	Filko, et. al	2017	Automatika	Research Paper	<i>Selected images from the database were cropped and centered</i>	Principal Component Analysis (PCA)	ANN	Tingkat akurasi rata-rata 70%
7	Emotion Recognition using Feed Forward Neural Network & Naïve Bayes [15]	Shahane, et. al	2019	International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering	Research Paper	<i>Capture using webcam, convert to pixel</i>	Naïve Bayes	Hybrid Feed Forward NN & Naïve Bayes	Ekspresi takut memiliki probabilitas lebih tinggi dibanding lainnya
8	Face Detection with Expression	Owayjan, et. al	2016	Middle East Conference	Research Paper	<i>Crop, Resize and convert</i>	Multi-Layer-Perceptron (MLP)	Multi-Layer-Perceptron	Mampu mendeteksi ekspresi wajah 55% - 80%.

No	Judul	Penulis	Tahun	Nama Jurnal/ Konferensi	Tipe Paper	Metode Pre-processing	Metode Feature Extraction	Metode Classification	Kesimpulan
	Recognition using Artificial Neural Networks [20]			on Biomedical Engineering, MEC BME		to grayscale	with Backpropagation	(MLP) with Backpropagation	
9	Face Recognition with Partial Face Recognition and Convolutional Neural Network [7]	Arya, et. al	2018	IJAR CET	Research Paper	Normalization	Linear Discriminant Analysis (LDA)	CNN	Model yang ditetapkan akan diimplementasikan dan diukur ketercapaiannya
10	Facial Emotion Recognition Using Deep Cnn Based Features [21]	Bodapati, et. al	2019	International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering	Research Paper	Viola Jones Algorithm	Convolutional Neural Networks Model (VGG16)	Deep Neural Network	Tingkat akurasi 86.04%
11	Facial Expression Recognition Using Artificial Neural Network [6]	Ahmad, et. al	2016	IJEDR	Research Paper	Crop, feature area extraction (eye, mouth)	Texture feature-based	ANN	Tingkat akurasi 92,49%
12	Facial Expression Recognition Using Neural Network [22]	Manisha, et. al	2018	IJCSIT	Research Paper	Normalization	Principal Component Analysis (PCA)	ANN	Tingkat akurasi rata-rata 76%
13	Facial Expression Recognition Using General Regression Neural Network [23]	Talele, et. al	2016	IBSS	Research Paper	Viola Jones Algorithm	Local Binary Pattern (LBP)	General Regression Neural Network (GRNN)	Tingkat akurasi Datasets: • JFED = 95,48% • TFED = 94,25% • CKFED = 94,91%

No	Judul	Penulis	Tahun	Nama Jurnal/ Konferensi	Tipe Paper	Metode Pre-processing	Metode Feature Extraction	Metode Classification	Kesimpulan
									• IFED = 94,81%
14	Facial Expression Recognition with Convolutional Neural Networks [3]	Raghuvansi, et. al	2019	Advances in Intelligent Systems and Computing	Research Paper	Deep learning-based FER	Fractional max-pooling (FMP)	Baseline, Five-layer CNN, Deeper CNN	Akurasi tertinggi (0,48) pada CNN yang dilatih dari awal dengan tujuh lapisan konvolusional
15	Facial Expression Recognition with Convolutional Neural Networks: Coping with Few Data and the Training Sample Order [17]	Lopes, et. al	2016	Pattern Recognition	Research Paper	Normalization	CNN	CNN	Tingkat akurasi 96,76% pada CK+ datasets
16	Micro-Facial Expression Recognition in Video Based on Optimal Convolutional Neural Network (MFEONN) Algorithm [13]	Lalitha, et. al	2019	IJEAT	Research Paper	Adaptive Median	Geometric, LBP, HOG	MFEONN	Tingkat akurasi 99.2%
17	Multimodal 2D+3D Facial Expression Recognition With Deep Fusion Convolutional Neural Network [9]	Li, et. al	2017	IEEE Transactions on Multimedia	Research Paper	Iterative Closest Point, Normalization	DF-CNN (Convolutional layers and ReLU nonlinearity)	Deep Fusion Convolutional Neural Network (DF-CNN)	Hasil visualisasi dan kuantifikasi menunjukkan bahwa fitur deep-dimensional DF-CNN 32-dimensi memiliki kemampuan diskriminatif yang kuat untuk membedakan ekspresi wajah yang berbeda.

No	Judul	Penulis	Tahun	Nama Jurnal/ Konferensi	Tipe Paper	Metode Pre-processing	Metode Feature Extraction	Metode Classification	Kesimpulan
18	Real Time Emotion Recognition from Facial Expressions Using CNN Architecture [10]	Ozdemir, et. al	2019	TIPTE KNO 2019 - Tip Teknolojileri Kongresi	Research Paper	Haar Cascade Library	Convolutional Neural Network (CNN) based LeNet Architecture	Convolutional Neural Network (CNN) based LeNet Architecture	Akurasi = 96.43% Validasi akurasi = 91,81%

Dari Tabel 1 di atas tampak demografi item data dari 18 *paper* yang terpilih menunjukkan bahwa *paper-paper* tersebut dapat memberikan informasi yang dibutuhkan terkait dengan permasalahan yang ada yaitu terbatasnya studi yang melakukan pemetaan antara pasangan metode yang digunakan untuk *feature extraction* dengan model *Artificial Neural Networks* sebagai *classifier*-nya.

4.3. Pembahasan

Seperti yang disebutkan di atas Tabel 1 adalah analisis kinerja sistem pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition* – FER) menggunakan *Artificial Neural Networks*. Item data yang ditampilkan pada Tabel 1 tersebut sangat membantu penulis dalam memetakan pasangan metode *feature extraction* dan *classifier*-nya. Item data tersebut adalah judul, penulis, tahun publikasi, nama jurnal/konferensi, tipe paper, metode *pre-processing*, metode *feature extraction*, metode *classification* dan kesimpulan.

Beragam metode *pre-processing*, *feature extraction* dan *classification* ditunjukkan pada Tabel 1 tersebut. Pada kesempatan *systematic review* ini penulis hanya memfokuskan pada metode-metode

feature extraction dan *classification* yang digunakan dalam pengenalan ekspresi wajah serta kesimpulannya berupa tingkat akurasi pengenalan ataupun narasi kualitatif.

Dari *systematic review* ini ditemukan beragam penggunaan metode *feature extraction* yang dapat mewakili kategori yang ada yaitu *texture feature-based*, *edge based*, *global and local feature-based*, *geometric feature-based* dan *patch-based*. Sementara itu metode *classification* yang digunakan terlihat dominan adalah *Deep Neural Networks* khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) beserta pengembangannya. Dari 18 paper yang disurvei terdapat 13 metode *classification* yang menggunakan *Deep Neural Networks*.

Tabel 2 di bawah ini menunjukkan pemetaan 3 buah pasangan metode *feature extraction* dan *classification* dengan tingkat akurasi pengenalan ekspresi wajah tertinggi. Pasangan metode tersebut diurutkan berdasarkan nilai akurasi tertinggi lalu di bawahnya.

Tabel 2. Pemetaan Pasangan Metode *Feature Extraction* dan *Classification*

No	Metode Feature Extraction	Metode Classification	Tingkat Akurasi
1	Geometric, Local Binary Pattern (LBP), Histogram of Oriented Gradients (HOG)	Micro-Facial Expression Recognition on Optimal Convolutional Neural Network (MFEOCNN)	99.2%
2	Convolutional Neural Network (CNN)	Convolutional Neural Network (CNN)	97,71% (JAFEE Datasets)
3	Convolutional Neural Network (CNN)	Convolutional Neural Network (CNN)	96,76% (CK+ Datasets)

Dari Tabel 2 di atas tampak pasangan metode *feature extraction* Geometric, LBP dan HOG dengan metode *classification* Micro-Facial Expression Recognition on Optimal Convolutional Neural Network (MFEOCNN) adalah pasangan metode sistem pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition* – FER) dengan akurasi tertinggi dengan tingkat akurasi sebesar 99,2%. Selain itu, penggunaan datasets yang berbeda walaupun menggunakan pasangan metode *feature extraction* dan *classification* yang sama dapat menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda, namun tidak terlalu signifikan perbedaannya. Hal tersebut dapat dilihat pada pasangan metode nomor 2 dengan nomor 3.

6. KESIMPULAN

Dari penelitian tentang *systematic review* terkait dengan pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Artificial Neural Networks*, maka penulis menyimpulkan bahwa penggunaan *Deep*

Neural Networks khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) beserta pengembangannya sebagai *classifier* dalam pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Artificial Neural Networks* dapat menjadi pilihan utama. Perbedaan penggunaan datasets walaupun pada pasangan metode *feature extraction* dan *classification* yang sama dapat memberikan tingkat akurasi pengenalan ekspresi wajah yang berbeda.

Agar proses *systematic review* tentang pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Artificial Neural Networks* menjadi lebih baik dan lengkap, maka penulis menyarankan untuk penelitian-penelitian selanjutnya sebaiknya dapat meningkatkan jumlah paper yang akan ditinjau. Sehingga diharapkan hasil analisis yang didapat menjadi lebih variatif dan memberikan solusi yang lebih efektif dalam pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. C. Ko, "A Brief Review of Facial Emotion Recognition Based on Visual Information," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 2, 2018.
- [2] F. Nonis, N. Dagnes, F. Marcolin, and E. Vezzetti, "3D Approaches and Challenges in Facial Expression Recognition Algorithms - A Literature Review," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 18, 2019.
- [3] A. Raghuvanshi and V. Choksi, "Facial Expression Recognition with Convolution Neural Networks," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 797, pp. 539–545, 2019.
- [4] D. Y. Liliana, "Emotion

- Recognition from Facial Expression using Deep Convolutional Neural Network,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1193, no. 1, 2019.
- [5] R. Walecki, O. Rudovic, B. Schuller, V. Pavlovic, and M. Pantic, “Deep Structured Learning for Facial Expression Intensity Estimation,” *CVPR*, 2017.
- [6] B. Ahmad, R. Kuamr, and M. A. Usmani, “Facial Expression Recognition using Artificial Neural Network,” *IJEDR*, vol. 4, no. 3, pp. 663–666, 2016.
- [7] S. Arya and A. Agrawal, “Face Recognition with Partial Face Recognition and Convolutional Neural Network,” *IJAR CET*, vol. 7, no. 1, p. 216, 2018.
- [8] H. Zhang, A. Jolfaei, and M. Alazab, “A Face Emotion Recognition Method Using Convolutional Neural Network and Image Edge Computing,” *IEEE Access*, vol. 7, no. October, pp. 159081–159089, 2019.
- [9] H. Li, J. Sun, Z. Xu, and L. Chen, “Multimodal 2D+3D Facial Expression Recognition with Deep Fusion Convolutional Neural Network,” *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 19, no. 12, pp. 2816–2831, 2017.
- [10] M. A. Ozdemir, B. Elagoz, A. Alaybeyoglu, R. Sadighzadeh, and A. Akan, “Real Time Emotion Recognition from Facial Expressions using CNN Architecture,” *TIPTEKNO 2019 - Tip Teknol. Kongresi*, no. October, pp. 1–5, 2019.
- [11] L. Nwosu, H. Wang, J. Lu, I. Unwala, X. Yang, and T. Zhang, “Deep Convolutional Neural Network for Facial Expression Recognition Using Facial Parts,” *Proc. - 2017 IEEE 15th Int. Conf. Dependable, Auton. Secur. Comput. 2017 IEEE 15th Int. Conf. Pervasive Intell. Comput. 2017 IEEE 3rd Int. Conf. Big Data Intell. Compu*, vol. 2018-Janua, pp. 1318–1321, 2018.
- [12] D. Filko and G. Martinović, “Emotion Recognition System by a Neural Network Based Facial Expression Analysis,” *Automatika*, vol. 54, no. 2, pp. 263–272, 2017.
- [13] S. D. Lalitha and K. K. Thyagarajan, “Micro-Facial Expression Recognition in Video Based on Optimal Convolutional Neural Network (MFEOCNN) Algorithm,” *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 9, no. 1, pp. 2832–2841, 2019.
- [14] N. Kumar H. N, S. Jagadeesha, and A. K. Jain, “Human Facial Expression Recognition from Static Images using Shape and Appearance Feature,” *Proc. 2016 2nd Int. Conf. Appl. Theor. Comput. Commun. Technol. iCATccT 2016*, pp. 598–603, 2017.
- [15] R. M. Shahane, R. S. K, and S. Siddeeq, “Emotion Recognition using Feed Forward Neural Network & Naïve Bayes,” *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 9, no. 2, pp. 2487–2491, 2019.
- [16] S. Widyarto *et al.*, “Wood Texture Detection with Conjugate Gradient Neural Network Algorithm,” *Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Informatics*, vol. 2017-Decem, no. September, pp. 19–21, 2017.
- [17] A. T. Lopes, E. de Aguiar, A. F. De Souza, and T. Oliveira-Santos, “Facial Expression Recognition with Convolutional

- Neural Networks: Coping with Few Data and the Training Sample Order,” *Pattern Recognit.*, vol. 61, pp. 610–628, 2016.
- [18] A. Liberati *et al.*, “The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration,” *J. Clin. Epidemiol.*, vol. 62, no. 10, pp. e1–e34, 2009.
- [19] N. Roopa. S, “Emotion Recognition from Facial Expression using Deep Learning,” *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 8, no. 6 Special Issue, pp. 91–95, 2019.
- [20] M. Owayjan, R. Achkar, and M. Iskandar, “Face Detection with Expression Recognition using Artificial Neural Networks,” *Middle East Conf. Biomed. Eng. MECBME*, vol. 2016-Novem, pp. 115–119, 2016.
- [21] J. D. Bodapati and N. Veeranjanyulu, “Facial Emotion Recognition using Deep Cnn Based Features,” *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 8, no. 7, pp. 1928–1931, 2019.
- [22] Manisha, J. Singh, and N. R. Prakash, “Facial Expression Recognition using Convolutional Neural Network,” *IJCSIT*, vol. 6, no. 3, pp. 3249–3251, 2018.
- [23] K. Talele, “Facial Expression Recognition Using General Regression Neural Network,” *IBSS*, 2016.