

Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Pada Sistem Deteksi Emosi dari Ekspresi Wajah Manusia dengan Aplikasi Android sebagai Antarmuka Pengguna

Muhammad Andika Fadilla, Herri Setiawan, Mustafa Ramadhan

Universitas Indo Global Mandiri

Penulis Korespondensi: herri@uigm.ac.id¹, mustafa@uigm.ac.id²,
andikafadilla.af@gmail.com³

Article Information:

Received: September 25, 2024, Accepted: Oktober 25, 2024, Published: Oktober 31, 2024

Abstract

Emotion detection through human facial expressions plays an important role in various fields, such as human-computer interaction, psychology, and artificial intelligence. This thesis describes the implementation of Convolutional Neural Network (CNN) for emotion detection system based on human facial expressions, with an Android application as the user interface. The dataset used to train the CNN model consists of fer2013 and muxspace, which includes thousands of human facial images with various expressions. The system development includes data preprocessing, CNN model training, model evaluation and optimization, and integration with the Android application. The results show that the generated model is capable of accurately identifying emotions from human facial expressions in realtime and can be used in various practical applications.

Keywords: Android Application, Convolutional Neural Network, Emotion Detection, Facial Expressions, Fer2013.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Dalam era teknologi dan kecerdasan buatan yang berkembang pesat, deteksi emosi dalam berbagai bidang seperti interaksi manusia-komputer, psikologi, dan kecerdasan buatan (Bieńkiewicz et al., 2021) serta kemajuan dalam teknologi dan kecerdasan buatan telah memungkinkan pengembangan sistem yang mampu mengenali dan memahami emosi manusia melalui ekspresi wajah (Ioannidou et al., 2017). Dalam konteks ini, sistem deteksi emosi dapat membantu meningkatkan kualitas interaksi antara manusia dan mesin, mendukung penilaian kesehatan mental, serta membantu dalam bidang pendidikan dan pengembangan sumber daya manusia (Khalil et al., 2019).

Salah satu metode yang efektif dalam deteksi emosi melalui ekspresi wajah adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) (Asvial et al., 2020). *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu jenis *deep learning* yang telah terbukti efisien dalam mengenali pola pada gambar, termasuk ekspresi wajah (I. Goodfellow et al., 2016). Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan dalam mengenali emosi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang ingin diselesaikan terkait dengan pengembangan sistem deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan aplikasi *Android* sebagai antarmuka pengguna. Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, perumusan masalah dalam penelitian ini dapat dirangkum:

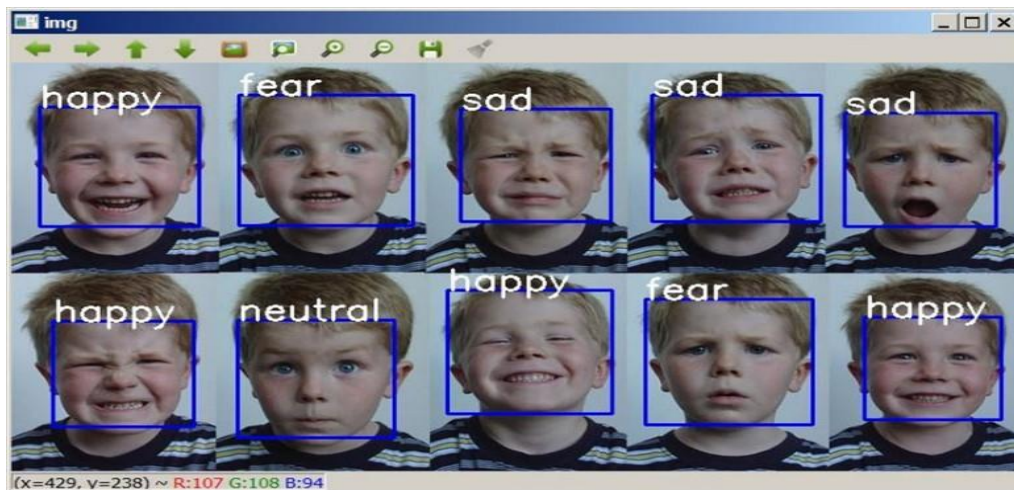
Bagaimana cara mengembangkan model Artificial Intelligence untuk sistem deteksi emosi dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) serta menggunakan fer2013 dan muxspace sebagai dataset untuk mengenali emosi dari ekspresi wajah manusia?

2. Tinjauan Literatur

2.1 Penerapan Deteksi Emosi dalam Berbagai Bidang

Deteksi emosi melalui ekspresi wajah manusia memiliki penerapan yang luas dalam berbagai bidang. Kemampuan untuk mengenali dan memahami emosi seseorang berdasarkan ekspresi wajahnya memberikan banyak manfaat.

1. **Interaksi Manusia-Komputer:** Deteksi emosi melalui ekspresi wajah memungkinkan sistem komputer untuk merespons secara adaptif terhadap emosi pengguna. Ini dapat meningkatkan pengalaman pengguna, memperbaiki antarmuka pengguna, dan menghasilkan interaksi yang lebih alami dan efektif (Picard, 2001).
2. **Kesehatan Mental:** Deteksi emosi melalui ekspresi wajah juga memiliki potensi besar dalam bidang kesehatan mental. Dalam pengawasan dan evaluasi kesehatan mental, sistem yang dapat mendeteksi dan menganalisis ekspresi wajah dapat memberikan indikator awal tentang kondisi emosional individu, membantu dalam diagnosis dini, pemantauan perkembangan, dan perawatan psikologis yang lebih efektif (Zeng et al., 2009).
3. **Pendidikan:** Dalam konteks pendidikan, deteksi emosi dapat digunakan untuk mengukur tingkat keterlibatan dan pemahaman siswa selama proses pembelajaran.
3. **Penelitian Psikologi:** Deteksi emosi melalui ekspresi wajah manusia juga digunakan dalam penelitian psikologi untuk mempelajari dan memahami emosi manusia. Data ekspresi wajah yang dikumpulkan dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola ekspresi emosional yang muncul dalam berbagai konteks dan situasi, membantu memperdalam pemahaman tentang sifat emosi manusia [3] (Scherer et al., 2010).



Gambar 1 Penerapan deteksi emosi dalam aplikasi

2.2 Keunggulan dan Keefektifan CNN dalam Deteksi Emosi dari Ekspresi Wajah

Convolutional Neural Network (CNN) memiliki keunggulan dan keefektifan yang signifikan dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Keunggulan ini menjadikan CNN sebagai metode yang paling umum digunakan dalam tugas deteksi emosi melalui ekspresi wajah.

Penggunaan CNN dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah telah terbukti berhasil dalam berbagai penelitian. Misalnya, studi oleh [4] Goodfellow et al. (2016) menunjukkan bahwa CNN dapat mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan emosi dari ekspresi wajah, melebihi metode tradisional. Penelitian lain oleh [3] Scherer et al. (2010) dan [5] Krizhevsky et al. (2012) juga menggarisbawahi keefektifan CNN dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah.

2.3 Validasi dan Rehabilitasi

2.3.1 Validasi

Validasi mengacu pada sejauh mana instrumen penelitian mampu mengukur apa yang dimaksudkan untuk diukur [6] (Lewis-Beck et al., 2003). Dengan kata lain, validitas berbicara tentang keakuratan pengukuran. Sebagai contoh, jika melakukan perancang sebuah tes untuk mengukur kecerdasan, tetapi tes tersebut sebenarnya lebih banyak mengukur motivasi, maka bisa dikatakan bahwa tes tersebut tidak valid (Lewis-Beck et al., 2003).

2.3.2 Rehabilitasi

Reliabilitas, di sisi lain, berbicara tentang konsistensi pengukuran (Tavakol and Dennick, 2011). Instrumen penelitian dianggap reliabel jika memberikan hasil yang konsisten di berbagai pengujian atau pengulangan [7] (Tavakol and Dennick, 2011). Misalnya, jika dilakukan pengukuran suhu ruangan dengan termometer dan mendapatkan pembacaan yang sama setiap kali kita mengukurnya (asumsi suhu ruangan tidak berubah), maka bisa dikatakan bahwa termometer tersebut reliabel [7] (Tavakol and Dennick, 2011).

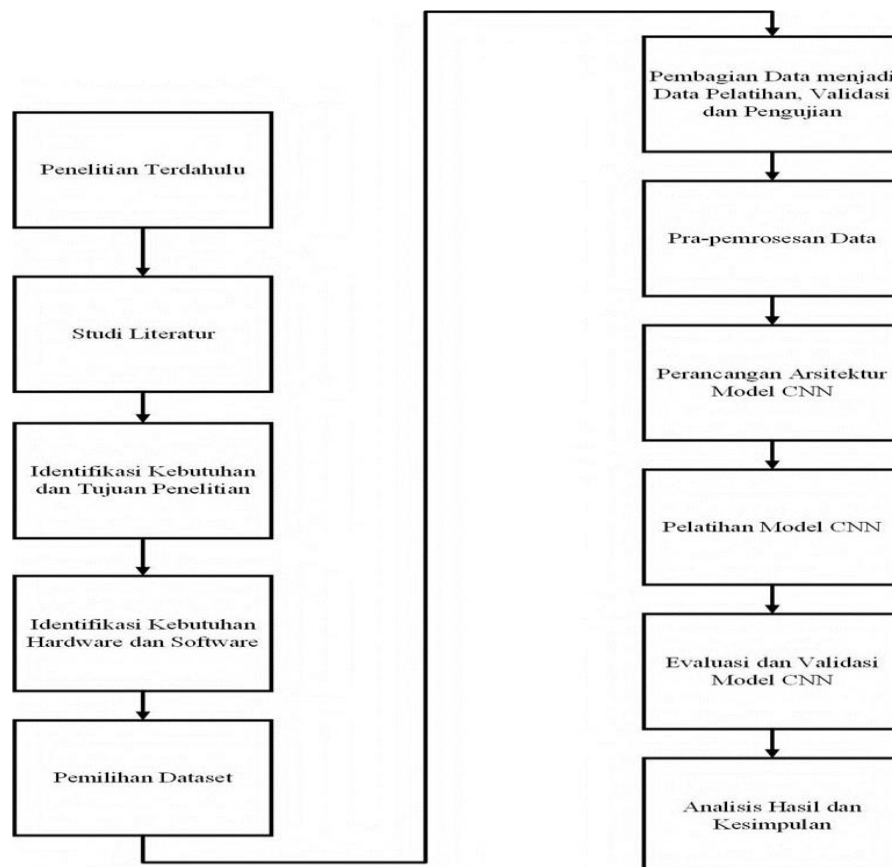
2.4 Aplikasi Android sebagai Antarmuka Pengguna

Aplikasi *Android* memiliki peran penting dalam sistem deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia, karena memberikan antarmuka yang mudah digunakan dan intuitif bagi pengguna untuk berinteraksi dengan sistem yang dikembangkan (Zhang et al., 2020). Sebagai perangkat yang paling umum digunakan saat ini, *smartphone Android* menawarkan kemampuan pemrosesan yang kuat, kamera berkualitas tinggi, dan konektivitas internet yang cepat, yang semuanya penting dalam pengembangan sistem deteksi emosi berbasis CNN (Hu, 2020).

3. Metode Penelitian

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian untuk implementasi metode *Convolutional Neural Network* pada sistem deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia dengan aplikasi *android* sebagai antarmuka pengguna terdapat pada Gambar 3.1.



Gambar 2 Tahapan Penelitian

3.2 Pemilihan Dataset

Pemilihan dataset ini didasarkan pada kriteria yang penting, yaitu kelengkapan, variasi, dan representativitas. Dataset *fer2013* dan *muxspace* telah memenuhi kriteria tersebut dengan menyediakan berbagai ekspresi emosi yang mencakup spektrum yang luas. Dengan menggunakan dataset yang komprehensif dan bervariasi, model CNN yang

dikembangkan akan dapat melakukan pra- pemrosesan dan belajar mengenali berbagai ekspresi emosional yang mungkin muncul pada wajah manusia.

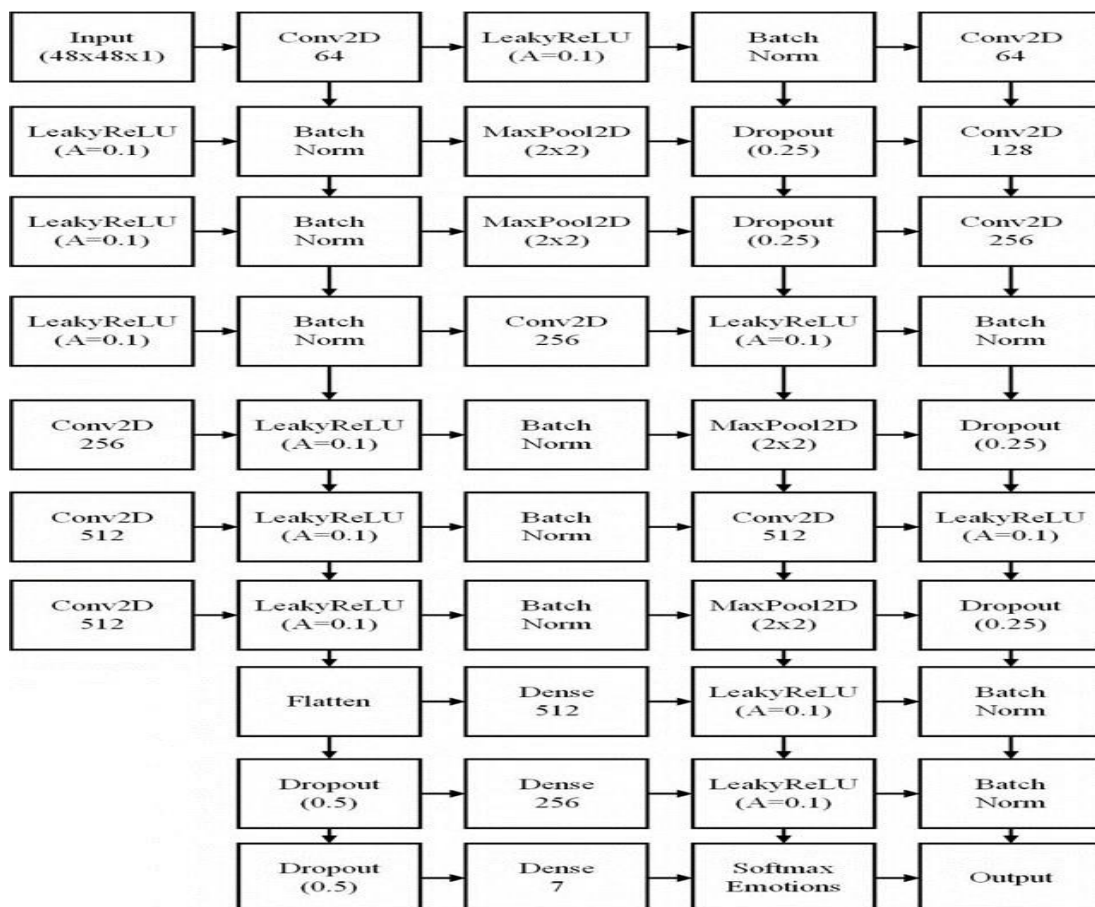
Dengan pemilihan dataset yang tepat, penelitian ini akan dapat mengembangkan model CNN dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Dataset yang bervariasi dan representatif akan memberikan dasar yang kuat dalam melatih dan menguji model CNN, serta menghasilkan penelitian yang berkontribusi dalam bidang deteksi emosi melalui ekspresi wajah.

3.3 Perancangan Arsitektur Model CNN

Model ini terdiri dari beberapa lapisan *Convolutional Neural Network* (CNN), lapisan *MaxPooling*, dan lapisan *Dropout*, serta lapisan *Flatten* dan *Dense*. Pada lapisan CNN, digunakan fungsi aktivasi *LeakyReLU* dan normalisasi *batch*. Fungsi aktivasi *LeakyReLU* digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas ke model, sementara normalisasi *batch* digunakan untuk mempercepat proses pelatihan dan memperbaiki kinerja model.

Setelah semua lapisan konvolusi, dilakukan proses *Flatten* untuk mengubah *tensor 3D* menjadi *vektor 1D* sebelum melewati lapisan *Dense* atau sepenuhnya terhubung. Lapisan *Dense* ini menggunakan regularisasi L2 untuk mencegah *overfitting*.

Gambar Arsitektur Model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3 Arsitektur Model *Convolutional Neural Network* (CNN)

3.4 Analisis dan Kesimpulan

Berdasarkan analisis hasil yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan mengenai keefektifan dan keakuratan model CNN dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia. Jika model CNN mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dan konsisten dalam mengenali emosi, maka dapat disimpulkan bahwa pengembangan model CNN ini berhasil dalam mengatasi tantangan dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia.

Kesimpulan yang ditarik dari penelitian ini dapat memberikan wawasan dan rekomendasi bagi penelitian dan pengembangan lebih lanjut dalam bidang deteksi emosi melalui ekspresi wajah manusia menggunakan model CNN. Kesimpulan ini juga dapat memberikan manfaat dalam aplikasi praktis seperti interaksi manusia- komputer, penilaian kesehatan mental, dan konseling pendidikan.

Dengan demikian, analisis hasil dan kesimpulan yang dihasilkan dari penelitian ini memberikan gambaran tentang kontribusi, keefektifan, dan keakuratan pengembangan model CNN dalam deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia, serta memberikan arah bagi penelitian dan pengembangan lebih lanjut di masa depan.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Pengumpulan dan Prapemrosesan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini melibatkan ekspresi wajah manusia yang merepresentasikan berbagai jenis emosi seperti senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik dan netral. Data ini dikumpulkan dari berbagai sumber, termasuk database emosi wajah publik seperti Facial Expression Recognition (FER2013) ditambah muxspace. Distribusi data untuk setiap emosi ditunjukkan pada Tabel 1.

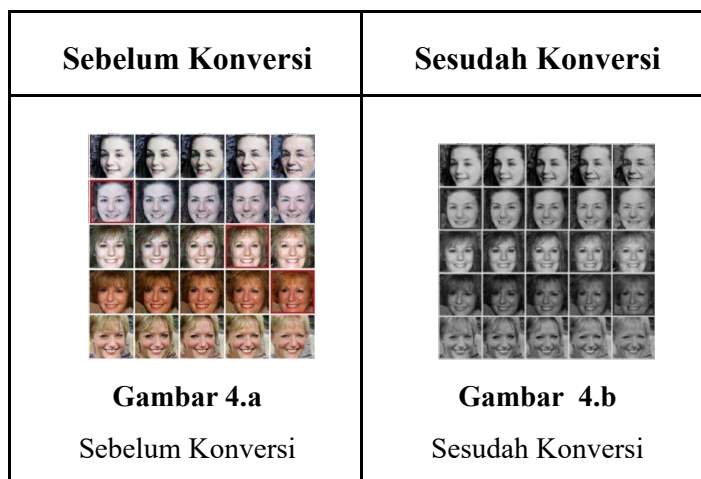
Tabel 1. Distribusi Data Untuk Setiap Emosi

Emosi	Jumlah Gambar
Senang	14685
Sedih	6345
Marah	5205
Takut	5142
Terkejut	4379
Jijik	755
Netral	13066
Total	49577

4.2. Hasil Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data merupakan langkah penting dalam mempersiapkan dataset untuk pelatihan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Dalam penelitian ini, prapemrosesan data melibatkan beberapa langkah seperti perubahan gambar ke skala abu-abu (*grayscale*), normalisasi, dan augmentasi data. Dalam rangka implementasi

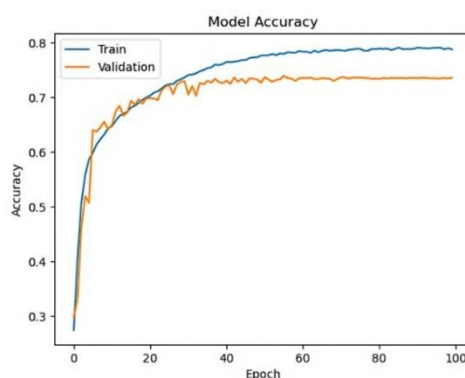
metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah manusia, penelitian ini menekankan pentingnya prapemrosesan data melalui konversi gambar ke skala abu-abu.



Gambar 4. Contoh gambar sebelum dan sesudah konversi ke skala abu-abu

4.2 Hasil Pelatihan Model

Setelah melalui proses pelatihan menggunakan dataset yang telah diproses, model *Convolutional Neural Network* (CNN) berhasil mencapai hasil yang cukup baik. Pelatihan dilakukan selama 100 epoch dengan batch size sebesar 150. Grafik akurasi selama pelatihan model dapat dilihat pada Gambar 4.1, dan nilai akurasi serta loss pada setiap epoch ditampilkan dalam Tabel 4.3.



Gambar 5 Grafik Akurasi Selama Proses Pelatihan

Tabel 2. Nilai Akurasi dan *Loss* selama Proses Pelatihan

Epoch	Akurasi	Loss
1	0.2743	5.3676
10	0.6434	1.0849
20	0.7000	0.9016
30	0.7364	0.7730
40	0.7612	0.6914

50	0.7765	0.6403
60	0.7851	0.6138
70	0.7866	0.6044
80	0.7884	0.5973
90	0.7888	0.5920
100	0.7901	0.5907

4.3 Uji Coba dan Evaluasi Aplikasi

Hasil dari uji coba menunjukkan bahwa aplikasi mampu mengidentifikasi ekspresi wajah dengan akurasi yang baik di berbagai kondisi. Namun, ada beberapa tantangan yang muncul, seperti dalam kondisi pencahayaan yang rendah atau ketika wajah dalam foto tidak menghadap langsung ke kamera, kinerja deteksi cenderung menurun. Hasil uji coba aplikasi ditunjukkan pada Tabel 4.12.

Skenario	Skor	Persentase	Hasil
Ekspresi Wajah Netral	0.99	99%	Akurat
Ekspresi Wajah Senang	0.99	99%	Akurat
Ekspresi Wajah Terkejut	0.80	80%	Akurat
Ekspresi Wajah Sedih	0.97	97%	Akurat
Ekspresi Wajah Marah	0.99	99%	Akurat
Ekspresi Wajah Jijik	0.86	86%	Akurat
Ekspresi Wajah Takut	0.63	63%	Akurat
Pencahayaan Rendah (Ekspresi Netral)	0.12	12%	Tidak Akurat
Wajah Tidak Menghadap Kamera	0	0%	Tidak Akurat

Tabel 4.4 Hasil uji coba aplikasi

5. Kesimpulan

1. Model Convolutional Neural Network (CNN) berhasil dikembangkan untuk mengenali emosi dari ekspresi wajah manusia dengan dataset fer2013 dan muxspace. Model ini menunjukkan kinerja yang baik dalam pengenalan emosi.
2. Pra-pemrosesan data dilakukan secara efektif untuk memastikan kualitas dan jumlah data yang cukup, sehingga proses pelatihan model dapat berjalan optimal.
3. Optimalisasi arsitektur dan hyperparameter model CNN telah berhasil dilakukan, meningkatkan kinerja dalam deteksi emosi.

Referensi

Asvial, M., Pandoyo, M.F.G., Arifin, A.S., 2020. Entropy-Based k Shortest-Path Routing for Motorcycles: A Simulated Case Study in Jakarta. *International Journal of Advanced*

- Computer Science and Applications 11.
<https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110758>
- Bah, I., Xue, Y., 2022. Facial expression recognition using adapted residual based deep neural network. *Intelligence & Robotics* 2, 72–88.
- Baltrušaitis, T., Ahuja, C., Morency, L.-P., 2019. Multimodal Machine Learning: A Survey and Taxonomy. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 41, 423–443.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2798607>
- Baltrusaitis, T., Zadeh, A., Lim, Y.C., Morency, L.-P., 2018. OpenFace 2.0: Facial Behavior Analysis Toolkit, in: 2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018). pp. 59–66. h Bieńkiewicz, M.M.N., Smykovskyi, A.P., Olugbade, T., Janaqi, S., Camurri, A., Bianchi-Berthouze, N., Björkman, M., Bardy, B.G., 2021. Bridging the gap between emotion and joint action. *Neurosci Biobehav Rev* 131, 806–833.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2021.08.014>
- Biørn-Hansen, A., Grønli, T.-M., Ghinea, G., Alouneh, S., 2019. An Empirical Study of Cross-Platform Mobile Development in Industry. *Wirel Commun Mob Comput* 2019, 5743892. <https://doi.org/10.1155/2019/5743892>
- Chollet, F., 2021. Deep learning with Python. Simon and Schuster.
- Chollet, F., 2016. Building powerful image classification models using very little data. *Keras Blog* 5, 90–95.
- Corrigendum: Emotional Expressions Reconsidered: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements, 2019. . *Psychological Science in the Public Interest* 20, 165–166. <https://doi.org/10.1177/1529100619889954>
- Delia, L., Thomas, P., Corbalan, L., Sosa, J.F., Cuitiño, A., Cáseres, G., Pesado, P., 2019. Development Approaches for Mobile Applications: Comparative Analysis of Features, in: Arai, K., Kapoor, S., Bhatia, R. (Eds.), *Intelligent Computing*. Springer International Publishing, Cham, pp. 470–484.
- Gao, S.-H., Cheng, M.-M., Zhao, K., Zhang, X.-Y., Yang, M.-H., Torr, P., 2021. Res2Net: A New Multi-Scale Backbone Architecture. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 43, 652–662. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2938758>
- Géron, A., 2022. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. “O’Reilly Media, Inc.”
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J., 2016. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation, in: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016. Deep learning. MIT press. Goodfellow, I.J., Erhan, D., Carrier, P.L., Courville, A., Mirza, M., Hamner, B., Cukierski, W., Tang, Y., Thaler, D., Lee, D.-H., Zhou, Y., Ramaiah, C., Feng, F., Li, R., Wang, X., Athanasakis, D., Shawe-Taylor, J., Milakov, M., Park, J., Ionescu, R., Popescu, M., Grozea, C., Bergstra, J., Xie, J., Romaszko, L., Xu, B., Chuang, Z., Bengio, Y., 2016. Challenges in Representation Learning: A Report on Three Machine Learning Contests, in: Lee, M., Hirose, A., Hou, Z.-G., Kil, R.M. (Eds.), *Neural Information Processing*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 117–124.
- Hassounah, A., Mutawa, A.M., Murugappan, M., 2020. Development of a Real- Time Emotion Recognition System Using Facial Expressions and EEG based on machine learning and deep neural network methods. *Inform Med Unlocked* 20, 100372.

- <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100372>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2015. Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification, in: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV).
- Hinton, G.E., Srivastava, N., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R.R., 2015. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors.
- Hossain, M.S., Muhammad, G., 2019. Emotion recognition using deep learning approach from audio–visual emotional big data. *Information Fusion* 49, 69–78.
- <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.inffus.2018.09.008>
- Hu, D., 2020. An Introductory Survey on Attention Mechanisms in NLP Problems, in: Bi Yaxin and Bhatia, R. and K.S. (Ed.), *Intelligent Systems and Applications*. Springer International Publishing, Cham, pp. 432–448.
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., Weinberger, K.Q., 2017. Densely Connected Convolutional Networks.
- Ioannidou, A., Chatzilari, E., Nikolopoulos, S., Kompatsiaris, I., 2017. Deep Learning Advances in Computer Vision with 3D Data: A Survey. *ACM Comput. Surv.* 50. <https://doi.org/10.1145/3042064>
- Kanade, T., Cohn, J.F., Tian, Y., 2015. Comprehensive database for facial expression analysis, in: Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580). pp. 46–53.
- <https://doi.org/10.1109/AFGR.2000.840611>
- Khairuddin, Y., Chen, Z., n.d. Facial Emotion Recognition: State of the Art Performance on FER2013.
- Khalil, R.A., Jones, E., Babar, M.I., Jan, T., Zafar, M.H., Alhussain, T., 2019. Speech Emotion Recognition Using Deep Learning Techniques: A Review. *IEEE Access* 7, 117327–117345.
- <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2936124>
- Ko, B.C., 2018. A brief review of facial emotion recognition based on visual information. *sensors* 18, 401.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2017. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Commun. ACM* 60, 84–90.
- <https://doi.org/10.1145/3065386>
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. *Nature* 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., 2018. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE* 86, 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Lewis-Beck, M., Bryman, A.E., Liao, T.F., 2003. *The Sage encyclopedia of social science research methods*. Sage Publications.
- Li, S., Deng, W., 2022. Deep Facial Expression Recognition: A Survey. *IEEE Trans Affect Comput* 13, 1195–1215. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2020.2981446>
- Liu, J., Feng, Y., Wang, H., 2021. Facial Expression Recognition Using Pose- Guided Face Alignment and Discriminative Features Based on Deep Learning. *IEEE Access* 9, 69267–69277. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3078258>

- Lopes, A.T., de Aguiar, E., De Souza, A.F., Oliveira-Santos, T., 2017. Facial expression recognition with Convolutional Neural Networks: Coping with few data and the training sample order. *Pattern Recognit* 61, 610–628.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.07.026>
- Lucey, P., Cohn, J.F., Kanade, T., Saragih, J., Ambadar, Z., Matthews, I., 2016. The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression, in: 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops. pp. 94–101.
<https://doi.org/10.1109/CVPRW.2010.5543262>
- Lyons, M., Akamatsu, S., Kamachi, M., Gyoba, J., 2017. Coding facial expressions with Gabor wavelets, in: *Proceedings Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. pp. 200–205.
<https://doi.org/10.1109/AFGR.1998.670949>
- M. Saleem Abdullah, S., Abdulazeez, A.M., 2021. Facial Expression Recognition Based on Deep Learning Convolution Neural Network: A Review. *Journal of Soft Computing and Data Mining* 2, 53–65.
- MeriemSari AbdenourHadid, A., 2020. Automated Facial Expression Recognition Using Deep Learning Techniques: An Overview. *Journal* 3, 39–53.
- Mollahosseini, A., Chan, D., Mahoor, M.H., 2016. Going deeper in facial expression recognition using deep neural networks, in: 2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). pp. 1–10.
<https://doi.org/10.1109/WACV.2016.7477450>
- Picard, R.W., Vyzas, E., Healey, J., 2001. Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 23, 1175–1191. <https://doi.org/10.1109/34.954607>
- Rouast, P. V, Adam, M.T.P., Chiong, R., 2021. Deep Learning for Human Affect Recognition: Insights and New Developments. *IEEE Trans Affect Comput* 12, 524–543.
<https://doi.org/10.1109/TAFFC.2018.2890471>
- Saurav, S., Gidde, P., Saini, R., Singh, S., 2022. Dual integrated convolutional neural network for real-time facial expression recognition in the wild. *Vis Comput* 38, 1083–1096. <https://doi.org/10.1007/s00371-021-02069-7>
- Shorten, C., Khoshgoftaar, T.M., 2019. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *J Big Data* 6. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Sievi-Korte, O., Richardson, I., Beecham, S., 2019. Software architecture design in global software development: An empirical study. *Journal of Systems and Software* 158, 110400. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jss.2019.110400>
- Tang, H., Liu, W., Zheng, W.-L., Lu, B.-L., 2017. Multimodal Emotion Recognition Using Deep Neural Networks, in: Liu, D., Xie, S., Li, Y., Zhao, D., El-Alfy, E.-S.M. (Eds.), *Neural Information Processing*. Springer International Publishing, Cham, pp. 811–819.
- Tavakol, M., Dennick, R., 2011. Making sense of Cronbach’s alpha. *Int J Med Educ* 2, 53.
- Zhang, J., Yin, Z., Chen, P., Nichele, S., 2020. Emotion recognition using multi-modal data and machine learning techniques: A tutorial and review. *Information Fusion* 59, 103–126.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.01.011>

Zhang, Zhao, Tang, Z., Wang, Y., Zhang, Zheng, Zhan, C., Zha, Z., Wang, M., 2021. Dense Residual Network: Enhancing global dense feature flow for character recognition. *Neural Networks* 139, 77–85.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.02.005>

Copyrights

Copyright for this article is retained by the author(s), with first publication rights granted to the journal.

This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

