

Application of ResNet-LSTM to Overcome Vanishing Gradient in Predicting Pollutant Concentrations in DKI Jakarta Air Quality

Penerapan ResNet-LSTM untuk Mengatasi *Vanishing Gradient* pada Prediksi Konsentrasi Polutan dalam Kualitas Udara DKI Jakarta

Penulis menggunakan style (penulis), sedangkan afiliasi dan email menggunakan style (afiliasi)

Syafira Widiyanti¹, Herlina Jayadianti²

^{1,2} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Indonesia

¹syafirawidiyanti11@gmail.com, ^{2*}herlinajayadianti@gmail.com

Informasi Artikel

Received: December 2020

Revised: January 2021

Accepted: January 2021

Published: February 2021

Menggunakan style info

Abstract

Deterioration in air quality due to pollution has negative impact on human health. Therefore, prediction of pollutant concentrations in air quality needs to be done to provide early warning to the public. Various studies show prediction of pollutant concentrations can be done using Recurrent Neural Network (RNN) or Convolutional Neural Network (CNN). However, this method is prone to increasing network complexity which can lead to gradient vanishing. As a result, the prediction accuracy results are not optimal. In addition, each method can extract only one of the features, either temporal or spatial.

In this study, the Long Short-Term Memory (LSTM) method was used to overcome vanishing gradient problem due to its architecture capable of controlling the flow of information. This method is combined with the Residual Network (ResNet) architecture that is able to overcome vanishing gradient and network degradation with skip connections techniques, so that prediction accuracy is optimal. ResNet and LSTM methods are also used to extract spatiotemporal features in data and are used during the construction of prediction models.

The evaluation of the model in this study used Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and was tested by running five scenarios, namely prediction of pollutant concentrations using LSTM, CNN, ResNet, CNN-LSTM, and ResNet-LSTM. The results of the MAPE evaluation of the ResNet-LSTM model for training error of 14.7%, validation error of 23%, and testing error of 15.4% This shows that the ResNet-LSTM model is able to overcome the vanishing

gradient during the model training process caused by increasing network complexity.

Keywords: long short-term memory, residual network, prediction, vanishing gradient, pollutant, meteorology
Kata kunci: *long short-term memory, residual network, prediksi, vanishing gradient, polutan, meteorologi*

Abstrak

Penurunan kualitas udara akibat polusi berdampak buruk terhadap kesehatan manusia. Oleh karena itu, prediksi konsentrasi polutan dalam kualitas udara perlu dilakukan guna memberikan peringatan dini kepada masyarakat. Berbagai studi menunjukkan prediksi konsentrasi polutan dapat dilakukan menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) atau *Convolutional Neural Network* (CNN). Namun, metode ini rentan meningkatkan kompleksitas jaringan yang dapat menyebabkan *vanishing gradient*. Akibatnya hasil akurasi prediksi menjadi tidak optimal. Selain itu, masing-masing metode hanya dapat mengekstrak salah satu fitur, baik temporal atau spasial saja.

Dalam penelitian ini, metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* karena arsitekturnya yang mampu mengontrol aliran informasi. Metode ini dikombinasikan dengan arsitektur *Residual Network* (ResNet) yang mampu mengatasi *vanishing gradient* dan degradasi jaringan dengan teknik *skip connections*, sehingga akurasi prediksi menjadi optimal. Metode ResNet dan LSTM juga digunakan untuk mengesktrak fitur *spatiotemporal* pada data dan digunakan selama pembangunan model prediksi.

Evaluasi model pada penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan diuji dengan menjalankan lima skenario yaitu prediksi konsentrasi polutan menggunakan LSTM, CNN, ResNet, CNN-LSTM, dan ResNet-LSTM. Hasil evaluasi MAPE model ResNet-LSTM untuk *training error* sebesar 14.7%, *validation error* sebesar 23%, dan *testing error* sebesar 15.4%. Hal ini menunjukkan model ResNet-LSTM mampu mengatasi *vanishing gradient* selama proses pelatihan model yang diakibatkan oleh meningkatnya kompleksitas jaringan.

1. Pendahuluan

Penurunan kualitas udara di Indonesia disebabkan karena adanya polusi udara oleh pencemaran emisi dari kendaraan bermotor, industri/pabrik, pembangkit listrik, rumah tangga, pembakaran lahan, dan sebagainya. Tingkat kandungan zat-zat polutan yang tinggi dapat mempengaruhi kesehatan manusia dan lingkungan, di mana akan berdampak sangat buruk pada seluruh aspek kehidupan di muka bumi [1]. Adanya prediksi konsentrasi polutan dalam kualitas udara dapat memberikan peringatan dini yang berguna bagi masyarakat untuk mengambil tindakan yang tepat. Namun, konsentrasi polutan ini sangat dipengaruhi oleh data meteorologi seperti

kelembapan, suhu, kecepatan angin, arah angin, dan curah hujan [2], [3], [4], [5]. Oleh karena itu, data polutan dan meteorologi akan untuk melakukan prediksi konsentrasi polutan dalam kualitas udara.

Penelitian mengenai prediksi konsentrasi polutan telah dilakukan sebelumnya dengan berbagai metode. Metode deep learning memiliki kemampuan pengembangan fitur yang lebih kuat dan unggul dibandingkan metode machine learning atau statistik [6]. Salah satu metode yang paling representatif adalah *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk memprediksi data time series [7]. RNN memiliki kelebihan dalam menangani tugas pembelajaran sekuensial. Namun, RNN mencatat banyak informasi tidak berguna yang dapat meningkatkan kompleksitas jaringan secara signifikan. Selain itu, RNN menggunakan sigmoid sebagai fungsi aktivasi yang dapat menyebabkan vanishing gradient [8]. Hal ini dapat membuat informasi yang relevan tidak dapat dipelajari dengan baik dan akurasi prediksi menjadi tidak optimal [9].

Metode *Recurrent Neural Network* (RNN), seperti *Gated Recurrent Unit* (GRU) [10] dan *Long-Short Term Memory* (LSTM) [11] digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur temporal jangka panjang pada data *time series*. LSTM terbukti cocok untuk memprediksi data time series dengan performa yang lebih baik dalam mengatasi masalah *vanishing gradient* dibandingkan RNN karena arsitekturnya yang mencakup mekanisme gerbang yang mampu mengontrol aliran informasi [12], [13]. Namun, metode ini hanya berfokus pada korelasi temporal, sehingga tidak efisien dalam menangani fitur spasial yang mungkin dapat membatasi performa model dalam menangani data *spatiotemporal*.

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) juga banyak digunakan oleh beberapa peneliti karena mampu melakukan ekstraksi fitur-fitur penting pada berbagai tingkatan abstraksi, terutama pola spasial [14], tetapi memiliki tingkat sensitivitas yang rendah pada perbedaan yang cukup kecil sehingga sulit untuk membedakan kelas yang sangat mirip pada data yang serupa [15]. Metode CNN juga dikombinasikan dengan LSTM [12], [16], di mana LSTM mampu mengekstraksi fitur temporal dan CNN mengekstraksi fitur spasial.

Arsitektur CNN juga digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi kualitas udara, salah satunya adalah *Residual Network* (ResNet). Arsitektur ini juga dapat dikombinasikan dengan deep learning menjadi *Deep Residual Networks* [13], tetapi belum mampu melakukan prediksi secara akurat pada data yang tidak stabil dan terus berubah seiring waktu sehingga hanya menghasilkan prediksi sebesar 80%. Arsitektur ResNet untuk prediksi PM2.5 [17], [18] memiliki hasil yang cukup bagus, di mana hasil akurasi yang didapatkan lebih dari 80% pada data validasi dan pengujian. Selain itu, teknik *skip connections* atau *residual connections* yang dimiliki ResNet dapat mengatasi masalah *vanishing gradient* dan degradasi jaringan akibat peningkatan kompleksitas jaringan [19], [20]. Kombinasi ResNet dan LSTM tidak hanya menyelesaikan masalah korelasi fitur spasial dan temporal tetapi juga mampu mengatasi *vanishing gradient* [13], [21]. Oleh karena itu, ResNet dan LSTM dapat dijadikan solusi untuk mengoptimalkan akurasi akibat menyelesaikan permasalahan *vanishing gradient* pada prediksi konsentrasi polutan dalam kualitas udara.

Berdasarkan landasan pengetahuan yang didapatkan, penelitian ini akan memanfaatkan ResNet untuk ekstraksi fitur spasial dan LSTM untuk ekstraksi fitur temporal pada data polutan dan meteorologi. Diharapkan penggunaan arsitektur ResNet-LSTM dapat mengoptimalkan akurasi

akibat mengatasi *vanishing gradient* saat melakukan prediksi konsentrasi polutan dalam kualitas udara.

2. Metode/Perancangan

2.1. Metodologi Penelitian

Pada bagian ini akan dibahas mengenai metodologi yang akan dilakukan dalam penelitian ini. Penelitian ini menerapkan metode kuantitatif menggunakan data numerik dan statistik untuk menafsirkan informasi yang digunakan dalam pengujian hipotesis dengan teori yang sudah ada.

2.1.1. Identifikasi Masalah

Masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah masalah *vanishing gradient* akibat meningkatnya kompleksitas jaringan pada prediksi data spatiotemporal yang menyebabkan akurasi menjadi tidak optimal.

2.1.2. Data Understanding

Penelitian ini menggunakan kombinasi data primer-sekunder, yaitu data historis konsentrasi polutan dari lima Stasiun Pemantauan Kualitas Udara dan data meteorologi dari lima Stasiun Meteorologi di DKI Jakarta. Masing-masing data diperoleh dari website Satu Data Jakarta untuk data konsentrasi polutan dan Data Online Pusat Database BMKG untuk data meteorologi dalam bentuk excel. Data ini dikumpulkan setiap 1 hari dari 1 Januari 2019 – 31 Desember 2021 sebanyak 5.480 data. Pada penelitian ini, dipilih lima konsentrasi polutan, yaitu PM10, SO₂, CO, O₃, dan NO₂ serta lima faktor meteorologi, yaitu suhu rata-rata, kelembaban rata-rata, kecepatan angin rata-rata, dan arah angin yang diambil dari Jakarta Pusat, Jakarta Barat, Jakarta Utara, Jakarta Selatan, dan Jakarta Timur.

2.1.3. Data Preprocessing

Data yang tidak diperlukan dihilangkan dan nilai yang hilang pada data diisi dengan metode interpolasi linear. Analisis data juga dilakukan untuk melihat korelasi spasial dan temporal pada data polutan dan meteorologi. Lalu, data dibagi menjadi fitur yang akan dilatih dalam model prediksi dan label yang menjadi target output. Data-data *array* ini kemudian dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan rasio sebesar 7:3, di mana 70% untuk data training dan 30% untuk data testing.

2.1.4. Pembuatan Model

Model dibangun menggunakan arsitektur ResNet dan metode LSTM dengan satu *layer* konvolusi dengan *filter* 3 dan *kernel size* 3x3 *pixel*, tiga *block residual* dengan *filter* 9, 16, dan 64 yang masing-masing terdiri dari dua *layer*, di mana *layer* pertama memiliki *kernel size* 3x3 *pixel* dan *layer* kedua memiliki *kernel size* 1x1 *pixel*, serta satu *layer* LSTM yang memiliki 64 *unit*. *Block residual* yang dibangun dalam model ResNet-LSTM ditunjukkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Layer Block Residual

Nama Layer	Ukuran Output	Block Residual
Conv_2x	(1,10,9)	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, & 9 \\ 1 \times 1 & 9 \end{bmatrix}$
Conv_3x	(1,10,16)	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, & 16 \\ 1 \times 1 & 16 \end{bmatrix}$
Conv_4x	(1,10,64)	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, & 64 \\ 1 \times 1 & 64 \end{bmatrix}$

2.1.5. Pelatihan Model

Tahapan *model compiling* dilakukan menggunakan optimasi *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dan fungsi *loss* dan *metric Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Tahapan *model fitting* dilakukan dengan nilai *epochs* sebesar 50, 100, 150, 200, 250, dan 300, sedangkan *learning rate* sebesar 0.001, 0.005, 0.0001, dan 0.0005. Variasi *hyperparameter* ini dilakukan untuk menentukan *epochs* dan *learning rate* yang optimal dalam pelatihan model. Pada tahapan ini dideklarasikan *validation split* yang digunakan untuk membagi data pelatihan menjadi subset pelatihan dan validasi sebesar 20%.

2.1.6. Analisis dan Evaluasi Hasil

Evaluasi pada penelitian ini menggunakan MAPE dengan hasil training error sebesar 14.7% dan testing error menggunakan data validasi sebesar 23%. Sedangkan, testing error menggunakan data testing sebesar 15.4%. Terdapat lima skenario yang akan diuji dalam penelitian ini, yaitu prediksi konsentrasi polutan menggunakan LSTM, CNN, ResNet, CNN-LSTM, dan ResNet-LSTM. Kelima skenario tersebut digunakan untuk melihat hasil akurasi prediksi pada model yang model yang diusulkan optimal untuk mengatasi vanishing gradient.

2.2. Metodologi Pengembangan Sistem

Kebutuhan sistem pada penelitian ini yaitu sistem dapat menerima *input* berupa tanggal dan lokasi prediksi serta memberikan *output* berupa hasil prediksi konsentrasi polutan. Pengujian sistem dilakukan dengan mengukur kinerja dan fungsionalitas aplikasi yang dibuat menggunakan metode pengujian *black box*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Penelitian

Arsitektur model dibangun menggunakan Keras untuk melakukan prediksi konsentrasi polutan dengan mengimplementasikan arsitektur ResNet dan metode LSTM. Masukan atau input untuk *block residual* memerlukan input 3 dimensi yang terdiri dari *height*, *width*, dan *channel*. Bentuk dimensi dari array data latih terdiri dari jumlah data, *height*, dan *width*. Oleh karena itu, dimensi masukan perlu dibentuk ulang untuk menambahkan *channel* sejumlah 1, atau hitam putih, sehingga bentuk input data menjadi (1, 10, 1).

Layer pertama dari ResNet-LSTM adalah *convolutional layer* 2 dimensi dengan jumlah *filter* sebanyak 3, ukuran *kernel* 3x3 *pixel*. Hasil konvolusi kemudian dinormalisasi menggunakan *batch normalization*, lalu diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Hasil konvolusi pertama yang sudah diaktivasi kemudian dimasukkan ke *block residual* pertama yang terdiri dari dua *layer*. Layer pertama memiliki *filter* sebanyak 9, ukuran *kernel* 3x3 *pixel*. Layer kedua memiliki *filter* sebanyak 9, ukuran *kernel* 1x1 *pixel*. Pada tiap *layer*, hasil konvolusi akan dinormalisasi menggunakan *batch normalization*, lalu diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Gradien konvolusi yang telah diaktivasi pada *layer* pertama (x) dijumlahkan dengan gradien pada *layer* kedua (skip) yang disebut dengan *skip connection*.

Hasil *block residual* pertama dengan dimensi (1,10,9) dijadikan sebagai *input* pada *block residual* kedua yang terdiri dari dua *layer*. Detail dari setiap *layer* hampir sama seperti *block residual* pertama, yang membedakan adalah jumlah *filter* yang digunakan sebanyak 16. Setelah dilakukan operasi *skip connection*, hasil *block residual* kedua dengan dimensi (1,10,16) dijadikan sebagai input pada *block residual* ketiga yang memiliki filter sebanyak 64.

Masukan LSTM memiliki bentuk dua dimensi, yaitu (1, 640), di mana 1 adalah *timestep* dan 640 adalah jumlah fitur yang diperoleh dari perkalian jumlah fitur dan *channel* pada *block residual*. Layer LSTM yang digunakan hanya 1 dengan jumlah unit sebanyak 64. Hasil pengolahan data kemudian dinormalisasi menggunakan *batch normalization*, lalu diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Terakhir, hasil prediksi diperoleh dari *fully connected layer*, di mana nilai *output* yang dihasilkan pada layer ini sejumlah 1.

Model ResNet-LSTM yang dilatih dengan *epochs* 100, *batch size* 64, dan *learning rate* 0.001 menghasilkan nilai MAPE sebesar 14.7% untuk *training error* dan 23% untuk *validation error*. Hasil evaluasi MAPE menunjukkan *loss* dan *metric* sebesar 15.4% untuk *testing error*. Evaluasi juga dilakukan dengan membandingkan hasil nilai MAPE pada pelatihan model dengan metode yang berbeda, yaitu LSTM, CNN, ResNet, CNN-LSTM, dan ResNe-LSTM. Hasil *training error*, *validation error*, dan *testing error* berdasarkan metode yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Model Comparison

Metode	Training Error	Validation Error	Testing Error
LSTM	17.6%	27.1%	18.2%
CNN	17.7%	31.2%	21.3%
ResNet	16.5%	23.6%	16.16%
CNN-LSTM	17.5%	23%	19.17%
ResNet-LSTM	14.7%	23%	15.4%

3.2. Pembahasan

Hasil evaluasi model ResNet-LSTM menghasilkan *training error* sebesar 14.7%, *validation error* sebesar 23%, dan *testing error* sebesar 15.4%. Hasil MAPE *error* pada model ResNet-LSTM lebih rendah dibandingkan dengan metode lain seperti LSTM, CNN, ResNet, dan CNN-LSTM. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mengatasi *vanishing gradient* sehingga dapat mengoptimalkan akurasi prediksi konsentrasi polutan. Hasil pengujian sistem menggunakan metode *black box testing* yang dilakukan secara langsung juga menunjukkan hasil yang sangat baik di mana sistem berhasil melakukan prediksi konsentrasi polutan pada tiap kota/kabupaten di DKI Jakarta dan prediksi ISPU di DKI Jakarta berdasarkan tanggal dan lokasi yang diinputkan oleh pengguna.

Hasil pengujian model membuktikan bahwa kombinasi arsitektur ResNet dan metode LSTM mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* akibat meningkatkan kompleksitas jaringan pada pelatihan model dan mengoptimalkan akurasi prediksi konsentrasi polutan. Meskipun demikian, keberhasilan pengujian secara langsung dapat dipengaruhi oleh beberapa kondisi, seperti ketersediaan data input berdasarkan indeks tanggal sebelum tanggal input dan data pendukung seperti data jumlah penggunaan kendaraan, data jumlah pabrik industri, dan lainnya.

4. Kesimpulan dan Saran

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Kombinasi arsitektur ResNet dan metode LSTM mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* selama proses pelatihan model yang diakibatkan oleh meningkatnya kompleksitas jaringan.
2. Hasil evaluasi MAPE pada model dengan masing-masing *epochs* dan *learning rate* yang optimal sebesar 100 dan 0.001 menghasilkan *training error* sebesar 14.7%, *validation error* sebesar 23%, dan *testing error* sebesar 15.4%.

4.2. Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terdapat kekurangan dan berpotensi untuk dikembangkan dalam penelitian selanjutnya. Adapun saran yang dapat diberikan sebagai berikut:

1. Penambahan data pendukung seperti data jumlah penggunaan kendaraan, data jumlah pabrik industri, dan lainnya.
2. Penambahan ketersediaan data input berdasarkan indeks tanggal sebelum tanggal input agar pengguna dapat memilih tanggal di atas 1 Januari 2022.
3. Mengembangkan *user interface* yang lebih responsi dan men-*deploy* sistem ke platform yang lebih sesuai untuk memastikan sistem dapat memberikan manfaat secara optimal.

Daftar Pustaka

- [1] A. Amalia *et al.*, "Prediksi Kualitas Udara Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Volume 07*, vol. 7, no. 2, Jun. 2022, [Online]. Available: <https://data.jakarta.go.id/>.
- [2] A. Hidayat and D. Anov, "Manajemen Proyek Menggunakan Jira pada Information Security Division di Bank BRI," *Jurnal Manajemen Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 64–65, 2023.
- [3] W. Liu, G. Guo, F. Chen, and Y. Chen, "Meteorological pattern analysis assisted daily PM2.5 grades prediction using SVM optimized by PSO algorithm," *Atmos Pollut Res*, vol. 10, no. 5, pp. 1482–1491, Sep. 2019.
- [4] H. R. Millah, I. W. Sudiadnyana, I. K. Aryana, and I. W. Sali, "Hubungan Faktor Meteorologis dan Kepadatan Lalu Lintas dengan Kualitas Udara di Kota Tabanan," *Jurnal Kesehatan Lingkungan*, vol. 12, no. 2, 2022.
- [5] Y. Serlina, "Pengaruh Faktor Meteorologi Terhadap Konsentrasi NO₂ di Udara Ambien (Studi Kasus Bundaran Hotel Indonesia DKI Jakarta)," *Serambi Engineering*, vol. V, no. 3, 2020.
- [6] A. Dun, Y. Yang, and F. Lei, "Dynamic graph convolution neural network based on spatial-temporal correlation for air quality prediction," *Ecol Inform*, vol. 70, Sep. 2022, doi: 10.1016/j.ecoinf.2022.101736.
- [7] J. Wang, X. Li, J. Li, Q. Sun, and H. Wang, "NGCU: A New RNN Model for Time-Series Data Prediction," *Big Data Research*, vol. 27, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.bdr.2021.100296.

-
- [8] Z. Sheng, Z. An, H. Wang, G. Chen, and K. Tian, "Residual LSTM based short-term load forecasting," *Appl Soft Comput*, vol. 144, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.asoc.2023.110461.
 - [9] C. lin Wu *et al.*, "A hybrid deep learning model for regional O3 and NO2 concentrations prediction based on spatiotemporal dependencies in air quality monitoring network," *Environmental Pollution*, vol. 320, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.envpol.2023.121075.
 - [10] J. Duan, H. Zuo, Y. Bai, J. Duan, M. Chang, and B. Chen, "Short-term wind speed forecasting using recurrent neural networks with error correction," *Energy*, vol. 217, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.energy.2020.119397.
 - [11] G. Li, S. Guo, X. Li, and C. Cheng, "Short-term Forecasting Approach Based on bidirectional long short-term memory and convolutional neural network for Regional Photovoltaic Power Plants," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 34, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.segan.2023.101019.
 - [12] D. Qin, J. Yu, G. Zou, R. Yong, Q. Zhao, and B. Zhang, "A Novel Combined Prediction Scheme Based on CNN and LSTM for Urban PM2.5 Concentration," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 20050–20059, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2897028.
 - [13] Q. Zhang, V. O. Li, J. Ck Lam, and Y. Han, "Deep-AIR: A Hybrid CNN-LSTM Framework for Fine-Grained Air Pollution Forecast," 2020.
 - [14] P. Y. Kow *et al.*, "Seamless integration of convolutional and back-propagation neural networks for regional multi-step-ahead PM2.5 forecasting," *J Clean Prod*, vol. 261, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.121285.
 - [15] Z. Wang *et al.*, "Air Quality Measurement Based on Double-Channel Convolutional Neural Network Ensemble Learning," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 145067–145081, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2945805.
 - [16] K. Portal-Porras, U. Fernandez-Gamiz, E. Zulueta, O. Irigaray, and R. Garcia-Fernandez, "Hybrid LSTM+CNN architecture for unsteady flow prediction," *Mater Today Commun*, vol. 35, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.mtcomm.2023.106281.
 - [17] X. Cheng, W. Zhang, A. Wenzel, and J. Chen, "Stacked ResNet-LSTM and CORAL model for multi-site air quality prediction," *Neural Comput Appl*, vol. 34, no. 16, pp. 13849–13866, Aug. 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07175-8.
 - [18] S. Song, J. C. K. Lam, Y. Han, and V. O. K. Li, "ResNet-LSTM for Real-Time PM2.5 and PM Estimation Using Sequential Smartphone Images," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 220069–220082, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3042278.
 - [19] J. Kalajdjieski *et al.*, "Air pollution prediction with multi-modal data and deep neural networks," *Remote Sens (Basel)*, vol. 12, no. 24, pp. 1–19, Dec. 2020, doi: 10.3390/rs12244142.
 - [20] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. A. Alemi, "Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning," 2017. [Online]. Available: www.aaii.org
-

- [21] L. Zhang, G. Zhu, P. Shen, J. Song, S. Afaq Shah, and M. Bennamoun, “Learning Spatiotemporal Features using 3DCNN and Convolutional LSTM for Gesture Recognition,” 2017.