Implementasi Arsitektur ST-ResNet pada Convolutional Neural Network untuk Mengatasi Masalah Imbalanced Spatiotemporal Prediksi Kualitas Udara

Perbaikan judul:

Metode = Convolutional Neural Network (CNN) + LSTM dan rumus matematika

Tujuan = Prediksi dan pemecahan material zat polutan

Objek = Kualitas Udara

Implementasi Convolutional Neural Network untuk xxx Prediksi dan [metode] untuk Memecah Material Zat Polutan Kualitas Udara

[Tujuan] pada Convolutional Neural Network dan LSTM dengan [Metode]

[Pemecahan Material Zat Polutan] pada Convolutional Neural Network dan Long-Term Short Memory dengan [Metode] dalam Prediksi Kualitas Udara

Prediksi Konsentrasi Zat Polutan Menggunakan Convolutional Neural Network dan Long-Short Term Memory pada Data Kualitas Udara

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

Concern:

1. Apakah tujuan TA ini akan berfokus pada
2. LSTM -> Ekstraksi fitur temporal
3. ResNet -> Mengatasi *gradient vanishing*
4. Karena data inputannya tidak menggunakan data spasial (tidak tersedia di internet), apakah data kualitas udara yang digunakan tetap data spatio-temporal?
5. Outputnya akan berupa data spasial, yaitu gambar DKI Jakarta dan kategori warna ISPU sesuai prediksi AQI dan zat polutan yang diperoleh (warna dibedakan sesuai dengan parameter AQI atau zat yang dipilih).
6. Jika literatur review yang dibaca dari jurnal tidak menyebutkan kekurangan penelitiannya dan akurasi yang diperoleh juga sudah bagus, apa yang harus ditulis?

Bab 1

1. Jelaskan tentang penurunan kualitas udara disebabkan oleh pencemaran emisi dan dampak zat-zat polutan terhadap aspek kehidupan.
2. Masuk ke objek, jelaskan posisi dan jumlah kandungan polutan DKI Jakarta berdasarkan AQI / ISPU
3. Jelaskan zat pendukung AQI / ISPU berdampak buruk bagi kesehatan dan perlu adanya peringatan dini untuk mencegah hal tersebut
4. Solusinya yaitu membuat prediksi zat-zat polutan berdasarkan data kualitas udara
5. Tantangan prediksi tidak hanya bisa menggunakan data konsentrasi zat polutan, tetapi juga perlu data meteorologi (kelembapan, kecepatan angin, suhu, dll) dan data spasial (jumlah penduduk, penggunaan lahan, dll)
6. Jelaskan prediksi kualitas udara telah dilakukan penelitian sebelumnya menggunakan berbagai metode, yaitu

RNN ✅

LSTM ✅

CNN ✅

ConvLSTM ✅

ResNet✅

ResNet-LSTM✅

ResNet-ConvLSTM✅

Dengan Arsitektur ResNet untuk mengatasi gradient vanishing karena tingkat dimensi data yang semakin tinggi, di mana nilai gradien dapat mengecil menjadi sangat kecil, terutama pada jaringan yang dalam.

Kesimpulan metode yang digunakan dan masalah untuk melakukan ekstraksi pola data temporal pada data kualitas udara

Bab 2

1. Landasan Teori

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Zat Polutan

- Zat polutan penyebab polusi udara

- Indeks polutan di Indonesia disebut ISPU (sudah tercantum)

- Konsentrasi polutan dipengaruhi oleh faktor meteorologi

2.1.2 Meteorologi

- Jelasin apa itu meteorologi

- Apa saja faktor meteorologi yang mempengaruhi sebaran polutan di udara

2.1.3 Machine Learning

2.1.4 CNN

2.1.5 ResNet

2.1.6 LSTM

2.1.7 Conv-LSTM

2.1.8 Coefficient Correlation

2.1.9 Vanishing Gradient

2.1.10 Evaluasi Model

a. MAE

1. Studi Literatur

Author, dataset, metode, hasil

Bab 3

Masalah *vanishing gradient* akan diatasi menggunakan metode ResNet, kemudian konsentrasi polutan dalam kualitas udara akan diprediksi menggunakan metode Conv-LSTM.

| **No** | **Penulis** | **Judul** | **Metode** | **Hasil** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. | (Q. Zhang et al., 2020) | *Deep-AIR: A Hybrid CNN-LSTM Framework for Fine-Grained Air Pollution Forecast* | AirRes-LSTM | Data inputan pada penelitian ini adalah data polusi udara (PM2.5, PM10, NO2, CO, O3), meteorologi (pressure, temp, wind direction, precipitation, wind speed), dan lalu lintas (status, speed, count) setiap satu jam. Metode Deep-Air ini memiliki akurasi prediksi kualitas udara sebesar 80%. Berdasarkan hasil peramalan zat polutan yang berbeda, model memberikan performa yang baik dalam meramalkan zat CO, tetapi kurang memuaskan pada zat O3. |
| 2. | (Song et al., 2020) | *ResNet-LSTM for Real-Time PM2.5and PM Estimation Using Sequential Smartphone Images* | ResNet-LSTM | Ekstraksi fitur spasial-temporal dari data gambar menggunakan ResNet18 memperoleh hasil akurasi prediksi PM2.5 sebesar 93% dan PM10 sebesar 89% dengan model ResNet-LSTM. Model Met-ResNet-LSTM-SP memperoleh akurasi PM2.5 sebesar 95% dan PM10 sebesar 91%. |
| 3. | (Cheng et al., 2022) | *Stacked ResNet-LSTM and CORAL model for Multi-Site Air Quality Prediction* | ResNet-LSTM and CORAL | Prediksi konsentrasi PM2.5 menggunakan model stacked ResNet-LSTM berdasarkan data historis kualitas udara dan data meteorologi menunjukkan hasil akurasi sebesar 80%. Kemudian, CORAL digunakan untuk mengatasi masalah ketersediaan data yang tidak mencukupi dan mampu meningkatkan prediksi PM2.5. |
| 4. | (Wu et al., 2023) | *A Hybrid Deep Learning Model for regional O3 and NO2 Concentrations*  *Prediction Based on Spatiotemporal Dependencies in Air Quality Monitoring Network* | ResNet, GCN, BiLSTM | Prediksi NO2 dan O3 pada penelitian ini memperoleh hasil MAE sebesar 11% dan 17% dibadingkan dengan ResNet-LSTM. Performa terbaik untuk pediksi O3 diraih oleh stasiun pemantauan lalu lintas, urban, dan terakhir suburban. Sedangkan untuk prediksi NO2 sebaliknya. |
| 5. | (B. Zhang et al., 2022) | *RCL-Learning: ResNet and Convolutional Long Short-Term Memory-Based Spatiotemporal Air Pollutant Concentration Prediction Model* | ResNet and Convoloutional Long Short-Term Memory (ConvLSTM) | Prediksi PM2.5 jangka pendek selama 1-3 jam menggunakan 16 variabel data polutan dan meteorologi dari 14 kota. Target polutan dan kota yang digunakan adalah PM2.5 dan Shanghai. Prediksi dengan metode RCL Learning ini memperoleh akurasi sebesar 98%. Penelitian ini juga melakukan prediksi jangka panjang selama 1-15 jam secara bertahap. |
| 6. | (Kalajdjieski et al., 2020) | *Air pollution Prediction with Multi-Modal Data and Deep Neural Networks* | ResNet and Inception V3 Pre-trained Model | Model pada penelitian ini menggunakan data gambar dan informasi cuaca. Inception V3 digunakan untuk mengidentifikasi fitur tingkat rendah dan dikombinasikan dengan arsitektur ResNet yang menghasilkan akurasi prediksi AQI sebesar 76%. |
| 7. | (Sheng et al., 2023) | *Residual LSTM Based Short-Term Load Forecasting* | DRN-LSTM | Prediksi pada penelitian ini memperoleh hasil MAPE sebesar 1.56 dengan nilai r = 16 dan jumlah layer LSTM = 20. Akurasi model ini meningkat sebanyak 12% menggunakan Residual block dan DWU. |
| 8. | (Qin et al., 2019) | *A Novel Combined Prediction Scheme Based on CNN and LSTM for Urban PM2.5 Concentration* | CNN-LSTM | Prediksi PM2.5 pada kota target, Shanghai, memperoleh hasil RMSE sebesar 14.3, di mana lebih baik daripada metode pembandingnya, seperti CNN saja atau LSTM saja. Model ini mampu memproses data beberapa lokasi pemantauan dalam satu kota. |

| **No** | **Penulis** | **Metode** | **Langkah Kerja** | **Hasil** | **Kekuragan** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. | (Wang et al., 2019) | Double Channel Convolutional Neural Network + Weighted Feature Fusion | *Feature Extraction*   1. Gambar lingkungan dibagi menjadi 2 bagian, yaitu langit di bagian atas dan bangunan di bagian bawah. 2. Potong masing-masing bagian untuk dimasukkan ke DCWCN model dengan random flip. 3. Gambar langit dimasukkan ke saluran atas dan gambar bangunan ke saluran bawah untuk dilatih. 4. Arsitektur DCWCN, yaitu 5 *conv layer*, 2 *pool layer*, 1 *fc layer.* 5. Setelah ekstraksi fitur pada FC layer di masing-masing saluran, fitur di saluran atas dan bawah di beri bobot dan digabung.   *Weighted Feature Fusion*   1. Bobot dikali hasil vektor fitur saluran atas dan bawah dengan angka konstan (init 0.5), kemudian digabung. 2. Pembobotan dilakukan menggunakan *weight self-learning* dengan mencari nilai *weight loss.*   Evaluasi   1. Model dievaluasi menggunakan MAE | Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan setiap saluran (*upper* dan *lower*) untuk melatih gambar. Kemudian, menerapkan metode pembobotan mandiri untuk memberi bobot dan menggabungkan vektor fitur yang telah diekstrak untuk mengukur kualitas udara. Dalam satu saluran terdiri dari 16 gambar yang menghasilkan 16 nilai prediksi. Saluran atas untuk mengklasifikasi *grade* kualitas udara berdasarkan hasil voting, sedangkan saluran bawah untuk memprediksi indeks kualitas udara berdasarkan rata-rata nilai prediksi. Metode ini memperoleh akurasi sebesar 87%. | 1. Peneliti membuang gambar dengan kualitas yang buruk, seperti kondisi cuaca buruk, waktu foto yang tidak tepat, saat matahari terbenam di mana cahaya buruk, dan malam hari di mana banyak lampu jalan. 2. Jangka waktu prediksi tidak jauh dari waktu AQI secara *real-time.* 3. Sulit untuk membedakan gambar yang serupa dengan *grade* yang berdekatan. |
| 2. | (Q. Zhang et al., 2020) | AirRes CNN + LSTM | 1. Preprocessing data menggunakan metode interpolasi Kriging untuk menghasilkan kumpulan data grid seluruh kota dan divalidasi dengan koefisien Pearson. Kemudian, dilakukan interpolasi Kriging untuk dinamika dengan korelasi kuat (R>0.6) antar stasiun, dan mengisi nilai yang hilang dengan 0. 2. AirRes CNN digunakan untuk ekstraksi fitur spasial dari gambar dinamika perkotaan termasuk hari dalam seminggu dan jam dalam sehari. Astiektur AirRes, yaitu 1x1 conv layer di antara 3x3 conv layer. 3. LSTM digunakan untuk mempelajari fitur temporal dari data historis polusi udara dengan inputan matriks fitur dari tiap waktu. 4. LSTM juga digunakan untuk melakukan peramalan dengan menghasilkan vektor nilai prediksi dari setiap grid.. 5. Evaluasi model menggunakan MAPE. | Data inputan pada penelitian ini adalah data polusi udara (PM2.5, PM10, NO2, CO, O3), meteorologi (pressure, temp, wind direction, precipitation, wind speed), dan lalu lintas (status, speed, count) setiap satu jam. Metode Deep-Air ini memiliki akurasi prediksi kualitas udara sebesar 80%. Berdasarkan hasil peramalan zat polutan yang berbeda, model memberikan performa yang baik dalam meramalkan zat CO, tetapi kurang memuaskan pada zat O3. | 1. Prediksi O3 kurang bagus karena kurangnya variasi data zat O3. |
| 3. | (Portal-Porras et al., 2023) | LSTM + U-Net CNN | 1. LSTM digunakan untuk memprediksi *Lift Coefficient* (CL). 2. U-Net CNN digunakan untuk memprediksi bidang kecepatan dan tekanan berdasarkan hasil prediksi LSTM. Terdapat 4 inputan, SDF *layer* untuk geometri, *velocity layer* untuk silinder, dan 2 *layers* untuk CL (*current & previous instant*). | LSTM digunakan untuk memprediksi *Lift Coefficient* (CL) untuk setiap *timestep*. Kemudian, berdasarkan prediksi tersebut, CNN memprediksi bidang kecepatan dan tekanan. Metode ini menghasilkan prediksi 192.4 kali lebih cepat dibandingkan simulasi CFD. | 1. *Error* pada LSTM dapat menyebabkan ketidaksesuaian antara posisi pusaran yang diprediksi oleh CNN. 2. Untuk bidang kecepatan, kesalahan rata-rata yang lebih besar muncul ketika pusaran terletak di atas atau di bawah, 3. Bidang tekanan tidak ada tren yang jelas yang dapat diamati. |
| 4. | (Song et al., 2020) | ResNet CNN + LSTM | 1. Kalibrasi data kelembapan, suhu, PM2.5, dan PM10 untuk mengurangi bias antara sensor protabel dan alat bersertifikat. Kalibrasi dilakukan dengan Polynomial Regression (PR) dan Support Vector Regression (SVR). Model dengan MAE terendah dipilih untuk kalibrasi. 2. Mengambil gambar dari 1 gedung yang sama dengan jarak 500 m setiap menit dari pukul 14:30 – 19:30 selama 10 hari. Nilai PM2.5 dan PM10 diambil dari sensor yang terkalibrasi AS520 setiap menit. 3. Pre-processing data meliputi image augmentation dan diubah menjadi vektor gambar. Data meteorologi dikemas dalam vektor gambar. 4. ResNet 18 digunakan untuk mengekstrak fitur spasial pada gambar dengan tujuan mengatasi masalah degradasi akurasi dan overfitting. 5. LSTM digunakan untuk mengekstrak fitur temporal dari data sekuensial. LSTM mengatasi long-term gradient vanishing dan meningkatkan kemampuan estimasi. 6. Dua final hidden state dari ResNet-LSTM dan parallel LSTM digabung dan digunakan untuk memprediksi PM2.5 dan PM10 melalui fc layer. 7. Evaluasi model emnggunakan MAE, SMAPE, dan Pearson 8. correlation (dapat mengukur seberapa kuat hubungan antara ground-truth dan prediksi PM2.5 / PM10). | Ekstraksi fitur spasial-temporal dari data gambar menggunakan ResNet18 memperoleh hasil akurasi prediksi PM2.5 sebesar 93% dan PM10 sebesar 89% dengan model ResNet-LSTM. Model Met-ResNet-LSTM-SP memperoleh akurasi PM2.5 sebesar 95% dan PM10 sebesar 91%. | 1. Tidak menggunakan data konsentrasi zat polutan lain seperti 03 dan NO2 yang dapat mempengaruhi prediksi. 2. Kisaran nilai PM2.5 dan PM10 yang tercakup masih kecil. Test set mencakup gambar berlabel PM2.5 dan PM10 yang sangat rendah, yang tidak ada pada training set. 3. Jika data aktual terlalu rendah, hasil prediksi menjadi kurang akurat. Solusinya lebih banyak gambar dengan periode waktu dan lokasi berbeda. |
| 5. | (Kalajdjieski et al., 2020) | ResNet CNN + Inception V3 pre-trained model | 1. Pre-processing inputan data gambar dan data cuaca (precipitation, humidity, visibility) menggunakan random oversampling dan undersampling, image augmentation, dan conditional generative adversarial networks. 2. CNN digunakan untuk mempelajari fitur tingkat rendah dari gambar. 3. Inception digunakan untuk lokalisasi dan deteksi objek. 4. ResNet digunakan untuk mengatasi masalah gradient yang hilang. 5. Custom Pretrained Inception digunakan untuk menggabungkan data cuaca dengan output dari inception model dan menghasilkan nilai prediksi. | Model pada penelitian ini menggunakan data gambar dan informasi cuaca. Inception V3 digunakan untuk mengidentifikasi fitur tingkat rendah dan dikombinasikan dengan arsitektur ResNet yang menghasilkan akurasi prediksi AQI sebesar 76%. | 1. Hasil hanya berupa kelas AQI yang mana seperti klasifikasi 2. Pengelompokan kategori hanya dua, yaitu not polluted (AQI 1-2) dan polluted (AQI 3-6). Karena jika tidak, akurasi hanya 56%. |
| 6. | (Cheng et al., 2022) | ResNet CNN + LSTM + model stacking strategy + Correlation Alignment (CORAL) | ResNet + LSTM   1. Preprocessing data dengan inputan data kualitas udara (PM2.5) dan meteorologi (temp, pressure, dew point temp, wind direction, wind speed). CORAL digunakan untuk mengisi data yang hilang. Pemisahan dataset menggunakan metode sliding window. 2. ResNet 34 digunakan untuk ekstraksi fitur lokal di data PM2.5 dan meteorologi selama 120 jam. 3. LSTM digunakan untuk ekstraksi fitur temporal. 4. FC layer digunakan untuk prediksi PM2.5 selama 6 jam. 5. Evaluasi model menggunakan MSE.   *Stacked* ResNet-LSTM   1. Dataset dibagi menjadi data train M1 dan test N1 2. Train masing-masing level 0 di base model pada data train dan test hasilnya dengan data test. 3. Pakai prediksi dari data validasi sebagai inputan dan nilai target yang sesuai untuk membentuk data train baru M2 (linear reg). 4. Rata-rata hasil prediksi N1 untuk membentuk data test N2. 5. Buat prediksi akhir menggunakan meta-model. 6. Evaluasi model menggunakan RMSE, MAE, dan R-Squared. | Prediksi konsentrasi PM2.5 menggunakan model stacked ResNet-LSTM berdasarkan data historis kualitas udara dan data meteorologi menunjukkan hasil akurasi sebesar 80%. Kemudian, CORAL digunakan untuk mengatasi masalah ketersediaan data yang tidak mencukupi dan mampu meningkatkan prediksi PM2.5. | 1. Algoritma tidak dapat mengikuti tren sebenarnya ketika tren meningkat pesat dalam waktu singkat |
| 7. | (Li et al., 2023) | BiLSTM + CNN | 1. Pre-processing data menggunakan metode k-means untuk menentukan subregion, di mana pembangkit Listrik dengan karakteristik yang sama menjadi satu kelompok subregion. Kemudian, Pearson, Spearman’s, Kendall correlation coefficient digunakan untuk memilih representasi pembangkit listrik di tiap subregion dan mengurangi overfitting. 2. CNN digunakan untuk ekstraksi fitur spasial dari data historis representasi pembangkit listrik, data keluaran pembangkitan, dan data meteorologi. 3. BiLSTM digunakan untuk esktraksi fitur temporal dan menghasilkan prediksi representasi power plant di tiap subregion. 4. BiLSTM-CNN lagi digunakan untuk prediksi total power regional (tiap subregion) dengan inputan hasil historis dari representasi stasiun pembangkit listrik dan keluaran pembangkitan subregion. 5. Evaluasi model megngunakan MSE, RMSE, dan MAE. | Prediksi power dari pembangkit listrik tiap subregion menggunakan BiLSTM-CNN menghasilkan akurasi sekitar 75%-85%. | 1. Prediksi subregional tidak mencapai keluaran subregional actual tertinggi, karena prediksi tidak memperkirakan puncak tertinggi pada pukul 13.00. 2. Keluaran prediksi pada setengah bagian pertama melebihi nilai aktual. |
| 8. | (Kow et al., 2020) | CNN + Back Propagation NN | 1. Pre-processing data, yaitu normalization dan pembagian dataset. 2. CNN digunakan untuk ekstraksi pola spasial dari data kualitas udara (PM2.5, PM10, SO2, CO, NO2, O3) dan meteorologi (humidity, temp). 3. BPNN digunakan untuk ekstraksi fitur saling ketergantungan dan temporal dari data *time series*, serta melakukan peramalan. 4. Evaluasi model menggunakan MAE, RMSE, dan R2. | Model CNN-BP tidak hanya melakukan peramalan PM2.5 beberapa langka ke depan (1h – 10h), tetapi juga mampu memodelkan mekanisme PM2.5 yang berbeda (emisi lokal dan *transboundary* transmisi) untuk lima wilayah (R1-R5) dan seluruh Taiwan. Hasil prediksi dengan model ini menghasilkan nilai RMSE terkecil dan R2 terbesar dibandingkan BPNN dan RF. | 1. Model ini tidak bisa meramalkan harian karena data yang digunakan adalah dataset perjam. |
| 9. | (Duan et al., 2021) | ICEEMDAN + RNN + Error Correction | 1. ICEEMDAN digunakan untuk menguraikan rangkaian data angin menjadi subseries dan residual. ICEEMDAN dapat mengurangi nosie dan ketidakpastian dari series kecepatan angin. selain itu juga mengurangi sisa masalah pola palsu yang disebabkan oleh sinyal yang tumpang tindih. 2. RNN (BPNN, LSTM, GRU) untuk memprediksi setiap subseries, diperoleh prediksi dan error rangkaian (series). 3. ICEEMDAN lagi untuk menguraikan error series menjadi subseries. 4. ARIMA digunakan untuk memprediksi tiap subseries, diperoleh peramalan error series. 5. Peramalan error series digunakan untuk memperbaiki ramalan series di tahap kedua untuk memperoleh peramalan final kecepatan angin. 6. Evaluasi model menggunakan MAE, MAPE, RMSE, dan SSE (umum digunakan untuk mengukur error pada analisis time series). | Peramalan dengan GRU yang paling baik sebelum dan setelah perbaikan error dengan akurasi sebesar 94%. Untuk semua metode RNN, hasil peramalan setelah perbaikan error lebih tinggi daripada tanpa perbaikan, yaitu rata-rata 90%. |  |
| 10. | (Samal et al., 2021) | Temporal Convolutional Network (TCN) + Fine-Tuning | 1. *Preprocessing data* menggunakan interpolasi matriks fitur untuk data polutan PM10 dan meteorologi. Kemudian, dilakukan *multiple imputation* untuk menangkap korelasi temporal antara matriks fitur dan *variable target* PM2.5 saat dilakukan perhitungan untuk *missing value*. 2. TCN yang terdiri dari *residual mapping* dan *dilated casual convolutional* digunakan untuk ekstraksi informasi lokal dan melakukan predksi. 3. Fine-tuning digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan mengatur weights dari model yang telah dilatih sebelumnya. 4. Evaluasi model menggunakan MAE dan RMSE. | Prediksi jangka pendek dan panjang (3-14 hari) PM2.5 yang hilang menggunakan model ini memperoleh akurasi sebesar 92%. Model ini memprediksi nilai PM2.5 mengikuti tren yang sama dengan nilai yang diamati untuk kedua lokasi pemantauan. | 1. Tidak dijelaskan data meteorologi yang digunakan apa saja. 2. Perbandingan model dengan baseline models hingga perbandingannya tidak setara. |
| 11. | (B. Zhang et al., 2022) | ResNet + ConvLSTM | 1. Analisis statistik dimensi temporal berdasarkan hubungan tersembunyi antar polutan, antar meteorologi, dan polutan dengan meteorologi. 2. Analisis dimensi spasial menggunakan *correlation coefficient* berdasarkan polutan pada kota yang menjadi acuan dengan kota di sekitarnya (jarak berbanding terbalik dengan konsentrasi polutan). 3. *Pre-processing data* menggunakan interpolasi spatiotemporal untuk mengisi nilai yang hilang pada data konsentrasi polutan dan meteorologi. 4. ResNet digunakan untuk ekstraksi fitur spasial. ResNet dapat mengatasi masalah *vanishing gradient* dan *network degradation*. 5. ConvLSTM digunakan untuk ekstraksi fitur spasial dari ResNet *layer* dan spatiotemporal dan melakukan prediksi PM2.5. ConvLSTM dapat mengatasi masalah *exploding* dan *vanishing gradient* serta korelasi fitur spasial dan temporal pada data berdimensi tinggi. 6. Evaluasi model menggunakan RMSE, MAE, dan *correlation coefficient*. | Prediksi PM2.5 jangka pendek selama 1-3 jam menggunakan 16 variabel data polutan dan meteorologi dari 14 kota. Target polutan dan kota yang digunakan adalah PM2.5 dan Shanghai. Prediksi dengan metode RCL Learning ini memperoleh akurasi sebesar 98%. Penelitian ini juga melakukan prediksi jangka panjang selama 1-15 jam secara bertahap. | 1. Informasi lokasi beberapa kota tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap prediksi polutan di kota target sehingga tidak dipertimbangkan. |
| 12. | (Lu et al., 2021) | ConvLSTM | 1. Melakukan konversi data pemesanan mobil online menjadi gambar vektor biner menggunakan variabel waktu dan jarak berdasarkan longitude dan latitude. 2. ConvLSTM digunakan untuk ekstraksi fitur spasial dan temporal. Kemudian dilakukan prediksi. 3. Evaluasi model menggunakan RMSE, MAE dan R2. | Prediksi pada penelitian ini terbagi menjadi 5 waktu pelatihan yang berbeda, yaitu 10, 15, 20, 25, dan 30 kali pelatihan. Data yang diambil sebanyak 92 hari, terbagi menjadi 73 hari sebagai data latih dan 19 hari sebagai data test. Berdasarkan hasil evaluasi model, waktu pelatihan sebanyak 30 kali adalah yang paling ideal dengan hasil RMSE 0.027, MAE 0.014, dan R2 0.50. Jika di bawah 30 kali, maka akan underfit, sedangkan jika di atas 30 akan overfit. | 1. Tidak menjelaskan secara detail mengenai tahapan penelitian. 2. Tidak menjelaskan hasil prediksi berupa gambar menjadi kalimat atau pemesanan secara tertulis kembali. |
| 13. | (He et al., 2022) | ConvLSTM-ResNet | 1. *Preprocessing data* dilakukan untuk mengubah informasi lalu lintas menjadi gambar vektor biner. Data lalu lintas diperoleh dari GPS, lalu dikonversi menjadi gambar vektor biner lalu lintas. 2. Gambar diklasifikasikan berdasarkan periode waktu menggunakan 3 modul, yaitu *closeness*, *daily* *period*, dan *weekly period*. 3. *Closeness module*: 4. 3D densenet block digunakan untuk ekstraksi fitur spasial. 5. M-Resnet block digunakan untuk menangkap ketergantungan spasial jangka panjang. 6. RSE unit digunakan untuk melakukan operasi *squeezing* dan *excitation* untuk mempelajari ketergantungan antara fitur dan lokasi. 7. ConvLSTM digunakan untuk memperoleh hasil akhir modul. 8. *Daily and weekly modules*: 9. 3D densenet block digunakan untuk mempelajari karakteristik periodik dan tren arus lalu lintas. 10. M-Resnet block digunakan untuk menangkap fitur spasial yang kompleks dalam periode harian dan mingguan. 11. RSE unit digunakan untuk mengkalibrasi ulang bobot fitur dari wilayah yang berbeda. 12. ConvLSTM digunakan untuk memperoleh hasil akhir modul. 13. *Fusion module*: 14. Weigh feature fusion digunakan untuk memadukan ketiga hasil akhir dari tiga modul temporal dengan modul eksternal seperti keadaan cuaca, hari libur, dan metadata (weekday/weekend). 15. Kemudian dari hasil penggabungan diperoleh hasil prediksi *traffic flow*. 16. Evaluasi model menggunakan RMSE dan MAE. | Prediksi lalu lintas pada penelitian ini memperoleh hasil RMSE sebesar 3.55 dan MAE sebesar 1.49 untuk dataset BikeNYC. Pada dataset TaxiBJ, RMSE sebesar 13.85 dan MAE sebesar 8.26. Hasil *error* dari kedua dataset merupakan yang paling kecil di antara metode pembanding lainnya. Metode ini mampu menangkap korelasi *spatio-temporal*, korelasi spasial kompleks, dan heterogenitas pada lalu lintas. |  |
| 14. | (Qin et al., 2019) | CNN + LSTM | 1. Fitur polutan dan faktor meteorologi dikonversi menjadi matriks dua dimensi. 2. CNN digunakan untuk menghilangkan redudansi data dan mengekstrak fitur spasial menggunakan convolutional dan pooling layers. 3. LSTM digunakan untuk mengekstrak fitur temporal. 4. FCN layer digunakan untuk memperoleh hasil prediksi. 5. Evaluasi model menggunakan RMSE. | Prediksi PM2.5 pada kota target, Shanghai, memperoleh hasil RMSE sebesar 14.3, di mana lebih baik daripada metode pembandingnya, seperti CNN saja dan LSTM saja. Model ini mampu memproses data beberapa lokasi pemantauan dalam satu kota. | 1. Data latih menggunakan data dari berbagai lokasi pemantauan. 2. Pembangunan model hanya berdasarkan pada satu kota. 3. Faktor lain seperti kondisi geomorfik perlu dipertim-bangkan pada penelitian selanjutnya. |
| 15. | (Sheng et al., 2023) | DRN + LSTM | 1. FCNN digunakan untuk memperoleh prediksi awal dalam waktu 24 jam dengan input *power loads* dan suhu dalam 1-3 bulan, 1-8 minggu, 7 hari, 24 jam sebelum hari prediksi, serta suhu hari setelahnya, musim, hari kerja, dan hari libur. 2. LSTM digunakan untuk mempelajari relasi tersembunyi dari fitur dalam dimensi waktu. 3. DWU digunakan untuk memodelkan ketergantungan antar dimensi fitur. 4. Residual LSTM block yang terdiri dari 2 layers LSTM, BN, dropout, dan dimension weighted unit (DWU) digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi dan menghasilkan output final. 5. Evaluasi model menggunakan MAPE. | Prediksi pada penelitian ini memperoleh hasil MAPE sebesar 1.56 dengan nilai r = 16 dan jumlah layer LSTM = 20. Akurasi model ini meningkat sebanyak 12% menggunakan Residual block dan DWU. | 1. Bukan merupakan data multi-variate |
| 16. | (Wu et al., 2023) | ResNet + GCN + BiLSTM | 1. ResNet digunakan untuk mengekstrak ketergantungan spasial antar stasiun dalam pola harian. 2. GCN digunakan untuk menangkap informasi topologi seluruh jaringan pemantauan. 3. BiLSTM digunakan untuk mempelajari korelasi temporal dari faktor eksternal, seperti zat polutan lainnya dan meteorologi. 4. 3 tahap di atas digabung dan dilatih dalam BiLSTM lagi untuk diekstrak fitur tingkat tinggi. 5. Hasil prediksi diratakan (flatten) dan dimasukkan dalam FCN. 6. Evaluasi model menggunakan MAE, RMSE, dan R2. | Prediksi NO2 dan O3 pada penelitian ini memperoleh hasil MAE sebesar 11% dan 17% dibadingkan dengan ResNet-LSTM. Performa terbaik untuk pediksi O3 diraih oleh stasiun pemantauan lalu lintas, urban, dan terakhir suburban. Sedangkan untuk prediksi NO2 sebaliknya. | 1. Hanya mempertimbangkan peramalan jangka pendek untuk polutan. |

Catatan no 2.

Peramalan kualitas udara yang sudah ada hanya menggunakan korelasi temporal dari data time series, dengan akurasi terbatas karena hilangnya informasi spasial. Pertama, polusi udara di suatu area telah dikorelasikan dengan nilai historisnya, karena perubahan yang terus menerus di dunia nyata. Kedua, karena adanya penyebaran zat polutan di udara, polusi udara di suatu lokasi tertentu sangat bergantung pada kualitas udara di lokasi lingkungannya. Dengan kata lain, informasi meteorologi di lokasi sekitar harus menjadi pertimbangan karena proses penyebaran sangat terpengaruh oleh kecepatan angin, suhu, tekanan, dll.

Dua permasalahan harus dapat diselesaikan pada tahap pre-processing, yaitu: ketidaklengkapan data historis dan jarangnya stasiun pemantauan polusi udara secara geografis.

Catatan no 8.

Proses pengendapan PM2.5 sangat berkorelasi dengan kelembapan relatif karena kelembapan melekat pada partikel halus dan terakumulasi dalam ukuran yang lebih besar.

CNN biasanya memiliki tiga lapisan:

1. Convolutional layer yang mengekstraksi fitur dari masukan untuk membentuk matriks peta fitur,
2. Pooling layer yang mengurangi ukuran spasial fitur yang dikonvolusi
3. Fully Connected layer yang meratakan keluaran menjadi satu kolom vektor dan memasukkannya ke dalam jaringan saraf feed-forward.

Fungsi ReLU sangat bertenaga dan memiliki beberapa keunggulan:

1. Mampu memecahkan masalah hilangnya atau ledakan gradien (gradient vanishing or explosion)
2. Mampu meniru struktur komputasi otak manusia
3. Mempunyai kecepatan perhitungan yang cepat
4. Lebih mudah konvergen dibandingkan fungsi aktivasi sigmoid

Catatan no. 13

1. 3D densenet digunakan untuk ekstraksi fitur spasio-temporal tingkat rendah dan korelasi spasial lokal.
2. M-Resnet block digunakan untuk mensimulasikan korelasi spasial multiskala secara eksplisit.
3. RSE unit digunakan untuk mengeksplorasi dan mengkalibrasi masing-masing wilayah untuk memperoleh heterogenitas arus lalu lintas.

Catatan no. 15

Dropout and BN are used together to play a regularization role to prevent overfitting.

Cheng, X., Zhang, W., Wenzel, A., & Chen, J. (2022). Stacked ResNet-LSTM and CORAL model for multi-site air quality prediction. *Neural Computing and Applications*, *34*(16), 13849–13866. https://doi.org/10.1007/s00521-022-07175-8

Duan, J., Zuo, H., Bai, Y., Duan, J., Chang, M., & Chen, B. (2021). Short-term wind speed forecasting using recurrent neural networks with error correction. *Energy*, *217*. https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119397

He, R., Liu, Y., Xiao, Y., Lu, X., & Zhang, S. (2022). Deep spatio-temporal 3D densenet with multiscale ConvLSTM-Resnet network for citywide traffic flow forecasting. *Knowledge-Based Systems*, *250*. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109054

Kalajdjieski, J., Zdravevski, E., Corizzo, R., Lameski, P., Kalajdziski, S., Pires, I. M., Garcia, N. M., & Trajkovik, V. (2020). Air pollution prediction with multi-modal data and deep neural networks. *Remote Sensing*, *12*(24), 1–19. https://doi.org/10.3390/rs12244142

Kow, P. Y., Wang, Y. S., Zhou, Y., Kao, I. F., Issermann, M., Chang, L. C., & Chang, F. J. (2020). Seamless integration of convolutional and back-propagation neural networks for regional multi-step-ahead PM2.5 forecasting. *Journal of Cleaner Production*, *261*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121285

Li, G., Guo, S., Li, X., & Cheng, C. (2023). 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*, *34*. https://doi.org/10.1016/j.segan.2023.101019

Lu, X., Ma, C., & Qiao, Y. (2021). Short-term demand forecasting for online car-hailing using ConvLSTM networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, *570*. https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.125838

Portal-Porras, K., Fernandez-Gamiz, U., Zulueta, E., Irigaray, O., & Garcia-Fernandez, R. (2023). Hybrid LSTM+CNN architecture for unsteady flow prediction. *Materials Today Communications*, *35*. https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2023.106281

Qin, D., Yu, J., Zou, G., Yong, R., Zhao, Q., & Zhang, B. (2019). A Novel Combined Prediction Scheme Based on CNN and LSTM for Urban PM2.5 Concentration. *IEEE Access*, *7*, 20050–20059. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2897028

Samal, K. K. R., Babu, K. S., & Das, S. K. (2021). Multi-directional temporal convolutional artificial neural network for PM2.5 forecasting with missing values: A deep learning approach. *Urban Climate*, *36*. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2021.100800

Sheng, Z., An, Z., Wang, H., Chen, G., & Tian, K. (2023). Residual LSTM based short-term load forecasting. *Applied Soft Computing*, *144*. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110461

Song, S., Lam, J. C. K., Han, Y., & Li, V. O. K. (2020). ResNet-LSTM for Real-Time PM2.5and PM Estimation Using Sequential Smartphone Images. *IEEE Access*, *8*, 220069–220082. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3042278

Wang, Z., Zheng, W., Song, C., Zhang, Z., Lian, J., Yue, S., & Ji, S. (2019). Air Quality Measurement Based on Double-Channel Convolutional Neural Network Ensemble Learning. *IEEE Access*, *7*, 145067–145081. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2945805

Wu, C. lin, He, H. di, Song, R. feng, Zhu, X. hang, Peng, Z. ren, Fu, Q. yan, & Pan, J. (2023). A hybrid deep learning model for regional O3 and NO2 concentrations prediction based on spatiotemporal dependencies in air quality monitoring network. *Environmental Pollution*, *320*. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2023.121075

Zhang, B., Zou, G., Qin, D., Ni, Q., Mao, H., & Li, M. (2022). RCL-Learning: ResNet and convolutional long short-term memory-based spatiotemporal air pollutant concentration prediction model. *Expert Systems with Applications*, *207*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118017

Zhang, Q., Li, V. O., Ck Lam, J., & Han, Y. (2020). *Deep-AIR: A Hybrid CNN-LSTM Framework for Fine-Grained Air Pollution Forecast*.