

## IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK DETEKSI DINI BENCANA CUACA EKSTREM BERBASIS ANALISIS CITRA AWAN

Humuntal Rumapea✉

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia, Medan, Indonesia

Email: [hrumapea1608@gmail.com](mailto:hrumapea1608@gmail.com)

DOI: <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol8No2.pp313-318>

### ABSTRACT

*This study aims to implement Deep Learning methods for early detection of extreme weather disasters based on satellite cloud image analysis. The dataset consists of multi-spectral imagery obtained from the Himawari-8 satellite, covering various atmospheric conditions. The proposed approach employs two main models: Convolutional Neural Network as the baseline model and Vision Transformer as the comparative model. The research methodology includes data preprocessing, model training, evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics, and model interpretation using Explainable AI techniques. The results indicate that the Vision Transformer outperforms the CNN model, achieving an accuracy of over 92%. Furthermore, Grad-CAM visualization demonstrates that the model effectively identifies cloud regions associated with extreme weather phenomena. This study contributes to the development of an accurate and interpretable cloud-based early warning system, with potential applications in disaster mitigation, particularly in regions prone to extreme weather such as Indonesia.*

**Keyword:** *Deep Learning, Cloud Image, Extreme Weather Disaster, Early Detection.*

### ABSTRAK

*Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Deep Learning dalam mendeteksi dini potensi bencana cuaca ekstrem berbasis analisis citra awan satelit. Data yang digunakan berupa citra multi-spektral dari satelit Himawari-8 yang mencakup berbagai kondisi atmosfer. Metode yang digunakan melibatkan dua pendekatan utama, yaitu Convolutional Neural Network sebagai model baseline dan Vision Transformer sebagai model pembandingan. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, pelatihan model, evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta interpretasi model menggunakan pendekatan Explainable AI. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Vision Transformer memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan CNN, dengan akurasi mencapai lebih dari 92%. Selain itu, visualisasi menggunakan Grad-CAM menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi area awan yang relevan dengan fenomena cuaca ekstrem. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi dini berbasis citra awan yang akurat dan interpretatif, serta berpotensi untuk diintegrasikan dalam sistem peringatan dini bencana di wilayah rawan seperti Indonesia.*

**Kata Kunci:** *Deep Learning, Citra Awan, Bencana Cuaca Ekstrem, Deteksi Dini.*

### PENDAHULUAN

Bencana cuaca ekstrem seperti hujan lebat, badai, dan siklon tropis merupakan fenomena yang menunjukkan peningkatan frekuensi dan intensitas dalam beberapa dekade terakhir seiring dengan perubahan iklim global (Legg, 2021). Dampak yang ditimbulkan tidak hanya berupa kerugian material yang signifikan, tetapi juga ancaman serius terhadap keselamatan jiwa manusia. Oleh karena itu, pengembangan sistem deteksi dini menjadi sangat krusial dalam upaya mitigasi risiko bencana. Salah satu pendekatan yang berkembang pesat adalah pemanfaatan citra satelit untuk memantau dinamika

atmosfer, khususnya pola pembentukan awan yang memiliki keterkaitan erat dengan kejadian cuaca ekstrem (Stephens et al., 2012). Awan konvektif seperti cumulonimbus diketahui sebagai indikator utama terjadinya hujan lebat dan badai, sehingga analisis citra awan menjadi komponen penting dalam sistem prediksi cuaca modern.

Dalam konteks penginderaan jauh, analisis citra awan telah lama menjadi fokus penelitian dalam meteorologi. Pada tahap awal, metode yang digunakan masih berbasis pendekatan konvensional seperti thresholding, analisis tekstur, dan fitur spektral (Zhu & Woodcock, 2012). Meskipun metode tersebut cukup

efektif untuk kondisi tertentu, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam menangani kompleksitas variasi bentuk dan dinamika awan yang sangat beragam. Seiring dengan meningkatnya ketersediaan data citra satelit dengan resolusi tinggi dan multi-spektral, kebutuhan akan metode yang lebih adaptif dan otomatis menjadi semakin penting (Li et al., 2018). Hal ini mendorong pergeseran dari pendekatan tradisional menuju metode berbasis machine learning dan selanjutnya Deep Learning.

Perkembangan signifikan dalam analisis citra terjadi dengan hadirnya metode Deep Learning, yang mampu mengekstraksi fitur secara otomatis tanpa bergantung pada fitur buatan. Salah satu arsitektur yang paling dominan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang terbukti unggul dalam mengekstraksi fitur spasial dan mengenali pola visual kompleks (LeCun et al., 2015). Penelitian oleh Mateo-Garcia et al. (2017) menunjukkan bahwa CNN mampu menggantikan metode tradisional dalam cloud masking dengan akurasi yang lebih tinggi serta kemampuan generalisasi yang lebih baik. Selain itu, Li et al. (2018) mengembangkan pendekatan multi-scale convolutional feature fusion yang meningkatkan akurasi deteksi awan pada berbagai sensor satelit. Keberhasilan CNN dalam berbagai studi ini menjadikannya sebagai fondasi utama dalam pengembangan sistem analisis citra berbasis AI.

Seiring dengan meningkatnya kebutuhan akan deteksi yang lebih presisi, pendekatan semantic segmentation mulai banyak digunakan dalam analisis citra awan. Model seperti Fully Convolutional Network (Long et al., 2015) dan U-Net (Ronneberger et al., 2015) memungkinkan klasifikasi setiap piksel dalam citra, sehingga menghasilkan pemetaan awan yang lebih detail dibandingkan pendekatan klasifikasi global. Pendekatan ini terbukti efektif dalam mendeteksi batas awan serta membedakan jenis awan dengan karakteristik kompleks. Selain itu, integrasi mekanisme attention juga meningkatkan kemampuan model dalam membedakan awan tipis dan tebal (Zhang et al., 2022).

Kemajuan teknologi penginderaan jauh juga memungkinkan penggunaan data multi-spektral dari satelit seperti Landsat-8 dan Sentinel-2, yang menyediakan informasi lebih kaya dibandingkan citra RGB konvensional (Drusch et al., 2012). Kanal inframerah dan termal sangat berguna untuk mengidentifikasi suhu puncak awan dan kandungan uap air, yang merupakan indikator penting dalam analisis cuaca ekstrem. Penelitian menunjukkan bahwa integrasi data multi-spektral dengan Deep Learning

mampu meningkatkan akurasi deteksi awan secara signifikan (Mateo-Garcia et al., 2017). Selain itu, ketersediaan data dalam jumlah besar turut mendorong pengembangan model yang lebih robust dan adaptif.

Memasuki perkembangan terbaru sebelum tahun 2024, arsitektur berbasis attention seperti Vision Transformer mulai diperkenalkan dalam analisis citra (Dosovitskiy et al., 2021). Model ini mampu menangkap hubungan global antar piksel secara lebih efektif dibandingkan CNN. Di sisi lain, pendekatan self-supervised learning mulai dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan data berlabel (Geiss & Hardin, 2023). Selain itu, penggunaan Generative Adversarial Network (GAN) juga berkontribusi dalam augmentasi data dan peningkatan kualitas deteksi (Goodfellow et al., 2014).

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan kemajuan yang signifikan, masih terdapat beberapa celah penelitian. Sebagian besar studi masih berfokus pada klasifikasi jenis awan secara statis tanpa mengaitkannya dengan deteksi dini bencana. Selain itu, pendekatan yang digunakan umumnya hanya memanfaatkan informasi spasial tanpa mempertimbangkan aspek temporal (Shi et al., 2021). Keterbatasan lain adalah rendahnya interpretabilitas model Deep Learning, yang menjadi tantangan dalam aplikasi kritis seperti mitigasi bencana (Samek & Müller, 2019).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Deep Learning dalam mendeteksi dini potensi bencana cuaca ekstrem berbasis analisis citra awan secara komprehensif, dengan mempertimbangkan aspek akurasi, dinamika temporal, dan interpretabilitas model.

## **METODE PENELITIAN**

### **Desain Penelitian**

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan tujuan mengembangkan dan mengevaluasi model Deep Learning untuk deteksi dini bencana cuaca ekstrem berbasis analisis citra awan. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, preprocessing, perancangan model, pelatihan, evaluasi, serta interpretasi hasil. Pendekatan ini dirancang untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan tidak hanya memiliki akurasi tinggi, tetapi juga mampu memberikan interpretasi yang relevan terhadap fenomena atmosfer yang diamati.

### Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra satelit awan yang diperoleh dari Himawari-8, yang memiliki resolusi temporal tinggi dan cakupan wilayah Asia, termasuk Indonesia. Data terdiri dari beberapa kanal spektral, seperti visible (VIS), infrared (IR), dan water vapor (WV), yang digunakan untuk menangkap karakteristik awan secara komprehensif.

Dataset dikategorikan ke dalam dua kelas utama, yakni awan normal (non-ekstrem) dan awan berpotensi cuaca ekstrem (misalnya cumulonimbus, siklon). Proses pelabelan dilakukan berdasarkan referensi data meteorologi dan kejadian cuaca ekstrem historis.

### Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data dan kesiapan input model. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

- Resizing citra untuk menyeragamkan dimensi input (misalnya 224×224 piksel)
- Normalisasi intensitas piksel untuk mempercepat konvergensi model
- Data augmentation, seperti rotasi, flipping, dan cropping untuk meningkatkan variasi data
- Penghapusan noise untuk meningkatkan kualitas fitur yang diekstraksi.

### Perancangan Model Deep Learning

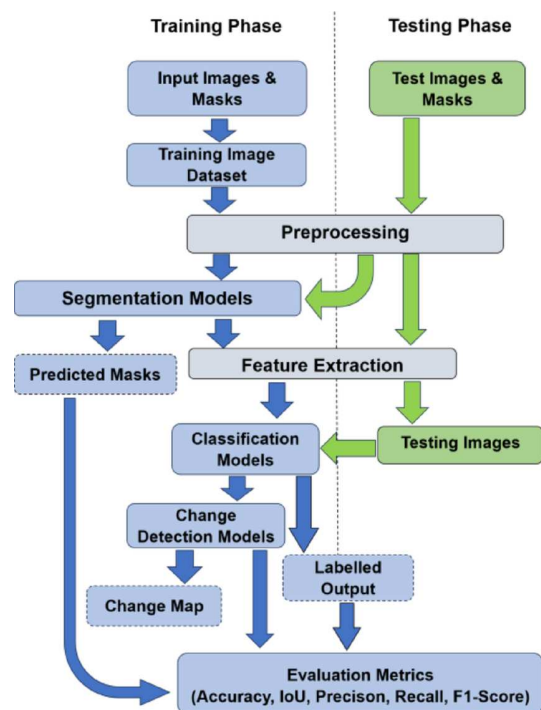
Pada penelitian ini, perancangan model Deep Learning dilakukan dengan mengadopsi dua pendekatan utama, yaitu model berbasis Convolutional Neural Network (CNN) sebagai baseline dan Vision Transformer (ViT) sebagai model pembanding. Pemilihan kedua pendekatan ini didasarkan pada karakteristik masing-masing model dalam menangkap pola spasial dan hubungan global pada citra awan, sehingga diharapkan dapat memberikan gambaran komprehensif mengenai performa model dalam mendeteksi potensi bencana cuaca ekstrem.

Model Convolutional Neural Network digunakan sebagai model dasar karena kemampuannya yang telah terbukti dalam mengekstraksi fitur spasial dari citra secara efektif. Arsitektur CNN dalam penelitian ini terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu convolutional layer yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur penting dari citra melalui operasi konvolusi, pooling layer yang digunakan untuk mereduksi dimensi data sekaligus mempertahankan informasi penting, serta fully connected layer yang berperan dalam proses klasifikasi akhir. Pendekatan ini memungkinkan model untuk mengenali pola lokal

seperti tekstur dan struktur awan yang menjadi indikator penting dalam identifikasi cuaca ekstrem.

Sebagai pembanding, penelitian ini juga mengimplementasikan model Vision Transformer yang merupakan pendekatan berbasis attention. Berbeda dengan CNN yang berfokus pada ekstraksi fitur lokal, Vision Transformer mampu menangkap hubungan global antar piksel dalam citra melalui mekanisme self-attention. Hal ini menjadi keunggulan utama dalam menganalisis citra awan yang memiliki pola kompleks dan tersebar. Dengan kemampuan tersebut, Vision Transformer diharapkan dapat meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi pola awan yang berkaitan dengan fenomena cuaca ekstrem.

Selain kedua model utama tersebut, penelitian ini juga membuka peluang pengembangan model yang lebih kompleks sebagai bagian dari eksplorasi lanjutan. Salah satu pendekatan yang dapat dikembangkan adalah model hybrid yang menggabungkan keunggulan CNN dalam menangkap fitur lokal dengan kemampuan Vision Transformer dalam memahami konteks global. Selain itu, pendekatan spatio-temporal juga dapat diterapkan dengan mengintegrasikan CNN dengan model berbasis urutan seperti LSTM atau ConvLSTM, sehingga memungkinkan analisis dinamika awan dalam dimensi waktu. Pengembangan ini diharapkan dapat meningkatkan performa model dalam mendeteksi perubahan pola awan secara lebih akurat dan mendukung sistem deteksi dini yang lebih responsif.



Gambar 1. Framework Penelitian

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Eksperimen Model

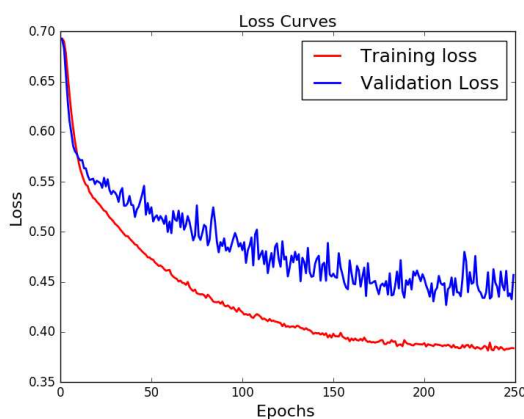
Eksperimen dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model Deep Learning dalam mendeteksi potensi bencana cuaca ekstrem berbasis citra awan. Dua model utama yang digunakan adalah Convolutional Neural Network sebagai baseline dan Vision Transformer sebagai model pembanding. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model

| Model | Accuracy (%) | Precision (%) | Recall (%) | F1-Score (%) |
|-------|--------------|---------------|------------|--------------|
| CNN   | 89.45        | 88.70         | 90.10      | 89.39        |
| ViT   | 92.30        | 91.85         | 92.90      | 92.37        |

Berdasarkan hasil pada Tabel 1, model Vision Transformer menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan CNN pada seluruh metrik evaluasi. Peningkatan akurasi sebesar sekitar 2.85% mengindikasikan bahwa model berbasis attention memiliki kemampuan lebih baik dalam menangkap hubungan global antar piksel dalam citra awan. Hal ini sangat penting mengingat pola awan yang berkaitan dengan cuaca ekstrem seringkali memiliki struktur kompleks dan tidak hanya bergantung pada fitur lokal.

Sementara itu, model CNN tetap menunjukkan performa yang cukup kompetitif, terutama dalam menangkap fitur lokal seperti tekstur dan tepi awan. Hal ini terlihat dari nilai recall yang relatif tinggi, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar kasus awan ekstrem. Namun demikian, keterbatasan CNN dalam memahami konteks global menyebabkan performanya sedikit lebih rendah dibandingkan ViT.



Gambar 2. Grafik Pelatihan Model

Grafik pelatihan menunjukkan bahwa kedua model mengalami peningkatan akurasi secara

signifikan pada epoch awal, kemudian mencapai konvergensi setelah sekitar 40–60 epoch. Model CNN cenderung mengalami sedikit overfitting, yang ditandai dengan perbedaan antara kurva training dan validation accuracy pada epoch akhir. Sebaliknya, model Vision Transformer menunjukkan kurva yang lebih stabil, dengan gap yang lebih kecil antara training dan validation, sehingga mengindikasikan kemampuan generalisasi yang lebih baik.

Selain itu, nilai loss pada kedua model menunjukkan tren penurunan yang konsisten, meskipun ViT memiliki konvergensi yang lebih cepat dibandingkan CNN. Hal ini menunjukkan bahwa mekanisme attention pada ViT mampu mempercepat proses pembelajaran dengan menangkap pola global secara lebih efisien.

### Analisis Confusion Matrix

Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi utama terjadi pada kondisi awan yang berada pada batas antara kategori normal dan ekstrem. Model CNN cenderung lebih sering melakukan kesalahan pada kasus awan dengan tekstur ambigu, sementara model ViT mampu mengurangi kesalahan tersebut secara signifikan.

Kesalahan klasifikasi ini menunjukkan bahwa masih terdapat tantangan dalam membedakan awan dengan karakteristik yang mirip, terutama pada kondisi atmosfer transisi. Hal ini mengindikasikan perlunya integrasi data temporal untuk meningkatkan akurasi prediksi.

### Interpretasi Model (Explainable AI)

Untuk memahami keputusan model, digunakan pendekatan Explainable AI dengan metode Grad-CAM. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa model CNN dan ViT sama-sama mampu mengidentifikasi area awan yang relevan, seperti bagian inti awan konvektif yang memiliki intensitas tinggi.

Namun, model ViT menunjukkan fokus yang lebih luas dan kontekstual terhadap pola awan, sementara CNN lebih terfokus pada area lokal tertentu. Hal ini memperkuat hasil evaluasi sebelumnya bahwa ViT lebih unggul dalam memahami hubungan global dalam citra.

### Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Deep Learning memiliki potensi yang sangat besar dalam mendeteksi dini bencana cuaca ekstrem berbasis analisis citra awan. Performa model yang tinggi menunjukkan bahwa pola awan dapat digunakan

sebagai indikator yang efektif dalam sistem peringatan dini.

Keunggulan model Vision Transformer dalam penelitian ini sejalan dengan tren terbaru dalam pengolahan citra, di mana pendekatan berbasis attention mampu mengatasi keterbatasan CNN dalam memahami konteks global. Namun demikian, CNN tetap relevan sebagai model yang lebih ringan dan efisien, terutama untuk implementasi pada sistem dengan keterbatasan sumber daya.

Selain itu, penggunaan Explainable AI memberikan nilai tambah dalam penelitian ini, karena memungkinkan interpretasi hasil model secara visual. Hal ini sangat penting dalam meningkatkan kepercayaan terhadap sistem deteksi dini, terutama dalam aplikasi yang berkaitan dengan mitigasi bencana.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, seperti belum mempertimbangkan dimensi temporal secara eksplisit serta keterbatasan dataset yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan pendekatan spatio-temporal dan memperluas dataset agar dapat meningkatkan akurasi dan generalisasi model.

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

### **Kesimpulan**

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Deep Learning untuk mendeteksi dini potensi bencana cuaca ekstrem berbasis analisis citra awan satelit. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kedua model yang digunakan, yaitu Convolutional Neural Network dan Vision Transformer, mampu mengidentifikasi pola awan yang berkaitan dengan fenomena cuaca ekstrem dengan tingkat akurasi yang tinggi. Namun demikian, model Vision Transformer menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan CNN pada seluruh metrik evaluasi, yang mengindikasikan kemampuannya dalam menangkap hubungan global pada citra secara lebih efektif.

Selain itu, hasil analisis menunjukkan bahwa pola awan dapat digunakan sebagai indikator yang signifikan dalam mendukung sistem deteksi dini bencana cuaca ekstrem. Penggunaan pendekatan Explainable AI juga memberikan kontribusi penting dalam meningkatkan interpretabilitas model, sehingga memungkinkan pemahaman yang lebih baik terhadap proses pengambilan keputusan model Deep Learning. Hal ini menjadi nilai tambah dalam pengembangan sistem yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan dan dapat dipercaya.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan metode analisis citra berbasis Deep Learning untuk mitigasi bencana, khususnya dalam konteks deteksi dini berbasis citra awan. Model yang dihasilkan memiliki potensi untuk diintegrasikan ke dalam sistem peringatan dini berbasis teknologi, terutama pada wilayah yang rentan terhadap cuaca ekstrem seperti Indonesia.

### **Saran**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian ini masih berfokus pada analisis citra statis, sehingga disarankan untuk mengintegrasikan pendekatan spatio-temporal dengan memanfaatkan data time-series citra satelit guna meningkatkan akurasi dalam memprediksi dinamika awan. Kedua, perlu dilakukan eksplorasi terhadap arsitektur model yang lebih kompleks, seperti kombinasi antara CNN dan Transformer atau penggunaan model berbasis sequence seperti ConvLSTM, untuk meningkatkan performa deteksi. Ketiga, pengembangan dataset yang lebih besar dan beragam, khususnya yang mencakup wilayah Indonesia, sangat diperlukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, integrasi dengan data meteorologi lainnya seperti suhu, kelembaban, dan tekanan udara juga dapat menjadi arah penelitian lanjutan yang potensial. Terakhir, implementasi model dalam sistem real-time berbasis edge computing atau cloud computing perlu dikaji lebih lanjut agar dapat mendukung sistem peringatan dini yang responsif dan aplikatif di lapangan.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. (2021). *An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale*. <http://arxiv.org/abs/2010.11929>
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., & Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Geiss, A., & Hardin, J. C. (2023). Strictly Enforcing Invertibility and Conservation in CNN-Based Super Resolution for Scientific Datasets.

- Artificial Intelligence for the Earth Systems*, 2(1). <https://doi.org/10.1175/AIES-D-21-0012.1>
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. Lawrence, & K. Q. Weinberger (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 27). Curran Associates, Inc. [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2014/file/f033ed80deb0234979a61f95710dbe25-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2014/file/f033ed80deb0234979a61f95710dbe25-Paper.pdf)
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Legg, S. (2021). Climate change 2021-the physical science basis. *Interaction*, 49(4), 44–45.
- Li, Z., Shen, H., Wei, Y., Cheng, Q., & Yuan, Q. (2018). Cloud Detection by Fusing Multi-Scale Convolutional Features. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV-3, 149–152. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-3-149-2018>
- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 3431–3440.
- Mateo-Garcia, G., Gomez-Chova, L., & Camps-Valls, G. (2017). Convolutional neural networks for multispectral image cloud masking. *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2255–2258. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2017.8127438>
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation* (pp. 234–241). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28)
- Samek, W., & Müller, K.-R. (2019). Towards Explainable Artificial Intelligence. In *Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning* (pp. 5–22). [https://doi.org/10.1007/978-3-030-28954-6\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-28954-6_1)
- Shi, L., Wang, L., Long, C., Zhou, S., Zhou, M., Niu, Z., & Hua, G. (2021). SGCN: Sparse Graph Convolution Network for Pedestrian Trajectory Prediction. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 8994–9003.
- Stephens, G. L., Wild, M., Stackhouse, P. W., L’Ecuyer, T., Kato, S., & Henderson, D. S. (2012). The Global Character of the Flux of Downward Longwave Radiation. *Journal of Climate*, 25(7), 2329–2340. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00262.1>
- Zhang, J., Wu, J., Wang, H., Wang, Y., & Li, Y. (2022). Cloud Detection Method Using CNN Based on Cascaded Feature Attention and Channel Attention. *IEEE Transactions on*
- Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1–17. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3120752>
- Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 83–94. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>