

CHAPTER 10

PEMANFAATAN KECERDASAN ARTIFISIAL UNTUK MENINGKATKAN MITIGASI BENCANA BANJIR

**Hammam Riza, Eko Widi Santoso, Iwan G. Tejakusuma,
Firman Prawiradisastra, & Prihartanto**

Pusat Teknologi Reduksi Risiko Bencana
Kedepujian Teknologi Pengembangan Sumberdaya Alam (TPSA)
Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi

ABSTRAK

Bencana banjir merupakan salah satu kejadian bencana yang mendominasi di Indonesia. Frekuensi dan intensitas bencana ini cenderung meningkat dari tahun ke tahun, demikian pula kerugian yang ditimbulkan akibat bencana ini semakin besar. Untuk mengurangi risiko bencana dan kerugian akibat banjir, diperlukan inovasi dalam mitigasi bencana. Kecerdasan artifisial dan pembelajaran mesin merupakan inovasi teknologi yang telah banyak diterapkan di berbagai bidang kehidupan dan dapat juga digunakan untuk meningkatkan mitigasi bencana banjir. Studi literatur yang dilakukan pada penelitian ini menunjukkan bahwa pemanfaatan kecerdasan artifisial dengan pembelajaran mesin terbukti mampu dan berhasil secara cepat dan akurat melakukan prediksi banjir, pemetaan risiko banjir, tanggap darurat banjir maupun pemetaan kerusakan akibat banjir. ANNs, SVM, SVR, ANFIS, WNN, dan DTs merupakan metode populer yang digunakan untuk mitigasi banjir dalam tahap prabencana dan direkomendasikan untuk menggunakan gabungan atau hibrid dari metode tersebut. Penerapan untuk tahap tanggap darurat bencana banjir masih belum banyak dilakukan dan masih perlu dikembangkan. Contoh pemanfaatannya adalah penggunaan *big data* dari media sosial Twitter dan pembelajaran mesin, baik *supervised learning* dengan Random Forest maupun *unsupervised learning* dengan CNN yang telah menunjukkan hasil yang baik dan mempunyai prospek yang bagus untuk diterapkan. Pemanfaatan kecerdasan artifisial dalam tahap pascabencana banjir juga masih belum banyak dilakukan karena memerlukan data aktual kondisi di lapangan, dan ke depan menjadi program penting kaji terap pemanfaatan kecerdasan artifisial.

Kata kunci: banjir, mitigasi, kecerdasan artifisial, *supervised learning*, *unsupervised learning*

H. Riza, E. W. Santoso, I. G. Tejakusuma, F. Prawiradisastra, and Prihartanto
Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi, e-mail: hammam.riza@korika.id

@2023 Kolaborasi Riset dan Inovasi Industri Kecerdasan Artifisial (KORIKA) & Penerbit BRIN
H. Riza, E. W. Santoso, I. G. Tejakusuma, F. Prawiradisastra, and Prihartanto, "Pemanfaatan kecerdasan artifisial untuk meningkatkan mitigasi bencana banjir," in *Prosiding Use Cases Artificial Intelligence Indonesia: Embracing Collaboration for Research and Industrial Innovation in Artificial Intelligence*, B. R. Trilaksono, H. Riza, A. Jarin, N. D. S. Darmayanti, and S. Liawatimena, Eds. Jakarta: Penerbit BRIN, Februari 2023, ch. 10, pp. 107-120, doi: 10.55981/brin.668.c545
ISBN: 978-623-8052-49-3, E-ISBN: 978-623-8052-50-9

A. PENDAHULUAN

Kecerdasan artifisial (*artificial intelligence* atau AI), saat ini telah digunakan di berbagai bidang sektor kehidupan kita, tidak terkecuali di bidang kebencanaan. Penelitian kecerdasan artifisial pada bidang ini telah berkembang dalam beberapa tahun belakangan ini, contohnya penerapan pada bidang bencana banjir, kebakaran hutan dan lahan, gempa, pemantauan gunung api, dan cuaca ekstrem.

Seperti disampaikan dalam ringkasan eksekutif Kongres Teknologi Nasional (KTN) [1] dalam 15 tahun terakhir atau periode 2003–2017, bencana di Indonesia semakin meningkat, baik dari jumlah kejadian maupun skala intensitasnya. Bencana hidrometeorologi (banjir, kekeringan, kebakaran hutan dan lahan, longsor, puting beliung, gelombang pasang) sebagai dampak dari perubahan iklim mendominasi peristiwa bencana di Indonesia, yakni >90%. Dalam sepuluh tahun terakhir atau periode 2011–2020, data bencana alam di Indonesia secara jelas menunjukkan peningkatan kejadian bencana (Gambar 1). Berdasarkan data BNPB (Gambar 1), kejadian bencana banjir juga menunjukkan tren yang meningkat. Kecenderungan meningkatnya jumlah kejadian dan intensitas bencana tidak saja terjadi di Indonesia, tetapi juga terjadi di seluruh dunia.

Upaya pengurangan risiko bencana perlu dilakukan untuk mereduksi bencana yang kian meningkat tersebut. Sendai Framework for Disaster Risk Reduction atau SFDRR 2015–2030 menyepakati perlunya perubahan paradigma pengurangan



Gambar 1. Tren Kejadian Bencana Alam di Indonesia dalam Sepuluh Tahun Terakhir (2011-2020) [2][19]

risiko bencana (PRB) dari prakiraan dan peringatan dini menjadi prakiraan berbasis dampak dan peringatan dini berbasis risiko (*impact based forecasting and risk based warning*). Selanjutnya, Paris Agreement 2015 yang telah diratifikasi oleh Indonesia pada 31 Oktober 2016 melalui Undang-Undang (UU) Nomor 16 Tahun 2016 menggarisbawahi upaya mitigasi, adaptasi, perhitungan *loss-and-damage*, dan *capacity building*, termasuk mekanisme pembiayaannya, serta proses *monitoring* pelaporan setiap negara melalui Nationally Determined Contribution (NDC).

Di Indonesia, kerugian materi yang diakibatkan oleh bencana periode 2004–2013, rata-rata per tahun mencapai 22,8 triliun [3]. Kondisi ini hanya jika tidak terjadi kondisi yang ekstrem, misalnya *el nino* atau tsunami. Kerugian ekonomi akibat *el nino* tahun 2015 mencapai 250 triliun rupiah atau 0,2% dari produk domestik bruto (PDB). Besarnya rerata per tahun kerugian ekonomi tersebut disebabkan oleh masyarakat yang tinggal di daerah bencana atau rentan bencana, tidak tersedianya sistem peringatan dini, semakin tingginya tingkat kerentanan wilayah, dan masyarakat tidak memahami gejala bahaya menjadi bencana.

Dalam Undang-Undang (UU) Nomor 24 Tahun 2007 tentang Penanggulangan Bencana [20][4], penyelenggaraan penanggulangan bencana dibagi menjadi tiga tahap, yaitu prabencana, saat tanggap darurat, dan pascabencana. Upaya pengurangan risiko bencana (PRB), seperti halnya diamankan oleh Sendai Framework for Disaster Risk Reduction (SFDRR) 2015–2030 maupun UU tersebut, sangat memerlukan pengkajian dan penerapan ilmu pengetahuan dan teknologi. Sebagai contoh, perlu pengkajian dan penerapan ilmu pengetahuan dan teknologi dalam memahami, mengamati, memprediksi, serta memantau bahaya, kerentanan, dan risiko bencana. Selain itu, diperlukan pula ilmu pengetahuan dan teknologi dalam melakukan upaya peringatan dini, diseminasi informasi, dan pengembangan teknologi baru agar upaya reduksi risiko bencana dapat tercapai secara lebih cepat dan akurat.

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi saat ini telah memasuki tahapan Revolusi Industri 4.0 yang berbasis teknologi informasi, seperti penggunaan *big data*, *internet of things* (IoT), kecerdasan artifisial atau *artificial intelligence* (AI), *crowdsourcing*, dan otomatisasi. Secara khusus, penerapan kecerdasan artifisial membuka peluang luas inovasi teknologi untuk mendukung upaya pengurangan risiko bencana melalui sistem cerdas *smart risk reduction*.

Untuk mengetahui perkembangan terkini, diperlukan evaluasi penerapan kecerdasan artifisial dan pembelajaran mesin. Oleh karena itu, dalam tulisan ini akan diuraikan perkembangan penelitian kecerdasan artifisial dan pembelajaran mesin serta penerapannya untuk meningkatkan mitigasi bencana banjir.

B. BAHAN DAN METODE

1. Bahan

Dalam penelitian ini, sumber daya yang digunakan berupa data dan artikel-artikel yang diperoleh dari buku, laporan ataupun jurnal ilmiah terkait studi yang diterbitkan secara nasional maupun internasional. Hasil dari studi literatur terhadap artikel-artikel tersebut digunakan sebagai referensi dalam penulisan makalah ini.

2. Metode

Penelitian dilakukan dengan metode *literature review* atau studi literatur, khususnya pada publikasi terkini tentang penerapan kecerdasan artifisial atau *artificial intelligence* (AI) dalam bidang mitigasi bencana banjir. Penelusuran literatur dilakukan dari berbagai sumber, seperti buku, lembaran negara, jurnal, situs web tertentu dari badan dunia, dan sumber lainnya melalui internet. Tujuannya adalah didapatkannya gambaran terkini penelitian dan penerapan kecerdasan artifisial dalam upaya mitigasi bencana dan mendeteksi bidang spesifik dari aplikasi kecerdasan artifisial yang dilakukan serta model tertentu yang diaplikasikan. Berdasarkan studi tersebut, dapat diuraikan perkembangan penerapan terkini yang telah berhasil dilakukan. Selanjutnya, prospek pengembangan dan penerapan kecerdasan artifisial di masa depan serta saran aplikasi kecerdasan artifisial dalam tahapan penanggulangan bencana dapat diberikan.

C. PEMBAHASAN

1. Penelitian Kecerdasan Artifisial pada Bencana Banjir

Banjir merupakan bencana yang paling sering terjadi di wilayah Asia Pasifik dan memiliki dampak yang signifikan terhadap perekonomian di wilayah tersebut [5]. Wagenaar dkk. [6] menyatakan bahwa metode pembelajaran mesin telah diterapkan dalam penilaian risiko dan dampak banjir, khususnya dalam pengembangan langkah-langkah mitigasi, persiapan tanggap darurat, dan perencanaan pemulihan banjir. Metode ini memiliki potensi untuk meningkatkan akurasi serta mengurangi waktu penghitungan dan biaya pengembangan model. Pada bencana banjir, penerapan metode kecerdasan artifisial memiliki prospek yang baik karena model fisik hidrologi membutuhkan data yang besar untuk pemrosesannya, sedangkan model kecerdasan artifisial hanya membutuhkan data yang terbatas saja untuk proses prediksinya [7].

Beberapa penelitian lain terkait penggunaan aplikasi kecerdasan artifisial dalam prediksi banjir menyebutkan tentang pemantauan tinggi muka air banjir menggunakan kecerdasan artifisial metode *time variant inertia weight particle swarm optimization* (TVIWPSO) dan *support vector regression* (SVR) [8], serta metode jaringan syaraf tiruan *radial basis function* [9]. Sementara itu, pemanfaatan kecerdasan artifisial untuk prediksi curah hujan, debit dan banjir dengan menggunakan

backpropagation neural network (BP-NN) dan *support vector machine* (SVM) [10]. Selain itu, penggunaan teknik *machine learning* atau pembelajaran mesin dapat digunakan untuk meningkatkan ketangguhan dan kesiapsiagaan masyarakat terhadap bencana banjir, dengan mengaplikasikan dan membandingkan kinerja serta akurasi beberapa teknik, seperti *random forest* (RF), *Lazy*, *J48 tree*, *artificial neural network* (ANN), *Bayes* (NB), dan *logistic regression* (LR). Metode *artificial neural network* (ANN) digunakan untuk mengembangkan model inundasi regional [11]. Selain itu, algoritma *adaptive neuro fuzzy inference system* (ANFIS) dimanfaatkan untuk membuat model kerentanan banjir [12].

Mosavi dkk. [7] juga telah melakukan kajian literatur yang ekstensif serta membuat skema klasifikasi untuk menganalisis literatur yang ada tentang pemodelan pembelajaran mesin untuk prediksi banjir. Lebih dari 6000 artikel telah dikaji dan terdapat 180 artikel yang berpengaruh dan orisinal di mana kemampuan dan akurasi dari sedikitnya dua model pembelajaran mesin telah dibandingkan. Terdapat dua kategori model prediksi, yaitu model tunggal dan model hibrid. Hasil yang didapatkan menunjukkan keberhasilan seperti yang ditunjukkan oleh aplikasi metode pembelajaran mesin yang populer, yaitu ANNs, SVM, SVR, ANFIS, *wavelet-based neural network* (WNN) dan *decision tree* (DTs). Mosavi dkk. [7] menunjukkan bahwa kualitas prediksi banjir dapat ditingkatkan dengan beberapa cara sebagai berikut.

Melakukan kebaruan dalam hibridisasi. Hal ini dapat melalui integrasi dua atau lebih metode pembelajaran mesin atau integrasi metode pembelajaran mesin dengan cara yang lebih konvensional, dan atau cara komputasi;

- a. Penggunaan teknik dekomposisi data untuk meningkatkan kualitas data set. Hal ini sangat berkontribusi dalam meningkatkan akurasi prediksi.
- b. Penggunaan metode ansambel yang secara dramatis dapat meningkatkan kemampuan model dan mengurangi ketidakpastian dalam melakukan prediksi.
- c. Pemilihan penambahan algoritma pengoptimal untuk meningkatkan kualitas algoritma pembelajaran mesin, misalnya dengan memberikan penyesuaian yang lebih baik pada ANNs untuk mencapai arsitektur neuronal yang optimal.
- d. Penggunaan model pembelajaran mesin untuk memprediksi banjir secara spasial merupakan bidang riset yang disarankan untuk kegiatan selanjutnya. Kemajuan terbaru menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin untuk analisis banjir secara spasial telah merevolusi bidang prediksi banjir.

2. Penerapan Kecerdasan Artifisial pada Beberapa Tahap Penanggulangan Bencana Banjir

a. Penerapan Kecerdasan Artifisial pada Tahap Prabencana Banjir

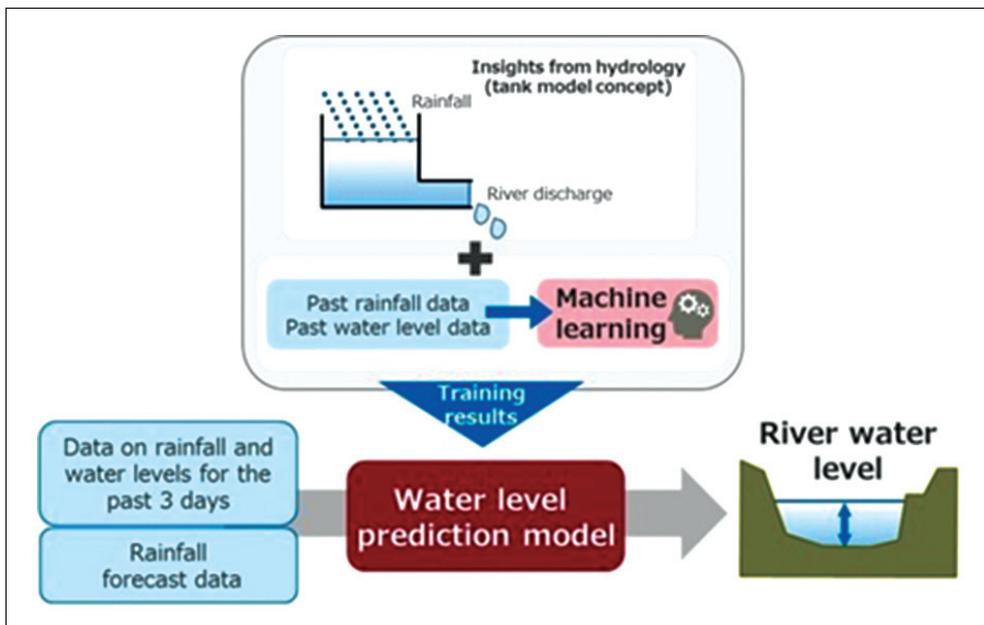
Penerapan kecerdasan buatan pada fase prabencana yang paling dominan adalah untuk memprediksi kejadian banjir. Metode pembelajaran mesin berperan penting

mempercepat prediksi kejadian banjir—terutama untuk jangka pendek—sehingga peringatan dini bisa lebih cepat diberikan kepada yang terdampak [7]. Berikut ini beberapa contoh kasus penerapan kecerdasan artifisial untuk model prediksi bencana banjir.

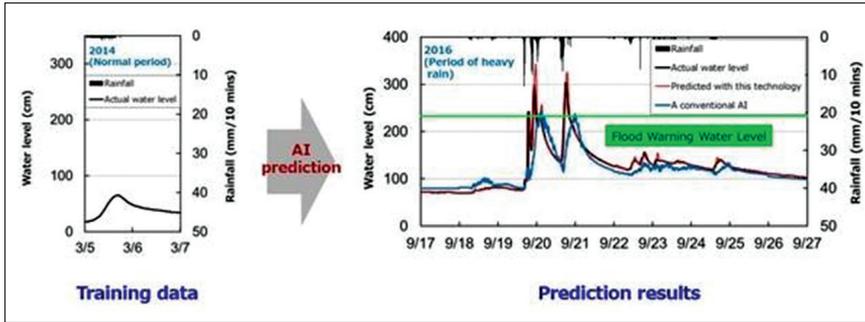
Aplikasi kecerdasan artifisial melalui pembelajaran mesin dalam upaya pengurangan risiko bencana banjir telah dilakukan oleh para peneliti melalui beberapa metode. Kejadian banjir umumnya diprediksi dengan data curah hujan dan ketinggian muka air sungai.

Sebagai contoh, aplikasi kecerdasan artifisial yang dikembangkan Fujitsu pada 2019 dapat memprediksi banjir dengan lebih akurat melalui teknologi dan teknik Fujitsu Human Centric AI Zinrai (Gambar 2). Kecerdasan artifisial yang diterapkan tersebut dapat memprediksi kenaikan muka air sungai secara lebih akurat dari data curah hujan dan muka air sungai (Gambar 3).

Penelitian lainnya menggunakan *artificial neural network* (ANN) untuk mengembangkan model inundasi regional *the self-organizing map* (SOM) dan *the recurrent nonlinear autoregressive with exogenous inputs* (RNARX) disingkat SOM-RNARX di daerah aliran sungai (DAS) Kemamam, Malaysia [11] sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 4. Model yang digunakan cukup efektif dan akurat untuk memprediksi kedalaman inundasi pada daerah tersebut dengan waktu yang cukup singkat, yakni beberapa detik saja. Dengan RMSE keseluruhan $<0,35$ dan $R^2 >0,9$ maka, model ini dapat dimanfaatkan untuk peringatan dini pada daerah tersebut.

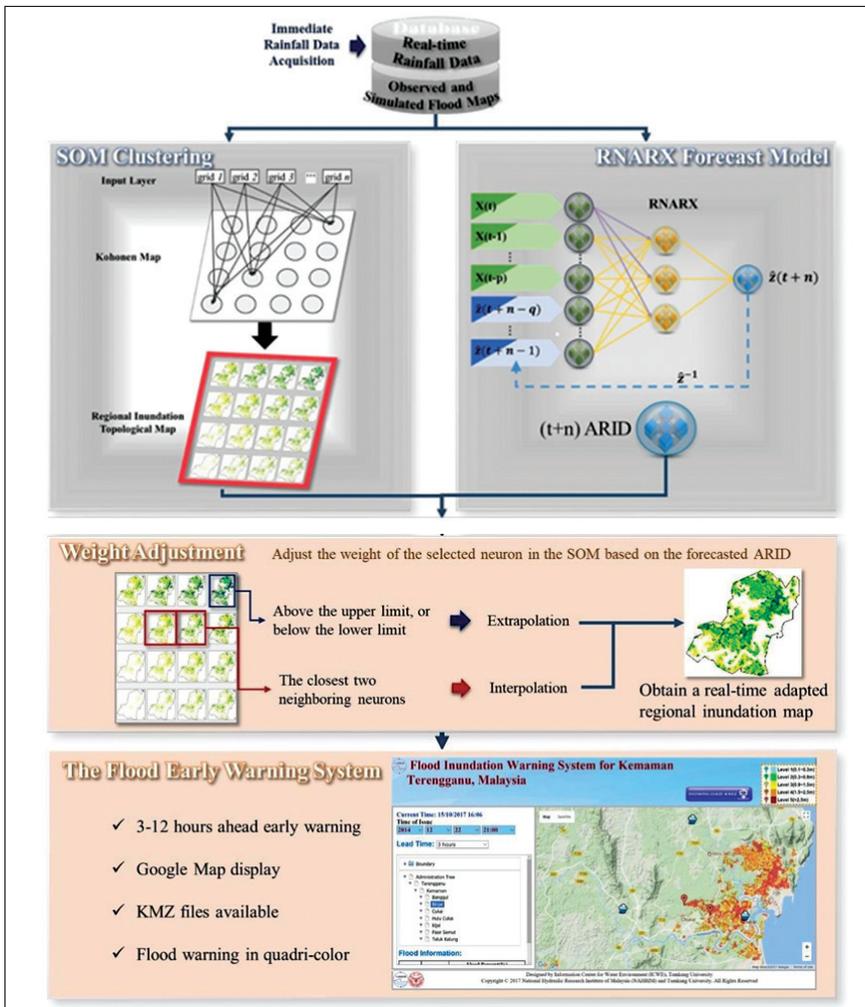


Gambar 2. Diagram ringkas prediksi muka air dengan kecerdasan artifisial [13][21]



Sumber: Fujitsu (2019).

Gambar 3. Kecerdasan artifisial Fujitsu Human Centric AI Zinrai dapat memprediksi kenaikan muka air sungai secara lebih akurat dari data curah hujan dan muka air sungai [13][21]

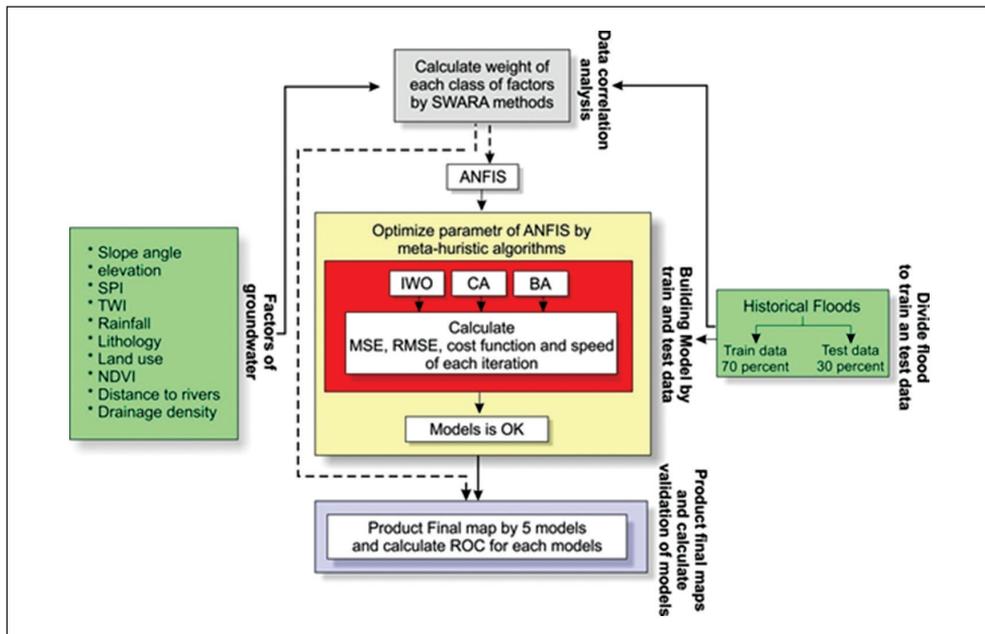


Sumber: Chang dkk. (2018).

Gambar 4. Metodologi Model SOM-RNARX [9][11]

Penelitian lain memanfaatkan algoritma ANFIS untuk membuat model kerentanan banjir di daerah aliran Sungai Haraz di Iran [12] sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 5. Sepuluh faktor pengondisi banjir kontinu dan kategori dipilih berdasarkan 201 lokasi banjir, termasuk *Topographic Wetness Index* (TWI), kepadatan sungai, aliran indeks daya (SPI), kelengkungan, jarak dari sungai, litologi, ketinggian, kemiringan tanah, penggunaan lahan, dan curah hujan. Algoritma yang dipakai adalah ANFIS *with cultural* (ANFIS-CA), *bees* (ANFIS-BA), dan *invasive weed optimization* (ANFIS-IWO). Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS-IWO dengan RMSE lebih rendah (0,359) memiliki kinerja yang lebih baik, sementara ANFIS-BA dengan AUROC lebih tinggi (94,4%) menunjukkan kemampuan prediksi yang lebih baik, diikuti oleh ANFIS-IWO (93,9%) dan ANFIS-CA (92,1%).

Moon dkk. [14] mengkaji tentang peringatan dini hujan di Korea yang dapat mengeluarkan sinyal sebelum terjadinya hujan yang ekstrem dengan teknik pembelajaran mesin. Sinyal peringatan akan keluar jika kriteria hujan lebat yang ditetapkan tercapai sehingga kejadian hujan lebat dalam tiga jam berikutnya dapat diprediksi. Hal tersebut dilakukan dengan cara melakukan diskretisasi variabel input secara selektif dan menerapkan *principal component analyses*. Regresi logistik digunakan sebagai pengklasifikasi untuk memprediksi kebutuhan peringatan.



Sumber: Bui dkk. (2018)

Gambar 5. Metodologi Penelitian Bui dkk. [10][12]

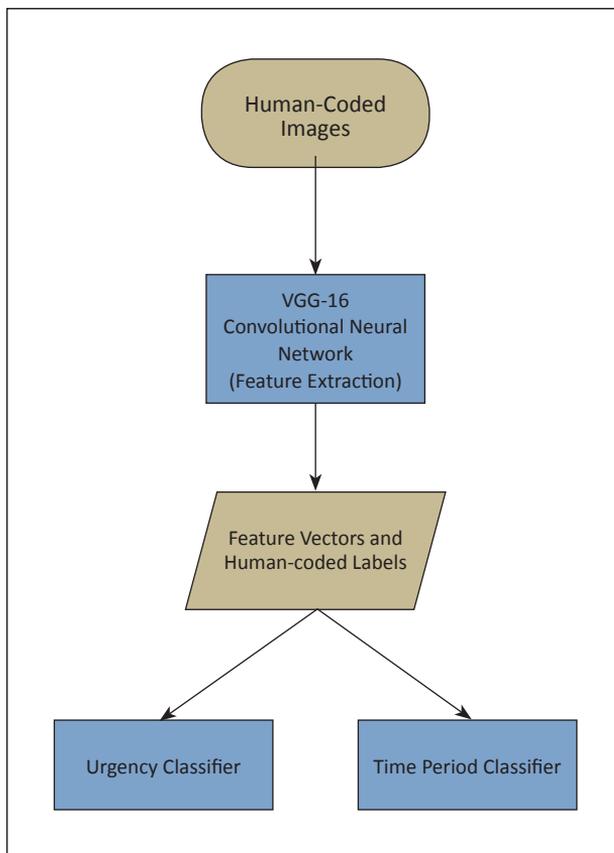
Darabi dkk. [15] melakukan penelitian tentang pemetaan risiko banjir perkotaan di Iran di Kota Sari melalui teknik pembelajaran mesin dengan menerapkan model *genetic algorithm rule-set production* (GARP) dan model *quick unbiased efficient statistical tree* (QUEST) serta membandingkan kedua aplikasi model tersebut. Untuk analisis bahaya banjir, digunakan faktor curah hujan, kemiringan, jumlah kurva, jarak ke sungai, jarak ke saluran, kedalaman ke air tanah, penggunaan lahan, dan ketinggian. Untuk analisis kerentanan banjir, digunakan faktor kepadatan kota, kualitas bangunan, usia bangunan, kepadatan penduduk, dan kondisi sosial ekonomi. Selain itu, penentuan bobot faktor ditentukan berdasarkan pengetahuan para ahli dan *fuzzy analytical network process* (FANP). Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa model GARP mempunyai kinerja yang lebih baik dengan nilai *Receiver-Operator Characteristic Curve* (AUC-ROC) = 93,5% dan Kappa = 0,86 dibandingkan QUEST dengan nilai AUC-ROC = 89,2% dan Kappa = 0,79. Selain itu, hasil penelitian juga menunjukkan bahwa jarak ke saluran, penggunaan lahan, dan ketinggian memainkan peran utama dalam penentuan bahaya banjir. Sementara itu, kepadatan populasi, kualitas bangunan, dan kepadatan kota menjadi faktor yang paling penting dalam hal kerentanan. Model ini dianggap sebagai metode cepat yang dapat memprediksi risiko banjir di perkotaan. Darabi dkk. [15] juga menyebutkan bahwa model pembelajaran mesin dapat membantu dalam pemetaan risiko banjir, terutama area dengan data hidrolika dan hidrologi yang terperinci tidak tersedia.

Prawiradisastra [16] melakukan pengkajian kemungkinan penerapan ANFIS, ANN, dan FIS untuk memprediksi tinggi muka air (TMA) pada Sungai Ciliwung. ANFIS dan ANN dipakai untuk membandingkan model mana yang memiliki performa paling baik untuk memprediksi tinggi muka air di pintu air Depok. Keluaran dari model yang paling baik akan dipakai sebagai masukan bagi model FIS untuk memprediksi tinggi muka air di pintu air Manggarai. RMSE dari hasil tes pada model ANN terbilang cukup tinggi. Rata-rata RMSE pada model ANN dengan 6, 24, dan 48 fitur adalah 52.5764, 35.6601, dan 70.7277 secara berurutan. Dapat disimpulkan bahwa model ANN tidak bisa diandalkan untuk memprediksi tinggi muka air di Depok. Model ANFIS memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model ANN, dalam hal ini, ANFIS dengan tiga fitur dipilih karena memiliki performa paling baik di antara seluruh model yang diujicobakan. Rata-rata RMSE untuk ANFIS dengan 3 fitur adalah 18.2222. Oleh karena itu, hasil prediksi dari model ini akan digunakan sebagai masukan untuk model FIS. Hasil RMSE (%) dari model FIS cukup rendah, yakni rata-rata 3,43 yang artinya model FIS dapat memprediksi tinggi muka air di pintu air Manggarai dengan akurasi yang baik.

b. Penerapan Kecerdasan Artificiial pada Tahap Tanggap Darurat Bencana Banjir

Robertson dkk. [17] menggunakan data media sosial pada saat bencana untuk membantu tim penyelamat dalam menemukan korban. Penelitian Robertson dkk. [17] ini membandingkan gambar korban yang dikirim selama Hurricane Harvey tahun 2017 ke dalam klasifikasi pembelajaran mendalam atau *deep learning* yang dipelajari dengan metode pembelajaran mesin. Kerangka kerja untuk ekstraksi fitur menggunakan VGG-16 *convolutional neural network* atau klasifikasi *multilayer perceptron* untuk mengklasifikasikan urgensi dan periode waktu untuk gambar yang diberikan (Gambar 6).

Zahra dkk. [18] telah melakukan penelitian tentang penggunaan Twitter pada saat kejadian bencana dengan bantuan pembelajaran mesin yang hasilnya dapat digunakan untuk keperluan tanggap darurat bencana. Pendekatan yang dilakukan sukses untuk menggabungkan analisis *crowdsourcing* dan pembelajaran mesin, serta meningkatkan pemahaman dan kemampuan mengidentifikasi laporan saksi mata yang penting pada saat kejadian bencana.

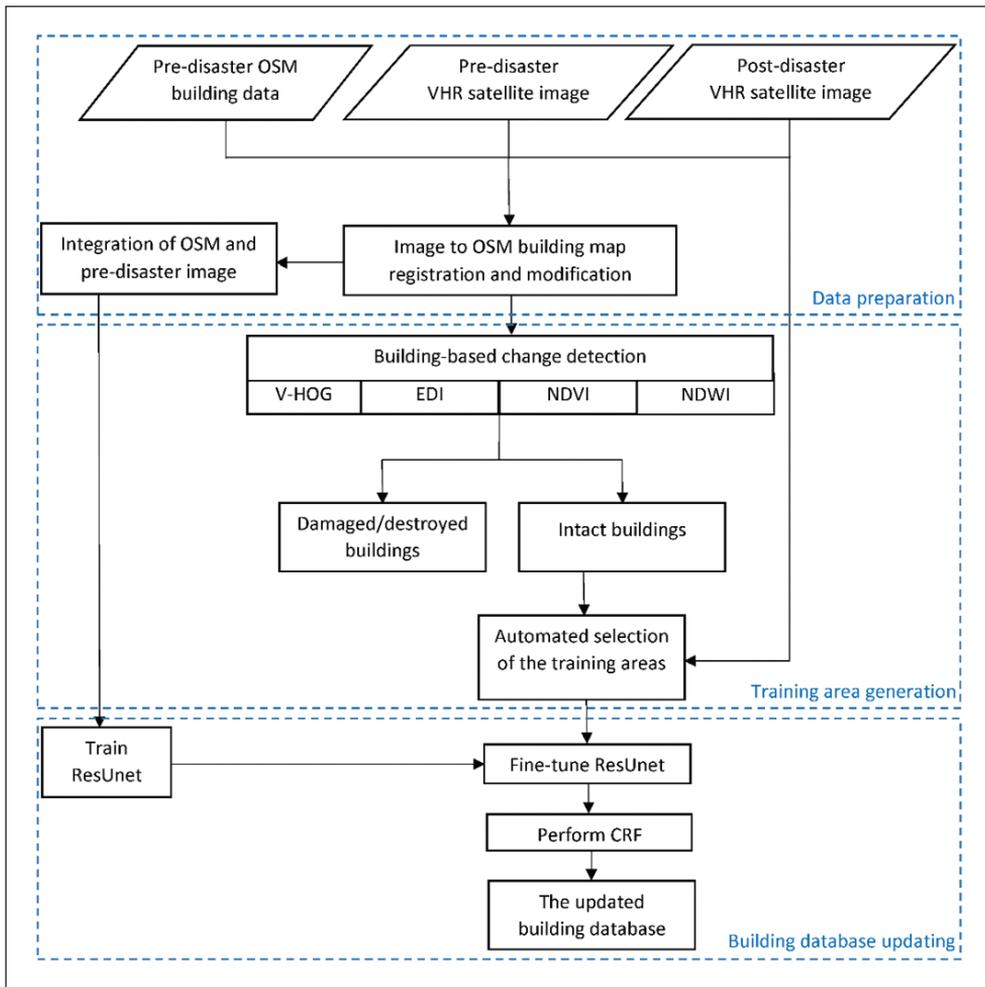


Sumber: Robertson dkk. (2019).

Gambar 6. Metode klasifikasi yang digunakan Robertson dkk. [14][17]

c. Penerapan Kecerdasan Artificiial Pada Tahap Pascabencana Banjir

Arinta dan Emanuel [19] mengatakan bahwa penelitian penerapan kecerdasan artifiicial pascabencana memang belum banyak dilakukan. *Big data* dan pembelajaran mesin di bidang ini memang masih sangat jarang. Karena untuk melakukan topik ini, ahli harus benar-benar memeriksa daerah bencana dan melakukan proses infrastruktur dari daerah yang rusak akibat bencana alam.



Sumber: Ghaffarian dkk (2019).

Gambar 7. Metode penelitian Ghaffarian dkk. [17][20]

Penelitian mengenai penerapan kecerdasan artifisial untuk pascabencana dilakukan oleh Ghaffarian dkk. [20]. Dalam penelitian tersebut, Ghaffarian dkk. mencoba menginformasikan kerusakan gedung untuk membantu proses rekonstruksi pascabencana, yang memang tidak spesifik pada bencana banjir. Ghaffarian dkk. [20] menggunakan metode pembelajaran mendalam atau *deep learning*, khususnya pendekatan konvolusional berbasis jaringan saraf atau *Convolutional Neural Network* untuk mengekstrak informasi dari citra satelit dalam penilaian kerusakan bangunan (Gambar 7). Analisis eksperimental dilakukan pada citra satelit dengan resolusi sangat tinggi terpilih yang mewakili berbagai skenario setelah Topan Haiyan 2013 saat terjadi kerusakan dan fase pemulihannya di Tacloban, Filipina. Hasilnya menunjukkan bahwa model ini cukup tangguh seperti yang diusulkan pada kerangka kerja ResUnet-CRF dalam memperbarui peta bangunan setelah bencana untuk kerusakan dan pemulihan dengan menghasilkan skor F1 keseluruhan 84,2%.

Shyekhmousa dkk. [21] melakukan penelitian penerapan algoritma pembelajaran mesin dalam hal ini SVM untuk diimplementasikan pada fase pemulihan pascabencana Typhoon Haiyan di Tacloban, Filipina. Fase pemulihan pascabencana ini bisa disamakan untuk berbagai jenis bencana, termasuk banjir, untuk perubahan penggunaan dan tutupan lahan pascabencana. Produk akhir dari penelitian ini adalah peta pemulihan berbasis penggunaan dan tutupan lahan yang mengukur proses pemulihan pascabencana di tingkat piksel. Ditemukan bahwa pemulihan fisik dan pemulihan fungsional dapat dijelaskan melalui informasi *land cover and land use change* (LCLUC). Selain itu, peta pemulihan berbasis *land cover* (LC) dan *land use* (LU) mendukung pemahaman pemulihan secara umum dan terperinci.

D. KESIMPULAN

Data kejadian bencana banjir di Indonesia dalam dekade terakhir menunjukkan tren yang meningkat. Banjir adalah salah satu jenis bencana hidrometeorologi yang kejadiannya mendominasi setiap tahun di Indonesia dengan jumlah kejadian > 90%. Upaya mitigasi bencana banjir memerlukan terobosan ilmu pengetahuan teknologi untuk mereduksi kerugian yang ditimbulkan akibat bencana tersebut.

Penerapan kecerdasan artifisial atau *artificial intelligence* dan pembelajaran mesin yang berkembang cepat dalam dekade terakhir menunjukkan bahwa metode ini terbukti mampu meningkatkan mitigasi bencana banjir. Berdasarkan hasil studi literatur, didapatkan bahwa kecerdasan artifisial ini mampu dengan akurat dan cepat berperan dalam mitigasi banjir, baik dalam tahap prabencana saat tanggap darurat maupun pascabencana. Studi literatur menunjukkan bahwa metode ini mampu secara cepat dan akurat melakukan prediksi banjir, membuat pemetaan risiko banjir, dan berfungsi dalam masa tanggap darurat banjir maupun pemetaan kerusakan akibat banjir.

Metode pembelajaran mesin, seperti ANNs, SVM, SVR, ANFIS, WNN, dan DTs, merupakan metode populer yang digunakan pada saat prabencana dan direkomendasikan untuk menggunakan gabungan atau hibrid dari metode tersebut. Sementara itu, untuk tahap tanggap darurat bencana, beberapa penelitian menggunakan *big data* dari media sosial Twitter dan pembelajaran mesin *supervised learning* dengan Random Forest dan *unsupervised learning* dengan CNN. Semuanya menunjukkan hasil yang baik dan mempunyai prospek yang bagus untuk diterapkan, walaupun masih harus dilakukan pengembangan. Untuk fase pascabencana, belum banyak penelitian tentang kecerdasan artifisial yang dilakukan pada saat ini. Hal ini karena berbagai faktor, misalnya peneliti harus dengan baik memeriksa kondisi di lapangan dan data yang tersedia belum banyak untuk fase ini sehingga masih harus dilakukan penelaahan lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPPT. 2018. Kongres Teknologi Nasional (KTN) 2018. Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi. [terhubung berkala]. <http://ktn.bppt.go.id/ktn2018/> [20 April 2020]
- [2] BNPB, April 2020, "Data Bencana Indonesia," Badan Nasional Penanggulangan Bencana [Online]. Available: <https://dibi.bnpb.go.id>
- [3] S. R. D. Setiawan, "Penanganan bencana di Indonesia masih jadi beban APBN. Kompas.com. Accessed: April 12, 2020. Available: <https://ekonomi.kompas.com/read/2018/10/10/154635126/penanganan-bencana-di-indonesia-masih-jadi-beban-apbn>
- [4] Undang Undang Republik Indonesia Nomor 24 Tahun 2007 tentang Penanggulangan Bencana, 2017. Accessed: April 17, 2020. Available: https://bnpb.go.id/ppid/file/UU_24_2007.pdf
- [5] "Disasters in Asia and the Pacific: 2015 Year in Review," United Nations ESCAP [online]. Accessed: April 15, 2020. Available: <https://www.unescap.org/resources/disasters-asia-and-pacific-2015-year-review>
- [6] D. Wagenaar, dkk., "Invited perspectives: How machine learning will change flood risk and impact assessment," *Natural Hazard Earth System Sciences*, vol. 20, no. 4, pp. 1149–1161, April 2020.
- [7] A. Mosavi, P. Ozturk, dan K. Chau, "Flood prediction using machine learning models: Literature review," *Water*, vol. 10, no. 11, Okt 2018, Art no.1536, doi: 10.3390/w10111536.
- [8] A. A. Soebroto, I. Cholissodin, R. C. Wihandika, M.T. Frestiyanti, dan Z. E. Arif, "Prediksi tinggi muka air (TMA) untuk deteksi dini bencana banjir menggunakan SVR-TVIWPSO," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 2, pp. 79–86, Okt. 2015.
- [9] A. R. Sanubari, "Pemodelan prediksi banjir menggunakan artificial neural network," skripsi, Prodi Sistem Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Univ. Telkom, Bandung, Indonesia, 2018.
- [10] I. Fitriyaningsih, Y. Basani, dan L.M. Ginting, "Web-based application development for predicting rainfall, water discharge, and flood using machine learning method in Deli Serdang," *Jurnal Penelitian Komunikasi dan Opini Publik*, vol. 22, no. 2, pp. 132-143, Dec. 2018, doi: 10.33299/jpkop.22.2.1752.

- [11] L-C. Chang, M. Amin, S-N. Yang, dan F-J Chang, "Building ANN-based regional multi-step-ahead inundation forecast model," *Water*, vol.10, no. 9 , Sept. 2018, Art no.1283.
- [12] D. T. Bui, dkk, "New hybrids of ANFIS with several optimization algorithms for flood susceptibility modeling," *Water*, vol. 10, no. 9, Sept. 2018, Art no. 1210.
- [13] "Japan: Fujitsu develops AI disaster mitigation technology to predict river flooding with limited data." Preventionweb.net. Accessed: April 10, 2020. Available: <https://www.preventionweb.net/news/japan-fujitsu-develops-ai-disaster-mitigation-technology-predict-river-flooding-limited-data>
- [14] S-H. Moon, Y-H. Kim, Y.H. Lee, dan B-R. Moon, "Application of machine learning to an early warning system for very short-term heavy rainfall," *Journal of Hydrology*, vol. 568, pp. 1042–1054, Jan. 2019.
- [15] H. Darabi, B. Choubin., O. Rahmati, A. T. Haghghi, B. Pradhan, dan B. Kløve, "Urban flood risk mapping using the GARP and QUEST models: A comparative study of machine learning techniques," *Journal of Hydrology*, vol. 569, pp. 142–154, Feb.2019, doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.12.002.
- [16] F. Prawiradisastra, "Development of flood prediction model using adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) for Ciliwung River," thesis, IPB Univ., Bogor, Indonesia, 2017.
- [17] B. W. Robertson, M. Johnson, D. Murthy, W.R. Smith dan K. K. Stephens, "Using a combination of human insight and 'deep learning for real-time disaster communication,'" *Progress in Disaster Science*, vol. 2, pp. 1–11, Juli 2019, doi: 10.1016/j.pdisas.2019.100030.
- [18] K. Zahra, M. Imran, dan F. O. Ostermann, "Automatic identification of eyewitness messages on twitter during disasters," *Information Processing and Management*, vol. 57, Art no.102107, Jan. 2020.
- [19] R. R. Arinta dan A. W. R. Emanuel, "Natural Disaster Application on Big Data and Machine Learning: A Review," ini *The 4th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, Yogyakarta, Indonesia, 2019, pp. 249–254.
- [20] S. Ghaffarian, N. Kerle, E. Pasolli, dan J.J. Arsanjani, "Post-disaster building database updating using automated deep learning: An integration of pre-disaster openstreetmap and multi-temporal satellite data," *Remote Sensing*, vol. 11, no 20, pp. 1–20, Okt. 2019, doi: 10.3390/rs11202427.
- [21] M. Shyehmousa, N. Kerle, M. Kuffer, dan S. Ghaffarian, "Post-disaster recovery assessment with machine learning-derived land cover and land use information," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 10, pp. 24, May 2019.