



Algoritma Backpropagation dalam Akurasi Memprediksi Kemunculan Titik Api (*Hotspot*) pada Wilayah Kerja Dinas Kehutanan

Riska^{1✉}

¹Independent Researcher

rieqa.azza@gmail.com

Abstract

Forest and land fires are an annual disaster issue in Indonesia. The forest area in West Sumatra is $\pm 2,286,883.10$ Ha and 27% or an more than 630,695 Ha of forest area categorized as critical land that has the potential to burn and be damaged. Controlling for forest and land fires in West Sumatra Province was task for Forestry Departement, part of Sumatera Barat Government. One of is task was to reduce the rate of forest destruction. Forest and land fires are an annual disaster issue in Indonesia. The forest area in West Sumatra is $\pm 2,286,883.10$ Ha and 27% or an more than 630,695 Ha of forest area categorized as critical land that has the potential to burn and be damaged. Controlling for forest and land fires in West Sumatra Province was task for Forestry Departement, part of Sumatera Barat Government. One of is task was to reduce the rate of forest destruction. Apart from to extinguishing forest fires directly at the hotspots, preventive action are needed to reduce the possibility of forest and land fires, and one of it is by predicting the possibility hotspots in the future. One of the methods used to predict the possibility hotspots is the use of artificial neural network Backpropagation, this is because Backpropagation has the ability to learn from existing data patterns to calculate the possibility of future events. Data of hotspots that have happened previously and several supporting variables such as air temperature, humidity, rainfall and wind speed, were analyzed and grouped as the basis for the formation of an artificial neural network and for further data training. This learning is done by testing several different network architectures. The results obtained from these tests are the Performance and MSE (Mean Squared Error) values for each network architecture. The test results for each architecture will be compared to determine the best architecture that produces the most accurate predictive value and the smallest MSE. The results of this prediction will later be used as one of the considerations for the Forestry Departement for planning forest and land fire control activities in their area.

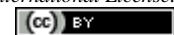
Keywords: Prediction, Hotspot, Forest Fire, Backpropagation, Artificial Neural Network.

Abstrak

Kejadian kebakaran hutan dan lahan adalah bencana tahunan yang terjadi di Indonesia. Sumatera Barat dengan wilayah hutan saat ini seluas $\pm 2.286.883,10$ Ha dengan 27% atau seluas 630.695 Ha area hutan dikategorikan sebagai lahan kritis yang berpotensi terbakar dan rusak. Pengendalian kebakaran hutan dan lahan pada wilayah kerja Dinas Kehutanan Provinsi Sumatera Barat adalah salah satu upaya dalam mengurangi laju kerusakan hutan tersebut. Selain tindakan pemadaman kebakaran hutan langsung di lokasi titik api, dibutuhkan upaya preventif untuk mengurangi kemungkinan kejadian kebakaran hutan dan lahan tersebut, dan salah satu nya adalah dengan melakukan prediksi kemunculan titik api (*hotspot*) dimasa depan. Salah satu metode yang digunakan untuk memprediksi kemunculan titik api ini adalah jaringan syaraf tiruan Backpropagation, hal ini dikarenakan Backpropagation memiliki kemampuan untuk belajar dari pola-pola data yang telah ada untuk melakukan perhitungan kemungkinan kejadian di masa depan. Data kemunculan titik api yang telah terjadi sebelumnya dan beberapa variabel pendukung seperti temperatur udara, kelembapan, curah hujan dan kecepatan angin, dianalisa dan dikelompokkan sebagai dasar pembentukan jaringan syaraf tiruan dan untuk selanjutnya dilakukan *training* data. Pembelajaran ini dilakukan dengan mengujikan beberapa arsitektur jaringan yang berbeda. Hasil yang didapat dari pengujian tersebut adalah nilai *Performance* dan MSE (*Mean Squared Error*) setiap arsitektur jaringan. Hasil pengujiannya tiap arsitektur nantinya dibandingkan untuk menentukan arsitektur terbaik yang menghasilkan nilai prediksi yang paling akurat dan MSE yang paling kecil. Hasil prediksi ini nantinya dijadikan salah satu bahan pertimbangan Dinas Kehutanan untuk perencanaan kegiatan pengendalian kebakaran hutan dan lahan di wilayah kerjanya.

Kata kunci: Prediksi, Titik Api, Kebakaran Hutan, *Backpropagation*, Jaringan Syaraf Tiruan.

JSISFOTEK is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.



1. Pendahuluan

Kejadian Kebakaran Hutan dan Lahan (Karhutla) adalah bencana tahunan yang selalu terjadi di Indonesia, kejadian karhutla ini bisa di sebabkan oleh faktor alam maupun faktor manusia, dan berpotensi

semakin tinggi terjadi pada musim kemarau atau saat curah hujan yang rendah. Provinsi Sumatera Barat saat ini memiliki kawasan hutan seluas $\pm 2.286.883,10$ Ha, dimana 27,58% diantaranya atau seluas 630.695 Ha dikategorikan sebagai lahan kritis [1]. Luas lahan kritis ini menjadi perhatian bagi pemerintah yang dalam hal

ini merupakan tugas Dinas Kehutanan Provinsi Sumatera Barat untuk menurunkan angka tersebut dengan cara menurunkan laju kerusakan hutan, dan salah satu upaya yang dilakukan adalah menurunkan titik panas (*hotspot*). Selain dengan melakukan pemadaman kebakaran hutan langsung di titik api, tindakan preventif pencegahan kejadian karhutla adalah membuat perencanaan yang efektif dan terukur, salah satunya dengan melakukan prediksi atau perkiraan kemungkinan kejadian kebakaran hutan di masa yang akan datang sehingga dapat meningkatkan kesiapsiagaan Dinas Kehutanan dalam menanggulangi karhutla pada wilayah kerjanya.

Peramalan (*forecasting*) merupakan dugaan atau perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. Ramalan atau disebut prediksi ini berguna dalam berbagai bidang terutama dalam rangka perencanaan untuk mengantisipasi berbagai keadaan yang terjadi pada masa yang akan datang [2]. Proses prediksi dibutuhkan dan dipakai di berbagai bidang mulai dari pendidikan, kesehatan, pembangunan, ekonomi hingga bisnis yang dijalankan suatu perusahaan [3]. Hasil prediksi tidak selalu 100% akurat, namun dengan pemilihan metode yang tepat dapat menghasilkan nilai prediksi yang mendekati akurat dengan tingkat kesalahan (*error*) yang kecil [4]. Salah satu metode yang umum digunakan dalam melakukan peramalan adalah dengan penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*).

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi [5] [6]. JST merupakan salah satu dari sistem informasi yang didesain dengan menirukan kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya [7]. JST ditandai dengan pola hubungan antara neuron (arsitektur), algoritma untuk menentukan bobot penghubung dan fungsi aktivasi [8].

Beberapa penelitian telah menggunakan JST dalam melakukan peramalan, diantaranya menggunakan Backpropagation *Neural Network* (BPNN) untuk melakukan peramalan. Salah satu contoh nya adalah peramalan penjualan produk di Metro Electronic dan Furniture, dengan menggunakan data penjualan dari tahun 2014 sampai dengan tahun 2016, BPNN disimpulkan dapat melakukan peramalan dan prediksi dengan baik untuk kemungkinan penjualan pada bulan berikutnya dengan MSE error dibawah 10% [9]. Penelitian lainnya adalah Peramalan Penjualan Semen Menggunakan Backpropagation Neural Network dan membandingkan hasil peramalannya dengan peramalan menggunakan metode Recurrent Neural Network, dalam penelitian ini dilakukan peramalan penjualan semen di PT Semen Indonesia (Persero) Tbk dengan menggunakan BPNN dan RNN tipe Elman. Hasil penelitian menunjukkan model BPNN (9-5-1)

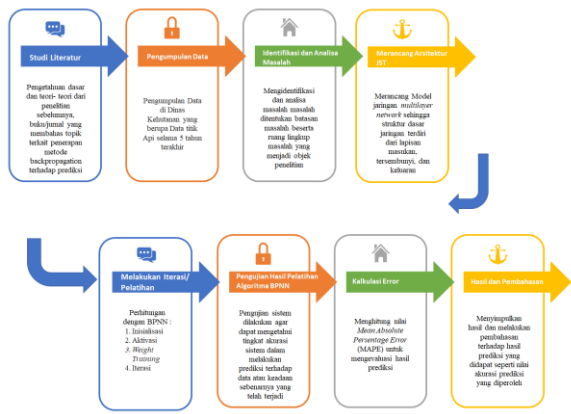
memperoleh MAPE sebesar 12,0273%, dengan akurasi sebesar 87,9727%, sedangkan model RNN tipe Elman (9-5-1) memperoleh MAPE sebesar 28,9958%, sehingga disimpulkan bahwa Algoritma BPNN untuk peramalan pada penelitian ini memberikan hasil yang lebih baik dari daripada RNN tipe Elman [9]. Peramalan kemunculan titik api juga sudah pernah dilakukan, dengan menggunakan Metode exponential smoothing. Data yang digunakan adalah jumlah titik api di Kalimantan Timur periode Januari 2019 sampai September 2019. Hasil peramalan jumlah titik api yang didapatkan pada bulan Oktober sebanyak 2.142, November sebanyak 2.707, dan Desember sebanyak 3.271 dengan nilai MAPE sebesar 95% pada metode tes, dan hasil peramalan pada bulan Oktober sebanyak 2.193, November sebanyak 2.975, dan Desember sebanyak 3.852 dengan nilai MAPE sebesar 108%, sehingga disimpulkan bahwa metode ini belum cocok untuk menangani kasus peramalan titik api [10].

Dari beberapa penelitian diatas, dapat diketahui bahwa Algoritma Backpropagation sangat baik dalam mempelajari pola-pola dari histori masa lampau untuk melakukan prediksi kemungkinan kejadian di masa depan, dan beberapa algoritma juga belum tentu cocok untuk menangani kasus peramalan titik api, sehingga penulis mencoba menggunakan Algoritma Backpropagation untuk melakukan prediksi kemunculan titik api (*Hotspot*) pada Wilayah Kerja Dinas Kehutanan Provinsi Sumatera Barat sehingga dapat mengetahui prediksi kemungkinan kemunculan titik api pada bulan berikutnya serta menghitung tingkat akurasi Algoritma Backpropagation dalam melakukan prediksi kemunculan titik api.

Hasil akhirnya diharapkan dengan menggunakan konfigurasi arsitektur jaringan syaraf tiruan backpropagation yang dikembangkan ini adalah menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik sehingga dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan untuk pemangku jabatan dalam penanganan Kejadian Kebakaran Hutan dan Lahan dengan tindakan preventif yang lebih jelas dan terukur.

2. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian merupakan urutan dalam melakukan penelitian yang bertujuan agar penelitian lebih terkonsep dan terarah sesuai tujuan yang ingin dicapai, sehingga menghasilkan sistem yang lebih telah teruji dan dapat memecahkan masalah yang diteliti. Tahapan-tahapan yang dilakukan merupakan gambaran penelitian terstruktur. Kerangka kerja penelitian ini disusun dan diperlihatkan mengacu pada metodologi. Adapun uraian kerangka kerja penelitian diawali dengan studi literatur, melakukan pengumpulan data, mengidentifikasi masalah, menganalisa masalah, menentukan tujuan, menganalisa data, merancang arsitektur JST, menguji algoritma backpropagation dan menguji hasil penelitian



Gambar 1 Kerangka Penelitian

2.1. Studi Literatur

2.1.1 Kebakaran Hutan dan Lahan dan hubungannya dengan Titik Api

kebakaran hutan sebagai suatu keadaan dimana hutan dilanda api sehingga mengakibatkan kerusakan hutan dan atau hasil hutan yang menimbulkan kerugian ekonomis dan atau nilai lingkungan. Perbedaan antara kejadian kebakaran hutan dengan kebakaran lahan, hanya pada tempat dimana kejadiannya, kebakaran hutan adalah kebakaran yang berlangsung dalam kawasan hutan, sedangkan kebakaran lahan yaitu kebakaran yang berlangsung diluar kawasan hutan. Kebakaran Hutan dan Lahan dicirikan dengan adanya panas, cahaya dan umumnya menyala, sedangkan cara kebakarannya yaitu dicirikan dengan kebakaran yang menjalar luas serta membakar vegetasi yang hidup ataupun mati, serasah, humus, semak serta gulma [11].

Titik panas (*hotspot*) merupakan indikator terjadinya kebakaran lahan di suatu lokasi yang memiliki suhu relatif lebih tinggi dibandingkan dengan suhu disekitarnya [12]. Semakin banyak titik hotspot di suatu wilayah, semakin banyak pula potensi kejadian kebakaran lahan di suatu wilayah tersebut. Beberapa ciri-ciri hotspot yang benar-benar terjadi kebakaran lahan atau hutan adalah:

- Hotspot* bergerombol, biasanya kebakaran lahan yang cukup besar tidak dideteksi hanya sebagai satu hotspot karena efek panasnya menyebar ke lingkungannya sehingga jika hotspot bergerombol maka dapat dipastikan terjadi kebakaran lahan dan hutan
- Hotspot* disertai dengan asap, dalam menganalisa titik api sebagai penanda kebakaran lahan/hutan, maka perlu juga dilihat RGB citra yang bersangkutan sehingga dapat diketahui apakah titik hotspot tersebut terdapat asap atau tidak dalam citra.
- Titik *hotspot* terjadi berulang, sehingga dimungkinkan adanya kebakaran di wilayah tersebut.

2.1.2 Peramalan

Ramalan (*forecast*) merupakan dugaan atau perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. Peramalan adalah proses untuk memperkirakan berapa kebutuhan dimasa datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang atau jasa [13].

Agar nilai hasil peramalan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan serta meminimalisir kesalahan dalam proses peramalan, beberapa langkah yang harus dilakukan adalah sebagai berikut:

- Mengumpulkan data,

Data yang dikumpulkan merupakan data masa lalu (lampau). Pengumpulan data dilakukan dengan pengumpulan data primer dan data sekunder.

- Mengelola data

Data yang telah dikumpulkan kemudian dibuat tabulasi data, dengan demikian, akan diketahui pola data yang dimiliki dan memudahkan untuk melakukan peramalan melalui metode peramalan yang ada.

- Menentukan metode peramalan

Setelah data ditabulasi, selanjutnya menentukan metode peramalan yang akan memproses data tersebut.

- Mengambil keputusan

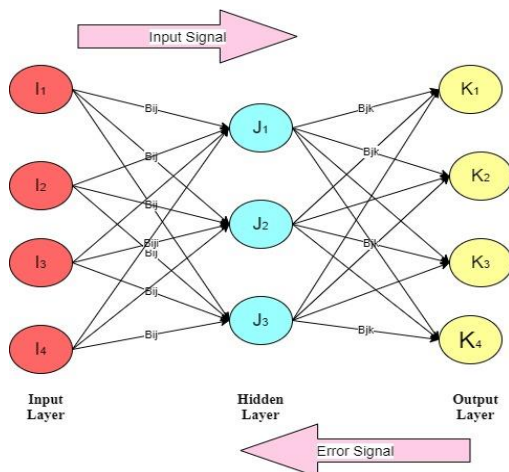
Hasil peramalan yang telah dilakukan digunakan untuk mengambil keputusan untuk membuat berbagai perencanaan seperti perencanaan kegiatan, keuangan, penjualan dan perencanaan lainnya.

2.1.3 Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Algoritma Backpropagation merupakan salah satu algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang terkenal dan paling sering digunakan untuk prediksi dan perkiraan waktu, yang juga menentukan hasil untuk fungsi non-linear [14]. Metode pelatihan Backpropagation terdiri dari pelatihan *feedforward* dari pola pelatihan input, perhitungan dan *backpropagation* dari kesalahan dan penyesuaian bobot dalam sinapsis [15].

Backpropagation adalah metode sistematis pada jaringan saraf menggunakan algoritma pembelajaran yang diawasi. Metode backpropagation standar memiliki keterbatasan tingkat konvergensi yang cukup lambat, tingkat konvergensi yang buruk ini disebabkan oleh parameter dalam menentukan algoritma backpropagation tergantung pada pemilihan arsitektur jaringan, bobot awal, bias, tingkat pembelajaran, koefisien momentum dan fungsi aktivasi [16]. Gambar 2 menampilkan model khas jaringan backpropagation yang melibatkan tiga lapisan yaitu lapisan input,

dimana data dimasukkan, lapisan tersembunyi dimana data diproses; dan lapisan output, di mana hasil dari masukan yang diberikan oleh lapisan input.



Gambar 2. Struktur Jaringan Backpropagation Sederhana

Algoritma pelatihan pada backpropagation adalah sebagai berikut:

a. Tahap Inisialisasi

Pada tahap ini ditentukan nilai bobot awal dengan nilai terkecil, nilai bias, menentukan learning rate (α) dan nilai batas ambang batas.

b. Tahap Aktivasi

Pada tahap aktivasi ini dilakukan dua kegiatan yaitu menghitung *actual output* pada *hidden layer* dan menghitung *actual output* pada *output layer*.

c. Tahap Update Bobot

Pada tahap update bobot ini dilakukan dua kegiatan yaitu menghitung *error gradient* pada *output layer* dan menghitung *error gradient* pada *hidden layer*

d. Tahap Iterasi atau pengulangan.

Tahapan terakhir ini merupakan tahapan untuk pengujian dimana jika error yang diharapkan belum ditemukan maka akan kembali lagi ke tahapan ke 2 yaitu tahap aktivasi.

2.2. Pengumpulan Data

Informasi yang berhubungan tentang Kebakaran Hutan dan Lahan diperoleh dari hasil wawancara dengan Sub Koordinator Seksi Pengendalian Kebakaran Hutan dan Lahan, sedangkan Data titik api diperoleh dari hasil pemantauan satelit pada *Karhutla Monitoring System* (SiPONGI⁺) sejak bulan Januari 2017 sampai dengan Desember 2021.

2.3. Analisa Data

Analisa data dilakukan dengan melakukan normalisasi data. Data ditransformasi menjadi nilai yang konsisten dengan range (0.1) sampai dengan range (0.9). Nilai tersebut dapat lebih cepat untuk diproses pada tahapan

berikutnya. Tahapan normalisasi data dilakukan dengan metode min-max, dengan persamaan:

$$X_{\text{baru}} = \frac{0.8 (X_{\text{lama}} - X_{\text{min}})}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} + 0.1 \quad (1)$$

dimana X adalah nilai data awal

Setelah data dinormalisasi, selanjutnya ditentukan pola data latih dan data uji.

2.4. Perancangan Arsitektur Backpropagation

Pada perancangan arsitektur Backpropagation, ditentukan beberapa parameter input seperti nilai bias, nilai *learning rate*, batas *error* dan nilai bobot yang dibangkitkan. Selain itu jumlah *hidden layer* juga berpengaruh terhadap hasil prediksi.

3. Hasil dan Pembahasan

Prediksi jumlah kemungkinan kemunculan titik api pada wilayah kerja Dinas Kehutanan menggunakan algoritma Backpropagation, dilakukan dengan mengolah data kemunculan titik api dari tahun 2017 sampai dengan tahun 2021.

3.1. Data

Data kemunculan titik api dari tahun 2017 sampai dengan tahun 2021 disajikan pada tabel 1 dan variabel prediktor pada tabel 2. Pada makalah ini ditampilkan data kemunculan titik api berdasarkan pemantauan satelit NASA-MODIS, dan variabel prediktor yaitu data Temperatur, Kelembapan, Curah Hujan dan Kecepatan Angin pada tahun 2017 yang di rilis Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika untuk Provinsi Sumatera Barat disajikan Tabel 1.

Tabel 1. Kemunculan Titik Api dari Tahun 2017 – 2021

| Bulan | 2017 | 2018 | 2019 | 2020 | 2021 |
|-----------|------|------|------|------|------|
| Januari | 67 | 67 | 2 | 0 | 15 |
| Februari | 9 | 41 | 3 | 13 | 35 |
| Maret | 15 | 12 | 29 | 9 | 10 |
| April | 12 | 21 | 10 | 7 | 10 |
| Mei | 5 | 14 | 23 | 2 | 1 |
| Juni | 6 | 24 | 8 | 12 | 10 |
| Juli | 3 | 46 | 25 | 6 | 0 |
| Agustus | 25 | 77 | 41 | 26 | 0 |
| September | 14 | 22 | 84 | 3 | 2 |
| Oktober | 67 | 2 | 26 | 15 | 21 |
| November | 1 | 3 | 66 | 3 | 38 |
| Desember | 25 | 12 | 2 | 19 | 13 |

Tabel 2. Data Variabel Prediktor tahun 2017

| Bulan | I2 | I3 | I4 | I5 |
|-------|-------|-------|-------|------|
| Jan | 25,31 | 83,45 | 17,03 | 0,71 |
| Feb | 25,93 | 83,57 | 21,76 | 1,25 |
| Mar | 25,89 | 86,44 | 18,36 | 1 |
| Apr | 26 | 86,97 | 17,95 | 0,57 |
| Mei | 25,8 | 90,23 | 21,97 | 0,52 |
| Juni | 25,73 | 86,57 | 14,88 | 0,43 |
| Juli | 25 | 87,23 | 9,55 | 0 |
| Agt | 25,29 | 85,29 | 19,81 | 0,94 |
| Sep | 24,88 | 89,5 | 15,12 | 0,67 |
| Okt | 24,83 | 92,23 | 24,15 | 0,52 |
| Nov | 25,25 | 89,04 | 17,96 | 0,63 |
| Des | 25,58 | 86,65 | 32,13 | 0,71 |

Dimana I1 adalah Data Titik Api, I2 adalah Data Temperatur, I3 adalah Data Kelembaban, I4 adalah Data Curah Hujan, dan I5 adalah Data Kecepatan Angin.

3.2. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan dengan menggunakan Rumus (1). Pada data kemunculan titik api dari tahun 2017 – 2021, data tertinggi adalah pada bulan September 2018 sebanyak 84 titik api, dan data terendah adalah pada bulan juli 2021 sebanyak 0 titik api, sehingga normalisasi datanya adalah:

$$X_{\text{baru}} = (0.8 \times (67-0) / (84-0)) + 0.1 = 0,73810$$

Artinya bahwa data bulan januari 2017, jumlah titik api sebanyak 67 titik api, dinormalisasi menjadi 0,73810. Hasil normalisasi secara lengkap disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Titik Api Hasil Normalisasi

| Bulan | 2017 | 2018 | 2019 | 2020 | 2021 |
|-----------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Januari | 0,73810 | 0,73810 | 0,11905 | 0,10000 | 0,24286 |
| Februari | 0,18571 | 0,49048 | 0,12857 | 0,22381 | 0,43333 |
| Maret | 0,24286 | 0,21429 | 0,37619 | 0,18571 | 0,19524 |
| April | 0,21429 | 0,30000 | 0,19524 | 0,16667 | 0,19524 |
| Mei | 0,14762 | 0,23333 | 0,31905 | 0,11905 | 0,10952 |
| Juni | 0,15714 | 0,32857 | 0,17619 | 0,21429 | 0,19524 |
| Juli | 0,12857 | 0,53810 | 0,33810 | 0,15714 | 0,10000 |
| Agustus | 0,33810 | 0,83333 | 0,49048 | 0,34762 | 0,10000 |
| September | 0,23333 | 0,30952 | 0,90000 | 0,12857 | 0,11905 |
| Oktober | 0,73810 | 0,11905 | 0,34762 | 0,24286 | 0,30000 |
| November | 0,10952 | 0,12857 | 0,72857 | 0,12857 | 0,46190 |
| Desember | 0,33810 | 0,21429 | 0,11905 | 0,28095 | 0,22381 |

Perlakuan yang sama juga dilakukan pada data variabel prediktor, dan hasil normalisasi data untuk tahun 2017 disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Normalisasi variabel Prediktor Tahun 2017

| Bulan | I2 | I3 | I4 | I5 |
|-------|----------|----------|----------|---------|
| Jan | 0,19780 | 0,69137 | 0,81341 | 0,53889 |
| Feb | 0,36996 | 0,62274 | 0,56643 | 0,67778 |
| Mar | 0,34799 | 0,71200 | 0,38359 | 0,57222 |
| Apr | 0,28205 | 0,84000 | 0,33569 | 0,42778 |
| Mei | 0,54212 | 0,79621 | 0,70137 | 0,48333 |
| Jun | 0,32967 | 0,73895 | 0,53978 | 0,51667 |
| Jul | 0,21612 | 0,71663 | 0,26781 | 0,50000 |
| Agu | 0,21612 | 0,76295 | 0,25489 | 0,39444 |
| Sep | 0,16850 | 0,86274 | 0,39484 | 0,31667 |
| Okt | -0,09524 | -2,88337 | -0,38984 | 0,00000 |
| Nov | 0,12454 | 0,88716 | 0,66056 | 0,48333 |
| Des | 0,17582 | 0,81600 | 0,40400 | 0,38889 |

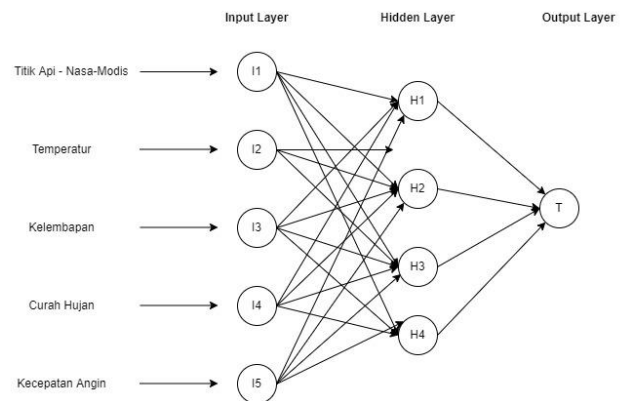
3.2. Pembagian Data

Pada tahapan ini, data dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji. Pembagian data dalam penelitian ini yaitu data latih menggunakan data jumlah titik api dan variabel prediktor nya pada bulan ke-1 s.d bulan ke-12, dan data uji menggunakan data pada bulan ke-13, begitu seterusnya. Data latih dan data uji tidak diacak karena prediksi yang dilakukan pada sistem ini merupakan prediksi titik api pada bulan berikutnya sehingga data harus sesuai dengan urutannya.

3.3. Perancangan Arsitektur JST

Perancangan sistem pada penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan Backpropagation. Metode Backpropagation dilakukan dengan mendefenisikan nilai awal untuk variabel-variabel yang diperlukan seperti menentukan nilai input, menentukan nilai output/target, menentukan nilai bobot, menentukan nilai bias, menentukan learning rate dan nilai ambang batas atau threshold

Rancangan jaringan Backpropagation yang akan dibentuk digambarkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Model Arsitektur JST

Dimana I1 adalah Data Titik Api, I2 adalah Data Temperatur, I3 adalah Data Kelembaban, I4 adalah Data Curah Hujan, dan I5 adalah Data Kecepatan Angin

3.4 Perancangan Pola Backpropagation

Penentuan pola ditentukan dari proses *trian and error*, dimana diujicobakan sebanyak 5 simpul input layer, dan sejumlah n hidden layer, serta 1 output layer. Nilai bobot awal yang dibangkitkan secara acak menggunakan aplikasi Matlab, Learning rate = 0,1, Maksimum Epoch = 5.000. Rincian rancangan pola Backpropagation dijelaskan pada Tabel 5.

Tabel 5. Rancangan Pola Jaringan Backpropagation

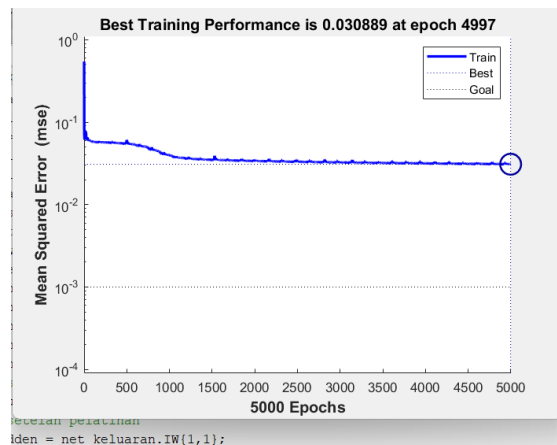
| No | Hidden Layer | Rancangan Pola | Keterangan |
|----|--------------|----------------|---|
| 1 | 4 | 5 - 4 - 1 | Learning Rate = 0,1, Max Epoch = 5.000 |
| 2 | 8 | 5 - 8 - 1 | |
| 3 | 12 | 5 - 12 - 1 | |
| 4 | 15 | 5 - 15 - 1 | |
| 5 | 20 | 5 - 20 - 1 | |
| 6 | 25 | 5 - 25 - 1 | |
| 7 | 28 | 5 - 28 - 1 | |
| 8 | 30 | 5 - 30 - 1 | |
| 9 | 35 | 5 - 35 - 1 | |
| 10 | 50 | 5 - 50 - 1 | |

3.4 Hasil

Hasil pengujian bertujuan untuk membuktikan penggunaan algoritma backpropagation untuk melakukan prediksi Kemungkinan kemunculan titik api berdasarkan data histori sebelumnya, dan menghitung nilai akurasi yang dihasilkan pada prediksi yang dilakukan. Pembelajaran ini dilakukan dengan

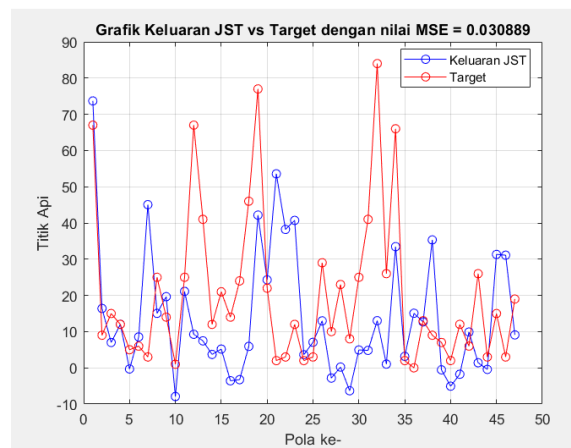
menggunakan Matlab sebagai alat bantu dalam melakukan proses pelatihan dan pengujian ini.

Pada pelatihan ini error goal (MSE) sebesar 0,030889 dicapai pada epoch yang ke-4997 seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses Pelatihan 5-4-1

Grafik perbandingan antara keluaran JST (prediksi titik api) dengan target (data titik api sebenarnya) adalah seperti yang disajikan Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Pelatihan Pola 5-4-1

Tabel 6 menampilkan hasil perhitungan MSE (*Mean Square Error*) pada tiap pola jaringan.

Tabel 6. Hasil Perbandingan MSE tiap Pola

| No | Hidden Layer | Rancangan | MSE |
|----|--------------|------------|----------|
| 1 | 4 | 5 - 4 - 1 | 0,030889 |
| 2 | 8 | 5 - 8 - 1 | 0,023942 |
| 3 | 12 | 5 - 12 - 1 | 0,028355 |
| 4 | 15 | 5 - 15 - 1 | 0,019000 |
| 5 | 20 | 5 - 20 - 1 | 0,016788 |
| 6 | 25 | 5 - 25 - 1 | 0,017050 |
| 7 | 28 | 5 - 28 - 1 | 0,014710 |
| 8 | 30 | 5 - 30 - 1 | 0,016502 |
| 9 | 35 | 5 - 35 - 1 | 0,013432 |
| 10 | 50 | 5 - 50 - 1 | 0,012537 |

Dari hasil pola tiap model jaringan, dicari pola jaringan terbaik. Tabel 6 di atas menunjukkan bahwa pola jaringan 5-50-1 memiliki nilai MSE terkecil dari

beberapa pola jaringan lain dengan nilai = 0,012537 yang artinya toleransi kesalahan total pada jaringan kurang dari 0,1%. Berdasarkan pada nilai koefisien korelasi dan nilai MSE yang diperoleh pada proses pelatihan tersebut, dapat disimpulkan bahwa JST dapat memprediksi kemunculan titik api dengan sangat baik.

4. Kesimpulan

Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation mampu memprediksi kemungkinan titik api yang akan terjadi pada bulan berikutnya. Variabel yang digunakan dalam proses prediksi mengacu pada data histori kemunculan titik api yang terjadi sebelumnya dan beberapa variabel pendukung seperti temperatur, kelembapan, curah hujan dan kecepatan angin. Hasil prediksi hasil dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk Dinas Kehutanan dalam merencanakan kegiatan Pengendalian Kebakaran Hutan dan Lahan.

Daftar Rujukan

- [1] Dishut [Dinas Kehutanan]. (2021). Buku Laporan Kinerja Tahun 2021 Dinas Kehutanan Provinsi Sumatera Barat
- [2] Novianty, D., dias Palasara, N., & Qomaruddin, M. (2021). Algoritma Regresi Linear pada Prediksi Permohonan Paten yang Teraftar di Indonesia. *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)*, 9(2), 81-85. DOI: <http://dx.doi.org/10.26418/justin.v9i2.43664>
- [3] Wulansari, I. (2021). Literature Review Galat Dalam Pemodelan Dan Peramalan. *Citizen: Jurnal Ilmiah Multidisiplin Indonesia*, 1(3), 159-163. DOI: <https://doi.org/10.53866/jimi.v1i3.23>
- [4] Yunita, S., Mahesti, N. A., Sihalohe, R. M. B., & Setyadi, R. (2022). Forecasting Pada Rantai Pasok Pabrik Penggilingan Daging Menggunakan Metode Time Series. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(3), 761-769. DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4221>
- [5] Novianto, R. P., Wibawa, I. P., & Romdlony, M. Z. (2020). Analisis Pendeteksi Gelombang Tsunami Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *eProceedings of Engineering*, 7(1). DOI: <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v9i3.945>
- [6] Raharjo, M., Napiah, M., Putra, J. L., & Mustofa, M. (2020). Prediksi Pengaruh Matakuliah Terhadap Peminatan Outline Tugas Akhir Mahasiswa Dengan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Infortech*, 2(1), 78-83. DOI: <https://doi.org/10.31294/infortech.v2i1.7965>
- [7] Siregar, E. T. (2021). Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dalam Diagnosis Kakao. *Csrid (Computer Science Research and Its Development Journal)*, 13(3a), 243-252. DOI: <http://dx.doi.org/10.22303/csrid.13.3a.2021.243-252>
- [8] Achmalia, A. F., Walid, W., & Sugiman, S. (2020). Peramalan penjualan semen menggunakan backpropagation neural network dan recurrent neural network. *UNNES Journal of Mathematics*, 9(1), 6-21. DOI: <https://doi.org/10.15294/ujm.v9i1.29970>
- [9] Satria, W. (2020). Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Peramalan Penjualan Produk (Studi Kasus Di Metro Electronic Dan Furniture). *Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi*, 1(1), 14-19. DOI: <https://doi.org/10.46576/djtechno.v1i1.966>
- [10] Walida, N., Wahyuningsih, S., & Amijaya, F. D. T. (2021). Pemilihan Parameter Optimum Menggunakan Exponential Smoothing Dengan Metode Golden Section Untuk Peramalan Jumlah Titik Panas Di Kalimantan Timur. *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 2(2), 75-85. DOI: <https://doi.org/10.34312/jjps.v2i2.10416>

- [11] Yuniar, V., Meiliyana, M., & Apandi, A. (2022). Strategi Badan Penanggulangan Bencana Daerah Dalam Pengendalian Kebakaran Hutan Dan Lahan Di Kabupaten Penukal Abab Lematang Ilir Sumatera Selatan. *Jurnal Administrativa*, 4(1), 91-100. DOI: <https://doi.org/10.23960/administrativa.v4i1.118>
- [12] Putra, I. D. G. A., Heryanto, E., Sopaheluwakan, A., Pradana, R. P., & Haryoko, U. (2019). Sebaran Spasial dan Temporal Titik Panas (Hotspot) di Indonesia dari Satelit Modis dengan Metode Gridding. In *Seminar Nasional Geomatika* (Vol. 3, pp. 1123-1128). DOI: <https://doi.org/10.24895/SNG.2018.3-0.1035>
- [13] Lusiana, A., & Yuliarty, P. (2020). Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) pada Permintaan Atap di PT X. *Industri Inovatif: Jurnal Teknik Industri*, 10(1), 11-20. DOI: <https://doi.org/10.36040/industri.v10i1.2530>
- [14] Fardhani, A. A., Simanjuntak, D. I. N., & Wanto, A. (2018). Prediksi harga eceran beras di pasar tradisional di 33 kota di Indonesia menggunakan algoritma backpropagation. *Jurnal Infomedia: Teknik Informatika, Multimedia & Jaringan*, 3(1), 25-30. DOI: <http://dx.doi.org/10.30811/jim.v3i1.625>
- [15] Sanjaya, H., Okprana, H., & Damanik, B. E. (2022). Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Dalam Prediksi Penjualan Kue pada UD. Mak Kembar Pematang Siantar Dengan Backpropagation. *Resolusi: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, 2(5), 225-233. DOI: <https://doi.org/10.30865/resolusi.v2i5>
- [16] Yanto, M., Mandala, E. P. W., Putri, D. E., & Yuhandri, Y. (2018). Peramalan Penjualan Pada Toko Retail Menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 2(3). DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v2i3.811>