

Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) Untuk Prediksi Penjualan Pilus

Iis Afrianty¹, Efni Humairah², Suwanto Sanjaya³, Siska Kurnia Gusti⁴, Erni Rouza⁵

^{1,2,3,4}Teknik Informatika UIN Sultan Syarif Kasim Riau, ⁵Teknik Informatika Universitas Pasir Pangaraian
^{1,2,3,4}Jl. H.R Soebrantas no. 155 KM. 15 Simpang Baru, Pekanbaru 28293, ⁵Jl. Tuanku Tambusai,
Rambah, Pasir Pengairan, Kabupaten Rokan Hulu, Riau 28558
iis.afrianty@uin-suska.ac.id¹, efni.humairah@students.uin-suska.ac.id², suwantosanjaya@uin-suska.ac.id³,
siskakurniagusti@uin-suska.ac.id⁴, ernirouza@upp.ac.id⁵

Abstrak

PT. X merupakan salah satu perusahaan yang memproduksi Pilus. Jumlah produksi yang banyak mengakibatkan adanya produk yang return ke perusahaan yang dapat mengakibatkan kerugian. Penelitian ini menerapkan *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) untuk memprediksi penjualan Pilus agar dapat meminimalisir terjadinya kerugian. Parameter yang digunakan untuk penelitian ini yaitu harga jual, biaya promosi, jumlah tempat pemasaran, return dan penjualan. Jumlah data yang digunakan yaitu 60 data pada tahun Januari 2012 hingga Desember 2016. Pembagian data latih dan data uji adalah 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Parameter yang digunakan yaitu epoch 500, nilai learning rate 0.1 hingga 0.9 dengan arsitektur 5 neuron input layer, 7 neurons hidden layer dan 1 output. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, diperoleh akurasi tertinggi yaitu 90.25% dengan epoch 500 dan nilai learning rate 0.9 pada pembagian data 90%:10%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode ERNN baik digunakan untuk prediksi penjualan Pilus.

Kata kunci: *Elman Recurrent Neural Network*, Jaringan Syaraf Tiruan, Penjualan, Pilus, Prediksi

Abstract

PT. X is one of the companies that produce Pilus. The amount of production that resulted in many products that return to the company and can lose. This study applies the *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) to predict pilus sales to minimize losses. The parameters used for this research were selling price, promotion cost, number of marketing place, return and sales. The amount of data used was 60 data from January 2012 to December 2016. The data sharing of trainings and test data was 70%:30%, 80%:20%, 90%:10%. The parameters used are the epoch 500, the learning rate of 0,1 to 0,9 with the architecture of 5 input layer neurons, 7 hidden layers and 1 output neurons. Based on the experimental results, obtained the highest accuracy is 90,25% with 500 epochs and learning rate 0,9 at 90%:10% data sharing. Thus, it can be concluded that the implementation of ERNN method is well used to predict the sales of Pilus

Keywords: *Artificial Neural Network, Elman Recurrent Neural Network, Pilus, Prediction, Sales*

1. Pendahuluan

PT. X merupakan perusahaan yang bergerak di industri perdagangan. Awal mulanya hanya ada di Pulau Jawa kemudian mulai berdiri di Pekanbaru pada tahun 2001. Produk pertama kali yang diproduksi oleh perusahaan ini yaitu pilus dan makanan yang berbahan tepung. Setelah makanan yang berbahan tepung sukses dalam penjualan, maka perusahaan menambah pembuatan produk yang berbahan kacang tanpa tepung seperti kacang kulit hingga memproduksi minuman seperti *mountea* dan *okky jelly*. Salah satu produk makanan yang diprediksi penjualannya yaitu Pilus. Berdasarkan hasil *interview* pada 1 Maret 2017 dengan Manager PT. X diperoleh fakta bahwa pada bulan April 2016 terdapat 451 produk Pilus yang *return*, sehingga perusahaan mengalami kerugian. Kerugian ini berada pada bulan April, belum lagi untuk bulan yang lainnya pada tahun 2016 yang menyebabkan angka kerugian bertambah. Penjualan yang dilakukan sering kali banyak barang yang tidak habis terjual. Banyaknya penjualan yang dilakukan perharinya, tidak memberikan jaminan bahwa produk yang dipasarkan akan laku terjual. Oleh karena itu, perlunya prediksi yang baik agar dapat meminimalisir kerugian terhadap penjualan Pilus untuk bulan selanjutnya.

Prediksi atau peramalan merupakan suatu proses untuk memprediksi keadaan yang akan terjadi pada masa yang akan datang berdasarkan data yang sudah ada yang digunakan untuk menentukan besarnya perkiraan volume penjualan sehingga dapat diperoleh keputusan

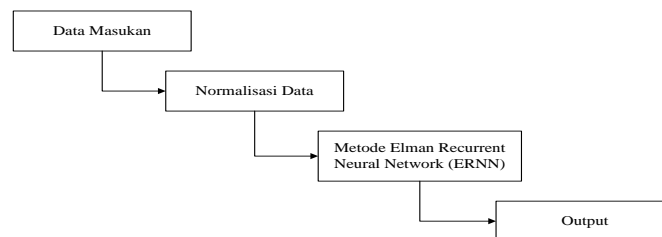
yang tepat berdasarkan data yang sudah ada [1] dalam [2]. Masalah prediksi dapat diselesaikan dengan berbagai cara, salah satunya dengan menerapkan metode prediksi. Salah satu metode prediksi yang sering digunakan dalam penelitian adalah metode dari *artificial neural network* (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) [3-5]. Hal ini dikarenakan JST memiliki kemampuan yang sangat baik dalam menyelesaikan permasalahan yang rumit seperti memprediksi sesuatu [6].

JST merupakan model pemroses informasi yang menyerupai jaringan syaraf biologis sehingga dapat melakukan proses pembelajaran dan mengenali pola [7, 8]. JST dapat menyelesaikan permasalahan yang tidak terstruktur, dapat belajar dari pengalaman, mampu melakukan ekstraksi terhadap suatu pola tertentu, mampu melakukan pemilihan terhadap suatu *input* data ke dalam kategori tertentu, memiliki kemampuan mengolah data yang tidak memiliki target, dan dapat memberikan jawaban yang terbaik sehingga dapat meminimalisir fungsi biaya [9]. Salah satu metode JST yang dapat diterapkan untuk permasalahan prediksi adalah *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) atau disebut juga dengan Elman Neural Network.

Pada penelitian ini membahas tentang penerapan ERNN untuk prediksi penjualan terhadap produk Pilus yang bertujuan untuk melihat performa akurasi dari ERNN. ERNN adalah jaringan *recurrent* yang parsial karena koneksinya berupa *feed forward* [10]. Perbedaan utama dari pembaharuan *feed forward*, yaitu adanya tambahan layer *context* neuron yang menyediakan pola *hidden* unit agar dapat diumpan balik ke dirinya sendiri sehingga menjadikan proses iterasi, kecepatan *update* parameter dan konvergensi menjadi lebih cepat [11]. Koneksi berulang yang berada pada jaringan *Elman* menjadikan *Elman* baik dalam melakukan pendeteksian dan menghasilkan pola waktu bervariasi yang memiliki neuron tansig pada lapisan tersembunyi dan neuron purelin pada lapisan output [7]. ERNN menjadi salah satu penggunaan metode yang efisien dalam melakukan prediksi yang akurat [12] dengan didukung pemilihan parameter baik dalam proses pelatihan [6, 12].

2. Tahapan Analisa Penelitian

Tahapan analisa proses pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Analisa Proses *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN)

1. Data Masukan
Data Masukan merupakan langkah awal yang dilakukan pada tahapan analisa proses. Pada tahap ini dilakukan proses penentuan *variable* yang akan digunakan pada penelitian ini. *Variable* masukan yang digunakan ada 5 yaitu harga jual, biaya promosi, jumlah tempat pemasaran, *return* dan penjualan. Jumlah data yang digunakan yaitu 60 data pada tahun Januari 2012 hingga Desember 2016.
2. Normalisasi Data
Normalisasi data dilakukan untuk memperoleh data dalam ukuran yang lebih sedikit dibandingkan dengan data asli tanpa menghilangkan nilai dari data asli menggunakan persamaan (1).

$$X^* = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (1)$$

Keterangan:

- X^* = nilai setelah dinormalisasi
- X = nilai sebelum dinormalisasi
- $\min(X)$ = nilai minimum
- $\max(X)$ = nilai maksimum

Setelah data dinormalisasi kemudian dilakukan pembagian data, yaitu data latih dan data uji. Pembagian data latih dan data uji pada penelitian ini yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30.

3. Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN)

Proses metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dilakukan setelah terjadinya proses data masukan dan normalisasi. Parameter *learning rate* (*lr*) yang digunakan dalam penelitian adalah 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9.

Berikut merupakan langkah-langkah pengerjaan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN):

Algoritma ERNN [13]

Memberikan nilai inisialisasi bobot antara *input-hidden layer* dan *hidden-output layer*, *learning rate*, toleransi *error* dan maksimal *epoch*.

1. Setiap unit *input* x_i akan menerima sinyal *input* dan kemudian sinyal *input* tersebut akan dikirimkan pada seluruh unit yang terdapat pada *hidden layer*.
2. Setiap unit *hidden layer* $net_{(j)}$ akan ditambahkan dengan nilai inputan x_i yang akan dikalikan dengan v_{ji} dan dikombinasikan dengan *context layer* $y_h(t-1)$ yang dikalikan dengan bobot u_{jh} dijumlahkan dengan bias θ menggunakan Persamaan (2).

$$net_j = \sum_i^n x_i(t)v_{ji} + \sum_h^m y_h(t-1)u_{jh} + \theta_j \quad (2)$$

Untuk setiap fungsi pengaktif neuron yang digunakan adalah *sigmoid biner* menggunakan Persamaan (3).

$$f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (3)$$

3. Setiap unit yang terdapat pada y_k akan ditambahkan dengan nilai keluaran pada *hidden layer* y_j yang akan dikalikan dengan bobot w_{kj} dan dijumlahkan dengan bias bagian *hidden layer* agar mendapatkan keluaran, maka net_k akan dilakukan perhitungan dalam fungsi pengaktif menjadi y_k dengan Persamaan (4) dan (5).

$$net_k(t) = \left(\sum_j^m y_j(t) w_{kj} \right) + \theta_k \quad (4)$$

$$net_k(t) = g(net_k(t)) \quad (5)$$

4. Setiap unit *output* akan menerima pola target t_k sesuai dengan pola masukan pada saat proses pelatihan dan akan dihitung nilai *error* agar dapat dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot. Proses perhitungan nilai *error* dalam turunan fungsi pengaktif menggunakan Persamaan (6).

$$\delta_k = g'(net_k)(t_k - y_k) \quad (6)$$

Perhitungan perbaikan nilai bobot menggunakan Persamaan (7).

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k y_j \quad (7)$$

Perhitungan perbaikan nilai kolerasi menggunakan Persamaan (8).

$$\Delta \theta_k = \alpha \delta_k \quad (8)$$

5. Setiap *output* yang menghubungkan antara unit *output* dan unit *hidden layer* akan dikalikan dengan δ_k dan dijumlahkan sebagai masukan unit menggunakan Persamaan (9).

$$\delta_{-net_j} = \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (9)$$

Kemudian dikalikan dengan turunan fungsi aktivasi untuk memperoleh galat menggunakan Persamaan (10).

$$\delta_j = \delta_{-net_j} f'(net_j) \quad (10)$$

Selanjutnya lakukan perhitungan perbaikan terhadap nilai bobot menggunakan Persamaan (11)

$$\Delta v_{kj} = \alpha \delta_j x_i \quad (11)$$

Hitung perbaikan nilai korelasi menggunakan Persamaan (12).

$$\Delta \theta_j = \alpha \delta_j \quad (12)$$

6. Setiap unit *output* akan dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot dan biasanya menggunakan Persamaan (13).

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (13)$$

Tiap unit *hidden layer* juga dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot dan biasanya menggunakan Persamaan (14).

$$v_{ki}(\text{baru}) = v_{ki}(\text{lama}) + \Delta v_{ki} \quad (14)$$

7. Setiap *output* akan dibandingkan dengan target t_k yang diinginkan, agar memperoleh nilai *error* (E) keseluruhan menggunakan Persamaan (15).

$$E(t) = \sum_{i=1}^k (t_k - y_k)^2 \quad (15)$$

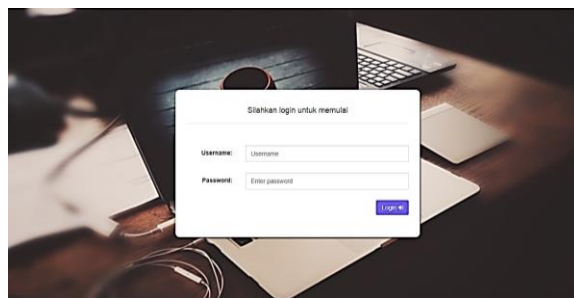
8. Lakukan pengujian kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

Keterangan:

- x_i = *input* dari 1... n
- v_{ji} = bobot dari *input* ke *hidden layer*
- y_h = hasil *copy* dari *hidden layer* waktu ke(t-1)
- u_{jh} = bobot dari *context* ke *hidden layer*
- w_{kj} = bobot dari *hidden* ke *output layer*
- t_k = target
- θ = bias
- α = laju pembelajaran (*learning rate*)
- E = total galat

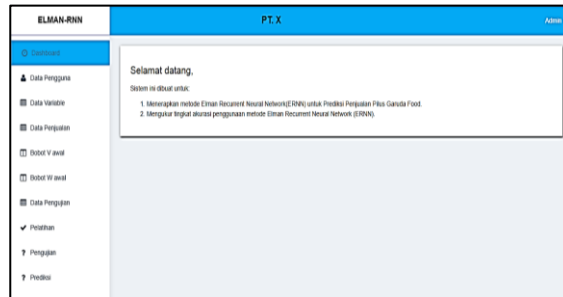
3. Hasil dan Pembahasan

Langkah awal yang dilakukan seorang pengguna sebelum masuk ke menu utama yaitu melakukan *login* terlebih dahulu. Pengguna yang dapat melakukan *login* yaitu pengguna yang memiliki *username* dan *password*. Gambar 2 berikut merupakan gambar tampilan halaman *login*.



Gambar 2. Tampilan Halaman *Login*

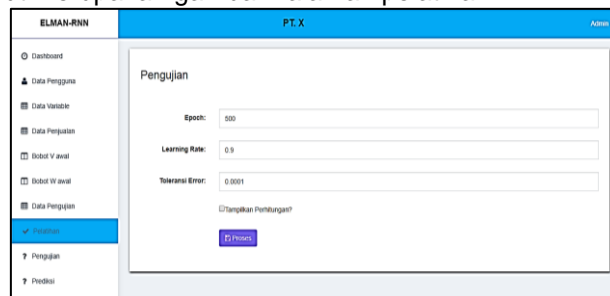
Setelah pengguna berhasil *login*, maka pengguna dapat melakukan akses halaman utama yang ditampilkan oleh sistem. Terdapat beberapa menu pada halaman utama, yaitu data pengguna, data *variable*, data penjualan, bobot v awal, bobot w awal, pembagian data, pelatihan dan pengujian. Gambar 3 berikut merupakan gambar halaman utama.



Gambar 3. Tampilan Halaman Utama

Halaman data pengguna berisikan data pengguna yang berhak melakukan akses terhadap sistem. Pengguna sistem ini ada dua, yaitu administrator dan *manager*. Administrator merupakan pengguna yang dapat melakukan semua akses terhadap sistem, sedangkan *manager* hanya dapat melakukan proses pengujian dan prediksi.

Halaman pelatihan merupakan halaman proses pembelajaran. Sebelum proses pelatihan dilakukan, terdapat *form* yang harus diisi yaitu *epoch*, *learning rate*, dan toleransi *error*. Gambar 4 berikut merupakan gambar halaman pelatihan.



Gambar 4. Tampilan Halaman Pelatihan

Hasil yang diperoleh pada saat pelatihan menggunakan Persamaan (2)-(15) yaitu berupa bobot (*w*) baru dan bobot (*v*) baru. Perhitungan terus dilakukan hingga *epoch* yang ditentukan, sehingga diperoleh nilai bobot *w* baru. Tabel 1 berikut merupakan tabel bobot *w* baru:

Tabel 1 Bobot W Baru

W0	0.55644
W1	(-0.222031)
W2	(-0.003427)
W3	(-0.037408)
W4	(-0.099313)
W5	0.270963
W6	0.074041
W7	0.187074

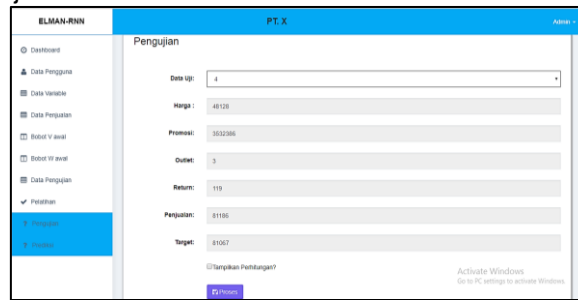
Selain nilai bobot *w* baru, nilai bobot *v* baru juga diperoleh berdasarkan hasil proses pelatihan. Tabel 2 berikut merupakan tabel bobot *v* baru:

Tabel 2 Bobot V Baru

No	V0	V1	V2	V3	V4	V5
1	0.139519	0.5	0.180317	0.6	0.481199	0.211014
2	0.256279	0.6	0.110600	0.6	0.390868	0.190400
3	0.154781	0.6	0.292514	0.3	0.588189	0.075033
4	0.351539	0.3	0.586505	0.7	0.184533	0.264413
5	0.279188	0.3	0.182182	0.6	0.304767	0.143880
6	0.168747	0.4	0.315483	0.5	0.191910	0.335879
7	0.180050	0.5	0.369692	0.2	0.397809	0.219236

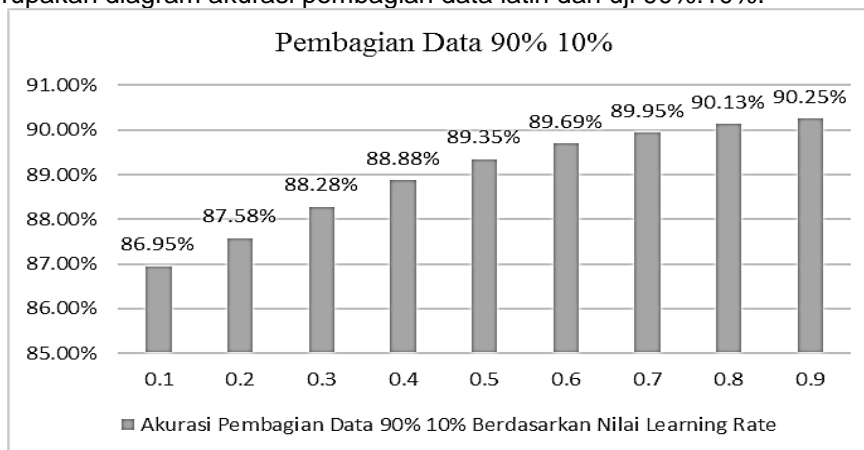
Proses pengujian dilakukan dengan cara memilih data yang akan diuji terlebih dahulu. Setelah data dipilih, maka nilai harga, promosi, *outlet*, *return*, penjualan, dan target akan muncul

secara otomatis. Setelah itu proses pengujian dapat dilakukan. Gambar 5 berikut merupakan gambar halaman pengujian.



Gambar 5 Tampilan Halaman Pengujian

Berdasarkan hasil tiga kali percobaan yaitu perbandingan pembagian data latih dan uji, yaitu 70%:30%, 80%:20%, 90%:10% dengan parameter lr yang berbeda, maka dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi tertinggi terdapat pada pembagian data 90% data latih dan 10% data uji dengan menggunakan nilai lr 0.9, $epoch$ 500 dan toleransi $error$ 0.0001. Gambar 6 berikut merupakan diagram akurasi pembagian data latih dan uji 90%:10%.



Gambar 6 Diagram Akurasi Pembagian Data 90%:10%

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisa yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) memberikan hasil yang baik dalam melakukan prediksi penjualan Pilus.
2. Pengujian akurasi dilakukan dengan menginputkan 500 $epoch$ dan nilai $learning rate$. Nilai $learning rate$ yang digunakan, yaitu 0.1 hingga 0.9. Pembagian data dilakukan sebanyak tiga kali percobaan dengan perbandingan data latih dan uji, yaitu 70%:30%, 80%:20%, 90%:10%. Hasil akurasi yang tertinggi adalah 90.25% yang berada pada pembagian data 90%:10% dan lr 0.9.
3. Nilai akurasi akan semakin tinggi jika data uji memiliki jumlah yang sedikit dengan penginputan nilai $learning rate$ yang semakin besar.

Referensi

- [1] E. Gusdian, A. Muis, and A. Lamusa, "Peramalan Permintaan Produk Roti pada Industri Tiara Rizki di Kelurahan Boyaoge Kecamatan Tatanga Kota Palu," 2016.
- [2] Markidakis, *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Binarupa Aksara, 2005.
- [3] H. B. Abarghouei, M. R. Kousari, and M. A. A. Zarch, "Prediction of drought in dry lands through feedforward artificial neural network abilities," *Arabian Journal of Geosciences*, vol. 6, pp. 1417-1433, May 2013.
- [4] M. Zoveidavianpoor, A. Samsuri, and S. R. Shadizadeh, "Prediction of compressional wave velocity by an artificial neural network using some conventional well logs in a carbonate reservoir," *Journal of Geophysics and Engineering*, vol. 10, Aug 2013.

- [5] M. Zounemat-Kermani, "Hydrometeorological Parameters in Prediction of Soil Temperature by Means of Artificial Neural Network: Case Study in Wyoming," *Journal of Hydrologic Engineering*, vol. 18, pp. 707-718, Jun 2013.
- [6] W. Wan, H. Xu, W. H. Zhang, X. C. Hu, and G. Deng, "Questionnaires-based skin attribute prediction using Elman neural network," *Neurocomputing*, vol. 74, pp. 2834-2841, Oct 2011.
- [7] T. Sutojo, E. Mulyanto, and V. Suhartono, *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Andi, 2011.
- [8] A. S. Fakhardin, M. A. Mohamad, and M. U. Johan, "Newspaper Vendor Sales Prediction Using Artificial Neural Networks," pp. 339-343, 2009.
- [9] N. M. Sundaram and R. P.N., "Optimization of Training Phase of Elman Neural Networks by Suitable Adjustments on the Network Parameters," 2015, pp. 229-235.
- [10] L. V. Fausett, *Fundamental of Neural Networks: Architectur, Algorithm, adm Application*. New Jersey: Prentice Hall, 1994.
- [11] A. Munawar, "Penerapan Metode Peramalan Penjualan sebagai Dasar Penetapan Rencana Produksi," 2003.
- [12] N. M. Sundaram, S. N. Sivanandam, and R. Subha, "Elman Neural Network Mortality Predictor for Prediction of Mortality Due to Pollution," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 11, pp. 1835-1840, 2016.
- [13] A. Maulida, "Penggunaan Elman Recurrent Neural Network dalam Peramalan Suhu Udara sebagai Faktor yang Mempengaruhi Kebakaran Hutan," in *Skripsi*, 2011.