

PREDIKSI *END BREAKAGE* BENANG KAPAS DI MESIN ROTOR *SPINNING* MENGGUNAKAN PENDEKATAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Syarif Iskandar¹, Valentinus Galih Vidia Putra², dan A. Hermansyah^{3,*}
^{1,2,3}Politeknik STTT Bandung, Bandung, Indonesia

Corresponding author email: hermansyah130300@gmail.com

Info Artikel

Diterima: 12 Maret 2022

Disetujui: 11 Mei 2022

Dipublikasikan: 30 Juni
2022

Abstrak:

Tujuan penelitian ini yaitu memprediksi total *end breakage per machine in 40 hrs* benang kapas di mesin *rotor spinning* berdasarkan nomor benang (*yarn count*), kecepatan rotor (*rotor speed*), kecepatan *opening roller (opening roller speed)* dan *residual trash content in draw frame sliver*. Penelitian ini menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST) dalam memprediksi sebuah *output* yang diinginkan. Selanjutnya jaringan saraf tiruan dimodelkan dengan beberapa variasi permodelan. Dari beberapa permodelan dan pengujian yang dilakukan, mulai dari memvariasikan jumlah node, besarnya alpha, banyaknya *hidden layer*, jumlah iterasi dapat di peroleh bahwa hasil penggunaan jaringan saraf tiruan dengan 1 *hidden layer*, 3 *node*, alpha sebesar 0,3 dengan iterasi sebanyak 50.000 memiliki hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan yang lainnya karena *output* yang dihasilkan mendekati target dengan nilai R-squared sebesar 0,984968. Hal ini menunjukkan adanya korelasi yang besar atau erat antara variabel-variabel aktual dengan variabel-variabel pada jaringan saraf tiruan. Kebaruan penelitian ini adalah penggunaan JST untuk pertama kalinya dalam memprediksi total *end breakage per machine in 40 hrs* benang kapas di mesin *rotor spinning*. Metode ini dapat mempermudah *top management* dan khususnya bagian *Quality Control* dalam pengambilan keputusan untuk melakukan *setting* parameter mesin rotor guna meminimalisir terjadinya *yarn end breakage per machine in 40 hrs*.

Kata kunci: *End breakage*, Jaringan saraf tiruan (JST)

Abstract :

The purpose of this study is to predict the total end breakage per machine in 40 hrs of cotton yarn in a rotor spinning machine based on yarn count (yarn count), rotor speed (rotor speed), opening roller speed (opening roller speed) and residual trash content in draw frame sliver. . This study uses an artificial neural network (ANN) method in predicting a desired output. Furthermore, the artificial neural network is modeled with several model variations. From several modeling and testing carried out, starting from varying the number of nodes, the amount of alpha, the number of hidden layers, the number of iterations, it can be obtained that the results of using an artificial neural network with 1 hidden layer, 3 nodes, alpha of 0.3 with 50,000 iterations have more optimal results compared to the others because the resulting output is close to the target with an R-squared value of 0.984968. This shows that there is a large or close correlation between the actual

variables and the variables in the artificial neural network. The novelty of this study is the use of ANN for the first time in predicting the total end breakage per machine in 40 hrs of cotton yarn in a rotor spinning machine. This method can facilitate top management and especially the Quality Control section in making decisions to set the parameters of the rotor machine in order to minimize the occurrence of yarn end breakage per machine in 40 hrs.

Keywords: *End breakage, Artificial neural networks (ANN)*

Copyright © 2022 Edufisika: Jurnal Pendidikan Fisika

Pendahuluan

End breakage dibagi menjadi 3 kelompok yaitu *tension yarn breaks* (benang tarik putus), benang pemintalan putus (*spinning yarn breaks*) dan benang putus akibat putusnya sliver, atau putus karena faktor interferensi serupa di luar *spinning box* (Trommer, 1995). *Tension yarn breaks* (benang tarik putus) ditemukan pada benang yang sudah dipintal, biasanya di antara nozel lepas landas dan rol penarik. Ujung benang memiliki tampilan yang tumpul, dan ujung benang yang putus pendek pada umumnya terdapat pada *rotor groove*. Di sisi lain, pemutusan benang pemintalan terjadi di zona pengelupasan benang di *rotor groove* ketika *spin-in* serat kontinu terputus. Kerusakan ujung karena putusnya sliver atau faktor interferensi lain di luar *spinning box* dapat dengan mudah dikontrol dengan perawatan yang tepat dan praktik kerja yang baik.

Penelitian mengenai *End Breakage yarn* di rotor *spinning* masih jarang dilakukan. Hal ini dapat dilihat dari banyaknya penelitian yang disampaikan melalui jurnal yang bisa didapat dan diakses melalui website. Beberapa contoh penelitian mengenai rotor *spinning* umumnya berfokus pada *twist*, kekuatan, kecepatan seperti yang dilakukan oleh Putra, Wijoyono (2017) telah meneliti tentang pemodelan untuk menentukan hubungan *twist* terhadap nomor benang nm pada mesin rotor *open-end spinning* menggunakan metode lagrange dan komputasi numerik (pendekatan fisika), Putra, Farchani & Maruto (2016) telah meneliti tentang pemodelan untuk menentukan *twist* yang dipengaruhi oleh gerakan serat di dalam benang pada koordinat solenoid, Hernawati, Putra & Fauzi (2017) telah meneliti tentang prediksi kekuatan sebenarnya dari benang pintal ujung terbuka menggunakan model mekanik, Pinar & Babaarslan (2003) telah meneliti tentang menentukan kecepatan rol pembukaan optimal untuk pemintalan benang rotor poliester/ campuran limbah.

Pada artikel jurnal penelitian milik Das & Isthiaque (2004) dengan judul "*End Breakage in Rotor Spinning: Effect of Different Variables on Cotton Yarn End Breakage*" disajikan sebuah data eksperimen pengaruh dari variasi parameter nomor benang (*yarn count*), kecepatan rotor (*Rotor speed*), kecepatan *opening roller* (*Opening roller speed*) dan *residual trash content in draw frame sliver* dalam menciptakan *end breakage* sehingga peneliti tertarik untuk mengolah data mentah tersebut lebih lanjut. Pengambilan data jurnal tersebut didasarkan pada tingkatan publikasi jurnal, dimana jurnal tersebut masuk pada *AUTEX research journal*, Vol 4, No. 2 pada tingkatan jurnal Q3. Sehingga data parameter yang mempengaruhi terjadinya *end breakage yarn* perlu diprediksikan lebih lanjut. Hasil prediksi dapat dijadikan acuan bagi pihak pabrik atau *quality control* dalam proses pengambilan kebijakan yang terkait dengan *end breakage yarn* kedepannya.

Ada beberapa metode yang dapat digunakan dalam proses prediksi *end breakage yarn* yaitu dengan menggunakan regresi linier (metode statistik dan matematika) dan metodologi respon permukaan (RSM). Metode regresi linier merupakan menggunakan garis lurus untuk menggambarkan hubungan antara dua variabel atau lebih (Disa, 2015). Regresi linear dibagi menjadi dua yaitu regresi linear sederhana (regresi linear dengan satu variabel bebas) dan regresi linear berganda (regresi linear dengan lebih dari satu variabel bebas). Sedangkan metode permukaan respon (*response surface methodology*) merupakan sekumpulan teknik matematika dan statistika yang berguna untuk menganalisis permasalahan dimana beberapa variabel independen mempengaruhi variabel respon dan tujuan akhirnya adalah untuk mengoptimalkan respon (Jones, 2002). Dasar metode RSM ialah memanfaatkan desain eksperimen berbantuan statistika untuk mencari nilai optimal dari suatu respon.

RSM memiliki beberapa kegunaan antara lain yaitu menunjukkan bagaimana variabel respon y dipengaruhi oleh variabel bebas x di wilayah yang secara tertentu diperhatikan dan mengeksplorasi ruang dari variabel bebas x untuk mendapatkan hasil maksimum dan menentukan sifat dasar dari nilai maksimum (Adiansyah, 2016). Salah satu pertimbangan penting dalam RSM adalah bagaimana menentukan faktor dan level yang dapat cocok dengan model yang akan dikembangkan. Jika faktor atau level yang dipilih dalam suatu eksperimen tidak tepat maka kemungkinan terjadi ketidakcocokan model akan sangat besar dan jika itu terjadi maka penelitian yang dilakukan bersifat bias (Albert, 2009). Namun, metode statistik dan matematika terkadang gagal untuk memprediksi dan memperkirakan proses nonlinier, menggambarkan perilaku sistem ketika berhadapan dengan data nonlinier yang kompleks, dan kurangnya representasi interaksi antara faktor-faktor yang berbeda (Putra & Mohamad, 2022). Oleh karena itu, penyelidikan sistematis sangat penting untuk dilakukan dalam memprediksi terjadinya *end breakage yarn* melalui data parameter yang mempengaruhinya. Untuk mencapai tujuan ini peneliti memanfaatkan salah satu teknologi revolusi industri 4.0 yakni *Artificial Intelligence* (AI).

Adapun kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) adalah bagian dari ilmu komputer yang mempelajari bagaimana membuat mesin (komputer) dapat melakukan pekerjaan seperti dan sebaik yang dilakukan oleh manusia bahkan bisa lebih baik daripada yang dilakukan manusia (Wuryandari & Afrianto, 2012). Salah satu metode dari AI (*Artificial Intelligence*) yang dikembangkan adalah *machine learning* (ML) atau pembelajaran mesin, yakni pendekatan dalam AI yang banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan masalah atau melakukan otomasi (Ahmad, 2017). Menurut Ahmad (2007) JST adalah teknik dalam ML yang menirukan saraf manusia yang merupakan bagian fundamental dari otak. Jaringan saraf tiruan (JST) adalah teknik pemodelan yang kuat yang menawarkan beberapa keunggulan dibandingkan teknik pemodelan konvensional karena mereka dapat memodelkan berdasarkan tidak ada asumsi mengenai sifat mekanisme fenomenologis dan memahami latar belakang matematika dari masalah yang mendasari proses dan kemampuan untuk belajar (Maran, Sivakumar, Thirugnanasambandham, & Sridhar, 2013).

Dari beberapa uraian mengenai permodelan diatas, peneliti akan melakukan permodelan jaringan saraf tiruan dalam memprediksi terjadinya *end breakage yarn* melalui data parameter yang mempengaruhinya. Jaringan saraf tiruan (JST) atau *artificial neural network* (ANN) merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik dan konsep mirip dengan jaringan saraf biologi (Siang, 2005). JST ini mengambil ide dari cara kerja jaringan saraf biologis seperti adanya elemen-elemen pemrosesan pada jaringan saraf tiruan yang saling terhubung dan beroperasi secara paralel (Puspitaningrum, 2006). Selain itu metode ini juga dapat digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara masukan (*input*) dan keluaran (*output*) dalam menemukan pola-pola pada data (Fei & Cheng, 2018). Kelebihan JST adalah didapatkan hasil yang lebih optimal jika dibandingkan dengan metode peramalan *time series* konvensional lainnya baik jangka waktu panjang maupun tingkat akurasi (Mita & Basuki, 2019).

Metode Penelitian

Penelitian ini termasuk jenis penelitian eksperimen menggunakan pendekatan permodelan jaringan saraf tiruan untuk menemukan dan menentukan hasil prediksi dengan akurasi tinggi. Perangkat lunak yang digunakan untuk mengolah, menyiapkan, memproses data pelatihan, membangun jaringan saraf tiruan, dan melakukan pengujian program simulasi adalah MATLAB R2014b dan menggunakan laptop merk ASUS dengan spesifikasi Intel Celeron N4500, RAM 4GB serta OS Windows 10. Pada penelitian ini digunakan parameter nomor benang (*yarn count*), kecepatan rotor (*rotor speed*), kecepatan *opening roller* (*opening roller speed*) dan *residual trash content in draw frame sliver* untuk memprediksi total *end breakage per machine in 40 hrs* benang kapas di mesin *rotor spinning*. Empat parameter tersebut digunakan untuk mengoptimalkan model jaringan saraf tiruan yang dibuat. Prosedur penelitian ini dengan cara menentukan data yang digunakan, membuat model jaringan saraf tiruan, mendapatkan nilai hasil prediksi dan menguji data menggunakan koefisien determinasi (R-squared). Data yang digunakan dan diolah diambil dari jurnal *AUTEX research journal*, Vol. 4, No. 2 pada tingkatan jurnal Q3 penelitian Das & Isthiaque (2004) dengan judul "*End Breakage in Rotor Spinning: Effect of Different Variables on Cotton Yarn End Breakage*" berjumlah 4

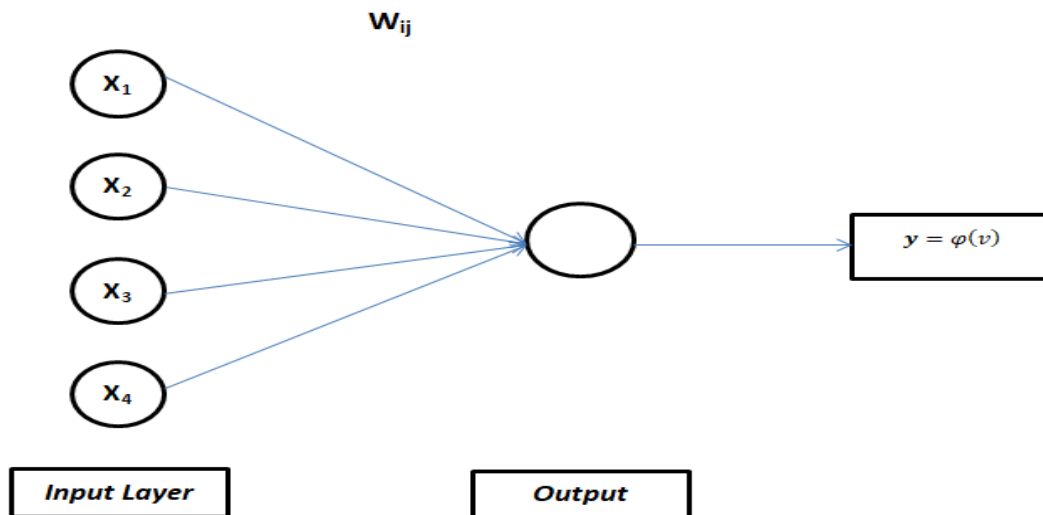
data variasi atau variabel yang terdiri dari 12 data di setiap variasi. Berikut Tabel 1. merupakan batasan data yang digunakan dari jurnal artikel Das & Isthiaque (2004).

Tabel 1. Data eksperimen

Sampel Kode	Yarn count, tex	Rotor speed, (rpm)	Opening roller speed, (rpm)	Residual trash content in draw frame sliver, %	Total end breakage per machine in 40 hrs
SM1	59	50000	7500	0,51	724
SM2	38,9	50000	7500	0,51	1264
SM3	29,5	50000	7500	0,51	2612
BRS1	59	45000	7500	0,51	674
BRS2	59	50000	7500	0,51	724
BRS3	59	55000	7500	0,51	1009
BOS1	59	50000	7000	0,51	610
BOS2	59	50000	7500	0,51	724
BOS3	59	50000	8000	0,51	1107
BT1	59	50000	7500	0,28	467
BT2	59	50000	7500	0,51	724
BT3	59	50000	7500	0,76	1433

Berikut beberapa model yang dipakai dalam menjalankan jaringan saraf tiruan:

1. Model 1



Gambar 1. Model 1

Model ini memakai jaringan saraf tiruan yang terdiri dari satu node (neuron), empat *input*, dan satu *output*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid, sedangkan pada *output* menggunakan fungsi linier. Pada Gambar 1. di atas, lingkaran dan panah masing-masing menunjukkan jumlah neuron dan aliran sinyal. x_1, x_2, x_3, x_4 yang merupakan *input*. Bobot (w_{ij}) adalah matriks bobot node pertama. *Input* dikalikan dengan bobot sebelum mencapai neuron. Setelah itu *input* neuron dikumpulkan, nilai-nilai ini ditambahkan sebagai jumlah bobot. Jumlah bobot dapat dihitung melalui persamaan (1)-(2)

$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j \quad (1)$$

$$(v_1)_{1 \times 1} = (w_{11} \ w_{12} \ w_{13} \ w_{14})_{1 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (2)$$

Dimana w_{ij} ialah bobot dan x_j ialah *input*. Kemudian neuron berfungsi memasukkan jumlah bobot ke fungsi aktivasi (fungsi sigmoid) dan menghasilkan *output* (fungsi aktivasi linier) yang ditunjukkan dalam persamaan (3)

$$y_i = \varphi(v_i) \quad (3)$$

Jaringan saraf tiruan memiliki keluaran nilai *output* d_i (dimana d_i keluaran *output* dari neuron *output* - i), *error* dari node *output* - i dapat ditulis dengan menggunakan persamaan (4)

$$e_i = d_i - \varphi(v_i) \quad (4)$$

Untuk mencari nilai delta dapat menggunakan persamaan (5)-(7)

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \alpha \delta_i x_j \quad (5)$$

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \alpha \dot{\varphi}(v) e_i x_j \quad (6)$$

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad (7)$$

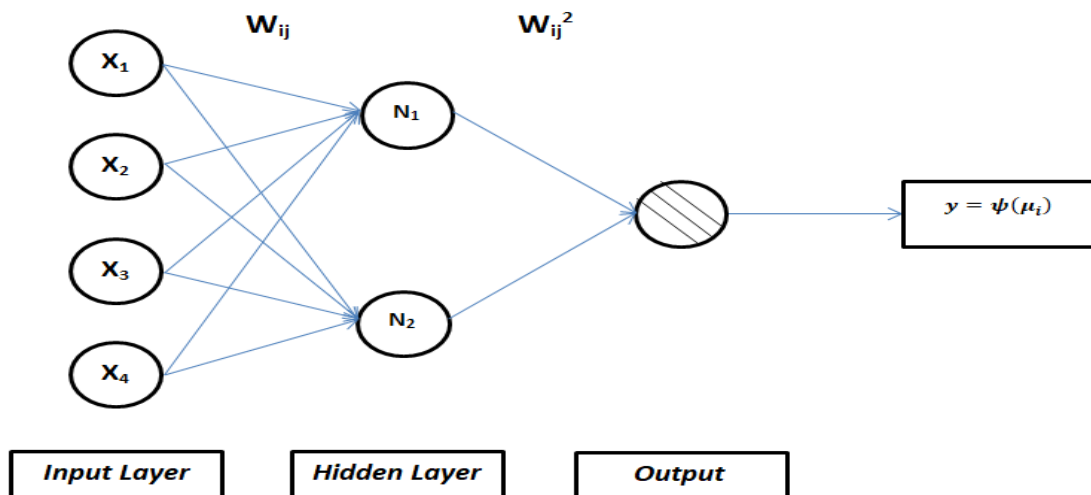
Dimana α dan δ_i merupakan *learning rate* ($0 < \alpha < 1$), e_i merupakan nilai eror dari *output* node i , $\dot{\varphi}(v)$ merupakan turunan dari fungsi linier $\varphi(v)$ pada *output* node i . Berikut fungsi sigmoid yang dinyatakan dalam persamaan (8)-(9)

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} = (1 + e^{-v})^{-1} \quad (8)$$

$$\dot{\varphi}(v) = \frac{d\varphi(v)}{dv} = \varphi(v)(1 - \varphi(v)) \quad (9)$$

Jaringan saraf tiruan model ini menggunakan algoritma *feed forward*. Dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

2. Model 2



Gambar 2. Model 2

Model ini memakai jaringan saraf tiruan dengan satu lapisan tersembunyi yang terdiri dari dua node (neuron), empat *input*, dan satu *output*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada lapisan tersembunyi adalah fungsi sigmoid, sedangkan pada *output* menggunakan fungsi linier. Pada Gambar 2. di atas, lingkaran dan panah masing-masing menunjukkan jumlah neuron dan aliran sinyal. x_1, x_2, x_3, x_4 yang

merupakan *input*. Bobot, w_{ij} , dan w_{ij}^2 adalah matriks bobot node pertama dan node kedua. *Input* dikalikan dengan bobot sebelum mencapai neuron. Setelah itu *input* neuron dikumpulkan, nilai-nilai ini ditambahkan sebagai jumlah bobot. Jumlah bobot dapat dihitung melalui persamaan (10):

$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \end{pmatrix}_{2 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (10)$$

Dimana w_{ij} ialah bobot dan x_j ialah *input*. Kemudian neuron berfungsi memasukkan jumlah bobot ke fungsi aktivasi (fungsi sigmoid) dan menghasilkan *output* yang ditunjukkan dalam persamaan (11)

$$\begin{pmatrix} o_1 \\ o_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \end{pmatrix} \quad (11)$$

Persamaan diatas adalah *input* dari lapisan kedua dan diperoleh jumlah bobot μ_i , di lapisan kedua seperti pada persamaan (12)-(13)

$$\mu_i = \sum \sum w_{ij}^{(2)} o_j = \sum \sum w_{ij}^{(2)} \varphi(v_j) \quad (12)$$

$$\mu_i = (w_{11}^{(2)} \quad w_{12}^{(2)})_{1 \times 2} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \end{pmatrix}_{2 \times 1} \quad (13)$$

Neuron memasukkan jumlah bobot ke dalam fungsi aktivasi linier yang menghasilkan *output*. Fungsi aktivasi linier mendefinisikan perilaku neuron dan dapat dinyatakan dengan persamaan (14)

$$y_i = \psi(\mu_i) = \psi \left(\sum w_{ij}^{(2)} \varphi(v_j) \right) \quad (14)$$

Dimana $\varphi(v)$ merupakan fungsi sigmoid dan $\psi(\mu)$ merupakan fungsi linier. Sebuah jaringan saraf tiruan memiliki sebuah aturan pembelajaran (*learning rate/rule*). Dimana aturan pembelajaran merupakan teknik sistematis untuk menyesuaikan bobot dengan informasi yang diberikan. Oleh karenanya dibutuhkan sebuah pelatihan jaringan saraf tiruan guna untuk mempelajari dan menyimpan data. Sehingga aturan pembelajaran merupakan komponen penting dalam jaringan saraf tiruan. Jaringan saraf tiruan memiliki keluaran nilai *output* d_i (dimana d_i keluaran *output* dari neuron *output* – i), *error* dari node *output* – i dapat ditulis dengan menggunakan persamaan (15)

$$e_i = d_i - \psi(\mu_i) \quad (15)$$

Untuk mencari nilai delta dapat menggunakan persamaan (16)-(18)

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \alpha \delta_i x_j \quad (16)$$

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \alpha \dot{\psi}(v) e_i x_j \quad (17)$$

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad (18)$$

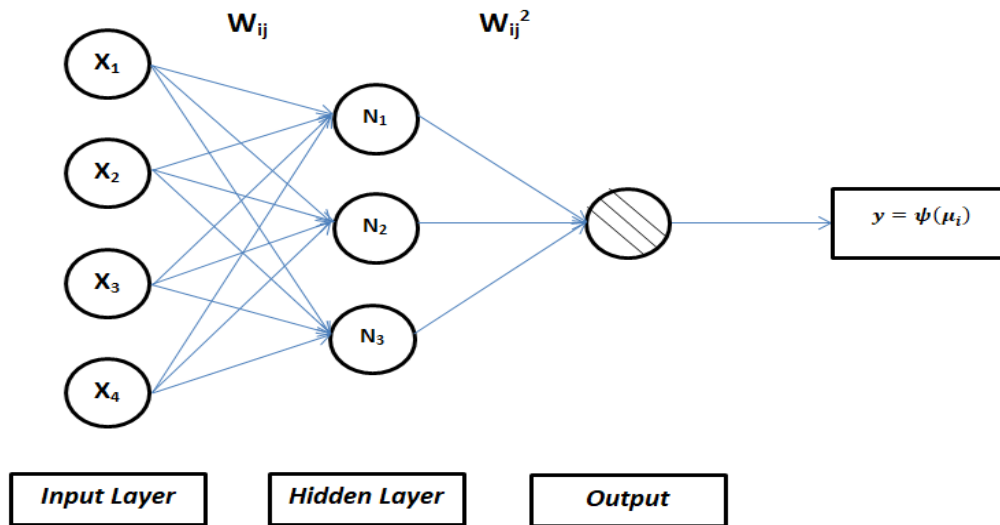
Dimana α dan δ_i merupakan *learning rate* ($0 < \alpha < 1$), e_i merupakan nilai eror dari *output* node i , $\dot{\psi}(v)$ merupakan turunan dari fungsi linier $\psi(v)$ pada *output* node i . Berikut fungsi sigmoid yang dinyatakan dalam persamaan (19)-(20)

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} = (1 + e^{-v})^{-1} \quad (19)$$

$$\dot{\varphi}(v) = \frac{d\varphi(v)}{dv} = \varphi(v)(1 - \varphi(v)) \quad (20)$$

Jaringan saraf tiruan model ini menggunakan algoritma *back propagation*. *Back propagation* dapat memperbarui bobot jaringan secara cepat dengan menurunkan kinerja suatu fungsi yang digunakan. Dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

3. Model 3



Gambar 3. Model 3

Model ini memakai jaringan saraf tiruan dengan satu lapisan tersembunyi yang terdiri dari tiga node (neuron), empat *input*, dan satu *output*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada lapisan tersembunyi adalah fungsi sigmoid, sedangkan pada *output* menggunakan fungsi linier. Pada Gambar 3. di atas, lingkaran dan panah masing-masing menunjukkan jumlah neuron dan aliran sinyal. x_1, x_2, x_3, x_4 yang merupakan *input*. Bobot, w_{ij} , dan w_{ij}^2 adalah matriks bobot node pertama dan node kedua. Jumlah bobot dapat dihitung melalui persamaan (21)-(22)

$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j \quad (21)$$

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{pmatrix}_{3 \times 1} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \end{pmatrix}_{3 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (22)$$

Neuron berfungsi memasukkan jumlah bobot ke fungsi aktivasi (fungsi sigmoid) dan menghasilkan *output* yang ditunjukkan dalam persamaan (23)

$$\begin{pmatrix} o_1 \\ o_2 \\ o_3 \end{pmatrix}_{3 \times 1} = \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \\ \varphi(v_3) \end{pmatrix}_{3 \times 1} \quad (23)$$

Persamaan diatas adalah *input* dari lapisan kedua dan diperoleh jumlah bobot μ_i , di lapisan kedua seperti pada persamaan (24)-(25)

$$\mu_i = \sum \sum w_{ij}^{(2)} o_j = \sum \sum w_{ij}^{(2)} \varphi(v_j) \quad (24)$$

$$\mu_i = (w_{11}^{(2)} \quad w_{12}^{(2)} \quad w_{13}^{(2)})_{1 \times 3} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \\ \varphi(v_3) \end{pmatrix}_{3 \times 1} \quad (25)$$

Neuron memasukkan jumlah bobot ke dalam fungsi aktivasi linier yang menghasilkan *output*. Fungsi aktivasi linier mendefinisikan perilaku neuron dan dapat dinyatakan dengan persamaan (26)

$$y_i = \psi(\mu_i) = \psi \left(\sum w_{ij}^{(2)} \varphi(v_j) \right) \quad (26)$$

Tujuan pelatihan beberapa model jaringan saraf tiruan di atas adalah untuk mengubah bobot yang dihasilkan. Dengan meminimalisasikan perbedaan selisih data target dengan *output* jaringan saraf tiruan yang dipengaruhi oleh suatu bobot. Algoritma yang digunakan ialah *feed forward* (untuk 1 node) dan algoritma *back propagation* (untuk 2/3 node). Model dapat digunakan dengan memvariasikan jumlah bobot, jumlah node, jumlah hidden layer serta nilai alpha (*learning rate*).

Hasil Penelitian dan Pembahasan

Dalam eksperimen ini, peneliti mencoba menggunakan 4 variabel bebas (X_i). Dengan ketentuan x_1, x_2, x_3, x_4 adalah *yarn count*, kecepatan rotor (*rotor speed*), kecepatan *opening roller* (*opening roller speed*) dan *residual trash content in draw frame sliver*. Sedangkan data *output* yang digunakan adalah *total end breakage* benang kapas. Berikut beberapa model jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam penelitian:

- 1 Node

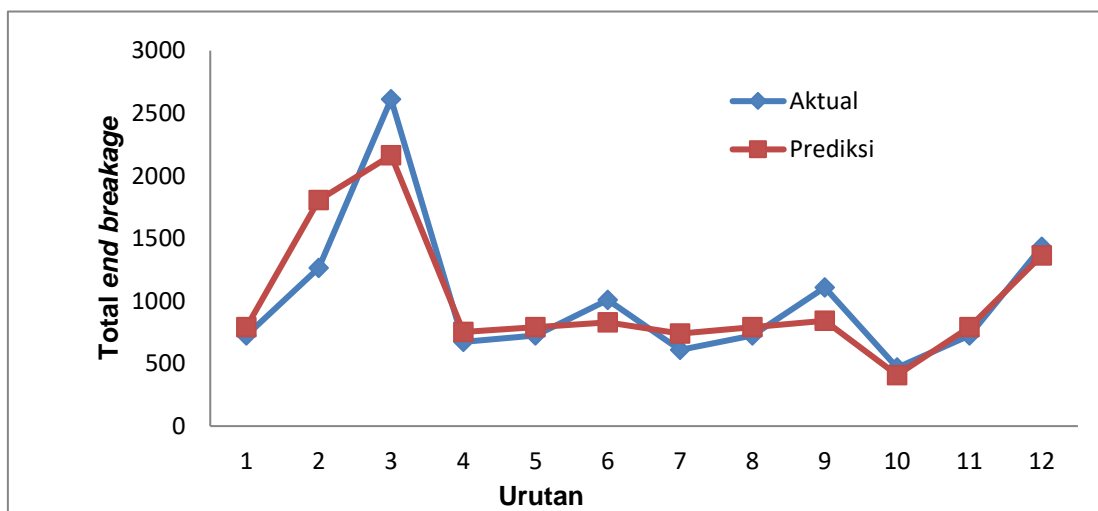
- Model 1

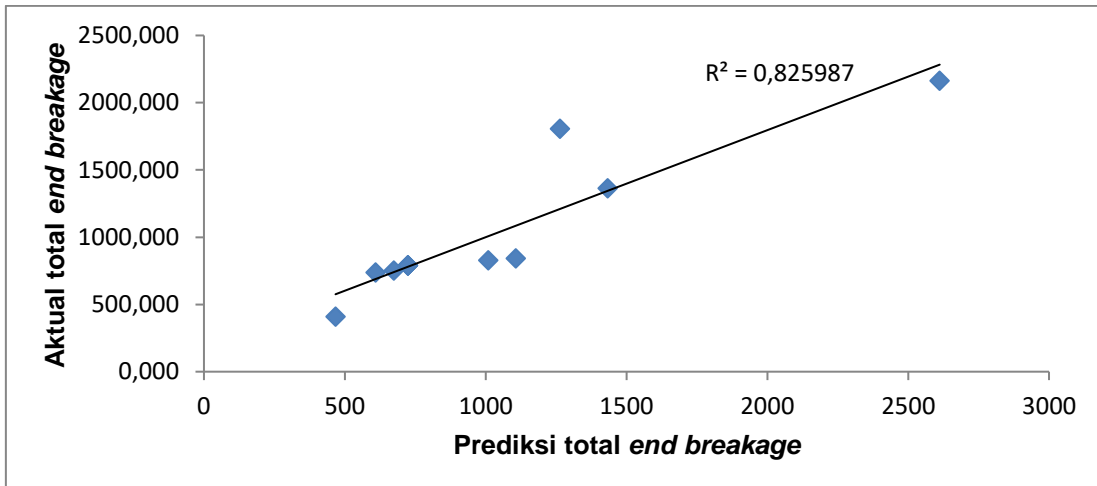
Jaringan saraf tiruan ini mengoperasikan 1 node untuk menerima empat data input (x_1, x_2, x_3, x_4) menggunakan 50.000 iterasi, alpha sebesar 0,3 dan hasil model dapat dilihat pada Gambar 4. Dalam penelitian ini menggunakan R-squared (Koefisien determinasi) untuk menunjukkan hubungan atau keterkaitan antara data eksperimen dengan data prediksi dari jaringan saraf tiruan. Berdasarkan penelitian, model tersebut dianggap efektif dalam memprediksi *total end breakage* benang kapas karena memiliki nilai R-squared (R^2) sebesar 0,825987 atau 82,5987% lebih dari 80%. Model jaringan saraf tiruan dapat ditulis dalam persamaan (27)-(30):

$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j \quad (27)$$

$$(v_1)_{1 \times 1} = (w_{11} \ w_{12} \ w_{13} \ w_{14})_{1 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (28)$$

$$(v_1)_{1 \times 1} = (-4,8163 \ 0,7537 \ 1,5021 \ 3,6969)_{1 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (29)$$





Gambar 4. Prediksi Jaringan saraf tiruan dengan menggunakan 1 node, iterasi 50.000 dan alpha 0,3

$$y_i = 2.612\varphi(v_i) \quad (30)$$

Dimana $\varphi(v)$ merupakan fungsi sigmoid, v_i merupakan jumlah bobot di layer pertama, w_{ij} merupakan nilai matrik bobot di layer pertama.

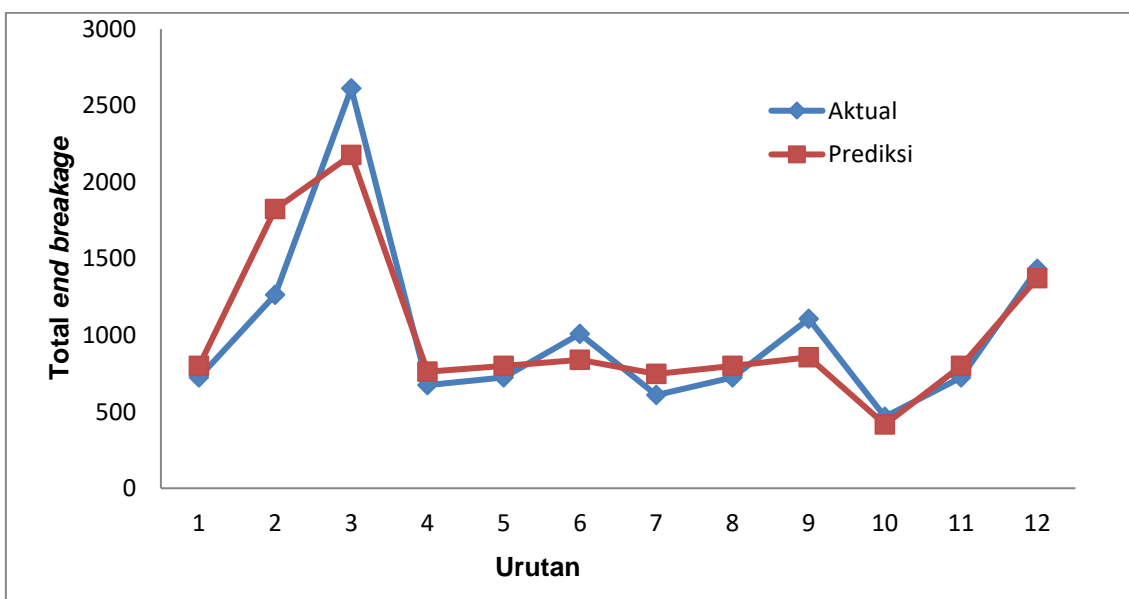
- Model 2

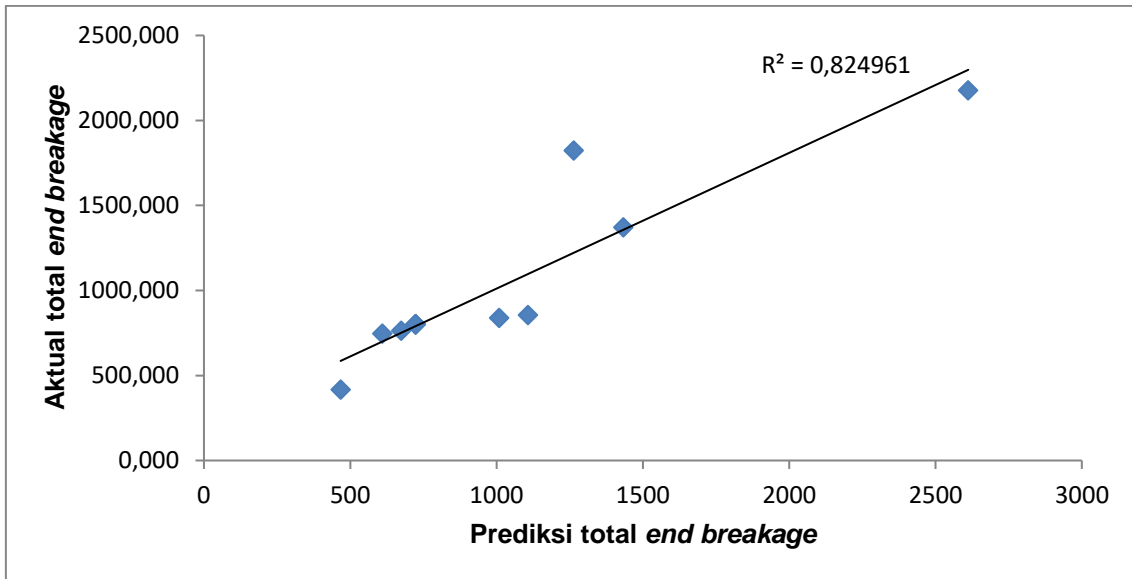
Jaringan saraf tiruan ini mengoperasikan 1 node untuk menerima empat data *input* (x_1, x_2, x_3, x_4) menggunakan 50.000 iterasi, alpha sebesar 0,7 dan hasil model dapat dilihat pada Gambar 5. Berdasarkan penelitian, model tersebut dianggap efektif dalam memprediksi total *end breakage* benang kapas karena memiliki nilai R-squared (R^2) sebesar 0,824961 atau 82,4961% lebih dari 80%. Model jaringan saraf tiruan dapat ditulis dalam persamaan (31)-(34)

$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j \quad (31)$$

$$(v_1)_{1 \times 1} = (w_{11} \ w_{12} \ w_{13} \ w_{14})_{1 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (32)$$

$$(v_1)_{1 \times 1} = (-4,8524 \ 0,7611 \ 1,5678 \ 3,6718)_{1 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (33)$$





Gambar 5. Prediksi Jaringan saraf tiruan dengan menggunakan 1 node, iterasi 50.000 dan alpha 0,7

$$y_i = 2.612\varphi(v_i) \quad (34)$$

Dimana $\varphi(v)$ merupakan fungsi sigmoid, v_i merupakan jumlah bobot di layer pertama, w_{ij} merupakan nilai matrik bobot di layer pertama.

- 2 Node

• Model 1

Jaringan saraf tiruan ini mengoperasikan satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dengan menggunakan 2 node untuk menerima empat data *input* (x_1, x_2, x_3, x_4) menggunakan 50.000 iterasi, alpha sebesar 0,3 dan hasil model dapat dilihat pada Gambar 6. Berdasarkan penelitian, model tersebut dianggap sangat efektif dalam memprediksi total *end breakage* benang kapas karena memiliki nilai R-squared (R^2) sebesar 0,95521 atau 95,521% lebih dari 80%. Model jaringan saraf tiruan dapat ditulis dalam persamaan (35)-(41)

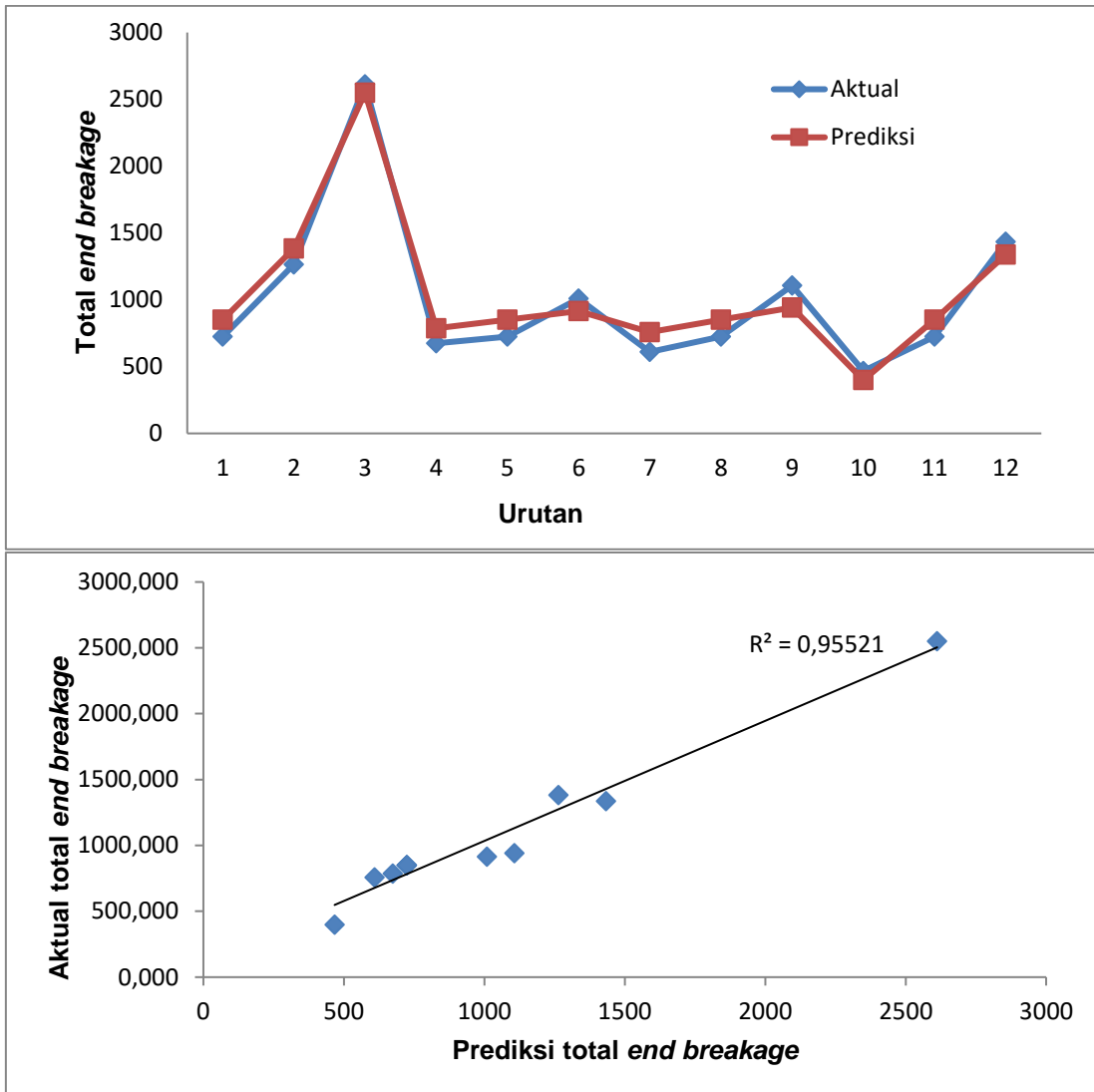
$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j \quad (35)$$

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix}_{2 \times 1} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \end{pmatrix}_{2 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (36)$$

$$= \begin{pmatrix} -1,193 & 0,6567 & 1,3676 & 1,9603 \\ 20,5323 & -2,3071 & -4,2882 & -6,248 \end{pmatrix}_{2 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (37)$$

$$\mu_i = (w_{11} \ w_{12})_{1 \times 2} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \end{pmatrix}_{2 \times 1} \quad (38)$$

$$= (14,2785 \ -12,7759)_{1 \times 2} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \end{pmatrix}_{2 \times 1} \quad (39)$$



Gambar 6. Prediksi Jaringan saraf tiruan dengan menggunakan 1 node, iterasi 50.000 dan alpha 0,7

$$y_i = \psi(\mu_i) = \psi\left(\sum w_{ij}^{(2)}\varphi(v_j)\right) = x\varphi(v_1) + x\varphi(v_2) \quad (40)$$

$$= 37.295,442\varphi(v_1) + 33.370,6508\varphi(v_2) \quad (41)$$

Dimana $\varphi(v)$ dan $\psi(\mu)$ merupakan fungsi sigmoid dan fungsi linier, v_i merupakan jumlah bobot di layer pertama, μ_i merupakan jumlah bobot di layer kedua, w_{ij} dan $w_{ij}^{(2)}$ merupakan nilai matrik bobot masing-masing di layer pertama dan layer kedua.

- Model 2

Jaringan saraf tiruan ini mengoperasikan satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dengan menggunakan 2 node untuk menerima empat data *input* (x_1, x_2, x_3, x_4) menggunakan 21.000 iterasi, alpha sebesar 0,3 dan hasil model dapat dilihat pada Gambar 7. Berdasarkan penelitian, model tersebut dianggap sangat efektif dalam memprediksi *total end breakage* benang kapas karena memiliki nilai R-squared (R^2) sebesar 0,9477 atau 94,77% lebih dari 80%.

Model jaringan saraf tiruan dapat ditulis dalam persamaan (42)-(48)

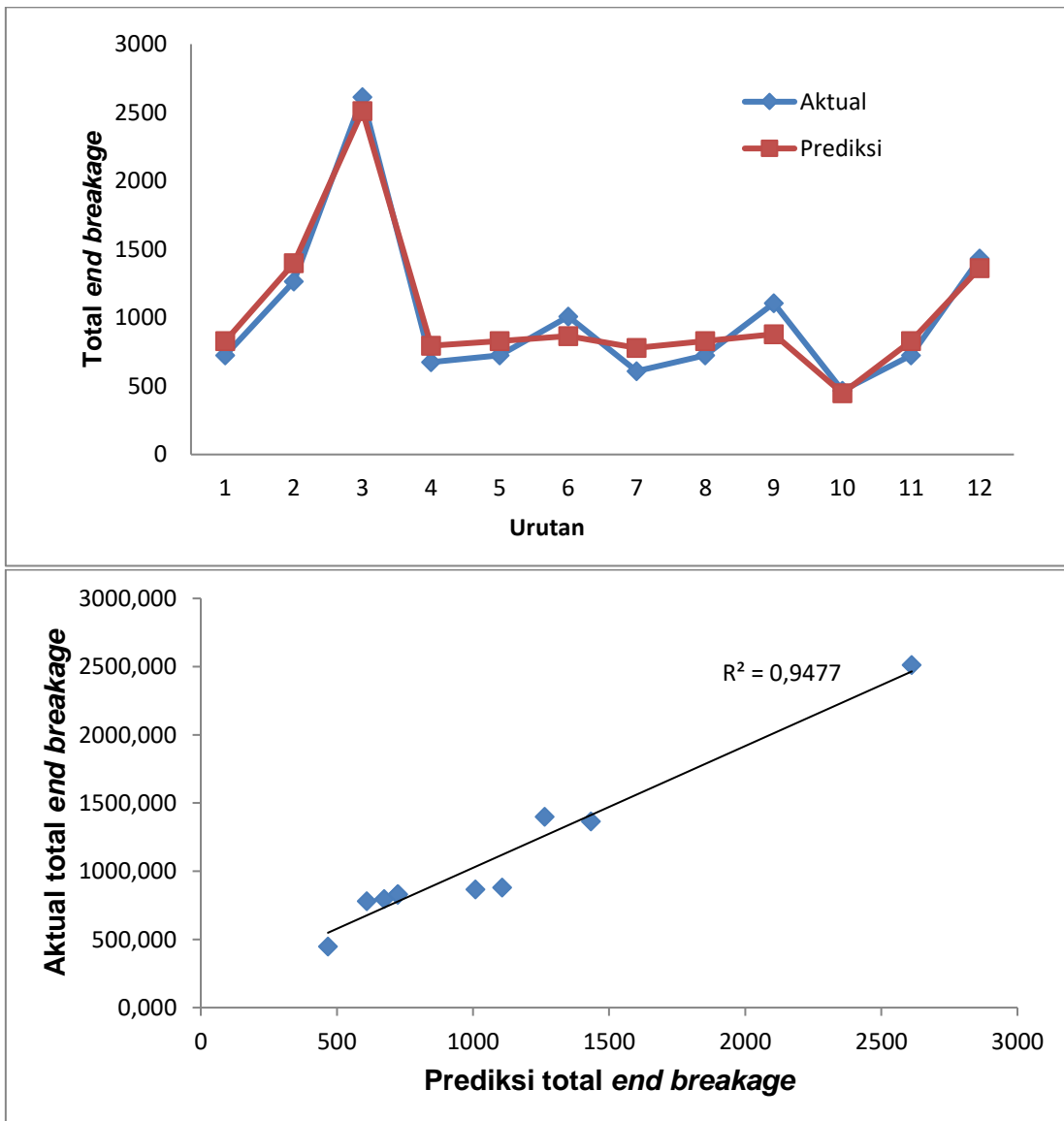
$$v_i = \sum \sum w_{ij}x_j \quad (42)$$

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix}_{2 \times 1} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \end{pmatrix}_{2 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (43)$$

$$= \begin{pmatrix} 12,9629 & 0,853 & 0,5336 & -13,7744 \\ 0,6114 & 0,489 & 1,0056 & 2,0842 \end{pmatrix}_{2 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (44)$$

$$\mu_i = (w_{11} \ w_{12})_{1 \times 2} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \end{pmatrix}_{2 \times 1} \quad (45)$$

$$= (-11,1076 \ 11,9786)_{1 \times 2} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \end{pmatrix}_{2 \times 1} \quad (46)$$



Gambar 7. Prediksi Jaringan saraf tiruan dengan menggunakan 2 node, iterasi 21.000 dan alpha 0,3

$$y_i = \psi(\mu_i) = \psi\left(\sum w_{ij}^{(2)} \varphi(v_j)\right) = x\varphi(v_1) + x\varphi(v_2) \quad (47)$$

$$= -29.013,0512\varphi(v_1) + 31.288,1032\varphi(v_2) \quad (48)$$

- 3 Node

Jaringan saraf tiruan ini mengoperasikan satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dengan menggunakan 3 node untuk menerima empat data *input* (x_1, x_2, x_3, x_4) menggunakan 50.000 iterasi, alpha sebesar 0,3 dan hasil model dapat dilihat pada Gambar 8. Berdasarkan penelitian, model tersebut dianggap sangat efektif dalam memprediksi total *end breakage* benang kapas karena memiliki nilai R-squared (R^2) sebesar 0,984968 atau 98,4968% lebih dari 80%. Model jaringan saraf tiruan dapat ditulis dalam persamaan (49)-(55)

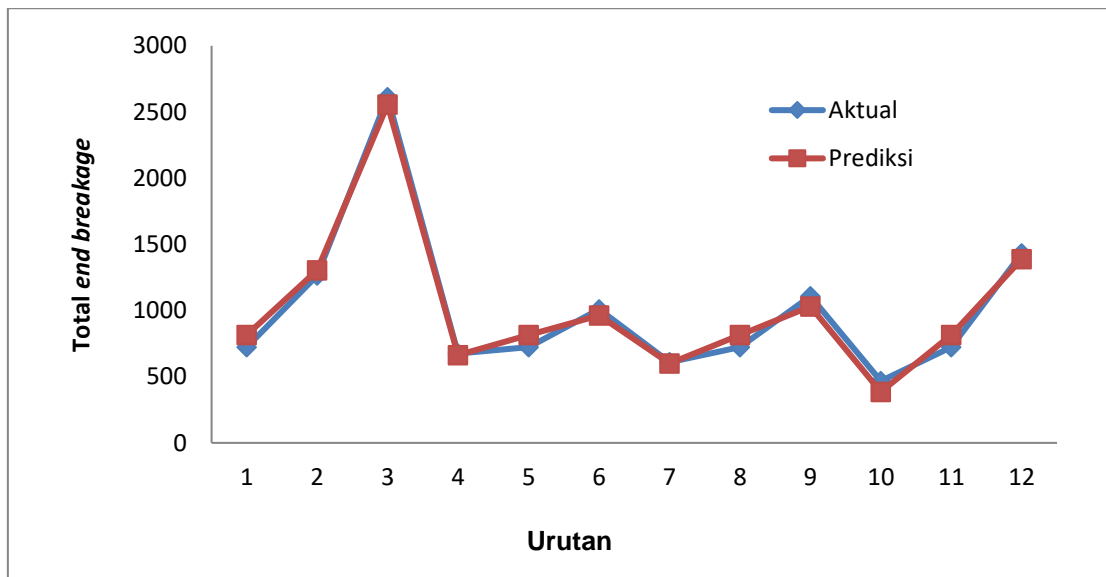
$$v_i = \sum \sum w_{ij} x_j \quad (49)$$

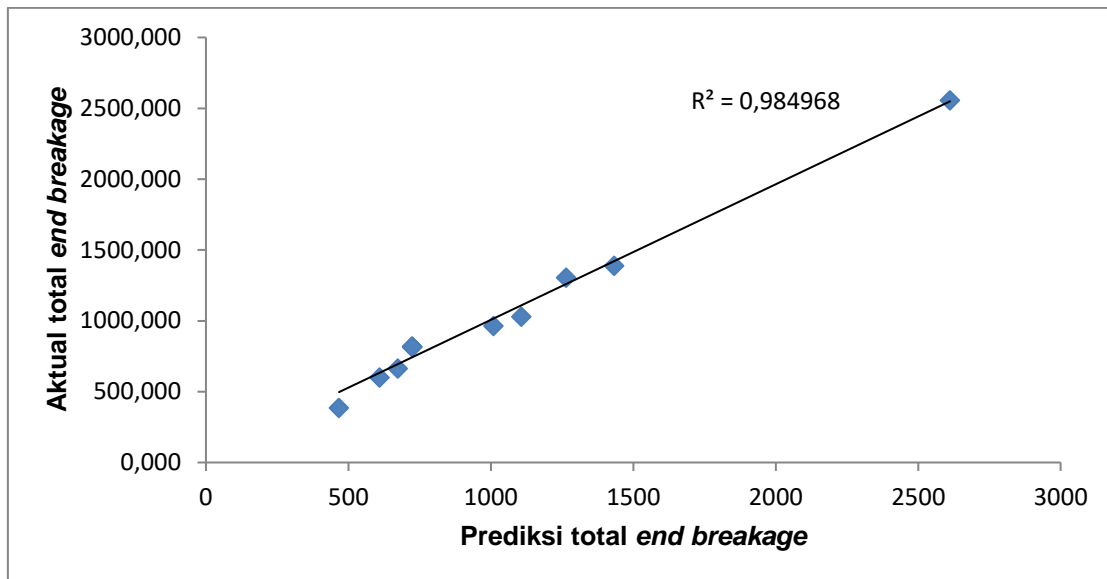
$$\begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{pmatrix}_{3 \times 1} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \end{pmatrix}_{3 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (50)$$

$$= \begin{pmatrix} 4,579 & -1,4355 & -2,0436 & 0,5933 \\ 16,6565 & -2,7408 & -2,6944 & -5,8649 \\ -6,0913 & 2,22 & 4,2053 & 1,7442 \end{pmatrix}_{3 \times 4} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}_{4 \times 1} \quad (51)$$

$$\mu_i = (w_{11}^{(2)} \quad w_{12}^{(2)} \quad w_{13}^{(2)})_{1 \times 3} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \\ \varphi(v_3) \end{pmatrix}_{3 \times 1} \quad (52)$$

$$= (6,9598 \quad -12,7479 \quad 8,9643)_{1 \times 3} \begin{pmatrix} \varphi(v_1) \\ \varphi(v_2) \\ \varphi(v_3) \end{pmatrix}_{3 \times 1} \quad (53)$$





Gambar 8. Prediksi Jaringan saraf tiruan dengan menggunakan 2 node, iterasi 21.000 dan alpha 0,3

$$y_i = \psi(\mu_i) = \psi(\sum w_{ij}^{(2)}\varphi(v_j)) = x\varphi(v_1) + x\varphi(v_2) + x\varphi(v_3) \quad (54)$$

$$= 18.178,9976\varphi(v_1) - 33.297,5148\varphi(v_2) + 23.414,7516\varphi(v_3) \quad (55)$$

Dimana $\varphi(v)$ dan $\psi(\mu)$ merupakan fungsi sigmoid dan fungsi linier, v_i merupakan jumlah bobot di layer pertama, μ_i merupakan jumlah bobot di layer kedua, w_{ij} dan $w_{ij}^{(2)}$ merupakan nilai matrik bobot masing-masing di layer pertama dan layer kedua. Berikut Tabel 2. Aktual dan prediksi total end breakage (iterasi 50.0000 dan alpha 0,3).

Tabel 2. Aktual dan prediksi total end breakage (iterasi 50.0000 dan alpha 0,3)

No	Aktual Total End Breakage	Prediksi Total End Breakage	Error Squared	Total Squared
1	724	816,250	8510,0625	79524
2	1264	1303,127	1530,90648	66564
3	2612	2555,320	3212,66774	2579236
4	674	662,664	128,495827	110224
5	724	816,250	8510,0625	79524
6	1009	963,306	2087,97819	9
7	610	598,932	122,509479	156816
8	724	816,250	8510,0625	79524
9	1107	1029,389	6023,43628	10201
10	467	385,531	6637,16537	290521
11	724	816,250	8510,0625	79524
12	1433	1387,756	2047,05573	182329
SSE			55830,4651	
SST			3713996	
RMSE			8,258905559	
R-squaredd			0,984968	

Dari analisis beberapa model data diatas, dapat dilihat nilai R-squared (koefisien determinasi) setiap model yang berbeda-beda. Dimana R-squared digunakan untuk menguji kualitas suatu persamaan garis regresi (Gujarati, 2004). Nilai koefisien determinasi memberikan gambaran tentang kesesuaian variabel independen dalam memprediksi variabel dependen. Semakin besar nilai R-

squared, maka semakin besar variasi variabel dependen (Y) yang dijelaskan oleh variasi variabel-variabel independen (X). Sebaliknya, semakin kecil nilai R-squared, maka semakin kecil variasi variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variasi variabel independen.

Ketika eksperimen dengan menggunakan 1 node, iterasi 50.000, alpha yang berbeda yakni 0,3 dan 0,7 diperoleh nilai R-squared 0,825987 dan 0,824961. Ketika eksperimen dengan menggunakan 2 node, alpha 0,3, iterasi yang berbeda yakni 50.000 dan 21.000 diperoleh nilai R-squared 0,95521 dan 0,9477. Ketika eksperimen dengan menggunakan 3 node, iterasi 50.000, dan alpha 0,3 diperoleh nilai R-squared sebesar 0,984968. Ketika eksperimen menggunakan model 3 node, iterasi 50.000, dan alpha 0,3 di dapat nilai R-squared sebesar 0,984968 yang berarti sangat baik. Diperoleh persamaan model paling optimal dalam memprediksi total *end breakage per machine* pada persamaan 55. Berdasarkan penelitian ini, variasi dari alpha, iterasi, dan penambahan node pada jaringan saraf tiruan akan meningkatkan presisi model dalam melakukan prediksi data. Dimana nilai alpha yang semakin kecil akan menghasilkan nilai R-squared yang lebih tinggi, jumlah iterasi yang lebih banyak akan menghasilkan nilai R-squared yang lebih tinggi dan jumlah node yang banyak akan menghasilkan nilai R-squared yang lebih tinggi pula. Manfaat penelitian ini dapat mempermudah *Quality Control* dan bagian terkait dalam memprediksi total *end breakage* benang kapas yang terjadi dalam suatu perusahaan yang berproduksi.

Simpulan

Dari hasil uraian eksperimen diatas, dapat disimpulkan bahwa jaringan saraf tiruan paling optimal menggunakan model 3 node, iterasi 50.000, dan alpha 0,3 sehingga di dapat nilai R-squared sebesar 0,984968 yang berarti sangat baik dalam memprediksi total *end breakage per machine*.

Referensi

- Adiansyah, M. (2016). *Pemodelan Dan Optimasi Proses Biofiksasi Karbondioksida Pada Biogas Menggunakan Java Moss (Taxiphylum Barbieri) Dengan Response Surface Methodology*. Malang: Repository UB.
- Ahmad, A. (2017). Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning. *Jurnal Teknologi Indonesia*, 1-4.
- Albert. (2009). *Studi Penerapan Response Surface Methodology (RSM) dalam Proses Pembuatan Botol untuk Peningkatan Produktivitas Produk Botol di CV Bobofood*. Medan: Universitas Sumatera Utara.
- Das, A., & Ishtiaque, S. (2004). End Breakage in Rotor Spinning: Effect of Different Variables on Cotton Yarn End Breakage. *AUTEX Research Journal*, Vol. 4, No. 2, 52-59.
- Disa, S. (2015). Penerapan Metode Regresi Linear dalam Pembuatan Perangkat Lunak Simulasi Target Penjualan. *Jurnal Inspiration* Vol. 5, No. 2, 82-89.
- Fei, J., & Cheng, L. (2018). Adaptive Sliding Mode Control of Dynamic Systems Using Double Loop Recurrent Neural Network Structure. *in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 29, No. 4, 1275 - 1286.
- Gujarati, N. D. (2004). *Basic Econometrics*. New York: McGraw-Hill Companies, Incorporation. .
- Hernawati, R., Putra, V., & Fauzi, I. (2015). Predicting the Actual Strength of Open-End Spun Yarn Using Mechanical Model. *Applied Mechanics and Materials* Vol. 780, 69-77.
- Jones, R. (2002). Design and Analysis of Experiments (fifth edition), Douglas Montgomery, John Wiley and Sons. *Quality and Reliability Engineering International* Vol. 18 Issue 2, 163.
- Maran, J., Sivakumar, V., Thirugnanasambandham, K., & Sridhar, R. (2013). Artificial Neural Network And Response Surface Methodology Modeling In Mass Transfer Parameters Predictions During Osmotic Dehydration Of Carica Papaya L. *Alexandria Engineering Journal* Vol. 52, Issue 3, 507-516.
- Mita, A., & Basuki, N. (2019). Penerapan Metode Artificial Neural Network dalam Peramalan Kunjungan Ibu Hamil (K4). *Jurnal Biometrika dan Kependudukan* Vol. 8, No. 1, 11-20.
- Pinar, N., & Babaarslan, O. (2003). Determining an Optimum Opening Roller Speed for Spinning Polyester/ Waste Blend Rotor Yarns . *Textile Research Journal* Vol. 73, 907-911.
- Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi.
- Prediksi End Breakage (Syarif Iskandar, dkk) hal: 72-87*

- Putra, V., & Wijoyono, A. (2017, November 16). *Pemodelan Untuk Menentukan Hubungan Twist Terhadap Nomor Benang Nm pada Mesin Rotor Open-End Spinning Menggunakan Metode Lagrange dan Komputasi Numerik (Pendekatan Fisika)*. Dipetik Maret 09, 2022, dari Zenodo: <https://zenodo.org/record/1438947#.YqsHuXZBzrc>
- Putra, V., Rosyid, M., & Maruto, G. (2016). A Simulation Model of Twist Influenced by Fibre Movement inside Yarn on Solenoid Coordinate. *Global Journal of Pure and Applied Mathematics Vol. 12, No.1*, 405-412.
- Siang, J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- Trommer, G. (1995). *Rotor Spinning : Development, Process, Yarn, Machine Spinning Components, Technological Standard Values / Günter Trommer*. Frankfurt/Main, Germany: Deutscher Fachverlag.
- Wuryandari, M., & Afrianto, I. (2012). Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA) Vol. 1, No. 1*, 45-51.