

PENERAPAN METODE JST BACKPROPAGATION PADA PERAMALAN PRODUKSI PASTRY DI HYFRESH BLITAR

Fery Catur Wijaya, Sri Lestanti, Mohammad Faried Rahmat

Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Islam Blitar
Jl. Majapahit No.2-4, Sananwetan, Kec. Sananwetan, Kota Blitar, Jawa Timur 66137, Indonesia
ferycatur123@gmail.com

ABSTRAK

Hyfresh Blitar adalah perusahaan *retail* terbesar di kota Blitar yang menyediakan kebutuhan pokok masyarakat. Produk andalannya adalah *pastry*, yang menyumbang penjualan terbesar di departemen *bakery*. Namun, departemen *bakery* menghadapi masalah dalam mengelola produksi *pastry* karena ketidakpastian permintaan dan keterbatasan analisis data. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation*. Metode ini mempelajari pola dan tren dari data penjualan *pastry*. Penelitian ini melibatkan langkah langkah persiapan dataset, normalisasi data penjualan, pembagian dataset menjadi data latih dan target, inisialisasi arsitektur JST, pelatihan jaringan menggunakan metode *Backpropagation*, dan penghitungan *Root Mean Square Error* (RMSE). Dalam penelitian ini, digunakan tiga arsitektur JST dengan konfigurasi yang berbeda, yaitu 1-5-1, 1-10-1, dan 1-15-1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa ketiga arsitektur JST yang digunakan dalam peramalan penjualan menunjukkan tingkat akurasi yang baik, dengan nilai RMSE yang relatif kecil yakni masing-masing adalah 0.134923, 0.07458, 0.32818. Hasil ini mengindikasikan bahwa arsitektur 2 yakni 1-10-1, memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan arsitektur lainnya. Meskipun terdapat perbedaan kecil antara hasil peramalan dan data aktual, keseluruhan arsitektur mampu mengikuti tren dan pola data penjualan dengan baik.

Kata kunci: Peramalan, Jaringan Saraf Tiruan, *Backpropagation*, Produksi *pastry*, RMSE

1. PENDAHULUAN

Hyfresh Blitar merupakan perusahaan *retail* terlengkap dan terbesar di kota Blitar. Hyfresh Blitar menyediakan berbagai kebutuhan pokok masyarakat sehari-hari. Salah satu produk andalan yang ditawarkan adalah *pastry* yang selalu ramai diburu oleh pelanggan dan tentunya menjadi produk yang menyumbang *sales* atau penjualan terbesar untuk departemen *bakery*. *Pastry* ini diproduksi sendiri oleh Hyfresh Blitar, sehingga kualitasnya terjamin dan tentunya tanpa bahan pengawet.

Namun, departemen *bakery* Hyfresh Blitar saat ini mengalami masalah dalam menangani kelebihan atau kekurangan produksi. Hal ini dikarenakan *pastry* memiliki tanggal kadaluarsa yang singkat, sehingga jika terjadi kelebihan produksi, maka *pastry* akan dibuang dan menyebabkan kerugian bagi Hyfresh Blitar. Di sisi lain, jika terjadi kekurangan produksi, maka permintaan konsumen tidak dapat segera terpenuhi karena proses produksi memerlukan waktu yang tidak sebentar dan tentunya penjualan kurang optimal untuk meningkatkan keuntungan.

Penyebab munculnya masalah tersebut adalah karena tidak adanya informasi yang akurat mengenai permintaan akan *pastry* di pasaran. Selain itu, Hyfresh Blitar juga kurang memiliki kemampuan dalam menganalisis data permintaan yang tersedia. Karena masalah tersebut, maka dibutuhkan suatu metode peramalan produksi yang memiliki akurasi yang tinggi untuk mengatasi masalah ini. Peramalan dilakukan dengan mempertimbangkan data dari masa sebelumnya, dengan menganalisis data tersebut secara berurutan dalam rentang waktu tertentu [1].

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan solusi yang digunakan untuk mengatasi masalah tersebut. Cara kerja dari JST ini mirip dengan cara kerja otak manusia, yakni dengan mempelajari sesuatu melalui contoh [2]. Algoritma *backpropagation* adalah suatu metode dari JST dengan memanfaatkan jaringan *multilayer* yang memiliki kemampuan untuk mengurangi *error*, sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Metode ini sering digunakan dalam proses peramalan dan terbukti dapat memberikan hasil yang akurat dengan *error* yang rendah [3].

Penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa JST *backpropagation* ini dapat digunakan dengan efektif dalam memprediksi suatu kejadian. Diharapkan pada penelitian ini akan memberikan solusi yang tepat guna menyelesaikan masalah dalam proses produksi *pastry* yang terjadi pada Hyfresh Blitar.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Sistem Cerdas

Ilmu pengetahuan yang berfokus pada pembuatan mesin yang melakukan tugas-tugas dengan menggunakan kecerdasan manusia dikenal sebagai sistem cerdas [4]. Sistem cerdas memiliki berbagai cabang, seperti sistem berbasis aturan, sistem berbasis kasus, logika tidak pasti atau *fuzzy*, Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan lainnya. Setiap cabang dari sistem cerdas memiliki berbagai metode atau algoritma yang telah dikembangkan untuk meningkatkan kinerja sistem cerdas [5]. Penggunaan teknologi sistem cerdas dapat diterapkan pada berbagai bidang, seperti pengendalian proses, pengendalian sumber penggerak,

pengendalian manufaktur, pengendalian robot, peramalan, perencanaan, dan pemrosesan gambar [6].

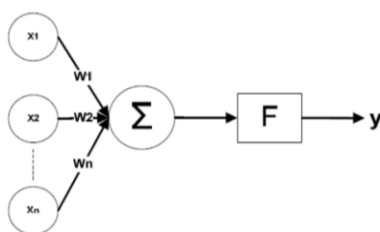
2.2. Peramalan

Peramalan digunakan sebagai proses untuk memprediksi situasi perusahaan di masa depan. Meskipun peramalan tidak selalu akurat 100%, dengan pemilihan suatu metode yang sesuai, peramalan akan menghasilkan tingkat kesalahan yang rendah [7]. Dengan menggunakan data dari masa lalu, peramalan ini digunakan untuk memprediksi keadaan dimasa depan. Hasil dari peramalan ini dapat memberikan dasar untuk mengambil sebuah keputusan dalam menentukan pilihan yang terbaik bagi perusahaan [8].

2.3. Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah sebuah metode untuk menciptakan kembali cara kerja otak manusia dan berusaha meniru proses pembelajaran yang terjadi di otak manusia [9]. JST terdiri dari beberapa *neuron* yang saling terhubung yang bekerja sama untuk mengatasi masalah tertentu. Keunggulan dari JST ini adalah kapabilitas untuk belajar dari contoh contoh yang diberikan seperti halnya otak manusia [2].

Dari segi struktur, JST menyerupai otak manusia, yang terdiri dari banyak *neuron* yang saling berhubungan. Lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output* adalah tiga lapisan yang membentuk struktur ini. Lapisan input memproses *input* dari dunia luar melalui koneksi berbobot antara *neuron*. Informasi ini kemudian dijumlahkan dan dibandingkan dengan nilai fungsi aktivasi pada setiap *neuron*. Lapisan tersembunyi menerjemahkan *input* ke dalam *output* yang tidak dapat diamati, sementara lapisan *output* memberikan hasil jaringan saraf tiruan terhadap suatu masalah.



Gambar 1. Model *neuron*

Pada Gambar 1 merupakan sebuah contoh dari jaringan saraf tiruan sederhana dengan fungsi aktivasi F. Rumus berikut digunakan untuk mengolah N masukan (x_1, x_2, x_n) yang memiliki bobot w_1, w_2, w_n .

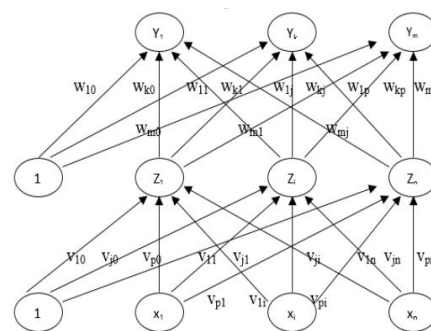
$$y_{in} = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

Pada gambar 1 menunjukkan bahwa setiap masukan akan dihubungkan dengan bobot yang ditentukan dan dihitung dengan rumus yang sesuai untuk memberikan *output* yang diinginkan.

2.4. Algoritma Backpropagation

Backpropagation adalah suatu metode yang digunakan dalam pelatihan jaringan saraf tiruan dengan lapisan banyak [10]. Metode Ini dapat digunakan dalam menyelesaikan masalah yang kompleks dan dapat digunakan pada aplikasi pengaturan karena proses pelatihannya didasarkan pada hubungan yang sederhana. Keuntungan dari metode ini adalah kapabilitas untuk belajar secara adaptif, digunakan dalam jaringan dengan beberapa lapisan, dan dapat meminimalkan kesalahan dengan mengubah bobot jaringan secara terus-menerus.

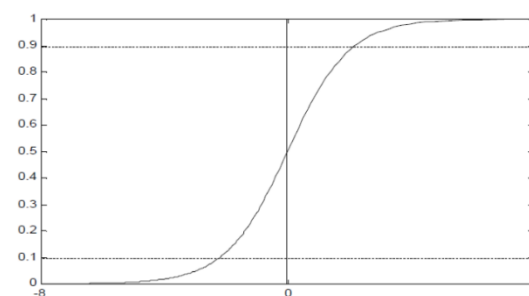
Lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output* adalah tiga lapisan dasar yang membentuk arsitektur *backpropagation*, yang merupakan jenis jaringan saraf tiruan.



Gambar 2. Arsitektur *backpropagation*

Koneksi antara setiap unit di lapisan *input* dan setiap unit di lapisan tersembunyi akan dilambangkan dengan bobot v_{ij} . Setiap unit pada lapisan tersembunyi akan memiliki koneksi yang ditandai dengan bobot w_{ok} yang menghubungkannya dengan setiap unit pada lapisan *output*. Arsitektur ini mengandung bias, bias v_{0j} untuk unit ke- j dan bias w_{0k} untuk unit ke- k . Bias-bias ini berperilaku seperti bobot dan selalu sama dengan 1.

Output dari setiap *neuron* dalam jaringan saraf tiruan ditentukan oleh fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi digunakan untuk memetakan *input* yang diterima oleh *neuron* menjadi *output* yang diharapkan. Pada *backpropagation*, fungsi aktivasi ini harus memenuhi beberapa persyaratan seperti kontinuitas, mudah diferensialkan, dan tidak menurun secara monotonis.



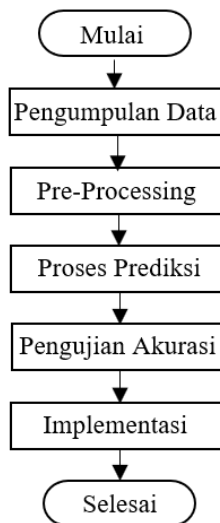
Gambar 3. Fungsi aktivasi *sigmoid biner*

Gambar 3 merupakan pola dari fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Fungsi aktivasi *sigmoid biner* dipergunakan untuk memetakan nilai *input* pada jaringan saraf ke dalam rentang 0 hingga 1 dengan persamaan sebagai berikut.

$$y = f(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})} \quad (2)$$

3. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini, diuraikan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini untuk meramalkan produksi *pastry* menggunakan JST *backpropagation*. Gambar 4 menunjukkan tahapan tahapan sesuai dengan penelitian ini.



Gambar 4. Tahapan penelitian

3.1 Pengumpulan Data

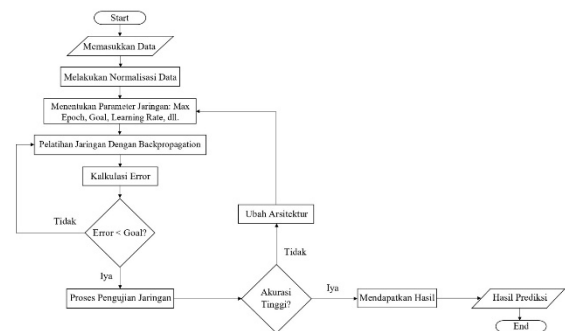
Langkah pertama dalam proses penelitian adalah pengumpulan informasi yang relevan dengan studi yang akan dilakukan. Peneliti akan memilih teknik pengumpulan data yang optimal untuk setiap jenis data serta jenis dan sumber data yang harus digunakan. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup penjualan *pastry* dari tahun 2021 hingga 2023.

3.2 Pre-processing Data

Tahap ini adalah tahap kedua dari penelitian yang meliputi proses pembersihan, pengolahan, dan pengelompokan data yang telah diperoleh. Peneliti akan memastikan bahwa data yang akan digunakan dalam penelitian ini telah diolah dengan baik dan dapat digunakan untuk analisis yang akan dilakukan.

3.3 Proses Prediksi

Tahap ini adalah tahap ketiga dari penelitian yang meliputi proses analisis data yang sudah diolah. Peneliti akan menentukan metode peramalan yang akan digunakan dan melakukan proses peramalan dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma *backpropagation*. Pada gambar 5 akan dijelaskan alur dari proses peramalan menggunakan algoritma *backpropagation*.



Gambar 5. Flowchart JST *backpropagation*

Tahapan-tahapan proses perhitungan *backpropagation* dimulai dengan memasukkan data yang akan diolah dengan metode *backpropagation*, selanjutnya data tersebut dinormalisasi untuk mempermudah proses pelatihan jaringan dengan menggunakan rumus.

$$x_{normalized} = \frac{x - Min}{Max - Min} \quad (3)$$

Setelah itu, parameter jaringan yang akan dilatih ditentukan seperti *maximum epoch*, *performance goal*, *learning rate*, dan arsitektur jaringan yang akan dilatih dan diuji. Proses pelatihan jaringan menggunakan metode *backpropagation* dilakukan dengan tiga tahapan, yaitu *feedforward* dari data masukan, *backpropagation* dari error yang diperoleh, dan perbaikan bobot yang sudah ditentukan. Kalkulasi error dilakukan untuk mengetahui apakah output jaringan yang dilatih lebih kecil dari *performance goal*. Jika nilai error lebih kecil dari *performance goal*, maka akan dilakukan proses pengujian jaringan. Jika error lebih besar dari *performance goal*, maka pelatihan jaringan akan dilakukan kembali. Setelah pengujian jaringan dilakukan, cek akurasi dilakukan untuk mengetahui apakah akurasi tinggi. Jika akurasi tinggi, maka pengujian selesai dan hasil pengujian siap digunakan dalam proses prediksi. Jika tidak, maka arsitektur jaringan akan diubah dan pelatihan jaringan akan dilakukan kembali.

3.4 Pengujian Akurasi

Tahap ini adalah tahap keempat dari penelitian yang meliputi proses pengujian hasil peramalan yang telah dilakukan. Dalam penelitian ini, tahap pengujian prediksi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Tingkat akurasi prediksi peramalan yang diperoleh dinilai dengan menggunakan RMSE. Dengan membandingkan data aktual dengan data yang diramalkan, RMSE dihitung.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_1 - y_n)^2}{N}} \quad (4)$$

Model peramalan semakin akurat semakin rendah nilai RMSE. Teknik ini dipilih karena mudah dilakukan dan sudah digunakan dalam beberapa penelitian sebelumnya [1].

3.5 Implementasi

Pada tahap ini, peneliti melakukan implementasi metode JST *backpropagation* dalam peramalan jumlah produksi *pastry* di Hyfresh Blitar dengan menggunakan data yang sudah dikumpulkan dan lingkungan yang sudah disiapkan sebelumnya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Persiapan Dataset

Pada langkah persiapan dataset, data yang relevan mengenai penjualan *pastry* di Hyfresh Blitar dari bulan Januari 2021 hingga Mei 2023 diambil dari catatan penjualan. Data yang akan diambil adalah data penjualannya perbulan saja yang akan digunakan dalam proses peramalan nantinya.

Tabel 1. Dataset untuk peramalan

Bulan	Tahun	Penjualan
Januari	2021	95
Februari	2021	76
Maret	2021	81
April	2021	116
Mei	2021	110
Juni	2021	79
Juli	2021	62
Agustus	2021	65
September	2021	86
Oktober	2021	89
November	2021	78
Desember	2021	87
Januari	2022	102
Februari	2022	77
Maret	2022	75
April	2022	112
Mei	2022	123
Juni	2022	88
Juli	2022	112
Agustus	2022	94
September	2022	95
Oktober	2022	85
November	2022	79
Desember	2022	80
Januari	2023	90
Februari	2023	80
Maret	2023	98
April	2023	120
Mei	2023	115

Tabel 1 merupakan data-data yang telah dipilah atau diambil yang akan digunakan pada peramalan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar.

4.2. Normalisasi Dataset

Langkah selanjutnya adalah data penjualan yang telah disiapkan akan dinormalisasi menggunakan nilai minimum dan maksimum dari data penjualan. Normalisasi dilakukan dengan tujuan untuk membawa nilai-nilai data penjualan ke dalam rentang yang seragam dan terstandarisasi [3].

Dengan normalisasi, nilai-nilai data penjualan dikonversi menjadi angka yang berada dalam rentang 0 hingga 1. Proses ini membantu menjaga konsistensi

dan membuat model JST dapat mengenali pola dan tren dengan lebih baik tanpa mendominasi oleh nilai ekstrim.

Tabel 2. Normalisasi dataset

Bulan	Tahun	Hasil
Januari	2021	0.540983606557377
Februari	2021	0.229508196721311
Maret	2021	0.311475409836066
April	2021	0.885245901639344
Mei	2021	0.786885245901639
Juni	2021	0.278688524590164
Juli	2021	0
Agustus	2021	0.0491803278688525
September	2021	0.393442622950820
Oktober	2021	0.442622950819672
November	2021	0.262295081967213
Desember	2021	0.409836065573771
Januari	2022	0.655737704918033
Februari	2022	0.245901639344262
Maret	2022	0.213114754098361
April	2022	0.819672131147541
Mei	2022	1
Juni	2022	0.426229508196721
Juli	2022	0.819672131147541
Agustus	2022	0.524590163934426
September	2022	0.540983606557377
Oktober	2022	0.377049180327869
November	2022	0.278688524590164
Desember	2022	0.295081967213115
Januari	2023	0.459016393442623
Februari	2023	0.295081967213115
Maret	2023	0.590163934426230
April	2023	0.950819672131148
Mei	2023	0.868852459016393

Tabel 2 merupakan hasil dari normalisasi dengan menggunakan rumus 3.

4.3. Membagi Data Latih dan Target

Pada tahap ini, dataset yang telah disiapkan akan dibagi menjadi dua bagian penting, yaitu data latih dan target. Pemisahan ini penting karena menggambarkan proses pembelajaran dan evaluasi model. Data latih mengajarkan model untuk mengenali hubungan antara variabel *input* (pola penjualan) dengan variabel target (jumlah penjualan aktual). Data latih meliputi periode dari Januari 2021 hingga Desember 2022, sedangkan data target mencakup periode dari Januari 2023 hingga Mei 2023. Data target menjadi "jawaban benar" yang akan digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu melakukan prediksi yang akurat.

Dalam pembagian data untuk proses peramalan ini menggunakan Pendekatan *Time Series Cross Validation* yang merupakan metode validasi yang dirancang khusus untuk data deret waktu (*time series*). Pendekatan ini mempertimbangkan sifat temporal data deret waktu yang mengikuti urutan waktu tertentu [11]. Alasan mengapa pada peramalan ini menggunakan pendekatan *Time Series Cross Validation* adalah karena sifat alur waktu data yang digunakan pada peramalan ini. Dalam peramalan deret waktu, penting untuk mempertahankan urutan waktu

yang benar dan memperhatikan pola dan tren yang muncul seiring waktu.

Tabel 3. Pembagian data latih dan target

Data Latih	Target
Data ke 1 sampai 24	Data ke 25
Data ke 2 sampai 25	Data ke 26
...	...
Data ke 5 sampai 28	Data ke 29

Berdasarkan tabel 3, untuk meramalkan data pada bulan Januari 2023 atau data ke 25, data latih yang digunakan adalah data dari Januari 2021 sampai Desember 2022 atau data 1 sampai data ke 24. Untuk peramalan bulan Februari 2023 atau data ke 26, data latih yang digunakan adalah data dari bulan Februari 2021 sampai dengan bulan Januari 2023. Dan begitu seterusnya untuk peramalan bulan-bulan selanjutnya.

4.4. Menginisialisasi Arsitektur

Pada langkah ini, arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) diinisialisasi dengan *input*, ukuran *hidden layer*, dan *output* yang ditentukan. Selain itu, inisialisasi arsitektur ini juga menggunakan *learning rate* (tingkat pembelajaran) secara *default* dan jumlah *epoch* (iterasi pelatihan) pada jaringan.

Dalam penelitian ini, telah digunakan tiga arsitektur yang berbeda untuk menganalisis performa dan optimalitas dalam memprediksi produksi *pastry*. Ketiga arsitektur tersebut adalah yang pertama arsitektur 1-5-1, memiliki satu *neuron* pada *input layer*, lima *neuron* pada *hidden layer*, dan satu *neuron* pada *output layer*. Arsitektur ini dirancang untuk mengembangkan model dengan tingkat kompleksitas yang rendah, dengan harapan dapat menghasilkan peramalan yang sederhana namun akurat. Selanjutnya arsitektur 1-10-1, memiliki satu *neuron* pada *input layer*, sepuluh *neuron* pada *hidden layer*, dan satu *neuron* pada *output layer*. Arsitektur ini bertujuan untuk menguji pengaruh penambahan jumlah *neuron* pada *hidden layer* terhadap akurasi peramalan. Dengan ukuran *hidden layer* yang lebih besar, diharapkan jaringan dapat menangkap pola dan kompleksitas data yang lebih baik. Terakhir arsitektur 1-15-1, memiliki satu *neuron* pada *input layer*, lima belas *neuron* pada *hidden layer*, dan satu *neuron* pada *output layer*. Penggunaan arsitektur ini bertujuan untuk menguji tingkat kompleksitas yang lebih tinggi dalam model peramalan. Dengan ukuran *hidden layer* yang lebih besar, diharapkan jaringan dapat mengatasi pola dan variasi data yang lebih kompleks.

Pemilihan tiga arsitektur yang berbeda tersebut, didasarkan pada pertimbangan untuk menganalisis performa dan optimalitas dalam memprediksi produksi *pastry*. Tiap arsitektur memiliki jumlah *neuron* dalam *hidden layer* yang berbeda-beda,

Fungsi *sigmoid biner* digunakan dalam jaringan saraf tiruan karena sifatnya yang kontinu dan non-linear. Fungsi *sigmoid biner* digunakan karena *output* yang diinginkan adalah 0 hingga 1 [12].

4.5. Pelatihan Jaringan Menggunakan Backpropagation

Pada proses pelatihan ini, dimulai dengan Data pelatihan digunakan sebagai *input* dan *target* dalam pelatihan jaringan. Selama pelatihan, jaringan belajar untuk menyesuaikan bobotnya dengan menggunakan metode *backpropagation*. Bobot dan bias di dalam jaringan diperbarui secara iteratif berdasarkan *error* antara *output* jaringan dan target yang sebenarnya.

Setelah pelatihan model jaringan saraf tiruan (JST) selesai dilakukan, proses peramalan dilakukan untuk menghasilkan prediksi penjualan pada bulan-bulan validasi. Dalam proses ini, data validasi dimasukkan ke dalam jaringan saraf yang telah dilatih, dan prediksi penjualan diperoleh sebagai hasilnya.

Tabel 4. Hasil peramalan

Bulan	Tahun	Arsitektur 1	Arsitektur 2	Arsitektur 3
Januari	2023	0.42929	0.46776	0.45496
Februari	2023	0.29902	0.29364	0.29763
Maret	2023	0.5443	0.59899	0.88415
April	2023	0.9107	0.9876	0.93069
Mei	2023	0.88398	0.88764	0.8614

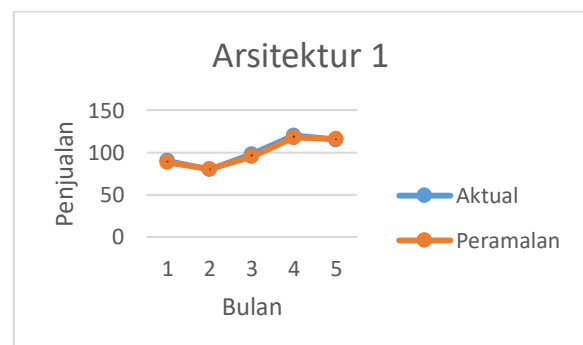
Tabel 4 merupakan hasil peramalan yang diperoleh setelah proses pelatihan jaringan.

Tabel 5. Denormalisasi hasil peramalan

Bulan	Tahun	Arsitektur 1	Arsitektur 2	Arsitektur 3
Januari	2023	88.1865	90.5331	89.7525
Februari	2023	80.2405	79.9119	80.1554
Maret	2023	95.2525	98.5386	115.9332
April	2023	117.5527	122.2435	118.7719
Mei	2023	115.9227	116.1458	114.5454

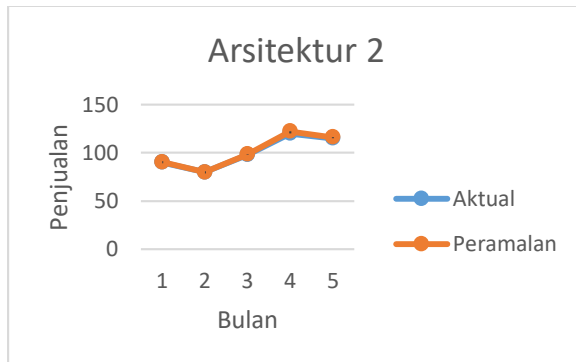
Hasil peramalan kemudian didenormalisasi kembali ke skala awal. Tabel 5 merupakan hasil dari proses denormalisasi hasil peramalan kembali ke skala awal.

Untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang kualitas peramalan yang dihasilkan, akan ditampilkan grafik perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan. Grafik ini memvisualisasikan sejauh mana peramalan jaringan saraf mendekati data aktual setelah melalui proses pelatihan menggunakan metode *backpropagation*.



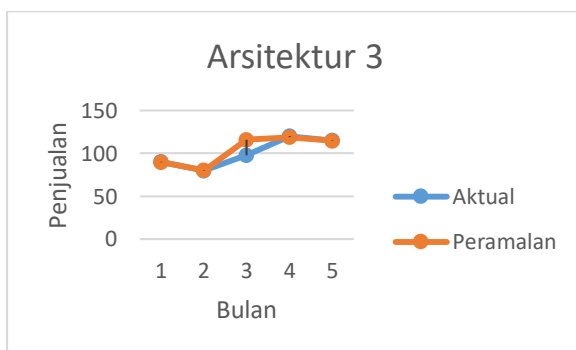
Gambar 6. Grafik hasil peramalan arsitektur ke 1

Gambar 6 memvisualisasikan hasil peramalan produksi *pastry* menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) *backpropagation* pada arsitektur ke 1. Meskipun terdapat beberapa perbedaan, hasil peramalan secara keseluruhan dapat diandalkan dalam meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar.



Gambar 7. Grafik hasil peramalan arsitektur ke 2

Gambar 7 memberikan gambaran visual tentang sejauh mana hasil peramalan mampu mengikuti pola data aktual pada arsitektur ke 2. Meskipun terdapat beberapa perbedaan, hasil peramalan secara keseluruhan cukup konsisten dan dapat digunakan sebagai referensi dalam meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar.



Gambar 8. Grafik hasil peramalan arsitektur ke 3

Gambar 8 memberikan gambaran visual tentang kualitas hasil peramalan pada arsitektur ke 3. Meskipun terdapat beberapa perbedaan antara hasil peramalan dan data aktual, secara keseluruhan hasil peramalan mampu mengikuti tren fluktuasi data penjualan *pastry*. Hasil ini memberikan wawasan penting tentang performa model JST *backpropagation* pada arsitektur ke 3 dalam meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar.

4.6. Pengujian Peramalan

Untuk mengukur kinerja metode JST *backpropagation* dalam meramalkan produksi *pastry*, penelitian ini menerapkan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE). RMSE dipilih sebagai metrik evaluasi

karena mampu mengukur sejauh mana perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi pada set pengujian. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik performa metode JST *backpropagation* dalam meramalkan produksi *pastry*, karena nilai yang rendah mengindikasikan bahwa peramalan yang dihasilkan mendekati data aktual dengan akurasi yang tinggi [1].

Berikut merupakan hasil dari pengujian peramalan dengan menggunakan RMSE pada setiap arsitektur dengan menggunakan rumus 4.

Tabel 6. Hasil RMSE arsitektur ke 1

Bulan	Tahun	Data Aktual	Hasil Peramalan	Nilai RMSE
Januari	2023	0.45902	0.42929	0.02973
Februari	2023	0.29508	0.29902	0.003943
Maret	2023	0.59016	0.5443	0.045861
April	2023	0.95082	0.9107	0.040119
Mei	2023	0.86885	0.88398	0.01527

Tabel 6 merupakan hasil dari pengujian metode JST *backpropagation* pada arsitektur ke 1 dalam meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar. Dalam tabel 6, dapat dilihat bahwa hasil peramalan pada bulan Januari 2023 memiliki nilai RMSE sebesar 0.02973, yang menunjukkan bahwa peramalan tersebut memiliki tingkat kesalahan yang cukup rendah. Hal serupa terjadi pada bulan-bulan berikutnya, dengan nilai RMSE yang relatif kecil, menunjukkan bahwa metode JST *Backpropagation* pada arsitektur ke 1 memberikan peramalan yang akurat dan mendekati data aktual dalam meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar.

Tabel 7. Hasil RMSE arsitektur ke 2

Bulan	Tahun	Data Aktual	Hasil Peramalan	Nilai RMSE
Januari	2023	0.45902	0.46776	0.00874
Februari	2023	0.29508	0.29364	0.001445
Maret	2023	0.59016	0.59899	0.00883
April	2023	0.95082	0.9876	0.036779
Mei	2023	0.86885	0.88764	0.018784

Tabel 7 memperlihatkan hasil dari pengujian metode JST *backpropagation* pada arsitektur ke 2 dalam peramalan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar. Dari tabel 7, terlihat bahwa hasil peramalan pada bulan-bulan seperti Januari 2023 dan Februari 2023 memiliki nilai RMSE yang rendah, yakni 0.00874 dan 0.001445 secara berturut-turut. Nilai nilai RMSE yang relatif kecil ini menunjukkan bahwa metode JST *backpropagation* dengan arsitektur ke 2 mampu memberikan peramalan yang akurat dan mendekati data aktual pada periode tersebut. Meskipun pada bulan April dan Mei 2023 terdapat peningkatan nilai RMSE, namun secara keseluruhan, arsitektur ke 2 tetap mampu memberikan hasil peramalan yang dapat mengikuti tren dan pola data penjualan *pastry* di Hyfresh Blitar.

Tabel 8 Hasil RMSE arsitektur ke 3

Bulan	Tahun	Data Aktual	Hasil Peramalan	Nilai RMSE
Januari	2023	0.45902	0.45496	0.004057
Februari	2023	0.29508	0.29763	0.002548
Maret	2023	0.59016	0.88415	0.29399
April	2023	0.95082	0.93069	0.020132
Mei	2023	0.86885	0.8614	0.007453

Tabel 8 menyajikan hasil dari pengujian JST *backpropagation* pada arsitektur ke 3 dalam peramalan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur ke 3 dalam metode JST *backpropagation* memiliki performa yang beragam dalam meramalkan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar. Meskipun pada beberapa bulan terjadi kesalahan yang signifikan, secara keseluruhan, arsitektur ke 3 mampu memberikan hasil peramalan yang baik dan mengikuti tren data penjualan *pastry*.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) *backpropagation* telah berhasil diterapkan dalam penelitian ini untuk melakukan peramalan produksi *pastry* di Hyfresh Blitar. Dengan memanfaatkan algoritma *backpropagation*, penelitian ini melibatkan pelatihan jaringan saraf tiruan menggunakan data *historis* penjualan *pastry* guna memprediksi produksi masa depan. Proses iteratif dengan propagasi mundur (*backward propagation*) digunakan untuk mengoreksi bobot dan bias jaringan saraf, menghasilkan peramalan yang lebih optimal dan akurat. Hasil pengujian menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) menunjukkan bahwa ketiga arsitektur yang digunakan dalam peramalan penjualan menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Nilai RMSE yang relatif kecil pada setiap arsitektur menandakan perbedaan yang minim antara hasil peramalan dan data aktual. Arsitektur 2 memiliki tingkat akurasi tertinggi dengan nilai RMSE keseluruhan sebesar 0.07458, sementara arsitektur 1 memiliki nilai RMSE sebesar 0.134923, dan arsitektur 3 memiliki nilai RMSE sebesar 0.32818. Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa model-model ini memberikan peramalan yang akurat dalam memprediksi penjualan dengan RMSE yang kecil.

Saran yang diusulkan berdasarkan penelitian ini melibatkan pengembangan model Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan arsitektur yang lebih kompleks untuk menangkap pola-pola yang lebih rumit dalam data produksi *pastry*. Selain itu, disarankan untuk melakukan pengujian yang lebih komprehensif dengan dataset yang lebih luas dan rentang waktu yang lebih panjang, termasuk faktor-faktor eksternal. Dengan mengikuti saran ini, penelitian ini berpotensi meningkatkan pemahaman tentang peramalan produksi *pastry* dan meningkatkan kualitas peramalan secara keseluruhan dalam kontribusinya pada pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. R. Sari, W. F. Mahmudy, dan A. P. Wibawa, "Backpropagation on neural network method for inflation rate forecasting in Indonesia," *Int. J. Adv. Soft Comput. its Appl.*, vol. 8, no. 3, hal. 69–87, 2016.
- [2] M. Yanto, E. P. W. Mandala, D. E. Putri, dan Y. Yuhandri, "Peramalan Penjualan Pada Toko Retail Menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 2, no. 3, hal. 110–117, 2018, doi: 10.30865/mib.v2i3.811.
- [3] J. F. Simanjuntak, R. Winanjaya, dan W. Robiansyah, "Peramalan Hasil Produksi Karet di Sumatra Utara dengan Algoritma Backpropagation Forecasting of Rubber Production in North Sumatra with Backpropagation Algorithm," vol. 1, no. 3, 2022, doi: 10.55123/jomlai.v1i3.917.
- [4] R. Akbar dan M. Mukhtar, "Perancangan E-Tracer Study berbasis Sistem Cerdas," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 9, no. 1, hal. 8–12, 2020, doi: 10.32736/sisfokom.v9i1.631.
- [5] A. F. Setiawan, Wijono, dan Sunaryo, "Sistem Cerdas Penghitung Sel Kulit Mati Manusia dengan Metode Improved Counting Morphology," *J. EECCIS*, vol. 7, no. 1, hal. 28–34, 2013, [Daring]. Tersedia pada: <https://jurnaleeccis.ub.ac.id/index.php/eccis/article/view/198>
- [6] H. Jaya dkk., *Kecerdasan Buatan*, vol. 53, no. 9, 2018.
- [7] Muryati, "ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN USAHA ARDYLA BAKERY DI MUARA BULIAN Muryati 1," vol. 17, no. 2, hal. 259–269, 2017.
- [8] Z. Amarta dan J. D. Ma'rifah, "Peramalan Penjualan Produk Furniture Dengan Metode Backpropagation Neural Network," *J. Ilm. Tek. Ind.*, vol. 9, no. 1, hal. 29, 2021, doi: 10.24912/jitiuntar.v9i1.9510.
- [9] E. P. C. Edi Ismanto, "Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau," *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 2, no. 2, hal. 196–209, 2017, doi: 10.36341/rabit.v2i2.152.
- [10] A. Sudarsono, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Bacpropagation (Studi Kasus Di Kota Bengkulu)," *J. Media Infotama*, vol. 12, no. 1, hal. 61–69, 2016, doi: 10.37676/jmi.v12i1.273.
- [11] A. N. Safira, B. Warsito, dan A. Rusgiyono, "Analisis Support Vector Regression (Svr) Dengan Algoritma Grid Search Time Series Cross Validation Untuk Prediksi Jumlah Kasus Terkonfirmasi Covid-19 Di Indonesia," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 4, hal. 512–521, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.512-521.
- [12] E. B. Nababan dan M. Zarlis, "BIPOLAR DALAM ALGORITMA BACKPROPAGATION PADA," hal. 103–116, 2015.