

Pengaruh Jumlah Hidden Layer dan Neuron pada Model Multilayer Perceptron untuk Prediksi Emas

Soffa Zahara¹, Yanuarini Nur Sukmaningtyas², Ronny Makhfuddin Akbar³,
Muhammad Zainul Abidin⁴

Fakultas Teknik, Program Studi Informatika
Universitas Islam Majapahit
soffa.zahara@unim.ac.id

Abstrak

Pemilihan kombinasi banyaknya *hidden layer* dan *neuron* sangat menentukan performansi model *deep learning*. Terlalu sedikit *hidden layer* dan *neuron* yang digunakan dapat menyebabkan rendahnya akurasi, sedangkan jika terlalu banyak maka dapat meningkatkan kompleksitas pemrosesan sehingga sampai saat ini masih belum ada pedoman kombinasi tetap untuk menentukan jumlah *hidden layer* dan neuron. Penelitian ini bertujuan untuk mengobservasi pengaruh variasi *hidden layer* dan neuron, dalam kinerja akurasi metode Multilayer Perceptron dengan variasi dari 1 sampai 6 lapis *hidden layer*. Data yang digunakan yaitu harga emas ANTAM harian mulai dari Bulan Januari tahun 2010 sampai dengan Januari 2024. Berdasarkan hasil pengujian didapatkan hasil kombinasi *hidden layer* dan *neuron* dengan nilai MSE terkecil yaitu 1-100-100-100-100-100-1 dengan nilai MSE 0.0001507, membuktikan bahwa semakin banyak *hidden layer* maka akurasi akan semakin tinggi, begitu juga dengan semakin banyaknya jumlah neuron di setiap layer maka tingkat kesalahan model akan semakin rendah.

Kata kunci: Multilayer Perceptron, Hidden Layer, Neuron, Prediksi

Abstract

The choice of the combination of the number of hidden layers and neurons greatly determines the performance of the deep learning model being built. Too few hidden layers and neurons used can cause low accuracy, whereas too many can increase processing complexity so that up to now there are still no fixed combination guidelines for determining the number of hidden layers and neurons. This research aims to observe the influence of hidden layer and neuron variations on the accuracy performance of the Multilayer Perceptron method with variations from 1 to 6 hidden layers. The data used is the daily ANTAM gold price from January 2010 to January 2024. Based on test results, it is proven that the more hidden layers, the higher the accuracy, as well as the greater the number of neurons in each layer, the higher the model error rate. getting lower.

Keywords: Multilayer Perceptron, Hidden Layer, Neuron, Forecasting

PENDAHULUAN

Salah satu kunci dalam menentukan evaluasi pemodelan prediksi dalam deep learning yaitu jumlah *hidden layer* dan *neuron*. *Hidden layer* dalam arsitektur *deep learning* terletak diantara *input layer* dan *output layer* terdiri dari beberapa *neuron*

yang bertugas untuk menangkap pola dari data yang masuk. Sedangkan *neuron* sendiri yaitu individu yang bertugas memproses informasi yang diterima dari *input layer* dan meneruskannya ke *output layer* [1]. Pemilihan kombinasi banyaknya *hidden layer* dan *neuron* sangat

menentukan performansi model. Terlalu sedikit *hidden layer* dan *neuron* yang digunakan dapat menyebabkan rendahnya akurasi, sedangkan jika terlalu banyak maka dapat meningkatkan kompleksitas waktu pemrosesan [2], [3], sehingga sampai saat ini masih belum ada pedoman kombinasi tetap untuk menentukan jumlah *hidden layer* dan *neuron* [4]. Penelitian mengungkapkan bahwa *hidden layer* dan *neuron* berjumlah lebih sedikit memiliki akurasi yang tinggi dibanding yang lebih banyak [5], namun beberapa penelitian juga mendapatkan hasil semakin banyak *layer* dan *neuron*, hasil akurasi akan semakin tinggi [6] [2].

Meskipun terdapat beberapa studi yang membahas evaluasi kinerja *hidden layer* dan *neuron* dalam melakukan prediksi [7] [8] [9] [10] [1], tetapi jumlah *hidden layer* yang digunakan dalam beberapa penelitian tersebut tidak lebih dari 4 *hidden layer*. Sehingga perlu adanya studi *komprehensif* mengenai penggunaan *hidden layer* diatas 3 lapis terutama menggunakan Multilayer Perceptron untuk prediksi.

Dataset yang digunakan dalam pembangunan model prediksi ini yaitu harga emas ANTAM yang cenderung stabil namun terus meningkat setiap harinya, membuat sangat cocok digunakan sebagai subjek evaluasi. Emas batangan ANTAM merupakan salah satu instrument investasi jangka panjang yang sedang populer dan diminati masyarakat terutama kalangan muda seiring dengan meningkatnya literasi keuangan di seluruh lini masyarakat.

Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dari permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini yaitu bagaimana membangun arsitektur model *multilayer perceptron*

yang tepat dengan mengevaluasi jumlah *hidden layer* dan *neuron* dalam melakukan prediksi harian harga emas ANTAM sehingga didapatkan performansi terbaik.

Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengobservasi pengaruh variasi *hidden layer* dan *neuron*, dalam kinerja akurasi metode Multilayer Perceptron sehingga didapatkan performansi maksimal.

Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu dapat mengetahui seberapa besar pengaruh jumlah *hidden layer* dan *neuron* dalam menentukan performansi metode Multilayer Perceptron serta implementasinya dalam melakukan prediksi harga harian emas sehingga dapat menjadi referensi pembangunan model prediksi berbasis Deep Learning yang menekankan kedalaman pembelajaran.

Tinjauan Pustaka

Multilayer Perceptron tergolong dalam algoritma Deep Learning yang mempunyai kemampuan prediksi yang cepat, mampu menyelesaikan masalah dari data kompleks *non linier*, serta mampu mengolah data dalam jumlah yang besar [11]. Performa Multilayer Perceptron terbukti efektif dengan nilai akurasi rata-rata 91,98% dari total 30 artikel penelitian yang dianalisa [12]. Performansi metode Multilayer Perceptron juga unggul jika dibandingkan metode SVM dengan nilai akurasi 97,7% [13], C45 dengan akurasi 92,64% [14], serta akurasi sebesar 93,35% saat dibandingkan bersamaan dengan Naive Bayes, Random Forest, Decision Tree, dan Logistic Regression [15].

LANDASAN TEORI

Multilayer Perceptron atau bisa disingkat MLP adalah salah satu jenis pengembangan dari jaringan syaraf tiruan yang mempunyai minimal 1 lapisan tersembunyi atau *hidden layer*. Hidden layer ini yang memungkinkan Multilayer Perceptron mempunyai kemampuan mempelajari hubungan dan pola yang lebih kompleks dalam data [16] dibandingkan jaringan syaraf tiruan biasa.

Cara kerja dari metode Multilayer Perceptron yaitu melakukan pemrosesan informasi yang masuk dari *input layer* berlanjut ke *hidden layer* sampai ke output layer menggunakan algoritma Forward Propagation lalu melakukan evaluasi dari output layer kembali ke *input layer* menggunakan algoritma Backpropagation berulang kali sampai kesalahan mencapai nilai di ambang batas tertentu. Jaringan syaraf tiruan sebagai bentuk sederhana dari Multilayer Perceptron memiliki beberapa neuron yang dapat terhubung satu sama lain melalui sebuah koneksi berbobot.

Setiap *neuron* dalam MLP menghitung jumlah total bobot dari masukan/input, bias, dan meneruskan hasilnya melalui fungsi aktivasi untuk menghasilkan keluaran/output. Proses ini diulang untuk setiap lapisan hingga keluaran akhir dihasilkan[16].

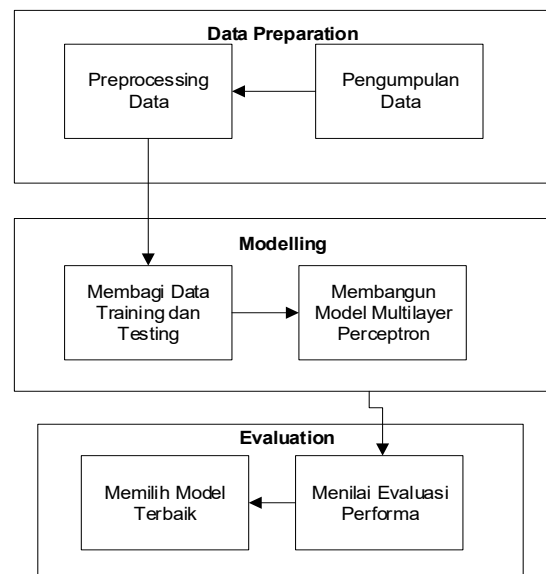
Tahapan penting dalam MLP yaitu inisiasi pengaturan bobot awal secara acak lalu dilanjutkan dengan tahapan aktifasi dengan bantuan 1 atau lebih *neuron* di dalam hidden layer menggunakan fungsi aktifasi yaitu Sigmoid Function [17] untuk menghasilkan nilai output sementara. Berlanjut ke tahap pembobotan dimana munculah nilai kesalahan/error antara output yang diharapkan dan output yang sebenarnya. Bobot tersebut kemudian

diperbarui berdasarkan kesalahan/error untuk meminimalkan Loss Function menggunakan algoritma optimasi. Terakhir yaitu tahap iterasi yaitu pengulangan proses hingga model mencapai tingkat akurasi yang memuaskan atau stabil dan tidak ada peningkatan yang signifikan.

Google Colaboratory, atau dapat disingkat Google Colab, merupakan layanan komputasi berbasis cloud yang dimiliki Google berfungsi sebagai replika Jupyter Notebook yang dapat diakses dengan bantuan internet dan berbasis bahasa Python.

METODE PENELITIAN

Tahapan dalam penelitian ini dibagi menjadi 6 tahapan yaitu tahap pengumpulan dataset, *preprocessing* data, pembagian data ke dalam jenis *training* dan *testing*, pembangunan model dengan kriteria arsitektur yang telah ditentukan meliputi variasi jumlah hidden layer dan neuron, evaluasi performansi model, serta pemilihan model terbaik. Gambar 1 menggambarkan tahapan penelitian yang dilakukan.

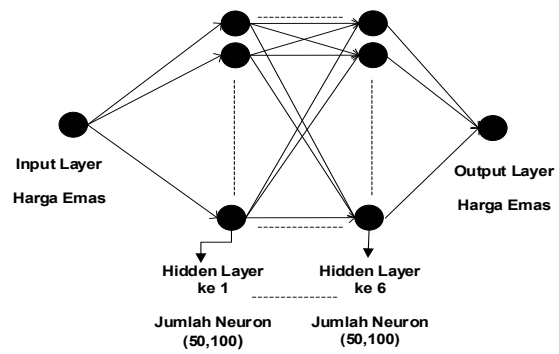


Gambar 1. Metode Penelitian
Tahap Data Preparation memastikan dataset siap diolah ke proses pemodelan

prediksi dengan cara melakukan pembersihan data dan pengecekan data agar tidak duplikasi. Sedangkan di Tahap Modelling, proses yang dilakukan yaitu membagi data menjadi data latih dan uji yang menjamin validasi model prediksi yang dibangun. Besarnya komposisi pembagian data latih dan data uji dalam penelitian ini dibagi menjadi 2 skenario yaitu 50:50 dan 80:20. Model Multilayer Perceptron yang dibangun juga dilakukan variasi dari berbagai aspek diantaranya *hidden layer*, *neuron*, *random state*, *max iterations*, *epoch* serta *batch size* yang bertujuan mengetahui variasi akurasi prediksi paling maksimal. Tahap akhir yaitu Evaluation menilai performa terbaik dari setiap skenario uji model yang menentukan akurasi tertinggi dalam prediksi emas.

ANALISIS DAN PERANCANGAN

Penggunaan metode Multilayer Perceptron dalam pembangunan model prediksi diutamakan pada variasi jumlah *hidden layer* dan *neuron*. Seperti yang terlihat pada Gambar 2, terdapat 3 jenis layer atau lapisan pembangun model yaitu terdiri dari 1 *input layer*, 1 sampai 6 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pada *input layer* terdapat 1 variabel masukan yaitu harga emas, kemudian di dalam *hidden layer* terdapat sejumlah *neuron* yang membentuk jaringan dimana di masing-masing *hidden layer* variasi *neuron* yang akan diujikan yaitu kombinasi 50 dan 100. *Layer* terakhir atau layer yang terletak paling kanan yaitu *output layer* adalah tujuan akhir prediksi yaitu harga emas harian.



Gambar 2. Desain Pemodelan

Tabel 1 menunjukkan konfigurasi parameter pengujian model multilayer perceptron yang dibangun yaitu jumlah hidden layer sebanyak 1 hingga 6 layer, variasi neuron di tiap layer berjumlah 50 sampai 100. Nilai random state yaitu 42, sedangkan maximum iteration yaitu 1000. Nilai epoch yang dipakai berjumlah 10 serta batch size yang digunakan yaitu 32. Pembagian data training dan testing dikategorikan menjadi 2 skenario, yaitu pertama dengan komposisi 50 : 50 dimana dari total 4190 data sebanyak 2095 data akan menjadi data latih dan 2095 menjadi data uji. Sedangkan scenario kedua komposisi 80 : 20 dimana dari total 4190 data sebanyak 3292 data akan menjadi data latih dan 898 menjadi data

Tabel 1. Parameter Pembangunan Model

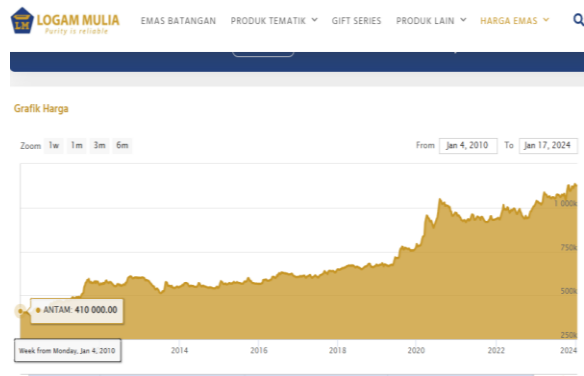
Parameter	Value
Hidden Layer	1,2,3,4,5,6
Neuron	50, 100
Random State	42
Max Iterations	1000
Epoch	10
Batch Size	32
Training and Testing Split	50:50 80:20

Setelah pembangunan model Multilayer Perceptron, evaluasi MSE (Mean Squared Error) dibutuhkan untuk metrik mengukur kinerja. MSE adalah

salah satu metode evaluasi tingkat error/kesalahan prediksi melalui perhitungan hasil pengurangan kuadrat antara nilai sebenarnya/aktual dengan nilai hasil prediksi dan dibagi dengan total keseluruhan data [12]. Semakin kecil/minimal nilai MSE maka akurasi akan semakin baik dimana fokus dalam penelitian ini yaitu mencari arsitektur kombinasi variasi layer Multilayer Perceptron yang tepat untuk mendapatkan nilai MSE yang paling rendah dan mendekati nilai 0.

IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

Dataset harga emas yang digunakan dalam penelitian ini merupakan harga emas batangan yang bersumber dari Website Logam Mulia ANTAM <https://logammulia.com/id/grafik-harga-emas> yang dimulai dari 4 Januari 2010 sampai dengan 18 Januari 2024 dengan total jumlah 4190 row data.



Gambar 3. Data Harga Harian Emas

Pembangunan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan platform berbasis Cloud yaitu Google Colaboratory.

Tabel 2. Hasil Pengujian Skenario (80:20)

Variasi Multilayer Perceptron	Nilai MSE
1-50-1	0.0003557

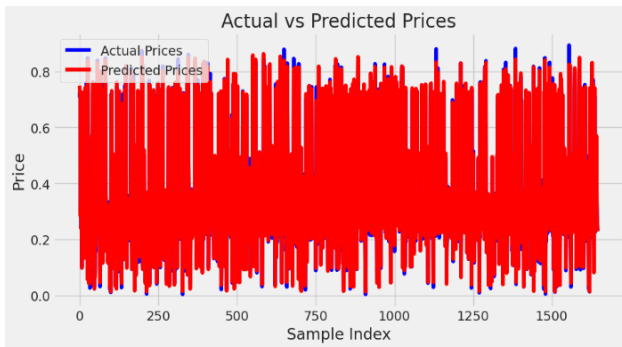
1-100-1	0.0003599
1-50-50-1	0.0006981
1-100-100-1	0.0006457
1-50-50-50-1	0.0004396
1-100-100-100-1	0.0005012
1-50-50-50-50-1	0.0005021
1-100-100-100-100-1	0.0003309
1-50-50-50-50-50-1	0.0004693
1-100-100-100-100-100-1	0.0003270
1-50-50-50-50-50-50-1	0.0005594
1-100-100-100-100-100-100-1	0.0004193

Tabel 3. Hasil Pengujian Skenario (50:50)

Variasi Multilayer Perceptron	Nilai MSE
1-50-1	0.0001666
1-100-1	0.0001872
1-50-50-1	0.0002948
1-100-100-1	0.0002903
1-50-50-50-1	0.0002938
1-100-100-100-1	0.0002611
1-50-50-50-50-1	0.0001726
1-100-100-100-100-1	0.0001634
1-50-50-50-50-50-1	0.0002371
1-100-100-100-100-100-1	0.0001527
1-50-50-50-50-50-50-1	0.0004724
1-100-100-100-100-100-100-1	0.0001507

Dari hasil pengujian komposisi pembagian 80:20, kombinasi layer yang memiliki nilai MSE terendah yaitu 1-100-100-100-100-1 dimana memiliki 5 hidden layer yang mempunyai jumlah neuron masing-masing sebanyak 100 dengan perolehan nilai MSE 0.0003270. Sedangkan untuk komposisi pembagian 50:50, MSE dengan nilai terendah diperoleh kombinasi 1-100-100-100-100-100-1 yang mempunyai *hidden layer* dengan jumlah 6 serta neuron berjumlah 100 di tiap layer-nya. Berdasarkan perolehan nilai MSE di kedua skenario pengujian tersebut membuktikan bahwa semakin banyak hidden layer yang digunakan, maka akurasi akan semakin tinggi dibuktikan dengan nilai loss yang semakin rendah.

Untuk analisa jumlah neuron yang digunakan di dua skenario sebelumnya akurasi tertinggi diraih oleh model yang memiliki *neuron* sebanyak 100 di tiap *hidden layer* yang dimiliki, sehingga membuktikan semakin banyak *neuron*, maka hasil akurasi semakin bagus.



Gambar 4. Grafik Perbandingan Data Aktual dan Prediksi

Gambar 4 menunjukkan perbandingan harga emas prediksi dan aktual yang dihasilkan dari kombinasi model 1-100-100-100-100-100-1 yang menghasilkan nilai MSE terendah/akurasi terbaik.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang didapatkan dengan mengevaluasi seluruh kombinasi pada Multilayer Perceptron didapatkan hasil kombinasi *hidden layer* dan *neuron* dengan nilai MSE terkecil yaitu 1-100-100-100-100-100-1 dengan perolehan 0.0001507. Hal ini membuktikan bahwa semakin banyak *hidden layer* maka akurasi akan semakin tinggi, begitu juga dengan semakin banyaknya jumlah *neuron* di setiap *layer* maka tingkat kesalahan model akan semakin rendah.

Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu dapat melakukan evaluasi dengan jumlah dataset harga emas yang lebih banyak dan menambah kombinasi jumlah

neuron dan *hidden layer* serta parameter lain seperti jumlah epoch, batch size, fungsi aktifikasi, serta optimizer.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Saputra, S. Sunardiyo, A. Nugroho, And S. Subiyanto, "Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan-Multilayer Perceptron untuk Efektivitas Estimasi Beban Energi Listrik PT. PLN (Persero) UP3 Salatiga," ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika, vol. 11, no. 3, p. 664, Jul. 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i3.664.
- [2] M. Uzair and N. Jamil, "Effects of Hidden Layers on the Efficiency of Neural networks," in Proceedings - 2020 23rd IEEE International Multi-Topic Conference, INMIC 2020, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Nov. 2020. doi: 10.1109/INMIC50486.2020.9318195.
- [3] T. Deng, "Effect of the Number of Hidden Layer Neurons on the Accuracy of the Back Propagation Neural Network," 2023.
- [4] H. Ramchoun, M. Amine, J. Idrissi, Y. Ghanou, and M. Ettaouil, "Multilayer Perceptron: Architecture Optimization and Training," International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, vol. 4, no. 1, p. 26, 2016, doi: 10.9781/ijimai.2016.415.
- [5] A. D. Alexander, "Pengaruh Jumlah Hiden Layer Terhadap Performa Neural Network Dengan Dalam Prediksi Website Phishing." [Online]. Available: <http://www.cert.or.id/tentang-kami/en/>.
- [6] J. Syaraf Tiruan Backpropagation Supriyanto and dan Imam Riadi, "Pengaruh Nilai Hidden Layer Dan Learning Rate Terhadap Kecepatan

- Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,*” Jurnal Informatika dan Komputer), vol. 6, no. 1, pp. 27–33.
- [7] R. A. Nadir and R. N. Sukmana, “Sistem Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data Time Series Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN),” *Digital Transformation Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 426–437, Sep. 2023, doi: 10.47709/digitech.v3i2.2877.
- [8] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, “Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras,” *ULTIMATICS*, vol. XII, no. 1, p. 35, 2020.
- [9] Y. Shara Lubis, A. Marwan Elhanafi, and H. Dafitri, *Prosiding SNASTIKOM: Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Implementasi Root Mean Square Error Untuk Melakukan Prediksi Harga Emas Dengan Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron*.
- [10] S. H. Gulo and A. H. Lubis, “Penerapan Multi-Layer Perceptron untuk Mengklasifikasi Penduduk Kurang Mampu,” 2024.
- [11] B. Akkaya and N. Çolakoglu, “Comparison of Multi-class Classification Algorithms on Early Diagnosis of Heart Diseases,” 2019. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/338950098>
- [12] D. Pardede and B. Herawan Hayadi, “Kajian Literatur Multi Layer Perceptron: Seberapa Baik Performa Algoritma Ini,” *Journal of ICT Application and System*, Jun. 2022.
- [13] J. Kusuma, B. H. Hayadi, W. Wanayumini, And R. Rosnelly, “Komparasi Metode Multi Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Kanker Payudara,” *MIND Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 51–60, Jun. 2022, doi: 10.26760/mindjournal.v7i1.51-60.
- [14] A. F. Hardiyanti and D. Fitriana, “Perbandingan Algoritma C4.5 dan Multilayer Perceptron untuk Klasifikasi Kelas Rumah Sakit di DKI Jakarta,” *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 11, no. 3, p. 198, Dec. 2021, doi: 10.22441/incomtech.v11i3.10632.
- [15] Haryani, C. I. Agustyaningrum, A. Surniandari, S. Sahara, and R. K. Sari, “Algoritma Klasifikasi Multilayer Perceptron Dalam Analisa Data Kebakaran Hutan,” *Jurnal Infortech*, no. Volume 5 No. 1 Juni 2023, Jun. 2023.
- [16] A. Tashakkori, F. Salboukh, H. Talebzadeh, and M. Talebzadeh, “Forecasting Gold Prices with MLP Neural Networks: A Machine Learning Approach,” *International Journal of Science and Engineering Applications*, vol. 13, no. 08, pp. 13–20, Jul. 2024, doi: 10.7753/ijsea1308.1003.
- [17] R. Kruse, C. Borgelt, C. Braune, S. Mostaghim, and M. Steinbrecher, *Computational Intelligence: A Methodological Introduction 3rd Edition*, 3rd ed. Magdeburg, Germany,: Springer, 2021.