

BAB I

PENDAHULUAN

I.1. Latar Belakang

Backpropagation memiliki beberapa kelemahan yaitu penentuan bobot awal dan pemberian *Learning Rate* akan mempengaruhi *error* pada proses pelatihan, waktu pelatihan, serta akurasi dari model yang dihasilkan. Penentuan bobot awal merupakan hal yang harus ditentukan di awal karena tujuan utama dari *backpropagation* adalah untuk menentukan himpunan bobot yang optimal (Baldi, Sadowski, dan Lu 2018). Penentuan bobot awal (*initial weight*) merupakan hal yang sulit untuk dilakukan karena kecenderungan bobot awal disesuaikan dengan data *input* dan permasalahan yang dihadapi (Cao dkk. 2018). Kesulitan penentuan bobot awal ini merupakan hal yang perlu diperhatikan di dalam *backpropagation*. Oleh karena itu, lebih baik untuk menentukan metode optimasi yang tepat untuk mengupdate nilai bobot daripada menentukan bobot awal yang ideal (Gao, Chen, dan Yi 2020). Optimalisasi memiliki banyak metode yang modern karena banyaknya parameter dan berbagai perubahan yang diatur, serta dibutuhkan untuk mencapai efek yang diinginkan (Fajdek-Bieda dan Perec 2022). Proses pelatihan (*training*) pada *MLP* terdiri dari dua bagian utama: perhitungan lanjutan (maju) dan hitungan mundur (mundur). Perhitungan maju digunakan untuk menghitung output dari setiap lapisan tersembunyi berdasarkan nilai *input*, nilai bobot saat ini, dan berdasarkan fungsi aktivasi yang digunakan. Sedangkan hitungan mundur digunakan untuk memperbarui nilai bobot berikut yang telah ditentukan nilai

kesalahan. Proses pelatihan akan berhenti ketika nilai *MSE (Mean Square Error)* dapat diterima (Hartono dkk. 2020). Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian kuantitatif. Ini adalah metode yang digunakan untuk memecahkan masalah dengan menggunakan metode ilmiah untuk mengukur variabel penelitian dan hubungan antar variabel (Rosnelly dan Wahyuni 2018). Metode ini berperan dalam mencari nilai bobot yang memberikan nilai keluaran terbaik (Irfan, Gunawan, dan Wanayumini 2023).

Hal lain yang perlu diperhatikan di dalam *backpropagation* adalah *learning rate*. *Learning rate* yang optimal pada suatu model *backpropagation* belum tentu optimal apabila diterapkan pada permasalahan yang berbeda. *Learning rate* sangat penting karena berkaitan dengan kecepatan dari proses *training* dan akurasi yang diperoleh (Tarigan dkk. 2017). Hal yang sama diperoleh melalui penelitian yang menunjukkan bahwa akurasi dari hasil klasifikasi dengan menggunakan *backpropagation* sangat tergantung pada nilai *learning rate* (H. Zhao dkk. 2019). Perubahan nilai berdasarkan kecepatan *learning rate* akan menghasilkan 2 *output* yaitu positif dan negatif (Ohta dkk. 2021).

Untuk menganalisa data, *machine learning* dilakukan berdasarkan pendekatan dalam literatur terbaru, karena algoritma ini memungkinkan kita mempelajari korelasi yang kompleks didalam data. Bahkan untuk menganalisis data yang heterogen dan mendapatkan manfaatnya, data dari berbagai sumber perlu diintegrasikan, disimpan, dan dikelola untuk menerapkan algoritma *machine learning* (Kamm dkk. 2023). Klasifikasi adalah salah satu permasalahan di dalam *machine learning* yang berkaitan dengan identifikasi satu atau lebih kategori dari

sekumpulan *instance* berdasarkan pada proses *training* terhadap sekumpulan *dataset* (Lamba, Hsu, dan Alsadhan 2021).

Stochastic Gradient Descent banyak digunakan untuk melatih model *machine learning* karena keuntungan dari penggunaan yang mudah, pelatihan yang cepat, dan memiliki efek yang dapat diandalkan. Namun, *Stochastic Gradient Descent* adalah algoritma yang diturunkan secara berurutan dengan pembaruan aturan model dimana model memiliki parameter yang berkaitan dengan turunan model sebelumnya (Wang dkk. 2020). Penerapan *Stochastic Gradient Descent* (SGD) digunakan untuk mengupdate nilai bobot pada setiap tahapan *training* (Paeedeh dan Ghiasi-Shirazi 2021). Algoritma *Backpropagation* mencari minimum *function error* pada bobot menggunakan metode *Gradient Descent*. Kombinasi bobot meminimalkan *function error* yang dianggap menjadi solusi dari masalah pada pembelajaran (Vishwakarma, Paul, dan Elsayah 2020). Pada dasarnya pergerakan nilai bobot pada *standard backpropagation* yang ideal adalah merupakan algoritma *gradient descent* yang bergerak secara *negative* sepanjang garis gradien untuk meminimalkan *error* (Puig-Arnavat dan Bruno 2015).

Pada penelitian yang berjudul “*Modified Backpropagation with Added White Gaussian Noise in Weighted Sum for Convergence Improvement*” yang dilakukan oleh (Sapkal dan Kulkarni 2018) menggunakan metode *Noise Injection* dengan tambahan *White Gaussian Noise* pada *8 Signal to noise* pada 2 bit *iris dataset* (*iris setosa*, *iris versicolour*, *iris virginica*) menghasilkan perbandingan waktu konvergensi sebagai berikut:

1. $BP = 6050$.
2. $NNBP = \mathbf{602.5}$.

Penelitian ini menunjukkan bahwa *Backpropagation* dengan tambahan *Noise Net* menghasilkan waktu konvergensi lebih sedikit.

Pada penelitian yang berjudul “*AG-SGD : Angle-Based Stochastic Gradient Descent*” yang dilakukan oleh (Song, Pons, dan Yen 2021) menggunakan metode *AG-SGD* pada Data Sudut 0 – 180 derajat menghasilkan perbandingan nilai rata – rata *error* sebagai berikut:

1. $Vanilla = 20.00$.
2. $Momentum = 19.92$.
3. $RMSProp = 17.48$.
4. $Adam = 18.93$.
5. $Nadam = 18.40$.
6. $AdaMax = 23.96$.
7. $AdaDelta = 14.62$.
8. $AdaGrad = 24.34$.
9. $AMSGrad = 17.73$.
10. $AG-SGD = \mathbf{13.71}$.

Penelitian ini menunjukkan bahwa *AG-SGD* menghasilkan nilai rata – rata *error* terendah.

Pada penelitian yang berjudul “*Plate Recognition Using Backpropagation Neural Network and Genetic Algorithm*” yang dilakukan oleh (Tarigan dkk. 2017)

menggunakan metode *Genetic Algorithm* pada 220 Foto Data Plat Nomor Kendaraan menghasilkan perbandingan *epoch* dan *training time* sebagai berikut:

1. *Genetic Algorithm Backpropagation Neural Network (GABPNN)*
 - a. *Epoch* = **2230**
 - b. *Training Time* = **3 Menit 9 Detik**
2. *Backpropagation Neural Network (BPNN)*
 - a. *Epoch* = 3530
 - b. *Training Time* = 3 Menit 43 Detik

Penelitian ini menunjukkan bahwa *GABPNN* menghasilkan *epoch* dan *training time* lebih sedikit.

Pada penelitian yang berjudul “*Identifying Colorectal Tumor For Single Cell RNA Sequence Using Rectified Linear Unit With Stochastic Gradient Descent*” yang dilakukan oleh (Rajesh dkk. 2023) menggunakan metode *Rectified Linear Unit* dengan *Stochastic Gradient Descent* pada 2221 Dataset *Colorectal Tumor* menghasilkan perbandingan sebagai berikut:

1. *ReLu + SGD* Akurasi = **99.96%**
2. *ReLu + Adam* Akurasi = 99.75%
3. *ReLu + Limited-BFGS-B* Akurasi = 99.83%
4. *TanH + Adam* Akurasi = 99.86%
5. *TanH + SGD* Akurasi = 99.86%
6. *TanH + Limited-BFGS-B* Akurasi = 99.84%
7. *Sigmoid + Adam* Akurasi = 99.86%
8. *Sigmoid + SGD* Akurasi = 99.74%

9. *Sigmoid + Limited-BFGS-B* Akurasi = 99.79%
10. *Linear + Adam* Akurasi = 99.76%
11. *Linear + SGD* Akurasi = 99.85%
12. *Linear + Limited-BFGS-B* Akurasi = 99.55%

Penelitian ini menunjukkan bahwa *ReLU + SGD* menghasilkan akurasi tertinggi.

Pada penelitian yang berjudul “*Accelerated Singular Value Decomposition (ASVD) using momentum based Gradient Descent Optimization*” yang dilakukan oleh (Raghuwanshi dan Pateriya 2021) menggunakan metode *Accelerated Singular Value Decomposition* berdasarkan Optimasi *Gradient Descent* pada Dataset: *MovieLens 100K* : 943 User, 1682 Items, *FilmTrust* : 1508 User, 2071 Items, *YahooMovie* : 7642 User, 11926 Items menghasilkan perbandingan nilai *MAE* dan *RMSE* pada *RSVD (Singular Value Decomposition with Using Vanilla Gradient Descent)*, *SSVD (Singular Value Decomposition with Using SGD)*, dan *ASVD (Singular Value Decomposition with Proposed Momentum SGD)* sebagai berikut:

1. *MovieLens 100K*:
 - a. $MAE = SSVD = 2.321.$
 - b. $RMSE = SSVD = 2.742.$
2. *FilmTrust*:
 - a. $MAE = SSVD = 2.990.$
 - b. $RMSE = ASVD = 3.154.$
3. *YahooMovie* :
 - a. $MAE = ASVD = 3.365.$

b. $RMSE = ASVD = 3.837$.

Penelitian ini menunjukkan bahwa *SSVD* dan *ASVD* menghasilkan nilai *MAE* dan *RMSE* terendah.

Tahapan penelitian ini dimulai dari pengumpulan data kemudian dilakukan studi literatur untuk mendapatkan hasil dan menarik kesimpulan (Mandasari, Roslina, dan Hayadi 2023).

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Sapkal dan Kulkarni 2018; Song, Pons, dan Yen 2021; Tarigan dkk. 2017; Rajesh dkk. 2023; Raghuwanshi dan Pateriya 2021) maka pelatihan *Backpropagation* akan dilakukan menggunakan *Diabetes Dataset* yang penentuan bobotnya akan dilakukan optimalisasi menggunakan *Stochastic Gradient Descent* dan mencari *Learning Rate* yang optimal untuk meningkatkan proses pelatihan dan menghasilkan model yang lebih baik. Oleh karena itu penelitian ini diangkat dengan judul **“Peningkatan Kinerja Backpropagation Melalui Penerapan Stochastic Gradient Descent Pada Penentuan Bobot Dan Learning Rate”**.

I.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang masalah diatas dapat dirumuskan masalah yang dapat dilihat sebagai berikut :

1. Bagaimana optimalisasi bobot secara *hybrid* menggunakan *Stochastic Gradient Descent* pada *Backpropagation* ?
2. Bagaimana optimalisasi *Learning Rate* pada bobot *Stochastic Gradient Descent* pada *Backpropagation* ?

3. Bagaimana meningkatkan kinerja pelatihan *Backpropagation* yang sudah dilakukan optimalisasi Bobot *Stochastic Gradient Descent* dan *Learning Rate*?

I.3. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini dapat dilihat sebagai berikut :

1. Memperoleh bobot yang optimal menggunakan *Stochastic Gradient Descent* pada *Backpropagation*.
2. Memperoleh *Learning Rate* yang optimal menggunakan bobot *Stochastic Gradient Descent* pada *Backpropagation*.
3. Memperoleh peningkatan kinerja pelatihan *Backpropagation* yang sudah dilakukan optimalisasi Bobot *Stochastic Gradient Descent* dan *Learning Rate*.

I.4. Manfaat

Manfaat pada penelitian ini dapat dilihat sebagai berikut :

1. Mendapatkan bobot yang optimal menggunakan *Stochastic Gradient Descent* pada *Backpropagation*.
2. Mendapatkan *Learning Rate* yang optimal menggunakan bobot *Stochastic Gradient Descent* pada *Backpropagation*.
3. Mengurangi *error*, waktu pelatihan, dan meningkatkan akurasi dari kinerja pelatihan *Backpropagation* yang sudah dilakukan optimalisasi Bobot *Stochastic Gradient Descent* dan *Learning Rate*.

I.5. Batasan Masalah

Batasan Masalah pada penelitian ini dapat dilihat sebagai berikut :

1. Penelitian ini menggunakan 7 learning rate yaitu 0,1, 0,01, 0,001, 0,0001, 0,00001, 0,000001, dan 0,0000001.
2. Penelitian ini mencari *error*, waktu pelatihan, dan akurasi dari *backpropagation* dan *backpropagation* dengan *SGD*.
3. Penelitian ini menggunakan *Diabetes Dataset* yang berjumlah 768 data dengan 9 atribut yang bersumber dari *Kaggle* untuk menguji pelatihan *backpropagation*.

I.6. Sistematika Penulisan

Sistematika Penulisan pada Tesis ini dapat dilihat sebagai berikut :

1. BAB I PENDAHULUAN

Pendahuluan merupakan komponen/bab pertama yang harus menjelaskan apa yang akan dikerjakan dalam Tesis dan mengapa ini perlu dikerjakan.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bagian tinjauan pustaka berisi kajian pustaka yang meninjau atau mengkaji sumber acuan primer yang relevan dengan mengutamakan hasil penelitian pada jurnal – jurnal ilmiah yang telah dipublikasi terdahulu. Tinjauan pustaka berfungsi untuk memperdalam permasalahan pada jurnal yang diteliti.

3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Dalam pembahasan metodologi penelitian, yang dibicarakan tidak hanya metode, teknik, atau langkah – langkah yang digunakan dalam sebuah

penelitian tetapi juga logika dibalik metode, teknik, atau langkah – langkah tersebut sesuai dengan konteks penelitiannya masing – masing. Dalam hal ini perlu dijelaskan mengapa sebuah metode atau teknik dipilih.