IMPLEMENTASI METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DAN RECURRENT NEURAL NETWORK UNTUK MEMPREDIKSI JUMLAH PRODUKSI GARAM

Miftahul Walid¹⁾, Dini Fajariyah²⁾, Hozairi³⁾ dan Budi Satria³⁾

Jl. Pondok Pesantren Miftahul Ulum Betet, Pamekasan, Madura

Jl. Khayangan No. 99, Duri, Riau

e-mail: miftahul.walid@uim.ac.id ¹⁾, difajar902@gmail.com²⁾, dr.hozairi@gmail.com ³⁾, budysatriadeveloper@gmail.com ⁴⁾

ABSTRAK

Anomali cuaca seperti curah hujan dan kecepetan angin, berpengaruh terhadap banyak dan sedikitnya jumlah produksi garam yang dihasilkan, sehingga dibuatlah sebuah sistem prediksi jumlah produksi garam dimana hasil prediksi tersebut digunakan sebagai pendukung keputusan untuk mengantisipasi kurangnya stok garam yang diakibatkan oleh kurangnya produksi garam. maka dalam penelitian ini pendekatan Deep Learning yaitu Artficial Neural Network (ANN) dan Simple Recurrent Neural Network (SimpleRNN) digunakan untuk memprediksi jumlah produksi garam. Data curah hujan, temperature, kelembapan dan kecepatan angin digunakan sabagai variabel input dan produksi garam sebagai output, Data dibagi menjadi data training dan testing dengan perbandingan 80%:20%. Selanjutnya, kedua metode diberikan masing-masing 6 pelatihan. Optimizer yang digunakan dalam membangun kedua model adalah "adam" sedangkan untuk lost function menggunakan "MAE" dan untuk epoch dilakukan tiga variasi yaitu 1000, 2000 dan 7000., Pada model ANN memiliki nilai akurasi 53% lebih kecil pada Simple RNN sebesar 71%.

Kata Kunci: Produksi garam, Artificial Neural Network, Simple Recurrent Neural Network, Prediksi

ABSTRACT

Sumenep is one of the salt-producing regencies in Madura with 27 sub-districts where 11 sub-districts are salt producers which have a total area of 2,077.12 ha of ponds. Generally, people only cultivate salt in certain months because this salt production can only be done and depends on several factors, such as weather and land area. From the existing problems, this research was conducted using a Deep Learning approach, namely Artificial Neural Network (ANN) and Simple Recurrent Neural Network (SimpleRNN) to predict the amount of salt production. Weather data as input and salt production data as output taken from the last 6 years (2017-2022). The accuracy value in model training was used as a comparison to make predictions, the process of dividing training and testing data was also carried out with a ratio of 80%:20%. Furthermore, both methods was given 6 trainings each, so that the training of the two methods produces a different accuracy value. The ANN model produces an accuracy value of 53% and 71% for Simple RNN. Based on the resulting accuracy value, this base cased study is suitable for using the SimpleRNN algorithm model compared to ANN, provided that the amount of data used is large-scale.

Keywords: Salt Production,, Artificial Neural Network, Simple Recurrent Neural Network, Forecasting

I. PENDAHULUAN

NDONESIA disebut sebagai negara maritime yang memiliki garis pantai terpanjang kedua di dunia dengan luas wilayah laut yang jauh lebih besar dibandingkan dengan wilayah darat. Terdapat beberapa daerah sumber penghasil garam di Nusantara, salah satunya yaitu berada di pulau Madura yang terletak di Kabupaten Sumenep.

Secara astronomis Kabupaten Sumenep berada diujung Timur Pulau Madura yang memiliki wilayah diantaranya daratan dengan pulau yang tersebar berjumlah 126 dengan luas wilayah yakni 2.093,4 dan berdasarkan hasil sinkronisasi luas Kabupaten Sumenep berada pada Bujur Timur dan Lintang Selatan dengan 27 kecamatan, dimana 11 diantaranya merupakan penghasil garam, yaitu Pragaan, Saronggi, Giligenting, Kalianget, Kota Sumenep, Gapura, Dungkek, Raas, Sapeken, Arjasa, Kangayan yang memiliki total luas area tambak sebesar 2.077.12 ha.

Pemberdayaan usaha garam ini bisa dilakukan sebagai salah satu sumber penghasilan. Proses produksi garam juga tidak setiap hari/bulan akan dilakukan, karena untuk meningkatkan produksi dan kualitas garam, tentunya para petani garam juga akan

memperhatikan beberapa aspek agar dapat melakukan proses produksi garam dengan baik dan maksimal, seperti luas lahan yang akan digunakan serta factor alam (cuaca yang mendukung). Apabila proses produksi garam ini berada pada lahan yang tepat, sesuai dengan karakteristik dan cuaca yang bagus, maka hasil produksi juga akan maksimal[1].

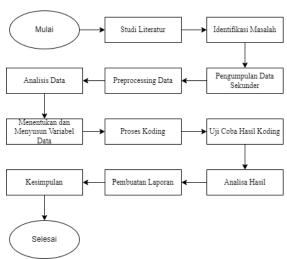
beberapa karakteristik yang umumnya digunakan sebagai salah satu acuan dalam upaya pemberdayaan garam secara maksimal, berdasarkan data sekunder yang diperoleh dari Badan Meteorologi Kimia dan Geofisika (BMKG), yaitu Tingkat Curah Hujan (mm), Temperature udara (°C), Kelembaban udara (%), Kecepatan angin (Knot). Ada beberapa penelitian terdahulu yang menunjukkan penelitiannya memprediksi produksi tentang cara menggunakan beberapa data cuaca sebagai nilai input, diantaranya durasi pada sinar matahari, kecepatan angin dan suhu udara dengan metode Artificial Neural Network[2]. Selain itu, ada penelitian menerapkan logika fuzzy menggunakan pendekatan mamdani untuk menyelesaikan persoalan produksi garam nasional dengan pemanfaatan data cuaca, seperti sinar matahari dan angin[1]. Di kawasan nataga sabu Kabupaten Raijua Nusa Tenggara Timur, pengoptimalan jumlah produksi garam menggunakan logika fuzzy juga dilakukan oleh sekelompok peneliti menggunakan metode tsukamoto dengan data yang digunakan yaitu jumlah produksi garam perminggu langkah awal pembentukan sebagai himpunan fuzzy[3].

Dari hasil riset, maka penelitian ingin melakukan pengujian menggunakan metode yang berbeda dengan pendekatan Deep Learning, yaitu *Artificial Neural Network* dan *Simple Recurrent Neural Network* untuk memprediksi jumlah produksi garam, berdasarkan hasil komparasi dari nilai akurasi. Menggunakan data cuaca sebagai nilai input dan data produksi garam sebagai target.

Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui sistem perancangan bagian arsitektur pada jaringan neural network (ANN dan SimpleRNN), dengan melakukan pengujian untuk memprediksi jumlah produksi garam. Pengujian data akan dilakukan berdasarkan penggunaan model masing-masing algoritma Artificial Neural Network dan Simple Recurrent Neural Network agar dapat mengetahui dan melihat hasil perbandingan memprediksi jumlah produksi berdasarkan dari besarnya tingkat akurasi yang diperoleh. Sehingga, dapat menetukan metode yang tepat antara metode Artificial Neural Network dan Simple Recurrent Neural Network untuk memprediksi jumlah produksi garam.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam pelaksanaan penelitian ini, ada beberapa kebutuhan yang perlu dipersiapkan agar penelitian ini dapat dilakukan, seperti komputer/laptop, data yang sudah tersusun secara sistematis, kode editor (google programming collab), python language, library/package yang akan digunakan. Selain itu, beberapa tahapan yang akan dilakukan mencakup langkah-langkah penelitian dari awal sampai akhir. Mulai dari studi literatur, indentfifkasi masalah, pengumpulan data, preprocessing data, analisis data, menentukan variable I/O, proses koding, pengujian sistem, analisa hasil, serta pembuatan laporan hingga kesimpulan.



Gambar. 1 Tahapan Penelitian

A. Studi Literatur

Dalam penelitian ini, studi literatur digunakan untuk mendapatkan suatu informasi mengenai implementasi metode *Artificial Neural Network* dan *Simple Recurrent Neural Network* untuk mengetahui bagaimana cara memprediksi jumlah produksi garam.

B. Identifikasi Masalah

Mengidentifikasi masalah berkaitan dengan segala bentuk permasalahan yang ada berdasarkan dari segala bentuk informasi yang dihasilkan dari proses studi literatur.

C. Pengumpulan Data

Peneliti membutuhkan beberapa informasi untuk mendukung tahap penyelesaian dalam persoalan yang ada. Pengumpulan data yang digunakan untuk penelitian ini berupa data sekunder. Dimana, data tersebut didapat dari hasil survey, obervasi dan wawancara hingga memperoleh data tabel informasi berupa kabupaten dalam angka dari beberapa tempat penelitian (BPS, Dinas Kelautan dan Perikanan serta BMKG Kalianget Sumenep).

D. Prepocessing Data

Prepocessing data akan dilakukan untuk mengubah data mentah menjadi data yang siap digunakan. Data yang digunakan untuk pengujian ini diperoleh dari BMKG Kalianget Sumenep, berupa data informasi cuaca terdiri dari curah hujan. temperature. kelembapan dan kecepatan angin sedangkan data jumlah produksi garam yang kemudian akan dijadikan data target diperoleh dari Dinas Perikanan Kalianget Sumenep, masing-masing diambil sejak 6 tahun terakhir 2017-2022 dari bulan January sampai dengan Desember. dengan jumlah keseluruhan data yang dihasilkan yaitu sebanyak 72, selanjutnya dinormalisasi dan dikelompokkan menjadi 2 bagian yaitu sebagai data latih (training) dan data uji (testing). Tahapan ini bertujuan untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan dalam proses pengujian untuk memperoleh serta nilai akurasi prediksi[4]. Selanjutnya, melakukan normalisasi atau transformasi data, untuk mempermudah proses perhitungan dan mendapatkan hasil akurat.

E. Analisis Data

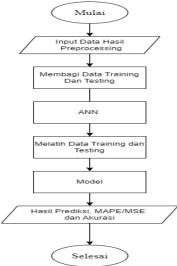
Meganalisis data dengan melakukan cara penelurusan terhadap masalah yang sifatnya belum diketahui berdasarkan hasil dari preprocessing data. Dalam hal ini teknik analisis data disini fokus terhadap pemodelan yang akan digunakan serta inovasi pengetahuan yang bertujuan memprediksi produksi garam. Meganalisis data dengan cara melakukan penelurusan terhadap masalah yang sifatnya belum diketahui berdasarkan hasil dari preprocessing data. Dalam hal ini teknik analisis data disini fokus terhadap pemodelan yang akan digunakan serta inovasi pengetahuan yang bertujuan memprediksi produksi garam.

F. Menentukan dan Menyusun Variabel I/O

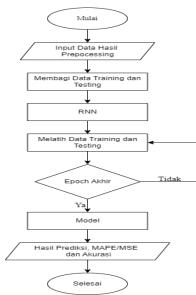
Variabel input yang digunakan adalah data cu aca, diantaranya Curah Hujan (mm), Temperature udara (°C), Kelembaban udara (%) serta Kecepatan angin (Knot). Sedangkan data produksi garam akan dijadikan sebagai variabel output/target. Setiap masing-masing variabel akan digunakan untuk diproses sesuai kebutuhan berdasarkan ketentuan dalam pembuatan model untuk kedua metode (*ANN* dan *SimpleRNN*).

G. Proses Koding

Bahasa pemrograman python digunakan sebagai platform pada pengujian sistem untuk penelitian ini. Pengujian akan dilakukan menggunakan metode *Artificial Neural Network* dan *Simple Recurrent Neural Network*. Berikut adalaah tahapan prediksi jumlah produksi garam yang akan dilakukan menggunakan metode (*ANN* dan *Simple RNN*).



Gambar. 2 Diagram Alir ANN



Gambar. 3 Diagram Alir SimpleRNN

Pada perancangan arsitektur model *ANN* dan juga *SimpleRNN* untuk menghasilkan suatu nilai prediksi, maka langkah awal dilakukan penentuan atau penginputan berupa nilai parameter-parameter yang akan digunakan, seperti adanya jumlah hidden layer, learningrate, maksimum iterasi (epoch), serta momentum dengan menggunakan proses trial and error.

Tabel 1 Penentuan Parameter

	Optimizer	Loss Function	Epoch				
ANN	Adam	Mean Absolute Error	1000, 2000, dan 7000				
RNN	Adam	Mean Absolute Error	1000, 2000, dan 7000				

Setelah menentukan jenis data dan parameter, prediksi akan dilakukan menggunakan model *ANN* dan *SimpleRNN* berdasarkan nilai akurasi terbesar. Selanjutnya, hasil dari prediksi yang diperoleh tersebut dievaluasi nilai errornya menggunakan *Mean Absolute Error(MAE)*. Nilai ini akan menunjukkan seberapa banyak kesalahan dari hasil prediksi dibandingkan dengan nilai aktual. *MAE* dihitung menggunakan kesalahan mutlak dalam setiap periode dibagi dengan

nilai-nilai yang diamati yang jelas untuk periode tersebut. Semakin kecil nilainya maka semakin baik kinerja prediksi. Untuk mencari nilai akurasi terhadap prediksi yang dilakukan, maka nilai akurasi 100% akan dikurangi dengan nilai *MAE*[5].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |Ai - Fi|$$
 (1)

$$Akurasi = 100\% - MAE^{(2)}$$

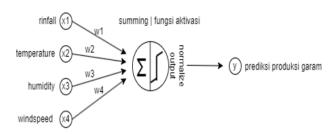
Dimana *n* adalah jumlah sampel data uji, *Ai* sebagai permintaan atau nilai target data actual, sedangkan *Fi* merupakan nilai target dari hasil peramalan.

III. HASIL DAN PEMBAHANSAN

Hasil dan pembahasan akan dilakukan untuk proses pengujian terhadap model prediksi *Artificial Neural Network* dan *Simple Recurrent Neural Network*.

A. Pengujian Model Prediksi ANN dan SimpleRNN

Setiap model arsitektur ANN dan SimpleRNN pada prediksi jumlah produksi garam akan dirancang menggunakan empat jumlah neuron pada input layer yaitu rainfall, tempretature, humidity dan wind speed. Untuk Hidden layer disini tidak ditambahkan pada setiap masing-masing model, karena jumlah data yang digunakan pada penelitian ini masih sangat sedikit. Menambahkan metode Batchnormalisasi untuk mempercepat saat proses pelatihan supaya lebih stabil melalui normalisasi yang diberikan oleh input lapisan. Sedangkan untuk output layer berupa prediksi produksi garam dengan jumlah 1 neuron, seperti gambar 3.1 berikut ini.



Gambar. 4 Arsitektur ANN & RNN

Arsitektur pada kedua metode dibuatkan sama yaitu menggunakan single layer, namun berbeda saat melakukan proses pemodelan untuk mencari nilai akurasi prediksi. Semua proses akan dilakukan seperti pre processing data yang terdiri atas normalisasi data menggunakan metode *MinMax* yang didukung oleh package sklearn dan transformasi data untuk mengubah bentuk data ke bentuk sequence-sequence yang lebih kecil, membangun model *ANN* dan Simple RNN, traininng, testing, serta pengujian[6].

B. Pre-processing

Dalam pengolahan data yang digunakan ada data latih (training), data uji (testing) dan data real. Data

latih adalah data yang digunakan agar dapat melatih mesin supaya bisa mengenali pola yang ditentukan, sedangkan untuk data uji digunakan untuk menguji hasil dari proses training yang telah dilakukan oleh mesin[7]. Data training dan testing masing-masing akan dibagi sebesar 80%:20%. Data tersebut diperoleh sebesar 57 dan 15, berdasarkan dari keseluruhan data sebesar 72. Proses split data ini dilakukan untuk membagi data menjadi dua bagian, dimana bagian pertama digunakan untuk melakukan tahapan uji coba data dan sisanya sebagai pelatihan model[8]. Setiap model baik Artificial Neural Network dan Simple Recurrent Neural Network akan dilatih menggunakan 6 pelatihan.

Selanjutnya, proses pembuatan model pada Artificial Neural Network. Masing-masing skenario akan dijalankan menggunakan program yang secara bertahap mencoba untuk mengkombinasikan disetiap parameter yang telah ditentukan, seperti fungsi aktivasi pada layer input yaitu menggunakan 'relu' dan pada layer outputnya menggunakan Logistic Activation atau 'sigmoid' yang bertujuan untuk membantu proses kinerja model dalam mengubah sinyal keluaran dari node sebelumnya[9]. Loss functionnya untuk model ANN menggunakan 'Mean Absolute Error/MAE'. Lalu, dioptimasi dengan menggunakan algoritma yang populer dan adaptive dalam bidang deep learning yaitu 'Adam' yang dapat bekerja untuk memperbarui secara iteratif yang didasarkan pada data sebelumnya (training). Proses standarisasi data juga akan dilakukan menggunakan class dari sklearn 'Standarscaler' dalam melakukan normalisasi data untuk mengupayakan data yang akan digunakan ini tidak memiliki distorsi yang besar. Proses standarisasi data adalah salah satu hal penting yang harus dilakukan dalam sebuah data analisis untuk menyeragamkan nilai-nilai data yang tidak konsisten menjadi standar[10].

Melatih model dengan iterasi (epoch) yang diberikan secara bertahap yaitu 1000, 2000, dan 7000 dalam pengujian untuk menghasilkan nilai optimal, lalu menyimpan nilai tersebut berdasarkan pelatihan model. Jumlah neuron pada lapisan pertama yang akan digunakan untuk masing-masing model *ANN* dan *SimpleRNN* yaitu sebanyak 4, menyesuaikan dengan nilai feature dan secara terus menerus akan dilatih dengan memberikan nilai acak yang dapat dibagi 4 yaitu 16, 24, 48, 64, 72, hingga mencapai nilai akurasi/prediksi yang baik. Berikut adalah tabel hasil menggunakan model *ANN*.

Tabel 2 Hasil Model ANN

Model	Neuron Pertama	Epoch	Loss	Acc_Pred
1	4	1000, 2000, dan 7000	11031	53%
2 16		1000, 2000, dan 7000	11033	53%
3	24	1000, 2000, dan 7000	11042	53%

4	48	1000, 2000, dan 7000	11049	53%	
5	64	1000, 2000, dan 7000	11023	53%	
6	72	1000, 2000, dan 7000	11028	53%	

Berdasarkan tabel di atas, diketahui bahwa dari setiap pelatihan model 1 sampai dengan 6 nilai akurasi prediksi yang didapat menggunakan model *ANN* yaitu sebesar 0,53 atau 53% dengan nilai selisih error yang tidak seimbang.

Tabel 3 Hasil Model Simple RNN

Tabel 5 Hash Woder Shiple KNN							
Model	Neuron Pertama	Epoch	Loss	Accuracy			
1	4	1000, 2000, dan 7000	0.1106	71%			
2	16	1000, 2000, dan 7000	0.1848	71%			
3	24	1000, 2000, dan 7000	0.1175	71%			
4	48	1000, 2000, dan 7000	0.1930	71%			
5	64	1000, 2000, dan 7000	0.1757	71%			
6	72	1000, 2000, dan 7000	0.1651	71%			

Hal yang sama akan dilakukan untuk proses pembuatan model Simple RNN. Perbedaan dengan model sebelumnya adalah saat melakukan proses split data yang dilakukan di awal sebelum data standarisasi dengan proses standarisasi menggunakan 'Minmax Scaler'. Nilai loss memiliki nilai yang berbeda-beda. Namun, nilai persen untuk akurasi prediksi yang diperoleh yaitu meningkat sebesar 71%.

C. Perbandingan Akurasi Prediksi ANN dan Simple RNN

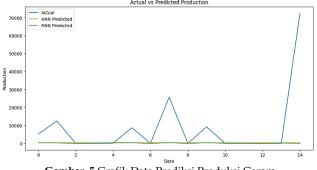
Masing-masing pelatihan model algoritma Artificial Neural Network dan Simple Recurrent Neural Network telah menghasilkan nilai akurasi yang berbeda. Perbadingan nilai akurasi menggunakan pendekatan Deep Learning (ANN dan SimpleRNN) untuk memprediksi jumlah produksi garam akan dilakukan dari masing-masing pengujian agar bisa diketahui metode yang tepat untuk jenis data yang digunakan, maka nilai prediksi diambil dari nilai akurasi terbaik diantara kedua metode.

Dari tabel hasil pengujian menggunakan kombinasi parameter-parameter yang ditelah ditentukan menghasilkan suatu nilai akurasi prediksi yang tidak mencapai nilai maksimum yaitu 50% pada model algoritma ANN, dan 71% di pemodelan algoritma Sim-Angka persentase ini masih minim pleRNN. dibandingkan dengan nilai akurasi prediksi pada umunya yaitu sebesar 85%-100%[11]. Namun, dari kedua metode yang memiliki nilai akurasi prediksi terbaik adalah simpleRNN, karena selain akurasi prediksinya yang lebih tinggi, algoritma ini juga lebih banyak digunakan pada jenis data yang sifatnya berdasarkan kasus dan juga time series dengan syarat jumlah data yang digunakan lebih banyak dibandingkan dengan data dari penelitian ini. Hasil pengujian ini juga akan memperoleh data prediksi yang berbeda-beda pada data produksi garam, seperti yang ada di tabel 4 dan 5, bahwa untuk metode algoritma *Artificial Neural Network* nilai prediksi produksi garam kurang maksimal dibandingkan dengan *Simple Recurrent Neural Network* karena jumlah nilai yang dihasilkan dari beberapa jumlah neuron yang diberikan tidak seimbang (*imbalance*).

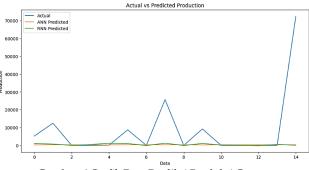
Selanjutnya, data aktual dan prediksi yang diambil dari jumlah data testing sebesar 20% atau sebanyak 14 data akan diproses untuk melakukan training 1 hingga 6 dengan nilai iterasi (epoch) yang diberikan secara bertahap yaitu 1000, 2000, dan 7000. Dari pengolahan data tersebut, maka diperoleh grafik perbandingan data prediksi produksi garam berdasarkan data aktual, seperti gambar 5, 6, dan 7. Grafik data prediksi meningkat pada model *SimpleRNN* dari jumlah 7000 iterasi dengan keterangan bahwa line berwarna biru sebagai data aktual, line berwarna orange sebagai data hasil prediksi *ANN*, dan line berwarna hijau adalah hasil prediksi *SimpleRNN*.

Tabel. 4 Data Prediksi Produksi Garam ANN

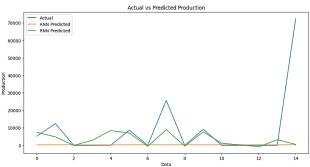
Model							
1		2	3	4	5	6	
	Jumlah Neuron						
4		16	24	48	64	72	
Aktual		Data Pre	diksi / Pro	oduksi Ga	ram (ton))	
0	17344	-1450	718	5954	24660	9789	
0	14937	-2256	2025	8321	907	-3198	
0	15812	28107	477	4768	39561	13431	
0	13131	-3821	3328	10831	559	-1056	
0	16563	0	500	5067	39823	13795	
0	15898	-1850	14595	6962	1127	1098	
0	13976	-2799	2328	9037	765	-5625	
0	15516	-3576	323	5034	34552	1269	
1356	13724	-2886	26611	96802	7051	-7158	
5242	16309	0	501	49946	38937	13521	
36241	13031	-3883	32445	10610	559	-1037	
6663	15625	0	4415	476	39187	13625	
0	16085	44432	4325	4916	1269	13679	
0	14607	-1300	8784	580	1188	51586	



Gambar. 5 Grafik Data Prediksi Produksi Garam (ANN&SimpleRNN) 1000 Iterasi



Gambar. 6 Grafik Data Prediksi Produksi Garam (ANN&SimpleRNN) 2000 Iterasi



Gambar. 7 Grafik Data Prediksi Produksi Garam (ANN&SimpleRNN) 7000 Iterasi

Tabel. 5 Data Prediksi Produksi Garam SimpleRNN							
Model							
1		2	3	4	5	6	
Jumlah Neuron							
4		16	24	48	64	72	
Aktual		Data Pre	diksi / Pr	oduksi Ga	ram (ton))	
0	54118	63826	52630	53573	49888	53352	
0	48990	58406	57305	47460	57360	47233	
0	49883	58185	56499	47680	56103	47199	
0	47631	57655	58601	47604	58679	47095	
0	49247	57783	59336	47524	58474	48042	
0	51407	59188	56570	47559	55553	47773	
0	52480	59536	55840	47661	53277	48415	
0	51385	59250	56377	47724	53786	47561	
1356	52866	57815	55208	47983	52925	48376	
5242	53618	57467	53434	49216	52061	49209	
36241	53612	57406	52934	50745	52201	49922	
6663	54771	62666	52593	54241	49580	54607	
0	52535	59498	54761	48501	52618	48284	
0	50703	59119	56413	47637	55668	47476	

Dari perbandingan data aktual produksi dengan data prediksi produksi, diperoleh dari tingkat akurasi hasil prediksi tersebut, serta hasil dari tahapan-tahapan yang dilakukan untuk setiap nilai fungsi loss dari training dataset dan prediksi dengan nilai akurasi dari training dataset dan prediksi dari modelnya. Perbedaan juga dapat dilihat.

IV. KESIMPULAN

Dari penelitian yang dilakukan bisa diambil kesimpulan. Bahwa, pada kasus prediksi produksi garam menggunakan sistem perbandingan dua metode ANN dan simpleRNN dengan masing-masing melakukan 6 model pelatihan. Dari kedua pelatihan masing-masing nilai akurasi yang diperoleh belum mencapai nilai yang baik yaitu 53% pada model ANN, dan meningkat pada pengujian model simpleRNN yaitu sebesar 71%, dari split data train dan test yang sebesar 80%:20%. Walaupun peningkatan pada pengujian SimpleRNN, namun nilai akurasi yang diperoleh tidak secara signifikan bagus, karena umumnya nilai akurasi yang baik adalah 85% ke atas untuk dapat dilanjutkan pada proses prediksi.

Melihat bahwa persentase pada perolehan nilai akurasi masih kurang baik sehingga menyebabkan pengujian model kurang maksimal, karena disebabkan data yang digunakan pada penelitian ini masih sedikit. Jadi, untuk prediksi berdasarkan kasus apabila data yang digunakan sedikit alangkah baiknya tidak menggunakan metode pembelajaran mendalam (Deep Learning) karena metode ini hanya bisa digunakan pada jumlah data dengan skala yang besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. R. Sari, "Penerapan Logika Fuzzy Metode Mamdani dalam Menyelesaikan Masalah Produksi Garam Nasional," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 341–356, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i1.647.
- [2] I. Cahyadi, H. A. Ilhamsah, and I. D. Anna, "Salt Fields Productivity Forecasting Based On Sunlight Duration, Wind Speed and Temperature Data," *IPTEK J. Proc. Ser.*, vol. 0, no. 5, p. 155, 2019, doi: 10.12962/j23546026.y2019i5.6294.
- [3] Azizah and Fauziah, "Implementasi Logika Fuzzy Dalam Mengoptimalkan," vol. 5, no. 1, pp. 20–27, 2020.
- [4] B. Putra, D. Prayama, and H. Amnur, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prediksi Cuaca pada PLTA Sumatera Barat," vol. 3, no. 2, pp. 36–41, 2022.
- [5] C. Evita, "Penerapan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Produksi Jagung," *Pros. Semin. Nas. Fortei7*, vol. 4, no. 1, pp. 179–184, 2021, [Online]. Available:
 - https://journal.fortei7.org/index.php/sinarFe7/article/view/82.
- [6] H. Putra and N. Ulfa, "Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial

- Neural Network Algoritma Backpropagation," vol. 02, pp. 100–107, 2020.
- [7] P. Indrayati Sijabat, Y. Yuhandri, G. Widi Nurcahyo, and A. Sindar, "Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional," *Digit. Zo. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 11, no. 1, pp. 96–107, 2020, doi: 10.31849/digitalzone.v11i1.3880.
- [8] H. Aini, E. Budiman, M. Wati, N. Puspitasari, and H. Artikel, "Prediksi Produksi Minyak Kelapa Sawit Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," vol. 1, no. 1, pp. 24–33, 2019.
- [9] M. Abdul Dwiyanto Suyudi, E. C. Djamal, A. Maspupah Jurusan Informatika, and F. Sains dan Informatika Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network," Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf., pp. 1907–5022, 2019.
- [10] Muhammad Haris Diponegoro, Sri Suning Kusumawardani, and Indriana Hidayah, "Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 131–138, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i2.1417.
- [11] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, "Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 155–162, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202295585.