

RANCANGAN INTERNET OF THINGS PADA KOTA CERDAS

Fahri Hanif
Teknologi Informasi
*) fahrihanif@gmail.com

Abstrak

Backpropagation adalah jaringan buatan yang memiliki arsitektur dalam melakukan pelatihan dan parameter yang tepat untuk menghasilkan output yang benar untuk input yang serupa tetapi tidak sama. Salah satu parameter yang berpengaruh dalam arsitektur pembelajaran adalah rate, dimana jika nilai learning rate terlalu tinggi maka arsitektur jaringan menjadi tidak stabil. Sebaliknya jika learning rate terlalu rendah, arsitektur jaringan menjadi konvergen dan membutuhkan waktu yang lama dalam melatih arsitektur jaringan. Data penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari UCI Data Machine Learning. Arsitektur jaringan terbaik pada penelitian ini adalah 13-10-3, dengan learning rate yang berbeda mulai dari 0.01, 0.03, 0.06, 0.01, 0.13, 0.16, 0.2, 0.23, 0.026, 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, 0.5, 0.55, 0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8, 0.9. Dari 21 nilai pembelajaran yang berbeda dalam arsitektur jaringan 13-10-3, ditemukan bahwa kecepatan pembelajaran sangat penting untuk mendapatkan arsitektur jaringan yang tepat dan cepat. Hal ini terlihat pada percobaan dengan learning rate 0,65 yang dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan learning rate yang kurang dari 0,65.

Kata Kunci: Backpropagation dan Data Mining

PENDAHULUAN

Anggur adalah minuman beralkohol yang merupakan hasil fermentasi anaerobik (tanpa adanya O₂) sari buah anggur, oleh ragi. Dalam proses Selama fermentasi, ragi akan mengkonsumsi kandungan gula anggur dan mengubahnya menjadi etanol dan karbon dioksida (Hafidz, 2021), (Celarier, n.d.), (Cindiyasari, 2017). Berbagai jenis anggur dan ragi akan menghasilkan berbagai jenis anggur. Variasi ini dapat dihasilkan dari interaksi kompleks antara perkembangan biokimia anggur, reaksi yang terlibat dalam proses fermentasi, lingkungan fermentasi (karakteristik khusus yang dihasilkan dari lingkungan geografis, geologis, iklim dan bahkan genetik anggur), nama atau nama yang diberikan. untuk menjelaskan di mana anggur akan disajikan. anggur tumbuh), serta campur tangan manusia dalam seluruh proses (CS, 2019), (Aditomo Mahardika Putra, 2021), (Savestra et al., 2021).

Salah satu manfaat data mining adalah klasifikasi data, klasifikasi merupakan tahapan penting dalam data mining (BRONDONG, n.d.). Klasifikasi bertujuan untuk memprediksi kelas suatu objek yang tidak diketahui sebelumnya. Klasifikasi wine dapat diukur secara objektif dan subjektif, dimana secara subjektif dilakukan oleh seorang ahli sedangkan secara objektif dilakukan melalui laboratorium. Proses klasifikasi wine dapat membantu dalam menentukan kelas wine, sehingga dapat membantu mengukur secara subjektif dalam menentukan kelas wine (NASIONAL, n.d.), (Amin, 2020), (SETIYANTO, 2016). Klasifikasi wine dapat diukur secara objektif dan subjektif, dimana secara subjektif dilakukan oleh seorang ahli sedangkan secara objektif dilakukan melalui laboratorium.

Sehingga diperlukan jaringan syaraf tiruan untuk menentukan kelas wine dengan cara mengklasifikasikannya dengan jaringan syaraf tiruan menggunakan yahoo backpropagation (Marlyna, 2017), (Heaverly & EWK, 2020).

Dalam menentukan algoritma backpropagation mendapatkan hasil yang baik dalam menentukan parameter yang tepat untuk arsitektur jaringan backpropagation. Pemilihan parameter sangat mempengaruhi output pelatihan dan jumlah iterasi yang dilakukan oleh jaringan backpropagation. Salah satu parameter pada jaringan syaraf tiruan yang mempengaruhi iterasi pada jaringan backpropagation adalah kecepatan pembelajaran, tingkat pembelajaran pada jaringan backpropagation menentukan proses pembelajaran pada jaringan backpropagation dalam melakukan klasifikasi. Tingkat learning rate dapat mengakibatkan jaringan menjadi konvergen jika terlalu kecil dan proses pembelajaran tidak stabil jika learning rate terlalu tinggi (Isnain et al., 2021), (V. A. Safitri et al., 2019), (Pinem, 2018). Sehingga kecepatan pembelajaran menjadi penting dalam menentukan parameter yang tepat pada jaringan backpropagation dalam proses pembelajaran dan pengujian untuk menghasilkan kualitas akurasi yang baik dengan jumlah iterasi yang lebih baik dalam proses klasifikasi. Oleh karena itu penulis membuat penelitian untuk mengklasifikasi wine menggunakan Backpropagation, Salah satu metode/algoritma yang baik dalam proses pembelajaran dalam pengklasifikasian data sehingga dapat menggantikan penilaian subyektif dan obyektif dalam penentuan kelas wine (Endang Woro Kasih, 2018), (Mata, 2022).

KAJIAN PUSTAKA

Backpropagation

Backpropagation adalah jaringan buatan yang memiliki arsitektur dalam melakukan pelatihan dan parameter yang tepat untuk menghasilkan output yang benar untuk input yang serupa tetapi tidak sama (Hendrastuty, 2021), (Styawati et al., 2021). Salah satu parameter yang berpengaruh dalam arsitektur pembelajaran adalah rate, dimana jika nilai learning rate terlalu tinggi maka arsitektur jaringan menjadi tidak stabil. BackPropagation adalah metode pelatihan jaringan saraf tiruan yang diawasi (Dharma et al., 2020), (V. A. D. Safitri & Anggara, 2019), (V. A. Safitri et al., 2020). Ini mengevaluasi kontribusi kesalahan dari setiap neuron setelah satu set data diproses. Tujuan backpropagation adalah untuk memodifikasi bobot untuk melatih jaringan neural untuk memetakan input arbitrer ke output dengan benar. Perceptron berlapis-lapis dapat dilatih menggunakan algoritma backpropagasi (Supriadi & Oswari, 2020), (Putri et al., 2021), (Rossi et al., 2021). Tujuannya adalah untuk mempelajari bobot untuk semua keterkaitan dalam jaringan berlapis-lapis. Minimum fungsi kesalahan dalam ruang bobot dihitung menggunakan metode penurunan gradien (Susanto et al., 2021), (Pramita et al., n.d.). Bobot resultan yang menawarkan fungsi kesalahan minimum merupakan solusi dari masalah pembelajaran. Backpropagation adalah algoritma pembelajaran untuk memperkecil tingkat error dengan cara menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan output dan target yang diinginkan. Backpropagation juga merupakan sebuah metode sistematis untuk pelatihan multilayer JST (Bertarina & Arianto, 2021), (Agustina & Bertarina, 2022), (Sanjaya et al., 2014). Backpropagation dikatakan sebagai algoritma pelatihan multilayer karena Backpropagation memiliki tiga layer dalam proses pelatihannya, yaitu input layer, hidden layer dan output layer, dimana backpropagation ini merupakan perkembangan dari single layer network (Jaringan Layer Tunggal) yang memiliki dua layer, yaitu input layer dan output layer (Songati, 2018), (Hasan, 2018), (Kurniawan, 2020). Dengan adanya hidden layer pada

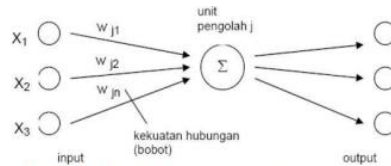
backpropagation dapat menyebabkan besarnya tingkat error pada backpropagation lebih kecil dibanding tingkat error pada single layer network. Hal tersebut dikarenakan hidden layer pada backpropagation berfungsi sebagai tempat untuk mengupdate dan menyesuaikan bobot, sehingga didapatkan nilai bobot yang baru yang bisa diarahkan mendekati dengan target output yang diinginkan (Mathar et al., 2021), (Damayanti et al., 2021), (An'ars, 2022). Arsitektur algoritma backpropagation terdiri dari tiga layer, yaitu input layer, hidden layer dan output layer. Pada input layer tidak terjadi proses komputasi, namun pada input layer terjadi pengiriman sinyal input X ke hidden layer (Anars et al., 2018), (Saputra, 2020b). Pada hidden dan output layer terjadi proses komputasi terhadap bobot dan bias dan dihitung pula besarnya output dari hidden dan output layer tersebut berdasarkan fungsi aktivasi tertentu. Dalam algoritma backpropagation ini digunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, karena output yang diharapkan bernilai antara 0 sampai (Suwarni et al., 2022), (Handayani et al., 2022).

Data Mining

Data mining adalah proses pengumpulan dan pengolahan data yang bertujuan untuk mengekstrak informasi penting pada data. Proses pengumpulan dan ekstraksi informasi tersebut dapat dilakukan menggunakan perangkat lunak dengan bantuan perhitungan statistika, matematika, ataupun teknologi Artificial Intelligence (AI) (Saputra, 2020a), (AS & Baihaqi, 2020), (Akbar, 2019). Data mining sering disebut juga Knowledge Discovery in Database (KDD). Data mining adalah metode dalam ilmu komputer yang biasa digunakan dalam proses pencarian knowledge. Tahapan di dalamnya berguna untuk mencari pola-pola tertentu dari data yang ada pada database (Bonar Siregar, 2021), (Budiman & Sidiq, n.d.). Biasanya, metode ini banyak ditemukan pada bidang machine learning dan statistika. Pada awalnya, metode penambangan data dikembangkan karena kompleksitas kerja komputer yang semakin meningkat. Namun, disinilah keuntungan adanya data mining adalah proses pengumpulan dan seleksi data yang lebih praktis (PUSPITASARI, n.d.), (PRASETYAWAN, n.d.). Data mining adalah sebuah proses menemukan sesuatu bermakna dengan memilah data melalui repository dengan bantuan teknologi sosialisasi pola, statistik, serta matematika. data mining adalah sebuah aktivitas analisa data yang memiliki jumlah besar demi menemukan pola (pattern) dan aturan (rule) yang berguna ((an Environmenta, n.d.), (Yuninda, 2020). Data mining dilakukan untuk memenuhi beberapa tujuan tertentu. Berikut ini adalah tujuan- tujuan dari data mining: Sebagai sarana menjelaskan (Explanatory). Sebagai sarana konfirmasi (Confirmatory). Sebagai sarana eksplorasi (Exploratory) (Kustinah & Indriawati, 2017), (Sukawirasa et al., 2008).

METODE

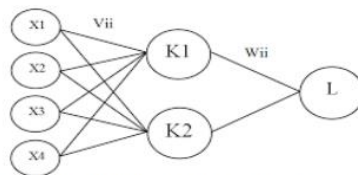
Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplemintasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. Model struktur jaringan saraf tiruan dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 1 Model Struktur Jaringan Saraf

Model Arsitektur Backpropagation

Backpropagation merupakan jaringan dengan lapisan jamak (multilayer network) yang memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki 3 jenis layer yakni layer input, layer tersembunyi, layer output. Backpropagation dapat menyelesaikan permasalahan yang kompleks dibandingkan dengan metode/algorithm yang lainnya.



Gambar 2 Model Arsitektur Backpropagation

Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses menemukan model/fungsi yang mendeskripsikan dan membedakan data ke dalam kelas-kelas tertentu, dengan tujuan penggunaan model tersebut dalam menentukan kelas dari suatu kelas yang belum diketahui kelasnya. Dalam 2 proses dalam klasifikasi, yaitu: Proses pembelajaran/pelatihan melakukan model pengembangan menggunakan data pelatihan. Dalam penelitian ini menggunakan model JST. Proses pengujian adalah pengujian data pengujian dengan menggunakan model yang diperoleh dari proses pelatihan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data

Dalam melakukan pelatihan dan pengujian, data yang digunakan diambil dari <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/wine>, serta Target : 1 = Kelas 1 jumlah data sebanyak 59 data, 2 = Kelas 2 jumlah data sebanyak 71 data dan 3 = Kelas 3 jumlah data sebanyak 48 data.

Tabel 1 Data Wine

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	T
1	14,23	1,71	2,43	15,6	127	2,8	3,06	0,28	2,29	5,64	1,04	3,92	1065	1
2	13,2	1,78	2,14	11,2	100	2,65	2,76	0,26	1,28	4,38	1,05	3,4	1050	1
3	13,16	2,36	2,67	18,6	101	2,8	3,24	0,3	2,81	5,68	1,03	3,17	1185	1
4	14,37	1,95	2,5	16,8	113	3,85	3,49	0,24	2,18	7,8	0,86	3,45	1480	1
5	13,24	2,59	2,87	21	118	2,8	2,69	0,39	1,82	4,32	1,04	2,93	735	1
6	14,2	1,76	2,45	15,2	112	3,27	3,39	0,34	1,97	6,75	1,05	2,85	1450	1
7	14,39	1,87	2,45	14,6	96	2,5	2,52	0,3	1,98	5,25	1,02	3,58	1290	1
8	14,06	2,15	2,61	17,6	121	2,6	2,51	0,31	1,25	5,05	1,06	3,58	1295	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
115	12,08	1,39	2,5	22,5	84	2,56	2,29	0,43	1,04	2,9	0,93	3,19	385	2
116	11,03	1,51	2,2	21,5	85	2,46	2,17	0,52	2,01	1,9	1,71	2,87	407	2
117	11,82	1,47	1,99	20,8	86	1,98	1,6	0,3	1,53	1,95	0,95	3,33	495	2
118	12,42	1,61	2,19	22,5	108	2	2,09	0,34	1,61	2,06	1,06	2,96	345	2

119	12,77	3,43	1,98	16	80	1,63	1,25	0,43	0,83	3,4	0,7	2,12	372	2
120	12	3,43	2	19	87	2	1,64	0,37	1,87	1,28	0,93	3,05	564	2
121	11,45	2,4	2,42	20	96	2,9	2,79	0,32	1,83	3,25	0,8	3,39	625	2
122	11,56	2,05	3,23	28,5	119	3,18	5,08	0,47	1,87	6	0,93	3,69	465	2
123	12,42	4,43	2,73	26,5	102	2,2	2,13	0,43	1,71	2,08	0,92	3,12	365	2
124	13,05	5,8	2,13	21,5	86	2,62	2,65	0,3	2,01	2,6	0,73	3,1	380	2
125	11,87	4,31	2,39	21	82	2,86	3,03	0,21	2,91	2,8	0,75	3,64	380	2
126	12,07	2,16	2,17	21	85	2,6	2,65	0,37	1,35	2,76	0,86	3,28	378	2
128	11,79	2,13	2,78	28,5	92	2,13	2,24	0,58	1,76	3	0,97	2,44	466	2
129	12,37	1,63	2,3	24,5	88	2,22	2,45	0,4	1,9	2,12	0,89	2,78	342	2
130	12,04	4,3	2,38	22	80	2,1	1,75	0,42	1,35	2,6	0,79	2,57	580	2
131	12,86	1,35	2,32	18	122	1,51	1,25	0,21	0,94	4,1	0,76	1,29	630	3
132	12,88	2,99	2,4	20	104	1,3	1,22	0,24	0,83	5,4	0,74	1,42	530	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
156	13,17	5,19	2,32	22	93	1,74	0,63	0,61	1,55	7,9	0,6	1,48	725	3
157	13,84	4,12	2,38	19,5	89	1,8	0,83	0,48	1,56	9,01	0,57	1,64	480	3
158	12,45	3,03	2,64	27	97	1,9	0,58	0,63	1,14	7,5	0,67	1,73	880	3
No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	T
159	14,34	1,68	2,7	25	98	2,8	1,31	0,53	2,7	13	0,57	1,96	660	3
160	13,48	1,67	2,64	22,5	89	2,6	1,1	0,52	2,29	11,7	0,57	1,78	620	3
161	12,36	3,83	2,38	21	88	2,3	0,92	0,5	1,04	7,65	0,56	1,58	520	3
174	13,71	5,65	2,45	20,5	95	1,68	0,61	0,52	1,06	7,7	0,64	1,74	740	3
175	13,4	3,91	2,48	23	102	1,8	0,75	0,43	1,41	7,3	0,7	1,56	750	3
176	13,27	4,28	2,26	20	120	1,59	0,69	0,43	1,35	10,2	0,59	1,56	835	3
177	13,17	2,59	2,37	20	120	1,65	0,68	0,53	1,46	9,3	0,6	1,62	840	3
178	14,13	4,1	2,74	24,5	96	2,05	0,76	0,56	1,35	9,2	0,61	1,6	560	3

Analisis

Setelah dilakukan normalisasi, maka akan dilakukan pelatihan menggunakan software Matlab R2011b. Adapun parameter-parameter yang diperlukan dalam proses pelatihan dan pengujian adalah sebagai berikut:

```
load wine_dataset;
inputs = wineInputs;
targets = wineTargets;
hiddenLayerSize = 10;
net = patternnet(hiddenLayerSize);
net.trainFcn = 'traindx';
net.trainParam.lr = 0.9; net.performFcn = 'mse';
net.trainParam.goal = 0;
net.divideParam.trainRatio = 50/100;
net.divideParam.valRatio = 25/100;
net.divideParam.testRatio = 25/100;
[net,tr] = train(net,inputs,targets);
outputs = net(inputs);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs)
view(net)
figure, plotconfusion(targets,outputs)
[c,cm] = confusion(targets,outputs)
fprintf('Percentage Correct Classification : %f%%\n', 100*(1-c)); fprintf('Percentage Incorrect Classification : %f%%\n', 100*c);
```

Pelatihan dan Pengujian Data

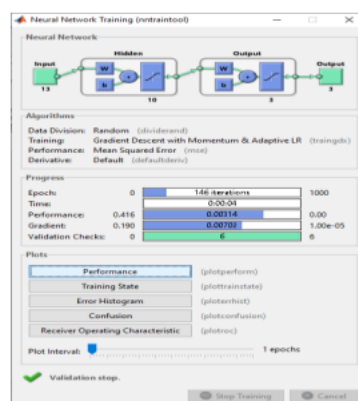
Pada penelitian ini menggunakan 1 (satu) arsitektur jaringan pelatihan dan pengujian 13-10-3 dengan laju pembelajaran yang berbeda dengan kombinasi laju pembelajaran sebagai berikut 0.01, 0.03, 0.06, 0.01, 0.13, 0.16, 0.2, 0.23, 0.026, 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, 0.5, 0.55, 0.6,

0.65, 0.7, 0.75, 0.8, 0.9. Berdasarkan model arsitektur 13-10-3 dapat dijabarkan bahwa 13 merupakan data neuron input layer, 10 merupakan data neuron hidden layer dan 3 merupakan data neuron output layer. Nilai Laju pembelajaran terbaik. Dapat dilihat pada tabel 2. berikut.

Tabel 2 Hasil Pelatihan dan Pengujian Data Wine

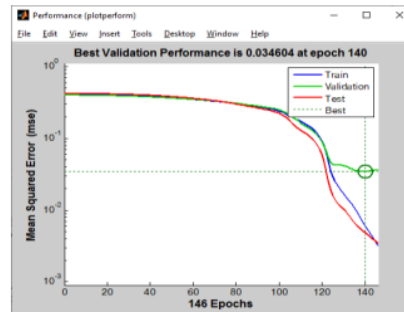
No.	Laju Pembelajaran	Hasil	
		Akurasi	Performance
1	0.01	98.8764040%	0.01290
2	0.03	98.8764040%	0.01320
3	0.06	98.8764040%	0.01310
4	0.1	98.8764040%	0.01290
5	0.13	98.3146070%	0.01320
6	0.16	98.3146070%	0.01310
7	0.2	98.3146070%	0.01290
8	0.23	98.3146070%	0.01300
9	0.26	98.3146070%	0.01280
10	0.3	98.3146070%	0.01280
11	0.35	98.3146070%	0.01280
12	0.4	98.3146070%	0.01300
13	0.45	98.3146070%	0.01280
14	0.5	98.3146070%	0.01280
15	0.55	98.3146070%	0.01280
16	0.6	96.6292130%	0.02490
17	0.65	98.3146070%	0.01270
18	0.7	96.6292130%	0.02550
19	0.8	96.6292130%	0.02470
20	0.9	96.6292130%	0.02410
21	0.95	96.6292130%	0.02370

Berdasarkan tabel 2. dapat dilihat bahwa tingkat laju pembelajaran sangat berpengaruh terhadap arsitektur jaringan, dimana terjadi pada tingkat laju pembelajaran 0.65 dengan menghasilkan tingkat akurasi yakni sebesar 98,3% dimana tinggakat akurasi ini lebih baik dari tingkat laju pembelajaran yang lebih kecil dari 0.65 yaitu 0.6. sehingga pada arsitektur jaringan ini dapat dilihat bahwa semangkin lebih tinggi tingkat lajur pembelajaran tidak akan membuat arsitektur jaringan semangkin tidak stabil dalam melakukan pembelajaran.



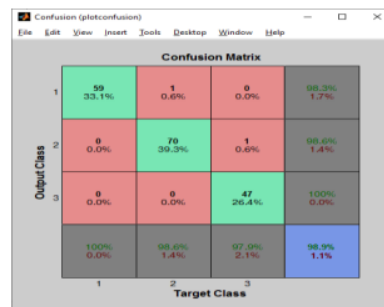
Gambar 3 Epoch

Dari gambar 3 dapat dijelaskan bahwa Epoch yang terjadi sebesar 146 dengan lama waktu 4 detik, performa 0.00314. Divisi data acak, fungsi pelatihan yang di gunakan adalah Gradient Descent Momentum & Adative LR (traingdx) dengan perporma Mean Squared Error dengan arsitektur 13-10-3



Gambar 4 Mean Square

Dari gambar 4 dapat diperoleh Mean Square Error (MSE) sebesar 0,034604 pada Epoch 140. Dengan hasil garis perbandingan antara data pelatihan dan data uji yang mendekati hasil mean squared Error (Mse) yang sama



Gambar 5 Tingkat Akurasi

Dari gambar 5 dapat diperoleh Tingkat Akurasi klasifikasi sebesar 98.9% dengan kesalahan klasifikasi 1.1%. pada kelas 1 terdapat 59 data dengan kesalahan hasil klasifikasi 0% , data kelas 2 dengan jumlah data 71 data dengan kesalahan hasil klasifikasi 0.6% serta data kelas 3 dengna jumlah data 48 data dengan kesalahan hasil klasifikasi 0.6% .

Tabel 3 Hasil Klasifikasi Data Wine

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	T	P
1	14,23	1,71	2,43	15,6	127	2,8	3,06	0,28	2,29	5,64	1,04	3,92	1065	1	1
2	13,2	1,78	2,14	11,2	100	2,65	2,76	0,26	1,28	4,38	1,05	3,4	1050	1	1
3	13,16	2,36	2,67	18,6	101	2,8	3,24	0,3	2,81	5,68	1,03	3,17	1185	1	1
4	14,37	1,95	2,5	16,8	113	3,85	3,49	0,24	2,18	7,8	0,86	3,45	1480	1	1
5	13,24	2,59	2,87	21	118	2,8	2,69	0,39	1,82	4,32	1,04	2,93	735	1	1
6	14,2	1,76	2,45	15,2	112	3,27	3,39	0,34	1,97	6,75	1,05	2,85	1450	1	1
7	14,39	1,87	2,45	14,6	96	2,5	2,52	0,3	1,98	5,25	1,02	3,58	1290	1	1
8	14,06	2,15	2,61	17,6	121	2,6	2,51	0,31	1,25	5,05	1,06	3,58	1295	1	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
73	13,49	1,66	2,24	24	87	1,88	1,84	0,27	1,03	3,74	0,98	2,78	472	2	2
74	12,99	1,67	2,6	30	139	3,3	2,89	0,21	1,96	3,35	1,31	3,5	985	2	1
75	11,96	1,09	2,3	21	101	3,38	2,14	0,13	1,65	3,21	0,99	3,13	886	2	2
76	11,66	1,88	1,92	16	97	1,61	1,57	0,34	1,15	3,8	1,23	2,14	428	2	2

...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
135	12,51	1,24	2,25	17,5	85	2	0,58	0,6	1,25	5,45	0,75	1,51	650	3	2	
136	12,6	2,46	2,2	18,5	94	1,62	0,66	0,63	0,94	7,1	0,73	1,58	695	3	3	
137	12,25	4,72	2,54	21	89	1,38	0,47	0,53	0,8	3,85	0,75	1,27	720	3	3	
170	13,4	4,6	2,86	25	112	1,98	0,96	0,27	1,11	8,5	0,67	1,92	630	3	3	
171	12,2	3,03	2,32	19	96	1,25	0,49	0,4	0,73	5,5	0,66	1,83	510	3	3	
172	12,77	2,39	2,28	19,5	86	1,39	0,51	0,48	0,64	9,89	0,57	1,63	470	3	3	
173	14,16	2,51	2,48	20	91	1,68	0,7	0,44	1,24	9,7	0,62	1,71	660	3	3	
174	13,71	5,65	2,45	20,5	95	1,68	0,61	0,52	1,06	7,7	0,64	1,74	740	3	3	
175	13,4	3,91	2,48	23	102	1,8	0,75	0,43	1,41	7,3	0,7	1,56	750	3	3	
176	13,27	4,28	2,26	20	120	1,59	0,69	0,43	1,35	10,2	0,59	1,56	835	3	3	
177	13,17	2,59	2,37	20	120	1,65	0,68	0,53	1,46	9,3	0,6	1,62	840	3	3	
178	14,13	4,1	2,74	24,5	96	2,05	0,76	0,56	1,35	9,2	0,61	1,6	560	3	3	

Berdasarkan tabel 3 dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi data wine terjadi pada data dengan kelas wine 2 dan 3. Kesalahan tersebut terjadi pada data ke 74 yang mana kelas data wine 2 arsitektur jaringan menghasilkan kelas 1 dan data ke 135 dimana kelas data wine 3 arsitektur jaringan menghasilkan keluaran 2.

SIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini antara lain : Laju pembelajaran sangat berpengaruh dalam mendapatkan hasil yang tepat dan cepat. Semakin kecil tingkat laju pembelajaran pada penelitian klasifikasi data wine semakin tinggi tingkat akurasi dan semakin besar juga tingkat Epoch dalam proses pelatihan arsitektur jaringan. Tingkat laju pembelajaran yang lebih tinggi belum tentu membuat arsitektur jaringan semakin tidak stabil dalam penelitian klasifikasi data wine.

REFERENSI

- Aditomo Mahardika Putra, R. (2021). Underground Support System Determination: A Literature Review. *International Journal of Research Publications*, 83(1), 55–68. <https://doi.org/10.47119/ijrp100831820212185>
- Agustina, A., & Bertarina, B. (2022). ANALISIS KARAKTERISTIK ALIRAN SUNGAI PADA SUNGAI CIMADUR, PROVINSI BANTEN DENGAN MENGGUNAKAN HEC-RAS. *JICE (Journal of Infrastructural in Civil Engineering)*, 3(01), 31–41.
- Akbar, A. A. (2019). *Analisa Aplikasi OVO Menggunakan Model Delone & McLean Di Kalangan Mahasiswa Universitas Airlangga*. UNIVERSITAS AIRLANGGA.
- Amin, R. (2020). *IMPLEMENTASI RESTFULL API MENGGUNAKAN ARSITEKTUR MICROSERVICE UNTUK MANAJEMEN TUGAS KULIAH (STUDI KASUS: MAHASISWA STMIK AKAKOM)*. STMIK AKAKOM Yogyakarta.
- An'ars, M. G. (2022). Sistem Informasi Manajemen Berbasis Key Performance Indicator (KPI) dalam Mengukur Kinerja Guru. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 3(1), 8–18. an Environmenta, C. E. (n.d.). *Pr idin*.
- Anars, M. G., Munaris, M., & Nazaruddin, K. (2018). Kritik Sosial dalam Kumcer Yang Bertahan dan Binasa Perlahan dan Rancangan Pembelajarannya. *Jurnal Kata (Bahasa,*

- Sastra, Dan Pembelajarannya*), 6(3 Jul).
- AS, N. R., & Baihaqi, I. (2020). Studi Inspeksi Kelayakan Instalasi Dan Instrumen Tenaga Listrik. *SINUSOIDA*, 22(2), 21–33.
- Bertarina, B., & Arianto, W. (2021). ANALISIS KEBUTUHAN RUANG PARKIR (STUDI KASUS: AREA PARKIR ICT UNIVERSITAS TEKNOKRAT INDONESIA). *Jurnal Teknik Sipil*, 2(02), 67–77.
- Bonar Siregar, B. (2021). *Pengembangan Sistem Perencanaan & Bantuan KRS*. Universitas Multimedia Nusantara.
- BRONDONG, L. (n.d.). *IDENTIFIKASI DAN PREVALENSI CACING PADA SALURAN PENCERNAAN IKAN KEMBUNG (Rastrelliger brachysoma) DI PELABUHAN PERIKANAN NUSANTARA*.
- Budiman, F., & Sidiq, M. (n.d.). *RANCANG BANGUN APLIKASI SISTEM INFORMASI APLIKASI DATA PETAMBAK*.
- Celazier, M. (n.d.). *RSS New York Times–Dealbook*.
- Cindiyasari, S. A. (2017). *Analisis Pengaruh Corporate Social Responsibility, Intellectual Capital, Dan Rasio Likuiditas Terhadap Kinerja Keuangan Perusahaan (Studi Kasus Perusahaan Perbankan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) tahun 2013-2015)*.
- CS, S. A. (2019). *Analisis Pengaruh Intellectual Capital Terhadap Kinerja Keuangan Perusahaan (Studi Kasus Perusahaan Sektor Keuangan Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia (BEI) Pada Tahun 2008-2017)*. Universitas Gadjah Mada.
- Damayanti, D., Yudiantara, R., & An'ars, M. G. (2021). SISTEM PENILAIAN RAPOR PESERTA DIDIK BERBASIS WEB SECARA MULTIUSER. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 2(4), 447–453.
- Dharma, F., Shabrina, S., Noviana, A., Tahir, M., Hendrastuty, N., & Wahyono, W. (2020). Prediction of Indonesian inflation rate using regression model based on genetic algorithms. *Jurnal Online Informatika*, 5(1), 45–52.
- Endang Woro Kasih, E. (2018). Formulating Western Fiction in Garrett Touch of Texas. *Arab World English Journal For Translation and Literary Studies*, 2(2), 142–155. <https://doi.org/10.24093/awejtls/vol2no2.10>
- Hafidz, D. A. (2021). *Pengembangan Sistem Informasi Edukasi dan Pemasaran Hasil Pertanian di Tulang Bawang*.
- Handayani, M. A., Suwarni, E., Fernando, Y., Fitri, F., Saputra, F. E., & Candra, A. (2022). PENGELOLAAN KEUANGAN BISNIS DAN UMKM DI DESA BALAIREJO. *Suluh Abdi*, 4(1), 1–7.
- Hasan, A. F. (2018). *400 Kebiasaan Keliru dalam Hidup Muslim*. Elex Media Komputindo.
- Heaverly, A., & EWK, E. N. (2020). Jane Austen's View on the Industrial Revolution in *Pride and Prejudice*. *Linguistics and Literature Journal*, 1(1), 1–6. <https://doi.org/10.33365/llj.v1i1.216>
- Hendrastuty, N. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Monitoring Santri Berbasis Android (Studi Kasus: Pesantren Nurul Ikhwan Maros). *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 2(2), 21–34.

- Isnain, A. R., Hendrastuty, N., Andraini, L., Studi, P., Informasi, S., Indonesia, U. T., Informatika, P. S., Indonesia, U. T., Studi, P., Komputer, T., Indonesia, U. T., & Lampung, K. B. (2021). *Comparison of Support Vector Machine and Naïve Bayes on Twitter Data Sentiment Analysis*. 6(1), 56–60.
- Kurniawan, A. H. (2020). Konsep Altmetrics dalam Mengukur Faktor Dampak Artikel Melalui Academic Social Media dan Non-academic Social Media. *UNILIB: Jurnal Perpustakaan*, 11(1), 43–49.
- Kustinah, S., & Indriawati, W. (2017). Pengaruh Perputaran Persediaan dan Perputaran Piutang Terhadap Profitabilitas Pada Unit Usaha Toserba Koperasi PT LEN Bandung. *Journal Study & Accounting Research*, 14(1), 27–35.
- Marlyna, D. (2017). Pengaruh Peran Auditor Intern Terhadap Kinerja Perusahaan Angkutan Sungai, Danau Dan Penyeberangan. *Jurnal Ilmiah GEMA EKONOMI*, 3(2 Agustus), 321–332.
- Mata, K. (2022). Peningkatan pengetahuan pelajar dan mahasiswa dalam kesehatan mata di masa pandemi covid-19 melalui edukasi kesehatan mata. *Kesehatan Mata*, 1, 227–232.
- Mathar, T., Hijrana, H., Haruddin, H., Akbar, A. K., Irawati, I., & Satriani, S. (2021). The Role of UIN Alauddin Makassar Library in Supporting MBKM Program. *Proceedings of the International Conference on Social and Islamic Studies (SIS) 2021*.
- NASIONAL, P. P. (n.d.). *KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN*.
- Pinem, Y. A. (2018). Encouraging healthy literacy: The interconnection between reading toward writing in social media. *Language in the Online and Offline World 6: The Fortitude*, 360–366.
- Pramita, G., Lestari, F., & Bertarina, B. (n.d.). Study on the Performance of Signaled Intersections in the City of Bandar Lampung (Case Study of JL. Sultan Agung-Kimaja Intersection durig Covid-19. *Jurnal Teknik Sipil*, 20(2).
- PRASETYAWAN, D. W. I. G. (n.d.). *LAPORAN INDIVIDU PRAKTIK PENGALAMAN LAPANGAN (PPL) DI SD NEGERI TLOGOADI PERIODE 10 AGUSTUS–12 SEPTEMBER 2015*.
- PUSPITASARI, R. D. (n.d.). *LAPORAN KEGIATAN PRAKTIK PENGALAMAN LAPANGAN (PPL) DI SD NEGERI TLOGOADI PERIODE 10 AGUSTUS–12 SEPTEMBER 2015*.
- Putri, N. U., Rossi, F., Jayadi, A., Sembiring, J. P., & Maulana, H. (2021). Analysis of Frequency Stability with SCES's type of Virtual Inertia Control for The IEEE 9 Bus System. *2021 International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering (ICOMITEE)*, 191–196.
- Rossi, F., Sembiring, J. P., Jayadi, A., Putri, N. U., & Nugroho, P. (2021). Implementation of Fuzzy Logic in PLC for Three-Story Elevator Control System. *2021 International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering (ICOMITEE)*, 179–185.
- Safitri, V. A. D., & Anggara, B. (2019). FACTORS THAT AFFECT THE COMPANY INNOVATION. II. *In Traders Uluslararası Ticaret Kongresi Kongre Kitabı The Second In Traders International Conference on International Trade Conference Book*, 230.

- Safitri, V. A., Sari, L., & Gamayuni, R. R. (2019). Research and Development, Environmental Investments, to Eco-Efficiency, and Firm Value. *The Indonesian Journal of Accounting Research*, 22(03), 377–396. <https://doi.org/10.33312/ijar.446>
- Safitri, V. A., Sari, L., & Gamayuni, R. R. (2020). Research and Development (R&D), Environmental Investments, to Eco-Efficiency, and Firm Value. *The Indonesian Journal of Accounting Research*, 22(3).
- Sanjaya, R., Nurweni, A., & Hasan, H. (2014). The Implementation of Asian-parliamentary Debate in Teaching Speaking at Senior High School. *U-JET*, 3(8).
- Saputra, F. E. (2020a). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi Kinerja Keuangan Bank Umum Syariah yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2016-2018. *TECHNOBIZ: International Journal of Business*, 3(1), 45–50.
- Saputra, F. E. (2020b). *ANALISIS PENGARUH FDR, BOPO, DAN NPF TERHADAP KINERJA BANK UMUM SYARIAH DI INDONESIA PERIODE TAHUN JANUARI 2015 S/D JULI 2020*. Universitas Teknokrat Indonesia.
- Savestra, F., Hermuningsih, S., & Wiyono, G. (2021). Peran Struktur Modal Sebagai Moderasi Penguatan Kinerja Keuangan Perusahaan. *Jurnal Ekonika: Jurnal Ekonomi Universitas Kadiri*, 6(1), 121–129.
- SETIYANTO, A. (2016). *PENATAAN KELEMBAGAAN PRODUKSI UNTUK PENINGKATAN NILAI TAMBAH STUDI KASUS PADA ASOSIASI PRIMA SEMBADA*. Universitas Gadjah Mada.
- Songati, N. C. (2018). *An assessment of pedagogical strategies of teaching English at ordinary secondary level: a case of Kasulu district in Tanzania*. The University of Dodoma.
- Styawati, S., Hendrastuty, N., & Isnain, A. R. (2021). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 6(3), 150–155.
- Sukawirasa, I. K. A., Udayana, I. G. A., Mahendra, I. M. Y., Saputra, G. D. D., & Mahendra, I. B. M. (2008). Implementasi Data Warehouse Dan Penerapannya Pada PHI-Minimart Dengan Menggunakan Tools Pentaho dan Power BI. *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana P-ISSN*, 2301, 5373.
- Supriadi, A., & Oswari, T. (2020). Analysis of Geographical Information System (GIS) design application in the Fire Department of Depok City. *Technium Soc. Sci. J.*, 8, 1.
- Susanto, T., Setiawan, M. B., Jayadi, A., Rossi, F., Hamdhi, A., & Sembiring, J. P. (2021). Application of Unmanned Aircraft PID Control System for Roll, Pitch and Yaw Stability on Fixed Wings. *2021 International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering (ICOMITEE)*, 186–190.
- Suwarni, E., Handayani, M. A., Fernando, Y., Saputra, F. E., & Candra, A. (2022). Penerapan Sistem Pemasaran berbasis E-Commerce pada Produk Batik Tulis di Desa Balajrejo. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Indonesia*, 2(2), 187–192.
- Yuninda, P. (2020). *The Use of Macromedia Flash as a Media in Learning Vocabulary at Third Grade of SDN Pademawu Barat IV Pamekasan*. INSTITUT AGAMA ISLAM NEGERI MADURA.