

Optimasi Optimize Parameters dengan Cross Validation pada Machine Learning dengan Neural Back-propagation

by User2021 user2021

Submission date: 18-Mar-2021 08:13AM (UTC-0700)

Submission ID: 1515027672

File name: JSINBIS_-_Agus_Perdana_Windarto-_Prof.Sarjon.pdf (928.12K)

Word count: 4961

Character count: 25289



Optimasi *Optimize Parameters* dengan *Cross Validation* pada *Machine Learning* dengan *Neural Back-propagation* terhadap prediksi pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil di Indonesia

Agus Perdana Windarto^{a,b*}, Sarjon Defit^b, Anjar Wanto^{a,b}

^a STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar

^b Universitas Putra Indonesia YPTK, Padang, Indonesia

Naskah Diterima : dd mm yyyy; Diterima Publikasi : dd mm yyyy
DOI : 10.21456/vol7iss1pp

16

Abstract

The aim of this research is to analyze the prediction results with the accuracy of the method of back-propagation by optimizing training and testing with optimize parameters with cross validation on the growth of Indonesian micro and small-scale industries. These results are compared with the results of back-propagation during training and testing without using optimisation with the same architectural model. The data set is derived from the BPS on the increase in production by the province in micro and small businesses. The data consisted of 34 records, from 2015 to 2019, which recorded production growth data. Without optimization the results of the optimization outperformed the back-propagation model by looking at the RMSE where sampling was best achieved in the 3-2-1 architectural model with a side type is shuffled sampling. The RMSE value obtained is 0.1526 or 0.0034 from the most optimized architectural background, i.e. 3-2-1 (0.157). This model produced 94 percent prediction results.

Keywords: Optimization, Industrial production growth, back-propagation, cross validation, Optimize Parameters.

Abstrak

Tujuan dari penelitian adalah untuk menganalisa hasil prediksi melalui akurasi dari metode *back-propagation* dengan melakukan optimasi pada pelatihan dan pengujian dengan *optimize parameters* dengan *cross validation* pada pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil di Indonesia. Hasil tersebut dibandingkan dengan hasil *back-propagation* tanpa menggunakan optimasi dengan model arsitektur yang sama pada saat pelatihan dan pengujian. Dataset bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) tentang pertumbuhan produksi pada usaha mikro dan kecil berdasarkan provinsi. Data terdiri dari 34 record dimana data pertumbuhan produksi diambil dari tahun 2015 – 2019. Hasil menggunakan optimasi menggungguli model *back-propagation* tanpa optimasi dengan melihat RMSE dimana diperoleh RMSE terbaik pada model arsitektur 3-2-1 dengan tipe samping adalah *shuffled sampling*. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.1526 atau selisih 0,0034 dari model arsitektur terbaik *back-propagation* tanpa optimasi yakni 3-2-1 (0.157). Dengan model tersebut diperoleh hasil prediksi mencapai 94 persen.

Keywords: Optimasi, pertumbuhan produksi Industri, *back-propagation*, *cross validation*, *Optimize Parameters*.

1. Pendahuluan

Masyarakat seringkali menghadapi berbagai kesulitan, sehingga menuntut orang untuk berpikir dan menemukan hal-hal baru untuk menyelesaikan masalahnya. Bersama dengan perkembangan sains dan teknologi, ada banyak cara di mana objek dapat dianalisis, diprediksi, diklasifikasikan dan divisualisasikan sehingga bermanfaat bagi aktivitas manusia (Lesnussa et al., 2018). Prediksi merupakan proses estimasi berdasarkan informasi masa lalu dan

10

masa kini, yang kemungkinan besar akan terjadi di masa mendatang (Wanto, 2018). Dalam kehidupan manusia, prediksi sangatlah penting untuk meminimalisir dampak suatu masalah dimasa yang akan datang (Indrayati Sijabat et al., 2020). Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan sebuah jaringan yang dirancang menyerupai otak manusia (Febriadi et al., 2018; Windarto et al., 2020) yang bertujuan untuk melaksanakan suatu tugas tertentu (Indrayati Sijabat et al., 2020). Salah satu metode *problem solving* dari

*) Penulis korespondensi: agus.perdana@amiktunasbangsa.ac.id

JST adalah menyelesaikan kasus prediksi dengan beberapa metode seperti *perceptron*, *back-propagation* dan *fuzzy* (Windarto et al., 2018). Dalam kasus prediksi metode yang sering digunakan adalah *back-propagation* karena kemampuannya dalam memecahkan masalah dunia nyata dengan mengembangkan metode terlatih yang menunjukkan kinerja yang baik dalam skala yang luas dan mampu mengatasi pengenalan pola yang kompleks (Nikentari et al., 2018). Namun metode *back-propagation* memiliki beberapa kelemahan antara lain laju konvergensi yang lambat, sulit mengotimalkan model arsitektur terbaik karena harus melakukan serangkaian uji coba, dan terjebak dalam minimum lokal, hal ini dapat menyebabkan kegagalan dalam mencari solusi yang optimal untuk pemilihan fitur pada bobot atribut yang digunakan (Budiharjo et al., 2018a, 2018b). Sehingga banyak penelitian terkait optimasi yang dilakukan untuk mengatasi kelemahan tersebut.

Seperti penelitian (Kurniawan et al., 2019) tentang optimasi inialisasi bobot nguyen widrow dengan metode *back-propagation* dalam kasus peramal harga saham. Hasil pengujian sangat efektif dengan arsitektur 2-10-1 untuk peramalan harga *close* saham AALIJK dan arsitektur 2-20-1 untuk peramalan harga *close* saham BBKAJK. Kemudian penelitian (Nikentari et al., 2018) tentang optimasi *Particle Swarm Optimization* dengan *back-propagation* pada prediksi tinggi pasang surut air laut. Hasil pengujian menunjukkan akurasi prediksi adalah 91.56 dengan lr: 0.9, *swarm*: 90, dan iterasi 30 kali. Selanjutnya yang dilakukan (Wanto, 2018) tentang optimasi *back-propagation* menggunakan *conjugate gradient beale-powell restarts* pada data Indeks Harga Konsumen (IHK) kelompok kesehatan. Hasil pengujian menunjukkan durasi waktu pelatihan menggunakan optimasi lebih cepat dibanding model standart *back-propagation*.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, tujuan dari makalah untuk melakukan optimasi pada pelatihan dan pengujian dengan *optimize parameters* dengan *cross validation* untuk menghasilkan nilai akurasi yang baik mengingat penelitian terkait optimasi menghasilkan pengetahuan yang lebih baik daripada menggunakan model *back-propagation* standar (tanpa optimasi). Hasil dari makalah yang diperoleh tersebut dibandingkan dengan hasil *back-propagation* tanpa menggunakan optimasi dengan model arsitektur yang sama pada saat pelatihan dan pengujian. Kasus yang diangkat adalah pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil di Indonesia.

2. Metode Penelitian

Data yang digunakan adalah Data yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) tentang pertumbuhan produksi pada usaha mikro dan kecil berdasarkan provinsi. Data terdiri dari 34 record dimana data pertumbuhan produksi diambil dari

tahun 2015 – 2019. Data dapat diakses pada url: <http://www.bps.go.id/indicator/170/404/1/pertumbuhan-produksi-triwulanan-q-to-q-menurut-provinsi.html>.

Data tersebut terdiri dari pertumbuhan produksi triwulanan Q to Q menurut provinsi (%) berdasarkan provinsi. Data tersebut ditransformasi ke biner (0-1) karena menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid Biner. Sehingga hasil data berkisar diantara 0-1. Adapun formula yang digunakan melakukan transformasi adalah $x1 = \frac{1}{1 + e^{-(x-a)}}$ + 0.1 (1)

Adapun dataset yang digunakan seperti pada tabel berikut:

Tabel 1. Dataset Penelitian

Provinsi	2015	2016	2017	2018	2019
Aceh	3,36	2,42	20,99	8,14	12,19
Sumatera Utara	6,06	10,75	0,66	7,9	9,01
Sumatera Barat	1,92	3,98	-2,58	2,33	6,75
Riau	-3,14	-2,09	11,15	9,23	8,02
Jambi	9,21	5,35	13,82	6,56	3,13
Sumatera Selatan	-7,81	8,28	5,21	0,99	10,84
Bengkulu	8,11	7,78	10,59	11,67	2,14
Lampung	9,06	6,76	1,26	3,08	3,59
Kep. Bangka Belitung	-4,97	-8,6	8,27	2,48	6,92
Kep. Riau	12,85	0,76	9,65	20,31	21,04
DKI Jakarta	11,43	11,69	16,95	21,4	8,57
Jawa Barat	2,48	-1,55	1,08	1,4	8,48
Jawa Tengah	6,57	2,6	-3,35	2,88	5,13
DI Yogyakarta	3,83	6,35	15,01	7,15	1,37
Jawa Timur	5,79	2,53	3,12	10,88	7,53
Banten	2,3	10,64	20,87	6,7	8,06
Bali	13,8	11,56	4,11	13,23	11,86
Nusa Tenggara Barat	-7,27	-3,98	-0,07	14,37	8,15
Nusa Tenggara Timur	6,03	15,99	25,6	28,2	23,76
Kalimantan Barat	5,35	1,83	3,98	7,54	4,13
Kalimantan Tengah	10,77	2,78	20,8	3,89	7,4
Kalimantan Selatan	8,67	14,61	17,19	22,94	9,7
Kalimantan Timur	2,33	17,33	7,58	43,3	11,49
Kalimantan Utara	9,87	29,81	26,87	8,89	5,1
Sulawesi Utara	4,31	1,64	4,99	9,63	7,93
Sulawesi Tengah	6,56	14,69	5,18	17,12	17,26
Sulawesi Selatan	2,12	4,08	-0,01	13,22	16,62
Sulawesi Tenggara	0,37	9,58	18,94	33,31	20,15
Gorontalo	14,9	15,63	15,63	42,65	31,24
Sulawesi Barat	14,91	20,39	20,34	7,77	28,3
Maluku	20,35	23,55	17,61	16,86	13,66
Maluku Utara	14,87	24,19	21,86	24,01	-3,54
Papua Barat	16,44	9,77	4,31	0,76	21,28
Papua	8,03	15,79	19,13	-3,98	7,65

Tabel 2. Dataset Hasil Tranformasi

Provinsi	2015	2016	2017	2018	2019
Aceh	0,284355	0,269865	0,556108	0,358035	0,420462
Sumatera Utara	0,325973	0,392366	0,242736	0,354335	0,371445
Sumatera Barat	0,262158	0,293911	0,192794	0,268478	0,336609
Riau	0,184162	0,200347	0,404432	0,374836	0,356185
Jambi	0,374528	0,315029	0,445588	0,33368	0,280809
Sumatera Selatan	0,112177	0,360193	0,312871	0,247823	0,399653
Bengkulu	0,357572	0,352486	0,3958	0,412447	0,285549
Lampung	0,372216	0,336763	0,251985	0,280039	0,2879
Kep. Bangka Belitung	0,155954	0,1	0,360039	0,27079	0,339229
Kep. Riau	0,430636	0,244277	0,38131	0,545626	0,556879
DKI Jakarta	0,408748	0,412755	0,493834	0,562428	0,364663
Jawa Barat	0,27079	0,208671	0,24921	0,254143	0,363276
Jawa Tengah	0,333834	0,27264	0,180925	0,276956	0,311638
DI Yogyakarta	0,291599	0,330443	0,463931	0,342775	0,25368
Jawa Timur	0,321811	0,271561	0,280655	0,40027	0,348632
Banten	0,268015	0,39657	0,554258	0,335838	0,356802
Bali	0,445279	0,410751	0,295915	0,436493	0,415376
Nusa Tenggara Barat	0,120511	0,171214	0,231484	0,454066	0,358189
Nusa Tenggara Timur	0,325511	0,479037	0,627168	0,667245	0,598805
Kalimantan Barat	0,315029	0,260771	0,293911	0,348786	0,296224
Kalimantan Tengah	0,398574	0,275414	0,553179	0,292524	0,346628
Kalimantan Selatan	0,366204	0,457765	0,497534	0,586166	0,382081
Kalimantan Timur	0,268478	0,499692	0,349403	0,9	0,409672
Kalimantan Utara	0,384701	0,692062	0,646744	0,369595	0,311175
Sulawesi Utara	0,298998	0,257842	0,30948	0,381002	0,354798
Sulawesi Tengah	0,33368	0,458998	0,312408	0,496455	0,498613
Sulawesi Selatan	0,265241	0,295453	0,232408	0,436339	0,488748
Sulawesi Tenggara	0,238266	0,380231	0,524509	0,746012	0,54316
Gorontalo	0,462235	0,473487	0,473487	0,889981	0,714104
Sulawesi Barat	0,462389	0,546859	0,546089	0,352331	0,668786
Maluku	0,546243	0,595568	0,504008	0,492447	0,443121
Maluku Utara	0,461773	0,605434	0,569518	0,602659	0,177996
Papua Barat	0,485973	0,38316	0,298998	0,244277	0,560578
Papua	0,356339	0,475954	0,527437	0,171214	0,350482

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil pengujian menggunakan Software

Dataset pada tabel 2 dibagi menjadi dua bagian yakni data pelatihan dan data pengujian. Pengolahan data dilakukan dengan bantuan aplikasi software RapidMiner. Pada data pelatihan, data yang digunakan adalah pertumbuhan produksi 2016-2018, seperti yang ditunjukkan berikut:

a) Data Pelatihan (*training*)

Input (X): X1 s/d X3 (data tahun pertumbuhan produksi (2015-2017))

Output (Y): Y (data tahun pertumbuhan produksi) (2018)

Tabel 3. Dataset Pelatihan

Provinsi	X1=2015	X2=2016	X3=2017	Y=2018
Aceh	0,28435	0,26987	0,55611	0,35803
Sumatera Utara	0,32597	0,39827	0,24274	0,35434
Sumatera Barat	0,26216	0,29391	0,19279	0,26848
Riau	0,18416	0,20035	0,40443	0,37484
Jambi	0,37453	0,31503	0,44559	0,33368
Sumatera Selatan	0,11218	0,36019	0,31287	0,24782
Bengkulu	0,35757	0,35249	0,39580	0,41245
Lampung	0,37222	0,33676	0,25198	0,28004
Kep. Bangka Belitung	0,15595	0,10000	0,36004	0,27079
Kep. Riau	0,43064	0,24428	0,38131	0,54563
DKI Jakarta	0,40875	0,41276	0,49383	0,56243
Jawa Barat	0,27079	0,20867	0,24921	0,25414
Jawa Tengah	0,33383	0,27264	0,18092	0,27696
DI Yogyakarta	0,29160	0,33044	0,46393	0,34277
Jawa Timur	0,32181	0,27156	0,28066	0,40027
Banten	0,26802	0,39657	0,55426	0,33584
Bali	0,44528	0,41075	0,29592	0,43649
Nusa Tenggara Barat	0,12050	0,17121	0,23148	0,45407
Nusa Tenggara Timur	0,32551	0,47904	0,62717	0,66724
Kalimantan Barat	0,31503	0,26077	0,29391	0,34879
Kalimantan Tengah	0,39857	0,27541	0,55318	0,29252
Kalimantan Selatan	0,36620	0,45776	0,49753	0,58617
Kalimantan Timur	0,26848	0,49969	0,34940	0,90000
Kalimantan Utara	0,38470	0,69206	0,64674	0,36960
Sulawesi Utara	0,29900	0,25784	0,30948	0,38100
Sulawesi Tengah	0,33368	0,45900	0,31241	0,49645
Sulawesi Selatan	0,26524	0,29545	0,23241	0,43634
Sulawesi Tenggara	0,23827	0,38023	0,52451	0,74601
Gorontalo	0,46224	0,47349	0,47349	0,88998
Sulawesi Barat	0,46239	0,54686	0,54609	0,35233
Maluku	0,54624	0,59557	0,50401	0,49245
Maluku Utara	0,46177	0,60543	0,56952	0,60266
Papua Barat	0,48597	0,38316	0,29900	0,24428
Papua	0,35634	0,47595	0,52744	0,17121

Pada data pengujian, data yang digunakan adalah pertumbuhan produksi 2017-2019, seperti yang ditunjukkan berikut:

b) Data Pelatihan (*training*)

Input (X): X1 s/d X3 (data tahun pertumbuhan produksi (2016-2018))

Output (Y): Y (data tahun pertumbuhan produksi) (2019)

Tabel 4. Dataset Pengujian

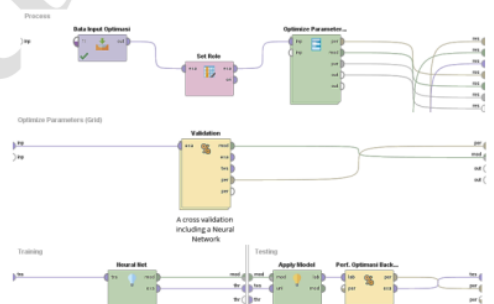
Provinsi	X1=2016	X2=2017	X3=2018	Y=2019
Aceh	0,26987	0,55611	0,35803	0,42046
Sumatera Utara	0,39827	0,24274	0,35434	0,37145
Sumatera Barat	0,29391	0,19279	0,26848	0,33661
Riau	0,20035	0,40443	0,37484	0,35618
Jambi	0,31503	0,44559	0,33368	0,28081
Sumatera Selatan	0,36019	0,31287	0,24782	0,39965
Bengkulu	0,35249	0,39580	0,41245	0,26555
Lampung	0,33676	0,25198	0,28004	0,28790
Kep. Bangka Belitung	0,10000	0,36004	0,27079	0,33923
Kep. Riau	0,24428	0,38131	0,54563	0,55688
DKI Jakarta	0,41276	0,49383	0,56243	0,36466
Jawa Barat	0,20867	0,24921	0,25414	0,36328
Jawa Tengah	0,27264	0,18092	0,27696	0,31164
DI Yogyakarta	0,33044	0,46393	0,34277	0,25368

Provinsi	X1=2016	X2=2017	X3=2018	Y=2019
Jawa Timur	0,27156	0,28066	0,40027	0,34863
Banten	0,39657	0,55426	0,33584	0,35680
Jambi	0,41075	0,29592	0,43649	0,41538
Nusa Tenggara Barat	0,17121	0,23148	0,45407	0,35819
Nusa Tenggara Timur	0,47904	0,62717	0,66724	0,59881
Kalimantan Barat	0,26077	0,29391	0,34879	0,29622
Kalimantan Tengah	0,27541	0,55318	0,29252	0,34663
Kalimantan Selatan	0,45776	0,49753	0,58617	0,38208
Kalimantan Timur	0,49969	0,34940	0,90000	0,40967
Kalimantan Utara	0,69206	0,64674	0,36960	0,31118
Sulawesi Utara	0,25784	0,30948	0,38100	0,35480
Sulawesi Tengah	0,45900	0,31241	0,49645	0,49861
Sulawesi Selatan	0,29545	0,23241	0,43634	0,48875
Sulawesi Tenggara	0,38023	0,52451	0,74601	0,54316
Gorontalo	0,47349	0,47349	0,88998	0,71410
Sulawesi Barat	0,54686	0,54609	0,35233	0,66879
Maluku	0,59557	0,50401	0,49245	0,44312
Maluku Utara	0,60543	0,56952	0,60266	0,17800
Papua Barat	0,38316	0,29900	0,24428	0,56058
Papua	0,47595	0,52744	0,17121	0,35048

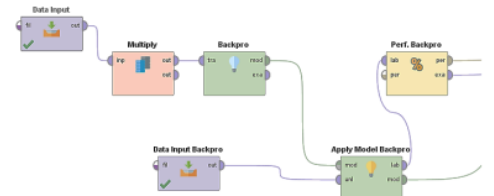
Model arsitektur yang dibuat untuk dilatih dan diuji adalah 3-2-1; 3-5-1 dan 3-7-1 dengan parameter yang digunakan:

- Learning rate : 0.01
- Epoch : 500
- Momentum : 0.9

Pada optimasi *Optimize Parameters* dengan *Cross Validation* menggunakan k-fold: 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 dengan sampling tipe adalah *linear sampling* dan *shuffled sampling*. Berikut rancangan model optimasi *optimize parameters* dengan *cross validation* pada *Back-propagation* dan *Back-propagation* tanpa optimasi.



Gambar 1. Model optimasi *Back-pro* dengan bantuan software RapidMiner



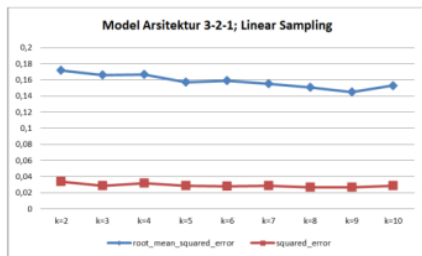
Gambar 2. Model *Back-pro* tanpa optimasi dengan bantuan software RapidMiner

Software yang digunakan untuk proses analisis data adalah software RapidMiner. Berikut hasil pelatihan dan pengujian menggunakan optimasi *optimize*

parameters dengan *cross validation* pada setiap model arsitektur:

Tabel 5. Hasil Pengujian Model arsitektur 3-2-1; *linear sampling*

K-fold	Sampling Type	Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
k=2	Linear Sampling	3-2-1	0,172	0,034
k=3	Linear Sampling	3-2-1	0,166	0,029
k=4	Linear Sampling	3-2-1	0,167	0,032
k=5	Linear Sampling	3-2-1	0,157	0,029
k=6	Linear Sampling	3-2-1	0,159	0,028
k=7	Linear Sampling	3-2-1	0,155	0,029
k=8	Linear Sampling	3-2-1	0,151	0,027
k=9	Linear Sampling	3-2-1	0,145	0,027
k=10	Linear Sampling	3-2-1	0,153	0,029
Rata-rata			0,1583	0,0293

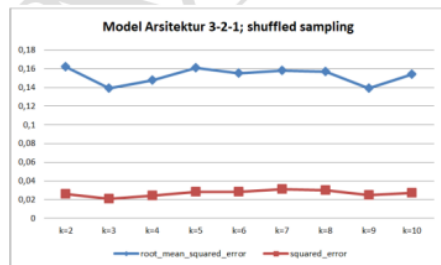


Gambar 3. Grafik pengujian model arsitektur 3-2-1; *linear Sampling*

Pada Tabel 5 dijelaskan model arsitektur 3-2-1; *sampling type= linear sampling* menggunakan *cross validation* dengan k-fold (2 sampai 10) diperoleh hasil RMSE dan SE yang berbeda. Hasil RMSE terkecil terdapat pada k-fold=9 dengan rata-rata keseluruhan RMSE dan SE adalah 0,1583 dan 0,0293.

Tabel 6. Hasil Pengujian Model arsitektur 3-2-1; *shuffled sampling*

K-fold	Sampling Type	Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
k=2	shuffled sampling	3-2-1	0,162	0,026
k=3	shuffled sampling	3-2-1	0,139	0,021
k=4	shuffled sampling	3-2-1	0,148	0,024
k=5	shuffled sampling	3-2-1	0,161	0,028
k=6	shuffled sampling	3-2-1	0,155	0,028
k=7	shuffled sampling	3-2-1	0,158	0,031
k=8	shuffled sampling	3-2-1	0,157	0,033
k=9	shuffled sampling	3-2-1	0,139	0,025
k=10	shuffled sampling	3-2-1	0,154	0,027
Rata-rata			0,1526	0,0267



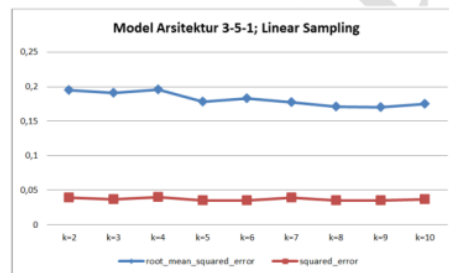
Gambar 4. Grafik pengujian model arsitektur 3-2-1; *shuffled sampling*

Pada Tabel 6 dijelaskan model arsitektur 3-2-1; *sampling type= shuffled sampling* menggunakan *cross validation* dengan k-fold (2 sampai 10)

diperoleh hasil RMSE dan SE yang berbeda. Hasil RMSE terkecil terdapat pada k-fold=2 dengan rata-rata keseluruhan RMSE dan SE adalah 0,1526 dan 0,0267.

Tabel 7. Hasil pengujian model arsitektur 3-5-1; *linear sampling*

K-fold	Sampling Type	Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
k=2	Linear Sampling	3-5-1	0,195	0,039
k=3	Linear Sampling	3-5-1	0,191	0,037
k=4	Linear Sampling	3-5-1	0,196	0,04
k=5	Linear Sampling	3-5-1	0,178	0,035
k=6	Linear Sampling	3-5-1	0,183	0,035
k=7	Linear Sampling	3-5-1	0,177	0,039
k=8	Linear Sampling	3-5-1	0,171	0,035
k=9	Linear Sampling	3-5-1	0,170	0,035
k=10	Linear Sampling	3-5-1	0,175	0,037
Rata-rata			0,1818	0,0369

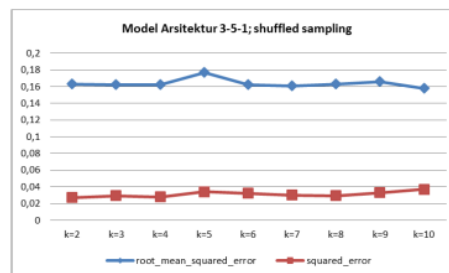


Gambar 5. Grafik pengujian model arsitektur 3-5-1; *linear Sampling*

Pada Tabel 7 dijelaskan model arsitektur 3-5-1; *sampling type= linear sampling* menggunakan *cross validation* dengan k-fold (2 sampai 10) diperoleh hasil RMSE dan SE yang berbeda. Hasil RMSE terkecil terdapat pada k-fold=9 dengan rata-rata keseluruhan RMSE dan SE adalah 0,1818 dan 0,0369.

Tabel 8. Hasil pengujian model arsitektur 3-5-1; *shuffled sampling*

K-fold	Sampling Type	Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
k=2	shuffled sampling	3-5-1	0,163	0,027
k=3	shuffled sampling	3-5-1	0,162	0,029
k=4	shuffled sampling	3-5-1	0,162	0,028
k=5	shuffled sampling	3-5-1	0,177	0,034
k=6	shuffled sampling	3-5-1	0,162	0,032
k=7	shuffled sampling	3-5-1	0,161	0,033
k=8	shuffled sampling	3-5-1	0,163	0,029
k=9	shuffled sampling	3-5-1	0,166	0,033
k=10	shuffled sampling	3-5-1	0,158	0,037
Rata-rata			0,1638	0,0310

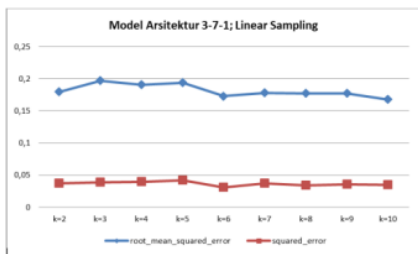


Gambar 6. Grafik pengujian model arsitektur 3-5-1; *shuffled sampling*

Pada Tabel 8 dijelaskan model arsitektur 3-5-1; *sampling type= shuffled sampling* menggunakan *cross validation* dengan k-fold (2 sampai 10) diperoleh hasil RMSE dan SE yang berbeda. Hasil RMSE terkecil terdapat pada k-fold=10 dengan rata-rata keseluruhan RMSE dan SE adalah 0,1638 dan 0,0310.

Tabel 9. Hasil pengujian model arsitektur 3-7-1; *linear sampling*

K-fold	Sampling Type	Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
k=2	Linear Sampling	3-7-1	0,18	0,037
k=3	Linear Sampling	3-7-1	0,197	0,039
k=4	Linear Sampling	3-7-1	0,191	0,04
k=5	Linear Sampling	3-7-1	0,194	0,042
k=6	Linear Sampling	3-7-1	0,173	0,031
k=7	Linear Sampling	3-7-1	0,178	0,037
k=8	Linear Sampling	3-7-1	0,177	0,034
k=9	Linear Sampling	3-7-1	0,177	0,036
k=10	Linear Sampling	3-7-1	0,168	0,035
Rata-rata			0,1819	0,0368

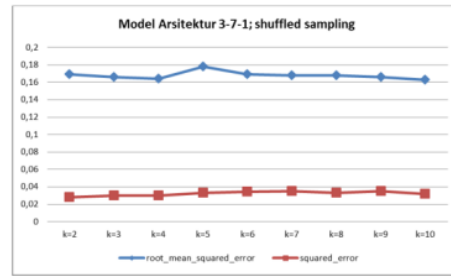


Gambar 7. Grafik pengujian model arsitektur 3-7-1; *linear sampling*

Pada Tabel 9 dijelaskan model arsitektur 3-7-1; *sampling type= linear sampling* menggunakan *cross validation* dengan k-fold (2 sampai 10) diperoleh hasil RMSE dan SE yang berbeda. Hasil RMSE terkecil terdapat pada k-fold=10 dengan rata-rata keseluruhan RMSE dan SE adalah 0,1819 dan 0,0368.

Tabel 10. Hasil pengujian model arsitektur 3-7-1; *shuffled sampling*

K-fold	Sampling Type	Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
k=2	shuffled sampling	3-7-1	0,169	0,028
k=3	shuffled sampling	3-7-1	0,166	0,03
k=4	shuffled sampling	3-7-1	0,164	0,03
k=5	shuffled sampling	3-7-1	0,178	0,033
k=6	shuffled sampling	3-7-1	0,169	0,034
k=7	shuffled sampling	3-7-1	0,168	0,035
k=8	shuffled sampling	3-7-1	0,168	0,033
k=9	shuffled sampling	3-7-1	0,166	0,035
k=10	shuffled sampling	3-7-1	0,163	0,032
Rata-rata			0,1678	0,0328



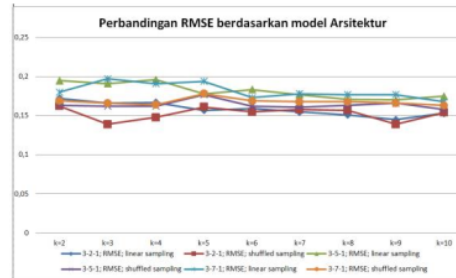
Gambar 8. Grafik pengujian model arsitektur 3-7-1; *shuffled sampling*

Pada Tabel 10 dijelaskan model arsitektur 3-7-1; *sampling type= shuffled sampling* menggunakan *cross validation* dengan k-fold (2 sampai 10) diperoleh hasil RMSE dan SE yang berbeda. Hasil RMSE terkecil terdapat pada k-fold=10 dengan rata-rata keseluruhan RMSE dan SE adalah 0,1678 dan 0,0328.

Berikut adalah perbandingan seluruh model arsitektur dengan optimasi *cross validation* menggunakan k-fold seperti yang ditunjukkan pada tabel berikut:

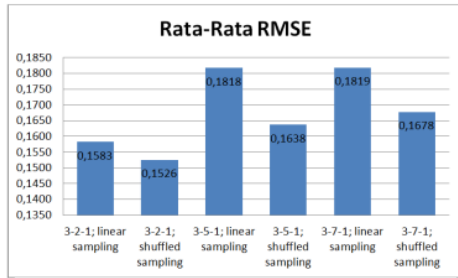
Tabel 11. Perbandingan seluruh model arsitektur

K-fold	3-2-1:		3-5-1:		3-7-1:		3-7-1:	
	linear sampling	shuffled sampling	linear sampling	shuffled sampling	linear sampling	shuffled sampling	linear sampling	shuffled sampling
k=2	0,172	0,162	0,195	0,163	0,18	0,169	0,169	0,169
k=3	0,166	0,139	0,191	0,162	0,197	0,166	0,166	0,166
k=4	0,167	0,148	0,196	0,162	0,191	0,164	0,164	0,164
k=5	0,157	0,161	0,178	0,177	0,194	0,178	0,178	0,178
k=6	0,159	0,155	0,183	0,162	0,173	0,169	0,169	0,169
k=7	0,155	0,158	0,177	0,161	0,178	0,168	0,168	0,168
k=8	0,151	0,157	0,171	0,163	0,177	0,168	0,168	0,168
k=9	0,145	0,139	0,17	0,166	0,177	0,166	0,166	0,166
k=10	0,153	0,154	0,175	0,158	0,168	0,163	0,163	0,163

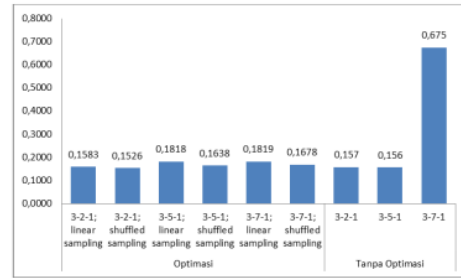


Gambar 9. Perbandingan seluruh model arsitektur

Dari Gambar 9 dijelaskan dari seluruh model yang dioptimasi, model arsitektur 3-2-1 dengan *sampling tipe: shuffled sampling* memiliki RMSE terkecil pada k-fold=3. Hal ini dibuktikan dengan mengambil rata-rata dari setiap model arsitektur dimana model arsitektur 3-2-1 dengan *sampling tipe: shuffled sampling* memiliki rata-rata RMSE yang paling baik yakni 0.1526. Berikut lengkap rata-rata RMSE setiap model arsitektur seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10. Rata-rata RMSE seluruh model arsitektur

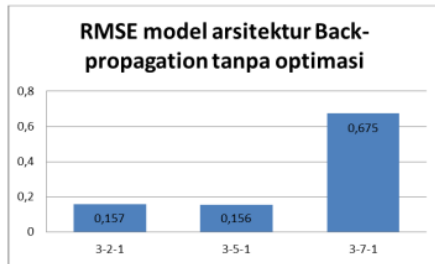


Gambar 12. Perbandingan model arsitektur *backpro* + optimasi dan tanpa optimasi

Berikut adalah hasil pengujian *back-propagation* tanpa menggunakan optimasi dengan parameter yang sama dan model arsitektur yang sama seperti yang ditunjukkan pada tabel dan gambar berikut:

Tabel 12. Hasil pengujian *backpropagation* tanpa optimasi

Model Arsitektur	RMSE	Squared Error
3-2-1	0,157	0,025
3-5-1	0,156	0,024
3-7-1	0,675	0,02

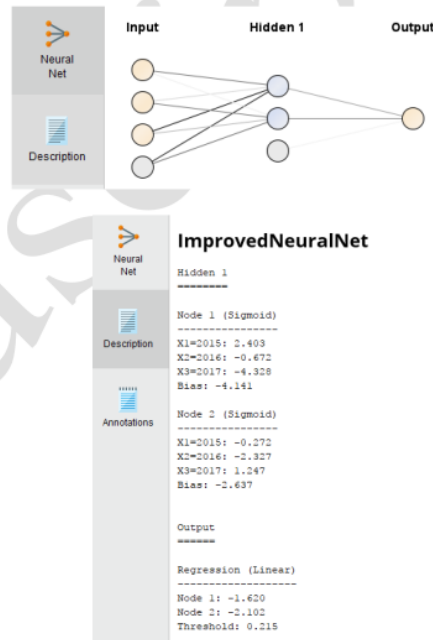


Gambar 11. RMSE model arsitektur *Backpro* tanpa optimasi

3.2. Analisa hasil pengujian:

Dari hasil percobaan yang dilakukan diperoleh hasil optimasi dengan *optimize parameters* dengan *cross validation* pada *back-propagation* terhadap prediksi pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil di Indonesia memperoleh hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode *back-propagation* tanpa optimasi. Hal tersebut dibuktikan dengan menguji tiga model arsitektur (3-2-1; 3-5-1 dan 3-7-1) pada model dengan optimasi dan tanpa optimasi. Hasil menggunakan optimasi mengungguli model *back-propagation* tanpa optimasi dengan melihat RMSE dimana diperoleh RMSE terbaik pada model arsitektur 3-2-1 dengan tipe sampling adalah *shuffled sampling*. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.1526 atau selisih 0,0034 dari model arsitektur terbaik *backpropagation* tanpa optimasi yakni 3-2-1 (0.157) seperti pada gambar berikut.

Dengan model arsitektur terbaik 3-2-1 dengan *sampling tipe: shuffled sampling* pada k-fold=3 diperoleh hasil lengkap sebagai berikut.



Gambar 13. Detail model arsitektur terbaik 3-2-1 dengan *sampling tipe: shuffled sampling* pada k-fold=3

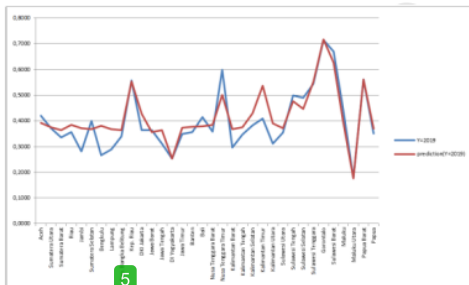
Berikut adalah hasil lengkap prediksi optimasi *optimize parameters* dengan *cross validation* dengan *back-propagation* pada pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil di Indonesia seperti yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 13. Hasil Prediksi

Y=2019	Prediction (Y=2019)	Error	Prediksi
0,4205	0,3927	0,0277	Benar
0,3714	0,3742	-0,0027	Benar
0,3366	0,3645	-0,0279	Benar
0,3562	0,3836	-0,0274	Benar
0,2808	0,3722	-0,0913	Benar
0,3997	0,3667	0,0329	Benar
0,2655	0,3804	-0,1149	Salah
0,2879	0,3670	-0,0791	Benar

Y=2019	Prediction (Y=2019)	Error	Prediksi
0,3392	0,3631	-0,0239	Benar
0,5569	0,5539	0,0030	Benar
0,3647	0,4278	-0,0631	Benar
0,3633	0,3572	0,0061	Benar
0,3116	0,3633	-0,0516	Benar
0,2537	0,2531	0,0005	Benar
0,3486	0,3731	-0,0245	Benar
0,3568	0,3775	-0,0207	Benar
0,4154	0,3796	0,0358	Benar
0,3582	0,3843	-0,0261	Benar
0,5988	0,5005	0,0983	Benar
0,2962	0,3673	-0,0711	Benar
0,3466	0,3748	-0,0282	Benar
0,3821	0,4287	-0,0467	Benar
0,4097	0,5360	-0,1263	Salah
0,3112	0,3904	-0,0792	Benar
0,3548	0,3721	-0,0173	Benar
0,4986	0,4772	0,0214	Benar
0,4887	0,4455	0,0432	Benar
0,5432	0,5508	-0,0076	Benar
0,7141	0,7161	-0,0020	Benar
0,6688	0,6258	0,0430	Benar
0,4431	0,3953	0,0478	Benar
0,1780	0,1770	0,0010	Benar
0,5606	0,5600	0,0005	Benar
0,3505	0,3697	-0,0192	Benar
			94%

Pada Tabel 13 bahwa *error* memiliki klasifikasi lebih kecil 0.09 dan lebih besar 0,001 baik + dan - maka bernilai *true*. Maka selebihnya adalah *false*. Dari hasil diperoleh prediksi mencapai 94% menggunakan optimasi. Berikut grafik perbandingan hasil prediksi dengan target seperti yang ditunjukkan pada Gambar 14 berikut.



Gambar 14. Hasil prediksi model arsitektur terbaik 3-2-1 dengan *sampling tipe: shuffled sampling* pada *k-fold=3*

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis pada *optimize parameters* dengan *cross validation* dengan *back-propagation* terhadap prediksi pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil di Indonesia bahwa model arsitektur terbaik 3-2-1 dengan tipe *samping* adalah *shuffled sampling*. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.1526 atau selisih 0,0034 dari model arsitektur terbaik *back-propagation* tanpa optimasi yakni 3-2-1 (0.157). Hasil prediksi mencapai 94 persen pada pertumbuhan produksi Industri mikro dan kecil tahun 2019.

Saran untuk pengembangan lebih lanjut adalah menggunakan nilai parameter yang lebih bervariasi pada pelatihan dan pengujian parameter agar dapat menghasilkan akurasi prediksi yang lebih baik.

Daftar Pustaka

Budiharjo, Soemartono, T., Windarto, A. P., & Herawan, T. (2018a). Predicting School Participation in Indonesia using Back-Propagation Algorithm Model. *International Journal of Control and Automation*, 11(11), 57–68.

Budiharjo, Soemartono, T., Windarto, A. P., & Herawan, T. (2018b). Predicting tuition fee payment problem using backpropagation neural network model. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 120, 85–96. <https://doi.org/10.14257/ijast.2018.120.07>

Febriadi, B., Zamzami, Z., Yunefri, Y., & Wanto, A. (2018). Bipolar function in backpropagation algorithm in predicting Indonesia's coal exports by major destination countries. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 420(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/420/1/012087>

Indragi Sijabat, P., Yuhandri, Y., Widi Nurcahyo, G., & Sindar, A. (2020). Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 11(1), 96–107. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i1.3880>

Kurniawan, F., Wibawanto, H., & Widodo, D. A. (2019). Implementasi Metode Backpropogation dengan Inisialisasi Bobot Nguyen Widrow untuk Peramalan Harga Saham. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(1), 49. <https://doi.org/10.25126/jtiik.201961904>

Lesnussa, Y. A., Mustamu, C. G., Kollambang, F., & Talakua, M. W. (2018). Application of Backpropagation Neural Networks in Predicting Rainfall Data in Ambon City. *International Journal of Artificial Intelligence Search*, 2(2). <https://doi.org/10.29099/ijair.v2i2.59>

Nikentari, N., Kurniawan, H., Ritha, N., Kurniawan, D., Maritim, U., & Ali, R. (2018). Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Pasang Surut Air Optimization of Backpropagation Artificial Neural Network With Particle Swarm Optimization To Predict Tide Level. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(5), 605–612. <https://doi.org/10.25126/jtiik2018551055>

Wanto, A. (2018). Optimasi Prediksi Dengan

Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 7(3), 370–380.

<https://doi.org/10.25077/teknosi.v3i3.2017.370-380>

Windarto, A. P., Lubis, M. R., & Solikhun, S. (2018). Implementasi JST pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum dan Konvensional dengan Backpropagation. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(4), 411. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20185467>

Windarto, A. P., Na, J., & Wanto, A. (2020). *Bagian 2 : Model Arsitektur Neural Network dengan Kombinasi K-Medoids dan Backpropagation pada kasus Pandemi COVID-19 di Indonesia*. 4, 1175–1180. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i4.2505>

Manuscript

Optimasi Optimize Parameters dengan Cross Validation pada Machine Learning dengan Neural Back-propagation

ORIGINALITY REPORT

13%

SIMILARITY INDEX

13%

INTERNET SOURCES

7%

PUBLICATIONS

7%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Negeri Surabaya The State University of Surabaya Student Paper	3%
2	jtiik.ub.ac.id Internet Source	2%
3	doku.pub Internet Source	1%
4	repository.syekh Nurjati.ac.id Internet Source	1%
5	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id Internet Source	1%
6	archive.org Internet Source	1%
7	Submitted to Universitas Putera Indonesia YPTK Padang Student Paper	1%
8	journal.unilak.ac.id Internet Source	1%

9	www.bps.go.id Internet Source	1%
10	id.scribd.com Internet Source	<1%
11	ijair.id Internet Source	<1%
12	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	<1%
13	www.ojs.uma.ac.id Internet Source	<1%
14	doaj.org Internet Source	<1%
15	www.repository.trisakti.ac.id Internet Source	<1%
16	www.sabiia.cnptia.embrapa.br Internet Source	<1%
17	Yuli Andriani, Hotmalina Silitonga, Anjar Wanto. "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia", Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi, 2018 Publication	<1%
18	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	<1%

19

issuu.com

Internet Source

<1%

20

Barany Fachri, Agus Perdana Windarto, Ikhsan Parinduri. "Penerapan Backpropagation dan Analisis Sensitivitas pada Prediksi Indikator Terpenting Perusahaan Listrik", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2019

Publication

<1%

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography Off