

Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation

Ayu Artika Fardhani¹, Desi Insani Natalia Simanjuntak², Anjar Wanto^{3*}

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar
Jln. Sudirman Blok A No. 1, 2 dan 3 Pematangsiantar, Sumatera Utara - INDONESIA

¹ayuartika7@gmail.com, ²desisimanjuntak297@gmail.com

^{3*}anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id

Abstrak— Beras merupakan makanan pokok yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Tingginya kebutuhan pangan terutama beras memaksa pemerintah dan penduduk untuk menerima tingginya harga eceran beras. Tujuan penulis melakukan penelitian ini untuk memprediksi harga eceran beras terhitung 2017-2020 dengan menggunakan algoritma backpropagation. Dalam penggunaannya algoritma backpropagation ini sangat baik untuk melakukan tugas prediksi dengan tingkat kesalahan yang cukup rendah. Data pada penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Penelitian ini menggunakan 5 arsitektur antara lain : 4-25-1, 4-35-1, 4-40-1, 4-42-1, 4-45-1 dengan learning rate 0,09. Dari ke 5 Arsitektur ini, arsitektur terbaiknya adalah 4-45-1 dengan tingkat akurasi sebesar 88%, epoch 12718 iterasi dan waktu 1 menit 14 detik.

Kata kunci— Prediksi, Harga, Beras, Indonesia, Backpropagation.

Abstract— Rice is the staple food most consumed by the people of Indonesia. The high demand for food, especially rice, forced the government and residents to accept the high retail price of rice. The purpose of the authors to do this research to predict the retail price of rice counted 2017-2020 using backpropagation algorithm. In its use the backpropagation algorithm is excellent for performing prediction tasks with a fairly low error rate. The data in this study were obtained from the Indonesian Central Bureau of Statistics (BPS). This study uses 5 architectures, among others: 4-25-1, 4-35-1, 4-40-1, 4-42-1, 4-45-1. From the 5th Architecture, the best architecture is 4-45-1 with an accuracy of 88%, epoch 12718 iteration and 1 minute 14 seconds.

Keywords— Prediction, Price, Rice, Indonesia, Backpropagation.

I. PENDAHULUAN

Beras merupakan makanan pokok yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Beras adalah komoditas yang memberikan kontribusi terbesar pada garis kemiskinan, baik di perkotaan maupun dipedesaan [1]. Semakin bertambah penduduk di Indonesia, kebutuhan beras juga semakin bertambah. Namun harga beras yang beredar di pasaran terus melonjak sehingga banyak pedagang yang menjual beras dengan kualitas yang kurang baik. Masih banyak konsumen yang belum mengetahui bagaimana cara membedakan beras dengan kualitas yang baik atau kualitas rendah, dan mereka tidak peduli dengan beras yang mereka konsumsi [2].

Oleh karena itu salah satu cara untuk menekan Harga eceran adalah dengan melakukan prediksi atau peramalan terhadap tingkat harga beras pada tiap Kota di 33 Di Indonesia untuk yang akan datang. Dengan demikian pihak Pemerintah Kota provinsi akan mampu menentukan kebijakan sedini mungkin, dengan menerapkan langkah-langkah yang dianggap tepat dalam mengatasi harga eceran beras. Akan tetapi proses prediksi tidak lah mudah, dibutuhkan model dasar dan data rangkaian waktu dari masalah-masalah tersebut, yang umumnya rumit dengan cara estimasi keakuratan yang tidak

mudah dicapai, sehingga membutuhkan teknik yang lebih maju. Salah satu teknik yang baik digunakan adalah metode backpropagation. Diharapkan dengan adanya penggunaan metode ini maka akan didapatkan hasil prediksi seperti yang diinginkan, apalagi Backpropagation telah banyak dan berhasil diterapkan dalam beragam aplikasi, seperti pengenalan pola, pemilihan lokasi dan evaluasi kinerja. Dalam menghasilkan algoritma yang bagus pemilihan parameter haruslah tepat [3][4].

Pada penelitian sebelumnya, [5] telah dilakukan penelitian untuk memprediksi harga beras di kota Bitung menggunakan model *Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR)* Orde 1. Penelitian ini menghasilkan penaksiran harga beras untuk tiap bulannya. Sedangkan [6], melakukan penelitian untuk memprediksi harga komoditas pertanian menggunakan Elman Recurrent Neural Network. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah prediksi harga komoditas pertanian dengan akurasi diatas 75%. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya penulis akan melakukan penelitian untuk memprediksi harga eceran beras di pasar tradisional di 33 kota di Indonesia menggunakan algoritma backpropagation dengan tingkat keakuratan sebesar 88%.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari BPS Indonesia dari tahun 2011-2016.

B. Algoritma Backpropagation

Algoritma Backpropagation (BP) merupakan salah satu algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang terkenal dan ekstensif yang sering digunakan untuk prediksi dan perkiraan waktu, yang juga menentukan hasil untuk fungsi non-linear. Algoritma backpropagation digunakan untuk latihan [7][8]. Pada algoritma ini sistem pemrosesan informasi mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia [9][10]. Representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut sehingga tercipta sebagai suatu generalisasi model matematika dari pemahaman manusia (*human cognition*) yang didasarkan atas asumsi pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron [11]. Dalam backpropagation, fungsi aktivasi menggunakan beberapa kondisi yaitu, terus-menerus, kemudahan perbedaan dan fungsi tidak menurun [12]. Metode pelatihan backpropagation melibatkan feedforward dari pola pelatihan input, perhitungan dan backpropagation dari kesalahan dan penyesuaian bobot dalam sinapsis [13]. Ciri khas *backpropagation* melibatkan tiga lapisan : lapisan *input*, dimana data diperkenalkan ke jaringan; *hidden layer*, dimana data diproses; dan lapisan *output*, di mana hasil dari masukan yang diberikan oleh lapisan input [14].

C. Beras

Beras merupakan makanan pokok bagi sebagian besar masyarakat Indonesia. Konsumsi beras masyarakat Indonesia semakin meningkat setiap tahunnya seiring dengan meningkatnya jumlah penduduk Indonesia. Kebutuhan beras nasional tidak terpenuhi oleh produksi beras dalam negeri karena itu kita masih selalu mengimpor beras. Namun demikian, di lain pihak, harga beras sangat ditentukan pemerintah dan tidak dinamis seperti halnya tanaman hortikultur atau perkebunan sehingga umumnya petani padi sering merugi. Tanpa perubahan tata niaga beras dan pengurangan campur tangan pemerintah, agribisnis padi akan tetap tidak banyak diperhitungkan dan diminati oleh investor di bidang pertanian [15].

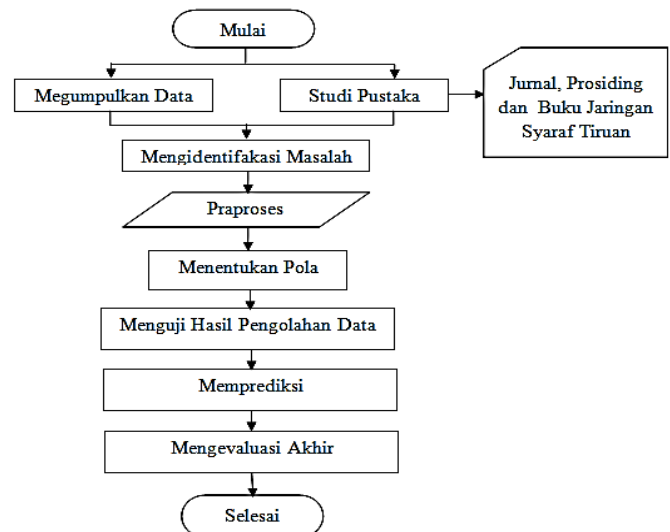
D. Prediksi

Prediksi merupakan usaha menduga atau memperkirakan sesuatu yang akan terjadi di waktu

mendatang dengan memanfaatkan berbagai informasi yang relevan pada waktu-waktu sebelumnya (historis) melalui suatu metode ilmiah [16][17]. Prediksi digunakan untuk menentukan urutan proses yang akan dilakukan system terhadap data yang telah dimasukkan sehingga diperoleh keluaran yang diinginkan [18][19].

E. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka penelitian kerja yang digunakan dalam menyelesaikan masalah penelitian ini antara lain:



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Berdasarkan kerangka kerja pada gambar diatas maka masing-masing langkah dapat diuraikan sebagai berikut :

- 1) *Mengumpulkan Data* : Pada tahap ini, data diperoleh dari dari Berita Resmi Statistik (BSR) yang rutin diterbitkan secara bulanan Oleh Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia.
- 2) *Studi Pustaka* : Kegiatan untuk mengumpulkan informasi yang relevan dengan topik atau masalah yang menjadi objek penelitian, informasi tersebut dapat diperoleh dari buku buku, karya ilmiah, jurnal, tesis, internet, dan sumber sumber lain. Dengan melakukan studi pustaka, peneliti dapat memanfaatkan semua informasi dan pemikiran-pemikiran yang relevan dengan penelitiannya .
- 3) *Mengidentifikasi Masalah* : Pada tahap ini, bias dikatakan paling penting dari proses lain. Masalah penelitian akan menentukan apakah sebuah penelitian bias disebut penelitian atau tidak, masalah penelitian secara umum bisa kita temukan lewat studi literature atau lewat pengamatan lapangan (observasi, survey dan lain-lain).
- 4) *Proses* : Tahapan yang dikerjakan adalah dengan melakukan perubahan terhadap beberapa tipe data pada atribut dataset dengan tujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap isi record, juga melakukan seleksi dengan memperhatikan konsistensi data, missing value dan redundant pada data.

- 5) *Menentukan Model* : Hasil dari tahap ini adalah beberapa model jaringan saraf tiruan dengan metode Backpropagation untuk menentukan pola.
- 6) *Menguji Hasil Pengolahan Data* : Setelah proses penentuan model selesai, maka dilakukan tahapan uji coba terhadap hasil pengolahan data dengan menggunakan Software Matlab R2011b (7.13)
- 7) *Memprediksi* : Prediksi dilakukan untuk membandingkan jumlah dengan model Jaringan Saraf Tiruan dengan metode Backpropagation yang paling akurat.
- 8) *Mengevaluasi Akhir* : Mengevaluasi akhir dilakukan untuk mengetahui apakah testing hasil pengolahan data sesuai dengan yang diharapkan.

F. Data Yang Digunakan

Berdasarkan tabel 1 dapat dijabarkan bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah rata-rata harga eceran beras dipasar Tradisional Di 33 Kota di Indonesia tahun 2011-2016.. Sedangkan data testing yang akan digunakan adalah data tahun 2012-2015 dengan target 2016.

TABEL I
HARGA ECERAN BERAS DI PASAR TRADISIONAL 33 KOTA INDONESIA

Kota	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Banda Aceh	3247,31	3606,16	3075,62	3330,47	3735,41	10244,09
Medan	7725,61	8601,97	9171,82	9574,73	10146,74	10547,87
Padang	9878,17	9620,26	9558,50	11712,50	12258,02	12789,53
Pekanbaru	9600,82	9601,14	9886,08	11171,72	11711,67	12270,42
Tanjung Pinang	3031,48	3786,41	10321,85	11365,26	12424,87	10573,25
Jambi	7631,13	3710,00	9159,88	9683,54	10335,91	9644,11
Palembang	7643,67	3407,40	3676,74	3876,55	3644,30	10370,57
Pangkal Pinang	7667,32	3898,21	3291,09	3528,82	10751,58	9966,58
Bengkulu	7556,16	3116,50	3401,98	3696,08	10419,91	11416,46
Bdr Lampung	10574,74	3754,79	3974,06	3817,36	10200,47	13767,38
Jakarta	9929,83	9037,23	9447,22	10027,05	11732,98	12413,75
Bandung	7639,10	3405,67	3571,61	3018,31	10695,56	11231,04
Serang	7761,37	7708,31	7931,05	3151,26	3151,21	10379,40
Semarang	7183,22	3398,18	3791,97	3187,41	3902,22	3872,40
Yogyakarta	7798,90	7902,48	3383,10	3062,10	3771,84	10249,07
Surabaya	5493,79	3335,03	3794,77	3209,61	10132,20	9553,36
Denpasar	3332,57	3647,23	3044,05	3315,86	10378,28	10580,99
Mataram	5609,87	7704,52	7776,14	3576,47	3608,00	3720,53
Kupang	3058,16	3435,67	3921,70	3127,71	3999,64	11084,87
Pontianak	3116,78	3828,72	10326,79	10814,36	12012,61	12477,20
Palangkaraya	10882,96	11006,28	10742,08	12421,42	14727,73	13813,61
Banjarmasin	3343,89	10127,24	3960,22	11272,31	12533,07	12910,90
Samarinda	3056,50	3053,94	3563,21	11088,35	11429,31	11248,34
Manado	7677,71	3706,13	3901,29	3223,42	10470,17	11665,84
Gorontalo	7014,97	3237,56	3398,00	3620,03	3362,14	10358,26
Palu	5503,52	7958,49	7949,16	3266,71	3446,11	3924,58
Makassar	5706,13	7501,46	7565,25	7690,31	3040,99	10666,58
Mamuju	7613,73	7489,85	7876,03	3107,55	3826,79	10773,81
Kendari	5889,85	3186,44	3283,12	3446,03	3937,78	3551,98
Ambon	3394,32	3981,29	3381,29	10292,05	11440,15	11818,78
Ternate	3785,25	3462,62	3757,00	10447,98	11727,36	12030,75
Jayapura	7551,39	10205,05	10325,14	11295,57	12393,81	12376,07
Manokwari	3284,97	3137,30	10013,37	10686,52	11188,78	12965,26

G. Normalisasi Data

Data mentah (data awal) yang telah dikumpulkan harus terlebih dahulu dinormalisasi dengan fungsi Sigmoid. Artinya data yang dinormalisasi nanti nya akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1 (Tidak boleh 0 dan 1, apalagi lebih dari itu), karena hal itu

sudah merupakan ketentuan dari normalisasi. Normalisasi data dilakukan dengan menggunakan persamaan :

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \tag{1}$$

Keterangan : (x' = Normalisasi data, x = Data yang akan dinormalisasi, a = Data terendah, b = Data tertinggi)

Berdasarkan Tabel II dapat dijelaskan bahwa data training yang akan digunakan adalah data tahun 2011-2014 dengan target tahun 2015

TABEL II
DATA TRAINING (TAHUN 2011-2014) / TARGET TAHUN 2015

Kota	2011	2012	2013	2014	Target
Banda Aceh	8247,31	8606,16	9075,62	9330,47	9735,41
Medan	7725,61	8601,97	9171,82	9574,73	10146,74
Padang	9878,17	9620,26	9558,50	11712,50	12258,02
Pekanbaru	9600,82	9601,14	9886,08	11171,72	11711,67
Tanjung Pinang	8031,48	9786,41	10321,85	11365,26	12424,87
Jambi	7631,13	8710,00	9159,88	9683,54	10335,91
Palembang	7643,67	8407,40	8676,74	8876,55	9644,30
Pangkal Pinang	7667,32	8898,21	9291,09	9528,82	10751,58
Bengkulu	7556,16	8116,50	8401,98	9696,08	10419,91
Bdr Lampung	10574,74	8754,79	8974,06	9817,36	10200,47
Jakarta	9929,83	9037,23	9447,22	10027,05	11732,98
Bandung	7639,10	8405,67	8571,61	9018,31	10695,56
Serang	7761,37	7708,31	7931,05	8151,26	9151,21
Semarang	7183,22	3398,18	3791,97	3187,41	3902,22
Yogyakarta	7798,90	7902,48	3383,10	3062,10	3771,84
Surabaya	5493,79	3335,03	3794,77	3209,61	10132,20
Denpasar	3332,57	3647,23	3044,05	3315,86	10378,28
Mataram	5609,87	7704,52	7776,14	3576,47	3608,00
Kupang	3058,16	3435,67	3921,70	3127,71	3999,64
Pontianak	3116,78	3828,72	10326,79	10814,36	12012,61
Palangkaraya	10882,96	11006,28	10742,08	12421,42	14727,73
Banjarmasin	3343,89	10127,24	3960,22	11272,31	12533,07
Samarinda	3056,50	3053,94	3563,21	11088,35	11429,31
Manado	7677,71	3706,13	3901,29	3223,42	10470,17
Gorontalo	7014,97	3237,56	3398,00	3620,03	3362,14
Palu	5503,52	7958,49	7949,16	3266,71	3446,11
Makassar	5706,13	7501,46	7565,25	7690,31	3040,99
Mamuju	7613,73	7489,85	7876,03	3107,55	3826,79
Kendari	5889,85	3186,44	3283,12	3446,03	3937,78
Ambon	3394,32	3981,29	3381,29	10292,05	11440,15
Ternate	3785,25	3462,62	3757,00	10447,98	11727,36
Jayapura	7551,39	10205,05	10325,14	11295,57	12393,81
Manokwari	3284,97	3137,30	10013,37	10686,52	11188,78

Tabel III merupakan hasil normalisasi data training yang berasal dari tabel II menggunakan rumus persamaan (1) yang ditunjukkan dengan hasil 5 desimal dibelakang koma.

TABEL III
NORMALISASI DATA TRAINING (TAHUN 2011-2014) / TARGET TAHUN 2015

Kota	2011	2012	2013	2014	Target
Banda Aceh	0,27037	0,30524	0,35085	0,37561	0,41495
Medan	0,21968	0,30483	0,36019	0,39934	0,45492
Padang	0,42882	0,40376	0,39776	0,60704	0,66005
Pekanbaru	0,40188	0,40191	0,42959	0,55450	0,60696
Tanjung Pinang	0,24940	0,41991	0,47193	0,57331	0,67626
Jambi	0,21050	0,31532	0,35903	0,40991	0,47330
Palembang	0,21172	0,28592	0,31209	0,33151	0,40610

Kota	2011	2012	2013	2014	Target
Pangkal Pinang	0,21402	0,33361	0,37178	0,39488	0,51368
Bengkulu	0,20322	0,25766	0,28540	0,41113	0,48146
Bdr Lampung	0,49650	0,31968	0,34098	0,42291	0,46014
Jakarta	0,43384	0,34712	0,38695	0,44329	0,60903
Bandung	0,21128	0,28576	0,30188	0,34528	0,50824
Serang	0,22316	0,21800	0,23964	0,26104	0,35819
Semarang	0,16698	0,28503	0,32329	0,36171	0,43116
Yogyakarta	0,22680	0,23687	0,28356	0,34953	0,41849
Surabaya	0,10000	0,27889	0,32356	0,36387	0,45350
Denpasar	0,27865	0,30923	0,34778	0,37419	0,47741
Mataram	0,11128	0,21763	0,22459	0,30235	0,40257
Kupang	0,25199	0,28867	0,33589	0,35591	0,44062
Pontianak	0,35485	0,42402	0,47241	0,51978	0,63620
Palangkaraya	0,52645	0,53843	0,51276	0,67592	0,90000
Banjarmasin	0,37691	0,45302	0,43679	0,56428	0,68677
Samarinda	0,25183	0,34874	0,39822	0,54640	0,57953
Manado	0,21503	0,31495	0,33391	0,36521	0,48634
Gorontalo	0,15064	0,26942	0,28501	0,30658	0,37869
Palu	0,10095	0,24231	0,24140	0,27225	0,38684
Makassar	0,12063	0,19790	0,20410	0,21625	0,34748
Mamuju	0,20881	0,19678	0,23430	0,25679	0,32667
Kendari	0,13848	0,26446	0,27385	0,28968	0,43461
Ambon	0,28465	0,34168	0,38055	0,46903	0,58058
Ternate	0,32264	0,38845	0,41705	0,48418	0,60849
Jayapura	0,20276	0,46058	0,47225	0,56654	0,67324
Manokwari	0,37119	0,35684	0,44196	0,50736	0,55616

Berdasarkan Tabel IV dapat dijelaskan bahwa data testing yang akan digunakan adalah data tahun 2012-2015 dengan target tahun 2016.

TABEL IV
DATA TESTING (TAHUN 2012-2015) / TARGET TAHUN 2016

Kota	2012	2013	2014	2015	Target
Banda Aceh	8606,16	9075,62	9330,47	9735,41	10244,09
Medan	8601,97	9171,82	9574,73	10146,74	10547,87
Padang	9620,26	9558,50	11712,50	12258,02	12789,53
Pekanbaru	9601,14	9886,08	11171,72	11711,67	12270,42
Tanjung Pinang	9786,41	10321,85	11365,26	12424,87	10573,25
Jambi	8710,00	9159,88	9683,54	10335,91	9644,11
Palembang	8407,40	8676,74	8876,55	9644,30	10370,57
Pangkal Pinang	8898,21	9291,09	9528,82	10751,58	9966,58
Bengkulu	8116,50	8401,98	9696,08	10419,91	11416,46
Bdr Lampung	8754,79	8974,06	9817,36	10200,47	13767,38
Jakarta	9037,23	9447,22	10027,05	11732,98	12413,75
Bandung	8405,67	8571,61	9018,31	10695,56	11231,04
Serang	7708,31	7931,05	8151,26	9151,21	10379,40
Semarang	8398,18	8791,97	9187,41	9902,22	9872,40
Yogyakarta	7902,48	8383,10	9062,10	9771,84	10249,07
Surabaya	8335,03	8794,77	9209,61	10132,20	9553,36
Denpasar	8647,23	9044,05	9315,86	10378,28	10580,99
Mataram	7704,52	7776,14	8576,47	9608,00	9720,53
Kupang	8435,67	8921,70	9127,71	9999,64	11084,87

Kota	2012	2013	2014	2015	Target
Pontianak	9828,72	10326,79	10814,36	12012,61	12477,20
Palangkaraya	11006,28	10742,08	12421,42	14727,73	13813,61
Banjarmasin	10127,24	9960,22	11272,31	12533,07	12910,90
Samarinda	9053,94	9563,21	11088,35	11429,31	11248,34
Manado	8706,13	8901,29	9223,42	10470,17	11665,84
Gorontalo	8237,56	8398,00	8620,03	9362,14	10358,26
Palu	7958,49	7949,16	8266,71	9446,11	9924,58
Makassar	7501,46	7565,25	7690,31	9040,99	10666,58
Mamuju	7489,85	7876,03	8107,55	8826,79	10773,81
Kendari	8186,44	8283,12	8446,03	9937,78	9551,98
Ambon	8981,29	9381,29	10292,05	11440,15	11818,78
Ternate	9462,62	9757,00	10447,98	11727,36	12030,75
Jayapura	10205,05	10325,14	11295,57	12393,81	12376,07
Manokwari	9137,30	10013,37	10686,52	11188,78	12965,26

Tabel V merupakan hasil normalisasi data testing yang berasal dari tabel IV menggunakan rumus persamaan (1) yang ditunjukkan dengan hasil 5 desimal dibelakang koma.

TABEL V
NORMALISASI DATA TESTING (TAHUN 2012-2015) / TARGET TAHUN 2016

Kota	2012	2013	2014	2015	Target
Banda Aceh	0,22339	0,27527	0,30344	0,34820	0,40443
Medan	0,22292	0,28591	0,33044	0,39366	0,43800
Padang	0,33547	0,32865	0,56673	0,62702	0,68577
Pekanbaru	0,33336	0,36485	0,50696	0,56664	0,62839
Tanjung Pinang	0,35384	0,41302	0,52835	0,64547	0,44081
Jambi	0,23486	0,28459	0,34247	0,41457	0,33811
Palembang	0,20142	0,23119	0,25327	0,33813	0,41840
Pangkal Pinang	0,25567	0,29909	0,32537	0,46052	0,37375
Bengkulu	0,16926	0,20082	0,34385	0,42386	0,53401
Bdr Lampung	0,23981	0,26405	0,35726	0,39960	0,79385
Jakarta	0,27103	0,31635	0,38044	0,56899	0,64424
Bandung	0,20123	0,21957	0,26894	0,45433	0,51351
Serang	0,12415	0,14877	0,17311	0,28363	0,41938
Semarang	0,20040	0,24392	0,28763	0,36664	0,36334
Yogyakarta	0,14561	0,19873	0,27378	0,35223	0,40498
Surabaya	0,19342	0,24423	0,29008	0,39206	0,32808
Denpasar	0,22792	0,27179	0,30183	0,41926	0,44166
Mataram	0,12373	0,13164	0,22010	0,33412	0,34656
Kupang	0,20454	0,25826	0,28103	0,37741	0,49736
Pontianak	0,35851	0,41357	0,46746	0,59990	0,65125
Palangkaraya	0,48867	0,45947	0,64508	0,90000	0,79896
Banjarmasin	0,39151	0,37305	0,51807	0,65743	0,69919
Samarinda	0,27288	0,32917	0,49774	0,53543	0,51542
Manado	0,23443	0,25601	0,29161	0,42941	0,56157
Gorontalo	0,18264	0,20038	0,22492	0,30694	0,41704
Palu	0,15180	0,15077	0,18587	0,31622	0,36911

Kota	2012	2013	2014	2015	Target
Makassar	0,10128	0,10833	0,12216	0,27145	0,45112
Mamuju	0,10000	0,14268	0,16827	0,24777	0,46297
Kendari	0,17699	0,18768	0,20569	0,37057	0,32793
Ambon	0,26485	0,30906	0,40973	0,53663	0,57847
Ternate	0,31805	0,35059	0,42696	0,56837	0,60190
Jayapura	0,40011	0,41338	0,52064	0,64203	0,64007
Manokwari	0,28209	0,37892	0,45333	0,50884	0,70519

No	Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE	Akurasi
3	4-40-1	9797	0:55	0,8607529345	58
4	4-42-1	12840	1:14	0,1467311882	70
5	4-45-1	12718	1:14	0,2662044548	88

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum Training dilakukan, terlebih dahulu ditentukan nilai parameter yang diinginkan guna memperoleh hasil yang optimal, Parameter-parameter yang digunakan secara umum pada aplikasi Matlab untuk training dan testing dapat dilihat pada kode berikut :

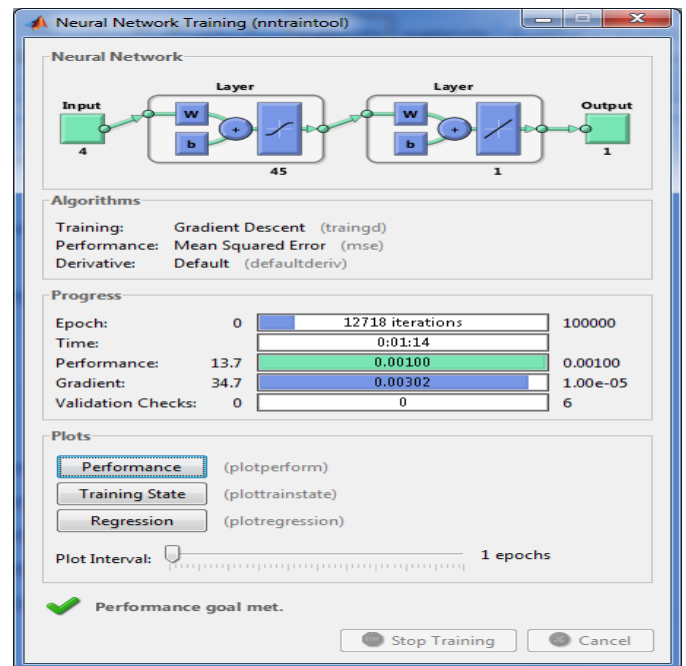
```
>> net=newff(minmax(P),[Hiden,Hidden,Target],{'tansig',
'purelin','tansig'},'traingd');
>> net,IW{1,1};
>> net,b{1};
>> net,LW{2,1};
>> net,b{2};
>> net,LW{3,2};
>> net,trainparam,epochs=100000;
>> net,trainparam,LR=0,09;
>> net,trainParam,goal = 0,001;
>> net,trainParam,show = 1000;
>> net,b{3};
>> net=train(net,P,T);
```

Penelitian ini menggunakan 5 arsitektur. Antara lain 4-25-1, 4-35-1, 4-40-1, 4-42-1 dan 4-45-1. Berdasarkan model arsitektur 4-25-1 dapat dijabarkan bahwa 4 merupakan data input layer, 25 merupakan data hidden layer dan 1 merupakan data output layer. Begitu pula halnya dengan keterangan model arsitektur yang lain.

Pada tabel VI dapat dilihat perbandingan dari 5 model arsitektur jaringan yang digunakan. Dari ke 5 model arsitektur ini, tingkat Epoch dan waktu diperoleh dengan menggunakan aplikasi Matlab, sedangkan MSE dan Akurasi dari masing-masing model arsitektur diperoleh dengan menggunakan perhitungan pada Microsoft Excel. Sehingga penulis berkesimpulan dari ke 5 model arsitektur ini diperoleh model arsitektur terbaik menggunakan 4-45-1.

TABEL VI
PERBANDINGAN HASIL 5 MODEL ARSITEKTUR DENGAN BACKPROPAGATION

No	Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE	Akurasi
1	4-25-1	23224	2:13	0,1437404479	67
2	4-35-1	20795	1:57	0,1265954418	73



Gambar 2. Hasil Terbaik dengan Arsitektur 4-55-1

Dari gambar 2 dapat dijelaskan bahwa model arsitektur terbaik adalah 4-45-1 dengan Epoch sebesar 12718 iterasi dan waktu 01:14 detik.

Pada tabel VII dapat dilihat hasil prediksi harga eceran beras di pasar tradisional di 33 kota di Indonesia untuk 4 tahun yang akan datang, yakni tahun 2017-2020. Hasil ini diperoleh dari perhitungan dengan model arsitektur terbaik (4-45-1) menggunakan aplikasi Matlab dan Microsoft Excel.

TABEL VI
HASIL PREDIKSI HARGA ECERAN BERAS DI PASAR TRADISIONAL DI INDONESIA

Kota	2017	2018	2019	2020
Banda Aceh	11338,67	8247,26	10078,10	7288,78
Medan	11019,05	8210,50	9784,57	6903,63
Padang	12673,62	9709,41	11061,82	8369,06
Pekanbaru	12376,91	9328,10	10968,00	7917,53
Tanjung Pinang	11365,30	8845,29	9909,66	7288,23
Jambi	11358,91	8474,95	9937,09	7349,13
Palembang	11082,97	7968,55	9478,43	6838,34
Pangkal Pinang	10999,87	7845,11	9381,86	6615,59
Bengkulu	11825,56	8864,49	10310,72	7398,51
Bandar Lampung	12944,77	9759,88	11342,73	8396,50
Jakarta	12405,67	9425,76	11129,85	8316,39

Kota	2017	2018	2019	2020
Bandung	11738,20	8865,59	10387,53	7499,46
Serang	11270,48	8234,10	9912,95	7181,24
Semarang	11351,99	8272,50	9733,55	7335,41
Yogyakarta	11052,61	8248,36	9815,84	7238,30
Surabaya	11214,55	8364,13	9800,48	7123,09
Denpasar	11261,96	8426,12	9562,92	7355,16
Mataram	10895,46	7751,29	9194,23	6870,71
Kupang	11079,77	8105,71	9805,42	7302,49
Pontianak	12479,72	9631,50	11156,73	8188,01
Palangkaraya	13275,58	10331,02	11688,37	8635,16
Banjarmasin	12740,74	9802,68	11251,10	8134,79
Samarinda	11769,63	8826,09	10396,31	7813,28
Manado	12077,00	8811,27	10433,62	7829,19
Gorontalo	11302,98	8268,11	9446,06	7256,41
Palu	11006,26	7954,29	9672,65	6924,48
Makassar	11406,32	8450,81	9875,65	7547,74
Mamuju	11488,89	8561,09	10210,87	7271,77
Kendari	10734,05	7681,61	9578,83	7385,34
Ambon	12129,20	9124,00	10414,96	7763,36
Ternate	12234,14	9267,75	10515,92	7716,72
Jayapura	12432,31	8885,89	10684,90	7856,63
Manokwari	12766,85	9789,51	11060,17	8132,60

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini antara lain :

- Dengan model arsitektur 4-45-1 dan learning rate 0.09, dapat melakukan prediksi dengan akurasi 88%.
- Dengan melihat hasil pengujian, dapat diambil kesimpulan bahwa terjadi kecepatan dan hasil akurasi yang bervariasi pada 5 percobaan disetiap pengujian yang dilakukan.
- Diharapkan dengan hasil ini, maka pemerintah mampu membuat kebijakan untuk menekan harga beras dipasar tradisional di 33 kota di Indonesia, agar tidak terlalu mahal dan memberatkan masyarakat.

REFERENSI

- [1] M. Z. Abidin, "Dampak Kebijakan Impor Beras Dan Ketahanan Pangan Dalam Perspektif Kesejahteraan Sosial," pp. 213–230, 2015.
- [2] A. Aprilia *et al.*, "Identifikasi Kualitas Beras dengan Citra Digital," no. October 2016, 2015.
- [3] A. Wanto, M. Zarlis, Sawaluddin, D. Hartama, J. T. Hardinata, and H. F. Silaban, "Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves In The Predicting Process," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 930, no. 1, pp. 1–7, 2017.
- [4] A. Wanto, "Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 370–380, 2018.
- [5] Y. M. A. Latupeirissa, N. Nainggolan, and T. Manurung, "Model Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Orde 1 dan Penerapannya pada Prediksi Harga Beras di Kota Bitung , Kabupaten Minahasa dan Kabupaten Minahasa Selatan," *Jurnal Matematika dan Aplikasi (d'Cartesian)*, vol. 3, no. 1, pp. 43–49, 2014.
- [6] S. Nanggala, D. Saepuddin, and F. Nhita, "Analisis dan Implementasi Elman Recurrent Neural Network untuk Prediksi Harga Komoditas Pertanian," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 1253–1261, 2016.
- [7] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
- [8] A. Wanto, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau," *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 5, no. 1, pp. 61–74, 2018.
- [9] A. Jumarwanto, R. Hartanto, and D. Prastiyanto, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Penyakit THT Di Rumah Sakit Mardi Rahayu Kudus," *Jurnal Teknik Elektro*, vol. 1, no. 1, pp. 11–21, 2009.
- [10] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, "Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
- [11] Y. A. Lesnussa, S. Latuconsina, and E. R. Persulesy, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus : Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon)," *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 11, no. 2, pp. 149–160, 2015.
- [12] A. Wanto, A. P. Windarto, D. Hartama, and I. Parlina, "Use of Binary Sigmoid Function And Linear Identity In Artificial Neural Networks For Forecasting Population Density," *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 43–54, 2017.
- [13] A. Wanto *et al.*, "Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction," *3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology*, pp. 1–9, 2018.
- [14] A. Wanto and A. P. Windarto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika*, vol. 2, no. 2, 2017.
- [15] J. K. H. S. No and J. Barat, "Analisis produksi beras di indonesia," no. 9, pp. 245–251.
- [16] A. Wanto *et al.*, "Levenberg-Marquardt Algorithm Combined with Bipolar Sigmoid Function to Measure Open Unemployment Rate in Indonesia," in *3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology*, 2018, pp. 1–7.
- [17] M. A. P. Hutabarat, M. Julham, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
- [18] M. Fauzan *et al.*, "Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm Using Consumer Price Index Data in Indonesia," in *3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology*, 2018, pp. 1–7.
- [19] S. P. Siregar and A. Wanto, "Analysis of Artificial Neural Network Accuracy Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting)," *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 34–42, 2017.