

MODEL BANGKITAN PERJALANAN KOTA PALEMBANG MENGGUNAKAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

By Joni Arliansyah

MODEL BANGKITAN PERJALANAN KOTA PALEMBANG MENGUNAKAN *RADIAL BASIS FUNCTION* *NEURAL NETWORKS*

Joni Arliansyah

Jurusan Teknik Sipil Fakultas Teknik
Universitas Sriwijaya
Jalan Raya Prabumulih Km.32 Inderalaya Ogan Ilir
Sumatera Selatan
E-mail: joniarliansyah@yahoo.com

Abstract

Trip Generation Models in Palembang applying Radial Basis Function Neural Networks (RBFNN) is discussed in this paper. In this study, the data of trip production and land use are derived from the origin destination survey in Palembang in 2009, where the city of Palembang divided into 16 zones. To test the reliability of the model, the results of the RBFNN models are compared with the results of the regression analysis model. The results indicate that RBFNN model give satisfactory prediction ability and it is better compare with the results of regression analysis where it can be seen from the coefficient of determination (R^2) of the two models.

Keywords: radial basis function neural networks, trip generation, land use, analisis regresi

Abstrak

Model Bangkitan Perjalanan di Palembang yang menggunakan *Radial Basis Function Neural Networks* (RBFNN) dibahas pada makalah ini. Dalam penelitian ini, data bangkitan perjalanan dan tata guna lahan diperoleh dari survei asal dan tujuan perjalanan di Palembang tahun 2009, dengan Kota Palembang dibagi menjadi 16 zona. Untuk menguji keandalan model, hasil yang diperoleh dari model RBFNN dibandingkan dengan hasil yang didapat dari model analisis regresi. Hasil studi ini menunjukkan bahwa model RBFNN memberikan kemampuan prediksi yang sangat baik memuaskan dan bahkan lebih baik bila dibandingkan dengan model analisis regresi, yang terlihat dari nilai koefisien determinasi (R^2) yang dihasilkan oleh masing-masing model.

Kata-kata kunci: *Radial Basis Function Neural Networks*, bangkitan perjalanan, tata guna lahan, analisis regresi

PENDAHULUAN

Model bangkitan perjalanan dalam perencanaan transportasi kota merupakan hal yang sangat penting untuk memprediksi bangkitan perjalanan pada masa mendatang. Model ini pada akhirnya digunakan untuk merencanakan kebutuhan akan sarana dan prasarana transportasi kota.

Permodelan bangkitan perjalanan dalam suatu kota dapat dilakukan dengan menghubungkan bangkitan perjalanan hasil survei asal tujuan dan parameter tataguna

lahan pada masing-masing zona yang telah ditetapkan. Di Kota Palembang matrik asal-tujuan hasil survei asal tujuan perjalanan telah digunakan dalam memodelkan transportasi kota, dalam rangka pengembangan sarana dan prasarana transportasi kota (Arliansyah et al, 2009; Arliansyah et al, 2010). Peningkatan akurasi model bangkitan perjalanan ini merupakan hal yang penting untuk mendapatkan hasil prediksi perjalanan yang lebih baik.

Pengembangan Model bangkitan perjalanan di Indonesia telah banyak di laporkan terutama menggunakan model Regresi (Tamin et al, 1999; Wicaksono et al, 2006; Buana, et al, 2007; Asri et al, 2007; Wismadi et al, 2008; Arbie et al, 2010). Permodelan bangkitan perjalanan menggunakan Artificial Neural Network (ANN) dengan *Back Propagation Learning Algorithm* juga telah dilaporkan (Arliansyah, 2008).

Pada makalah ini dibahas aplikasi Radial Basis Function Neural Networks (RBFNN) untuk memodelkan bangkitan perjalanan di Kota Palembang. RBFNN digunakan mengingat kekurangan model ANN yang membutuhkan waktu yang lama untuk mencapai kondisi konvergen dan dapat terperangkap dalam kondisi lokal minimum dalam memilih kriteria optimal selama prosedur belajar dari network (Chen et al, 1991). RBFNN memerlukan waktu yang cepat mencapai kondisi konvergen dan menjamin kondisi konvergen yang bersifat global (Chen et al, 1991), dan hal ini berbeda dengan ANN. Model RBFNN juga telah sukses diterapkan di bidang teknik (Habibagahi, 1998; Jayawardena et al, 1998; Yao et al, 2002; Arliansyah et al, 2004). Tujuan studi ini adalah: (1) mengembangkan model bangkitan perjalanan di Kota Palembang dengan menggunakan Radial Basis Function Neural Network; dan (2) membandingkan hasil permodelan RBFNN dengan hasil model analisis regresi.

Pada studi ini model bangkitan perjalanan di Kota Palembang dikembangkan dengan menggunakan matrik asal tujuan dan data tata guna lahan Kota Palembang Tahun 2009. Selain itu model dikembangkan dengan menggunakan RBFNN dan analisis regresi. Hasil model bangkitan dengan RBFNN kemudian dibandingkan dengan hasil yang diperoleh dari analisis regresi.

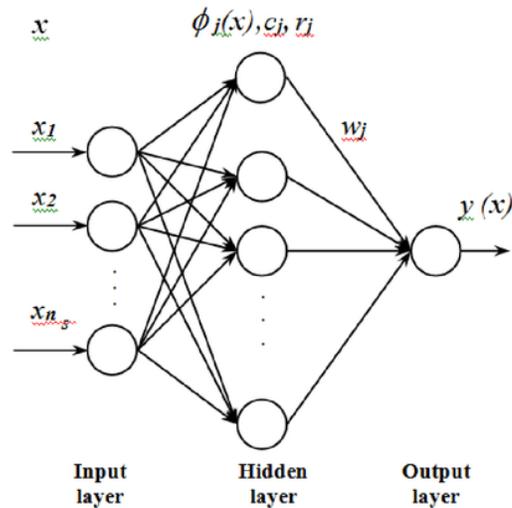
Radial Basis Function Neural Networks

RBFNN adalah suatu tipe *feedforward neural network*, yang terdiri atas 3 lapisan, yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Gambar 1 memperlihatkan bentuk arsitektur RBFNN. Dilihat dari topologi jaringan, RBFNN serupa dengan *multilayer feedforward network* tetapi berbeda dalam karakteristik *node* dan algoritma belajarnya.

Tidak ada proses perhitungan pada *node* di *input layer*. *Node* pada *input layer* hanya meneruskan input data ke *hidden layer*. *Input layer* terdiri atas sejumlah n_s *node* dengan *input vector*-nya adalah $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_{n_s})$. *Hidden layer* terdiri dari n *node* dan setiap *node* di *hidden layer* $j = 1, 2, \dots, n$ memiliki nilai center c_j . Setiap *node* pada *hidden layer* melakukan transformasi nonlinier terhadap data dari *input layer* menggunakan *radial basis function*. Pilihan yang umum untuk *radial basis function* adalah fungsi Gaussian sebagai berikut:

$$\phi_j(\mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2/r_j^2) \quad (1)$$

dengan $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|$ merepresentasikan *Euclidean distance* antara input vector (\mathbf{x}) dan pusat radial basis function (\mathbf{c}_j). r_j adalah lebar jari-jari radial basis function.



Gambar 1 Radial Basis Function Neural Networks

Operasi *output layer* bersifat linier dan diberikan sebagai berikut:

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n w_j \cdot \phi_j(\mathbf{x}) \quad (2)$$

dengan w_j adalah *connection weight* dari *hidden layer* menuju *output layer* dan n adalah jumlah node di *hidden layer*.

Karena output RBFNN adalah kombinasi fungsi linier sederhana, solusi parameternya dapat menggunakan metode optimisasi linier, sehingga RBFNN memiliki waktu konvergen yang cepat dan menjamin kondisi konvergen yang bersifat global. Moody et al (1989) menunjukkan bahwa proses belajar RBFNN lebih cepat daripada *multi layer perseption network*. Park et al (1991) membuktikan secara teoritis bahwa RBFNN menjamin kondisi konvergen yang bersifat global.

Proses *training* RBFNN dilakukan untuk menentukan parameter berikut:

- Jumlah node di *hidden layer*.
- Pusat dan lebar jari-jari masing-masing radial basis function pada setiap node.
- Connection weight* dari *hidden layer* menuju *output layer*.

Metodologi Proses *Training*

Pada studi ini *orthogonal least squares (OLS) learning algorithm* (Chen et al, 1991) digunakan untuk menentukan pusat dan jumlah optimum *node* di *hidden layer*.

Prosedur OLS memilih pusat radial basis function satu demi satu sampai terbentuk jaringan yang memenuhi. Saat jumlah optimum *node* di *hidden layer* dan pusatnya telah didapat, *connection weight* dapat ditentukan. Pada studi ini lebar jari-jari yang sama digunakan untuk semua radial basis functions di *hidden node*. Untuk proses komputasi digunakan Bahasa Pasca dengan *interface* Borland Delphi untuk pengembangan perangkat lunaknya.

Data yang Digunakan

Data yang diguna pada studi ini berupa data bangkitan perjalanan hasil survei asal tujuan dan data tata guna lahan di Kota Palembang tahun 2009 (Arliansyah et al, 2009) dan diperlihatkan pada Tabel 1. Karena hasil model RBFNN akan dibandingkan dengan hasil model analisis regresi, langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan kombinasi parameter tata guna lahan (variabel bebas) yang terbaik untuk model analisis regresi dan model RBFNN menggunakan kombinasi yang sama.

Tabel 1 Data Bangkitan Perjalanan dan Data Tata Guna Lahan di Kota Palembang Tahun 2009

No.	Kecamatan (Zona)	Parameter Tata Guna Lahan						y
		x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	
1	Bukit kecil	50292	10067	18979	15640	16068	48415	9332
2	Gandus	53973	12810	14568	4991	8879	28207	2615
3	Iilir Barat I	120517	28106	30540	31540	66811	99777	20102
4	Iilir Barat II	68004	13787	20230	9412	12265	47152	2166
5	Iilir Timur I	84701	16709	10748	21755	25794	69044	16627
6	Iilir Timur II	172836	35291	44609	38606	49897	125876	14192
7	Kalidoni	96266	22177	24657	18607	60045	88831	8181
8	Kemuning	89707	18854	28275	27860	32982	73254	14623
9	Kertapati	83803	17819	29817	12237	15465	71991	3826
10	Plaju	86794	17897	22232	11618	15222	79569	5529
11	Sako	73396	18579	17614	16736	29599	59782	3913
12	Seberang Ulu I	160390	36547	11116	21111	14801	110723	4906
13	Seberang Ulu II	93237	22082	19327	15789	28754	79569	2883
14	Sukarame	119128	32560	15361	26741	67655	79990	10202
15	Alang-Alang Lebar	60411	20358	7240	2545	2114	21471	1124
16	Sematang Borang	25538	7290	14680	12125	19874	58940	4600

Keterangan: y: Bangkitan Perjalanan (smp/jam) pada jam sibuk; x₁:Jumlah Penduduk (orang); x₂: Jumlah Rumah Tangga (buah); x₃: Jumlah Pegawai/Pekerja (Orang); x₄: Jumlah Pelajar/Mahasiswa; x₅: Jumlah Mobil (buah); x₆: Jumlah Motor (buah).

Tabel 2 memperlihatkan nilai *significancy Coeficient Variable (p-value)* masing masing variabel bebas jika keenam variabel digunakan dalam model analisis regresi. Dari nilai *p-value* ditentukan kombinasi lain variabel bebas untuk dimodelkan, dari tabel terlihat bahwa nilai *p-value* untuk variabel x₁ dan x₅ tidak terlalu signifikan sehingga digunakan

kombinasi variabel bebas x_2, x_3, x_4, x_6 untuk model selanjutnya. Dengan cara yang sama didapat 6 kombinasi variabel bebas yang digunakan dalam permodelan dan diperlihatkan pada Tabel 3.

Tabel 2 Nilai p-value

No.	Variabel Bebas	p-value
1	x_1	0,319
2	x_2	0,176
3	x_3	0,274
4	x_4	0,013
5	x_5	0,344
6	x_6	0,272

Tabel 3 Kombinasi Variabel Bebas

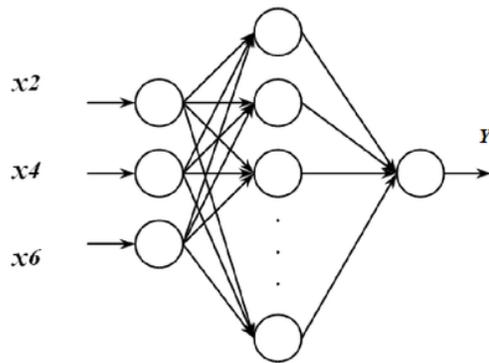
Kombinasi	Variabel Bebas yang Digunakan
1	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$
2	x_3, x_4, x_6
3	x_2, x_4, x_6
4	x_2, x_4
5	x_4, x_6
6	x_4

Dalam pengembangan model RBFNN, digunakan kombinasi variabel bebas yang sama dengan yang digunakan pada model analisis regresi. Perbandingan hasil kedua model dilakukan dengan melihat nilai Koefisien Determinasi (R^2).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model Bangkitan Perjalanan Di Kota Palembang Menggunakan RBFNN

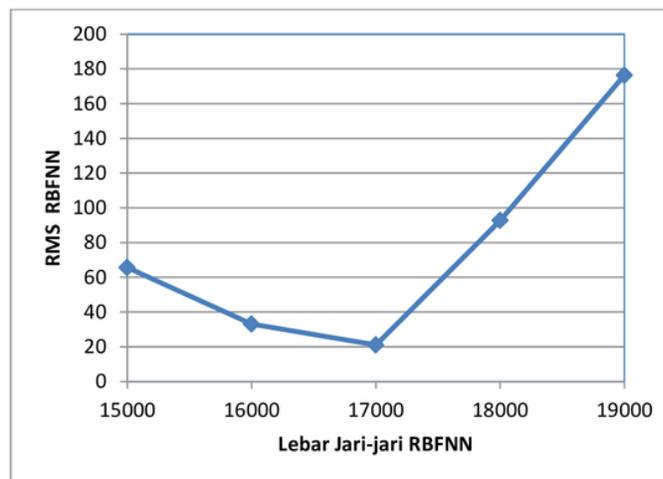
Seluruh kombinasi variabel bebas, seperti diperlihatkan pada Tabel 3, digunakan dalam pengembangan model RBFNN. Langkah-langkah pengembangan model RBFNN menggunakan kombinasi x_2, x_4, x_6 , dengan arsitektur RBFNN diperlihatkan pada Gambar 2. Model bangkitan untuk kombinasi lain juga dikembangkan dengan langkah yang sama.



Gambar 2 Arsitektur RBFNN yang Digunakan

Optimalisasi RBFNN

Pada studi ini lebar jari-jari (r_j) yang sama diaplikasikan pada semua fungsi radial basis di *hidden nodes*. Untuk mendapatkan lebar jari-jari yang optimum, beberapa lebar jari-jari digunakan dan dipilih yang optimum berdasarkan nilai *Root mean squares error* (RMS) antara nilai prediksi dan nilai aktual dari bangkitan perjalanan. Gambar 3 memperlihatkan plot antara lebar jari-jari yang digunakan dengan nilai RMS dari RBFNN untuk kombinasi x_2 , x_4 , dan x_6 . Lebar jari-jari dengan nilai RMS yang terkecil dipilih sebagai nilai jari-jari yang optimum dan didapat nilai lebar jari-jari RBFNN sebesar 17.000 dan jumlah *hidden nodes* RBFNN sebanyak 15 buah.



Gambar 3 Lebar Jari-jari RBFNN versus Nilai RMS

Hasil Permodelan

Hasil model bangkitan perjalanan menggunakan RBFNN disajikan dalam bentuk persamaan (2) dan fungsi Gaussian seperti pada persamaan (1). Untuk model RBFNN dengan kombinasi x_2, x_4, x_6 didapat nilai w_j (*connection weight* dari *hidden layer* menuju *output layer*) seperti yang disajikan pada Tabel 4 dan nilai (c_j) (pusat radial basis function) seperti yang disajikan pada Tabel 5. Nilai Koefisien Determinasi (R^2) untuk kombinasi ini adalah sebesar 0,999993. Nilai R^2 untuk semua kombinasi RBFNN diperlihatkan pada Tabel 6. Dari nilai koefisien determinasi (R^2) pada model RBFNN, seperti yang disajikan pada Tabel 6, terlihat bahwa RBFNN dapat memodelkan bangkitan perjalanan di Kota Palembang dengan sangat baik.

Tabel 4 Nilai w_j untuk Model RBFNN Kombinasi x_2, x_4, x_6

w_j	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8
Nilai	-23587,868	17416,691	13685,402	26440,836	-59666,830	-4305,053	-8721,091	1443,063

w_j	w_9	w_{10}	w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{14}	w_{15}
Nilai	-26384,601	72120,041	17521,867	-9091,914	10192,218	47190,853	-22236,461

Tabel 5 Nilai (c_j) untuk Model RBFNN Kombinasi x_2, x_4, x_6

c_j	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8
Nilai	118854	28106	35291	10067	22082	36547	13787	12810
	227860	31540	38606	15640	15789	21111	9412	4991
	373254	99777	125876	48415	79569	110723	47152	28207

c_j	c_9	c_{10}	c_{11}	c_{12}	c_{13}	c_{14}	c_{15}
Nilai	18579	16709	32560	7290	22177	17897	17819
	16736	21755	26741	12125	18607	11618	12237
	59782	69044	79990	58940	88831	79569	71991

Tabel 6 Nilai (r_j), Jumlah *Hidden Node* dan Nilai (R^2) untuk Kombinasi Model RBFNN Lain

No.	Kombinasi	Nilai r_j	Jumlah Node	R^2
1	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$	17000	15	0,999960
2	x_2, x_3, x_4, x_6	17000	16	1
3	x_2, x_4, x_6	17000	15	0,999993
4	x_2, x_4	15000	15	0,999997
5	x_4, x_6	17000	16	1
6	x_4	3000	15	1

Model Bangkitan Perjalanan Menggunakan Analisis Regresi

Hasil model bangkitan perjalanan di Kota Palembang dengan menggunakan model analisis regresi disajikan pada Tabel 7. Hasil koefisien determinasi (R^2) menunjukkan bahwa model regresi juga dapat memodelkan bangkitan perjalanan di Kota Palembang dengan baik, tetapi model RBFNN memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan model analisis regresi.

Tabel 7 Hasil Permodelan Menggunakan Analisis Regresi dan Perbandingan nilai R^2

No.	Kombinasi	Persamaan Model Regresi	R^2 regresi	R^2 RBFNN
1	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$	$Y = 0,150 x_1 - 0,740 x_2 - 0,160 x_3 + 0,659 x_4 + 0,083 x_5 - 0,092 x_6 + 5298,67$	0,824	0,999960
2	x_2, x_3, x_4, x_6	$Y = -0,227 x_2 - 0,092 x_3 + 0,793 x_4 - 0,045 x_6 + 3391,71$	0,799	1
3	x_2, x_4, x_6	$Y = -0,187 x_2 + 0,751 x_4 - 0,061 x_6 + 2566,42$	0,788	0,999993
4	x_2, x_4	$Y = -0,261 x_2 + 0,649 x_4 + 1545,37$	0,767	0,999997
5	x_4, x_6	$Y = -0,731 x_4 - 0,099 x_6 + 1766,09$	0,755	1
6	x_4	$Y = 0,496 x_4 - 1104,36$	0,683	1

KESIMPULAN

Hasil studi ini menunjukkan bahwa RBFNN dapat memodelkan bangkitan perjalanan di Kota Palembang dengan sangat baik. Dilihat dari nilai Koefisien Determinasi (R^2) model RBFNN juga memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan model analisis regresi, walaupun keduanya juga memberikan hasil permodelan yang cukup baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Arbie, N., Wibowo, S. S., dan Frazila, R. B. 2010. *Analisis Bangkitan Tarikan Kendaraan pada Pusat Perbelanjaan di Kota Bandung*. Prosiding Simposium XIII Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi. Universitas Katolik Soegijapranata, Semarang.
- Arliansyah, J. 2008. *Model Tarikan Perjalanan Menggunakan Back Propagation Neural Network*. Jurnal Transportasi. Volume 8 Edisi Khusus No 2, 113-121.
- Arliansyah, J., Maruyama, T., dan Takahashi, O. 2004. *A Pavement Deterioration Model Using Radial Basis Function Neural Network*. Journal of Materials, Construction, Structure and Pavement. Japan Society of Civil Engineering (JSCE), No. 753/V-62: 165-177.
- Arliansyah, J., Nursalam, E., Yusuf, M., dan Agustine, M. 2009. *Studi Pengembangan Sarana dan Prasarana Transportasi di Kota Palembang dalam Rangka Mewujudkan*

- Pelayanan Transportasi Kota yang Optimal (Tahun 1)*. Laporan Akhir Hibah Strategi Nasional. Palembang. 6
- Arliansyah, J., Nursalam, E., Yusuf, M., dan Agustine, M. 2010. *Studi Pengembangan Sarana dan Prasarana Transportasi di Kota Palembang dalam Rangka Mewujudkan Pelayanan Transportasi Kota yang Optimal (Tahun 2)*. Laporan Akhir Hibah Strategi Nasional. Palembang.
- Asri, A., Pasra, M., dan Ramli, M.I. 2007. *Model Tarikan Pergerakan Pusat Perbelanjaan Mall Ratu Indah di Kota Makassar*. Prosiding Simposium X Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi. Universitas Tarumanagara. Jakarta. 5
- Buana, C., Rahardjo, B., Widyastuti, H., Kartika, A. A. G., Herijanto, W., Arif P, C. dan Putra, F. E. K. 2007. *Analisis Bangkitan Perjalanan Kawasan Pendidikan Studi Kasus Sekolah Perta dan ST. Carolus Di Jalan Jemur Andayani Surabaya*. Prosiding Simposium X Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi. Universitas Tarumanagara. Jakarta. 5
- 8 Chen, S., Cowan, C. F. N., dan Grant, P. M. 1991. *Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks*. IEEE Transaction on Neural Networks, Vol. 2, No. 2, 302-309. 9
- Habibagahi, G. 1998. *Reservoir Induced Earthquakes Analyzed via Radial Basis Function Networks*. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, Vol.17, 53-56. 7
- Jayawardena, A.W. dan Fernando, D.A.K. 1998. *Use of Radial Basis Function Type of Artifical Neural Networks for Runoff Simulation*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Vol. 13, 91-99. 3
- Moody, J. and Darken, J. D. 1989. *nFast Learning in Networks of Locally-tuned Processing Unit*. Neural Computation 1, 281-294.
- Park, J. dan Sandberg, I. W. 1991. *Universal Approximation Using Radial Basis Function Network*. Neural Computation 3, 246-257. 1
- Tamin, O. Z., Frazila, R. B., dan Prahara, E. 1999. *Kajian Model Bangkitan dan Tarikan Lalu Lintas dengan Metode Analisis Regresi: Studi kasus di Wilayah Bandung Raya*. Jurnal Teknik Sipil, Universitas Tarumanagara, No. 2 Tahun Ke V-Juli, 265-282.
- Wicaksono, A., Djakfar, L. Dan Afriyudha, T. 2006. *Studi Bangkitan Pergerakan Berbasis Rumah Tangga pada Kawasan Sekitar Jalan Lingkar Utara Kota Batu*. Prosiding Simposium IX Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi. Universitas Brawijaya. Malang. 5
- Wismadi, A., Fariyanto, Utomo, B. R., Gunawan, E. H., Saumatmaji dan F., Yanu, M. 2008. *Studi Topologi Land Use sebagai Pendekatan Input Bangkitan dan Tarikan Perjalanan pada Permodelan Transportasi Studi Kasus di Yogyakarta*. Prosiding Simposium XI Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi. Universitas Diponegoro. Semarang.

4

Yao, X., Wang, Y., Zhang, X., Zhang, R., Liu, M., Hu, Z. dan Fan, B. 2002. *Radial Basis Function Neural Network-Based QSPR for The Prediction of Critical Temperature*. *Chemometrics and Intelligeny Laboratory Systems*, 217-225.

MODEL BANGKITAN PERJALANAN KOTA PALEMBANG MENGGUNAKAN RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

ORIGINALITY REPORT

13%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

- | | | |
|---|---|---------------|
| 1 | jurnal.polsri.ac.id
Internet | 41 words — 1% |
| 2 | Andri Irfan Rifai, Sigit Pranowo Hadiwardoyo, António Gomes Correia, Paulo Pereira. "Genetic Algorithm Applied for Optimization of Pavement Maintenance under Overload Traffic: Case Study Indonesia National Highway", <i>Applied Mechanics and Materials</i> , 2016
Crossref | 35 words — 1% |
| 3 | D. W. COIT B. T. JACKSON A. E. SMITH. "Static neural network process models: considerations and case studies", <i>International Journal of Production Research</i> , 11/1/1998
Crossref | 34 words — 1% |
| 4 | Singh, . "Forecasting of Automobile Warranty Performance", <i>Reliability Analysis and Prediction with Warranty Data Issues Strategies and Methods</i> , 2009.
Crossref | 32 words — 1% |
| 5 | ft-sipil.unila.ac.id
Internet | 28 words — 1% |
| 6 | www.balitbangdasumsel.net
Internet | 28 words — 1% |
| 7 | www.stowa-nn.ihe.nl
Internet | 27 words — 1% |
| 8 | vlasov.iu4.bmstu.ru | |

26 words — 1 %

9 García, . "Monitoring, inspection and diagnoses activities", Dam Maintenance and Rehabilitation II, 2010.

Crossref

17 words — 1 %

10 www.ijetae.com

Internet

17 words — 1 %

11 Partal, Turgay. "Comparison of wavelet based hybrid models for daily evapotranspiration estimation using meteorological data", KSCE Journal of Civil Engineering, 2015.

Crossref

14 words — < 1 %

12 O. Wailly, N. Heraud. "Optimal system analysis with cost and reliability criterion - an application to a metallurgical plant", 2004 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2004

Crossref

12 words — < 1 %

13 www.geogr.uni-jena.de

Internet

11 words — < 1 %

14 S. Chen. "Neural networks for nonlinear dynamic system modelling and identification", International Journal of Control, 1992

Crossref

9 words — < 1 %

15 private.igf.edu.pl

Internet

8 words — < 1 %

16 Moradkhani, H.. "Improved streamflow forecasting using self-organizing radial basis function artificial neural networks", Journal of Hydrology, 20040810

Crossref

8 words — < 1 %

17 Wu, Conglin. "Hydrological Predictions Using Data-Driven Models Coupled with Data Preprocessing

8 words — < 1 %

Techniques", Proquest, 20111003

ProQuest

18 Zhang, J.. "A Sequential Learning Approach for Single Hidden Layer Neural Networks", Neural Networks, 199801

8 words — < 1%

Crossref

19 triyana.staff.ugm.ac.id

6 words — < 1%

Internet

EXCLUDE QUOTES OFF

EXCLUDE MATCHES < 1%

EXCLUDE BIBLIOGRAPHY ON