

PERBANDINGAN PERFORMA PREDIKSI TINGKAT KEMISKINAN ANTARA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK DAN GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK

Saprina Mamase¹⁾, Ruly S. Sinukun²⁾

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Gorontalo
email: rina@poligon.ac.id¹⁾

ABSTRAK

Menurunkan tingkat kemiskinan penduduk merupakan suatu program kerja Pemerintah Indonesia yang hingga saat ini masih berlangsung. Pemberian bantuan secara merata, tepat dan cepat merupakan salah satu upaya pemerintah dalam menangani masalah kemiskinan. Upaya tersebut dapat diwujudkan dengan penyajian data kemiskinan secara cepat dan akurat melalui prediksi tingkat kemiskinan menggunakan suatu metode yang efektif. Kemiskinan adalah masalah multi dimensional, sehingga diperlukan kesepakatan pendekatan/metode yang dipakai apabila ingin memprediksi tingkat kemiskinan. Masalah kemiskinan tidak hanya berasal dari ketidakmampuan dalam memenuhi kebutuhan dasar saja, melainkan ada juga faktor atau indikator lain yang dapat mempengaruhi tingkat kemiskinan penduduk disuatu daerah/wilayah, seperti indikator pertanian, perdagangan dan industri. Selain penggunaan indikator kebutuhan dasar seperti kependudukan, tenaga kerja, pendidikan, dan kesehatan, penelitian ini juga mencoba menambahkan indikator pertanian, industri, dan perdagangan dalam prediksi tingkat kemiskinan. Metode prediksi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Generalized Regression Neural Network* (GRNN). Pengujian dilakukan dengan menggunakan data tingkat kemiskinan di Provinsi Gorontalo pada tahun 2016 dan 2017. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan sebagai kriteria evaluasi model prediksi. Hasil dari prediksi tingkat kemiskinan diperoleh bahwa metode GRNN memiliki performa 14-16% lebih baik jika dibandingkan dengan metode BPNN.

Kata kunci : prediksi, tingkat kemiskinan penduduk. BPNN, GRNN

ABSTRACT

Reducing population poverty is a work program of the Government of Indonesia which is currently still in progress. The granting of the aid evenly, precisely and quickly is one of the Government's efforts to deal with the problem of poverty. The effort can be realized by presenting poverty data quickly and accurately through predicting the poverty rate using an effective method. Poverty is a multi-dimensional problem, so needed the deal approaches/methods used when want to predict the poverty rate. The problem of poverty does not only come from the inability to meet basic needs, but there are also other factors or indicators that can affect the level of population poverty in an area/region, such as indicators of agriculture, trade, and industry. In addition to the use of indicators of basic needs such as population, labor, education, and health, this paper also tries to add indicators of agriculture, industry, and trade in predicting poverty. The Prediction methods used in this study are Backpropagation Neural Network (BPNN) and Generalized Regression Neural Network (GRNN). The test was carried out using the poverty rate data in Gorontalo Province in 2016 and 2017. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) was used as a prediction evaluation model. The results of the prediction of poverty rate obtained that the GRNN method has a performance of 14-16% better than the BPNN method.

Keywords: prediction, poverty rate, BPNN, GRNN

1. PENDAHULUAN

Pemerintah Indonesia baik pusat maupun daerah selalu berupaya menurunkan tingkat kemiskinan penduduk pada suatu wilayah di setiap Provinsi. Berbagai Program bantuan sosial yang telah dilakukan oleh Pemerintah untuk menangani masalah kemiskinan. Akan tetapi, masalah kemiskinan hingga kini masih belum terselesaikan secara merata dan menjadi pembahasan Pemerintah maupun lembaga non pemerintah untuk mengkaji permasalahan kemiskinan. Penyaluran bantuan secara merata dan tepat sasaran dapat dilakukan apabila tersedia data

kemiskinan yang aktual dan akurat. Penyajian data kemiskinan yang akurat dapat dilakukan dengan berbagai cara/teknik ataupun metode.

Setiap tahunnya, BPS selalu mempublikasikan data mengenai kemiskinan. Dalam menentukan tingkat kemiskinan, BPS melakukan perhitungan berdasarkan berbagai indikator. Sayangnya, indikator yang digunakan hanya terbatas pada kebutuhan dasar masyarakat. Padahal, beberapa indikator lainnya seperti, pertanian, perdagangan, dan industri, turut menjadi indikator yang perlu diperhatikan dalam menentukan

apakah suatu wilayah dapat dikategorikan sebagai wilayah termiskin atau tidak.

Sakti dan Berachim (2016) melakukan analisis dan pengujian pengaruh sektor pertanian, industri pengolahan dan perdagangan terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jawa Timur tahun 2005-2013 menggunakan model Fixed Effect Model (FEM). Data yang digunakan adalah data Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) atas dasar harga konstan (AHDK) tahun 2000. Hasil dari model menunjukkan output sektor pertanian, industri pengolahan, perdagangan hotel dan restoran berpengaruh signifikan terhadap penurunan jumlah penduduk miskin di Propinsi Jawa Timur.

Penelitian ini mencoba untuk memasukkan indikator pertanian, perdagangan, dan industri berdasarkan nilai PDRB dari masing-masing indikator tersebut dalam memprediksi tingkat kemiskinan suatu wilayah. Adapun indikator-indikator yang digunakan untuk prediksi tingkat kemiskinan dalam penelitian ini diantaranya yaitu indikator kependudukan dan tenaga kerja, pendidikan, kesehatan dan indikator pada bidang pertanian, industri, dan perdagangan.

Masalah pengukuran tingkat kemiskinan ini telah mengundang banyak minat dari para peneliti untuk mengkaji pengukuran atau prediksi kemiskinan yang lebih akurat dan dapat diandalkan. Munawar dan Hafnani (2015) menggunakan model Autoregressive untuk memprediksi tingkat kemiskinan di Provinsi Aceh berdasarkan data deret waktu selama 9 tahun. Prediksi dilakukan terhadap tiga model, masing-masing untuk tingkat kemiskinan di wilayah perkotaan, pedesaan dan tingkat kemiskinan di Aceh secara keseluruhan. Hasil prediksi tingkat kemiskinan di Aceh secara keseluruhan, memiliki nilai prediksi yang berbeda sebesar 0.22 dibandingkan dengan data real dari BPS untuk Bulan Maret 2014. Demikian pula dengan Amina dan Irawan (2014) yang turut menghasilkan prediksi jumlah penduduk miskin di Provinsi Kalimantan Selatan menggunakan metode Back Propagation Neural Network.

Selain Penambahan indikator dalam pengukuran tingkat kemiskinan, pada penelitian ini juga akan membandingkan performa dari metode BPNN dengan GRNN dalam predikis tingkat kemiskinan suatu wilayah di Provinsi Gorontalo. Adanya sistem prediksi dengan performa yang lebih baik, maka dapat membantu pemerintah dalam memperkirakan strategi penanggulangan kemiskinan dimasa mendatang secara cepat dan merata.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Landasan Teori

Menurut (Badan Pusat Statistik, 2012), penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan dibawah Garis Kemiskinan. Garis Kemiskinan (GK)

merupakan penjumlahan dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM). Garis Kemiskinan Makanan (GKM) merupakan nilai pengeluaran kebutuhan minimum makanan yang disetarakan dengan 2100 kkalori per kapita per hari. Garis Kemiskinan Non-Makanan (GKNM) adalah kebutuhan minimum untuk perumahan, sandang, pendidikan, dan kesehatan. Faktor-faktor seperti pendidikan, tenaga kerja, kesehatan, fertilitas, perumahan dan lingkungan merupakan gambaran dari tingkat kesejahteraan rakyat yang diduga mempengaruhi kemiskinan. Sedangkan presentase penduduk miskin adalah persentase penduduk yang berada dibawah Garis Kemiskinan (GK).

Amina dan Irawan (2014) menyebutkan apabila melihat realita dalam kehidupan masyarakat, dapat diasumsikan bahwa terdapat beberapa indikator yang berkaitan dengan tingkat kemiskinan, selain pengeluaran rata-rata perkapita sebulan yang menjadi dasar BPS dalam penentuan jumlah penduduk miskin. Beberapa diantaranya adalah nilai Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), inflasi, ekspor, luas panen, jumlah industri manufaktur besar dan sedang, serta jumlah pengangguran. Pemilihan indikator-indikator tersebut didasari pada kenyataan bahwa adanya keterkaitan langsung dengan tingkat pendapatan penduduk. Susanti (2013) menganalisis bagaimana dan seberapa besar PDRB, IPM dan pengangguran berpengaruh terhadap kemiskinan di Provinsi Jawa Barat tahun 2009-2011 dengan menggunakan Analisis Data Panel. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa PDRB, Pengangguran dan IPM berpengaruh signifikan terhadap tingkat kemiskinan di Jawa Barat pada tahun 2009-2011.

Generalized Regression Neural Network (GRNN) pertama kali diusulkan oleh Specht (1991). Metode GRNN secara esensial didasarkan pada teori regresi *non linear* yang estimasi nilai output ditentukan oleh nilai input-inputnya. Berbeda metode neural network lainnya seperti BPNN, GRNN merupakan metode neural network yang tidak membutuhkan proses iterasi pelatihan yang biasanya menghasilkan solusi lokal optima, tidak adanya bobot bias pada lapisan input dan lapisan tersembunyi. GRNN hanya memiliki satu parameter yang disebut dengan *smoothing factor* σ . Pada prinsipnya GRNN terdiri dari empat *layer* unit pemrosesan (neuron) yaitu *input layer*, *pattern layer* yang memiliki jumlah neuron yang sama dengan jumlah data latih, *summation layer* dan *output layer*. Tiap-tiap *layer* unit pemrosesan ditandai dengan suatu fungsi komputasional yang spesifik. Secara umum model GRNN menggunakan algoritma sebagai berikut :

1. Neuron-neuron pada input *layer* berfungsi untuk mengambil informasi. Neuron input ini bersifat unik untuk tiap variabel prediktor pada vektor input X. Tidak ada pengolahan data yang terjadi pada neuron-neuron input ini. Neuron-neuron

- input lalu meneruskan data menuju lapisan kedua yang dinamakan neuron pola atau *pattern neuron*.
- Menghitung nilai aktivasi setiap unit *pattern neuron*. Neuron-neuron pola ke-*i* berisi data dari neuron-neuron input dan menghitung output p_i dengan menggunakan fungsi *Gaussian* sebagai berikut:

$$p_i = \exp \left[\frac{-(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma_i^2} \right], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

X adalah input dari variabel prediktor untuk GRNN, X_i adalah vektor pelatihan yang diwakili neuron pola ke-*i*, σ_i adalah parameter *smoothing factor* yang merepresentasikan lebar atau rentang fungsi. Jumlah neuron pada *paternr layer* sama dengan jumlah data latih yang digunakan.

- Mengirim nilai aktivasi sebagai masukan untuk unit *summation*.
- Menghitung semua sinyal masukan pada unit *summation*.

Output dari *pattern neurons* kemudian diteruskan ke *layer* ketiga yaitu *summation neurons* dimana output dari semua *pattern neurons* dijumlahkan. Secara teknis ada dua tipe penjumlahan yang dibentuk dalam *summation neurons* yaitu penjumlahan Numerator dan penjumlahan Denominator. Penjumlahan Numerator merupakan penjumlahan terboboti sedangkan penjumlahan Denominator merupakan penjumlahan aritmatik sederhana. Dalam topologi GRNN terdapat unit pemrosesan terpisah yang melakukan penjumlahan Numerator dan penjumlahan Denominator. Penjumlahan Numerator dan penjumlahan Denominator dinyatakan pada Persamaan (2) dan (3) sebagai berikut:

$$S_N = \sum_{i=1}^n y_i \exp \left[\frac{-(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma_i^2} \right] \quad (2)$$

$$S_D = \sum_{i=1}^n \exp \left[\frac{-(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma_i^2} \right] \quad (3)$$

adalah bobot penghubung antara neuron ke-*i* pada *paternr layer* dan *summation neurons* pada penjumlahan numerator.

- Menghitung semua sinyal masukan pada unit output.

Jumlahan yang dihasilkan oleh *summation neurons* secara berturut-turut dikirimkan ke neuron output. Neuron output kemudian membentuk pembagian sebagai berikut untuk mendapatkan output regresi GRNN:

$$Y'_i = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp \left[\frac{-(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma_i^2} \right]}{\sum_{i=1}^n \exp \left[\frac{-(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma_i^2} \right]} \quad (4)$$

Y'_i adalah output prediksi sampel pembelajaran ke-*i*.

Backpropagation Neural Network (BPNN) termasuk dalam pembelajaran terawasi. Metode ini diusulkan pertama kali pada tahun 1969 oleh Bryson dan Ho. Cara pelatihan yang dilakukan algoritma BPNN sama dengan *perceptron*. Sejumlah data latih

sebagai data masukan diberikan pada jaringan. Jaringan menghitung data keluaran, jika ada *error* (perbedaan antara keluaran yang diprediksikan dengan nilai keluaran yang aktual) maka bobot dalam jaringan akan diperbarui untuk mengurangi *error* tersebut. Pada BPNN, algoritma pelatihan mempunyai dua fase. Fase pertama, vektor/data masukan diberikan pada layer masukan. Jaringan kemudian merambatkan data masukan dari layer masukn ke *hidden layer* pertama, kemudian diteruskan ke *layer hidden* berikutnya sampai nilai keluaran dibangkitkan oleh *layer* keluaran. Fase kedua, jika nilai/pola keluaran berbeda dengan nilai keluaran yang diinginkan, *error* akan dihitung kemudian dirambatkan balik dari *layer* keluaran sampai kembali ke *layer* masukan. Bobot diperbarui selama proses perambatan balik hingga memenuhi kriteria minimum *error* tertentu (Prasetyo, 2014).

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu metode evaluasi performa model prediksi. Pada penelitian ini, MAPE digunakan untuk mengukur seberapa selisih antara persentase tingkat kmiskinan yang diprediksikan dengan persentase tingkat kemiskinan yang sebenarnya. Semakin kecil nilainya, berarti selisihnya semakin kecil juga. Perhitungan MAPE dinyatakan pada Persamaan (5).

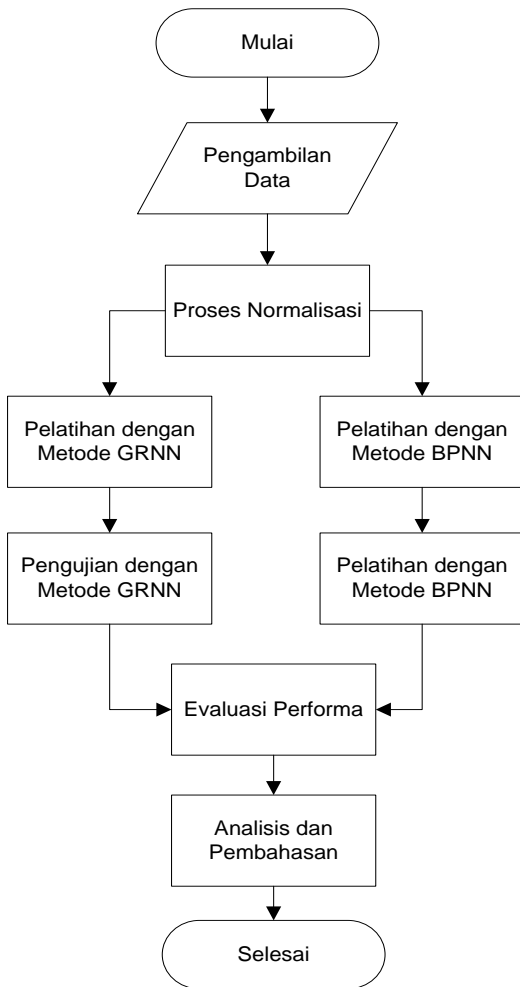
$$MAPE = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \frac{|y_i - y'_i|}{y_i} \right) \quad (5)$$

N adalah banyaknya data validasi yang diprediksikan, Y_i adalah output nilai prediksi dan Y'_i adalah output nilai aktual.

2.2. Tahapan Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah bertujuan untuk mendapatkan model prediksi terbaik berdasarkan data kemiskinan yang diperoleh dengan membandingkan performa hasil uji coba dari dua model prediksi BPNN dan GRNN. Tahapan penelitian secara detail terdapat pada Gambar 1.

- Pemahaman dan pengambilan data
Data set yang digunakan adalah data dari indikator-indikator yang mempengaruhi kemiskinan penduduk dari tahun 2010-2017 per kabupaten/kota yang ada di Provinsi Gorontalo. Data tersebut yang terdiri dari beberapa fitur yaitu kependudukan dan tenaga kerja, pendidikan, kesehatan, pertanian, perdagangan dan industri. Data set yang digunakan akan dibagi menjadi data latih dan data uji.
- Proses Normalisasi data
Data yang digunakan dinormalisasikan dalam menggunakan pendekatan jangkauan [0,1].
- Pelatihan data
Proses pelatihan data diambil dari data kemiskinan tahun 2010-2015 untuk memprediksi tingkat kemiskinan pada tahun 2016, sedangkan data kemiskinan tahun 2010-2016 diambil untuk memprediksi tingkat kemiskinan pada tahun 2017.
- Pengujian model
Proses uji model dilakukan setelah proses pelatihan data selesai.



Gambar. 1 Metodologi Penelitian

- e. Evaluasi Performa Model
Evaluasi model dilakukan dengan melihat besaran MAPE yang diperoleh dari hasil pengujian setiap model.
- f. Analisis dan Pembahasan. Analisis dan pembahasan akan dijelaskan secara detail pada Bab 4 Hasil dan Pembahasan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum proses pelatihan, data dibagi menjadi data latih dan data uji. Pengujian model prediksi tingkat kemiskinan pada tahun 2016, akan menggunakan data latih tahun 2010-2015. Sedangkan pengujian model prediksi tingkat kemiskinan pada tahun 2017, akan menggunakan data latih tahun 2010-2016. Uji coba dilakukan untuk membandingkan performa dari model prediksi tingkat kemiskinan menggunakan metode BPNN dengan metode GRNN. Hasil uji coba perbandingan model prediksi BPNN dengan GRNN dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

APE (Absolute Percentage Error): perbandingan antara selisih data prediksi dan data aktual terhadap data prediksi. MAPE (Mean Absolute Percentage Error): rata-rata dari nilai APE. Tabel 1 menunjukkan hasil uji coba perbandingan model prediksi BPNN dengan GRNN pada tahun 2016. Performa hasil uji coba dapat dilihat berdasarkan nilai MAPE. Pada hasil uji coba tersebut, model prediksi GRNN memiliki performa 0.1698 atau 16,98% lebih baik apabila dibandingkan dengan model prediksi BPNN. Pada Tabel 2 juga menunjukkan bahwa performa model prediksi GRNN lebih baik 14.39% dari model prediksi BPNN.

Tabel 1. Hasil Perbandingan prediksi tingkat kemiskinan menggunakan metode BPNN dan GRNN pada tahun 2016

No	Kab/Kota	Data Aktual (%)	Data Prediksi (%)		APE	
			BPNN	GRNN	BPNN	GRNN
1	Bone Bolango	17.970	18.909	18.492	0.050	0.029
2	Kab Gorontalo	21.031	17.576	21.786	0.197	0.036
3	Pohuwato	21.175	27.124	22.430	0.219	0.059
4	Gorontalo utara	18.514	22.340	18.927	0.171	0.022
5	Kota Gorontalo	6.049	3.995	6.051	0.514	0.000
6	Boalemo	21.110	20.281	21.665	0.041	0.026
MAPE					0.199	0.029

Tabel 2. Hasil Perbandingan prediksi tingkat kemiskinan menggunakan metode BPNN dan GRNN pada tahun 2017

No	Kab/Kota	Data Aktual (%)	Data Prediksi (%)		APE	
			BPNN	GRNN	BPNN	GRNN
1	Bone Bolango	17.812	17.151	17.97	0.039	0.009
2	Kab Gorontalo	20.547	22.364	21.03	0.081	0.024
3	Pohuwato	21.266	22.602	21.17	0.059	0.004
4	Gorontalo utara	19.233	11.848	18.51	0.623	0.037
5	Kota Gorontalo	5.700	4.836	6.05	0.179	0.061
6	Boalemo	21.847	20.767	21.11	0.052	0.034
MAPE					0.172	0.028

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil komparasi antara metode BPNN dengan metode GRNN dalam memprediksi tingkat kemiskinan menggunakan data kemiskinan Provinsi Gorontalo, diperoleh hasil bahwa model prediksi GRNN memiliki performa 14-16% lebih baik jika dibandingkan dengan metode BPNN.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada DIPA Direktorat Riset dan Pengabdian Kepada Masyarakat (DRPM) Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi atas biaya penelitian yang diberikan. Ucapan terima kasih juga kepada Badan Pusat Statistik yang ada di Provinsi Gorontalo yang bersedia menjadi tempat konsultasi dan pengambilan data penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- Amina, F., & Irawan, M.I. (2014). Prediksi Jumlah Penduduk Miskin di Provinsi Kalimantan Selatan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Pasca Sarjana Jurusan Matematika FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember*.
- Badan Pusat Statistik. (2012). Berita Resmi Statistik, Profil Kemiskinan Di Indonesia September 2011, p. No. 06/01/Th. XV. 2 Januari 2012, Jakarta.
- Munawar, & Hafnani. (2015). Prediksi Tingkat Kemiskinan di Provinsi Aceh dengan Model AR. *Jurnal Gradien, 11(1)*, 1061–1065.
- Prasetyo, E. (2014). *Data Mining-Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. (Aldo Sahala, Ed.) (1st ed.). Yogyakarta.
- Sakti, D. C., & Berachim, B. (2016). Pengaruh Output Sektor Pertanian, Industri Pengolahan Dan Perdagangan Terhadap Jumlah Penduduk Miskin Di Propinsi Jawa Timur (Tahun 2005 – 2013). *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis, (2)*, 113–124.
- Specht, D. F. (1991). A General Regression Neural Network, *2(6)*.
- Susanti, S. (2013). Produk Domestik Regional Bruto, Pengangguran dan Indeks Pembangunan Manusia terhadap Kemiskinan di Jawa Barat dengan Menggunakan Analisis Data Panel. *Jurnal Matematika Integratif, 9(1)*, 1–18.