
VOLUME 5 NOMOR 1 JANUARI 2021

IMPLEMENTASI TIK PADA BADAN USAHA MILIK DESA (BUMDES) DENGAN MODEL MULTIMEDIA DEVELOPMENT LIFE CYCLE (MDLC) UNTUK INFORMASI DIGITAL PARIWISATA SEBAGAI PENINGKATAN KUALITAS LAYANAN PENGUNJUNG DESA WISATA DOKAN
Romanus Damanik, Wasit Ginting

RANCANG BANGUN APLIKASI ARSIP AKTA KEPENDUDUKAN BERBASIS WEB PADA DINAS KEPENDUDUKAN DAN CATATAN SIPIL KOTA PONTIANAK
Eri Bayu Pratama, Ardi Setia Nugraha, Ade Hendini

IMPLEMENTASI MODEL PROTOTYPE DALAM RANCANG BANGUN SISTEM INFORMASI MANAJEMEN PROYEK (SAMAR) BERBASIS WEB BAGI PERUSAHAAN KONTRAKTOR
Wanty Eka Jayanti, Eva Meilinda, Kiky Fitriana

SISTEM INFORMASI MONITORING SISWA SEBAGAI MEDIA PENGAWASAN ORANG TUA BERBASIS WEBSITE
Yoki Firmansyah, Reza Maulana, Christy Alda Wulandari

PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI PELAYANAN PROSES PENGAJUAN PADA PT. TASPEN BERBASIS WEBSITE MENERAPKAN METODE WATERFALL
Reza Maulana, Yoki Firmansyah, Vellia Widyastuti

PERANCANGAN SISTEM MONITORING PERSEDIAAN BAHAN BAKAR OPERASIONAL KEBUN PADA PT. PUTRA SARI LESTARI SITE MENTAWA ESTATE KETAPANG
Panny Agustia Rahayuningsih, Deasy Purwaningtias, Laurensius Kevin Megachandra Myne

SISTEM INFORMASI PEMINJAMAN DAN PENGEMBALIAN BUKU BERBASIS WEB PADA DINAS PERPUSTAKAAN DAN KEARSIPAN
Rabiatul Adwiya

IMPLEMENTASI DATA MINING PENGELOMPOKAN JENIS PENYAKIT PASIEN MENGGUNAKAN METODE CLUSTERING (STUDI KASUS : PUSKESMAS SAMBIREJO)
Shelly Maulia, Budi Serasi Ginting, Anton Sihombing

EVALUASI USABILITY MICROSOFT TEAMS MENGGUNAKAN SYSTEM USABILITY SCALE DI STMIK MIKROSKIL MEDAN

Raissa Amanda Putri, Salsalina Br Sembiring

PENGARUH JENIS BUSI TERHADAP KONSUMSI BAHAN BAKAR MOTOR BAKAR 4 TAK
Tinus Ginting

PENERAPAN ALGORITMA RIVEST SHAMIR ADLEMAN (RSA) UNTUK MENGAMANKAN DATABASE PROGRAM KELUARGA HARAPAN (PKH)
Andika Cahya Putra, Magdalena Simanjuntak, Nurhayati

EVALUASI PREDIKSI KONSUMSI GAS BUMI MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)
Hadziqul Abror, Eriska Eklezia Dwi Saputri, Agus Triono, Henny Dwi Bhakti

IDENTIFIKASI JENIS BUNGA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI CIRI ORDE SATU DAN ALGORITMA MULTI SUPPORT -VECTOR MACHINES (MULTISVM)
T.Reza Pahlevi, Relita Buaton, Nurhayati

ANALISA SENTIMEN TERHADAP BELAJAR ONLINE PADA MASA COVID-19 MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE BERBASIS PARTICLE SARM OPTIMIZATION
Hermanto, Astrid Noviriandini

KOMBINASI ALGORITMA VIGENERE CIPHER DAN ONE TIME PAD PADA KEAMANAN CITRA DIGITAL
Riza Maria Ulfa Br Mtd, Achmad Fauzi, Hermansyah Sembiring

IMPLEMENTATION OF THE HAMMING CODE METHOD IN BIT DATA IMPROVEMENT TRANSMISSION PROCESS
Achmad Fauzi, Rizka Putri Rahayu

IMPLEMENTASI FUZZY LOGIC PADA SISTEM MONITORING SUHU POMPA AIR
Yoga Alif Kurnia Utama, Dwi Taufik Hidayat, Nicolas Juniarto

PENGUNAAN NEURO FUZZY PADA SISTEM MONITORING KETINGGIAN AIR SUNGAI
Tamaji, Yoga Alif Kurnia Utama

IMPLEMENTASI WATERFALL SEBAGAI METODE PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK ADMINISTRASI KEPEGAWAIAN PADA SWALAYAN
Muhamad Syarif, Eri Bayu Pratama

IMPLEMENTASI DATA MINING PENGELOMPOKAN JUMLAH DATA PRODUKTIVITAS UBINAN TANAMAN PANGAN BERDASARKAN JENIS UBINAN DENGAN METODE CLUSTERING DIKAB LANGKAT (STUDI KASUS : BADAN PUSAT STATISTIK LANGKAT)

Cici Armayani, Achmad Fauzi, Hermansyah Sembiring

PENGEMBANGAN MEDIA PEMBELAJARAN BERBASIS VIDEO SPARKOL DENGAN MENGGUNAKAN MEDIA INTERNET DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA SMP NEGERI 1 DAN 2 KECAMATAN TANAH JAWA
Imeldawaty Gultom, Marto Sihombing, A M H Pardede

ANALISIS PENERAPAN NORMALIZED WEB DISTANCE: TINJAUAN KASUS GOOGLE DAN COMPRESSION DISTANCE
Deny Jollyta



**JURNAL INFORMATIKA KAPUTAMA
JIK**

Volume 5, Nomor 1, Januari 2021

DEWAN REDAKSI

Pelindung / Penasehat : Yayasan Pendidikan Teknologi Informasi Mutiara

Penanggung Jawab : Ketua STMIK Kaputama

Penyunting Ahli : Dr.Ir. Rila Mandala, M.Eng
Dr. Akim MH Pardede, ST., M.Kom
Dr. Hatono, M.Kom
Dr. Dedy Hartama, ST., M.Kom
Dr. Roslina, S.Kom, MIT

Penyunting Pelaksana : Anton Sihombing, SE., MM
Noriyenni, M.Kom
Husnul Khair, M.Kom
Siswan Syahputra, M.Kom
Suci Ramadani, M.Kom

Pimpinan Redaksi : Ketua LPPM

Sekretaris Redaksi : Sekretaris LPPM

Distribusi dan Pemasaran : Langgeng Restuono, S.Kom
I Gusti Prahmana, S.Kom
Abdul Rahman, S.Kom

Jurnal Informatika Kaputama adalah jurnal resmi STMIK Kaputama dalam bentuk bunga rampai untuk menyajikan tulisan ilmiah berbagai disiplin ilmu pengetahuan berupa hasil penelitian lapangan atau laboratorium maupun studi pustaka. Jurnal ini terbit dua kali dalam setahun yaitu bulan Januari dan Juli.

Redaksi menerima naskah yang belum pernah diterbitkan dalam media lain dari dosen, peneliti, mahasiswa maupun praktisi dengan ketentuan penulisan. Naskah yang masuk akan dievaluasi dan disunting untuk keseragaman format, istilah dan tata cara lainnya.

Alamat Redaksi:

Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Kaputama

Jln Veteran No.4A-9A Binjai, 20714, Sumatera Utara, Telp. (061) 8828840,082366304242,

Fax. 8875534

e-mail: lppm-kaputama@kaputama.ac.id website: <http://www.kaputama.ac.id>

Jurnal Informatika Kaputama
JIK

Volume 5

Nomor 1

Januari 2021

DAFTAR ISI

Dewan Redaksi

IMPLEMENTASI TIK PADA BADAN USAHA MILIK DESA (BUMDES) DENGAN MODEL MULTIMEDIA DEVELOPMENT LIFE CYCLE (MDLC) UNTUK INFORMASI DIGITAL PARIWISATA SEBAGAI PENINGKATAN KUALITAS LAYANAN PENGUNJUNG DESA WISATA DOKAN 1-9

Romanus Damanik, Wasit Ginting

RANCANG BANGUN APLIKASI ARSIP AKTA KEPENDUDUKAN BERBASIS WEB PADA DINAS KEPENDUDUKAN DAN CATATAN SIPIL KOTA PONTIANAK 10-18

Eri Bayu Pratama, Ardi Setia Nugraha, Ade Hendini

IMPLEMENTASI MODEL PROTOTYPE DALAM RANCANG BANGUN SISTEM INFORMASI MANAJEMEN PROYEK (SAMAR) BERBASIS WEB BAGI PERUSAHAAN KONTRAKTOR 19-27

Wanty Eka Jayanti, Eva Meilinda, Kiky Fitriana

SISTEM INFORMASI MONITORING SISWA SEBAGAI MEDIA PENGAWASAN ORANG TUA BERBASIS WEBSITE 28-37

Yoki Firmansyah, Reza Maulana, Christy Alda Wulandari

PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI PELAYANAN PROSES PENGAJUAN PADA PT. TASPEN BERBASIS WEBSITE MENERAPKAN METODE WATERFALL 38-46

Reza Maulana, Yoki Firmansyah, Vellia Widyastuti

PERANCANGAN SISTEM MONITORING PERSEDIAAN BAHAN BAKAR OPERASIONAL KEBUN PADA PT. PUTRA SARI LESTARI SITE MENTAWA ESTATE KETAPANG 47-58

Panny Agustia Rahayuningsih, Deasy Purwaningtias, Laurensius Kevin Megachandra Myne

SISTEM INFORMASI PEMINJAMAN DAN PENGEMBALIAN BUKU BERBASIS WEB PADA DINAS PERPUSTAKAAN DAN KEARSIPAN 59-70

Rabiatul Adwiya

- IMPLEMENTASI DATA MINING PENGELOMPOKAN JENIS PENYAKIT PASIEN MENGGUNAKAN METODE *CLUSTERING* (STUDI KASUS : PUSKESMAS SAMBIREJO)** 71-80
Shelly Maulia, Budi Serasi Ginting, Anton Sihombing
- EVALUASI *USABILITY MICROSOFT TEAMS* MENGGUNAKAN SYSTEM *USABILITY SCALE* DI STMIK MIKROSKIL MEDAN** 81-88
Raissa Amanda Putri, Salsalina Br Sembiring
- PENGARUH JENIS BUSI TERHADAP KONSUMSI BAHAN BAKAR MOTOR BAKAR 4 TAK** 89-98
Tinus Ginting
- PENERAPAN ALGORITMA RIVEST SHAMIR ADLEMAN (RSA) UNTUK MENGAMANKAN DATABASE PROGRAM KELUARGA HARAPAN (PKH)** 99-107
Andika Cahya Putra, Magdalena Simanjuntak, Nurhayati'
- EVALUASI PREDIKSI KONSUMSI GAS BUMI MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN)** 108-115
Hadziqul Abror, Eriska Eklezia Dwi Saputri, Agus Triono, Henny Dwi Bhakti
- IDENTIFIKASI JENIS BUNGA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI CIRI ORDE SATU DAN ALGORITMA MULTI SUPPORT-VECTOR MACHINES (MULTISVM)** 116-128
T. Reza Pahlevi , Relita Buaton , Nurhayati
- ANALISA SENTIMEN TERHADAP BELAJAR ONLINE PADA MASA COVID-19 MENGGUNAKAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE* BERBASIS *PARTICLE SARM OPTIMIZATION*** 129-136
Hermanto, Astrid Noviriandini
- KOMBINASI ALGORITMA *VIGENERE CIPHER* DAN *ONE TIME PAD* PADA KEAMANAN CITRA DIGITAL** 137-146
Riza Maria Ulfa Br Mtd , Achmad Fauzi , Hermansyah Sembiring
- IMPLEMENTATION OF THE HAMMING CODE METHOD IN BIT DATA IMPROVEMENT TRANSMISSION PROCESS** 147-153
Achmad Fauzi, Rizka Putri Rahayu
- IMPLEMENTASI *FUZZY LOGIC* PADA SISTEM MONITORING SUHU POMPA AIR** 154-163
Yoga Alif Kurnia Utama, Dwi Taufik Hidayat, Nicolas Juniarto
- PENGUNAAN NEURO FUZZY PADA SISTEM MONITORING KETINGGIAN AIR SUNGAI** 164-173
Tamaji, Yoga Alif Kurnia Utama

IMPLEMENTASI WATERFALL SEBAGAI METODE PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK ADMINISTRASI KEPEGAWAIAN PADA SWALAYAN 174-184

Muhamad Syarif, Eri Bayu Pratama

IMPLEMENTASI DATA MINING PENGELOMPOKAN JUMLAH DATA PRODUKTIVITAS UBINAN TANAMAN PANGAN BERDASARKAN JENIS UBINAN DENGAN METODE CLUSTERING DIKAB LANGKAT (STUDI KASUS : BADAN PUSAT STATISTIK LANGKAT) 185-196

Cici Armayani , Achmad Fauzi , Hermansyah Sembiring

PENGEMBANGAN MEDIA PEMBELAJARAN BERBASIS VIDEO SPARKOL DENGAN MENGGUNAKAN MEDIA INTERNET DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA SMP NEGERI 1 DAN 2 KECAMATAN TANAH JAWA 197-203

Imeldawaty Gultom, Marto Sihombing, A M H Pardede

ANALISIS PENERAPAN NORMALIZED WEB DISTANCE: TINJAUAN KASUS GOOGLE DAN COMPRESSION DISTANCE 204-211

Deny Jollyta

EVALUASI PREDIKSI KONSUMSI GAS BUMI MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

Hadziqul Abror¹⁾, Eriska Eklezia Dwi Saputri²⁾, Agus Triono³⁾, Henny Dwi Bhakti⁴⁾

^{1,2,3)}Teknik Perminyakan Fakultas Teknik Universitas Jember, Jember

⁴⁾Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Gresik, Gresik

E-mail: hadziqulabror@unej.ac.id, hennydwi@umg.ac.id ⁴

ABSTRACT

The national energy demand, especially the oil and gas sector, is increasing in line with the increasing population and the condition of national economic growth which continues move positively. The increase of energy demand is on average more than 5% per year for this decade. Meanwhile, the condition of national oil and gas reserves and production sector continues to decline every year. This has resulted in Indonesia becoming a net importer of oil and gas. Domestic demand for natural gas increases every year, while on the other hand Indonesia still has commitments to sell natural gas abroad, pipeline gas and LNG. For this reason, a more accurate prediction of natural gas in Indonesia will be very helpful for policy makers so that policies taken are right on target so that natural gas which should be consumed domestically is not exported abroad. One of the good prediction methods is using artificial neural network (ANN). In this study, the input data used are economic growth, population, and gas prices, while the output data is natural gas consumption. This study uses five ANN architectural models that are formed. From the simulation results, the best accuracy is model 1 with an accuracy of 96.89%.

Keywords: *Natural Gas, Artificial Neural Network, Prediction*

ABSTRAK

Kebutuhan energi nasional, terutama sektor migas, meningkat seiring dengan peningkatan jumlah penduduk serta kondisi pertumbuhan ekonomi nasional yang terus bergerak positif. Peningkatan kebutuhan energi ini rata-rata lebih dari 5% per tahun selama satu dekade ini. Sedangkan kondisi cadangan dan produksi sektor migas nasional terus mengalami penurunan setiap tahunnya. Hal ini mengakibatkan Indonesia menjadi negara *net* importir migas. Kebutuhan gas bumi domestik meningkat setiap tahunnya, sementara di lain sisi Indonesia masih memiliki komitmen kontrak jual beli gas bumi ke luar negeri baik berupa jaringan gas maupun LNG. Untuk itu, diperlukan upaya prediksi kebutuhan gas bumi Indonesia yang lebih akurat agar langkah yang diambil Pemerintah tepat sehingga gas bumi yang harusnya dikonsumsi domestic tidak diekspor ke luar negeri. Salah satu metode prediksi yang baik adalah *artificial neural network* (ANN). Pada penelitian ini, data inputan yang dipakai adalah pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk, dan harga gas, sementara output yang dicari adalah konsumsi gas bumi. Penelitian ini menggunakan lima model arsitektur ANN yang dibentuk. Dari hasil simulasi didapatkan akurasi terbaik adalah model 1 dengan akurasi 96,89%.

Kata Kunci: Gas Bumi, Jaringan Saraf Tiruan, Prediksi

1. PENDAHULUAN

Isu yang berkembang akhir-akhir ini adalah terkait keberlangsungan pasokan energi nasional dalam jangka waktu yang panjang. Kebutuhan energi nasional, terutama sektor migas, meningkat seiring dengan peningkatan jumlah penduduk serta kondisi ekonomi nasional. Peningkatan kebutuhan energi ini rata-rata lebih dari 5% per tahun selama satu dekade ini. Sedangkan kondisi cadangan dan produksi sektor migas nasional terus mengalami penurunan setiap tahunnya.

Terkait energi ini, Pemerintah telah menerbitkan Peraturan Pemerintah (PP) Nomor 79 Tahun 2014 tentang Kebijakan Energi Nasional, yaitu kebijakan pengelolaan energi didasarkan pada prinsip keadilan, berkelanjutan, dan berwawasan lingkungan guna terciptanya kemandirian energi dan ketahanan energi nasional. KEN memproyeksikan kebutuhan energi primer nasional pada tahun 2025 sebesar 400 *million tonnes of oil equivalent* (MTOE), pada tahun 2030 sebesar 480 MTOE, dan pada tahun 2050 sebesar 1000 MTOE[1].

Salah satu energi primer yang komposisi dalam bauran energi nasional terus ditingkatkan adalah gas bumi, yaitu sumber energi fosil yang merupakan hasil proses alami berupa hidrokarbon yang dalam kondisi tekanan dan temperatur tertentu berupa fase gas. Alasan penggunaan gas bumi terus ditingkatkan diantaranya cadangan gas bumi Indonesia yang besar, energi ini ramah lingkungan, relatif lebih murah daripada minyak, serta sebagai bahan baku berbagai macam produk petrokimia.

Kebutuhan energi nasional, terutama sektor migas, meningkat seiring dengan peningkatan jumlah penduduk serta kondisi ekonomi nasional. Peningkatan kebutuhan

energi ini rata-rata lebih dari 5% per tahun selama satu dekade ini. Sedangkan kondisi cadangan dan produksi sektor migas nasional terus mengalami penurunan setiap tahunnya. Hal ini mengakibatkan Indonesia menjadi negara *net importir* migas. Kebutuhan gas bumi domestik meningkat setiap tahunnya, sementara di lain sisi Indonesia masih memiliki kontrak jual beli gas bumi ke luar negeri baik berupa jaringan gas pipa maupun *liquified natural gas* (LNG).

Paradigma pemanfaatan gas bumi akhir-akhir ini berubah dari yang awalnya gas bumi sebagai sumber pendapatan negara (komoditas ekspor) sekarang berubah menjadi penggerak pertumbuhan ekonomi nasional, dalam hal ini dengan optimalisasi pemanfaatan domestik. Gas bumi didorong agar memiliki *multiplier effect* terhadap pertumbuhan ekonomi melalui sumber energi listrik dan bahan baku petrokimia[2]. Hal ini ditandai dengan persentase ekspor baik gas bumi melalui pipa maupun LNG terus mengalami penurunan dari 50% di tahun 2009 menjadi 40% di tahun 2018[3].

Untuk itu, diperlukan upaya prediksi kebutuhan gas bumi Indonesia yang akurat agar langkah yang diambil Pemerintah tepat sasaran. Pemerintah dapat mengantisipasi kebutuhan gas bumi dalam jangka panjang sehingga gas bumi yang harusnya dikonsumsi domestik tidak diekspor.

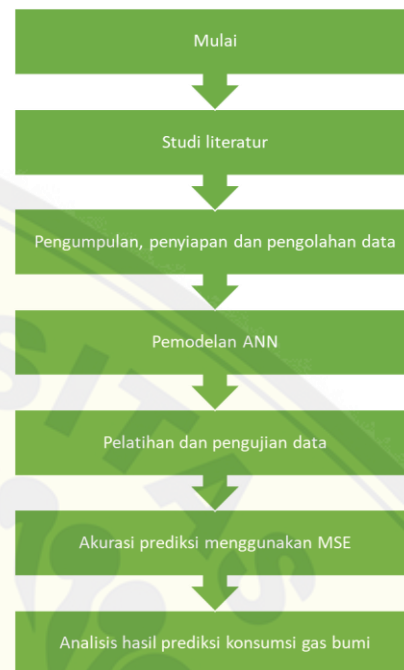
Pemerintah melalui penyusunan Neraca Gas Bumi Indonesia memproyeksikan kebutuhan gas bumi berdasarkan beberapa skenario dengan beberapa parameter yang digunakan adalah kontrak *lifting*, RUPTL PLN, rencana industri pupuk dan petrokimia serta *potensial demand*[2]. Di sisi lain dengan perkembangan *artificial intelligence*, salah satu metode prediksi yang baik adalah *artificial neural network* (ANN). Untuk itu,

pada penelitian ini, akan dilakukan prediksi kebutuhan gas bumi menggunakan ANN dengan tiga parameter inputan yang dipakai adalah pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk, dan harga gas, sementara output yang dicari adalah konsumsi gas bumi. Data-data tersebut didapatkan dari BP statistical review of World Energy [4] dan Badan Pusat Statistik (BPS)[5]. Dalam penelitian ini, dipelajari pengaruh ketiga parameter input tersebut terhadap parameter outputnya. Diharapkan dengan adanya parameter input yang secara langsung mempengaruhi besar konsumsi energi gas bumi, prediksi kebutuhan energi menjadi lebih akurat sehingga dapat membantu pemerintah dalam perancangan proyeksi kebutuhan gas bumi ke depan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan metodologi penelitian ditunjukkan sebagaimana diagram alir penelitian pada Gambar 1. Tahap pertama adalah studi literatur yang merupakan tahap awal untuk pengkajian pustaka. Selanjutnya adalah pengumpulan data yang dibutuhkan dalam penelitian ini. Data yang digunakan adalah pertumbuhan ekonomi, harga gas bumi, jumlah penduduk dan konsumsi gas bumi di Indonesia pada tahun 1990 sampai tahun 2019. Setelah didapatkan data, dilakukan pengolahan data. Data dibagi menjadi data masukan dan data keluaran. Data masukan terdiri dari pertumbuhan ekonomi, harga gas bumi dan jumlah penduduk, sedangkan data keluaran adalah konsumsi gas bumi. Semua data dinormalisasi yaitu data dirubah menjadi rentang 0-1. Normalisasi dilakukan karena dengan melakukan normalisasi akan meningkatkan akurasi dari ANN. Data penelitian dibagi menjadi data latih dan data

uji, yaitu data latih sebanyak 20 dan data uji sebanyak 10.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

Selanjutnya adalah merancang model ANN sesuai dengan langkah-langkah berikut:

a. Penentuan lapisan masukan (*input layer*), yaitu lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan lapisan luaran (*output layer*). Adapun variabel masukan penelitian ini adalah pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk dan harga gas bumi. Sedangkan variabel luarannya adalah prediksi jumlah konsumsi gas bumi.

b. Penentuan fungsi aktivasi. Fungsi ini digunakan pada setiap layer dengan tujuan untuk memformulasikan luaran dari setiap neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi logsig atau juga disebut sebagai fungsi aktivasi sigmoid biner. Pemilihan fungsi aktivasi logsig adalah karena fungsi ini menghasilkan nilai output dengan range 0 sampai 1, hal ini bersesuaian dengan normalisasi data.

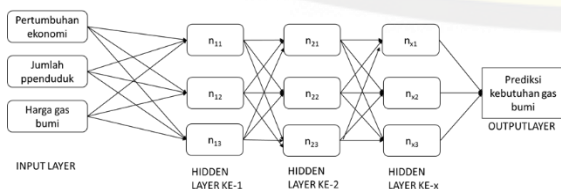
c. Penggunaan pelatihan algoritma propagasi balik (*backpropagation*) yang terdiri dari 3 fase, yaitu fase pembelajaran maju (*feed forward*), fase pembelajaran mundur dan fase perubahan nilai bobot.

Setelah dilakukan pemodelan ANN, tahap berikutnya adalah melakukan simulasi dengan model tersebut. Tahapan selanjutnya adalah melakukan analisis peramalan dengan menentukan nilai *mean squared error* (MSE).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pemodelan ANN

Data dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji. Komposisi pembagiannya adalah 20 data menjadi data latih dan 10 menjadi data uji. Model ANN pada penelitian ini terdiri dari lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan lapisan luaran (*output layer*). Lapisan masukan terdiri dari 1 lapisan yang terdiri dari 3 neuron, yaitu pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk dan harga gas bumi. Lapisan tersembunyi pada penelitian ini dilakukan *trial and error* dari 2 lapisan tersembunyi sampai 6 lapisan tersembunyi dengan masing-masing neuron pada setiap lapisan tersembunyi berjumlah 3 neuron. Lapisan keluaran terdiri dari 1 lapisan yang berisi 1 neuron yaitu jumlah konsumsi gas bumi. Sehingga pada penelitian ini dibangun sebanyak 5 model ANN yang memiliki perbedaan lapisan tersembunyi. Arsitektur ANN yang dibangun pada penelitian ini seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur ANN yang digunakan

Rincian perancangan arsitektur ANN yang dibangun pada penelitian ini disajikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Rincian perancangan arsitektur ANN

Parameter	Jumlah	Deskripsi
Lapisan Masukan	3 neuron	Pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk, harga gas bumi
Lapisan Tersembunyi	<i>Trial and error</i>	3-7
Lapisan keluaran	1	Konsumsi gas bumi
Training function	3	TRAINCGB, TRAIINGDX, TRAIINGD
Adaptation Learning Function	1	LEARNGDM
Learning Rate	<i>Trial and error</i>	0-1
Momentum	<i>Trial and error</i>	0-1
Epoch	<i>Trial and error</i>	0-1
Fungsi Aktivasi	2	Logsig dan purelin

Fungsi pelatihan (*training function*) merupakan fungsi atau algoritma yang digunakan dalam proses pelatihan *neural network* agar dapat mengenali pola (target) dengan mudah dan cepat dalam sekali proses training. Terdapat 5 model ANN yang dibentuk untuk penelitian ini. Masing-masing model menggunakan 3 fungsi pelatihan yaitu Traincgb, Traingdx dan Traingd. Tabel 2 menunjukkan fungsi pembelajaran pada

neural network yang digunakan dalam penelitian ini.

Fungsi pembelajaran (*adaption learning function*) merupakan fungsi yang digunakan dalam inisiasi atau adaptasi proses pelatihan (*training*). Fungsi pembelajaran digunakan untuk menghitung perbaikan nilai bobot secara teratur dan terus menerus. Model *feed-forward backpropagation neural network* memiliki 2 jenis fungsi pembelajaran, yaitu *learngd* dan *learnadm*. *Learngd* menggunakan metode *gradient descent*, yang cocok digunakan untuk turunan model *backpropagation*. Sedangkan *learnadm* menggunakan metode *gradient descent momentum*, yang cocok digunakan untuk variasi momentum model *backpropagation*. Pada penelitian ini, fungsi pembelajaran yang digunakan adalah *learnadm*.

Fungsi aktivasi merupakan fungsi (persamaan matematis) yang digunakan untuk menghasilkan luaran yang sesuai dengan target dari masukan yang diberikan. Berikut ini merupakan fungsi aktivasi yang terdapat pada model *neural network feed-forward backpropagation*:

a. Logsig (*sigmoid unipolar/biner*), digunakan untuk metode *backpropagation*. Fungsi ini memiliki nilai luaran yang terletak pada interval 0 hingga 1.

b. Purelin (identitas/linier), fungsi ini mampu memprediksi nilai yang diluar rentang data pelatihan. Fungsi ini memiliki nilai output yang sama dengan nilai inputnya.

c. Tansig (sigmoid bipolar), fungsi ini hampir sama dengan fungsi logsig, namun fungsi ini memiliki nilai output yang terletak pada interval 1 hingga -1.

Pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi Logsig pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) karena data pada penelitian ini telah dilakukan normalisasi. Lapisan keluaran (*output layer*) menggunakan fungsi aktivasi Purelin. Pada penelitian ini digunakan lima model dengan deskripsi dari masing-masing model sebagaimana Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Model arsitektur ANN yang digunakan

Model	Deskripsi
Model 1	Model 1 terdiri dari satu lapisan masukan dengan 3 neuron, 2 lapisan tersembunyi yang masing-masing memiliki 3 neuron, 1 lapisan keluaran dengan 1 neuron
Model 2	Model 2 terdiri dari satu lapisan masukan dengan 3 neuron, 3 lapisan tersembunyi yang masing-masing memiliki 3 neuron, 1 lapisan keluaran dengan 1 neuron
Model 3	Model 3 terdiri dari satu lapisan masukan dengan 3 neuron, 4 lapisan tersembunyi yang masing-masing memiliki 3 neuron, 1 lapisan keluaran dengan 1 neuron
Model 4	Model 4 terdiri dari satu lapisan masukan dengan 3 neuron, 5 lapisan tersembunyi yang masing-masing memiliki 3 neuron, 1 lapisan keluaran dengan 1 neuron
Model 5	Model 5 terdiri dari satu lapisan masukan dengan 3 neuron, 6 lapisan tersembunyi yang masing-masing memiliki 3 neuron, 1 lapisan keluaran dengan 1 neuron

3.2 Hasil Pelatihan ANN

Setelah model terbentuk, langkah selanjutnya adalah melakukan pelatihan pada jaringan yang dibuat. Terdapat 5 model yang akan dilakukan pelatihan. Masing-masing

model menggunakan 3 fungsi pelatihan (*training function*), yaitu Traincgb, Traingdx dan Traingd. Proses dalam pelatihan adalah dengan melihat nilai korelasi R. Nilai korelasi R ini digunakan untuk mengetahui adanya hubungan linear antara dua variabel yang dinyatakan dalam koefisien korelasi. Dimana dalam penelitian ini nilai koefisien korelasi R menunjukkan kedekatan antara data target dengan keluaran (*output*) jaringan yang telah dibuat. Koefisien korelasi R adalah nilai yang menunjukkan kuat atau tidaknya hubungan linier antar dua variabel, nilai R dapat bervariasi dari -1 sampai +1. Nilai R yang mendekati -1 atau +1 menunjukkan hubungan yang kuat antara dua variabel tersebut dan nilai R yang mendekati 0 mengindikasikan lemahnya hubungan antara dua variabel tersebut. Nilai korelasi masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Nilai korelasi R dari 3 fungsi pelatihan

Model	Training Function		
	Train CGB	Train GDX	Train GD
Model 1	0,94	0,89	0,89
Model 2	0,96	0,94	0,55
Model 3	0,94	0,81	0,54
Model 4	0,87	0,95	0,87
Model 5	0,96	0,82	0,68

Dari masing-masing model tersebut dihitung nilai Mean Squared Error (MSE). MSE merupakan metode perhitungan error dengan mengkuadratkan nilai error pada tiap periode. Dalam kasus pencarian model ANN, dengan nilai MSE yang lebih kecil,

mengindikasikan model yang lebih stabil. MSE dapat dihitung dengan persamaan berikut

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y'i - Yi)^2 \quad (1)$$

dimana n = Jumlah sampel; Y' = Nilai actual indeks; dan Y = Nilai prediksi.

Dari perhitungan nilai MSE, didapatkan nilai MSE dari ketiga training function tersebut sebagaimana Tabel 4.

Tabel 4 Nilai MSE pelatihan

MODEL	TRAINING FUNCTION					
	TRAIN CGB		TRAIN GDX		TRAIN GD	
	NILAI MSE	EPOCH	NILAI MSE	EPOCH	NILAI MSE	EPOCH
MODEL 1	0,00052914	343	0,00195	51	0,0034327	382
MODEL 2	0,001846	30	0,0058137	6	0,04677	1000
MODEL 3	0,0013593	15	0,0080197	6	0,11932	1000
MODEL 4	0,0035237	7	0,0046053	95	0,0049626	120
MODEL 5	0,0094267	19	0,0068458	59	0,0091246	1000

Dari simulasi, didapatkan nilai MSE hasil pelatihan yang paling kecil adalah pada model 1 dengan fungsi pelatihan Traincgb yaitu 0.00052914 pada epoch 343. Hal ini menunjukkan bahwa model terbaik adalah Model 1 dengan fungsi pelatihan CGB. Epoch adalah suatu jangka waktu (satu set putaran) yang diperlukan untuk pelatihan sebuah ANN sehingga kesalahan mendekati nol (0). Jumlah epoch ini juga merupakan salah satu faktor yang dapat menentukan proses pemberhentian iterasi pada setiap kali *training* maupun *testing*. Untuk menghasilkan model yang optimal, diperlukan proses training atau testing dengan jumlah iterasi yang optimal, yaitu tidak terlalu sedikit dan juga tidak terlalu banyak. Oleh sebab itu, jumlah epoch dapat

mempengaruhi performa model yang dihasilkan. Pada penelitian ini, kriteria pemberhentian proses iterasi adalah ketika jumlah epoch dalam setiap kali *training* dan *testing* adalah maksimal sebanyak 1000 atau ketika error maksimal 0,001.

3.3 Hasil Pengujian ANN

Tahap pengujian model (*testing*) dilakukan untuk mensimulasikan model yang telah dilatih. Pada proses pengujian model akan didapatkan nilai keluaran (*output*) berupa prediksi konsumsi gas bumi. Dari hasil pengujian dihitung nilai MSE masing-masing model. Nilai MSE pengujian model seperti pada Tabel 5. Nilai MSE yang terbaik adalah pada Model 1 dengan training function Traingd yaitu nilai MSE terkecil sebesar 0.0266865.

Tabel 5. Nilai MSE pengujian model

MODEL	TRAINING FUNCTION		
	TRAIN CGB	TRAIN GD	TRAIN GD
MODEL 1	0,131160187	0,27616534	0,0266865
MODEL 2	0,448302657	0,50980717	0,5557478
MODEL 3	0,722455064	0,43839863	0,6760263
MODEL 4	0,399285572	0,49839991	0,9463563
MODEL 5	0,389980456	2,00552512	1,1275563

3.4 Hasil Prediksi

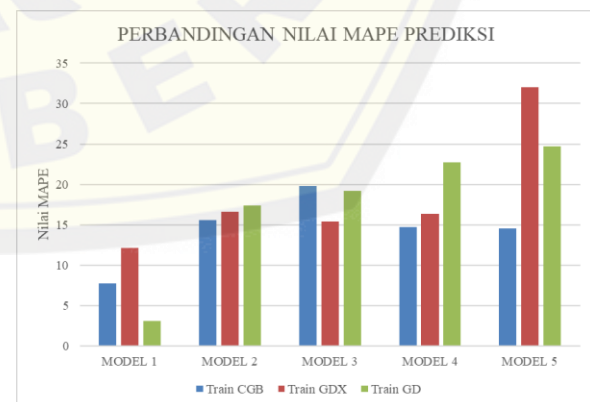
Setelah dilakukan pengujian maka dilakukan prediksi konsumsi gas bumi dengan 3 variabel masukan, yaitu pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk dan harga gas bumi. Dalam tahap prediksi, untuk menguji tingkat akurasi dari hasil prediksi adalah dengan melihat nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yaitu dengan

membandingkan hasil peramalan dengan data aktual sehingga akan didapatkan keakuratan dari hasil peramalan. MAPE merupakan metode yang menghitung kesalahan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian dilanjutkan dengan merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. MAPE memiliki kemampuan yang lebih baik dari MSE dalam menghitung error. MAPE dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut[6].

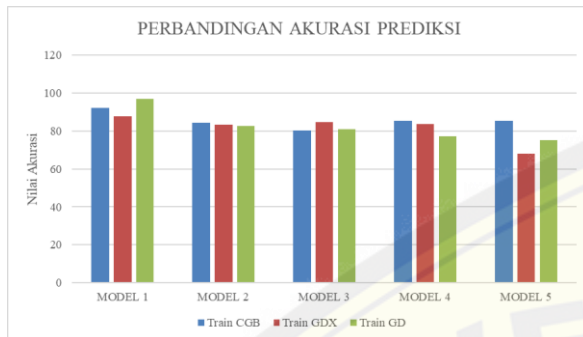
$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{xt - ft}{xt} \right|}{n} \times 100\% \quad (2)$$

Dengan n = jumlah sampel; xt = nilai actual indeks pada periode ke-t; ft = nilai prediksi pada periode ke-t.

Dari hasil prediksi, didapatkan bahwa MAPE prediksi konsumsi gas bumi menggunakan ANN seperti pada Gambar 3. Semakin kecil nilai MAPE maka semakin baik pula hasil prediksinya. Dari Gambar 3 terlihat bahwa nilai MAPE terkecil adalah Model 1 dengan fungsi pembelajaran Traingd yaitu dengan MAPE 3,100884%. Sementara besar akurasi prediksi konsumsi gas bumi terbesar juga model 1 dengan nilai akurasi sebesar 96.89912%.



Gambar 3. Grafik perbandingan nilai MAPE Prediksi



Gambar 4. Perbandingan nilai akurasi prediksi

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang berjudul “Evaluasi Prediksi Konsumsi Gas Bumi Menggunakan Artificial Neural Network” dapat disimpulkan bahwa *Artificial Neural Network* (ANN) dapat digunakan untuk prediksi konsumsi gas bumi dengan variable masukan pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk dan harga gas bumi. Model terbaik yang digunakan untuk prediksi konsumsi gas bumi adalah Model 1 dengan 3 lapisan tersembunyi. Training function terbaik adalah dengan menggunakan Traingd. Hasil prediksi dengan Model 1 yang menggunakan training function Traingd didapatkan nilai MAPE 3.100884 dan tingkat akurasi 96.89912%.

5. SARAN

Diperlukan kombinasi metode (hybrid) antara ANN dengan artificial intelligence yang lain agar didapatkan hasil yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Nugraha, “Ketahanan Energi Indonesia,” *Sekr. Dewan Energi Nas.*, 2015.
- [2] Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral, “Neraca Gas Bumi Indonesia,” 2018.
- [3] Tim Sekretaris Jenderal Dewan Energi Nasional, “Indonesia Energy Out Look 2019,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.
- [4] B. Looney, “Statistical Review of World Energy, 2020 | 69th Edition,” *Bp*, vol. 69, p. 66, 2020, [Online]. Available: <https://www.bp.com/content/dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/statistical-review/bp-stats-review-2020-full-report.pdf>.
- [5] BPS, “Badan Pusat Statistik,” 2019. <https://www.bps.go.id/>.
- [6] F. T. Informasi, “PERAMALAN KONSUMSI MINYAK BUMI DI INDONESIA DENGAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) FORECASTING OF CRUDE OIL CONSUMPTION IN INDONESIA USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) METHOD INDONESIA DENGAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN),” 2016.

Digital Repository Universitas Jember



P-ISSN : 2548-9739



9 772548 973009

E-ISSN : 2685-5240



9 772685 524003



SERTIFIKAT

Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan,
Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi



Kutipan dari Keputusan Direktur Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan
Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia

Nomor: 36/E/KPT/2019

Peringkat Akreditasi Jurnal Ilmiah Periode VII Tahun 2019

Nama Jurnal Ilmiah

Jurnal Informatika Kaputama (JIK)

E-ISSN: 26855240

Penerbit: LPPM STMIK Kaputama

Ditetapkan Sebagai Jurnal Ilmiah

TERAKREDITASI PERINGKAT 5

Akreditasi Berlaku Selama 5 (lima) Tahun, Yaitu
Volume 2 Nomor 1 Tahun 2018 sampai Volume 6 Nomor 2 Tahun 2022

Jakarta, 13 Desember 2019

Direktur Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan



Dr. Muhammad Dimiyati
NIP. 195912171984021001