

ISSN: 2087-2590



# PROSIDING

## *Seminar Nasional Statistika IV*

### PERANAN STATISTIKA DI BIDANG EKSPLORASI ENERGI INDONESIA

Sabtu, 1 November 2014  
Bale Sawala, Universitas Padjadjaran



Departemen Statistika FMIPA  
Universitas Padjadjaran



ISSN: 2087-2590

# PROSIDING



## *Seminar Nasional Statistika IV*

### PERANAN STATISTIKA DI BIDANG EKSPLORASI ENERGI INDONESIA

Sabtu, 1 November 2014  
Bale Sawala, Universitas Padjadjaran



Departemen Statistika FMIPA  
Universitas Padjadjaran





# **PROSIDING SEMINAR NASIONAL STATISTIKA IV**

**“PERANAN STATISTIKA DI BIDANG EKSPLORASI ENERGI INDONESIA”**

ISSN: 2087-2590  
VOL 4, NOVEMBER 2014

**EDITOR:**

I Gede Nyoman Mindra Jaya, M. Si  
Anindya Apriliyanti Pravitasari, M. Si

**REDAKSI:**

Fauziyyah  
Yunia Wira Utami  
Davila Rubianti A.  
Elsa Febriani

**SABTU, 1 NOVEMBER 2014**  
**BALE SANTIKA, UNIVERSITAS PADJADJARAN**





## KATA PENGANTAR

Segenap puji dan syukur kami panjatkan kehadirat illahi robbi, yang telah memberikan kekuatan dan limpahan karunia yang sangat besar. Sholawat serta salam semoga senantiasa tercurah bagi Nabi Muhammad SAW, panutan dan rohmat bagi semesta alam.

Panitia seminar nasional merasa sangat berbahagia dan bersyukur, karena dapat mengadakan acara akbar Seminar Nasional Statistika yang diadakan setiap tahun dan pada tahun ini merupakan tahun keempat. Pada Seminar Nasional Statistika 2014 ini animo peserta pemakalah meningkat cukup signifikan, hal ini terbukti dengan meningkatnya kuantitas judul *paper* yang masuk.

Prosiding ini merupakan bagian yang tidak terpisahkan dari Seminar Nasional Statistika 2014, karena berisi kumpulan makalah yang dipresentasikan pada sesi paralel dari para pemakalah yang diperoleh dari hasil penelitian, pemikiran, ataupun kajian yang mendalam mengenai suatu topik tertentu dalam ruang lingkup statistika dan aplikasinya.

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada seluruh peserta pemakalah yang telah berkontribusi pada acara seminar ini, selain itu juga tim editor dan redaksi yang telah bekerja keras menyunting dan menyusun prosiding ini sehingga siap disajikan untuk pembaca.

Akhir kata, semoga prosiding ini dapat bermanfaat bagi para pemakalah, maupun peserta seminar nasional, dan pembaca yang budiman, sebagai sarana untuk memperkaya ilmu dan memperluas wawasan tentang aplikasi dan pengembangan ilmu statistika.

Jatinangor, 4 November 2014

Panitia Seminar Nasional Statistika 2014



# **PROSIDING SEMINAR NASIONAL STATISTIKA IV**

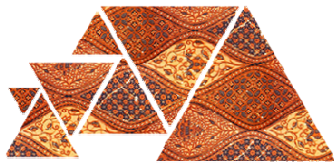
“PERANAN STATISTIKA DI BIDANG EKSPLORASI ENERGI INDONESIA”





## DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR ISI .....</b>	<b>ix</b>
<b>AKTUARIA</b>	
A.1 PENENTUAN PREMI ASURANSI KENDARAAN BERMOTOR MENGGUNAKAN SISTEM BONUS MALUS OPTIMAL (STUDI KASUS PT ASKRIDA) .....	1
A.2 ESTIMASI TOTAL KLAIM MENGGUNAKAN KREDIBILITAS BUHLMANN-STRAUB .....	9
A.3 MENENTUKAN NORMAL COST DAN SUPPLEMENTAL LIABILITY UNTUK PENSIUN NORMAL DENGAN MEMPERTIMBANGKAN PENYESUAIAN INFLASI UNTUK BENEFIT PENSIUN (STUDI KASUS DANA PENSIUN TELKOM) .....	19
A.4 PENENTUAN IURAN PENSIUN NORMAL DENGAN MEMPERHATIKAN KENAIKAN PANGKAT DAN PERUBAHAN KEBIJAKAN TUNJANGAN PENSIUN PEGAWAI NEGERI) .....	29
A.5 MENENTUKAN PROBABILITAS KEGAGALAN UNTUK MEMENUHI KEBUTUHAN SALDO KAS HARIAN BERDASARKAN MODEL FINANSIAL STOKASTIK MERTON .....	39
A.6 <i>THE APPLICATION OF EXPECTED SHORTFALL IN DETERMINING THE AMOUNT OF CAPITAL FOR HANDLING BAD CREDIT (CASE STUDY : BRANCH A BANK PQR)</i> .....	45
A.7 RATE PREMI ASURANSI UMUM MENGGUNAKAN KREDIBILITAS BUHLMANN .....	51
A.8 PENENTUAN HARGA OPSI EROPA PADA SALAH SATU SAHAM BLUE CHIPMENGUNAKAN MODEL BLACK-SCHOLES DENGAN STRATEGI INVESTASI STRANGLE .....	65
A.9 PENENTUAN CADANGAN ASURANSI DISESUIKAN MENGGUNAKAN METODE FULL PRELIMINARY TERM PADA PRODUK DWIGUNA BERPASANGAN .....	75
A.10 MENENTUKAN NORMAL COST PADA PENSIUN DINI DENGAN PENDEKATAN MAKEHAM DAN TINGKAT SUKU BUNGA HO LEE (STUDI KASUS DANA PENSIUN TELKOM) .....	82
A.11 ESTIMASI RETURN PORTOFOLIO MELIBATKAN PERHITUNGAN VALUE AT RISK (VAR) MENGGUNAKAN MODEL GARCH & METODE PENDEKATAN COPULA .....	91
A.12 PENENTUAN IURAN NORMAL MENGGUNAKAN FUNGSI GAJI SERVICED-BASED MODEL PADA ACCRUED BENEFIT COST METHOD UNTUK PENSIUN DINI .....	110



A.13 UNMATCHED-MODEL PRICE INDEX ..... 116  
A.14 PENENTUAN HARGA OPSI SAHAM TIPE EROPA MENGGUNAKAN  
MODEL BLACK-SCHOLES DENGAN STRATEGI INVESTASI STRADDLE..... 130

**DESAIN EKSPERIMEN/ QUALITY CONTROL / RISET OPERASIONAL**

D.1 FUNGSI BIAYA UNTUK MENENTUKAN TINGKAT PEMESANAN  
OPTIMUM MULTI ITEM INDEPENDEN BERDISTRIBUSI DISKRIT ..... 139  
D.2 PERANCANGAN PARAMETER DENGAN PENDEKATAN TAGUCHI  
UNTUK DATA DISKRIT ..... 146  
D.3 MODEL PROBABILISTIK PUNAHNYA KUMAN MYCOBACTERIUM  
TUBERCULOSA YANG RESISTEN TERHADAP SUATU OBAT  
ANTITUBERKULOSIS ..... 154  
D.4 PERBANDINGAN MODEL STATISTIKA BAGI PENENTUAN BATAS  
KRITIS HARA KALIUM PADA KEDELAI ..... 162  
D.5 DIAGRAM KONTROL EKSPONENTIAL WEIGHTED MOVING AVERAGE  
(EWMA) PADA PROSES AUTOREGRSSIVE (1)..... 170  
D.6 DAMPAK PROSES AUTOREGRESSIVE(1) PADA DIAGRAM KONTROL  
CUMULATIVE SUM(CUSUM)..... 180  
D.7 DAMPAK PROSES AUTOREGRESSIVE(1) PADA DIAGRAM KONTROL  
CUMULATIVE SUM(CUSUM)..... 191  
D.8 SIMULASI PEMANENAN POPULASI PAUS *ORCINUS ORCA* ..... 206  
D.9 PENDEKATAN BAYESIAN UNTUK SAMPLING PENERIMAAN ..... 219  
D.10 PENDEKATAN ANALISIS UNIVARIAT DAN MULTIVARIAT UNTUK  
DESAIN REPEATED MEASUREMENT ..... 225

**MULTIVARIAT**

M.1 MANOVA DENGAN REPEATED MEASURE UNTUK MODEL SATU  
FAKTOR (STUDI KASUS: PROSES FERMENTASI LIMBAH BIOETANOL  
PADA SINGKONG) ..... 235  
M.2 PERFORMA METODE K NEAREST NEIGHBOR IMPUTATION (KNNI)  
UNTUK MENANGANI MULTIVARIATE MISSING DATA ..... 244  
M.3 PEMODELAN DAN PENGKLASIFIKASIAN KABUPATEN TERTINGGAL  
DI INDONESIA DENGAN PENDEKATAN MULTIVARIATE ADAPTIVE  
REGRESSION SPLINES (MARS) ..... 251  
M.4 PENERAPAN METODE MULTIPLE FACTOR ANALYSIS (MFA) DALAM  
MENGIDENTIFIKASI SARANA DAN PRASARANA DI DEPARTEMEN  
MATEMATIKA FMIPA UNPAD ..... 261  
M.5 PREDIKSI PRODUKSI GAS BUMI DENGAN GENERAL REGRESSION  
NEURAL NETWORK (GRNN)..... 270  
M.6 PENGGUNAAN PROBABILISTIC LATENT SEMANTIC ANALYSIS  
(PLSA) PADA PENGELOMPOKAN DATA TEKS ..... 278



**REGRESI/SEM**

R.1 ANALISIS MULTIGROUP STRUCTURAL EQUATION MODELLING (SEM) (STUDI KASUS: INDEKS KEPUASAN KONSUMEN TERHADAP DATA BPS) ..... 285

R.2 MODEL REGRESI ZERO INFLATED POISSON PADA DATA RESPON EXCESS ZERO ..... 296

R.3 KARAKTERISTIK RUMAH TANGGA MENURUT POLA PENGGUNAAN BAHAN BAKAR UNTUK MEMASAK;ANALISIS DAMPAK PROGRAM KONVERSI MINYAK TANAH ..... 304

R.4 PENERAPAN REGRESI LINEAR BERGANDA PADA BI RATE DENGAN MENGGUNAKAN METODA FORWARD ..... 316

R.5 REGRESI COX PADA SURVEY KOMPLEKS (STUDI KASUS: LAMA PEMBERIAN ASI) ..... 328

R.6 FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI INTENSITAS ENERGI DI INDONESIA: PENDEKATAN MODEL ERROR CORRECTION MECHANISM ..... 334

R.7 MULTIGROUP STRUCTURAL EQUATION MODELS (SEM) DATA KEMISKINAN INDONESIA ..... 345

R.8 APLIKASI ANALISIS REGRESI CAMPURAN PADA PENELITIAN BIDANG PENDIDIKAN ..... 357

R.9 MODEL REGRESI *NEGATIVE BINOMIAL*, *ZERO INFLATED* DAN *ZERO INFLATED NEGATIVE BINOMIAL* UNTUK *EXCESS ZEROS DATA* (STUDI KASUS KEMATIAN AKIBAT TUBERKOLOSIS DI JAWA BARAT)..... 365

R.10 *COUNT DATA REGRESSION* PADA PENYAKIT TUBERKULOSIS DI JAWA BARAT ..... 370

**SPATIAL**

S.1 KRIGING UNIVERSAL DENGAN MENGGUNAKAN KOPULA UNTUK MEMREDIKSI KANDUNGAN ALUMINIUM (AL) DI KABUPATEN SUKABUMI JAWA BARAT ..... 377

S.2 *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED POISSON REGRESSION* PADA *PENYAKIT TUBERKOLOSIS DI JAWA BARAT* ..... 385

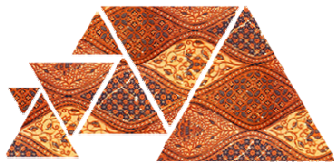
S.3 PENDUGAAN AREA KECIL TERHADAP PROPORSI RUMAH TANGGA MISKIN LEVEL KELURAHAN DI KABUPATEN SAMPANG MENGGUNAKAN HIERARCHICAL BAYES (HB) LOGIT NORMAL ..... 393

S.4 *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION* DALAM MENAKSIR MODEL OUTPUT SEKTOR INDUSTRI MENENGAH BESAR TAHUN 2012..... 403

S.5 *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED BINOMIAL NEGATIVE REGRESSION* ..... 414

S.6 MODEL SPASIAL DURBIN DENGAN EFEK TETAP UNTUK TINGKAT PENGANGGURAN TERBUKA DI PROVINSI KEPULAUAN BANGKA BELITUNG..... 424

S.7 ESTIMASI VARIANS DENGAN PENDEKATAN METODE RESCALED BOOTSTRAP ..... 437



S.8	ANALISIS HURDLE POISSON UNTUK PEMODELAN DATA COUNTKONSUMSI ROKOK DI KALIMANTAN TENGAH .....	447
S.9	PENDEKATAN HIERARCHICAL BAYES SMALL AREA ESTIMATION (HB SAE) DALAM MENGESTIMASI ANGKA MELEK HURUF KECAMATAN DI KABUPATEN INDRAMAYU .....	458
S.10	PENAKSIRAN KONSENTRASI INDUSTRI DENGAN MENGGUNAKAN INDEKS LOCATION QUOTIENT (LQ).....	469
S.11	PERBANDINGAN KUALITAS PENAKSIR EMPIRICAL BAYES DALAM MENAKSIR RESIKO RELATIF .....	475
S.12	PERBANDINGAN MODEL REGRESI TERBOBOTI GEOGRAFIS DENGAN PEMBOBOT KERNEL ADAPTIF NORMAL DAN KERNEL ADAPTIF KUADRAT GANDA UNTUK DATA GIZI BURUK DI JAWA TIMUR .....	486
S.13	PENDUGAAN AREA KECIL TERHADAP ANGKA MELEK HURUF DI KABUPATEN KUTAI KARTANEGARA DENGAN METODE EMPIRICAL BAYES BERBASIS MODEL BETA-BINOMIAL .....	497
S.14	ANALISIS DATA SPASIAL MENGGUNAKAN METODE BAYESIAN GEOGRAPHICALLY WEIGHTED REGRESSION (STUDI KASUS DATA PDRB PER KAPITA DI PROVINSI JAWA TIMUR).....	504

#### **TIME SERIES**

T.1	MULTIVARIATE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN JENIS TEH HITAM ORTHODOX MUTU UTAMA.....	515
T.2	PERBANDINGAN METODE PERAMALAN PADA ANALISIS SINGULAR SPEKTRUM (SSA) UNTUK DATA DERET WAKTU YANG MEMPUNYAI POLA MUSIMAN GANDA .....	522
T.3	IMPUTASI MISSING VALUES DENGAN EXPECTATION MAXIMIZATION WITH BOOTSTRAPPING (EMB) DATA TIME SERIES-CROSS SECTION (TSCS) VOLUME PRODUKSI CRUDE PALM OIL (CPO) .....	530
T.4	ANALISIS PREDIKTABILITAS UNPRECEDENTED RESTLESSNESS (UR) SEBAGAI INDIKATOR KUAT KRISIS BERAS TAHUN 2008 (STUDI KASUS NEGARA BANGLADESH) .....	540
T.5	PENDEKATAN MODEL TIME SERIES UNTUK PEMODELAN INFLASI BEBERAPA KOTA DI JAWA TENGAH .....	553
T.6	METODE DEKOMPOSISI UNTUK MERAMALKAN KEJADIAN BANJIR.....	565
T.7	ANALISIS PREDICTABILITY STATISTIK UNPRECEDENTED RESTLESSNESS SEBAGAI INDIKATOR KUAT KRISIS BERAS (STUDI KASUS NEGARA FILIPINA).....	569
T.8	PERAMALAN RESTLESSNESS SEBAGAI INDIKATOR KRISIS BERAS MELALUI STATISTIK INCOME PERKAPITA DAN PRICE RICE (STUDI KASUS NEGARA THAILAND).....	581



M.5

**PREDIKSI PRODUKSI GAS BUMI DENGAN GENERAL REGRESSION NEURAL NETWORK (GRNN)**

**Rezzy Eko Caraka<sup>1</sup>, Hasbi Yasin<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Mahasiswa Jurusan Statistika FSM UNDIP

<sup>2</sup>Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM UNDIP

Email: [Rezzyekocaraka@gmail.com](mailto:Rezzyekocaraka@gmail.com); [Hasbiyasin@gmail.com](mailto:Hasbiyasin@gmail.com)

**ABSTRAK**

Gas bumi sebagai salah satu sumber energi memiliki peranan yang sangat penting bagi pertumbuhan pembangunan nasional. Selama dekade terakhir, peranan gas bumi mulai menggeser peranan BBM sebagai sumber energi karena selain lebih murah juga ramah lingkungan. Pemanfaatan gas bumi di Indonesia meliputi sektor pembangkit listrik 52%, sektor industri pupuk 12% serta sektor industri dan sektro lainnya 36%. *General Regression Neural Network* (GRNN) merupakan salah satu model jaringan radial basis yang digunakan untuk pendekatan suatu fungsi. Model GRNN termasuk model jaringan syaraf tiruan dengan solusi yang cepat, karena tidak diperlukan iterasi yang besar pada estimasi bobot-bobotnya. Model ini memiliki arsitektur jaringan yang baku, dimana jumlah unit pada *pattern layer* sesuai dengan jumlah data input. Analisis dilakukan simulasi jaringan dengan menguji 17 data tersisa didapat nilai mse training sebesar 553,9764 dan nilai mse testing gas bumi sebesar 645,870. Kalau saat ini industri meminta pasokan gas hingga lebih dari 2000 mmscfd maka konsekwensinya belum dapat memenuhi kebutuhan industri karena berdasarkan peramalan produksi gas bumi baru dapat menyumbang sebesar 1500 mmscfd (*Million Metric Standard Cubic Feet Per Day*) atau sebesar 75% dari kebutuhan industri. Sehingga untuk memenuhi kebutuhan industri pemerintah harus mengoptimalkan produksi atau mencari sumber energi gas alternatif.

**Kata Kunci** : Gas Bumi, *General Regression Neural Network (GRNN)*, Peramalan (*Forecasting*), Simulasi.

**1. PENDAHULUAN**

Dalam membangun ketahanan energi nasional pemerintah harus mempersiapkan beberapa hal yaitu terpenuhinya pasokan energi (*supply*) dalam jumlah yang cukup, tersedianya infrastruktur energi yang handal, aman dan efisien, kemampuan pasar (*demand*) untuk menyerap energi, dimana faktor utama kemampuan untuk menyerap energi adalah ketersediaan energi dengan spesifikasi yang sesuai dan harga yang terjangkau untuk mampu bersaing dan terus berkembang. Salah satu kekayaan alam indonesia adalah sumber daya minyak dan gas bumi (migas) yang sudah penting dalam peradaban kehidupan manusia dalam perannya sebagai sumber energi. Sumber daya migas merupakan aset nasional yang perlu dikelola dengan optimal untuk meningkatkan kinerja dan produktivitasnya. Berdasarkan data Kementerian ESDM, pada periode 2012-2020, tambahan produksi gas diproyeksikan sebesar 5.118 mmscfd (*Million Metric Standard Cubic Feet Per Day*) . Saat ini industri mendapat suplai gas sekitar 50% dari perusahaan gas negara dan kontrak pasokan juga tidak bersifat jangka panjang, tapi tahunan, sehingga tidak



ada jaminan pasokan gas, Data statistik gas bumi sumber Ditjen MIGAS menunjukkan bahwa jumlah minyak dan gas bumi yang diperkirakan dapat diproduksi dari suatu reservoir yang ukurannya sudah ditentukan dengan meyakinkan adalah sebesar 103.35 TSCF (*Trillion Square Cubic Feet*), sedangkan potensial jumlah dan gas bumi yang diperkirakan terdapat dalam suatu reservoir adalah sebesar 47.35 TSCF (*Trillion Square Cubic Feet*). Sehingga total cadangan gas bumi sebesar 150.70 TSCF (*Trillion Square Cubic Feet*). Data pertumbuhan produksi kilang gas dari 2004-2012 sebesar 11.8%. pemanfaatan gas bumi tahun 2012 digunakan oleh domestic antara lain pupuk, kilang, pet.kimia, kondensasi, lpg, pgn, pln, Krakatau stieel, industri lain (penyaluran KKKS ke industry selain pengguna PGN), city gas, pemakaian sendiri sebesar 45.5%. untuk Ekspor oleh feed kilang lng, lpg, gas pipa sebesar 47.8% dan mengalami losses sebesar 6,7%<sup>4</sup>.

Sesuai dengan Ayat 1 Pasal 4 UU No. 22 Tahun 2001 tentang Minyak dan Gas Bumi, bahwa Minyak dan Gas Bumi sebagai sumber daya alam strategis tak terbarukanyang terkandung di dalam Wilayah Hukum Pertambangan Indonesia merupakan kekayaan nasional yang dikuasai olehnegara. Penguasaan oleh negara sebagaimana dimaksud dalam ayat (1) diselenggarakan oleh Pemerintah sebagai pemegang Kuasa Pertambangan. Pemerintah sebagai pemegang Kuasa Pertambangan membentuk Badan Pelaksana (ayat 3). Kebijakan pemerintah berkenaan dengan pemenuhan kebutuhan energi nasional dituangkan dalam Peraturan Presiden Nomor 5 tahun 2006 tentang Kebijakan Energi Nasinal. Dalam peraturan tersebut, pada tahun 2025 konsumsi gas alam naik menjadi 30%, Gas sebagai energi alternatig yang menjanjikan harus benar-brnar diutamakan untukkepentingan domestik dan mendorong ekspansi industri dan perekonomian Indonesia. Berdasarkan data kementerian ESDM, pada periode 2012-2020 tambahan profuksi gas diproyeksikan sebesar 5,118 mmscf (*Million Metric Standard Cubic Feet Per Day*) dari 17 lapangan.

## 2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data sekunder, yaitu data produksi gas bumi periode 1960 – 2012 yang diperoleh di website <http://statistik.migas.esdm.go.id>. Data dibagi dua dimana 35 data digunakan sebagai training dan 17 sebagai testing kemudian melakukan simulasi menggunakan software matlab 7.8.0 (R2009a)

### 2.4. Artificial Neural Network

ANN adalah suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik-karakteristik kinerja tertentu dengan mengadaptasi dari jaringan syaraf biologi. ANN telah digeneraliasi sebagai model matematik dari kognisi manusia dengan didasarkan pada pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen yang disebut *neurons*. Sinyal-sinyal dikirim antar *neurons* melalui *connection-links* (sinapsis), Setiap sinapsis mempunyai bobot tertentu. Neuron

---

<sup>4</sup> Refleksi semangat perjuangan dan idealism pendiri bangsa dalam pengelolaan sumber daya alam startegis Indonesia – Gas Bumi [www.pgn.co.id](http://www.pgn.co.id)



menggunakan fungsi aktivasi yang merupakan penjumlahan dari sinyal-sinyal *input* (masukan) untuk sinyal-sinyal *output* (keluaran).

Dasar dalam pemrosesan suatu jaringan pada NN neuron akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan (*layer*) yang disebut lapisan neuron (*neuron layer*). Neuron-neuron dalam satu lapisan dihubungkan dengan lapisan-lapisan sebelum dan sesudahnya, sehingga nantinya akan terbentuk lapisan input (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output (*output layer*).

Sebuah neuron terdiri dari beberapa bagian :

1. Input

Input merupakan bagian dari sistem yang digunakan untuk memberikan masukan pada sistem yang digunakan untuk proses pembelajaran dan proses pengenalan objek.

2. Bobot

Bobot merupakan beban yang diberikan pada penghubung yang berfungsi untuk meningkatkan serta menurunkan pengaruh pada suatu neuron terhadap input yang masuk agar nantinya dihasilkan output yang sesuai dengan target pembelajaran.

3. *Processing unit*

*Processing unit* merupakan tempat terjadinya proses komputasi atau pengenalan terhadap objek berdasarkan pengetahuan yang diperoleh dari input dan juga dari bobot yang sudah ditentukan sebelumnya.

4. Output

Output merupakan bagian yang memberikan hasil keluaran atau solusi pemecahan masalah dari proses pembelajaran yang berlangsung terhadap input.

### 2.5. *General Regression Neural Network (Grnn)*

General Regression Neural Network (GRNN) merupakan salah satu model jaringan radial basis yang sering digunakan untuk pendekatan suatu fungsi. Dasar dari operasi GRNN secara esensial didasarkan pada regresi nonlinear (kernel) dimana estimasi dari nilai harapan output ditentukan oleh himpunan input-inputnya ( Leung,et.al,2000). Walaupun GRNN menghasilkan output berupa vektor multivariate, dengan tidak mengurangi keumuman deskripsi dari logika operasi GRNN pada bagian ini disederhanakan untuk kasus output univariat saja

$$E[y|x] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} yf(x,y)dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y)dy} \tag{1}$$

Dalam hal ini  $y$  adalah output yang diprediksi oleh GRNN, sedangkan  $X$  adalah vektor input  $(x_1, x_2, \dots, x_p)$  yang terdiri dari  $p$  variabel prediktor.  $E[y|x]$  adalah harga harapan dari output  $y$  diberikan vektor input  $X$  dan  $f(X,y)$  adalah fungsi densitas probabilitas bersama dari  $X$  dan  $y$ .

Teori General Regression Neural Network diperoleh dari estimasi densitas kernel multivariate. Tujuan dari estimasi multivariate nonparametrik ini yaitu mengestimasi fungsi densitas probabilitas  $F(z_1^*, \dots, z_m^*)$  dari  $m$  variabel acak  $z = (z_1, \dots, z_m)^T$  dengan menggunakan  $n$  ukuran dari tiap variabel. Estimator densitas kernel multivariate pada kasus  $m$  dimensi didefinisikan sebagai



$$F(z^*) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h_1 \dots h_m} k\left(\frac{z_{i1} - z_1^*}{h_1}, \dots, \frac{z_{im} - z_m^*}{h_{m1}}\right) \tag{2}$$

Dimana K adalah fungsi kernel multivariate dan panjang bidang (parameter penghalusan) vektor  $\mathbf{h} = (h_1, \dots, h_m)^T$ . Data asli  $Z(X_i, Y_i); i=1, \dots, n$  akan dibagi menjadi himpunan data pelatihan digunakan untuk mengembangkan model, sedangkan himpunan data Pelatihan berasan dari suatu proses sampling yang mengukur nilai ouput dengan *additive random noise*:

$$z_i = E[Z|x, y] + \varepsilon_i \tag{3}$$

Dimana  $\varepsilon_i \sim NID(0, \sigma^2)$

Mean bersyarat dari Z jika diberikan ke (x,y) yang dikenal sebagai suatu regresi Z pada (x,y) adalah suatu solusi yang meminimalkan MSE. Jika  $f(x,y,Z)$  adalah fungsi densitas probabilitas kontinu bersama maka mean bersyarat tersebut adalah:

$$E[Z|x, y] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} Z \cdot f(x,y,Z) dZ}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y,Z) dZ} \tag{4}$$

Fungsi densitas  $f(x,y,Z)$  dapat diestimasi dari data dengan menggunakan estimator konsisten nonparametrik yang diusulkan oleh parzen pada kasus dimensi banyak yang dikembangkan oleh Cacoullous sebagai berikut :

$$f(x, y, Z) = \frac{1}{[(2\pi)^{\frac{3}{2}} h^3 n]} \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2h^2}\right) \exp\left[-\left(Z - \frac{z_i}{2h^2}\right)^2\right] \tag{5}$$

Dengan n adalah banyaknya pengukuran dalam himpunan data Pelatihan, h adalah suatu panjang bidang serta jarak metrik ( $D_i^2$ ) adalah :

$$D_i^2 = (x - x')^2 + (y - y')^2 \tag{6}$$

Dengan mensubstitusi estimasi probabilitas bersama (2) kedalam mean (4) bersyarat diperoleh estimator kernel Nadaraya-Watson sebagai berikut:

$$Z_m(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2h^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2h^2}\right)} \tag{7}$$

## 2.6. Struktur Dan Arsitektur Grnn

Konstruksi GRNN terdiri dari empat layer pemrosesan yaitu neuron input, pattern, summation dan output. Input layer menerima vector input X dan mendistribusikan data ke pattern layer. Tiap-tiap neuron dalam pattern layer kemudian membangun output  $\theta$  dan mengirimkan hasilnya ke summation layer. Neuron-neuron numerator dan denominator summation layer menghitung jumlahan aritmatik sederhana dan terboboti yang didasarkan pada nilai  $\theta$  dan  $w_{ij}$  yang diperoleh berdasarkan pembelajaran melalui training dengan supervise. Neuron -neuron pada output layer kemudian melakukan pembagian terhadap jumlahan yang telah dihitung oleh neuron-neuron pada summation layer.

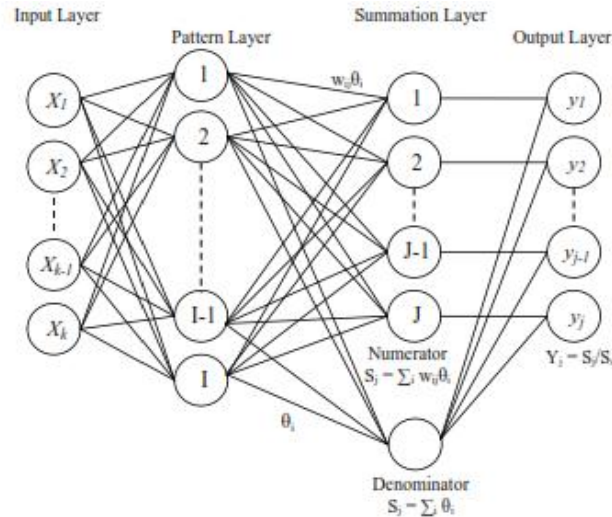
Tiap-tiap layer unit pemrosesan ditandai dengan suatu fungsi komputasional yang spesifik. Layer pertama disebut neuro input (*input neurons*), bertanggung jawab untuk menerima informasi. Terdapat suatu neuron input tunggal untuk setiap variabel predictor dalam vector input X. tidak ada pemrosesan data yang dilakukan pada neuron-neuron input tersebut. Neuron input kemudian mengirimkan data ke layer kedua dari unit pemrosesan yang disebut neuron pola (*pattern neurons*). Dalam hal ini, jumlah neuron pola sama dengan jumlah kasus





dalam himpunan training. Neuron pola I mendapatkan data dari neuron input dan menghitung output  $\theta_i$  menggunakan fungsi transfer:

$$\theta = e^{-(X-Ui)/(X-Ui)/2\sigma^2} \tag{8}$$



Gambar. 1 Konstruksi GRNN Secara Umum

Output dari neuron pola kemudian diteruskan ke layer ketiga dari unit pemrosesan yang disebut neuron jumlahan (*summation neurons*) dimana output dari semua neuron pola ditambahkan. Secara teknis ada dua tipe penjumlahan terboboti. Dalam topologi GRNN terdapat unit pemrosesan terpisah yang melakukan penjumlahan aritmatik sederhana dan penjumlahan terboboti. Persamaan (9.a) dan (9.b) masing-masing menyatakan operasi matematis yang dibentuk oleh penjumlahan terboboti

$$S_s = \sum_i \theta_j \tag{9.a}$$

$$S_w = \sum_j w_j \theta_j \tag{9.b}$$

Jumlahan yang dihasilkan oleh *summation neurons* secara berturut-turut dikirimkan ke layer ke empat dari unit pemrosesan yaitu neuron output. Neuron output kemudian membentuk pembagian berikut untuk mendapatkan output regresi GRNN  $y$ :

$$y = \frac{S_w}{S_s} \tag{9.c}$$

Periode yang paling menentukan dimulai setelah pelatihan jaringan. Jaringan dilatih menggunakan kasus didalam himpunan data pelatihan dihitung estimasi nilai dari hasil jaringan dibandingkan dengan sampel nyata yang diamati dan parameter jaringan yang telah disesuaikan sehingga diperoleh error hasil pelatihan. (Caraka,dkk. 2014).

Error hasil pelatihan untuk langkah lebih lanjut akan digunakan untuk mencari MSE hasil pelatihan. Setiap data peramalan hasil estimasi nilai diuji dengan data observasi dalam himpunan pengujian. Kriteria evaluasi yang digunakan yaitu MSE (*mean square error*), untuk MSE output univariat dihitung rumus dibawah ini:

$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (t - y)^2 \tag{10}$$



Dengan :

Q = Jumlah pola yang dihitung

t = Vektor target

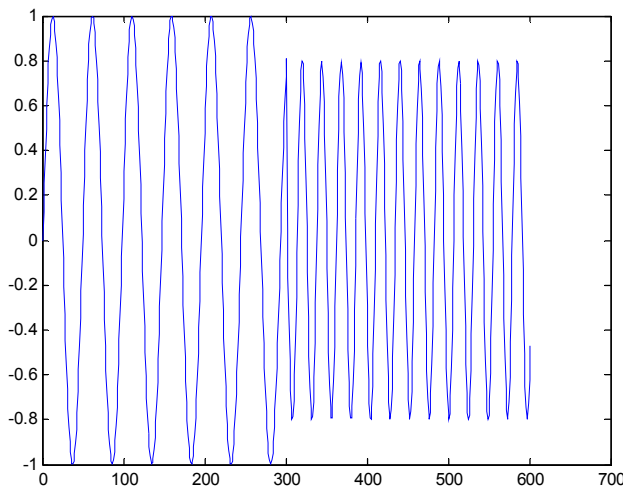
y = Vektor output jaringan

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data dibagi dua dimana 35 data digunakan sebagai training dan 17 sebagai testing hasil identifikasi terhadap data gas bumi diperoleh lag 1,2,13. Setelah dilakukan preprocessing menggunakan bentuk normal, dibangun jaringan GRNN dengan perintah *newgrnn(pn,tn,i)* dimana pn adalah input untuk training yang telah dinormalisasikan dan tn adalah data target yang telah dinormalisasikan sedangkan I adalah spread yang digunakan. Perintah *newgrnn* akan menghasilkan sebuah jaringan dengan dua lapisan. Lapisan pertama memuat neuron dengan fungsi aktivasi *radbas*, yang akan menghitung input terboboti dengan perintah *dist* dan input jaringan dengan perintah *netprod*. Lapisan kedua merupakan neuron dengan fungsi aktivasi *purelin* yang akan menghitung input terboboti dengan perintah *normprod* dan input jaringan dengan perintah *netsum*. Hanya lapisan pertama yang mempunyai bias.

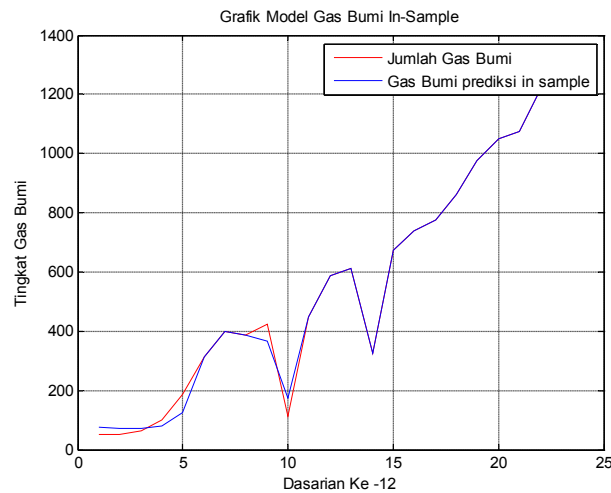
#### 3.1. Simulasi Jaringan

Hasil simulasi jaringan yang telah mendapatkan mse minimal berdasarkan nilai spread yang terpilih digunakan untuk menguji 17 data tersisa, sehingga diperoleh nilai mse testing. Kemudian dibuat plot hasil simulasi dengan data training (*predict in sample*) dan data testing (*predict out sample*). Dalam menyiapkan data training dan testing terlebih dahulu melihat definisi sinyal pada data input dan output dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Target Sinyal

Untuk melakukan simulasi GRNN dengan menguji 17 data tersisa didapat nilai mse training gas bumi sebesar 553,9764 dan nilai mse testing gas bumi sebesar 645,870

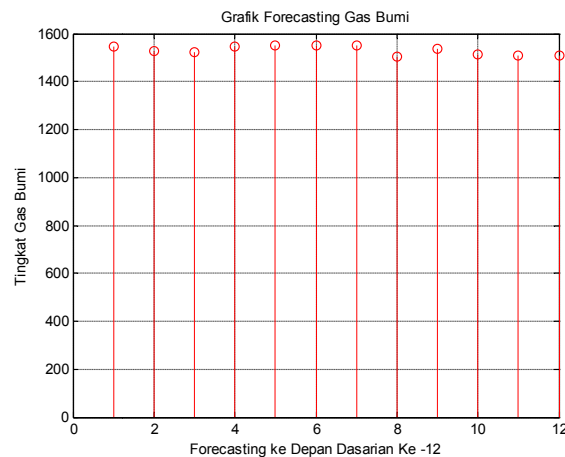


Gambar.3 Grafik Model GRNN Gas Bumi

Pada gambar 3 dapat dilihat bahwa secara visual model telah dapat mendekati nilai aslinya, terlihat dari pola data prediksi yang relatif berimpit dengan data asli. Hasil ini juga menunjukkan bahwa model *General Regression Neural Network* dapat digunakan untuk prediksi data *time series*

### 3.2. Peramalan (*Forecasting*)

Untuk membuat peramalan (*forecasting*) beberapa dasarian kedepan disusun fungsi `forecastgrnn_gas`. Pada fungsi ini dibuat plot hasil peramalan kedepan dalam bentuk stem dapat dilihat pada gambar 4. Setelah dilakukan peramalan (*forecasting*) untuk selengkapnya dapat dilihat pada tabel 1.



Gambar.4 Grafik Forecasting Gas Bumi

Berdasarkan peramalan gas bumi masih memiliki potensi besar untuk dikembangkan, untuk itu maka pemerintah dalam rangka mendukung perencanaan pasokan gas untuk pemenuhan kebutuhan dalam negeri melakukan kajian dan menetapkan kebijakan yang mendukung dan menetapkan Rencana Induk Jaringan Transmisi dan Distribusi Gas Bumi Nasional serta memprioritaskan pemanfaatan melalui Kebijakan Penetapan Alokasi dan Pemanfaatan Gas Bumi dalam Negeri.



**Tabel 1.** Hasil Peramalan (*Forecast*)

	Forecast
Dasarian 1	1545.7*
Dasarian 2	1536.5*
Dasarian 3	1524.7*
Dasarian 4	1544.3*
Dasarian 5	1548.8*
Dasarian 6	1549.8*
Dasarian 7	1550.0*
Dasarian 8	1501.9*
Dasarian 9	1537.9*
Dasarian 10	1512.4*
Dasarian 11	1506.8*
Dasarian 12	1507.0*

\**Dalam Satuan mmscfd (Million Metric Standard Cubic Feet Per Day)*

#### 4. KESIMPULAN

Model GRNN termasuk model jaringan syaraf dengan solusi yang cepat, karena tidak diperlukan iterasi yang besar pada proses estimasi bobot-bobotnya. Model ini juga sudah mempunyai arsitektur yang baku, dimana jumlah unit pada pattern layer sesuai dengan jumlah data input. Berdasarkan analisis dapat disimpulkan bahwa produksi gas bumi masih belum optimal, dalam setiap peramalan dasarian didapat gas bumi hanya mampu di produksi 1500 mmscfd (*Million metric standard cubic feet per day*). Kalau saat ini industri meminta pasokan gas hingga lebih dari 2000 mmscfd maka konsekwensinya belum dapat memenuhi kebutuhan industri karena berdasarkan peramalan produksi gas bumi baru dapat mengirimkan sebesar 1500 mmscfd atau hanya mampu menyumbang sebesar 75% dari kebutuhan industri. Sehingga untuk memenuhi kebutuhan industri pemerintah harus impor gas atau mencari sumber energi gas alternatif.

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- Caraka,R E., Hasbi, Y. &Alan,P. (2014). *Pemodelan General Regression Neural Network (GRNN) Dengan Peubah Input Data Return Untuk Peramalan Indeks Hangseng*, Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer UNNES Semarang
- Fausett,L, (1994).*Fundamentals of Neural Networks; architectures, algorithms and applications*, Prentice-Hall Inc., Englewoods Cliffs, New Jersey.
- Inside,Pgn. (2013).*Pengelolaan sumber daya alami strategis Indonesia – gas bumi*, Edisi Khusus 59, 10-13
- Siang,J.J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi : Yogyakarta
- Warsito, Budi. (2009). *Kapita Selektta Statistika Neural Network*. BP Undip Semarang.