

**APLIKASI ANALISIS MULTIATRIBUT UNTUK MENDETEKSI  
PENYEBARAN ENDAPAN BATUPASIR TURBIDIT:  
STUDI KASUS EKSPLORASI CEKUNGAN LAUT DALAM**

**Thesis**

Disiapkan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Master  
Program Pascasarjana

Hary Setyabudi

6305210097



UNIVERSITAS INDONESIA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
PROGRAM PASCASARJANA ILMU FISIKA  
KEKHUSUSAN GEOFISIKA RESERVOAR  
JAKARTA  
2008

# Lembar Pengesahan

Judul : Aplikasi Analisis Multiatribut untuk Mendeteksi Penyebaran  
Endapan Batupasir Turbidit : Studi Kasus Eksplorasi  
Cekungan Laut Dalam  
Penyusun : Hary Setyabudi  
No. Mahasiswa : 6305210097

Telah disetujui oleh :

**Prof.Dr. Suprajitno Munadi**  
Pembimbing

**Dr. Abdul Haris**  
Penguji

**Dr. Charlie Wu**  
Penguji

**Dr. Ukat Sukanta**  
Penguji

UNIVERSITAS INDONESIA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
PROGRAM PASCASARJANA ILMU FISIKA  
KEKHUSUSAN GEOFISIKA RESERVOAR

Ketua Program PascaSarjana Ilmu Fisika,

**Dr. Dedi Suyanto**  
NIP. 130 935 271

Tanggal Sidang: 27 Juni 2008

## Abstrak

Pemodelan reservoir batupasir cekungan laut dalam sering sulit dilakukan karena kurangnya data sumur eksplorasi yang tersedia, dan kualitas data seismik yang kurang baik. Data seismik yang ada seringkali banyak mengandung *noise* dari *multiple* gelombang yang berasal dari kolom air laut yang tebal, dan adanya pengaruh struktur bawah permukaan yang sangat kompleks akibat aktifnya proses tektonik di daerah penelitian. Oleh karena diperlukan suatu metoda yang dapat digunakan untuk mendeteksi penyebaran batupasir turbidit dan kualitas reservoirnya. Salah satu metoda yang dapat digunakan dengan memanfaatkan terbatasnya data-data yang ada adalah metoda analisis *multivariate*. Metoda ini memanfaatkan berbagai jenis data seismik dan turunannya untuk memprediksi parameter petrofisika batuan dengan memanfaatkan hubungan korelasi statistik antara data atribut-atribut seismik dan data *log* sumur. Melalui kombinasi berbagai atribut dengan parameter petrofisik *log* sumur dapat diperoleh operator hubungan linier dan non-linier dari data-data tersebut. Operator korelasi yang paling optimal akan diaplikasikan kedalam data seismik untuk memprediksi parameter petrofisika batuan diseluruh wilayah penelitian.

Analisis korelasi geostatistik tersebut terdiri atas tiga buah metoda analisis yaitu: analisis atribut tunggal (*bivariate geostatistics*), analisis regresi linier *multivariate*, dan analisis *Probabilistic Neural Network (PNN)*. Analisis atribut tunggal dan regresi linier *multivariate* memanfaatkan hubungan linier antar atribut dan parameter petrofisika *log* sumur, sedangkan *PNN* memanfaatkan hubungan non-linier antar atribut dan parameter petrofisika *log* sumur. Pada penelitian ini parameter yang petrofisika batuan yang dicari adalah parameter *Gamma Ray (GR)* dan parameter porositas *neutron*. Melalui parameter GR dapat digunakan untuk identifikasi litologi sehingga dapat digunakan untuk mendeteksi distribusi *channel* batupasir dan kipas turbiditnya. Sedangkan parameter porositas *neutron* dapat digunakan untuk mendeteksi kualitas dari reservoir tersebut dan penyebarannya.

## Abstract

Deep water sandstone reservoir modeling is typically difficult, due to limited well data and poor seismic data quality. Deep water seismic data is often poor quality due to water bottom multiples, and the effects of complex subsurface structure. Therefore, an analytical technique is required to determine turbidite sandstone distribution and reservoir quality. One method that can be used with limited data is multivariate analysis. This method uses different attributes of seismic data to predict petrophysical rock parameters by determining a statistical correlation between seismic attributes and well log data. This correlation can be both linear and non linear. The method determines the optimum correlation, which is applied to the seismic data to predict petrophysical rock parameters for the study area.

Geostatistical correlation analysis consists of three analysis methods : single attribute analysis (bivariate geostatistics), multivariate linear regression analysis, and probabilistic neural network (PNN) analysis. Single attribute analysis and multivariate linear regression analysis determine a linear correlation between seismic attributes and well log petrophysical parameters. PNN determines a non-linear correlation between seismic attributes and well log petrophysical parameters. For this project, the petrophysical rock parameters that we wish to calculate are Gamma Ray ,and neutron porosity. The GR parameter is used for lithology identification, and is used to detect sandstone channel and turbidite fan distribution. The Neutron porosity parameter is used to detect reservoir quality and distribution.

## Kata Pengantar

Puji syukur ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmatnya yang telah membimbing penulis untuk menyelesaikan penelitian ini. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih atas kontribusi perorangan dan perusahaan yang telah mendukung dan mendorong penulis untuk menyelesaikan penulisan thesis ini.

1. Dr. Abdul Haris, yang telah mendorong dan mendukung penulis dalam penulisan thesis ini, dan yang telah memberikan waktunya untuk berdiskusi tentang penelitian ini.
2. Prof. Dr. Suprajitno Munadi, yang telah bersedia menjadi pembimbing thesis ini, serta bersedia meluangkan waktunya meskipun dengan kondisi kesehatan beliau yang kurang baik.
3. Dr. Charlie Wu, dan Dr. Ukat Sukanta, yang telah bersedia menjadi penguji dalam sidang akhir thesis ini.
4. Dr. Dedi Suyanto, Ketua Program PascaSarjana Fisika, yang telah bersedia menjadi *chairperson* dalam sidang akhir thesis ini.
5. Dr. Dennis Cooke, dan Bpk. Irwan Djamiludin, yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk mendiskusikan berbagai masalah yang timbul selama penelitian dilakukan.
6. Neil Tupper selaku Manager Eksplorasi dan Presiden SANTOS Indonesia yang telah memberikan ijin penggunaan data seismik dan data sumur untuk penelitian ini.
7. PT. SANTOS Asia Pacific Pty., yang telah menyediakan fasilitas perangkat lunak dan perangkat keras dalam pengolahan data penelitian maupun penulisan thesis ini.
8. Mas Befriko yang telah mendorong semangat penulis untuk menyusun thesis ini mulai dari awal, dan mau meluangkan waktunya untuk berdiskusi serta membantu penyediaan data cadangan untuk penelitian ini.
9. Anggota keluarga (mama, dan kakak serta kakak ipar saya), yang tidak lelahnya selalu berdoa dan mendukung penulis baik pada saat menemui berbagai masalah ataupun tidak.
10. Seluruh staff administrasi Jurusan Fisika Pascasarjana UI yang telah sangat membantu dalam penyelesaian berbagai urusan administrasi

yang berhubungan dengan perkuliahan maupun thesis.

11. Sidiq Ramada, Mbak Yarra, dan teman-teman Angkatan 2005 yang telah memberikan perhatian dan dorongan agar penulis menyelesaikan penulisan thesis ini.
12. Semua orang yang telah terlibat baik secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian naskah thesis ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.



# Daftar Isi

Lembar Pengesahan .....	ii
Abstrak .....	iii
Abstract .....	iv
Kata Pengantar .....	v
Daftar Isi .....	vii
Daftar Gambar .....	ix
Daftar Tabel .....	xii
I. PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Permasalahan .....	2
1.3 Tujuan Penelitian .....	2
1.4 Metodologi.....	3
1.4.1 Alur Kerja Seismik Inversi .....	3
1.4.2 Alur Kerja Analisis <i>Multivariate</i> Multiatribut .....	4
1.5 Data, Informasi Geologi, dan Perangkat Lunak.....	5
1.6 Sistematika Penulisan .....	9
II. DASAR TEORI .....	10
2.1 Metoda Inversi Seismik .....	10
2.2 Atribut Seismik dengan Transformasi <i>Hilbert</i> .....	13
2.3 Geostatistik <i>Multivariate</i> (Regresi Linier <i>Multivariate</i> ) .....	15
2.4 Metoda Regresi <i>Step-Wise</i> .....	17
2.5 Perhitungan Nilai Beban Atribut ( <i>Weight Attribute</i> ).....	17
2.6 Metoda <i>Probabilistic Neural Network (PNN)</i> .....	18
III. PENGOLAHAN DATA .....	21
3.1 Seismogram Sintetik.....	21
3.2 Seismik Inversi .....	23
3.3 Analisis Parameter Petrofisik <i>Log</i> Sumur Terhadap Data Sumur .....	26
3.4 Analisis Atribut Tunggal dan <i>Multivariate</i> (Regresi Linier <i>Multivariate</i> dan <i>PNN</i> ) .....	28
3.4.1 Perhitungan Parameter <i>Gamma Ray</i> (Identifikasi Litologi).....	28
3.4.1a Analisis Atribut Tunggal ( <i>Bivariate Geostatistic</i> ) .....	28
3.4.1b Analisis Regresi Linier <i>Multivariate</i> .....	30
3.4.1c Analisis <i>Probabilistic Neural Network (PNN)</i> .....	33
3.4.2 Perhitungan Parameter Porositas (Identifikasi Kualitas Reservoir) .....	33
3.4.2a Analisis Atribut Tunggal ( <i>Bivariate Geostatistic</i> ) .....	34
3.4.2b Analisis Regresi Linier <i>Multivariate</i> .....	36
3.4.2c Analisis <i>Probabilistic Neural Network (PNN)</i> .....	38

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN .....	40
4.1 Hasil Perhitungan Parameter <i>Gamma Ray</i> ( <i>GR</i> ) .....	40
4.2 Hasil Perhitungan Parameter Porositas Neutron .....	43
4.3 Prospektifitas Reservoar Batupasir Turbidit.....	47
V. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI.....	49
5.1 Kesimpulan .....	49
5.2 Rekomendasi .....	50
DAFTAR PUSTAKA .....	51
LAMPIRAN	
Regresi Linier <i>Multivariate</i> menggunakan Nilai Beban Konvolusi .....	53





## Daftar Gambar

Gambar.1.1. Algoritma seismik inversi .....	4
Gambar.1.2. Prinsip analisis <i>multivariate</i> secara singkat .....	4
Gambar.1.3. Diagram alir analisis <i>multivariate</i> .....	5
Gambar.1.4. Penampang seismik <i>Xline</i> yang menunjukkan kompleksitas struktur .....	7
Gambar.1.5. Horison <i>pick</i> (i) WB; (ii) KR60; (iii) KR100; (iv) KR120.....	8
Gambar.2.1. Proses Pemodelan Maju dan Seismik Inversi .....	11
Gambar.2.2. Jejak seismik kompleks dalam koordinat kutub .....	14
Gambar.2.3. Sampel <i>log</i> target yang dimodelkan dengan kombinasi linier sampel atribut pada waktu yang sama .....	15
Gambar.2.4. Proses metoda regresi <i>step-wise</i> .....	17
Gambar.2.5. Kurva hasil prediksi yang dihasilkan melalui proses (i) Regresi Linier Multivariate, dan (ii) <i>PNN</i> .....	20
Gambar.3.1. Seismogram sintetik tipe statistik .....	21
Gambar.3.2. Frekuensi dominan data seismik (i) dan <i>wavelet</i> statistik (ii). ..	22
Gambar.3.3. Seismogram sintetik tipe deterministik.....	22
Gambar.3.4. Frekuensi dominan data seismik (i) dan <i>wavelet</i> deterministik (ii). .....	23
Gambar.3.5. Model geologi berdasarkan data <i>log</i> 2 sumur dan 4 horison ..	24
Gambar.3.6. QC hasil seismik inversi <i>Model Based</i> dengan data <i>log</i> sumur yang menunjukkan korelasi sangat bagus .....	24
Gambar.3.7. Hasil seismik inversi <i>Model based</i> diposisi sumur .....	25
Gambar.3.8. Parameter inversi <i>Model Based</i> yang digunakan.....	25
Gambar.3.9. Trace komposit data-data seismik dan seismik inversi pada posisi lokasi sumur .....	26
Gambar.3.10. Analisis parameter petrofisik data <i>log</i> sumur terhadap data seismik dalam analisis <i>window</i> KR100-KR120: (i) <i>log</i> porositas vs data seismik <i>full-stack</i> ; (ii) <i>log</i> porositas vs data seismik <i>near-offset</i> ; (iii) <i>log</i> porositas vs data seismik <i>far-offset</i> ; (iv) <i>log</i> porositas vs data seismik inversi .....	27
Gambar.3.11. <i>Crossplot</i> salah satu atribut tunggal terhadap nilai parameter GR dalam jendela analisis .....	30

Gambar.3.12. Hasil aplikasi nilai <i>GR</i> hasil prediksi atribut tunggal dibandingkan dengan nilai <i>GR log</i> dilokasi sumur..	30
Gambar.3.13. Analisis penentuan jumlah kombinasi atribut yang akan digunakan.	31
Gambar.3.14. <i>Crossplot</i> validasi nilai <i>GR</i> hasil prediksi terhadap nilai <i>GR log</i> sumur	32
Gambar.3.15. Hasil aplikasi nilai <i>GR</i> hasil prediksi <i>multivariate</i> regresi linier dibandingkan dengan nilai <i>GR log</i> dilokasi sumur	32
Gambar.3.16. Hasil aplikasi nilai <i>GR</i> hasil prediksi <i>PNN</i> dibandingkan dengan nilai <i>GR log</i> dilokasi sumur	33
Gambar.3.17. <i>Crossplot</i> salah satu atribut tunggal terhadap nilai parameter porositas dalam jendela analisis.	35
Gambar.3.18. Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi atribut tunggal dibandingkan dengan <i>log</i> porositas dilokasi sumur.	36
Gambar.3.19. Analisis penentuan jumlah kombinasi atribut yang akan digunakan	36
Gambar.3.20. <i>Crossplot</i> validasi nilai porositas hasil prediksi terhadap nilai porositas dari <i>log</i> sumur	37
Gambar.3.21. Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi <i>multivariate</i> regresi linier <i>multivariate</i> dibandingkan dengan <i>log</i> porositas dilokasi sumur	38
Gambar.3.22. Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi <i>multivariate PNN</i> dibandingkan dengan <i>log</i> porositas dilokasi sumur.	39
Gambar.4.1. Hasil analisis atribut tunggal pada penampang <i>GR</i> .	40
Gambar.4.2. Hasil analisis <i>multivariate</i> regresi linier <i>multivariate</i> pada penampang <i>GR</i> .	41
Gambar.4.3. Hasil analisis <i>multivariate</i> Probabilistik <i>Neural Network (PNN)</i> pada penampang <i>GR</i>	42
Gambar.4.4a. Penampang irisan horison KR100+30ms dari (i) Atribut tunggal, dan (ii) Regresi Linier <i>Multivariate</i>	42
Gambar.4.4b. Penampang irisan horison KR100+30ms dari <i>probabilistic neural network (PNN)</i>	43
Gambar.4.5. Hasil analisis atribut tunggal pada penampang porositas	44
Gambar.4.6. Hasil analisis <i>multivariate</i> regresi linier <i>multivariate</i> pada penampang porositas	45

Gambar.4.7. Hasil analisis *probabilistic neural network* (PNN) pada penampang porositas .....46

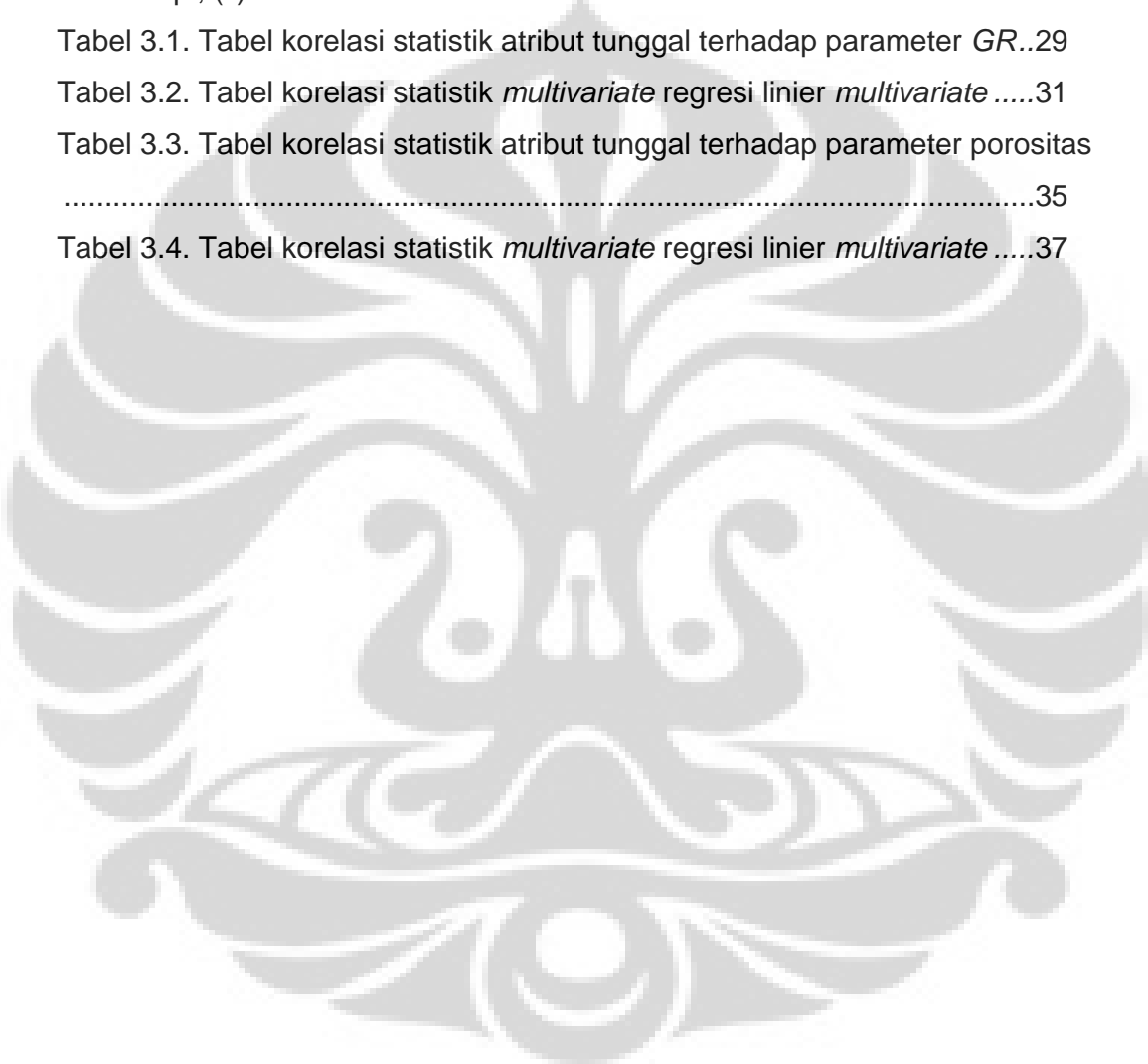
Gambar.4.8a. Penampang irisan horison KR100+30ms dari (i) atribut tunggal, dan (ii) regresi linier *multivariate*.....46

Gambar.4.8b. Penampang irisan horison KR100+30ms *probabilistic neural network* (PNN).....47



## DAFTAR TABEL

Tabel 1.1. Data parameter petrofisik batupasir target berdasarkan bacaan dari <i>log</i> sumur .....	7
Tabel 1.2. Data top <i>marker</i> dan horison yang digunakan dalam penelitian : (i) Sumur Api; (ii) Sumur Hiu-Aman .....	7
Tabel 3.1. Tabel korelasi statistik atribut tunggal terhadap parameter <i>GR</i> ..	29
Tabel 3.2. Tabel korelasi statistik <i>multivariate</i> regresi linier <i>multivariate</i> .....	31
Tabel 3.3. Tabel korelasi statistik atribut tunggal terhadap parameter porositas .....	35
Tabel 3.4. Tabel korelasi statistik <i>multivariate</i> regresi linier <i>multivariate</i> .....	37



## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Perkembangan industri minyak dan gas di Indonesia sedang pada puncaknya, karena harga minyak dunia yang sangat tinggi dan permintaan akan kebutuhan minyak dan gas semakin meningkat. Sedangkan produksi minyak dan gas semakin menurun, dan penemuan ladang minyak dan gas baru semakin sulit ditemukan. Demikian juga dengan biaya operasional pengeboran suatu prospek yang semakin mahal maka dalam penentuan suatu prospek dituntut semakin teliti dan detail. Banyak prospek hidrokarbon di Indonesia yang telah ditemukan dan dieksplorasi serta dieksploitasi pada cekungan laut dangkal, sehingga prospek hidrokarbon laut dangkal yang tersisa sudah sangat sulit ditemukan. Oleh karena itu tren eksplorasi hidrokarbon beralih kearah cekungan laut dalam yang mempunyai resiko jauh lebih besar dan berbiaya sangat besar. Reservoir laut dalam didominasi oleh endapan kipas turbidit (*turbidite fan*) yang luas penyebarannya dan mempunyai ketebalan yang relatif tipis. Endapan turbidit adalah endapan yang diendapkan oleh arus turbidit. Arus turbidit akan mencampur sedimen dan air yang mempunyai berat jenis yang lebih rendah dibandingkan aliran *debris*, dan yang bergerak kebawah dari suatu lereng karena pengaruh gaya gravitasi (Nichols, 1999). Karakteristik internal endapan turbidit mempunyai tekstur dan struktur sedimen yang dinamakan *Bouma sequence* (Bouma, 1962). Posisi endapan yang semakin mendekati *shelf* maka proses tektonik yang terjadi didaerah tersebut akan sangat aktif sehingga akan terbentuk struktur yang kompleks seperti struktur *thrust fault* dan *toe-thrust*. Sesar yang terjadi didominasi oleh sesar balik atau *thrust fault*. Hal ini menyebabkan kualitas seismik didaerah tersebut menjadi kurang baik dan akan sulit untuk mengidentifikasi *channel* batu pasir.

Integrasi log sumur dengan data seismik telah dilakukan dengan berbagai metoda, salah satunya adalah melalui seismik inversi (Lindseth, 1979; Cooke dan Schneider, 1983; dan Oldenburg dkk., 1983). Selain seismik inversi terdapat metoda lain yang lebih lanjut yaitu memprediksi properti fisika sumur *log* dari data seismik. Metoda ini pertama-tama akan memprediksi secara langsung properti *log* seperti porositas. Hal ini berbeda dengan metoda seismik inversi yang memodelkan porositas dari impedansi hasil inversi (Anderson, 1996). Selanjutnya akan digunakan atribut-atribut yang berasal dari data seismik baik dari data *post-stack* maupun *pre-stack* yang mempunyai hubungan non-linier. Akhirnya akan dilakukan

hubungan statistik antara data *log* sumur dan data seismik dengan menganalisis sejumlah data (*training data*) pada lokasi sumur. Hubungan statistik ini mempunyai hubungan linier (regresi linier *multivariate*) atau non-linier (*neural network*) yang akan digunakan untuk mencari suatu operator untuk memprediksi properti *log* sumur diluar lokasi sumur itu sendiri sehingga akan diperoleh volum properti *log* sumur untuk seluruh data seismik. Melalui volum properti *log* sumur tersebut akan dapat diperoleh penyebaran distribusi properti fisika batuan secara lateral dan vertikal.

Apabila hanya digunakan seismik atribut tunggal saja kadangkala sulit untuk melihat penyebaran batu pasirnya atau mengidentifikasi *channel* batu pasir. Melalui metoda analisis *multivariate* diharapkan akan dapat diperoleh resolusi lateral yang lebih baik dalam mengidentifikasi penyebaran batu pasir atau mengidentifikasi bentuk posisi *channel* batu pasir.

## 1.2 Permasalahan

Daerah target penelitian adalah laut dalam dimana kedalaman airnya berkisar antara 1500m-2000m, sehingga diperoleh kualitas seismik yang didominasi oleh multiple dari kolom air. Hal ini akan mempengaruhi kualitas dari data seismik yang diperoleh. Lokasi reservoir yang berada dicekungan laut dalam dan telah mengalami banyak proses kompresi tektonik sehingga struktur geologinya sangat kompleks, sehingga timbul permasalahan sebagai berikut :

- a. Bagaimana memperoleh atribut seismik yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyebaran batu pasir atau mengidentifikasi *channel* batupasir?
- b. Bagaimana memanfaatkan data sumur yang terbatas (hanya memiliki 2 sumur) untuk menganalisa data seismik yang ada?
- c. Bagaimana cara pemodelan parameter fisika batuan diluar lokasi sumur melalui metoda statistik?
- d. Bagaimana meningkatkan resolusi irisan atribut seismik sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyebaran batupasir?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Memprediksi daerah penyebaran batupasir adalah sangat penting untuk mengetahui batas penyebaran reservoir klastik dan untuk memahami proses pengendapannya. Akan tetapi pada daerah penelitian, data sumur yang tersedia sangat terbatas dan letaknya saling berjauhan,

sehingga terlalu kasar bila digunakan untuk memprediksi penyebaran reservoir secara lateral. Sebaliknya melalui seismik 3D dapat diketahui penyebaran lateralnya, akan tetapi resolusi seismik sangat rendah dibandingkan dengan *log* sumur sehingga terlalu sulit untuk mendeteksi reservoir secara vertikal. Oleh karena itu bila hanya melalui atribut seismik tunggal akan sulit digunakan untuk mendeteksi penyebaran reservoir.

Melalui hubungan statistik (regresi linier *multivariate*) antara atribut-atribut seismik dan data *log* sumur akan dapat digunakan untuk menentukan penyebaran properti fisika batuan kearah horisontal dan vertikal dengan lebih baik.

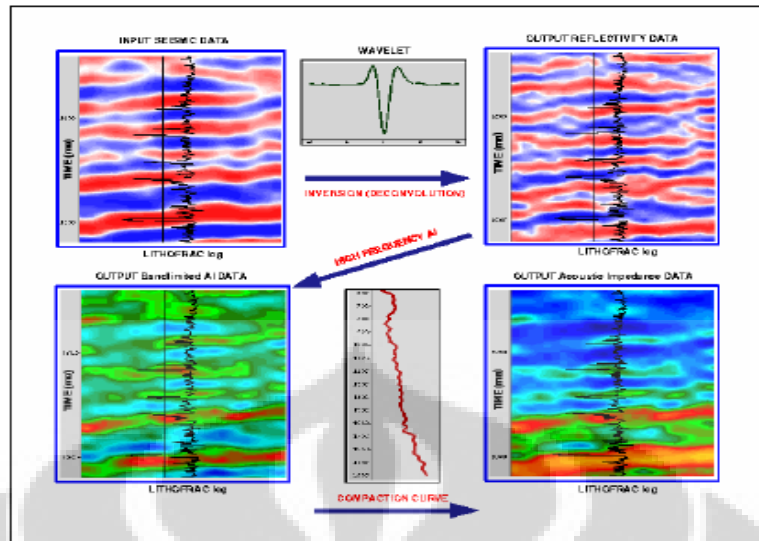
Obyektif dari penelitian ini adalah memperoleh model penyebaran batupasir untuk daerah eksplorasi cekungan laut dalam melalui integrasi analisis antara data sumur dan data atribut-atribut seismik untuk memprediksi parameter fisika reservoir.

## **1.4 Metodologi**

Metodologi penelitian ini secara garis besar terdiri dari dua buah proses yaitu proses pembuatan seismik inversi yang nantinya akan digunakan sebagai masukan dalam proses selanjutnya, dan proses analisis *multivariate*. Alur kerja keduanya dapat dijabarkan sebagai berikut :

### **1.4.1 Alur Kerja Seismik Inversi**

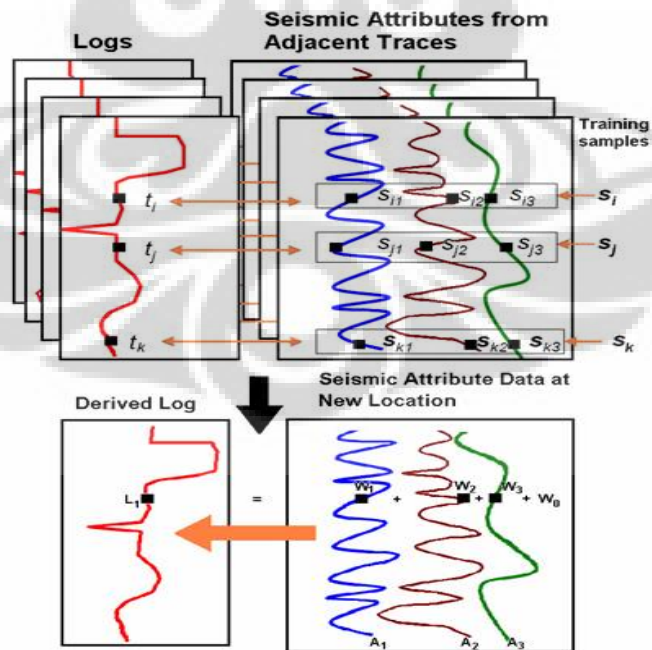
Algoritma alur kerja (Gambar.1.1) yang pertama adalah pembuatan seismik inversi hingga diperoleh impedansi akustik dari seismik data (*Mukerji dkk., 1998*). Impedansi akustik yang dihasilkan dapat dianggap sebagai versi diperhalus dari impedansi akustik yang dihasilkan dari *log* sumur pada lokasi tertentu dalam seismik data.



Gambar.1.1 Algoritma seismik inversi

### 1.4.2 Alur Kerja Analisis *Multivariate* Multiatribut

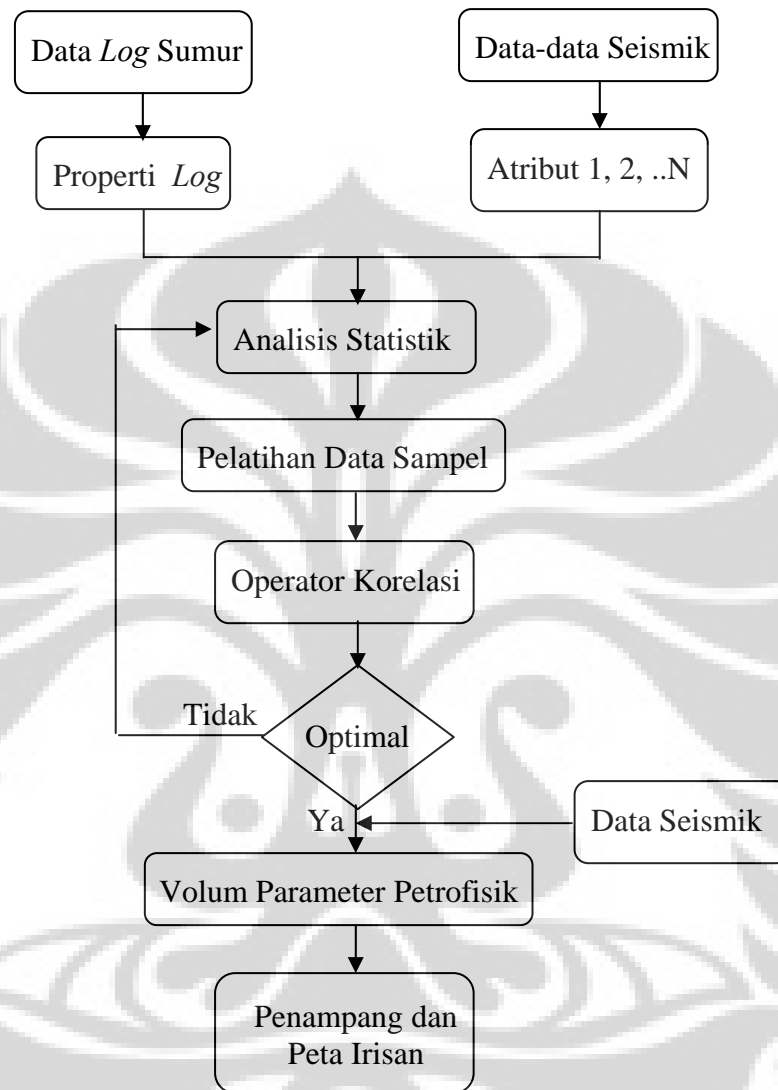
Pemodelan reservoir batupasir turbidit secara detail dapat dilakukan melalui metoda analisa *multivariate* dengan mengintegrasikan data atribut seismik, data *log* sumur, dan informasi geologi. Untuk memperoleh pemodelan reservoir tersebut secara detail diperlukan karakterisasi masing-masing atribut dengan properti fisika batuan dan hubungan statistiknya dengan data *log* sumur (Gambar.1.2).



Gambar.1.2 Prinsip analisis *multivariate* secara singkat



Proses analisis *multivariate* dapat digambarkan dalam diagram alir dibawah (Gambar.1.3). Keterangan lebih detail dari proses tersebut akan dibahas dalam bab aplikasi geostatistik.



Gambar.1.3 Diagram alir analisis *multivariate*

### 1.5 Data, Informasi Geologi dan Perangkat Lunak

Data-data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi data-data seismik, data-data *log* sumur, data horison-horison penting, dan informasi geologi. Data-data seismik yang digunakan adalah data seismik 3D dengan kualitas *S/N ratio* yang cukup tinggi dan memiliki dominan frekuensi sekitar 25 Hz. Data seismik tersebut terdiri atas tiga jenis data seismik yaitu data seismik *full-stack*, data seismik *near-angle stack* ( $6^{\circ}$ - $19^{\circ}$ ), dan data seismik *far-angle stack* ( $32^{\circ}$ -

45<sup>0</sup>). Alasan mengapa digunakan data *angle stack* karena terdapat anomali *AVO* pada batupasir daerah penelitian, sehingga pada seismik *near-angle* dan *far-angle* terdapat perbedaan nilai amplitudo yang cukup signifikan. Melalui anomali tersebut diharapkan melalui analisis *multivariate* dapat diperoleh hasil yang lebih baik.

Data sumur yang digunakan adalah dua sumur eksplorasi yaitu Hiu-Aman dan Api. Sumur Hiu-Aman merupakan sumur *discovery* dimana ditemukan gas pada kedalaman sekitar 3700m, tetapi ketebalan *gas pay*-nya hanya sekitar 8m dan mempunyai ketebalan batupasir sekitar 25m dengan ketebalan sekitar 17m adalah batupasir berisi air. Sedangkan sumur Api adalah sumur *dry-hole*, dimana tidak ditemukan batupasir pada kedalaman yang sama, tetapi mengandung batupasir dikedalaman yang lebih dangkal. Fokus penelitian ini adalah untuk menganalisis reservoir batupasir pada kedalaman yang sama dengan batupasir yang ditemukan pada sumur Hiu-Aman. Reservoir batupasir tersebut merupakan reservoir turbidit yang diendapkan pada cekungan laut dalam. Hal ini dapat diketahui melalui posisinya yang berada pada kedalaman air sekitar 1500m hingga 2000m dibawah muka air laut, dan pada saat diendapkan lingkungan pengendapannya adalah lingkungan laut dalam (*bathyal*). Karakteristik pengendapan dilaut dalam adalah kipas turbidit dan *meandering channel*. Kipas turbidit memiliki ciri-ciri ketebalann batupasirnya relatif tipis dan penyebarannya sangat luas serta seringkali didominasi oleh batulempung. Melalui *mouthbar channel* diharapkan akan diperoleh ketebalan batupasir yang signifikan melalui *multiple stacking channel*. Oleh karena itu melalui penelitian ini diharapkan akan diperoleh gambaran penyebaran *channel* batupasir atau posisi kipas turbiditnya. Salah satu kendala yang menyebabkan para eksplorasionis kesulitan dalam mengidentifikasi *channel* atau kipas turbidit dicekungan laut dalam adalah struktur geologi daerah laut dalam biasanya sangat kompleks. Proses tektonik yang terjadi didaerah penelitian sangat aktif sehingga banyak didominasi oleh sesar-sesar *thrust* yang besar sehingga membentuk struktur *toe-thrust*. Hal ini akan menyebabkan data seismik yang ada terpengaruh oleh sesar tersebut sehingga kualitas data seismik disekitar sesar akan sangat jelek (Gambar.1.4). Disamping posisinya yang terletak dicekungan laut dalam sehingga efek multipel dari gelombang pantul seismik akan membentuk *noise* didalam data seismik. Tetapi melalui *reprocessing* data seismik diharapkan efek dari multipel tersebut telah diminimalisasikan. Data log sumur yang digunakan adalah semua data *log* sumur seperti *GR (Gamma Ray)*, *log densitas (RHOB)*, *log resistivity (LDI)*, data *sonic (DT)*, dan data *log* lainnya, serta data *checkshot* sumur untuk mengkorelasikan

data sumur dengan data seismik. Berdasarkan log sumur dapat diperoleh berbagai parameter petrofisik dari batupasir target yang akan dianalisis (Tabel 1.1).

Parameter Petrofisik	Sand KR100
Gamma Ray (API)	26-55
Densitas (g/cc)	2.18-2.227
Porositas Neutron (%)	0.17-0.258
Gelombang P (us/ft)	95.7-103.5

Tabel 1.1 Data parameter petrofisik batupasir target berdasarkan bacaan dari *log* sumur

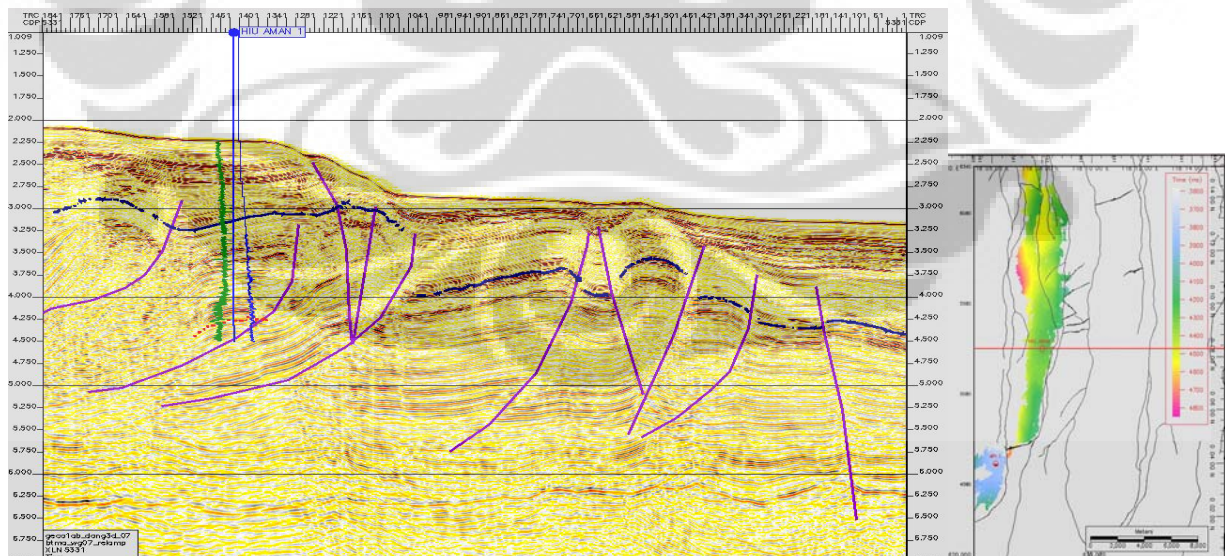
Terdapat empat buah top *marker* yang digunakan sebagai acuan dalam mem-*pick* horison (Tabel 1.2). Hanya dua horison (WB dan KR60) yang dapat diinterpretasi seluas data seismik surveinya (Gambar.1.5), sedangkan dua horison lainnya (KR100 dan KR120) hanya diinterpretasi terbatas diblok *toe-thrust* karena kompleksitas strukturnya. Oleh karena itu daerah survei analisisnya hanya terbatas pada daerah blok *toe-thrust* (Gambar.1.5).

Top Marker	Kedalaman (m)	Top Marker	Kedalaman (m)
WB	1688	WB	1664
KR60	2532	KR60	2410
KR100	2827	KR100	3331
KR120	3369	KR120	3750

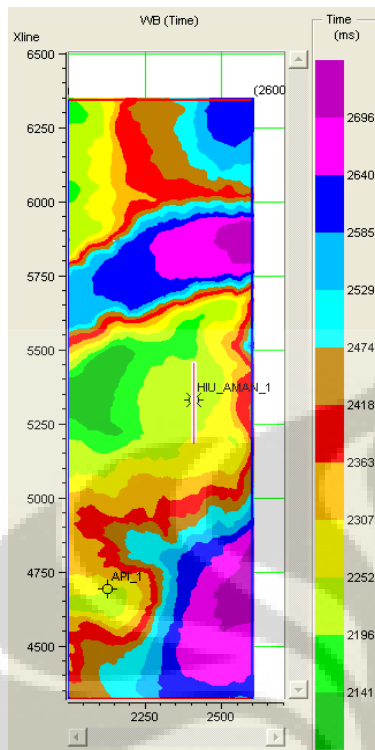
(i)

(ii)

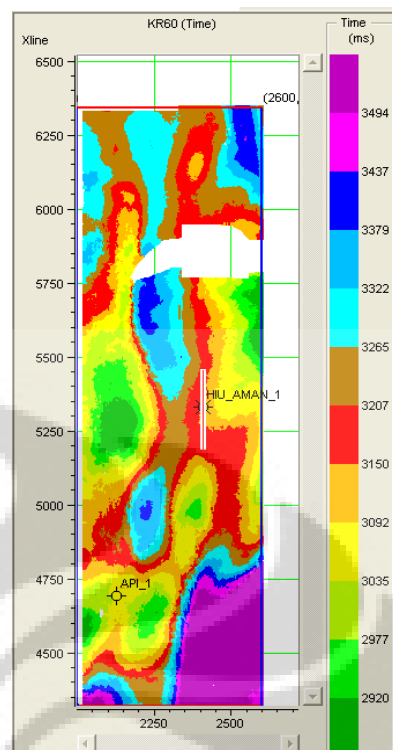
Tabel.1.2 Data top *marker* dan horison yang digunakan dalam penelitian : (i) Sumur Api; (ii) Sumur Hiu-Aman



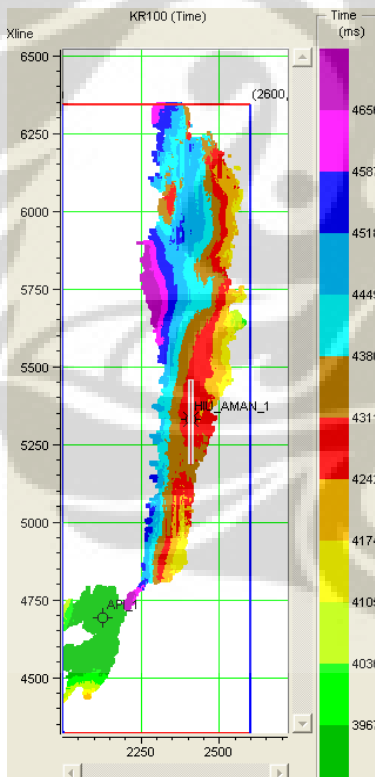
Gambar.1.4 Penampang seismik Xline yang menunjukkan kompleksitas struktur



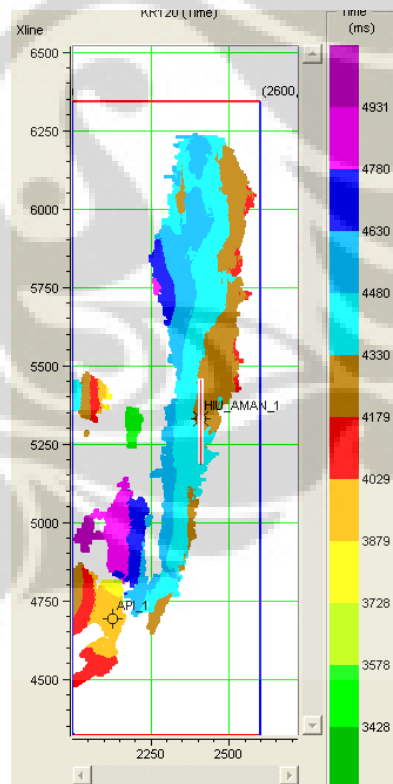
(i)



(ii)



(iii)



(iv)

Gambar.1.5 Horison *pick* (i) WB; (ii) KR60; (iii) KR100; (iv) KR120

Penelitian ini menggunakan perangkat lunak *IESX Geoframe*, dan modul-modul *Hampson Russell*. *IESX* digunakan untuk interpretasi data seismik, dan ekspor berbagai data seismik, horison, data sumur, dan *checkshot* tiap sumur. Modul-modul *Hampson Russell* yang digunakan adalah *Geoview*, *eLog*, *STRATA*, dan *EMERGE*. *Geoview* digunakan untuk *database* semua data sumur baik data *log* sumur, *checkshot*, *top marker*, dan horison. *eLog* digunakan untuk pembuatan seismogram sintetik yang mengikatkan data sumur dengan data seismik, sehingga posisi sumur berada pada kedalaman yang benar pada data seismik. *STRATA* digunakan untuk proses inversi seismik sehingga diperoleh volum impedansi akustik. *EMERGE* digunakan untuk menganalisis secara statistik *multivariate* yang berasal dari data-data seismik, data inversi dan data *log* sumur untuk memperoleh properti fisika batuan yang berada diluar posisi sumur.

### **1.6 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan thesis ini berusaha mengulas secara komprehensif hingga pembahasan hasil dari hipotesa sebelumnya. Bab.1 membahas tentang latar belakang penelitian ini, tentang permasalahan yang timbul yang perlu dipecahkan melalui penelitian ini, dan tujuan penelitian ini. Serta penjelasan secara singkat tentang informasi geologi regional daerah penelitian, sistematika, dan cara kerja analisis yang dilakukan dalam penelitian serta data, dan perangkat lunak yang digunakan. Bab.2 akan membahas tentang dasar teori yang melandasi berbagai metode yang akan dimanfaatkan dalam pemecahan masalah penelitian ini, sebagian besar membahas tentang teori statistik yang digunakan. Bab.3 membahas tentang aplikasi geostatistik dan hasil dari tiap analisis geostatistik yang dilakukan. Bab 4 menjabarkan tentang hasil yang diperoleh dari berbagai metoda analisis dan pembahasan tentang hasil tersebut dalam pemecahan masalah. Akhirnya Bab.5 tentang kesimpulan dari seluruh penelitian ini dan rekomendasi langkah selanjutnya yang mungkin untuk dilakukan dalam pengembangan penelitian ini.

## II. TEORI DASAR

### 2.1 Metoda Inversi Seismik

Inversi seismik adalah suatu teknik untuk membuat model geologi bawah permukaan dengan menggunakan data seismik sebagai masukan dan data sumur sebagai kontrol (Sukmono, 2002). Rekaman seismik pada dasarnya merupakan hasil konvolusi antara koefisien refleksi dengan *wavelet* yang sering disebut sebagai pemodelan maju (Gambar.2.1). Sedangkan pemodelan inversi merupakan proses dekonvolusi antara seismik dengan *wavelet* yang menghasilkan koefisien refleksi (Gambar.2.1). Penampang impedansi akustik akan memberikan gambaran bawah permukaan secara lebih detail bila dibandingkan dengan penampang seismik konvensional, koefisien refleksi pada penampang konvensional menggambarkan batas lapisan sedangkan impedansi akustik akan menggambarkan lapisan itu sendiri. Jejak seismik merupakan konvolusi antara koefisien refleksi dengan *wavelet* seperti ditunjukkan pada persamaan berikut ini

$$S(t) = KR(t) * W(t) + noise \quad (1)$$

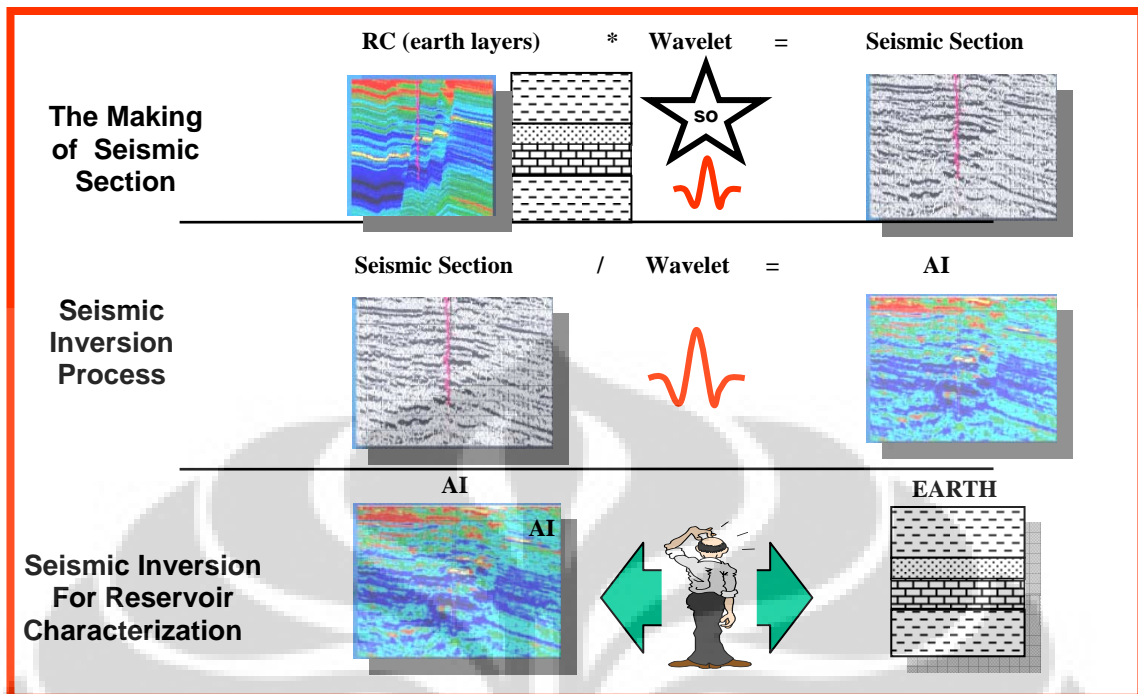
$S(t)$  = jejak seismik,  
 $KR(t)$  = koefisien refleksi,  
 $W(t)$  = seismik *wavelet*.  
\* = proses konvolusi

$$R_i = \frac{I_{i+1} - I_i}{I_{i+1} + I_i} \quad (2)$$

$R$  = Reflektifitas

$I$  = Impedansi akustik =  $\rho Vp$

Koefisien refleksi yang didapat dari bumi ini bersifat tidak terbatas, sedangkan *wavelet* seismik memiliki batas tertentu, dengan demikian pada saat kedua besaran tersebut dikonvolusikan maka akan menghasilkan jejak seismik yang terbatas pula. Dengan demikian ada jangkauan frekuensi rendah dan tinggi yang hilang. Pada saat akan melakukan inversi harus dilakukan pemulihan terhadap frekuensi yang hilang tadi, karena apabila tidak dilakukan akan mengakibatkan nilai impedansi akustik yang dihasilkan tidak benar, selain itu resolusi dan model yang dihasilkan juga menjadi tidak benar.



Gambar 2.1. Proses Pemodelan Maju dan Seismik Inversi

### Jenis Metoda Inversi

Ada beberapa jenis metoda inversi seismik yang sampai saat ini dikenal, diantaranya adalah metoda rekursif, metoda *model based*, dan metoda *sparse-spike* (Sukmono, 2002).

#### a. Inversi Rekursif

Dasar perumusan dalam proses inversi ini mengasumsikan bahwa data seismik sama dengan model.

$$I_{i+1} = I_i(I+R_i)/(I-R_i) \quad (3)$$

Metoda ini disebut juga inversi *bandlimited* karena seismik melakukan inversi dengan menggunakan data seismik sendiri. Jadi hasil impedansi mempunyai jangkauan frekuensi yang sama dengan seismik. Kelemahan pada metoda ini adalah tidak adanya kontrol geologi dan *wavelet* yang digunakan diasumsikan berfasa nol, jadi hampir sama dengan pemodelan maju dan secara lateral hasil impedansinya tidak bagus.

Selain itu metoda ini juga mengabaikan efek dari *wavelet* dan memperlakukan jejak seismik sebagai urutan reflektivitas yang terfilter oleh *wavelet* fasa nol. Persamaan inversi rekursif ini mengasumsikan bahwa nilai reflektivitas adalah benar, sehingga noise yang ada akan

diinterpretasikan sebagai reflektivitas, mengakibatkan efek kesalahan yang terakumulasi dari atas sampai bawah.

#### b. Inversi *Model Based*

Pada metoda ini proses inversi tergantung pada model yang digunakan. Fungsi matematika untuk melakukan inversi *model based* adalah:

$$J = w_1 x (T-W*R) + w_2 x (M-H*R) \quad (4)$$

Dimana :  $T$  = jejak seismik,  $W$  = *wavelet*,  $R$  = reflektivitas

$M$  = model impedansi,  $H$  = operator,  $w$  = faktor penyeimbang.

Proses yang dilakukan adalah dengan membuat blok-blok dari model dengan merata-ratakan harga impedansi sepanjang lapisan. Pembuatan blok ini dapat dipilih sesuai dengan interval sampel. Kemudian merubah harga impedansi ke dalam reflektivitas dan dikonvolusikan dengan *wavelet* untuk menghasilkan jejak seismik sintetik. Seterusnya dilanjutkan dengan mengurangi jejak seismik sebenarnya dengan jejak seismik sintetik berulang-ulang sampai diperoleh kesalahan terkecil. Ada dua kelemahan dalam metoda inversi *model based* ini, yaitu: sensitifitas *wavelet* (sangat bergantung pada *wavelet* yang digunakan), dan solusinya tidak unik (dengan *wavelet* yang berbeda dapat menghasilkan jejak seismik yang sama)

#### c. Inversi *Sparse-spike*

Inversi ini mengasumsikan model reflektivitas yang sesungguhnya dan membuat *wavelet* berdasarkan model geologinya. Keuntungan dari metoda ini adalah dapat memperoleh estimasi reflektivitas yang memiliki jangkauan frekuensi penuh. Metoda *sparse spike* mengasumsikan hanya *spike* besar saja yang penting. *Spike-spike* akan disusun ulang dengan cara menambahkan *spike* satu demi satu sampai didapatkan jejak model yang akurat. Parameter yang digunakan sama dengan parameter *model-based*. Parameter yang terpenting untuk ditambahkan adalah penentuan banyaknya *spike* dan *threshold* dari *spike*. Setiap *spike* yang baru ditambahkan, jejak seismik akan dimodelkan lebih akurat karena *wavelet*-nya berubah pula.

Dalam penelitian ini akan dicoba menggunakan semua metoda inversi yang telah disebutkan diatas. Melalui hasilnya akan dibandingkan, hasil inversi mana yang memberikan hasil yang terbaik baik dalam segi resolusi maupun kualitas inversinya. Pada umumnya digunakan metoda inversi *sparse spike* sebagai acuan karena metoda ini menghasilkan resolusi baik vertikal maupun



horizontal yang paling tinggi, dan telah dikontrol oleh faktor geologinya. Tetapi dalam pengkarakterisasian *lithofacies* di dalam karbonat *reef*, metoda inversi *sparse spike* masih belum cukup untuk mengenalinya, sehingga melalui metoda inversi geostatistik diharapkan akan menghasilkan hasil inversi yang lebih tinggi resolusinya.

## 2.2 Atribut Seismik dengan Transformasi *Hilbert*

Dalam pembahasan atribut seismik tidak terlepas dari transformasi *Hilbert*. Transformasi *Hilbert* menggambarkan jejak seismik sebagai jejak kompleks yang merupakan dasar persamaan dalam menurunkan jejak seismik menjadi parameter atribut seismik. Jejak seismik merupakan deret sampel dengan dengan interval waktu tertentu yang mempunyai pergeseran fasa sebesar  $-90^{\circ}$  didalam deret waktu. Penerapan transformasi *Hilbert* dapat dilakukan pada domain waktu yaitu dengan menkonvolusikan dengan *quadrature filter* atau pada domain frekuensi dengan menambah pergeseran fasa sebesar  $-90^{\circ}$  pada spektrum fasanya. Transformasi *Hilbert* dapat dianggap sebagai bagian imajiner dari jejak seismik dimana jejak seismik itu sendiri sebagai bagian *real*-nya, dapat dituliskan:

$$C_t = s_t + jh_t \quad (5)$$

dimana  $C_t$  : jejak seismik kompleks

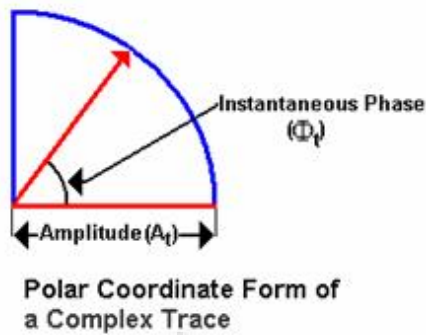
$s_t$  : jejak seismik pada waktu  $t$

$h_t$  : transformasi *hilbert* dari  $s_t$

$j$  :  $\sqrt{-1}$

Persamaan (1) dapat pula ditulis  $C_t = (s_t, h_t)$  dengan  $s_t$  dalam koordinat sumbu *real*, dan  $h_t$  dalam koordinat sumbu imajiner.

Penggambaran jejak seismik dapat dinyatakan dalam koordinat kutub, dimana jejak seismik kompleks merupakan vektor terotasi, dengan panjang dan sudut tertentu (Gambar.2.2). Secara fisis, panjang vektor jejak seismik kompleks sama dengan amplitudo jejak seismik, dan sudutnya merupakan fasa *instantaneous* jejak seismik.



Gambar. 2.2 Jejak seismik kompleks dalam koordinat kutub

Oleh karena itu dapat dihitung :

$$A_t = (s_t^2 + k_t^2)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

yang merupakan persamaan *amplitude envelope* dan

$$\Phi_t = \arctan\left(\frac{k_t}{s_t}\right) \quad (7)$$

yang merupakan persamaan *instantaneous phase*.

Apabila koordinat kutub tersebut dirubah menjadi koordinat biasa maka persamaan jejak seismik akan menjadi :

$$C_t = A_t \cos(\Phi_t) + jA_t \sin(\Phi_t) \quad (8)$$

Yang berarti bahwa jejak seismik merupakan hasil perkalian antara *cosine instantaneous phase* dengan *amplitude envelope*, dan transformasi *Hilbert* jejak seismik sebagai sinus *instantaneous phase* dengan *amplitude envelope*.

Maka dapat dihitung *instantaneous frequency* yang merupakan turunan pertama dari *instantaneous phase* terhadap waktu yaitu :

$$w_t = \frac{d\Phi_t}{dt} \quad (9)$$

Dari persamaan diatas dapat pula dihitung turunan pertama dan keduanya yang merupakan atribut seismik turunan.

### 2.3 Geostatistik *Multivariate* (Regresi Linier *Multivariate*)

Proses paling sederhana yang menyatakan hubungan antara data sumur dan atribut seismik adalah *crossplot* antara keduanya. Dengan asumsi hubungan linier antara *log* target dan atribut dinyatakan oleh regresi garis lurus (10).

$$y = a + bx \quad (10)$$

Koefisien  $a$  dan  $b$  dalam persamaan diatas diperoleh melalui *error* terkecil dari prediksi kwadrat rata-rata (*mean squared prediction error*):

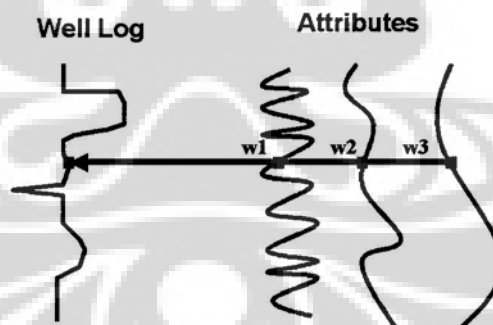
$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - a - bx_i)^2 \quad (11)$$

dimana  $N$  : jumlah titik pada *crossplot*

$E$  : perkiraan *error*

Persamaan diatas hanya berlaku pada *crossplot* atribut tunggal yang merupakan analisa linier konvensional.

Pengembangan analisa linier untuk multipel atribut adalah regresi linier *multivariate* (Tabachnick, dan Fidell, 1989). Asumsikan terdapat  $N$  atribut (Gambar.2.3), pada tiap sampel waktu yang sama, *log* target dimodelkan melalui persamaan linier :



Gambar.2.3 Sampel log target yang dimodelkan dengan kombinasi linier sampel atribut pada waktu yang sama

$$L(t) = w_0 + w_1 A_1(t) + w_2 A_2(t) + w_3 A_3(t) + \dots + w_N A_M(t) \quad (12)$$

dimana  $L(t)$  : atribut *log* sebagai fungsi waktu  $t$

$w$  : nilai bobot tiap atribut

$t$  : sampel waktu

$A$  : nilai atribut seismik jenis  $1, 2, 3, \dots, M$  pada sampel waktu  $t$

$N$  : jumlah sampel

$M$  : jumlah jenis atribut

Dalam bentuk matrik adalah :

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & A_{11} & A_{21} & A_{31} & \dots & A_{M1} \\ 1 & A_{12} & A_{22} & A_{32} & \dots & A_{M2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & A_{1N} & A_{2N} & A_{3N} & \dots & A_{MN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} \quad (13)$$

Prediksi *error* terkecil kwadrat rata-ratanya (*mean-squared prediction error*) dinyatakan oleh :

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - w_0 - w_1 A_{1i} - w_2 A_{2i} - \dots - w_M A_{Mi})^2 \quad (14)$$

atau dalam bentuk matrik adalah :

$$\mathbf{b} = A\mathbf{w}, \text{ where } \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{bmatrix} \text{ and } A = \begin{bmatrix} 1 & a_{11} & \dots & a_{1M} \\ 1 & a_{21} & \dots & a_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & a_{M1} & \dots & a_{MN} \end{bmatrix} \quad (15)$$

Melalui regresi *multivariate* diatas akan dapat dihitung nilai beban tunggal dari tiap atribut, tetapi terdapat masalah perbedaan kandungan frekuensi antara data seismik dan data sumur. Data sumur mempunyai kandungan frekuensi yang jauh lebih tinggi dibandingkan data sumur, maka dalam mengkorelasikan antara data sumur dan data seismik akan dihasilkan hasil yang tidak optimal. Oleh sebab itu setiap sampel dari data sumur perlu dikorelasikan dengan sejumlah kelompok sampel dari titik-titik atribut seismik yang berdekatan melalui hubungan konvolusi.

Persamaan (12), dan (14) akan berubah menjadi :

$$L(t) = w_0 + w_1 * A_1(t) + w_2 * A_2(t) + w_3 * A_3(t) + \dots + w_N * A_M(t) \quad (16)$$

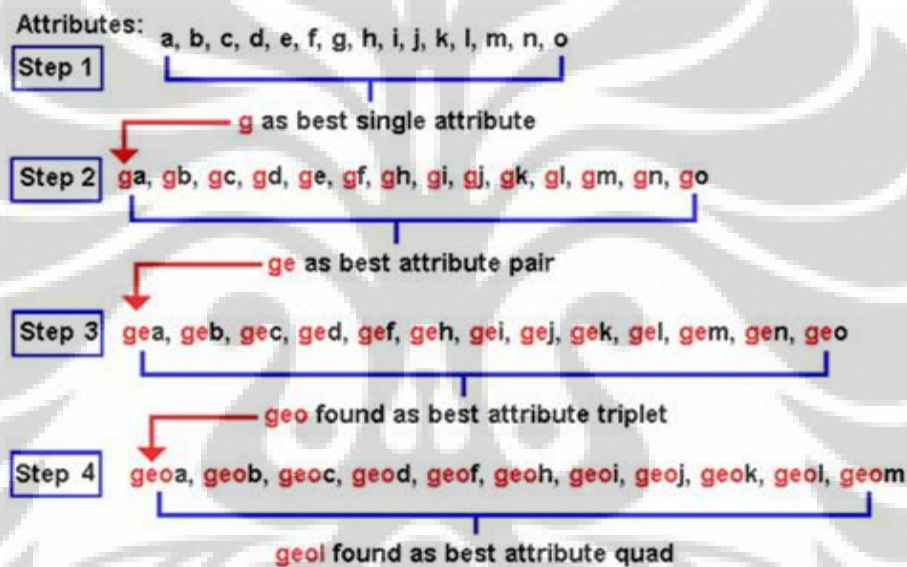
dan

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - w_0 + w_1 * A_{1i} + w_2 * A_{2i} + \dots + w_N * A_N)^2 \quad (17)$$

dengan \* : operator konvolusi

## 2.4 Metoda Regresi Step-Wise

Dalam pemilihan jumlah kombinasi atribut seismik yang paling optimal untuk menentukan parameter reservoir daerah prospek digunakan metoda yang dinamakan metoda regresi *step-wise* (Draper dan Smith, 1996). Metoda ini pertama-tama mensortir sejumlah atribut tunggal yang mempunyai *error* hasil prediksi terkecil atau hasil korelasi terbaik dengan data *log* sumur hingga *error* terbesar atau hasil korelasi terendah, kemudian atribut ganda yang mempunyai *error* hasil prediksi terkecil juga, demikian juga dengan atribut triplet, dan seterusnya (Gambar.2.4).



Gambar.2.4 Proses metoda regresi *step-wise*

## 2.5 Perhitungan Nilai Beban Attribute (*Weight Attributes*)

Proses ini disebut proses “pelatihan” data, dengan sejumlah  $M$  atribut dan sejumlah nilai  $N$  dari data sumur akan mempunyai jumlah minimum variabel bebas yang telah ditentukan untuk membentuk suatu sistem adalah  $DF = M - N - 1$ . Maka persamaan (12) dapat dituliskan kembali

:

$$\begin{aligned}
 b_1 &= w_0 + w_1 a_{11} + \dots + w_m a_{m1} \\
 b_2 &= w_0 + w_1 a_{21} + \dots + w_m a_{m2} \\
 &\vdots \\
 b_n &= w_0 + w_1 a_{n1} + \dots + w_m a_{mn}
 \end{aligned}$$

atau :

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{w} \quad \text{dimana}$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \text{ and } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & a_{11} & \dots & a_{1M} \\ 1 & a_{21} & \dots & a_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & a_{M1} & \dots & a_{MM} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Maka nilai *least square*-nya adalah :

$$\mathbf{w}_{opt} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_M \end{bmatrix} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (19)$$

dimana  $\mathbf{w}_{opt}$  = vektor nilai beban yang optimum

$\lambda$  = *pre-whitening* dengan  $\mathbf{I}$  merupakan matrik identitas dari variabel  $M+1$

Prediksi error dari standar deviasi pada sampel sumur dapat dinyatakan dengan :

$$s = \sqrt{\frac{1}{DF} \sum_{i=1}^N (b_i - \hat{b}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{DF} \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{w}_{opt}\|^2} = \sqrt{\frac{1}{DF} [\mathbf{b}^T \mathbf{b} - \mathbf{b}^T (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}]} \quad (20)$$

## 2.6 Metoda Probabilistic Neural Network (PNN)

Metoda *Probabilistic Neural Network (PNN)* adalah interpolasi matematika yang menggunakan *neural network* sebagai implementasinya (Masters, 1994, 1995; Specht, 1990, 1991). Metoda sebelumnya menggunakan persamaan linier optimasi, sedangkan melalui metoda *neural network* dapat dilakukan optimasi persamaan non-linier. Data yang digunakan *PNN* terdiri atas deret sampel pelatihan dari tiap sampel seismik dalam jangkauan analisis dalam *log* sumur :

$$\begin{aligned} & \{A_{11}, A_{21}, A_{31}, L_1\} \\ & \{A_{12}, A_{22}, A_{32}, L_2\} \\ & \{A_{13}, A_{23}, A_{33}, L_3\} \\ & \vdots \\ & \vdots \\ & \{A_{1n}, A_{2n}, A_{3n}, L_n\}, \end{aligned}$$

dengan  $n$  adalah jumlah sampel pelatihan dan terdiri dari tiga atribut, sedangkan  $L$  adalah nilai target *log* terukur dari tiap sampel. *PNN* mengasumsikan tiap nilai *log* keluaran baru dapat ditulis sebagai kombinasi linier dari nilai-nilai *log* dalam data pelatihan. Jadi untuk data sampel baru dengan nilai atributnya dapat dituliskan :

$$X = \{A_{1j}, A_{2j}, A_{3j}\},$$

Maka nilai *log* yang dihasilkan dapat diperkirakan melalui :

$$\hat{L}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n L_i \exp(-D(x, x_i))}{\sum_{i=1}^n \exp(-D(x, x_i))} \quad \text{dengan } D(x, x_i) = \sum_{j=1}^3 \left( \frac{x_j - x_{ij}}{\sigma_j} \right)^2 \quad (21)$$

Kuantitas  $D(x, x_i)$  adalah jarak antara titik sampel masukan dan tiap titik pelatihan  $x_i$ . Jarak ini diukur dalam ruang multidimensi yang sesuai dengan jumlah atribut yang digunakan dan diskalakan dengan kuantitas  $\sigma_j$  yang mungkin nilainya berlainan untuk tiap macam atribut.

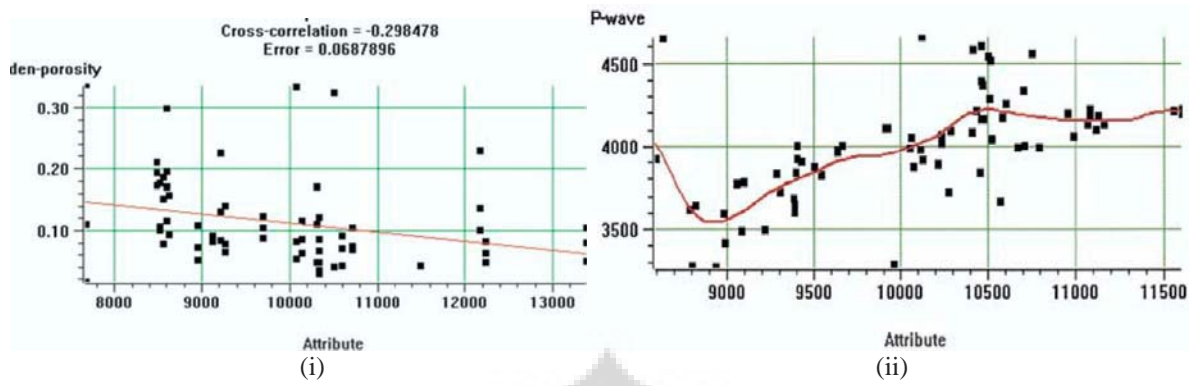
Pelatihan jaringan meliputi penentuan parameter *smoothing*  $\sigma_j$  yang optimal yaitu dengan menghasilkan *error* validasi yang paling kecil. Hasil validasi untuk sampel target ke- $m$  adalah :

$$\hat{L}_m(x_m) = \frac{\sum_{i \neq m} L_i \exp(-D(x_m, x_i))}{\sum_{i \neq m} \exp(-D(x_m, x_i))} \quad (22)$$

Ini merupakan nilai hasil prediksi sampel target ke- $m$  ketika sampel tersebut tidak digunakan dalam data pelatihan. Jika diketahui nilai sampel tersebut, maka dapat dihitung *error* hasil prediksi untuk sampel tersebut. Perulangan proses ini untuk tiap sampel pelatihan dapat menghasilkan total *error* hasil prediksi data pelatihan, dinyatakan sebagai :

$$E_v(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3) = \sum_{i=1}^N \left( L_i - \hat{L}_i \right)^2 \quad (23)$$

Kuantitas ini diminimalisasi menggunakan algoritma gradien konjugat non-linier yang dideskripsikan oleh *Masters (1995)*. Proses *PNN* pada data *crossplot* sederhana ditunjukkan pada Gambar.2.5. Kelemahan metoda ini adalah karena menganalisa semua data pelatihan dan membandingkannya dengan tiap sampel yang dihasilkan dengan data sampel pelatihan maka waktu prosesnya akan memakan waktu cukup lama.



Gambar.2.5 Kurva hasil prediksi yang dihasilkan melalui proses (i) Regresi Linier *Multivariate*, dan (ii) *PNN*

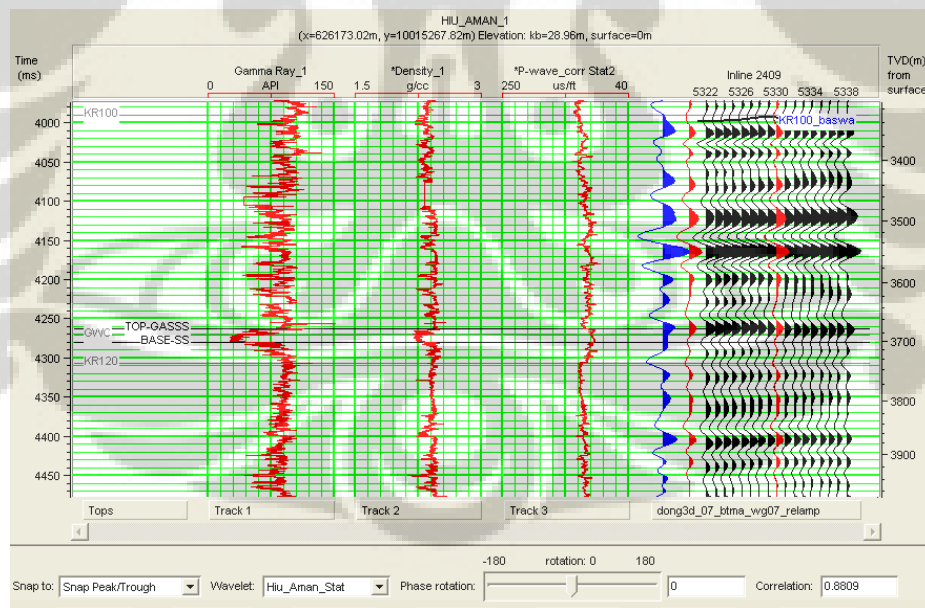




### III. PENGOLAHAN DATA

#### 3.1 Seismogram Sintetik

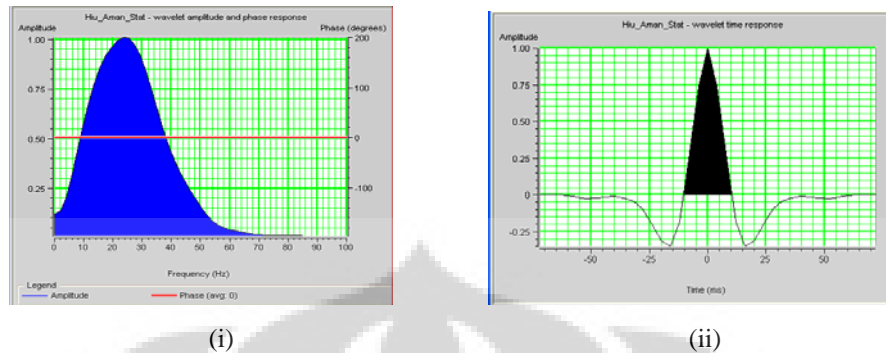
Sebelum melakukan analisis *multivariate* dibutuhkan analisis seismogram sintetik, yang bertujuan agar data log sumur dapat dikorelasikan dengan data seismik. Data *log* sumur diproses dalam domain kedalaman, sedangkan data seismik diproses dalam domain waktu. Oleh karena itu diperlukan proses pengikatan data *log* sumur terhadap data seismik. Proses tersebut disebut dengan seismogram sintetik. Dalam pembuatan seismogram sintetik diperlukan data *check-shot* sebagai acuan awal dalam pengikatan data log sumur dengan data seismik. Setelah *check-shot* diaplikasikan maka proses pembuatan seismogram sintetik dapat dilakukan. Proses tersebut terbagi menjadi dua bagian yaitu secara statistik (Gambar.3.1) dan secara deterministik (Gambar.3.3). Proses secara statistik adalah proses yang memanfaatkan data seismik saja tanpa menggunakan data sumur untuk men-ekstrak *wavelet* secara statistik yang akan digunakan untuk pembuatan seismogram sintetik. *Wavelet* yang terbentuk dari data seismik mengandung informasi data seismik yang digunakan, informasi tersebut adalah frekuensi dominan data seismik pada jendela analisis, dan lebar pita jangkauan frekuensi yang terkandung pada data seismik.



Gambar.3.1 Seismogram sintetik tipe statistik

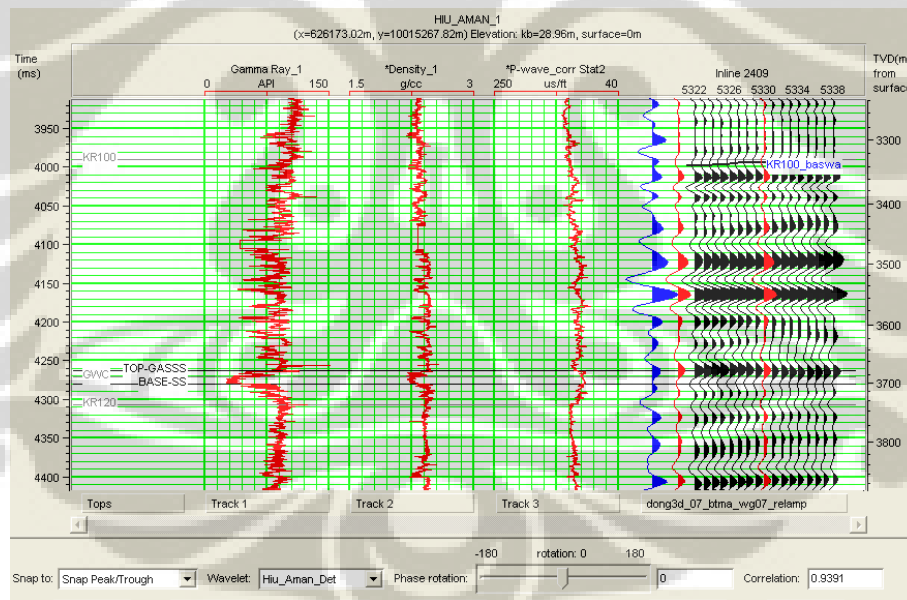
Seperti pada Gambar.3.2 terlihat bahwa frekuensi dominan data seismik yang digunakan adalah 25 Hz, dan jangkauan frekuensinya hingga 70 Hz. Pengikatan seismogram sintetik dengan data

seismik terlihat cukup baik korelasinya yaitu 88% (Gambar.3.1). Hal ini menunjukkan bahwa posisi sumur pada data seismik telah berada pada posisi seharusnya.



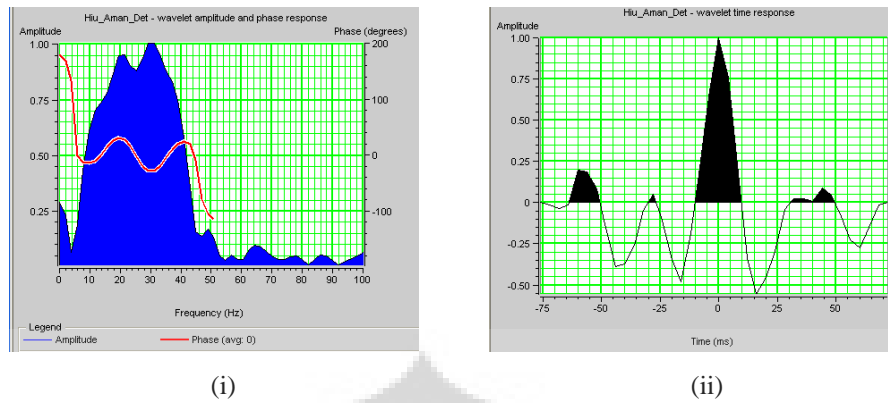
Gambar.3.2 Frekuensi dominan data seismik (i) dan *wavelet* statistik (ii)

Proses secara deterministik adalah proses yang melibatkan data *log* sumur dalam men-ekstrak *wavelet* yang akan digunakan untuk pembuatan seismogram sintetik. *Wavelet* yang terbentuk telah dipengaruhi oleh data *log* sumur dan jendela analisis yang ditentukan. Bila data seismik yang digunakan berfasa nol maka *wavelet* yang terekstrak harus berfasa nol (Gambar.3.3).



Gambar.3.3 Seismogram sintetik deterministik

Dari kandungan frekuensinya terlihat meningkat (frekuensi dominannya menjadi 30 Hz) dibandingkan dengan kandungan frekuensi dari data seismik (Gambar.3.4). Hal ini sudah sewajarnya karena dalam pembuatan *wavelet*-nya dipergunakan data *log* sumur yang memiliki frekuensi jauh lebih tinggi dibandingkan data seismik.



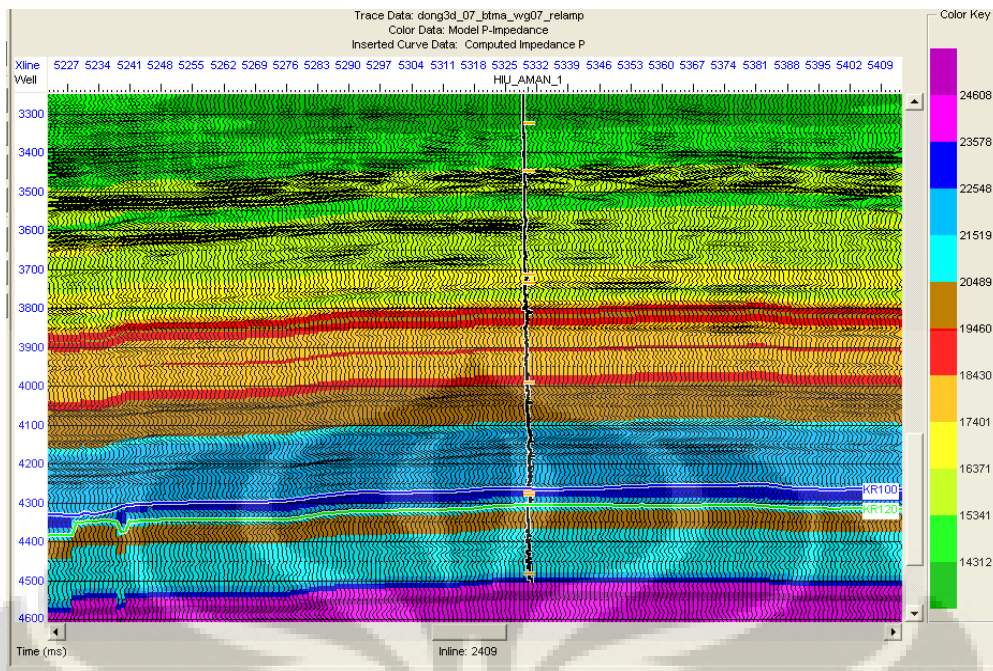
Gambar.3.4 Kandungan frekuensi data sumur-data seismik (i) dan *wavelet* deterministik (ii)

Korelasi antara seismogram sintetis deterministik dengan data sumur terlihat sangat baik dengan nilai korelasinya mencapai 93% (Gambar.3.3).

### 3.2 Seismik Inversi

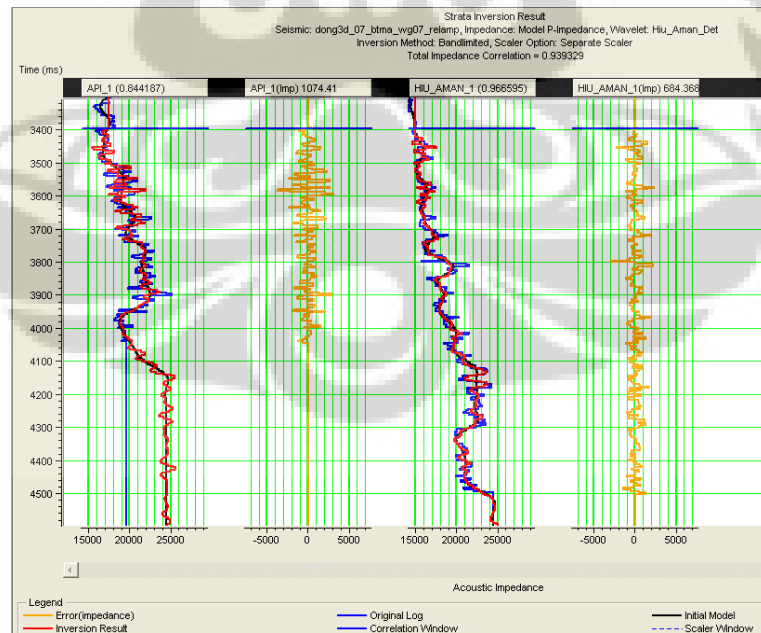
Proses selanjutnya dalam penyediaan data untuk analisis *multivariate* adalah pembuatan volum impedansi akustik dari seismik inversi. Hal ini diperlukan karena impedansi akustik biasanya cukup baik untuk mengidentifikasi litologi, yang nantinya akan sangat membantu dalam proses prediksi parameter petrofisik batupasir yang nantinya akan meningkatkan resolusi lateral irisan penampang parameter petrofisik dalam mendeteksi *channel* turbidit cekungan laut dalam. Proses pembuatan seismik inversi didahului dengan pembuatan model geologi dari data *log* sumur yang dibatasi oleh empat horison yang telah diinterpretasi sebelumnya (Gambar.3.5). Model geologi ini mengandung frekuensi rendah karena frekuensi tingginya telah difilter sebelumnya, hal ini bertujuan agar model geologinya sesuai dengan data seismik yang digunakan. *Wavelet* yang digunakan adalah *wavelet* yang telah diperoleh dari seismogram sintetis sebelumnya.

Terdapat berbagai macam metoda seismik inversi diantaranya adalah *model based*, *bandlimited*, dan *sparse spike*. Penulis memilih inversi *model based*, karena metode seismik inversi ini relatif lebih sederhana dan waktu pemrosesannya yang relatif lebih singkat dibandingkan metoda yang lain. Parameter seismik inversi *model based* yang digunakan dapat dilihat dalam Gambar 3.8. Meskipun hasil yang diperoleh berfrekuensi rendah dan sangat tergantung pada model geologi yang digunakan (Gambar.3.7).



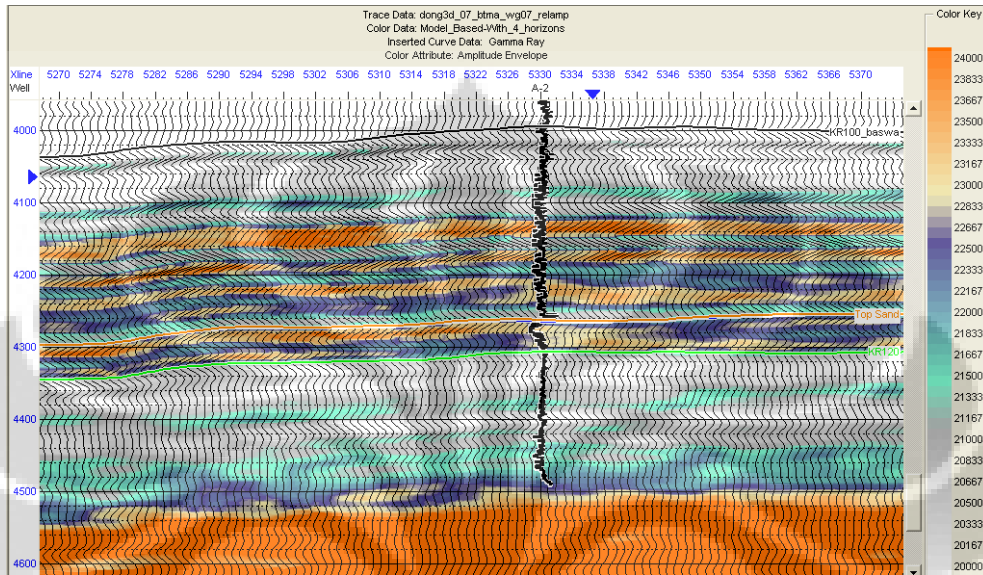
Gambar.3.5 Model geologi berdasarkan data log 2 sumur dan 3 horison

Berdasarkan evaluasi impedansi akustik hasil seismik inversi dengan impedansi akustik dari data *log* sumur yang digunakan terlihat korelasi yang cukup baik (Gambar.3.6). Korelasi impedansi akustik pada sumur Api berkisar 83%, sedangkan pada sumur Hiu-Aman korelasinya sangat baik yaitu 96%.



Gambar.3.6 QC hasil seismik inversi *Model Based* dengan data *log* sumur yang menunjukkan korelasi sangat bagus

Hal ini menunjukkan bahwa hasil seismik inversi dapat digunakan untuk proses selanjutnya. Akan tetapi dari hasil seismik inversi itu sendiri terlihat masih belum mampu secara jelas dalam mendeteksi penyebaran reservoir batupasir KR100 (Gambar.3.6). Diharapkan melalui kombinasi seismik inversi dan data seismik lainnya dalam analisis *multivariate* akan dapat diperoleh hasil yang lebih baik.



Gambar.3.7 Hasil seismik inversi *Model based* diposisi sumur

Inversion Range:			
Time From:	2000	To:	4996 ms
Offset From:	0	To:	0 Meters
Xline From:	4320	To:	6340 By: 1
Inline From:	2001	To:	2600 By: 1

Detail Analysis Window: From: VVB To: 4700 ms  
 Data outside the target zone is filled by the Model.

Inversion Type:	Model Based - Hard Constraint		
Maximum change(single value: Upper):	25%.		
Maximum change(single value: Lower):	10%.		
Average block size:	8.		
Prewhitening:	1%.		
Number of iterations:	20.		

Processing sample rate:	4.		
Seismic volume sample rate:	4.		

Scaler Option: Separate Scaler.

Scaler Calculation Range :			
Scaler Time From:	VVB	To:	4700

Scaler Adjustment Factor : 1

Maximum Taper Length: 10.

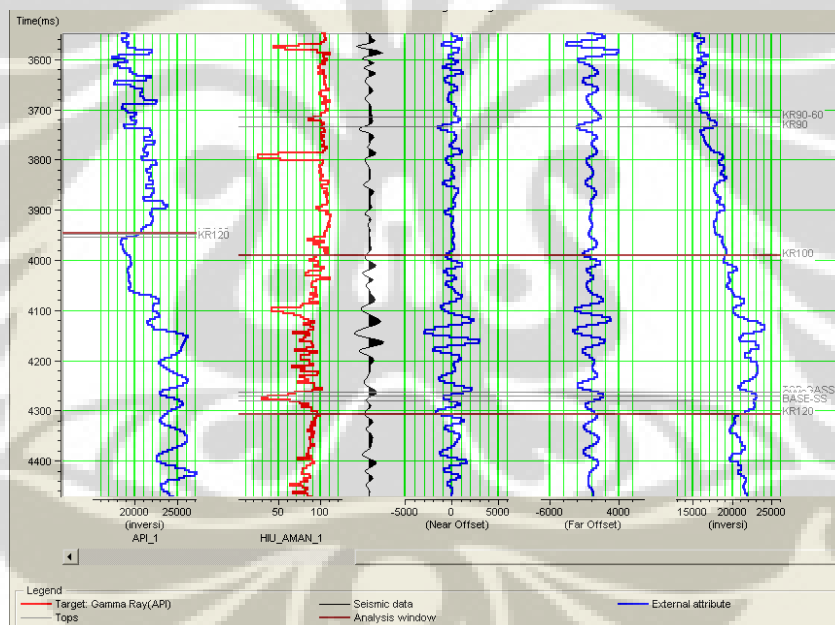
Minimum Scaler Window Length: 5.

Gambar 3.8 Parameter inversi *Model Based* yang digunakan



### 3.3 Analisis Parameter Petrofisik Log Sumur terhadap Data Seismik

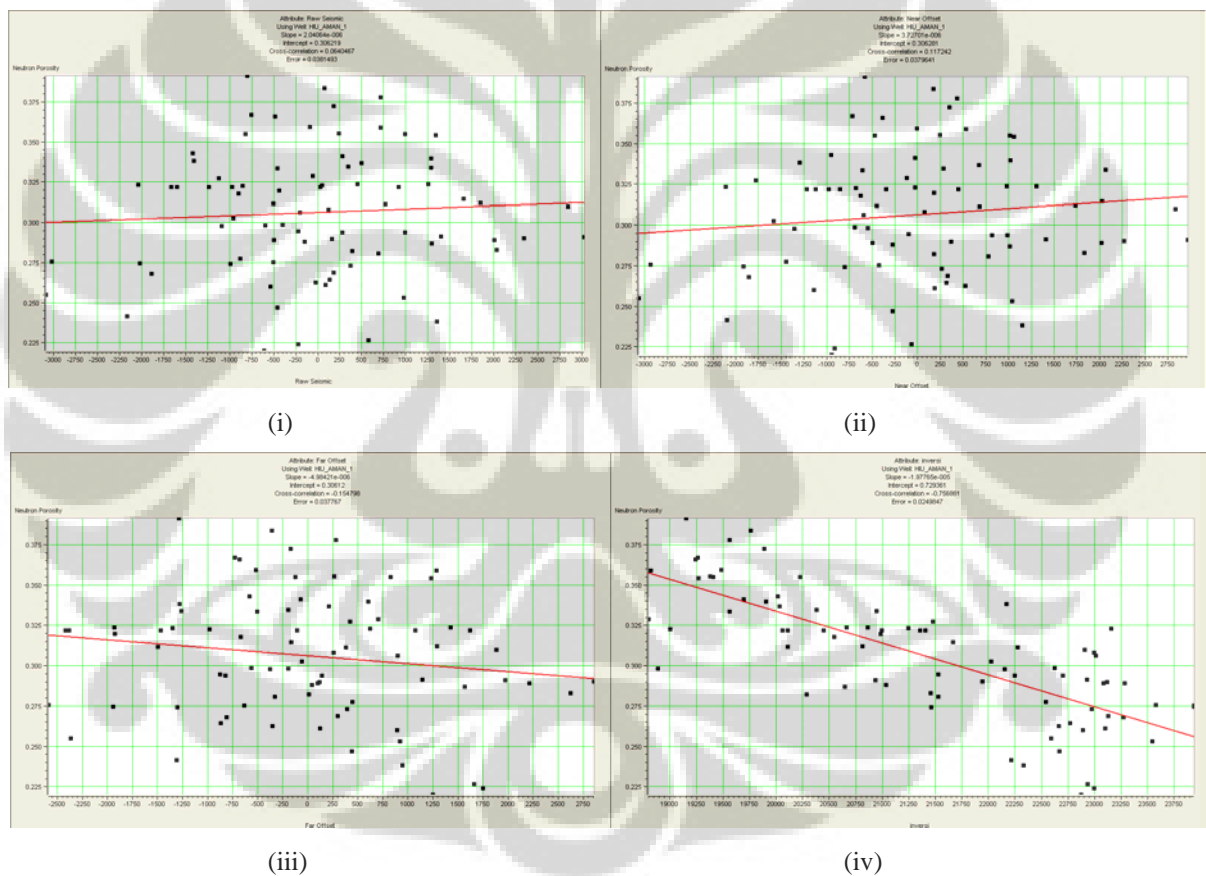
Prosedur pertama dalam analisis *multivariate* adalah men ekstrak *composite trace* dari setiap data seismik masukan dan data seismik inversi pada posisi masing-masing sumur, dan menentukan parameter besarnya jendela analisis (Gambar.3.8). Penelitian ini menggunakan tiga jenis data seismik yaitu seismik *full-stack*, seismik *near-angle stack* ( $6^{\circ}$ - $19^{\circ}$ ), dan seismik *far-angle stack* ( $32^{\circ}$ - $35^{\circ}$ ), serta seismik inversi *model-based* yang telah dihasilkan sebelumnya. Pemilihan data seismik *angle stack* dikarenakan tipe batupasir KR100 adalah tipe *AVO* kelas 2, dimana tipe ini bercirikan adanya perubahan polaritas dari *near-offset* dan *far-offset*, serta mengandung nilai amplitudo yang kecil. Hal ini diketahui melalui analisis *AVO* yang telah dilakukan sebelumnya. Analisis *AVO* tidak dijabarkan dalam *thesis* ini. Oleh karena itu diharapkan melalui data seismik *angle-stack* akan dapat menghasilkan analisis *multivariate* yang lebih komprehensif.



Gambar.3.9 Trace komposit data-data seismik dan seismik inversi pada posisi lokasi sumur

Setelah memperoleh jejak-jejak seismik dari tiap data seismik maka dapat dilakukan analisis parameter-parameter petrofisik dari data sumur terhadap data seismik melalui *crossplotting* parameter-parameter petrofisik yang tersedia di dalam data *log* sumur. *Crossplot* antara data-data seismik dan data seismik inversi dengan parameter petrofisik dari *log* sumur untuk melihat sensitivitas dari data seismik yang tersedia dalam membedakan masing-masing parameter

petrofisik *log* sumur dalam reservoir, seperti hubungan antara porositas terhadap data-data seismik dan inversi (Doyen, 1998). Hal ini bertujuan juga untuk mengetahui sampai sejauh mana data seismik dapat digunakan untuk memprediksi parameter petrofisik yang ingin dicari. Diharapkan melalui *crossplot* ini dapat mengenali atribut seismik mana yang lebih cocok dalam memprediksi parameter petrofisik yang diinginkan yang hasilnya akan divalidasi dengan data *log* sumur yang ada (Gambar.3.9) (Mavko, dan Mukerji, 1998). Salah satu hasilnya terlihat pada Gambar.3.9(iv) dimana parameter porositas *neutron* ternyata lebih sensitif teridentifikasi dengan data seismik inversi, yang ditunjukkan dengan adanya korelasi yang paling baik dibandingkan dengan data seismik lainnya.



Gambar.3.10 Analisis parameter petrofisik data *log* sumur terhadap data seismik dalam analisis *window* KR100-KR120: (i) *log* porositas vs data seismik *full-stack*; (ii) *log* porositas vs data seismik *near-offset*; (iii) *log* porositas vs data seismik *far-offset*; (iv) *log* porositas vs data seismik inversi

### **3.4 Analisis Atribut Tunggal dan *Multivariate* (Regressi Linier *Multivariate* dan *PNN*)**

Metoda ini bertujuan untuk mencari sebuah operator (dapat linier atau non-linier) yang akan digunakan untuk memprediksi parameter petrofisik batuan yang berasal dari atribut-atribut data seismik diluar lokasi sumur (Schultz, dkk, 1994). Analisis atribut data seismik dapat dilakukan melalui dua macam analisis yaitu analisis atribut tunggal dan analisis *multivariate*. Analisis atribut tunggal dikenal juga dengan nama *bivariate geostatistics*. *Bivariate geostatistics* merupakan teknik *multivariate* yang paling sederhana yang hanya memperhitungkan hubungan korelasi antara dua buah atribut. Hubungan korelasi ini dinyatakan dalam persamaan regresi linier antara dua faktor. Sedangkan analisis *multivariate* merupakan teknik pengembangan dari *bivariate geostatistics* yang telah memperhitungkan hubungan korelasi antara beberapa atribut (lebih dari dua atribut) sekaligus. Hubungan korelasi ini juga dinyatakan dalam persamaan regresi linier yang dinamakan analisis regresi linier *multivariate*. Analisis ini hanya berlaku pada hubungan atribut yang linier saja. Sedangkan analisis yang berlaku pada hubungan non-linier dapat diperoleh melalui analisis *Probabilistic Neural Network (PNN)*. Sehingga untuk analisis *multivariate* terdapat dua jenis yaitu analisis hubungan linier (*Regressi Linier Multivariate*) dan analisis hubungan non-linier (*PNN*).

Penelitian ini berfokus pada perhitungan parameter *Gamma Ray (GR)* untuk memberikan identifikasi litologi dan perhitungan parameter porositas *neutron*. Alasan pemilihan parameter *GR* karena melalui data *log GR* dilokasi sumur, reservoir batupasir sangat mudah teridentifikasi. Sedangkan alasan pemilihan parameter porositas *neutron* adalah diharapkan melalui parameter tersebut dapat diidentifikasi kualitas dari reservoirnya yang dapat menyatakan penyebaran batupasir turbiditnya.

#### **3.4.1 Perhitungan Parameter *Gamma Ray* (Identifikasi Litologi)**

##### **3.4.1a Analisis Atribut Tunggal (*Bivariate Geostatistics*)**

Perhitungan parameter *GR* dilakukan setelah men-ekstrak seluruh jejak-jejak seismik dari data-data seismik dan inversi yang ada pada lokasi sumur. Pertama-tama dilakukan analisis dengan menggunakan analisis atribut tunggal terlebih dahulu. Hasil korelasi antar atribut dan parameter *GR* dapat terlihat pada tabel dibawah (Tabel 3.1). Terdapat lebih dari 100 kombinasi korelasi antara parameter *GR* dan atribut yang tersedia dalam modul *HR*. Pada tabel terdiri atas empat buah kolom dimana kolom pertama dan kedua menunjukkan jenis parameter atribut yang

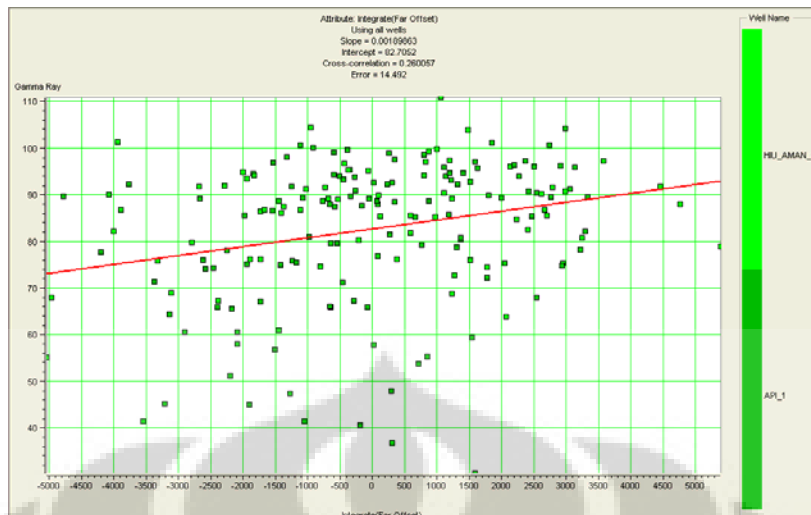


digunakan dalam korelasi, sedangkan kolom ketiga menunjukkan jumlah titik *error* yang terjadi dalam korelasi dan kolom keempat menunjukkan tingkat korelasinya. Semakin rendah *error* yang terjadi dan semakin tinggi tingkat korelasinya maka kedua atribut yang dikorelasikan semakin menunjukkan korelasi yang baik sehingga dapat diperoleh operator statistik yang semakin baik dalam memprediksi parameter petrofisik yang diinginkan. Dalam Tabel 3.1 terlihat korelasi antara parameter *GR* dan atribut amplitudo integral dari data seismik *far-offset* menunjukkan korelasi yang mempunyai nilai error terendah. Korelasi tersebut dapat dilihat dalam *crossplot* antara kedua parameter tersebut (Gambar.3.10). Melalui *crossplot* tersebut terlihat hubungan parameter *GR* dari kedua sumur dengan atribut amplitudo integral dari data seismik *far-offset* (nilai korelasinya sekitar 26%).

Single Attribute Correlation Results

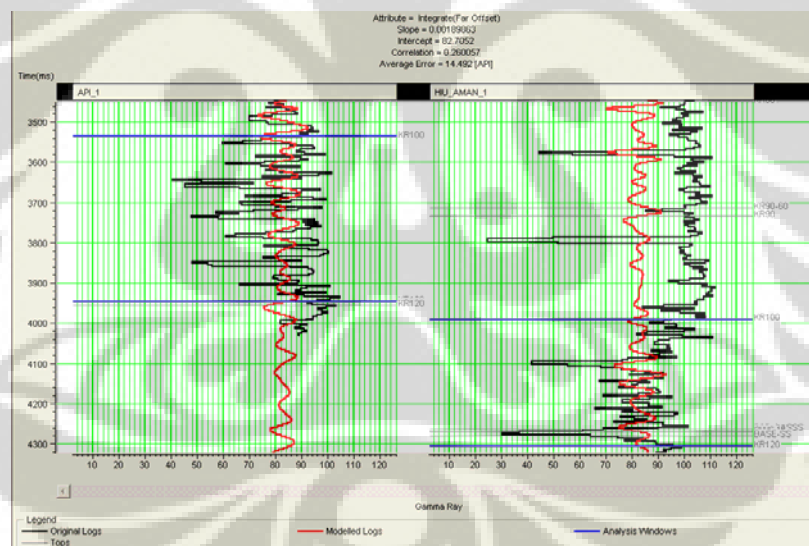
Target	Attribute	Error	Correlation
Gamma Ray	Integrate(Far Offset)	14.492029	0.260057
Sqrt( Gamma Ray )	Integrate(Far Offset)	14.515587	0.252692
Gamma Ray	Amplitude Envelope(Far Offset)	14.545300	-0.246500
( Gamma Ray )**2	Integrate(Far Offset)	14.546829	0.266811
Sqrt( Gamma Ray )	Amplitude Envelope(Far Offset)	14.564882	-0.242576
Gamma Ray	Amplitude Weighted Frequency(Far Offset)	14.573693	-0.238939
Gamma Ray	Filter 5/10-15/20	14.578548	-0.237621
Log( Gamma Ray )	Integrate(Far Offset)	14.588687	0.242045
Sqrt( Gamma Ray )	Amplitude Weighted Frequency(Far Offset)	14.598501	-0.237051
( Gamma Ray )**2	Amplitude Envelope(Far Offset)	14.606779	-0.251381
Sqrt( Gamma Ray )	Filter 5/10-15/20	14.611739	-0.244087
( Gamma Ray )**2	Amplitude Weighted Frequency(Far Offset)	14.630083	-0.239784
Log( Gamma Ray )	Amplitude Envelope(Far Offset)	14.634669	-0.237331
( Gamma Ray )**2	Filter 5/10-15/20	14.636825	-0.222999
Gamma Ray	Filter 5/10-15/20(Near Offset)	14.661987	-0.213617
Log( Gamma Ray )	Amplitude Weighted Frequency(Far Offset)	14.675868	-0.233778
Gamma Ray	Integrate(inversi)	14.683061	0.207092
Sqrt( Gamma Ray )	Filter 5/10-15/20(Near Offset)	14.692837	-0.221945

Tabel.3.1 Tabel korelasi statistik atribut tunggal terhadap parameter *GR*



Gambar.3.11 *Crossplot* salah satu atribut tunggal terhadap nilai parameter GR dalam jendela analisis

Hasil korelasi tersebut dapat juga diaplikasikan menjadi data “*log GR*” baru, yang dapat dibandingkan dengan data *log GR* sumur (Gambar.3.11).

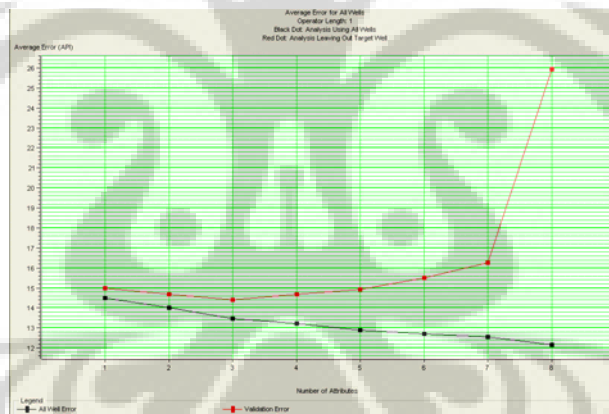


Gambar.3.12 Hasil aplikasi nilai *GR* hasil prediksi atribut tunggal dibandingkan dengan nilai *GR log* dilokasi sumur

### 3.4.1b Analisis Regresi Linier *Multivariate*

Selanjutnya dapat dilakukan analisis *multivariate* regresi linier *multivariate*. Analisis ini akan mekorelasikan lebih dari dua buat atribut. Pertama-tama akan dilakukan analisis penentuan jumlah atribut yang akan digunakan dalam korelasi. Berapa banyak kombinasi atribut yang akan digunakan sehingga akan diperoleh hasil korelasi yang optimal. Perhitungan nilai beban atribut

(*weighted attributes*) digunakan untuk melihat jumlah atribut yang dapat dikombinasikan secara optimal. Hasilnya dapat terlihat melalui *crossplot* antara jumlah atribut dan *error* rata-rata yang akan dihasilkan dari kombinasi tersebut (Gambar.3.12). Kurva berwarna hitam menunjukkan *error* rata-rata dari semua data sumur yang digunakan secara teoritis (dinamakan pelatihan data). Secara teori apabila disemakin banyak jumlah data sumur yang digunakan maka akan dihasilkan nilai rata-rata *error* yang semakin kecil. Akan tetapi apabila korelasi tersebut divalidasi dengan data sumur yang tersedia atau dinamakan juga *cross-validation*, maka akan terbentuk kurva yang berwarna merah. Pada kurva tersebut terlihat bahwa mulai jumlah kombinasi empat atribut, terlihat *error* rata-rata korelasinya akan semakin naik. Hal ini menunjukkan bahwa untuk memperoleh kombinasi yang optimal seharusnya hanya menggunakan kombinasi tiga buah atribut. Apabila menggunakan kombinasi lebih dari tiga buah atribut maka akan terjadi yang dinamakan *overtraining*, dimana hasilnya akan semakin meningkat *error* rata-ratanya. Hasil korelasi dan nilai *error*-nya dari data pelatihan dan nilai *error* hasil validasi dengan data sumur dapat terlihat pada Tabel 3.2, yang juga menunjukkan jumlah atribut yang dikombinasikan.

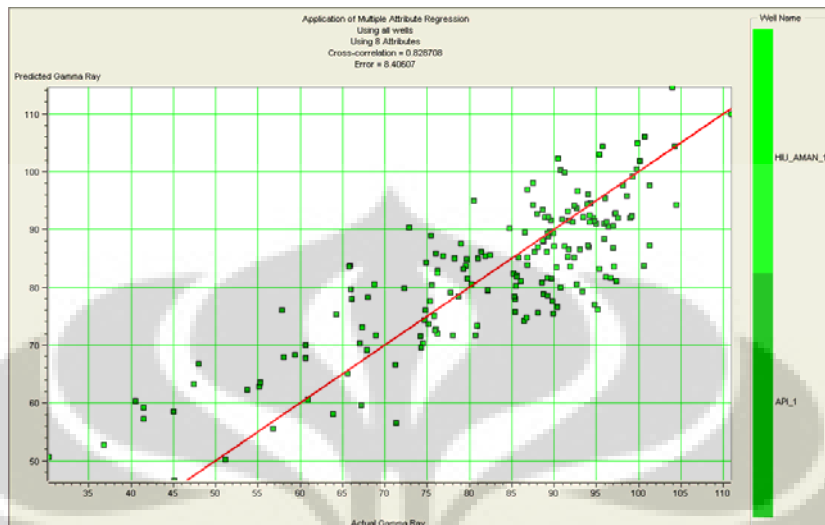


Gambar.3.13 Analisis penentuan jumlah kombinasi atribut yang akan digunakan

	Target	Final Attribute	Training Error	Validation Error
1	Gamma Ray	Integrate(Far Offset)	14.492029	14.995324
2	Gamma Ray	Filter 5/10-15/20(Far Offset)	14.027603	14.669459
3	Gamma Ray	Amplitude Envelope(Far Offset)	13.463651	14.399786
4	Gamma Ray	Filter 15/20-25/30(Near Offset)	13.225681	14.672516
5	Gamma Ray	Log( Far Offset )	12.892343	14.926539
6	Gamma Ray	Quadrature Trace(Far Offset)	12.716742	15.508447
7	Gamma Ray	Average Frequency(inversi)	12.554411	16.266840
8	Gamma Ray	Time	12.148927	25.948638

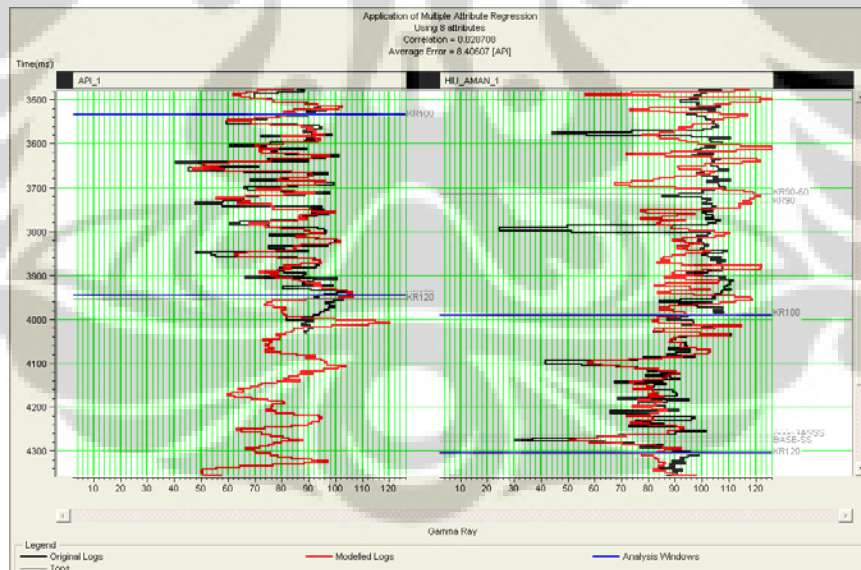
Tabel.3.2 Tabel korelasi statistik *multivariate* regresi linier *multivariate*

Hasil korelasi dari *multivariate* juga dapat dilihat melalui *crossplot* antara data *log GR* sumur dengan data parameter *GR* hasil prediksi melalui korelasi tersebut (Gambar.3.13).



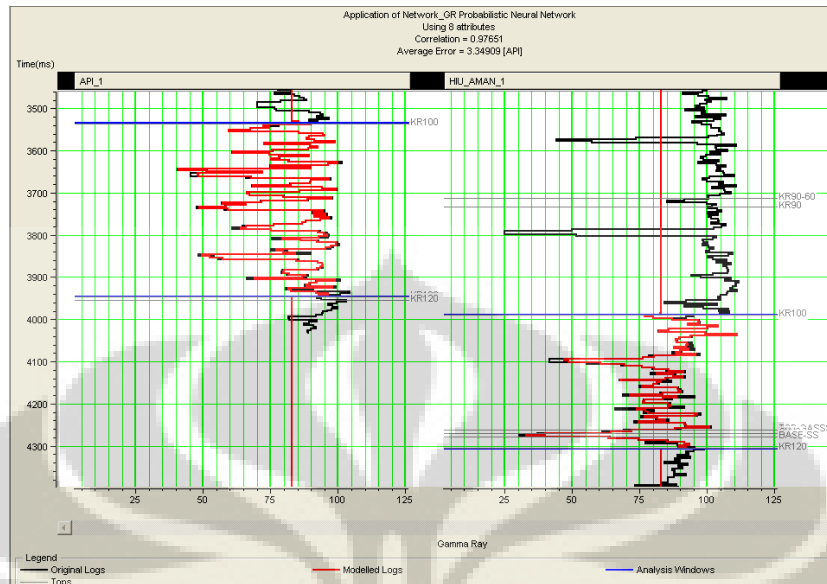
Gambar.3.14 *Crossplot* validasi nilai *GR* hasil prediksi terhadap nilai *GR log* sumur

Demikian juga dengan validasi terhadap data *log* sumur melalui perbandingan antara data “*log GR*” baru hasil analisis *multivariate* dengan data *log GR* sumur sebenarnya (Gambar.3.14).



Gambar.3.15 Hasil aplikasi nilai *GR* hasil prediksi *multivariate* regresi linier dibandingkan dengan nilai *GR log* dilokasi sumur

### 3.4.1c Analisis *Probabilistic Neural Network* (PNN)



Gambar.3.16 Hasil aplikasi nilai *GR* hasil prediksi *PNN* dibandingkan dengan nilai *GR log* di lokasi sumur

Berdasarkan data hasil pelatihan analisis *multivariate* sebelumnya yang digunakan sebagai acuan kombinasi atribut manakah yang akan menghasilkan korelasi yang paling optimum, dapat dilakukan analisis hubungan *non-linier* melalui metoda *neural network*. Dari hubungan linier pada analisis *multivariate* sebelumnya, dapat dilakukan hubungan *non-linier* yang otomatis akan meningkatkan nilai korelasinya. Maka melalui metoda *neural network*, titik-titik data dilatih untuk memperoleh nilai korelasi yang tertinggi dengan nilai rata-rata *error* terkecil. Hasil dari *PNN* dapat terlihat dari data “*log GR*” baru hasil analisis *PNN* dibandingkan dengan data *log GR* sumur sebenarnya. Terlihat data “*log GR*” yang baru sangat mirip dengan data *log GR* sumur sebenarnya pada jendela analisisnya (Gambar.3.15). Proses ini dinamakan proses *crossvalidation* terhadap data sumur sebenarnya.

### 3.4.2 Perhitungan Parameter Porositas (Identifikasi Kualitas Reservoir)

Parameter selanjutnya yang akan diprediksi adalah porositas. Parameter porositas menjadi salah satu parameter yang penting dalam menganalisa penyebaran reservoir klastik, terutama batupasir turbidit. Batupasir turbidit yang mempunyai penyebaran luas dan tipis, akan banyak didominasi oleh batulempung sehingga akan mempengaruhi nilai porositas reservoirnya. Hal ini berkaitan dengan penyebaran kualitas reservoir batupasirnya. Dalam hal ini akan dicari nilai

porositas *neutron*, bukan porositas efektif atau total. Karena data *log* sumur yang dipunyai adalah hanya data porositas *neutron*. Jadi istilah porositas dalam *log neutron* adalah bukan porositas seperti pada umumnya. Sesuai dengan prinsip kerja *log neutron* yang akan membaca jumlah kandungan ion-ion  $H^+$  didalam batuan yang biasanya berasal dari *boundwater* didalam pori-pori batuan baik didalam matriks batuan maupun didalam kerangka batuan itu sendiri. Maka untuk memperoleh nilai porositas yang sebenarnya memerlukan perhitungan lebih lanjut. Tetapi dalam penelitian ini tidak akan dibahas hal itu. Disini hanya akan diprediksi nilai porositas neutron-nya saja dan hubungan korelasinya dengan data-data seismik dan data inversi.

Porositas *neutron* (yang akan selanjutnya kita sebut porositas) memiliki hubungan yang berbanding terbalik dengan porositas total atau porositas efektif, meskipun memiliki satuan yang sama (%). Jadi apabila porositas *neutron* menunjukkan nilai yang rendah, hal tersebut menunjukkan porositas sebenarnya yang semakin besar.

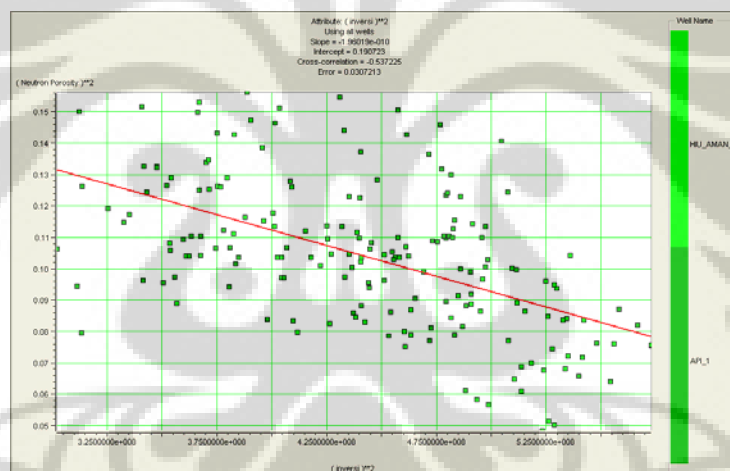
#### **3.4.2a Analisis Atribut Tunggal (*Bivariate Geostatistic*)**

Secara garis besar proses yang digunakan sama dengan proses yang telah dilakukan dalam menentukan parameter *GR* diatas. Terlihat korelasi dengan data-data seismik lebih baik dibandingkan dengan korelasi atribut tunggal parameter *GR* (Tabel 3.3). Parameter porositas dengan kuadrat data seismik inversi memberikan nilai korelasi yang cukup tinggi (53%) dengan nilai rata-rata *error*-nya paling kecil (0.03). Analisis dilakukan dengan menggunakan lebih dari 200 sampel data dan berbagai kombinasi dari atribut seismik. Hasil korelasi dengan kuadrat data seismik inversi dapat dilihat melalui *crossplot* antara kedua parameter atribut tersebut (Gambar.3.16).

Jendela analisis yang digunakan dalam analisis ini adalah sama dengan jendela analisis dalam perhitungan parameter *GR*.

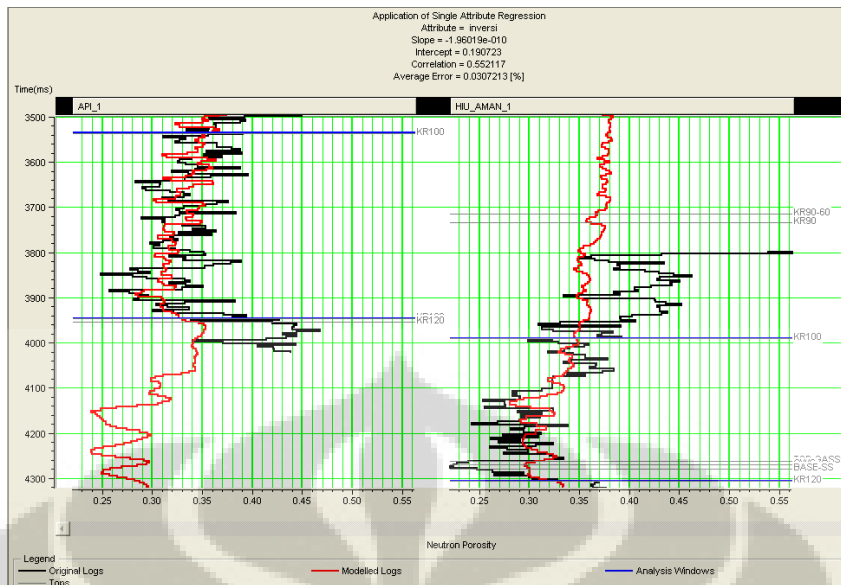
Target	Attribute	Error	Correlation
( Neutron Porosity )**2	( inversi )**2	0.030721	-0.537225
Neutron Porosity	( inversi )**2	0.030821	-0.545971
( Neutron Porosity )**2	inversi	0.030914	-0.529163
Sqrt( Neutron Porosity )	( inversi )**2	0.030918	-0.548844
( Neutron Porosity )**2	Apparent Polarity(inversi)	0.030975	-0.526422
( Neutron Porosity )**2	Amplitude Envelope(inversi)	0.031006	-0.524939
( Neutron Porosity )**2	Sqrt( inversi )	0.031019	-0.524761
Neutron Porosity	inversi	0.031024	-0.537397
Log( Neutron Porosity )	( inversi )**2	0.031049	-0.550581
Neutron Porosity	Apparent Polarity(inversi)	0.031093	-0.534451
Neutron Porosity	Amplitude Envelope(inversi)	0.031124	-0.533111
( Neutron Porosity )**2	Log( inversi )	0.031128	-0.520116
Sqrt( Neutron Porosity )	inversi	0.031128	-0.540034

Tabel.3.3 Tabel korelasi statistik atribut tunggal terhadap parameter porositas



Gambar.3.17 Crossplot salah satu atribut tunggal terhadap nilai parameter porositas dalam jendela analisis

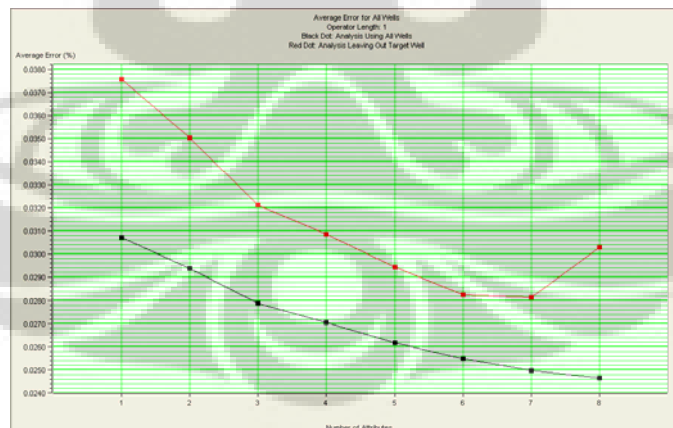
Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi atribut tunggal dapat divalidasi melalui parameter porositas baru yang diplot bersamaan dengan data porositas *log* sumur pada jendela analisis yang telah ditentukan (Gambar.3.17). Bila memiliki korelasi yang sangat baik dan nilai rata-rata *error* korelasinya rendah maka akan diperoleh kurva parameter porositas baru yang sama dengan data porositas *log* sumur pada lokasi sumur.



Gambar.3.18 Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi atribut tunggal dibandingkan dengan *log* porositas dilokasi sumur

### 3.4.2b Analisis Regresi Linier *Multivariate*

Proses yang digunakan juga sama dengan proses yang dilakukan pada penentuan parameter *GR* diatas. Penentuan jumlah atribut yang dapat dikombinasikan agar dapat memperoleh hasil prediksi yang paling optimal dapat terlihat pada kurva dibawah ini (Gambar.3.18).



Gambar.3.19 Analisis penentuan jumlah kombinasi atribut yang akan digunakan

Dari kurva tersebut terlihat bahwa kombinasi 7 atribut akan menghasilkan korelasi yang sangat baik dan nilai rata-rata *error* terkecil. Apabila memilih kombinasi 8 atribut maka analisis akan



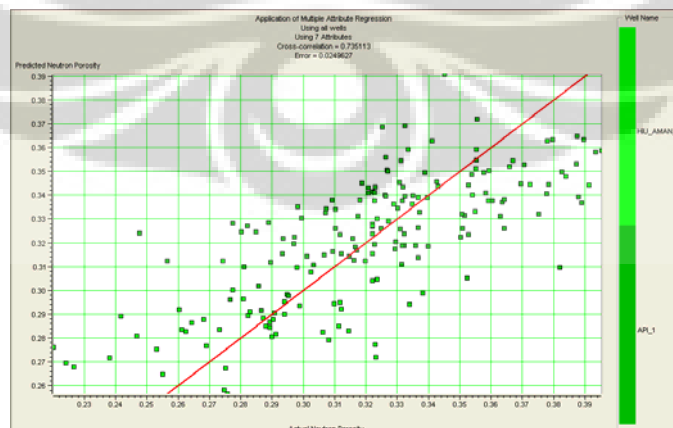
mengalami *overtraining* sehingga prosesnya tidak optimal karena akan menghasilkan rata-rata *error* yang kembali membesar.

Hasil kombinasi *multivariate* mulai dari atribut tunggal hingga tujuh buah atribut dapat dilihat dalam tabel dibawah (Tabel 3.4). Terlihat dalam tabel tersebut bahwa atribut yang mempunyai nilai korelasi paling baik dan nilai *error* pelatihan dan *error* validasi dengan data sumur paling kecil adalah *second derivative instantaneous amplitude*. Atribut ini yang akan digunakan sebagai atribut terakhir dalam proses korelasi kombinasi dari ketujuh atribut lainnya.

	Target	Final Attribute	Training Error	Validation Error
1	( Neutron Porosity )**2	( inversi )**2	0.030722	0.037579
2	( Neutron Porosity )**2	Instantaneous Frequency(inversi)	0.029388	0.035022
3	( Neutron Porosity )**2	Amplitude Weighted Frequency(Far Offset)	0.027864	0.032115
4	( Neutron Porosity )**2	Integrate(Far Offset)	0.027052	0.030880
5	( Neutron Porosity )**2	Filter 5/10-15/20(Far Offset)	0.026168	0.029432
6	( Neutron Porosity )**2	Dominant Frequency(Far Offset)	0.025480	0.028234
7	( Neutron Porosity )**2	Second Derivative Instantaneous Amplitude	0.024963	0.028125
8	( Neutron Porosity )**2	Instantaneous Phase(Far Offset)	0.024641	0.030297

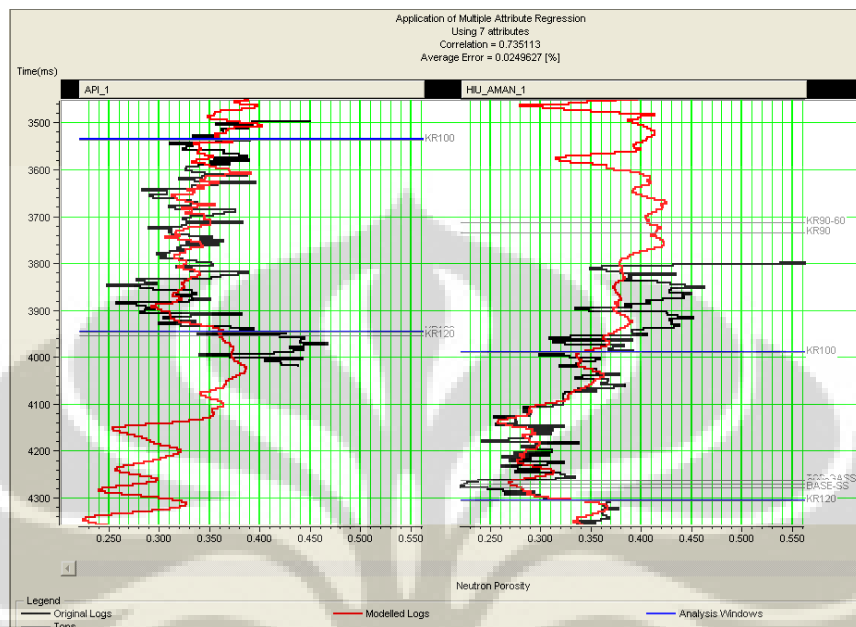
Tabel.3.4 Tabel korelasi statistik *multivariate* regresi linier *multivariate*

*Crossplot* parameter porositas hasil prediksi analisis *multivariate* dengan nilai parameter porositas data *log* sumur terlihat cukup baik (nilai korelasi sekitar 73%) (Gambar.3.19). Hal ini menunjukkan bahwa porositas hasil prediksi akan berkorelasi cukup baik sehingga akan menghasilkan nilai rata-rata *error*-nya paling kecil.



Gambar.3.20 *Crossplot* validasi nilai porositas hasil prediksi terhadap nilai porositas dari *log* sumur

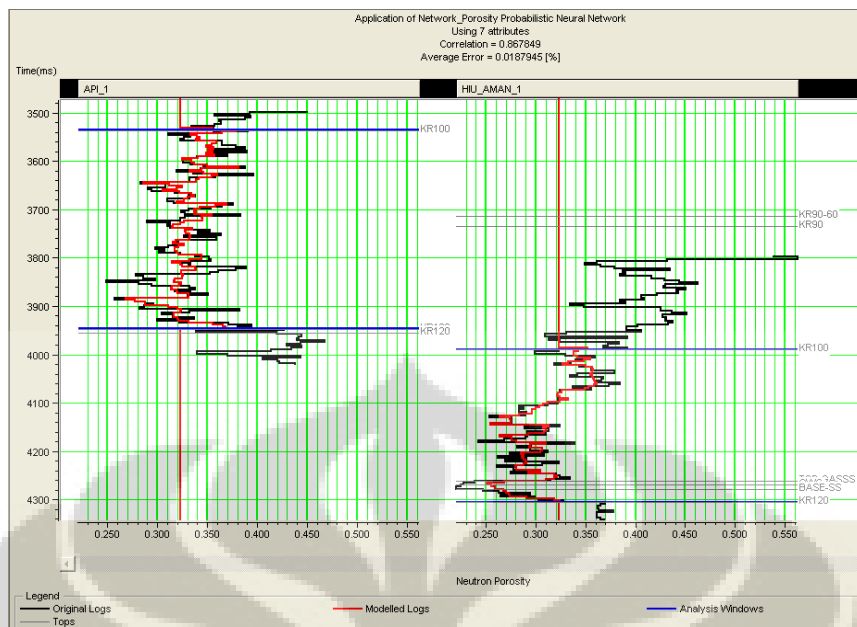
Aplikasi analisis diatas divalidasi dengan data *log* sumur, dengan membuat data “*log* porositas” baru yang ditampilkan bersamaan dengan data *log* porositas sebenarnya (Gambar.3.20).



Gambar.3.21 Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi *multivariate* regresi linier *multivariate* dibandingkan dengan *log* porositas dilokasi sumur

### 3.4.2c Analisis *Probabilistic Neural Network* (PNN)

Mengacu pada analisis *multivariate* diatas maka akan diperoleh data pelatihan yang berasal dari analisis *multivariate* yang paling optimal untuk digunakan dalam analisis *PNN*. Dengan menghitung kembali nilai operator korelasinya dengan persamaan *non-linier* maka akan diperoleh operator korelasi yang lebih baik. Terlihat pada validasi hasil prediksi dengan data *log* sumur (Gambar.3.21) yang cukup baik.

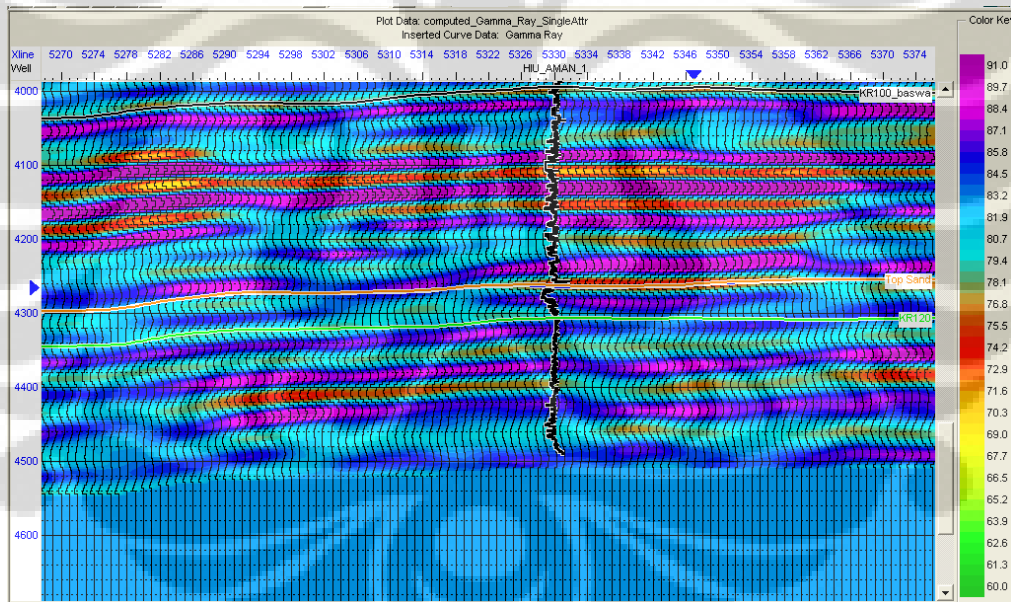


Gambar.3.22 Hasil aplikasi nilai porositas hasil prediksi *multivariate PNN* dibandingkan dengan *log* porositas dilokasi sumur

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Hasil Perhitungan Parameter *Gamma Ray* (*GR*)

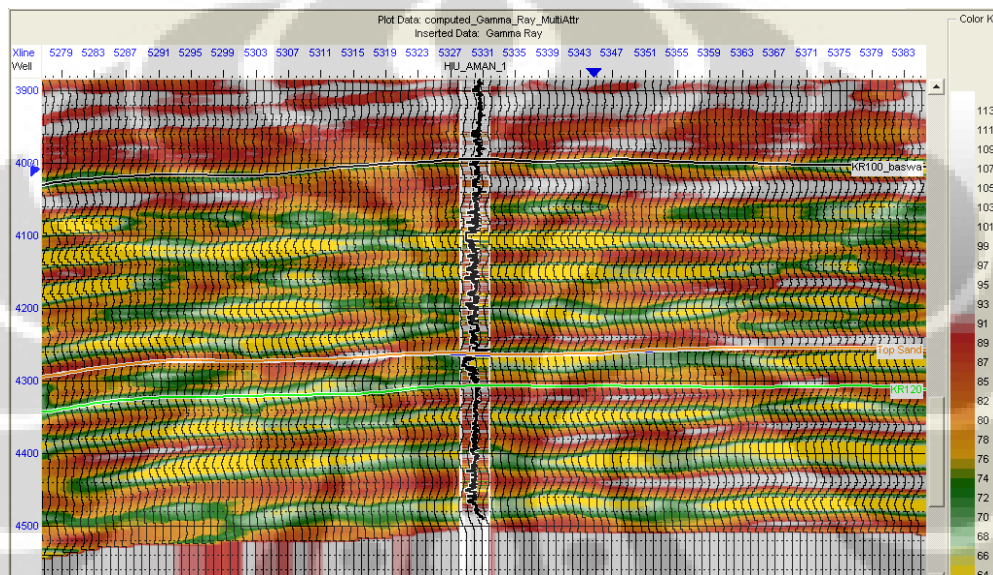
Dari ketiga metoda analisis diatas dapat diterapkan ke dalam data seismik sehingga dihasilkan volum parameter *GR* yang menggambarkan penyebaran nilai *GR* secara vertikal maupun horisontal diseluruh daerah penelitian. Hasil analisis atribut tunggal dapat diperlihatkan dengan penampang parameter *GR* diposisi sumur (Gambar.4.1). Terlihat indikasi nilai *GR* yang tinggi bawah batupasir, sedangkan diharapkan nilai *GR* yang rendah pada posisi batupasir. Jadi dapat disimpulkan bahwa melalui hanya analisis atribut tunggal tidak dapat terlihat dengan jelas. Hal ini dimungkinkan karena memiliki nilai korelasi yang sangat rendah sekitar 26% sehingga dalam memprediksi nilai *GR*-nya tidak tepat. Demikian pula dari data irisan melintang yang mempunyai jendela analisis sebesar 30ms dibawah *top sand* dan 5 ms diatas *top sand* tidak dapat menunjukkan secara jelas pola penyebaran batupasir KR100 (Gambar.4.4(i)).



Gambar.4.1 Hasil analisis atribut tunggal pada penampang *GR*

Hasil aplikasi analisis regresi linier *multivariate* ditunjukkan pada penampang parameter *GR* pada posisi sumur juga (Gambar.4.2). Terlihat peningkatan kualitas dibandingkan dengan hasil analisis atribut tunggal. Pada posisi sumur diplot pita warna yang menunjukkan nilai *log GR* sumur, terlihat cukup baik korelasinya dengan hasil prediksi pada penampang tersebut. Pada

kedalaman batupasir terlihat nilai *GR* yang rendah, hal ini sesuai dengan nilai yang diharapkan berdasarkan nilai parameter petrofisik batupasirnya. Hanya saja diluar posisi sumur masih terlihat banyak indikasi nilai *GR* yang rendah juga sehingga cukup sulit untuk melokalisasi penyebaran batupasir KR100. Hal ini menandakan bahwa hasil analisis *multivariate* masih kurang memadai dalam mengidentifikasi penyebaran batupasir KR100. Demikian pula terlihat pada irisan penampang lintang dari jendela analisis yang sama tidak terlihat pola penyebaran batupasir KR100 secara signifikan (Gambar.4.4(ii)).

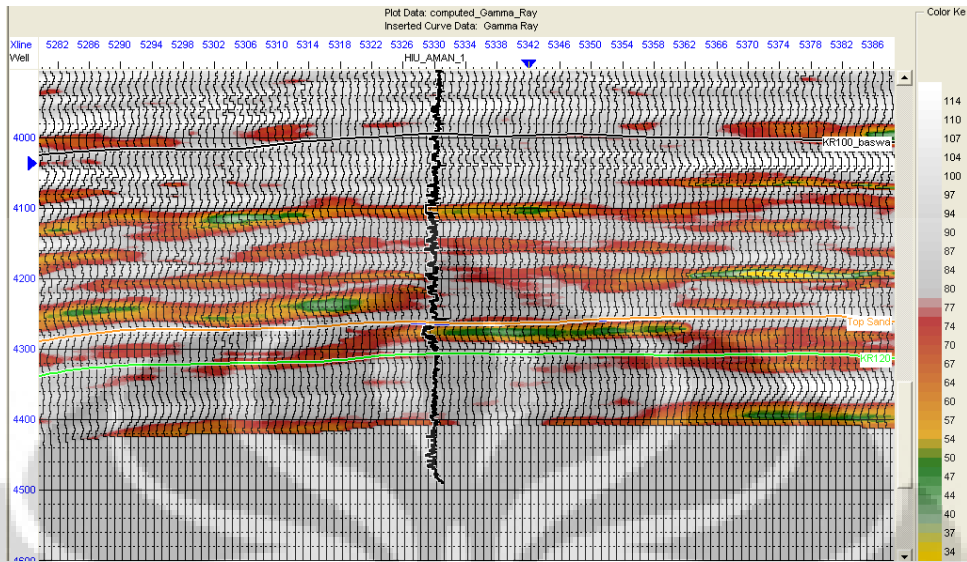


Gambar.4.2 Hasil analisis *multivariate* regresi linier *multivariate* pada penampang *GR*

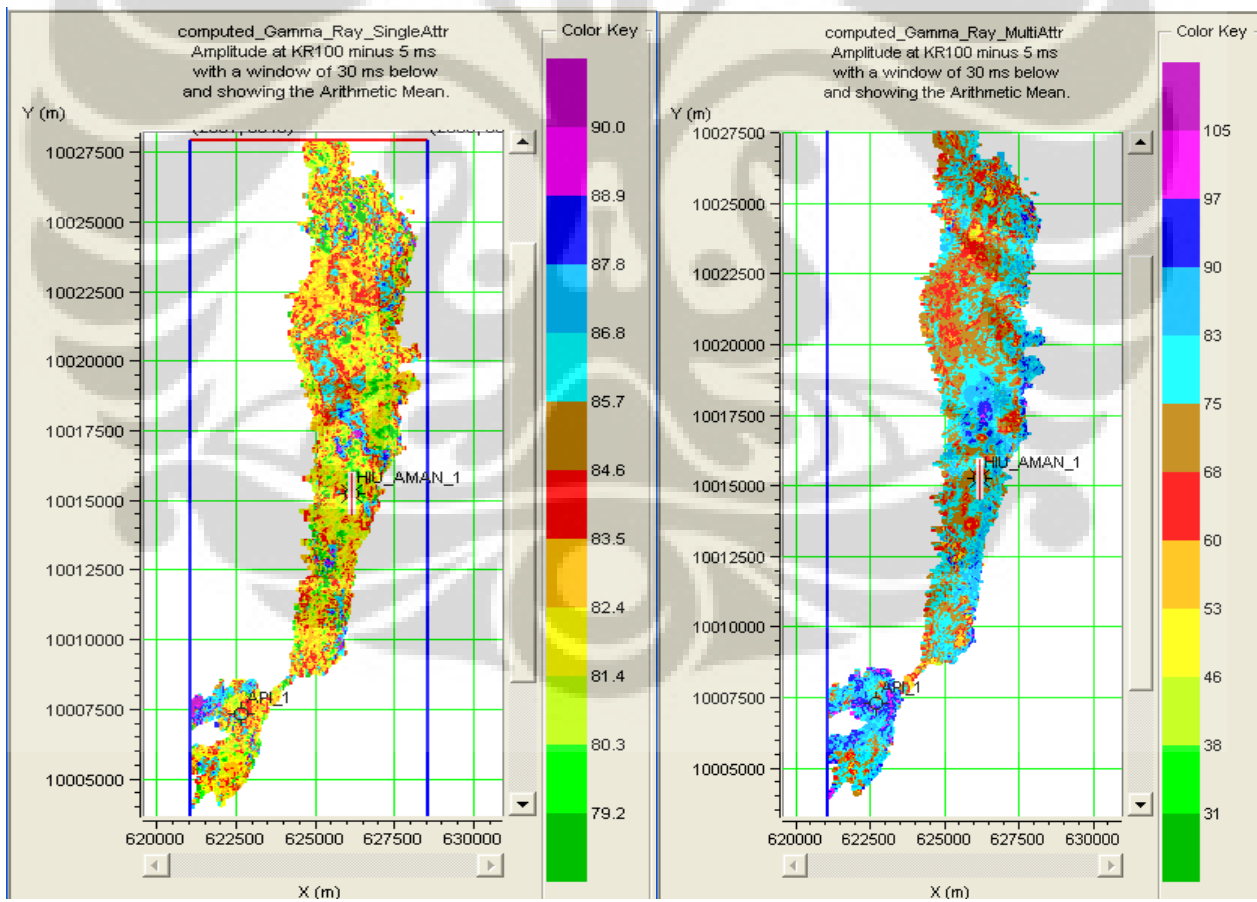
Hasil analisis *Probabilistic Neural Network (PNN)* ditujukan dengan kualitas yang meningkat jauh dibandingkan dengan kedua analisis sebelumnya. Pada penampang parameter *GR* diposisi sumur terlihat indikasi nilai *GR* yang rendah dan sesuai dengan karakterisasi parameter petrofisik batupasir KR100 (Gambar.4.3). Dan terlihat pula dengan jelas penyebaran lokal secara lateral dari batupasir tersebut. Hal ini dapat dibuktikan dengan membuat irisan melintang melalui window yang sama dengan sebelumnya, terlihat indikasi adanya *channel* batupasir (Gambar 4.4(iii)). *Channel* tersebut berarah dari selatan menuju ke utara dengan lintasan *meandering*. Dilihat proses pengendapannya sesuai dengan kondisi strukturnya yang semakin kearah utara akan semakin rendah topografinya, sehingga kemungkinan untuk diendapkan kipas turbidit akan berada didaerah utara. Hanya saja dari peta irisan tersebut tidak dapat teridentifikasi secara jelas



bentuk kipas turbiditnya, hal ini dikarenakan data horisonnya sangat terbatas hanya didaerah *toe-thrust* dan dalam daerah yang sempit.



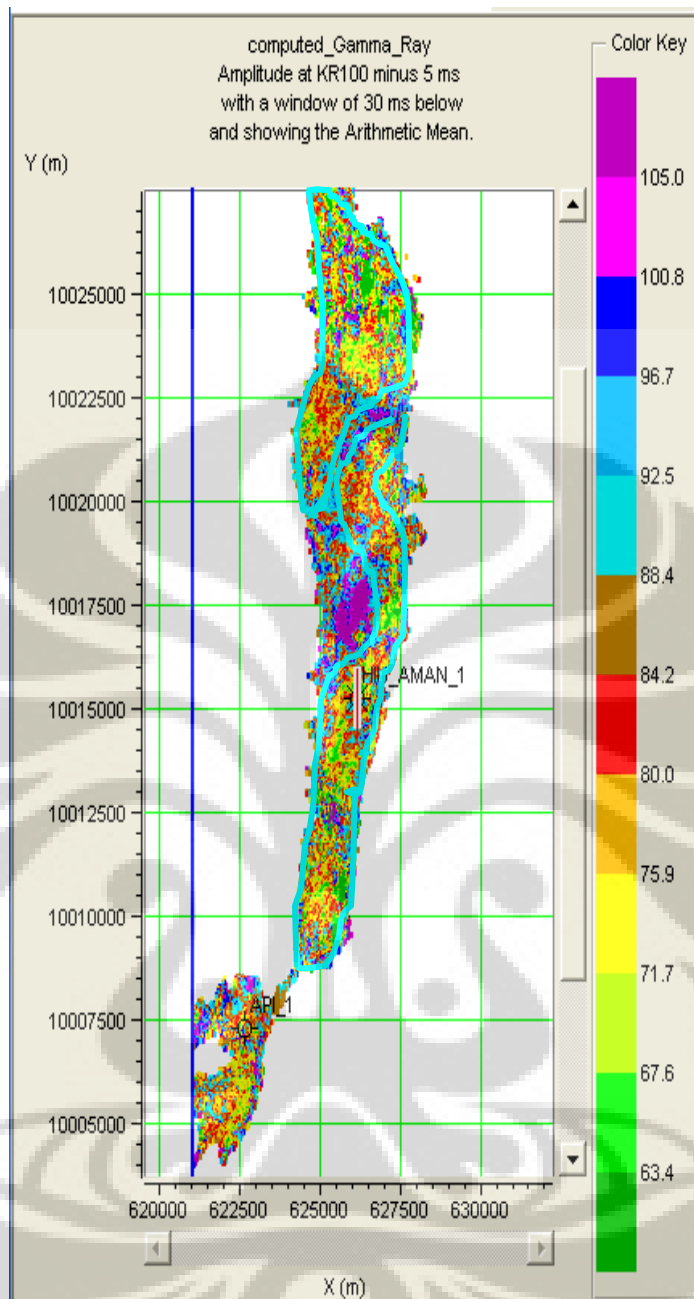
Gambar.4.3 Hasil analisis *multivariate* Probabilistik Neural Network (PNN) pada penampang GR



(i)

(ii)

Gambar.4.4a Penampang irisan horison KR100+30ms dari (i) Atribut tunggal, dan (ii) Regresi Linier *Multivariate*

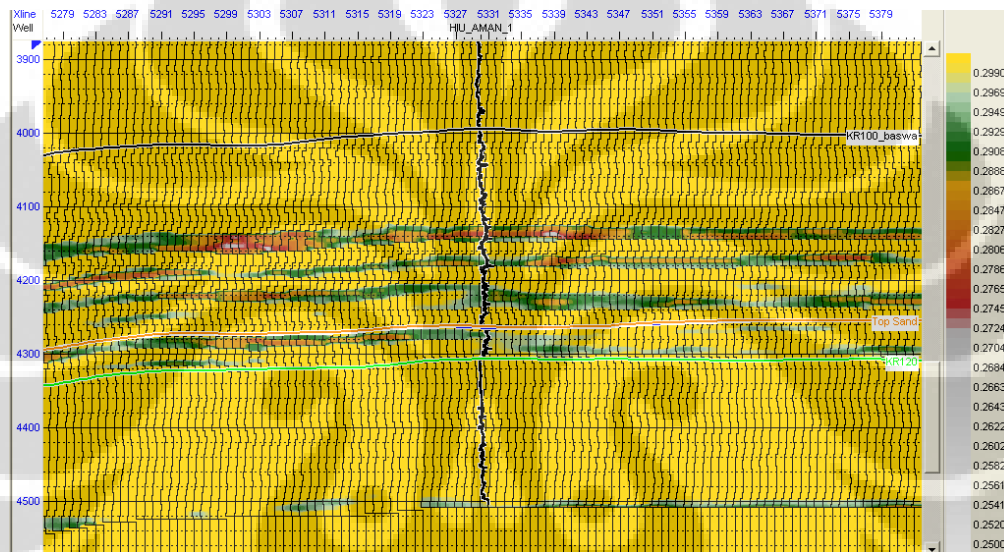


Gambar.4.4b Penampang irisan horison KR100+30ms dari *probabilistic neural network (PNN)*

#### 4.2 Hasil Perhitungan Parameter Porositas Neutron

Ketiga operator hasil analisis diatas kemudian diterapkan pada data seismik yang ada sehingga menghasilkan volum porositas pada daerah penelitian. Penerapan operator analisis atribut tunggal terlihat pada penampang lintang pada posisi sumur (Gambar.4.5). Diatas horison KR120 atau *base-sand* terlihat indikasi adanya porositas *neutron* yang besar (mengindikasikan penurunan porositas batuan). Hal ini sesuai dengan *log* sumur dimana di *base-sand* terdapat kandungan *shale*

yang tinggi (terlihat dari karakteristik log *GR*-nya). Tetapi pada *top sand* atau badan batupasirnya tidak terlihat indikasi adanya penurunan porositas *neutron* (membesarnya porositas batuan). Oleh sebab itu dapat disimpulkan bahwa analisis hanya dengan menggunakan atribut tunggal tetap tidak cukup untuk mendeteksi kualitas reservoirnya, meskipun mempunyai peningkatan nilai korelasi dan penurunan nilai rata-rata *error*-nya dibandingkan dengan pendeteksian parameter *GR*. Irisan penampang lintang pada jendela analisis 5ms diatas KR100 hingga 30ms dibawah KR100 untuk hasil analisis atribut tunggal ternyata menghasilkan gambar penyebaran porositas yang cukup terlihat polanya(Gambar.4.8(i)). Hal ini perlu divalidasi dengan irisan penampang lintang analisis lainnya.

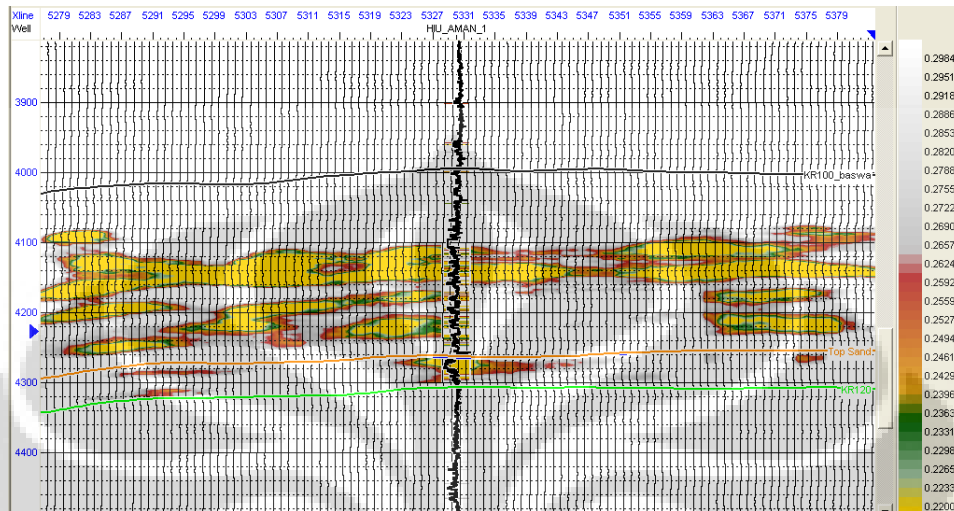


Gambar.4.5 Hasil analisis atribut tunggal pada penampang porositas

Penerapan operator analisis *multivariate* dapat terlihat pada penampang lintang volum porositas pada posisi sumur (Gambar.4.6). Hasil porositas badan batupasir terlihat cukup kontras dibandingkan dengan sekelilingnya meskipun pada kedalaman yang lebih dangkal terlihat karakteristik yang sama. Dari tabel warna dapat diketahui bahwa didalam badan batupasir mempunyai porositas neutron yang semakin kecil, hal ini berarti bahwa porositas batupasir semakin besar dibandingkan dengan porositas sekelilingnya. Hal ini sesuai dengan hasil yang diperoleh dari parameter *GR* dimana dalam penampang lintang parameter *GR* terlihat penyebaran batupasir secara lateral hanya terdistribusi secara lokal saja. Jadi porositas batupasir yang terdapat pada penampang lintang tersebut benar-benar mencerminkan porositas dari tubuh batupasir tersebut. Irisan penampang lintang dalam jendela analisis yang sama dengan sebelumnya

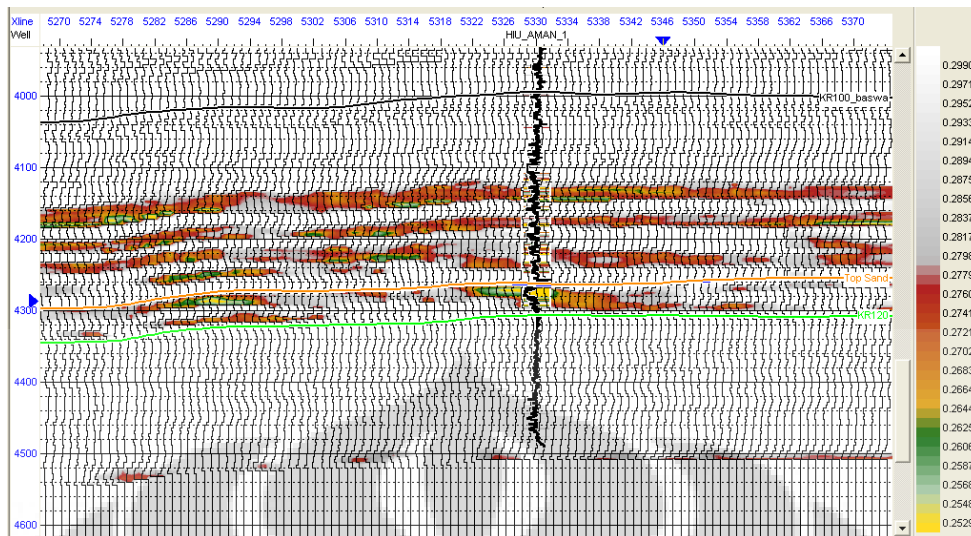


diperlihatkan Gambar.4.8(ii). Dari irisan tersebut terlihat bahwa kualitas porositas batupasir yang paling baik didominasi diarah selatan dari sumur Hiu Aman, sedangkan diarah utara porositas batuannya kurang baik, meskipun dibadan *meandering channel* (terlihat kurang jelas pada irisan tersebut) terdapat porositas reservoir yang cukup baik.

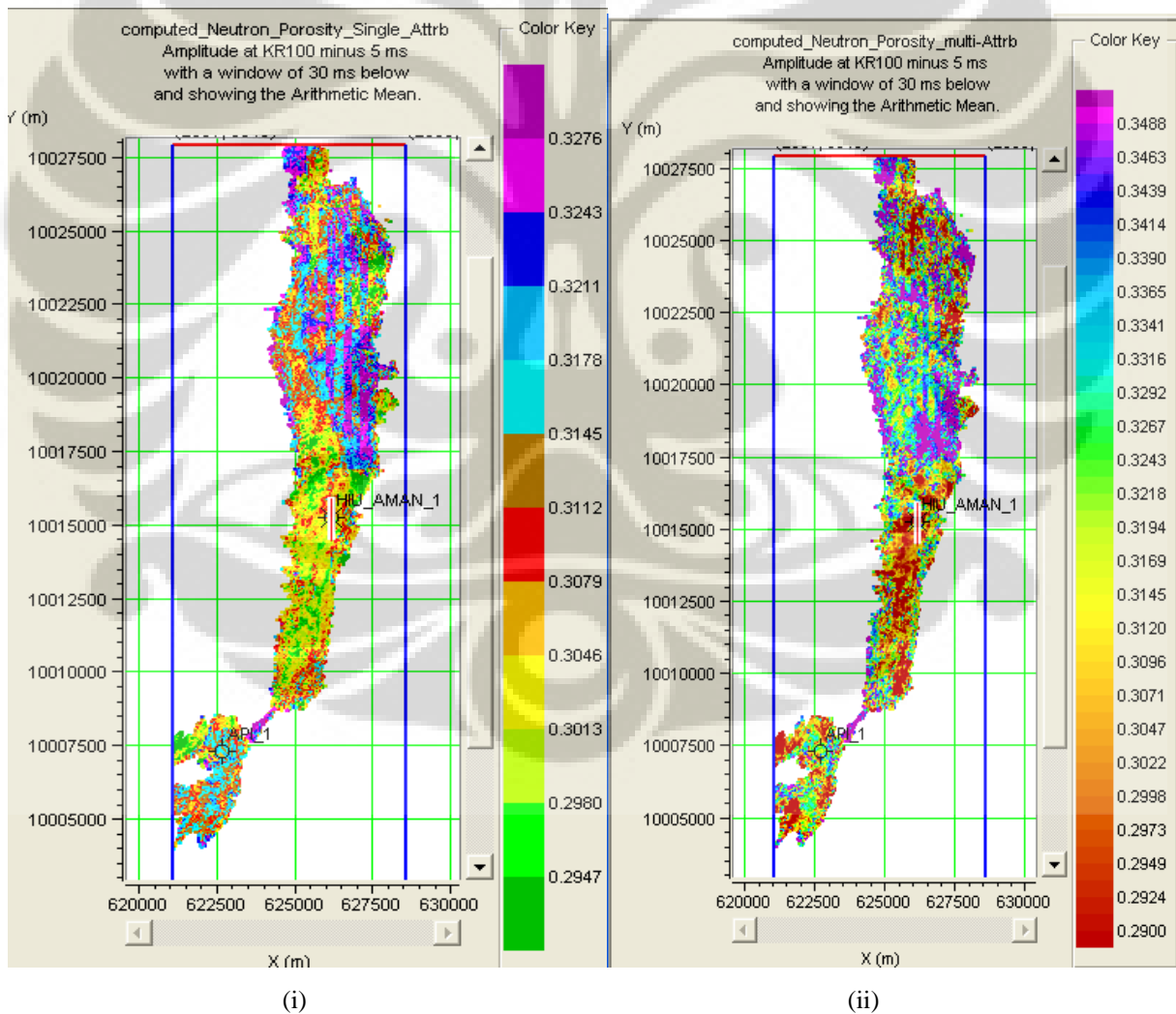


Gambar.4.6 Hasil analisis *multivariate* regresi linier *multivariate* pada penampang porositas

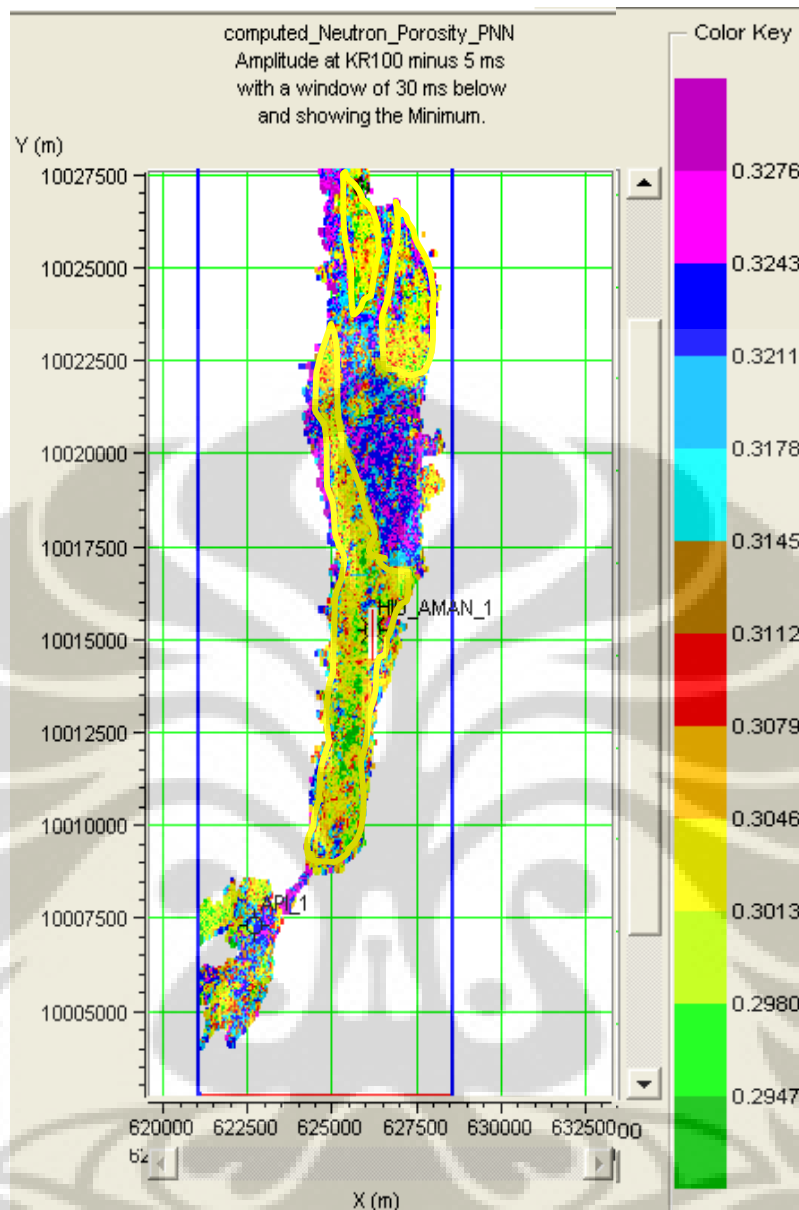
Penerapan operator analisis *PNN* dapat terlihat pada penampang lintang volum porositas pada posisi sumur (Gambar.4.7). Dari penampang lintang tersebut terlihat dengan jelas bahwa dibagian tubuh batupasir terdapat kualitas reservoir yang baik, akan tetapi penyebaran porositasnya secara lateral sangat terbatas. Dari irisan penampang lintang pada jendela analisis yang sama diperoleh pola penyebaran porositas batupasir turbidit (Gambar.4.8(iii)). Terlihat seperti hasil analisis *multivariate*, porositas batupasirnya yang baik terkonsentrasi dibagian selatan blok *toe-thrust*, sedangkan semakin mengarah ke utara porositas yang baik hanya mengikuti badan *channel*-nya, yang akhirnya diendapkan dibagian paling utara dengan kualitas reservoir yang moderat hingga bagus.



Gambar.4.7 Hasil analisis *probabilistic neural network (PNN)* pada penampang porositas



Gambar. 4.8a Penampang irisan horison KR100+30ms dari (i) atribut tunggal, dan (ii) regresi linier *multivariate*



Gambar. 4.8b Penampang irisan horison KR100+30ms dari *probabilistic neural network* (PNN)

### 4.3 Prospektifitas Reservoar Batupasir Turbidit

Berdasarkan kedua hasil perhitungan parameter *GR* dan porositas *neutron* dapat diinterpretasikan lokasi prospektifitas untuk keberadaan reservoir yang baik. Irisan penampang lintang parameter *GR* hasil dari *PNN* merupakan yang terbaik (Gambar 4.4). Dari irisan tersebut dapat diinterpretasikan penyebaran batupasir turbiditnya, seperti pada Gambar 4.4 yang digambarkan dalam poligon warna biru muda. Terlihat seperti terdapat dua buah *channel*, yaitu diarah utara dan selatan. *Channel* diarah utara dilihat dari bentuk penyebarannya terlihat seperti

kipas turbidit yang kemungkinan mempunyai sumber endapan yang berada diarah timur dari *terminal splay* tersebut. Sedangkan *channel* diarah selatannya terlihat benar-benar seperti *meandering channel* dengan sudut kelokan yang besar yang menyuplai sedimen kearah barat, dengan kemungkinan *terminal spaly* dari *channel* tersebut berada diarah barat *toe-thrust*. Sedangkan berdasarkan irisan penampang lintang parameter porositas neutron hasil *PNN* dapat terlihat penyebaran porositas yang baik seperti terlihat pada Gambar 4.8, dengan interpretasi penyebaran kualitas reservoarnya dengan poligon warna kuning. Apabila mekombinasikan antara kedua irisan tersebut (*GR* dan porositas *neutron*) dapat disimpulkan bahwa kualitas reservoar yang lebih baik terdapat didaerah sebelah selatan sumur Hiu-Aman. Sehingga apabila kedua interpretasi tersebut digunakan dalam menentukan prospektifitas HC maka dapat ditentukan kemungkinan daerah yang perlu dianalisis lebih lanjut adalah daerah bagian selatan sumur.



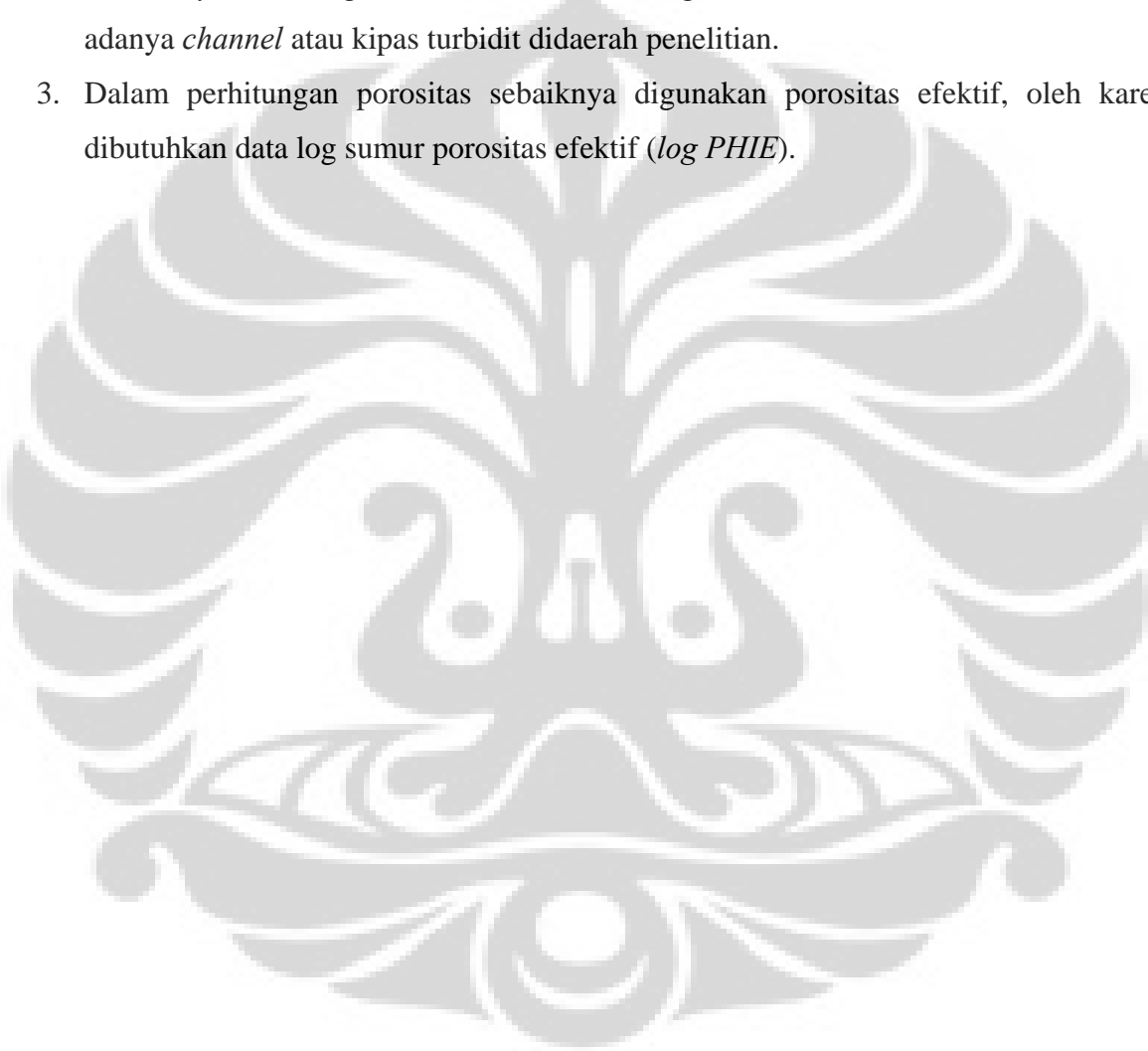
## V. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

### 5.1 Kesimpulan

1. Penelitian ini telah menggunakan berbagai macam atribut seismik untuk memprediksi properti log sumur yaitu parameter *GR* dan parameter porositas *neutron*. Parameter *GR* digunakan untuk mendeteksi perbedaan litologi sehingga dapat mendeteksi penyebaran reservoir batupasir turbidit. Sedangkan parameter porositas *neutron* digunakan untuk mengidentifikasi kualitas reservoir dan penyebarannya.
2. Data-data seismik yang digunakan adalah data seismik *full-stack*, data seismik *near-angle stack*, data seismik *far-angle stack*, dan data seismik inversi (*model based inversion*). Berbagai data seismik digunakan bertujuan agar analisis *multivariate* yang digunakan akan semakin komprehensif.
3. Dari ketiga metoda analisis tersebut dapat disimpulkan bahwa metoda *PNN* merupakan metoda yang paling baik karena menghasilkan korelasi antar atribut dengan properti log sumur yang paling baik dan mempunyai rata-rata *error* terkecil karena *PNN* menggunakan dasar persamaan non-linier, sedangkan analisis atribut tunggal dan regresi linier *multivariate* menggunakan dasar persamaan linier.
4. Pemilihan kombinasi atribut yang memadai diperoleh melalui metoda regresi *stepwise* yang membangun kelompok atribut secara berurutan.
5. Pemilihan kombinasi atribut juga dilakukan berdasarkan tingkat korelasinya baik tingkat korelasi pada pelatihan data maupun pada proses validasi, dan tingkat nilai rata-rata errornya paling kecil.
6. Hasil analisis geostatistik diatas divalidasi dengan menghitung *cross-correlation* antar parameter hasil prediksi dengan parameter log sumur pada posisi lokasi sumur.
7. Terdapat kelemahan dalam penelitian ini yaitu kurangnya data sumur yang tersedia, dan horison pick yang sangat terbatas daerahnya (hanya diblok *toe-thrust*). Untuk menjalankan analisis statistik sangat dibutuhkan sampel dalam jumlah yang banyak, apabila hanya tergantung pada dua sumur seperti pada penelitian ini maka hasil yang diperoleh kurang optimal. Demikian juga dengan luasnya horison yang akan membatasi hasil interpretasi dalam daerah penelitian.

## 5.2 Rekomendasi

1. Penambahan data-data sumur dan memperluas horison *pick* hingga mencapai seluruh *survey* daerah penelitian akan semakin meningkatkan kualitas hasil analisis.
2. Penggunaan jenis data seismik lainnya akan semakin membantu dalam analisis, seperti volum *coherency*, dan volum *AVO* seperti volum *intercept* dan *gradient*. Terutama volum *coherency* akan sangat membantu untuk mengidentifikasi sesar-sesar dan kemungkinan adanya *channel* atau kipas turbidit didaerah penelitian.
3. Dalam perhitungan porositas sebaiknya digunakan porositas efektif, oleh karena itu dibutuhkan data log sumur porositas efektif (*log PHIE*).



## DAFTAR PUSTAKA

- Anderson, J.K., 1996, Limitations of seismic inversion for porosity and pore fluid: SEG Expanded Abstracts, 309-312.
- Bouma, A. H., 1962, Sedimentology of Some Flysch Deposits, A Graphic Approach to Facies Interpretation: Elsevier, Amsterdam, 168.
- Cooke, D.A., and Schneider, W.A., 1983, Generalized linear inversion of reflection seismic data: Geophysics, 48, 665-676.
- Chi, C. Y., Mendel, J.M., and Hampson, D., 1984, A computationally fast approach to maximum-likelihood deconvolution: Geophysics, 49, 550-565.
- Doyen, P.M., 1988, "Porosity from seismic data: A geostatistical approach", Geophysics, 53, 1263 – 1275.
- Draper, N.R., and Smith, H., 1996, Applied regression analysis: John Wiley & Sons, Inc.
- Dvorkin, J., Mavko, G., and Mukerji, T., 1998, "The Rock Physics Handbook", Cambridge University Press.
- Lindseth, Roy, O., 1979, Synthetic sonic logs-A process for stratigraphic interpretation: Geophysics, 44, 3-26.
- Master, T., 1994, Signal and image processing with neural networks: John Wiley & Sons, Inc.
- Master, T., 1995, Advanced algorithms for neural networks: John Wiley & Sons, Inc.
- Mukerji, T., Jorstad, A., Mavko, G., and Reidar, J. G., 1998, Applying statistical rock physics and seismic inversion to map lithofacies and pore fluid probabilities in a North Sea reservoir: SEG Expanded Abstract 17, p.894-897.
- Nichols, G., 1999, Sedimentology and Stratigraphy: Blackwell Science Ltd.
- Oldenberg, D.W., Scheuer, T., and Levy, S., 1983, Recovery of the acoustic impedance from reflection seismogram: Geophysics, 48, 1318-1337.
- Schultz, P.S., Ronen, S., Hattori, M., and Corbett, C., 1993, Seismic guided estimation of log properties, part 1, 2, and 3: The Leading Edge, 13, 305-310, 674-678, 770-776.
- Specht, Donald, 1990, Probabilistic neural networks: Neural Networks, 3, 109-118.
- Specht, Donald, 1991, A general regression neural network: IEEE Trans. Neural Networks, 2, 568-576.

Sukmono, S., 2002, Seismic inversion and AVO analysis for reservoir characterization: Bandung Institute Technology.

Tabachnick, B.G. and Fidell, L.S., 1989, "Using Multivariate Statistics", 2<sup>nd</sup> edition, New York, Harper and Row.





## LAMPIRAN

### Regresi Linier *Multivariate* Menggunakan Nilai Beban Konvolusi

Persamaan umum sebelumnya untuk menyatakan konvolusi regresi linier multivariate (*Chi, dkk, 1983*) adalah:

$$L = w_0 + w_1 * A_1 + w_2 * A_2 + \dots + w_N A_N \quad (1)$$

dimana  $w_0$  adalah konstan

Untuk penyederhanaan digunakan hanya 2 atribut dan empat nilai sampel, juga dengan tiga titik operator yang dapat dituliskan sebagai berikut :

$$w_i = [w_i(-1), w_i(0), w_i(+1)] \quad (2)$$

Maka persamaan (1) dapat dituliskan dalam bentuk matrik :

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \end{bmatrix} = w_0 + \begin{bmatrix} w_1(0) & w_1(-1) & 0 & 0 \\ w_1(+1) & w_1(0) & w_1(-1) & 0 \\ 0 & w_1(+1) & w_1(0) & w_1(-1) \\ 0 & 0 & w_1(+1) & w_1(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} \\ A_{12} \\ A_{13} \\ A_{14} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_2(0) & w_2(-1) & 0 & 0 \\ w_2(+1) & w_2(0) & w_2(-1) & 0 \\ 0 & w_2(+1) & w_2(0) & w_2(-1) \\ 0 & 0 & w_2(+1) & w_2(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{21} \\ A_{22} \\ A_{23} \\ A_{24} \end{bmatrix} \quad (3)$$

dapat ditulis pula :

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \end{bmatrix} = w_0 + w_1(-1) \begin{bmatrix} A_{12} \\ A_{13} \\ A_{14} \\ 0 \end{bmatrix} + w_1(0) \begin{bmatrix} A_{11} \\ A_{12} \\ A_{13} \\ A_{14} \end{bmatrix} + w_1(+1) \begin{bmatrix} 0 \\ A_{11} \\ A_{12} \\ A_{13} \end{bmatrix} + w_2(-1) \begin{bmatrix} A_{22} \\ A_{23} \\ A_{24} \\ 0 \end{bmatrix} + w_2(0) \begin{bmatrix} A_{21} \\ A_{22} \\ A_{23} \\ A_{24} \end{bmatrix} + w_2(+1) \begin{bmatrix} 0 \\ A_{21} \\ A_{22} \\ A_{23} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Persamaan diatas menunjukkan efek penambahan tiga titik operator yang sama persis dengan penambahan jumlah atribut yang digunakan. Titik-titik sampel atribut yang digunakan dihitung melalui pergeseran -1 dan +1 dari posisi titik sampel yang sebenarnya. Oleh karena itu dapat dihitung formula *least-square* dari nilai bebannya :

$$\begin{bmatrix} w_1(-1) \\ w_2(0) \\ w_3(+1) \end{bmatrix} = \left\{ \begin{bmatrix} A_{12} & A_{13} & A_{14} & 0 \\ A_{11} & A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ 0 & A_{11} & A_{12} & A_{13} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{12} & A_{11} & 0 \\ A_{13} & A_{12} & A_{11} \\ A_{14} & A_{13} & A_{12} \\ 0 & A_{14} & A_{13} \end{bmatrix} \right\}^{-1} \times \begin{bmatrix} A_{12} & A_{13} & A_{14} & 0 \\ A_{11} & A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ 0 & A_{11} & A_{12} & A_{13} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \end{bmatrix} \quad (5)$$

atau

$$\begin{bmatrix} w_1(-1) \\ w_2(0) \\ w_3(+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=2}^4 A_i^2 & \sum_{i=2}^4 A_i A_{i-1} & \sum_{i=2}^4 A_i A_{i-2} \\ \sum_{i=2}^3 A_i A_{i+1} & \sum_{i=1}^4 A_i^2 & \sum_{i=2}^4 A_i A_{i-1} \\ \sum_{i=1}^2 A_i A_{i+1} & \sum_{i=1}^3 A_i A_{i+1} & \sum_{i=1}^3 A_i^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=2}^4 A_i L_{i-1} \\ \sum_{i=2}^4 A_i L_i \\ \sum_{i=2}^4 A_i L_{i+1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

