



UNIVERSITAS INDONESIA

PREDIKSI PENYEBARAN POROSITAS LAPANGAN X
MENGUNAKAN ANALISA MULTIATRIBUT DAN *NEURAL
NETWORK*

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana sains

Hadi Purwanto
0304020302

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
PROGRAM STUDI FISIKA
PEMINATAN GEOFISIKA
DEPOK
JUNI 2009

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk
telah saya nyatakan dengan benar

Nama : Hadi Purwanto

NPM : 0304020302

Tanda tangan :

Tanggal : 16 Juni 2009

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh :
Nama : Hadi Purwanto
NPM : 0304020302
Program Studi : Geofisika
Judul Skripsi : Prediksi Penyebaran Porositas Lapangan X
Menggunakan Analisa Multiatribut Dan *Neural Network*

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia

Dewan Penguji

Pembimbing : Dr.rer.nat. Abd. Haris ()

Pembimbing : Ir. Rusalida Raguwanti, M.Sc ()

Penguji : Dr. Syamsu Rosid ()

Penguji : Samsul Hidayat, M.Si ()

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 16 Juni 2009

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, petunjuk, dan ilmu kepada saya sehingga akhirnya penulis bisa menyelesaikan Tugas Akhir di Pertamina yang berlangsung dari bulan 5 Maret sampai 5 Mei 2009 dengan baik. Selain itu, atas kehendak-Nya pulalah penulis bisa menyelesaikan Penulisan Tugas Akhir ini.

Tugas Akhir yang bertemakan Analisa Multi-Attribute dan Neural Network menggunakan software Hampson Russell ditujukan Sebagai syarat untuk dapat menjadi sarjana dari Program Studi Geofisika Jurusan Fisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Indonesia.

Atas terlaksananya Tuga Akhir ini di Pertamina ini penulis mengucapkan terima kasih kepada banyak pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan baik dalam bentuk pengarahan ilmu, maupun moril dan material. Terima kasih sebesar-besarnya penulis tujukan kepada :

1. Ibu Ir.Rusalida Raguwanti,Msc selaku Pembimbing di PERTAMINA EPTC.
2. Bapak Dr.rer.nat Abdul Haris Selaku Pembimbing di kampus yang telah bersedia dengan tulus membimbing dan membagi ilmunya selama proses pengerjaan TA ini.
3. Bapak Ir. Ahmad Mulawarman MT sebagai Koordinator TA di PERTAMINA EPTC.
4. Bapak Yunus Daud, Dr. Eng sebagai Ketua Peminatan Geofisika-UI.
5. Abah dan Ibu yang senantiasa mendoakan yang terbaik buat anak laki-laki tercintanya.
6. Kakak-kakaku tercina, Mas Toni, Mba Fitri, Mba Enah dan Mba rose yang selalu memberikan semangat.
7. Kartika Sari adik perempuan tercintaku yang selalu menjadi semangat dan inspirasiku dalam megarungi hidup ini.
8. Tiara Vandawangi perempuanku yang selalu menemaniku, menghiburku, dan memberikan semangat agar TA cepat selesai.

9. Mas Ecep Suryana yang selalu membimbing dan mengajarkan saya tentang software yang saya gunakan.
10. Mas Benny dan Mas Faisal Untuk tempat dan waktu berdiskusi dan mencari hiburan.
11. Fickry teman satu perjuangan dalam mengerjakan TA selalu ada dalam suka dan duka, terima kasih bro.
12. Teman-teman Fisika Angkatan '04 terutama tim lulus 5 tahun.
13. Mas Mu'in yang selalu membantu dalam penyediaan data
14. Dedi teman satu ruangan dan teman berdiskusi.
15. Kucing dan Agi teman makan siang dan bertukar hiburan.

Penulis juga menyadari laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu saran dan kritik yang membangun sangat diperlukan demi perbaikan dimasa mendatang.

Jakarta, 22 Juni 2009

Penulis

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Hadi Purwanto

NPM : 0304020302

Program Studi : Geofisika

Departemen : Fisika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Noneksklusif (*NON-exclusif Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

PREDIKSI PENYEBARAN POROSITAS LAPANGAN X MENGGUNAKAN
ANALISA MULTIATRIBUT DAN *NEURAL NETWORK*

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada Tanggal : 16 Juni 2009

Yang menyatakan

(Hadi Purwanto)

ABSTRAK

Nama : Hadi Purwanto
Program Studi : Fisika
Judul : PREDIKSI PENYEBARAN POROSITAS LAPANGAN X
MENGUNAKAN ANALISA MULTIATRIBUT DAN
NEURAL NETWORK

Analisa multi atribut adalah salah satu metode statistik menggunakan lebih dari satu atribut untuk memprediksi properti fisik dari batuan. Tujuan analisa ini adalah mencari hubungan antara log dengan data seismik. Hubungan ini digunakan untuk memprediksi Volume dari properti log pada semua volume seismik Pada penelitian ini analisa multiatribut diaplikasikan pada lapangan X daerah cekungan sumatera selatan dengan menggunakan 5 data sumur. Target dari penelitian ini adalah memprediksi penyebaran porositas di lapangan X. Sumur-sumur yang dipilih adalah sumur yang tersebar merata dan mewakili area yang akan diprediksi penyebarannya. Jumlah atribut yang digunakan ditentukan oleh proses *step wise regression*. Metode multiatribut yang linier transformasinya terdiri dari deret bobot yang diperoleh dari minimalisasi *least square*. Pada metoda non linier, *neural network* di gunakan dalam proses training dengan menggunakan atribut yang sudah ditentukan sebelumnya. Tipe *neural network* yang digunakan adalah *PNN (Probabilistic Neural Network)*, tipe ini dipilih karena mempunyai hasil korelasi yang paling baik dibandingkan dengan tipe *neural network* yang lain. Untuk mengetahui tingkat kepercayaan dari transformasi multiatribut dilakukan proses *crossvalidasi*. Hasilnya multiatribut menunjukkan korelasi sebesar 0.65 dan *neural network* 0.69.

Kata kunci : Analisa multiatribut, *neural network*, porositas

ABSTRACT

Name : Hadi Purwanto
Program Study: Physics
Title : PREDICTION OF POROSITY DISTRIBUTION AT AREA X
USING MULTI-ATTRIBUTE ANALYSIS AND NEURAL
NETWORK

Multi-attribute analysis is a statistic method using more than one attribute to predict physical properties of rocks. The aim of this analysis is to find a relationship between log and seismic data. The relationship is used for predicting volume of log property at all seismic volumes. In this study the multi-attribute analysis is applied to area X, which is a cavity region in South Sumatera, using five well data. The aim of the study is to predict porosity distribution at area X. The wells that were chosen were those that were spread evenly and represented areas where the distribution of porosity will be predicted. The quantity of attributes used is determined by a step wise regression process. A linear multi-attribute method comprises of a series that is achieved by a minimised least square. In a non-linear method, neural network is used in the training process with predetermined attributes. The neural network type used was PNN (*Probabilistic Neural Network*), this type was chosen because of the best correlation result. To verify the validity of the multi-attribute transformation, a crossvalidation was conducted. The result shows a 0.65 correlation and a 0.69 neural network.

Key word: Multi-attribute Analysis, Neural Network, Porosity

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
KATA PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	vi
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar belakang	1
1.2. Tujuan Penelitian	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Waktu dan Tempat Penelitian.....	3
1.5. Metodologi Penelitian.	3
1.6. Sistematika Penulisan.....	4
BAB 2 GEOLOGI REGIONAL.....	6
2.1. Kerangka Tektonik Indonesia	6
2.2. Formasi Daerah Sumatera Selatan.....	6
BAB 3 TEORI DASAR.....	8
3.1. Pendahuluan Metode Seismik Refleksi	8
3.1.1. Gelombang Seismik.....	10
3.1.2. Impedansi Akustik dan Koefisien Refleksi	12
3.2. Metode Seismik Inversi.....	13
3.2.1. Sparse Spike.....	13
3.3. Atribut Seismik.....	13
3.4. Metode Analisa Multiatribut.....	14
3.4.1. Regresi Linear Multiatribut	17
3.5. <i>Artificial Neural Network</i>	19
3.5.1. Peranan ANN dalam Geosains	19
3.5.2. Aplikasi ANN	20
3.5.3. Probabilistic Neural Network (PNN).....	23
3.6. Validasi	
BAB 4 DATA DAN PENGOLAHAN DATA	25
4.1. Data.....	25
4.1.1. Data Seismik.....	25
4.1.2. Data AI Hasil Inversi.....	26
4.1.3. Data Sumur.....	26
4.2. Pengolahan Data.....	29
4.2.1. Penentuan Geometri dan Posisi Survey	29
4.2.2. <i>Single-Attribute</i>	31

4.2.3. <i>Multi-Attribute</i>	33
4.2.4. <i>Neural Network</i>	37
BAB 5 HASIL DAN ANALISA	39
5.1. <i>Single-Attribute</i>	39
5.2. <i>Multi-Attribute</i>	41
5.3. <i>PNN</i>	43
5.4. Analisa Peta.....	45
BAB 6 KESIMPULAN DAN SARAN	48
6.1. Kesimpulan	48
6.2. Saran	48
DAFTAR ACUAN	50



DAFTAR GAMBAR

		Halaman
Gambar 1.1	Diagram Alur Penelitian.....	4
Gambar 3.1	Skema perambatan gelombang seismik pada lapisan bumi.....	10
Gambar 3.2	Komponen-komponen Gelombang	11
Gambar 3.3	Gelombang P.....	11
Gambar 3.4	Gelombang S.....	12
Gambar 3.5	Ilustrasi <i>crossplot</i> menggunakan 1 atribut dan 2 atribut.....	17
Gambar 3.6	Contoh kasus 3 atribut	17
Gambar 3.7	Jaringan saraf manusia dan jaringan saraf buatan.....	19
Gambar 3.8	Plot silang antara target log dan atribut	22
Gambar 3.9	Ilustrasi crossvalidasi.....	23
Gambar 3.10	Cross plot hasil training dan validasi	24
Gambar 4.1	Data seismik 3D.....	25
Gambar 4.2	Data AI hasil Inversi.....	26
Gambar 4.3	Data log top horizon pada sumur UI-1	27
Gambar 4.4	Data log top horizon pada sumur UI-2	27
Gambar 4.5	Data log top horizon pada sumur UI-3	28
Gambar 4.6	Data log top horizon pada sumur UI-4	28
Gambar 4.7	Data log top horizon pada sumur UI-6.....	29
Gambar 4.8	Base map area penelitian	30
Gambar 4.9	Diagram alur penelitian.....	30
Gambar 4.10	Log target dan seismik	31
Gambar 4.11	Daftar error dan korelasi single-atribut	32
Gambar 4.12	<i>Application of Single-Attribute Regression</i>	32
Gambar 4.13	<i>Crossplot of Single-Attribute</i>	33
Gambar 4.14	Daftar Error dan Korelasi <i>Multi-Attribute</i>	33
Gambar 4.15	<i>Validation error</i>	35
Gambar 4.16	<i>Aplikasi Multi-attribute</i>	36
Gambar 4.17	<i>Crossplot of Multi-Attribute</i>	36
Gambar 4.18	<i>Neural Network List</i>	37
Gambar 4.19	<i>Aplication of PNN</i>	38
Gambar 5.1	Penampang Porositas Single atribut.....	39
Gambar 5.2	Penampang Porositas Single atribut kontrol sumur UI-2.....	40
Gambar 5.3	Penampang Porositas Hasil <i>Multi-Attribute</i>	41
Gambar 5.4	Penampang Porositas Multiatribut kontrol sumur UI-2.....	42
Gambar 5.5	PenampangPorositas PNN diluar kontrol sumur.....	44
Gambar 5.6	PenampangPorositas PNN dengan kontrol sumur UI-2.....	44
Gambar 5.7	Peta porositas <i>Single-Attribute BRF_Horizon</i>	45
Gambar 5.8	Peta porositas <i>Multi-Attribute BRF_Horizon</i>	45
Gambar 5.9	Peta porositas <i>PNN BRF_Horizon</i>	46

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dengan meningkatnya kebutuhan energi nasional yaitu minyak dan gas bumi, mendorong perusahaan-perusahaan perminyakan di Indonesia untuk semakin giat melakukan usaha penemuan hidrokarbon maupun mengembangkan lapangan-lapangan produksi yang sudah ada. Oleh karena itu banyak dikembangkan metode-metode baru yang berkaitan dengan usaha tersebut sebagai solusi permasalahan diatas.

Salah satu metode yang cukup efektif yang merupakan integrasi antara data log dan data seismik adalah metode analisa multiatribut. Multiatribut pada dasarnya suatu proses ekstraksi beberapa atribut dari data seismik yang mempunyai korelasi yang baik terhadap data log yang pada akhirnya digunakan untuk memprediksi data log pada setiap lokasi di volume seismik.

Atribut seismik sendiri adalah adalah semua informasi yang bisa diperoleh dari data seismik baik melalui pengukuran langsung atau secara logika (Hampson et all, 2001). Analisis atribut seismik dapat memberikan beberapa informasi kualitatif dari geometri dan parameter fisik dari bawah permukaan. Beberapa contoh atribut seismik adalah amplitudo, fasa, frekuensi, dan lain sebagainya. Atribut seismik ini mewakili sifat fisis batuan yang memantulkan gelombang tersebut, seperti amplitudo dari data seismik adalah faktor penting untuk mendeterminasi parameter fisik, seperti impedansi akustik, koefisien refleksi, *velocity*, dan lain-lain. Sedangkan komponen fase adalah faktor penting untuk mendeterminasi bentuk reflektor, dan konfigurasi geometri.

Salah satu sifat fisik batuan yang bisa dicari penyebarannya dengan analisa multi atribut adalah *porositas*. Sifat ini memungkinkan suatu matriks batuan mengandung suatu fluida tertentu. Fluida inilah yang kita harapkan sebagai kandungan hidrokarbon. Untuk memprediksi porositas dan penyebarannya pada suatu lapisan batuan diperlukan beberapa parameter dari atribut seismik dan data sumur serta suatu metode untuk mengolahnya sehingga dapat ditampilkan peta penyebaran porositas tersebut. Metode lanjutan dari analisa multi atribut adalah

artificial neural network (ANN). Metode ANN ini meniru jaringan syaraf manusia yang mengkombinasikan beberapa parameter untuk menghasilkan *output* yang diinginkan berupa peta sebaran porositas secara lateral.

1.2 Tujuan Penelitian

1. Mempelajari dan Memahami Metode analisa multiatribut dan Aplikasi Neural Network
2. Mengetahui Penyebaran porositas di lapangan 'X'

1.3 Batasan Masalah

1.3.1 Metode yang digunakan :

1. Analisa Multiatribut seismik
2. Aplikasi Neural Network

1.2.2 Penelitian terfokus pada penyebaran porositas di formasi Baturaja dan Talang Akar

1.2.3 Data yang digunakan :

1. Data seismic 3D POST-STACK
2. Data Log meliputi log sonic, log densitas, log porositas, log GR

1.4 Waktu dan Tempat Penelitian

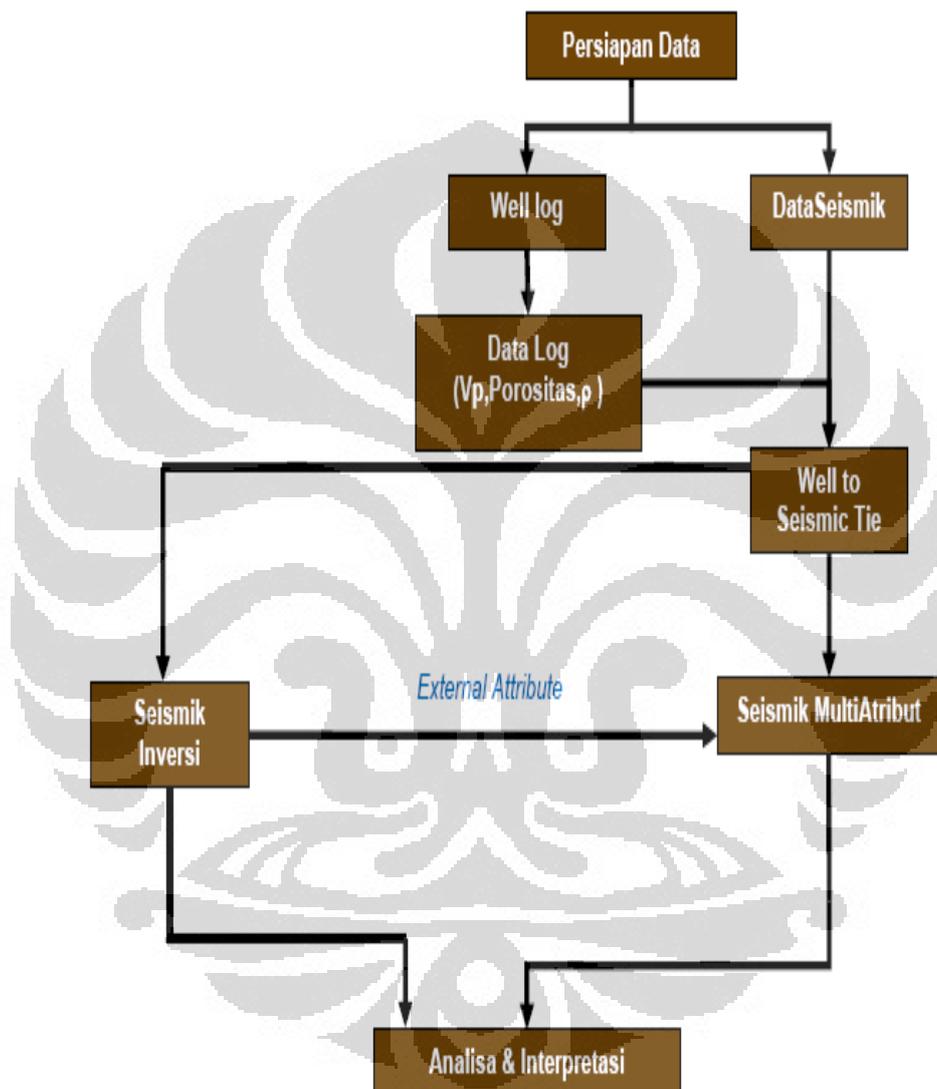
Penelitian ini dilakukan selama kurang lebih 2 bulan 9 Maret 2009 – 4 Mei 2009 di EP Teknologi Center (EPTC) , Direktorat Hulu, PERTAMINA Jalan Medan Merdeka Timur 6, Jakarta.

1.5 Metodologi Penelitian

Metodologi Penelitian adalah sebagai berikut :

1. Penentuan Masalah dan Tujuan
2. Studi Literatur tentang metode yang digunakan dan juga geologi regional daerah penelitian
3. Mempelajari penggunaan software yang digunakan dalam penelitian

4. Pengolahan data
5. Analisa Hasil Pengolahan data
6. Kesimpulan

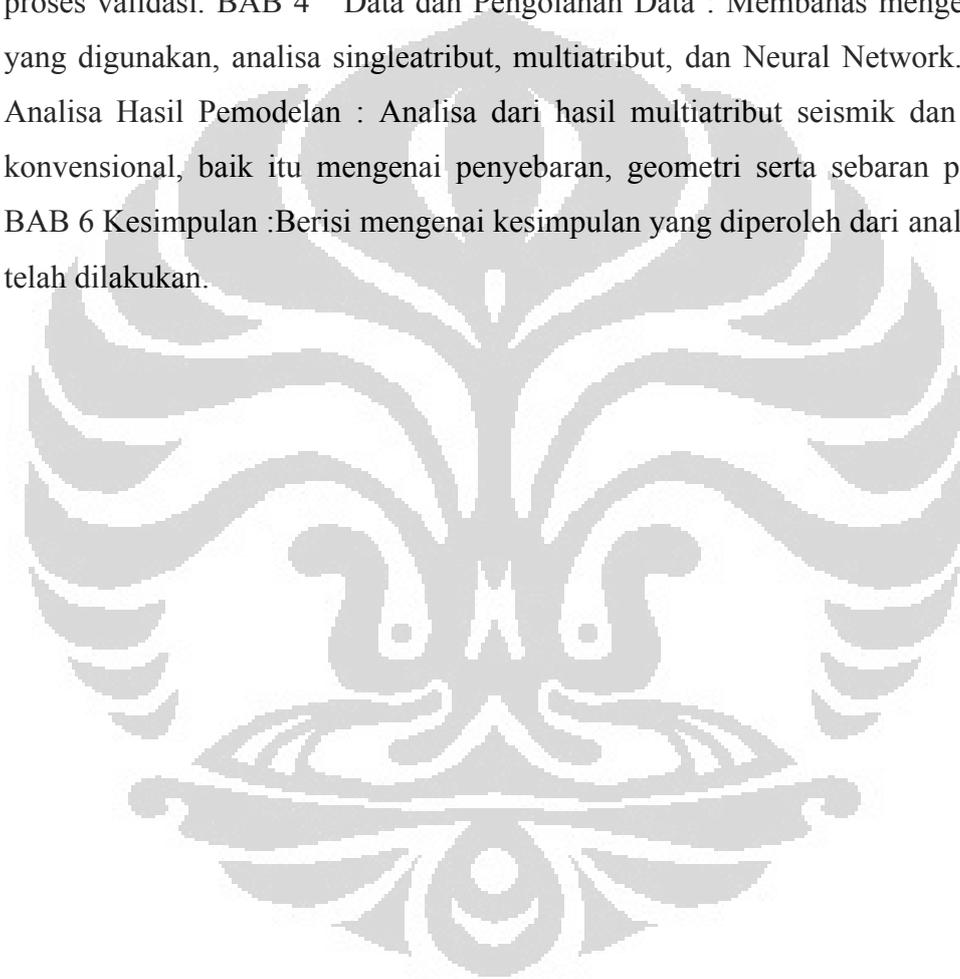


Gambar 1.1 Diagram Alur Penelitian

1.6 Metode Penulisan

Penyusunan tugas akhir ini dibagi menjadi beberapa urutan materi pembahasan yang saling berkaitan, yaitu :

BAB 1 Pendahuluan :Pada bab ini akan dibahas mengenai latar belakang masalah, tujuan penelitian, batasan masalah,waktu dan tempat penelitian, metodologi penelitian, metode penulisan.BAB 2 Geologi Regional: Membahas mengenai geologi regional di lapangan X. BAB 3 Teori Dasar :Pembahasan mengenai konsep dasar seismic refleksi, metode multiatribut seismik yang mencakup atribut input pada analisa multiatribut, regresi linier multiatribut, Neural Network dan proses validasi. BAB 4 Data dan Pengolahan Data : Membahas mengenai data yang digunakan, analisa singleatribut, multiatribut, dan Neural Network. BAB 5 Analisa Hasil Pemodelan : Analisa dari hasil multiatribut seismik dan seismik konvensional, baik itu mengenai penyebaran, geometri serta sebaran porositas. BAB 6 Kesimpulan :Berisi mengenai kesimpulan yang diperoleh dari analisa yang telah dilakukan.



BAB 2

GEOLOGI REGIONAL

2.1 Kerangka Tektonik Regional

Cekungan Sumatera Selatan merupakan cekungan belakang busur (back arc basin), terbentang di dataran sumatera selatan dengan arah baratlaut-tenggara, terletak di koordinat $4^{\circ}\text{LS}-1^{\circ} 30'$ dan $102^{\circ} 18' 27'' \text{BT} - 104^{\circ} 18' 27'' \text{BT}$, yang dibatasi daratan sunda disebelah timurlaut, tinggian lampung di sebelah tenggara, lajur barisan pegunungan duabelas di sebelah baratdaya, dan pegunungan tigapuluh di sebelah baratlaut.

Geologi cekungan sumatera selatan dibagi menjadi dua sub-cekungan, yaitu sub-cekungan Jambi di sebelah baratlaut dan sub-cekungan Palembang di sebelah tenggara.

Daerah sumatera selatan memiliki empat arah utama geologi struktur, yaitu geologi struktur berarah timurlaut-baratdaya (TL-BD), utara-selatan (U-S), dan baratlaut-tenggara (BL-TG), dan barat baratlaut-timur-tenggara (BBL-TTG). Dikarenakan hasil interaksi empat arah struktur ini cekungan sumatera selatan lebih kompleks dibandingkan cekungan sumatera tengah dan utara, sedangkan di dua cekungan lainnya perkembangan dan evolusinya hanya dikendalikan oleh dua arah utama saja yakni arah utara-selatan (U-S) dan baratlaut-tenggara (BL-TG).

2.2 Formasi Daerah Sumatera Selatan

Formasi Lahat merupakan batuan alas yang berupa lava andesit berwarna abu-abu, berasal dari hasil kegiatan gunungapi, diendapkan di lingkungan darat.

Formasi Talangakar berupa batulempung dan batupasir. Lapisan batupasir lebih berkembang di bagian bawah, sedangkan di bagian atas terutama didominasi oleh batulempung. Batulempung biasanya berwarna abu-abu sampai abu-abu tua, kadang-kadang lanauan serta mengandung fosil moluska, kepingan koral, sisa tumbuhan, dan keratan batubara. Batupasir pada umumnya berwarna abu-abu, berbutir halus hingga kasar, mengandung moluska, serpihan batubara, dan damar. Formasi ini mempunyai ketebalan sekitar 75 m, ditindih selaras oleh Formasi Baturaja, dan diendapkan di lingkungan darat hingga laut dangkal, yaitu di laguna

(Nichols, 1989). Secara umum formasi talang akar dibagi menjadi dua bagian. Pada bagian bawah dinamakan GRM(Grit Sand Member) terdiri dari batu pasir kasar dengan sisipan serpih dan batubara. Sedangkan bagian atas dikenal dengan nama TRM(Transition Member) yang terdiri atas serpih dan batu pasir dengan sisipan batubara, kaya akan kandungan pirit, glaukonit dan foraminifera.

Formasi Baturaja terdiri atas batu kapur, gamping dengan sisipan napal dan batulempung. Batugamping tampak berwarna abu-abu terang hingga putih keabu-abuan keras, mengandung fosil, kristalin dan terdiri atas batugamping pejal dan batugamping berlapis. Formasi ini berketebalan mencapai 85 m dan ditindih selaras oleh Formasi Gumai. Lingkungan pengendapan batuan berhubungan dengan laut yang sesuai bagi pertumbuhan dan perkembangan terumbu, yaitu laut dangkal dengan kondisi air yang jernih dan hangat (Walker, 1992). Tri Siwindono dan Azam, (1989) mengelompokkan secara umum satuan batugamping formasi baturaja menjadi tiga bagian yang berbeda yaitu batu gamping paparan pejal, batugamping terumbu/bioklastik berpori-pori dan napal/serpih. Berdasarkan atas analisis foraminifera bentonik dari beberapa data cutting dijumpai fosil-fosil *pseudorotalia* – *Ammonia* – *Haplophragmoides* – *Lenticulina* menunjukkan lingkungan pengendapan neritik dalam.

Formasi Gumai terdiri atas batupasir dan batulempung yang membentuk perlapisan selang-seling dengan ketebalan berkisar antara 20-80 cm, namun di beberapa tempat dijumpai selang (interval) batulempung berketebalan 3-10 m. Batupasir berwarna abu-abu kehijauan, mengandung glaukonit dan kadang-kadang kepingan batubara. Struktur perarian silang-siur kurang berkembang dalam lapisan batupasir ini, sebaliknya struktur perarian sejajar berkembang sangat baik. Batulempung berwarna abu-abu muda hingga kehijauan dan kaya foraminifera plangton. Formasi ini diendapkan di lingkungan laut terbuka.

Formasi Airbenakat terdiri atas batupasir, batulempung, batulanau, dan perselingan antara batupasir dan batulempung atau batulanau. Secara umum kehadiran batulempung dan batulanau lebih dominan di bagian bawah dan atas, sedangkan kehadiran batupasir lebih dominan di bagian tengah. Formasi ini berketebalan mencapai 330 m, diendapkan di lingkungan laut dangkal yang dicirikan oleh kehadiran moluska yang melimpah.

Formasi Muaraenim terdiri atas batulempung dengan sisipan batupasir dan batubara. Batulempung pada umumnya berwarna abu-abu sampai abu-abu kehitaman, banyak yang bersifat lanauan, dan sering dijumpai sisa tumbuhan. Lapisan batupasir kebanyakan berwarna abu-abu, berbutir sedang hingga kasar dengan sejumlah butiran berukuran kerikil dan kerakal. Lapisan batubara dengan ketebalan hampir 2 m dijumpai sebagai sisipan di dalam batulempung. Lapisan batubara ini berwarna coklat kehitaman, berkilap kusam, dan bersifat getas dengan pecahan-pecahan yang kasar. Di bagian atas, baik lapisan batupasir maupun batulempung bersifat tufaan. Formasi Muaraenim berketebalan 120 m dan merupakan endapan fluviatil yang dapat dibedakan menjadi endapan alur dan endapan limbah banjir.

Formasi Kasai terdiri tuf berbatuapung, konglomerat, dan batupasir tufan di bagian bawah, sedangkan di bagian atas terutama terdiri atas batulanau tufaan. Formasi Kasai berketebalan 140 meter, diendapkan di lingkungan darat yang dipengaruhi oleh kegiatan gunungapi, dan ditindih tak selaras oleh endapan sungai Kuartar yang terdiri atas kerakal dan pasir kurang padu.

BAB 3

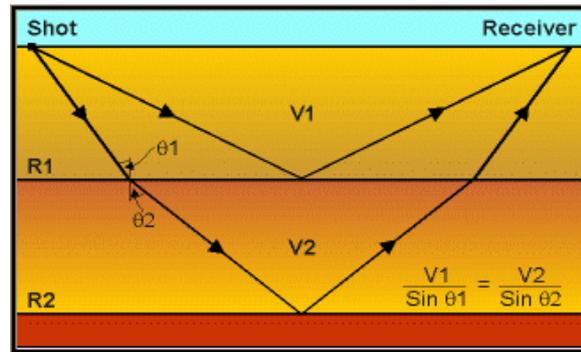
TEORI DASAR

3.1 Pendahuluan Metode Seismik Refleksi

Untuk mencari perangkap hidrokarbon metode seismik refleksi merupakan metode yang paling tepat dan sering digunakan oleh perusahaan-perusahaan minyak. Konsep seismik refleksi pada bidang eksplorasi adalah mengirimkan sinyal pendek gelombang seismik kedalam bumi dan merekam gelombang yang terpantul kembali ke permukaan bumi oleh batas antara dua unit lapisan yang biasa disebut reflektor. Beberapa Sumber gelombang seismik buatan yaitu dinamit, *air gun*, *water gun*, *boomer*. Sedangkan alat perekam gelombang yang kembali ke permukaan bumi adalah *geophone* (untuk survei di darat) atau *hydrophone* (untuk survei di laut).

Pada saat akuisisi data dilapangan dilakukan konfigurasi antara source dan receiver sesuai dengan yang diinginkan. Selanjutnya dilakukan perekaman seismik. Pada proses perekaman seismik komponen gelombang seismik yang direkam adalah waktu datang gelombang seismik. Dengan waktu datang yang telah diukur maka akan didapatkan waktu tempuh gelombang seismik yang berguna untuk memberi informasi mengenai kecepatan seismik dalam suatu lapisan. Gelombang seismik merambat dari sumber ke penerima melalui lapisan bumi dan mentransfer energi sehingga dapat menggerakkan partikel batuan. Kemampuan partikel batuan untuk bergerak jika dilewati gelombang seismik menentukan kecepatan gelombang seismik pada lapisan batuan tersebut.

Pada proses penjalaran gelombang seismik, ketika gelombang mengenai perbatasan antar dua lapisan yang memiliki impedansi akustik yang berbeda, maka gelombang seismik akan mengalami *refleksi* dan *refraksi*. Refleksi terjadi jika gelombang yang dirambatkan dipantulkan kembali oleh lapisan bumi sedangkan refraksi terjadi jika gelombang tersebut diteruskan ke lapisan berikutnya dan memungkinkan untuk kembali terjadi *refleksi* dan *refraksi*. Skema mengenai perambatan gelombang seismik didalam permukaan bumi dari sumber ke penerima diilustrasikan sebagai berikut:



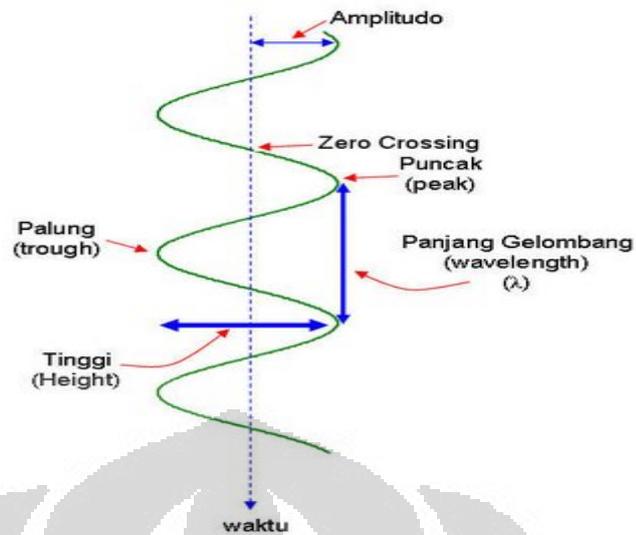
Gambar 3.1 Skema perambatan gelombang seismik pada lapisan bumi.
(www.searchanddiscovery.net)

Dimana V_1 dan V_2 adalah kecepatan gelombang seismik pada lapisan pertama dan kedua. Sedangkan θ_1 dan θ_2 adalah sudut datang dan sudut pantul yang dibentuk oleh satu pulsa gelombang. Persamaan yang terdapat pada gambar merupakan Persamaan Snellius yang menggambarkan prinsip penjalaran gelombang seismik didalam lapisan bumi, sebagai berikut:

$$\frac{V_1}{\sin \theta_1} = \frac{V_2}{\sin \theta_2} \quad (3.1)$$

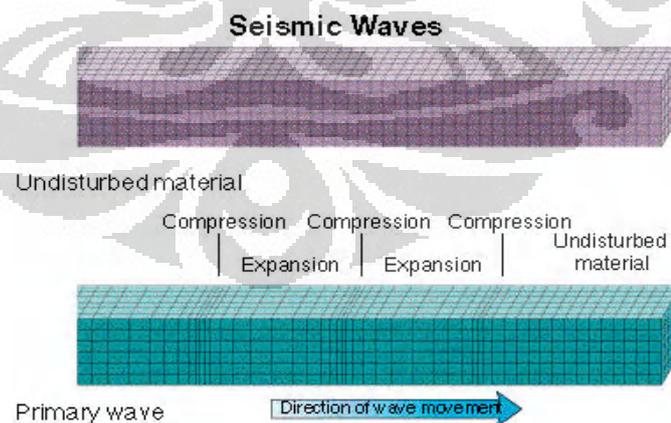
3.1.1 Gelombang Seismik

Gelombang seismik yang dihasilkan sumber dapat merambat sampai menembus lapisan bumi sebagai *body waves* (gelombang tubuh) ataupun hanya merambat dipermukaan saja yang dikenal sebagai *surface waves* (gelombang permukaan). Dalam metode seismik, gelombang yang dipakai dan menjadi perhatian hanya berupa gelombang badan saja sedangkan gelombang permukaan biasanya dianggap sebagai suatu *noise* (bisng).



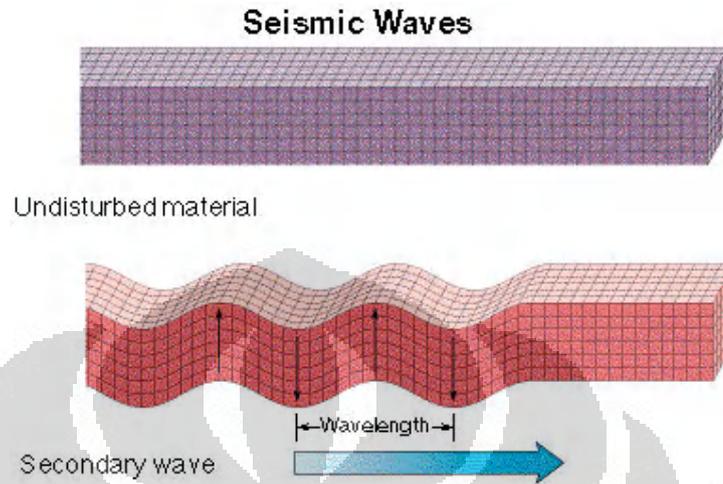
Gambar 3.2 Komponen-komponen gelombang
(www.seismikonline.com)

Gelombang tubuh dikelompokkan menjadi dua macam yaitu gelombang Primer (P) dan gelombang sekunder (S). Gelombang P atau gelombang longitudinal selalu muncul lebih dulu dalam rekaman seismogram gempa bumi karena memiliki kecepatan yang lebih besar dibandingkan gelombang S. Pergerakan gelombang ini menyebabkan partikel bergerak kedepan dan mengompres partikel yang dilaluinya. Penerapan metode sesimik sangat bergantung dengan gelombang ini. Pergerakan gelombang P ini digambarkan sebagai berikut.



Gambar 3.3 Gelombang P
(www.seismikonline.com)

Gelombang S atau gelombang transversal memiliki arah rambat yang tegak lurus dengan arah geraknya sehingga kecepatan gelombang S lebih lama dari gelombang P.



Gambar 3.4 Gelombang S
(www.seismikonline.com)

3.1.1 Impedansi Akustik dan Koefisien Refleksi

Impedansi Akustik (Z) adalah hubungan antara densitas suatu batuan (ρ) dan kecepatan gelombang sesimik saat melewati batuan tersebut (V).

$$Z = \rho V \quad (3.2)$$

Dalam mengontrol harga Impedansi Akustik, kecepatan memiliki arti yang lebih penting dibandingkan dengan densitas (Sukmono, 2002). Hal ini karena densitas suatu batuan memiliki range dimana pada nilai tertentu densitas batuan yang satu akan mengalami suatu overlap dengan densitas batuan lainnya. Batuan yang lebih keras dan kompak (porositas kecil) memiliki Z yang lebih tinggi dibandingkan batuan yang tidak kompak (porositas besar) karena gelombang sesimik akan lebih mudah merambat melewati batuan dengan porositas lebih kecil.

Kontras impedansi akustik batuan yang satu dengan batuan yang lainnya disebut sebagai Koefisien Refleksi yang dirumuskan sebagai berikut:

$$KR = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_1 + Z_2} \quad (3.3)$$

Koefisien refleksi mempunyai nilai antara -1 sampai 1. Jika impedansi akustik pada Z_2 lebih besar dari impedansi akustik Z_1 dan gelombang merambat dari batuan dengan nilai densitas rendah ke batuan dengan harga densitas yang lebih tinggi maka koefisien refleksi akan bernilai positif.

3.2 Metode Seismik Inversi

Pengertian secara lebih spesifik tentang seismik inversi dapat didefinisikan sebagai suatu teknik pembuatan model bawah permukaan dengan menggunakan data seismic sebagai input dan data sumur sebagai kontrol (Sukmono, 2000). Definisi tersebut menjelaskan bahwa metoda inversi merupakan kebalikan dari pemodelan dengan metoda ke depan (forward modelling) yang berhubungan dengan pembuatan seismogram sintetik berdasarkan model bumi. Russel (1988) membagi metoda seismik inversi dalam dua kelompok, yaitu inversi pre-stack dan inversi *post-stack*. Pada penelitian ini akan dibahas inversi *post-stack* yang berhubungan dengan inversi amplitudo, dimana dalam inversi ini terdiri dari beberapa algoritma, yaitu inversi bandlimited (rekursif), inversi berbasis model (*blocky*) dan inversi sparse spike (*maximum likelihood*)

3.2.1 Inversi Sparse Spike

Metode Sparse-spike ini mengasumsikan bahwa reflektivitas yang sebenarnya dapat diasumsikan sebagai seri dari spike-spike besar yang bertumpukan dengan spike-spike yang lebih kecil sebagai *background*. Kemudian dilakukan estimasi wavelet berdasarkan asumsi model tersebut. Sparse-spike mengasumsikan bahwa hanya spike yang besar yang penting. Inversi ini mencari lokasi spike yang besar dari tras seismik. Spike-spike tersebut terus ditambahkan sampai tras dimodelkan secara cukup akurat. Amplitudo dari blok impedansi ditentukan dengan menggunakan algoritma inversi Model Based. Input parameter tambahan pada metoda ini adalah menentukan jumlah maksimum spike yang akan dideteksi pada tiap tras seismik dan *threshold* pendeteksian seismik.

3.3 Atribut Seismik

Atribut seismik adalah sebagai suatu derivatif pengukuran seismik dasar (Brown, 1996). Karena itu, perhitungan dan penggunaan atribut seismik dapat dirujuk balik kepada asal mula metode seismik eksplorasi. Contoh paling mudah

aplikasi atribut seismik adalah waktu tempuh refleksi dan cuplikan even seismik yang digunakan untuk perkiraan struktur geologi.

Atribut seismik adalah segala informasi yang bisa didapat dari data seismik baik dengan pengukuran secara langsung maupun dengan analisis berdasarkan pengalaman-pengalaman (Chen dan Sydney, 1997). Sedangkan Barnes (1999) mendefinisikan atribut seismik sebagai sifat kuantitatif dan deskriptif dari data seismik yang dapat ditampilkan pada skala yang sama dengan data orisinal.

Seismik atribut seismic juga didefinisikan sebagai karakteristik secara kuantitatif dan deskriptif dari data seismic yang secara langsung dapat ditampilkan dalam skala yang sama dengan data awal (Sukmono, 2007)

Metode seismik selalu berkembang seiring berkembangnya teknologi-teknologi dan metode-metode baru pendukung metode seismik itu sendiri. Dalam interpretasi geologi metode seismik konvensional sering menemui banyak kekurangan terutama untuk mencari anomali atau mendeteksi informasi yang terkandung didalam formasi batuan. Maka mulailah berkembang metode pengembangan dari tampilan seismik konvensional yaitu penggunaan atribut seismik yang merupakan informasi yang sebenarnya didapat dari data seismik konvensional. Awal mula tercetus ide penggunaan atribut seismik dimulai sekitar tahun 1960-1970. Walaupun saat itu masih menggunakan atribut yang langsung didapatkan dari seismik konvensional yaitu atribut amplitudo. Saat itu metode ini sangat efektif untuk mencari perangkap hidrokarbon.

Pada perkembangan berikutnya Taner dan Sheriff (1977) melakukan penelitian kuat refleksi. Atribut ini sangat efektif menghilangkan efek distorsi dari polaritas refleksi dan fasa wavelet dari amplitude seismik. Ini memudahkan kita melihat "*bright-spots*" dan juga bisa menunjukkan perbandingan relatif antar anomaly amplitude

3.4 Metoda Multi-Atribut

Analisa multi atribut adalah salah satu metode statistik menggunakan lebih dari satu atribut untuk memprediksi properti fisik dari batuan. Tujuan analisa ini adalah mencari hubungan antara log dengan data seismik. Hubungan ini digunakan untuk memprediksi Volume dari properti log pada semua volume

seismik. Target Statistik yang digunakan dalam karakteristik reservoir untuk mengestimasi dan menstimulasi hubungan spasial variable pada nilai yang diinginkan pada lokasi yang tidak mempunyai sampel data terukur. Hal ini didasarkan pada kenyataan yang sering terjadi di alam bahwa pengukuran suatu variabel di suatu area yang berdekatan adalah sama. Kesamaan antara dua pengukuran tersebut akan menurun seiring dengan bertambahnya jarak pengukuran. Schultz et al. (1994) mengidentifikasi tiga sub-kategori utama pada teknik analisa multi-atribut geostatistik, yaitu:

1. Perluasan dari co-kriging untuk melibatkan lebih dari satu atribut sekunder untuk memprediksi parameter utama.
2. Metode yang menggunakan matriks kovariansi untuk memprediksi suatu parameter dari atribut input yang telah diberi bobot secara linear.
3. Metode yang menggunakan Artificial Neural Network atau teknik optimasi non-linear untuk mengkombinasikan atribut-atribut menjadi perkiraan dari parameter yang diinginkan.

Analisa multi-atribut pada penelitian ini menggunakan kategori yang kedua. Prosesnya sendiri melibatkan pembuatan dari volum pseudolog yang nantinya akan digunakan untuk memetakan penyebaran porositas. Dalam kasus yang paling umum, kita mencari sebuah fungsi yang akan mengkonversi m atribut yang berbeda ke dalam properti yang diinginkan, ini dapat ditulis sebagai :

$$P(x, y, z) = F[A_1(x, y, z), \dots, A_m(x, y, z)] \quad (3.4)$$

dimana :

P = properti log, sebagai fungsi dari koordinat x,y,z

F = fungsi yang menyatakan hubungan antara atribut seismik dan properti log

A_i = atribut m, dimana i = 1,...,m.

Untuk kasus yang paling sederhana, hubungan antara log properti dan atribut seismik dapat ditunjukkan oleh persamaan jumlah pembobotan linier.

$$P = W_0 + W_1 A_1 + \dots + W_m A_m \quad (3.5)$$

dimana : w_i = nilai bobot dari $m+1$, dimana $i = 0, \dots, m$

Atribut-seismik dapat dibagi kedalam dua kategori :

- *Horizon-based attributes* : dihitung sebagai nilai rata-rata antara dua horizon.
- *Sample-based attributes* : merupakan transformasi dari tras input untuk menghasilkan tras output lainnya dengan jumlah yang sama dengan tras input (nilainya dihitung sampel per sampel).

Hubungan linier antara log target dan atribut ditunjukkan oleh sebuah garis lurus yang memenuhi persamaan:

$$y = a + b * x \quad (3.6)$$

Koefisien a dan b pada persamaan ini diperoleh dengan meminimalisasikan *mean-square prediction error* :

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - a - b * x) \quad (3.7)$$

Dimana penjumlahan dilakukan pada setiap titik di *cross-plot*. Dengan mengaplikasikan garis regresi tersebut kita dapat memberikan prediksi untuk atribut target.

Lalu dihitung kovariansi yang didefinisikan dalam persamaan:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - m_x)(y_i - m_y) \quad (3.8)$$

Dimana mean nya adalah:

$$m_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.9)$$

$$m_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (3.10)$$

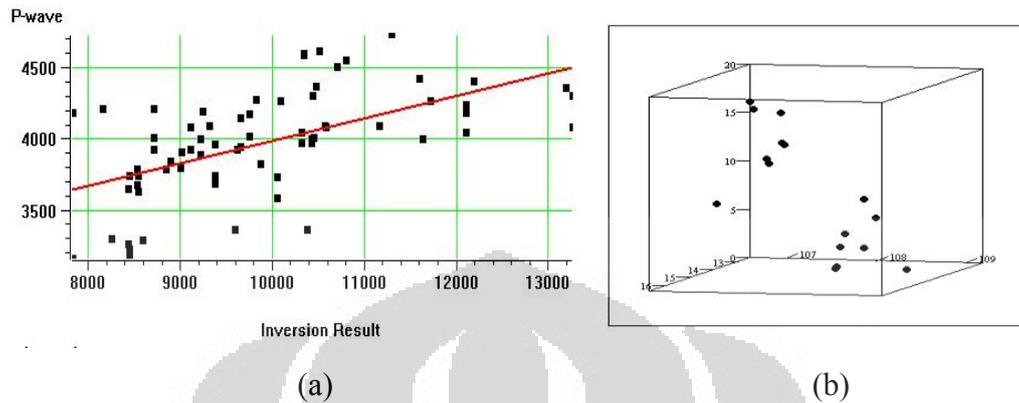
Nilai Kovariansi yang sudah dinormalisasi adalah:

$$\rho = \frac{\sigma_{xy}}{\rho_x \rho_y} \quad (3.11)$$

Nilai ini merupakan prediksi eror, yaitu hasil pengukuran kecocokan untuk garis regresi. Prediksi eror ini merupakan perbedaan RMS antara target log sebenarnya dan target log prediksi. Nilai korelasi terkadang dapat diperbaiki dengan mengaplikasikan transform non-linear untuk variabel target, variabel atribut, ataupun keduanya.

3.4.1 Regresi Linear Multi-Attribute

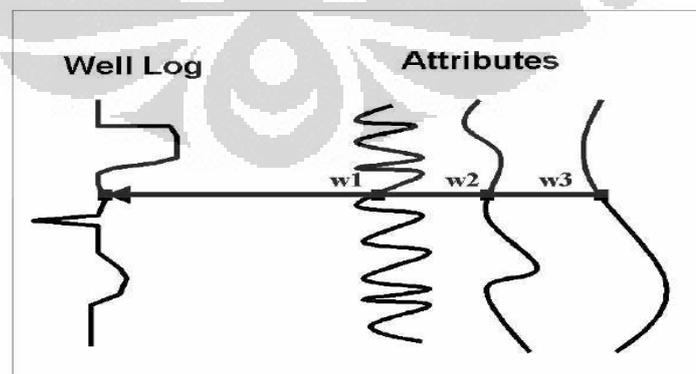
Pengembangan dari *Cross-plot* konvensional adalah dengan menggunakan multiple-attribute



Gambar 3.5 Ilustrasi *Cross-plot* dengan menggunakan (a) satu atribut dan (b) dua atribut (Emerge, Hampson Russell, 2008)

Dalam metoda ini, tujuan kita adalah untuk mencari sebuah operator, yang dapat memprediksi log sumur dari data seismik didekatnya. Pada kenyataannya, kita menganalisa data atribut seismik dan bukan data seismik itu sendiri. Salah satu alasan kenapa kita melakukan hal ini karena menggunakan data atribut seismik lebih menguntungkan daripada data seismik itu sendiri, banyak dari atribut ini bersifat non linier, sehingga mampu meningkatkan kemampuan prediksi.

Pengembangan (extension) analisa linier konvensional terhadap multiple atribut (regresi linier multivariat) dilakukan secara langsung.



Gambar 3.6 Contoh kasus tiga atribut seismik, tiap sampel log target dimodelkan sebagai kombinasi linier dari sampel atribut pada interval waktu yang sama. (Emerge, Hampson Russell, 2008)

Pada tiap sampel waktu, log target dimodelkan oleh persamaan linier :

$$L(t) = W_0 + W_1 A_1(t) + W_2 A_2(t) + W_3 A_3(t) \quad (3.12)$$

Pembobotan (*weights*) pada persamaan ini dihasilkan dengan meminimalisasi *mean-squared prediction error*.

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - W_0 - W_1 A_1 - W_2 A_2 - W_3 A_3) \quad (3.13)$$

Solusi untuk empat pembobotan menghasilkan persamaan normal standar :

$$\begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N & \sum A_{1i} & \sum A_{2i} & \sum A_{3i} \\ \sum A_{1i} & \sum A_{1i}^2 & \sum A_{1i} A_{2i} & \sum A_{1i} A_{3i} \\ \sum A_{2i} & \sum A_{1i} A_{2i} & \sum A_{2i}^2 & \sum A_{2i} A_{3i} \\ \sum A_{3i} & \sum A_{1i} A_{3i} & \sum A_{2i} A_{3i} & \sum A_{3i}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum L_i \\ \sum A_{1i} L_i \\ \sum A_{2i} L_i \\ \sum A_{3i} L_i \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Seperti pada kasus atribut tunggal, *mean-squared error* yang dihitung menggunakan pembobotan, merupakan pengukuran kesesuaian untuk transformasi tersebut, dimana sekarang koordinat x merupakan nilai log yang diprediksi dan koordinat y merupakan nilai real dari data log.

Untuk mendapatkan kombinasi atribut yang paling dalam memprediksi log target dilakukan beberapa langkah. Cara ini disebut *step-wise regression* :

1. Dicari single-atribut pertama yang paling baik dengan menggunakan *trial and error*. Untuk setiap atribut yang terdapat pada software kita coba untuk training, setelah selesai kita hitung error dari masing atribut, kemudian kita urutkan dari yang terkecil sampai yang paling besar, maka akan terlihat semua nilai errornya. Atribut terbaik adalah atribut yang memberikan eror prediksi terendah. Atribut ini selanjutnya akan disebut atribut-1
2. Langkah berikutnya dicari pasangan atribut yang paling baik dengan mengasumsikan anggota pasangan yang pertama adalah atribut-1. Atribut-1 coba kita pasang dengan atribut-atribut lain. maka akan terdapat beberapa kemungkinan pasangan atribut.

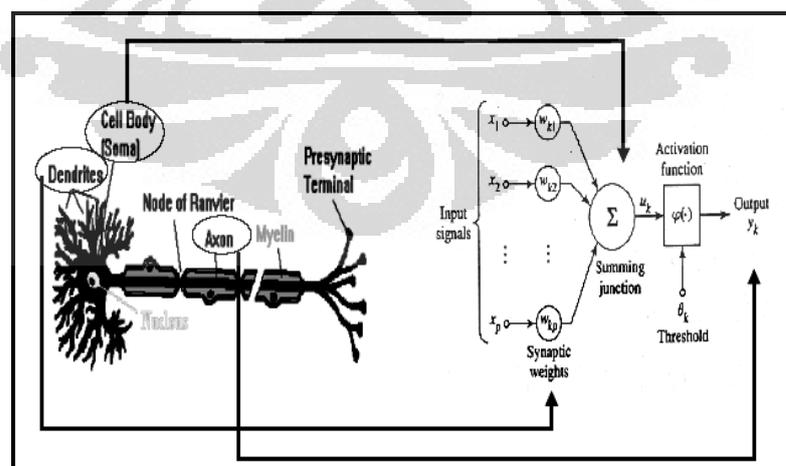
Pasangan yang paling baik adalah pasangan yang memberikan eror paling kecil. Atribut ini selanjutnya akan disebut atribut-2

3. Kemudian dicari tiga buah atribut yang berpasangan paling baik, dengan mengasumsikan dua buah anggota yang pertama atribut-1 dan atribut-2. Tiga buah atribut yang paling baik adalah yang memberikan eror prediksi paling kecil. Prediksi ini berlangsung terus sebanyak yang diinginkan. Eror prediksi, E_n , untuk n atribut selalu lebih kecil atau sama dengan E_{n-1} untuk $n-1$ atribut, tidak peduli atribut mana yang digunakan

3.5 Artificial Neural Network

3.5.1 Peranan *Artificial Neural Network* Dalam Bidang Geosains

Aplikasi *Artificial Neural Network* (ANN) dalam bidang geofisika eksplorasi sangat populer beberapa tahun ini. Pengembangan ANN pertama kali dilakukan untuk kepentingan pengolahan data seismik (Hampson et al, 2001). termasuk orang-orang yang pertama yang dapat menunjukkan bahwa ANN dapat digunakan untuk mengestimasi nilai sebenarnya dari beberapa parameter geofisika. Sejak saat itu, banyak orang menggunakan ANN untuk mengatasi berbagai tantangan dalam bidang geofisika seperti *horizon tracing*, deteksi *bright spot*, *picking* batas atas volume seismik, dekonvolusi, dan koreksi NMO.



Gambar 3.7 Jaringan Saraf Manusia dan Jaringan saraf Buatan
(www.wikipedia.com)

Pada dasarnya, ANN merupakan algoritma matematika yang dikembangkan untuk meniru cara kerja jaringan saraf biologis yang dimiliki oleh manusia.

Penggunaan ANN sangat unggul dibandingkan beberapa metode lain dengan beberapa syarat, yaitu:

1. Data yang digunakan memiliki sifat '*fuzzy*'. Artinya terdapat gradien nilai dari satu parameter ke parameter lain.
2. Data yang digunakan memiliki pola yang sangat sulit ditebak maupun di perhitungkan secara statistik. Salah satu kelebihan ANN ada menemukan pola yang tidak dapat ditemukan oleh otak manusia.
3. Data menunjukkan sifat non-linier yang signifikan.

Beberapa fenomena di atas juga mewakili sifat-sifat data geosains. Karena itu metode ANN ini sangat populer digunakan dalam berbagai eksplorasi geosains.

3.5.2 Aplikasi *Artificial Neural Network*

Dengan menggunakan analisis penurunan multi linear seperti yang telah dibahas pada sub bab sebelumnya, maka akan dihasilkan transformasi linear dalam memprediksi suatu parameter log yang diplot terhadap atribut seismik. Kemudian akan diperoleh persamaan garis linear yang menunjukkan korelasi antara target log dengan atribut seismik. Persamaan linear inilah yang nantinya akan dipakai untuk memprediksi log sumur di setiap titik dalam area survei seismik.

Namun jika kita lihat secara visual, persamaan linear yang dibentuk, umumnya tidak menunjukkan kecocokan yang tinggi dengan data pada plot silang sehingga nilai prediksi error yang dihasilkan dari analisis penurunan multi linear ini biasanya masih cukup tinggi, atau dengan kata lain, tingkat korelasi antara pemodelan log yang dibuat terhadap log yang sebenarnya masih rendah. Oleh karena itu diperlukan suatu metode yang dapat memberikan transformasi nonlinear untuk meningkatkan dan mendapatkan korelasi yang semakin baik antara target log dengan atribut seismik dalam diagram crossplot. Untuk itulah digunakan aplikasi *Artificial Neural Network* untuk membentuk persamaan nonlinear tersebut (Hampson et al, 2001). Ada beberapa jenis algoritma dalam

ANN, salah satunya adalah *Probabilistic Neural Network* yang digunakan dalam studi ini.

3.5.3 Probabilistic Neural Network (PNN)

Salah satu algoritma lain dalam Neural Network yang digunakan untuk memprediksi log properties dari data atribut seismik adalah *Probabilistic Neural Network* (PNN). Data *training* yang digunakan pada algoritma PNN ini terdiri atas serangkaian contoh *training* untuk setiap sampel seismik pada jendela analisis dari semua sumur

$$\begin{aligned} & \{A_{11} \quad A_{21} \quad A_{31} \quad L_1\} \\ & \{A_{12} \quad A_{22} \quad A_{32} \quad L_2\} \\ & \{A_{13} \quad A_{23} \quad A_{33} \quad L_3\} \\ & \{A_{1n} \quad A_{2n} \quad A_{3n} \quad L_n\} \end{aligned} \quad (3.15)$$

Dimana ada n contoh *training* dan 3 atribut seismik yang digunakan dan L_i adalah nilai target log yang dihitung atau dipredksi untuk setiap contoh *training*. Dari data *training* yang diberikan, algoritma PNN akan mengasumsikan nilai output log yang baru dan dapat dituliskan sebagai kombinasi linear dari nilai log pada data *training*. Untuk suatu data sampel baru dengan nilai atribut:

$$x = \{A_{1j}, A_{2j}, A_{3j}\} \quad (3.16)$$

Maka nilai log yang baru dikalkulasi dengan persamaan berikut:

$$\hat{L}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n L_i \exp(-D(x, x_i))}{\sum_{i=1}^n \exp(-D(x, x_i))} \quad (3.17)$$

dimana

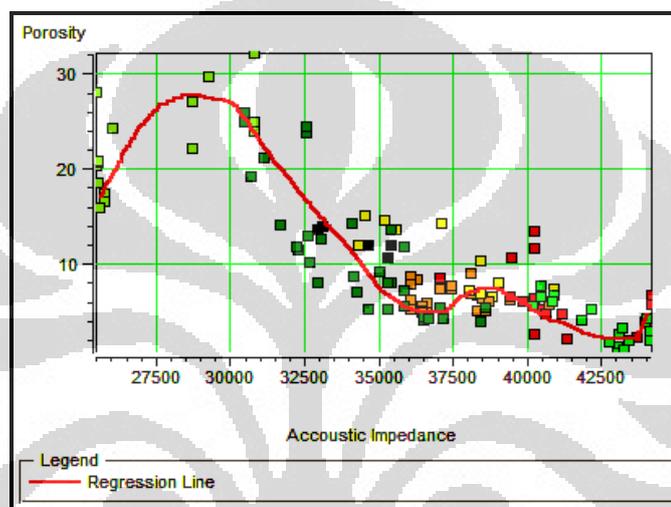
$$D(x, x_i) = \sum_{j=1}^n \left(\frac{x_j - x_{ij}}{\sigma_j} \right)^2 \quad (3.18)$$

Persamaan (3.17) dan (3.18) menggambarkan aplikasi dari algoritma PNN. Kemudian, hasil validasi dengan menggunakan analisis PNN diberikan dalam persamaan (3.19) :

$$\hat{L}_m(x_m) = \frac{\sum_{i \neq m}^n L_i \exp(-D(x, x_i))}{\sum_{i \neq m}^n \exp(-D(x, x_i))} \quad (3.19)$$

Persamaan (3.19) merupakan cara untuk mendapatkan hasil validasi untuk target sampel ke m . Prediksi nilai validasi dari target sampel ke m dilakukan ketika sampel yang dimaksud tidak diperhitungkan dalam data *training*. Jika nilai sebenarnya dari sampel tersebut sudah diketahui (biasanya sampel dari data log sumur yang sudah tersedia) maka dapat dihitung nilai prediksi errornya untuk sampel tersebut. Dengan melakukan pengulangan proses ini untuk setiap sampel *training*, maka total prediksi errornya dapat dicari dengan persamaan:

$$E_v(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3) = \sum_{i=1}^n (L_i - \hat{L}_i)^2 \quad (3.20)$$



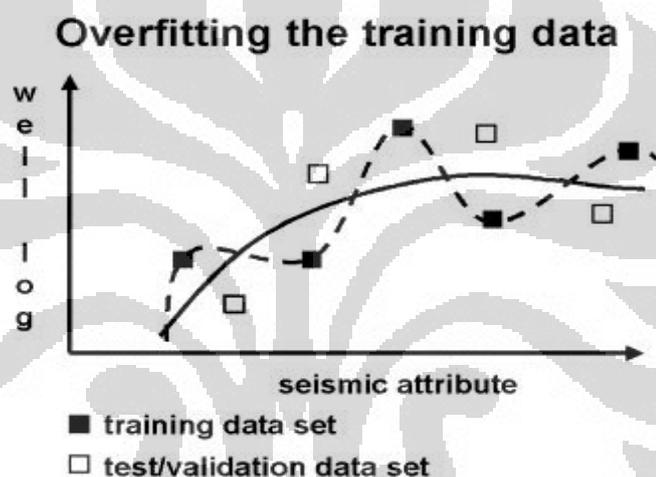
Gambar 3.8 Plot silang antara target log porositas dengan atribut seismik yang diturunkan melalui analisis PNN
(Emerge, Hampson Russell, 2008)

Dapat dilihat bahwa hasil yang diturunkan melalui analisis PNN akan membentuk transformasi non-linear antara target log dengan atribut seismik pada diagram plot silang. Persamaan non linear yang dibentuk melalui aplikasi PNN ini akan digunakan untuk melakukan pemodelan terhadap log sumur, dan umumnya hasil transformasi non-linear akan memberikan nilai korelasi yang lebih baik antara log sebenarnya dengan pemodelan log yang dibuat dibandingkan dengan hasil transformasi linear yang dihasilkan melalui penurunan multi atribut. Sehingga pada umumnya hasil yang diturunkan dengan analisis *neural network* akan memberikan nilai korelasi yang optimum.

3.6 Validasi

Transformasi multi-atribut dengan jumlah atribut $N+1$ selalu mempunyai prediksi eror lebih kecil atau sama dengan transformasi dengan N atribut. Menambah jumlah atribut, serupa dengan mencari kurva regresi yang cocok untuk sebuah plot data, dengan menggunakan polinomial yang ordenya semakin besar.

Apabila jumlah atribut yang digunakan semakin banyak, maka eror prediksi akan semakin berkurang. Masalah yang kemudian timbul adalah, biasanya data yang dihasilkan akan buruk bila diterapkan pada data baru (yang tidak termasuk dalam data training), karena atribut tersebut terlalu dicocokkan dengan data training. Hal ini biasa disebut dengan over-training.



Gambar 3.9 Ilustrasi *cross-validasi*.
(Emerge, Hampson Russell, 2008)

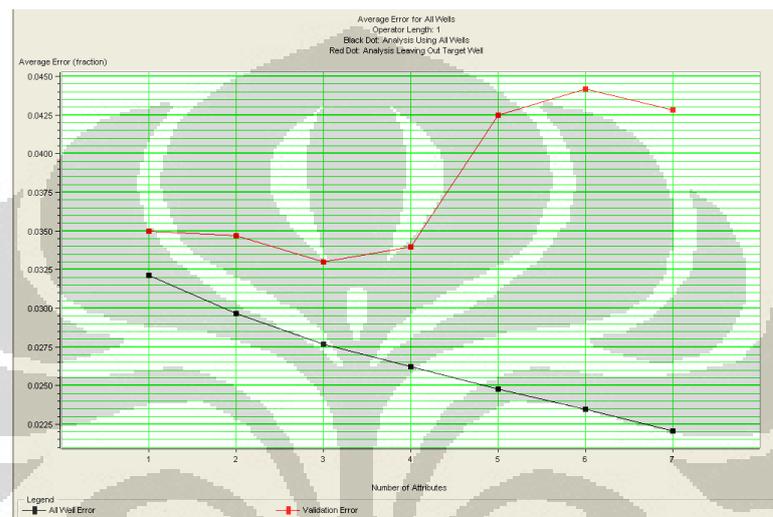
Kedua kurva digunakan untuk mencocokkan data. Kurva putus-putus menunjukkan korelasi yang baik dengan data training. Namun buruk jika kemudian digunakan set data validasi.

Untuk mengukur validitas dari jumlah atribut yang digunakan, dilakukan prosedur sebagai berikut. Misalnya, terdapat tiga buah atribut dan lima buah well. Untuk perhitungan pertama, sumur pertama tidak diikuti. Lalu dihitung koefisien regresinya, tanpa menggunakan data dari sumur pertama. Dengan nilai koefisien yang dihasilkan, lalu dihitung prediksi eror dari sumur satu dengan rumus:

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - W_0 - W_1 * A_1 - W_2 * A_2 - W_3 * A_3)^2 \quad (3.21)$$

Ini adalah error validasi untuk sumur satu. Proses ini kemudian diulang untuk sumur 2, sumur 3, dan sumur 4. Error rata-ratanya dihitung dengan:

$$E_A = \frac{(E_1 + E_2 + E_3 + E_4 + E_5)}{5} \quad (3.22)$$



Gambar 3.10 Contoh plot hasil training (kurva hitam) dan hasil validasi (kurva merah) terhadap jumlah atribut yang digunakan dalam transformasi (Emerge, Hampson Russell, 2008)

Dapat dilihat bahwa nilai kurva validasi error tidak terus turun seiring dengan semakin banyaknya jumlah atribut yang digunakan. Dari kurva validasi error ini dapat ditentukan jumlah atribut yang paling baik digunakan dalam analisis. Dengan mencari nilai validasi error yang paling kecil, akan berkorelasi dengan jumlah atribut yang optimum untuk digunakan. Seperti pada gambar 3.10 nilai validasi error terkecil dapat terlihat pada jumlah atribut = 3, jadi dalam analisis transformasi multi atribut ini, kita cukup hanya menggunakan dua atribut saja untuk mendapatkan hasil yang terbaik, atau korelasi terbaik antara target log sebenarnya dengan pemodelan log yang dibuat.

BAB 4

DATA DAN PENGOLAHAN DATA

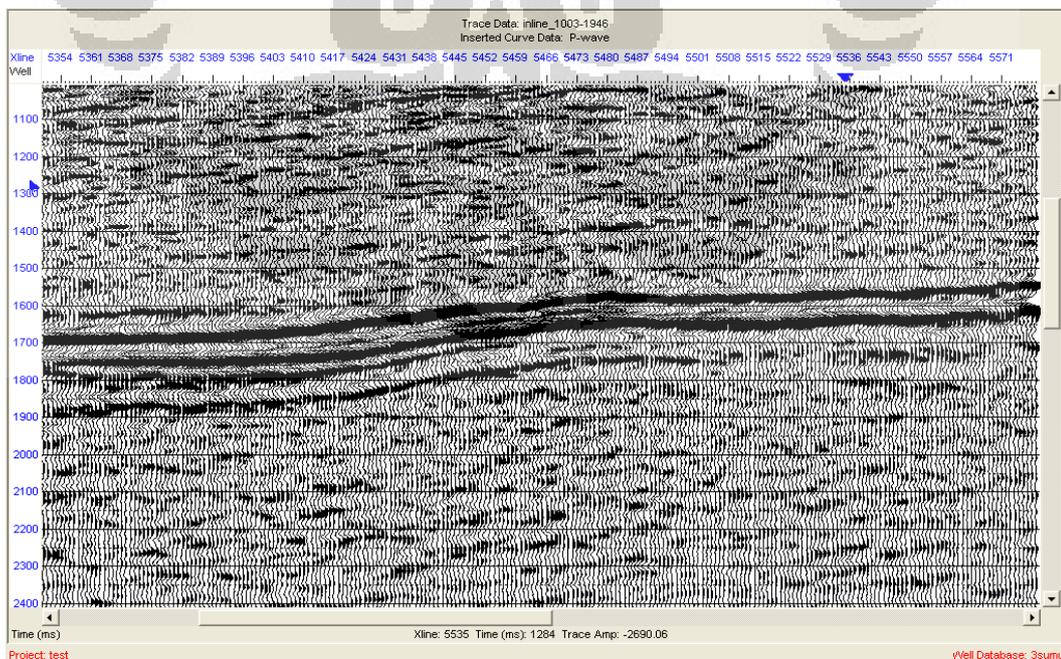
4.1 Data

Dalam penelitian ini beberapa data digunakan yaitu :

1. Data seismik *poststack* 3D dalam format SEG-Y
2. Data AI hasil pemodelan inversi 3D dalam format SEG-Y
3. Data sumur dalam format LAS
4. Data Chehck-shot

4.1.1 Data Seismik

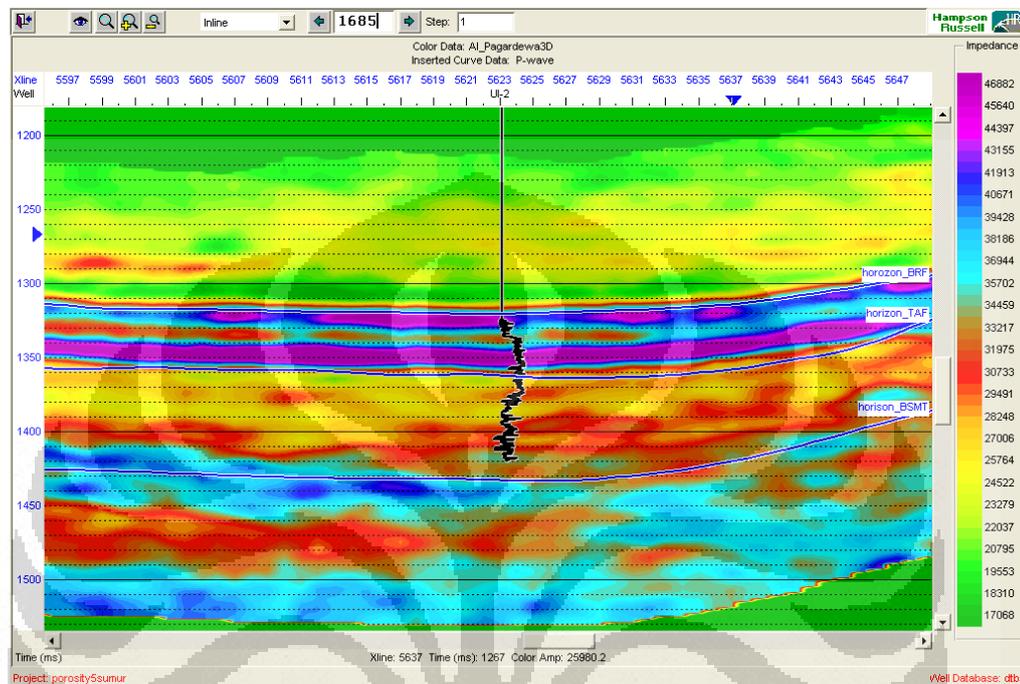
Data seismik yang digunakan adalah data seismik *poststack* 3D (seismic cube)yang nantinya digunakan sebagai input dalam proses multiatribut. Pada data seismik ini mempunyai *sample rate* 2 ms dengan fasa nol dan polaritas normal dalam format SEG-Y. Data ini terdiri dari inline 1003-1946 dan xline 5002-5881.



Gambar 4.1 Data Seismik 3D

4.1.2 Data AI Hasil Inversi

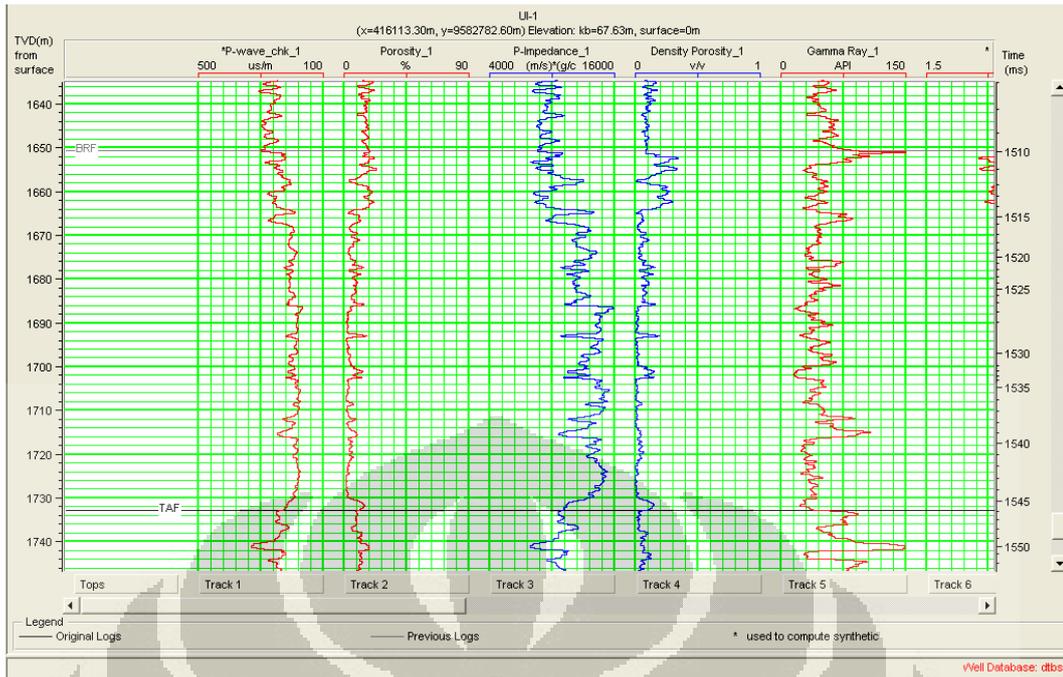
Selain input data seismic, pada penelitian ini juga dibutuhkan input AI hasil inverse yang nantinya digunakan sebagai eksternal atribut. berikut tampilan AI hasil Inversi :



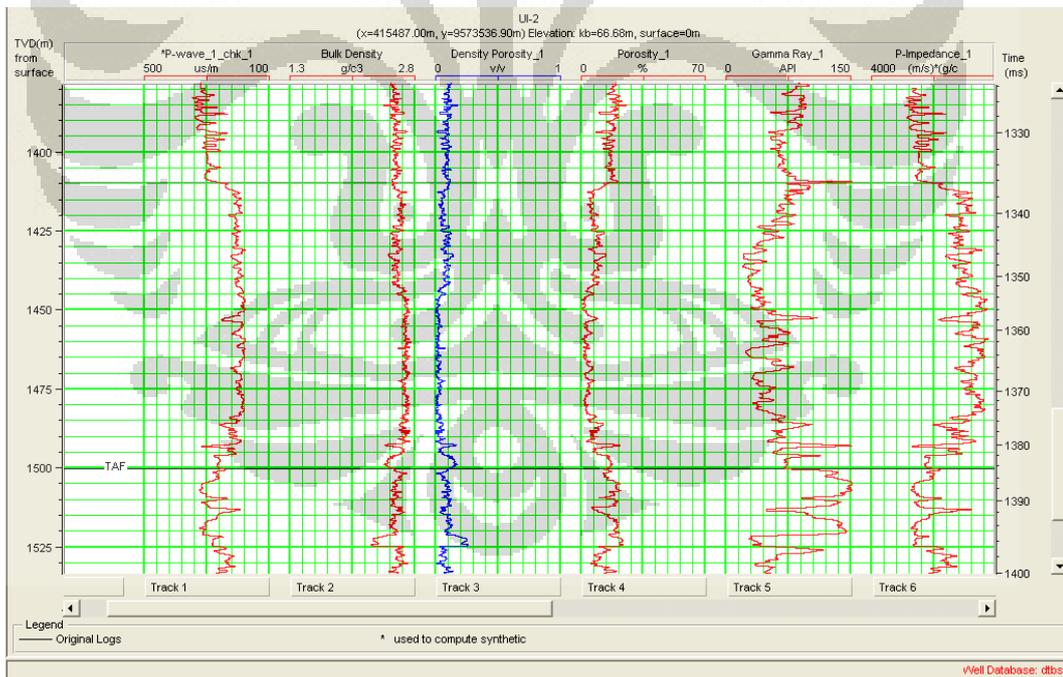
Gambar 4.2 Data AI Hasil Inversi Kontrol sumur UI-2

4.1.3 Data Sumur

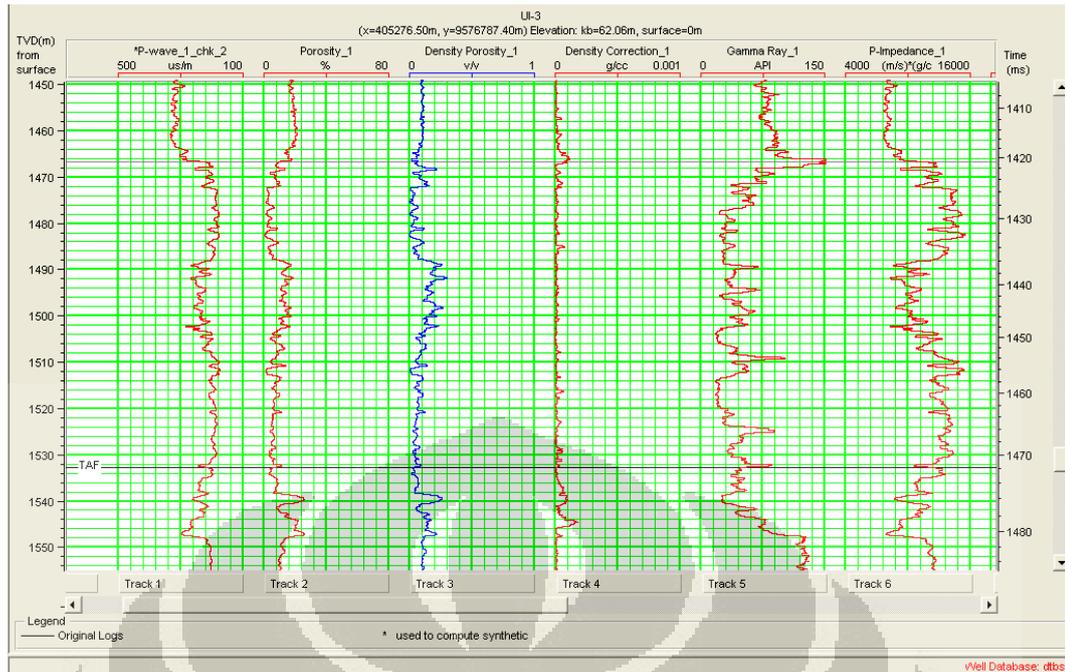
Pada daerah penelitian terdapat 5 buah sumur UI-1, UI-2, UI-3, UI-4, UI-6 yang digunakan dalam proses pengikatan antara data sumur dan data seismic. Masing-masing sumur dilengkapi data log sonic, log densitas dan log porositas dan perkalian antara. Log sonik dan densitas digunakan untuk mendapatkan log Impedansi akustik sedangkan, data checkshot digunakan untuk keperluan konversi data sumur dari domain kedalaman ke dalam domain waktu (*time to depth conversion*). Proses konversi ini penting disebut tahapan *well seismic tie*.



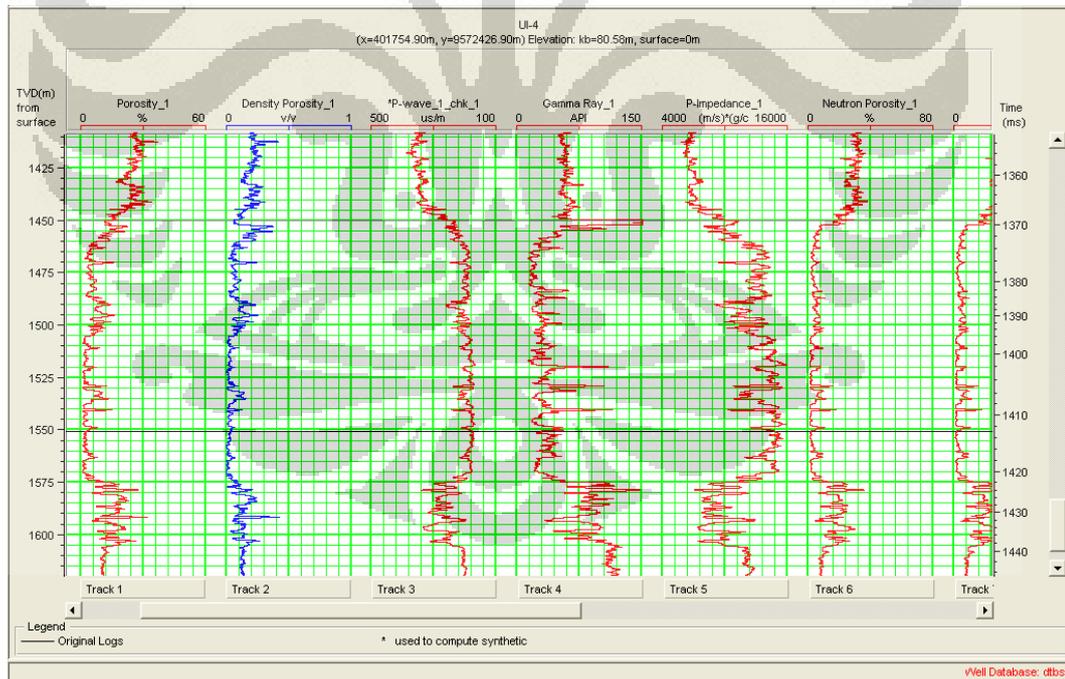
Gambar 4.3 Data Log, Top Horizon pada sumur UI-1



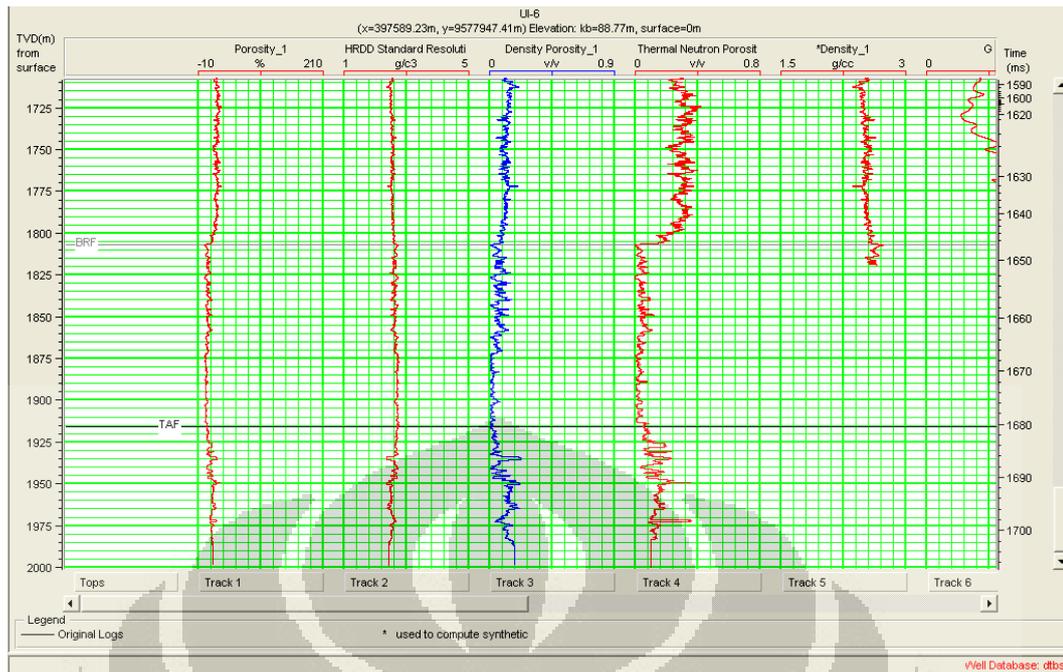
Gambar 4.4 Data Log, Top Horizon pada sumur UI-2



Gambar 4.4 Data Log,Top Horizon pada sumur UI-3



Gambar 4.5 Data Log,Top Horizon pada sumur UI-4



Gambar 4.6 Data Log, Top Horizon pada sumur UI-6

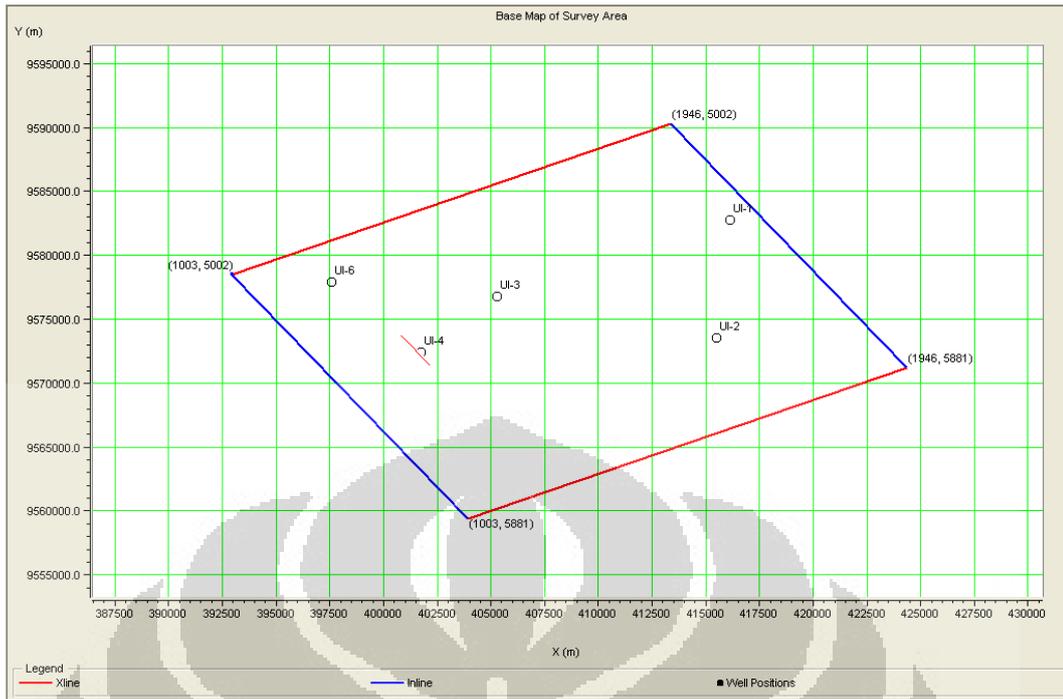
4.2 Pengolahan Data

Dalam pengolahan data ini akan dilakukan beberapa tahap utama yaitu prediksi nilai porositas dengan single-attribute, multi-attribute, dan terakhir neural network. Tapi sebelum melakukan tahap itu ada tahap persiapan data yang harus dilakukan terlebih dahulu agar tidak terjadi kesalahan ketika kita menjalankan tahap-tahap di atas.

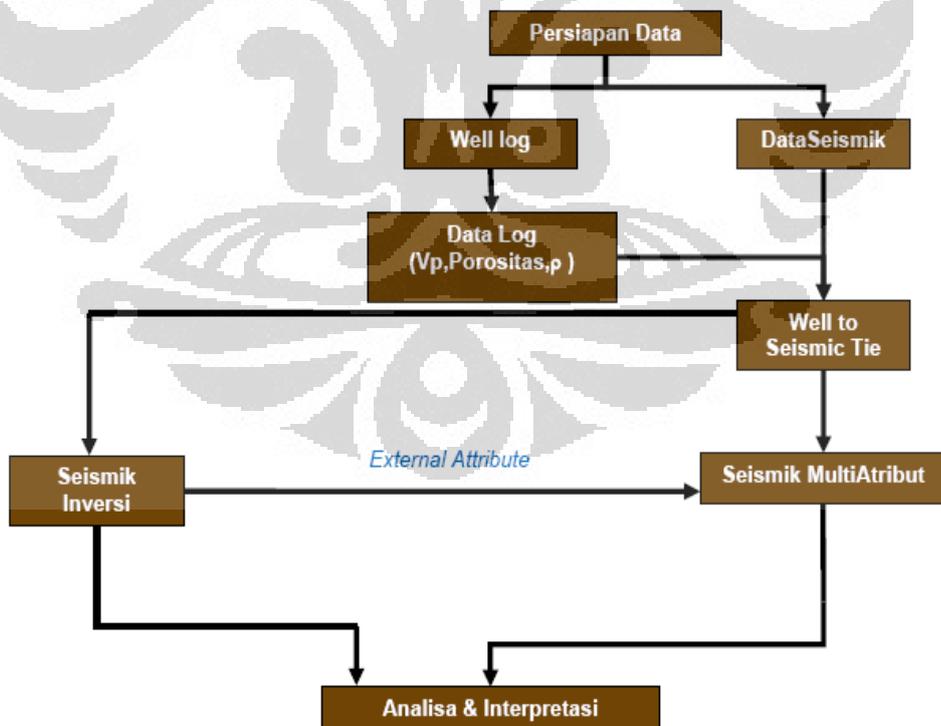
4.2.1 Penentuan Geometri dan Posisi Survei

Agar tahap pengolahan data berjalan dengan baik, maka data yang di-load harus mempunyai beberapa syarat :

- a. Volume seismic
- b. Data sumur yang cukup beserta data-data log yang ada di dalamnya agar bisa diperoleh korelasi statistik yang baik sehingga bisa merepresentasikan daerah penelitian.



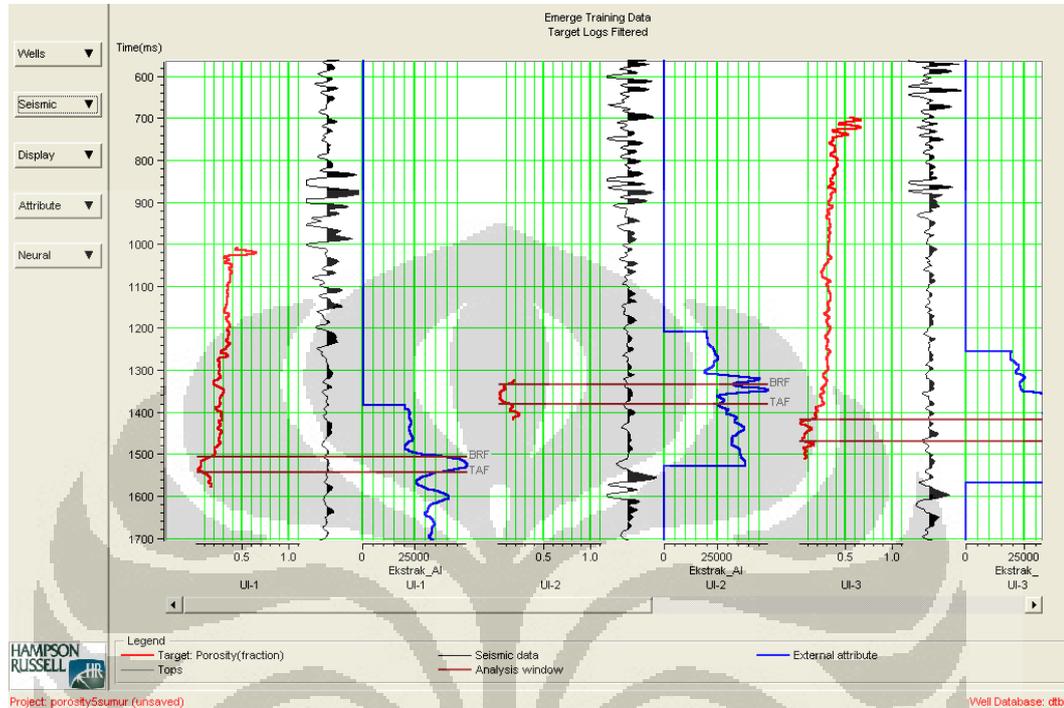
Gambar 4.7 Base Map Area Penelitian



Gambar 4.8 Diagram Alir Penelitian

4.2.2 Single-attribute

Setelah *meload* data seismic data sumur dan data hasil inversi maka akan dilakukan proses single-attribute



Gambar 4.9 Log Target Dan Seismik

Pada single atribut kita mencoba mencari atribut terbaik dari semua atribut yang kita input. Kemudian akan ditunjukkan hasil korelasi dari beberapa atribut. Biasanya nilai korelasi dan error akan berkorelasi dengan target log yang kita inginkan. Misalnya dalam penelitian ini akan memprediksi log porositas pada volume seismic, maka atribut yang berkaitan erat dengan porositas adalah AI (akustik Impedance). Terlihat setelah semua atribut kita coba dan kita urutkan nilai error terkecil dan korelasinya didapat atribut AI yang paling baik.

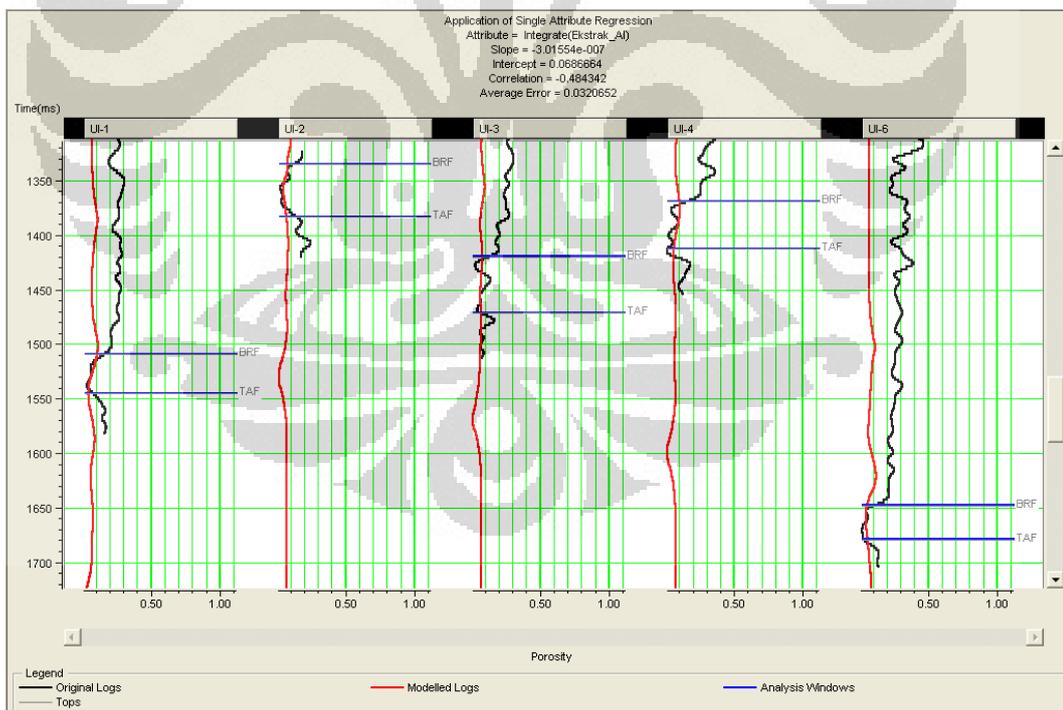
Single Attribute Correlation Results

Target	Attribute	Error	Correlation
Porosity	Integrate(Ekstrak_AI)	0.032065	-0.484342
Sqrt(Porosity)	Integrate(Ekstrak_AI)	0.032350	-0.485137
(Porosity)**2	Integrate(Ekstrak_AI)	0.032842	-0.461891
Log(Porosity)	Integrate(Ekstrak_AI)	0.033075	-0.474857
Porosity	Instantaneous Phase(Ekstrak_AI)	0.033325	-0.416268
Sqrt(Porosity)	Instantaneous Phase(Ekstrak_AI)	0.033561	-0.413409
Porosity	Amplitude Weighted Phase(Ekstrak_AI)	0.033741	-0.390473
Porosity	Quadrature Trace(Ekstrak_AI)	0.033829	-0.384810
Sqrt(Porosity)	Amplitude Weighted Phase(Ekstrak_AI)	0.033980	-0.388945
Sqrt(Porosity)	Quadrature Trace(Ekstrak_AI)	0.034066	-0.384569
(Porosity)**2	Instantaneous Phase(Ekstrak_AI)	0.034198	-0.407131
Log(Porosity)	Instantaneous Phase(Ekstrak_AI)	0.034251	-0.402263
Porosity	Cosine Instantaneous Phase(Ekstrak_AI)	0.034484	-0.338731
(Porosity)**2	Amplitude Weighted Phase(Ekstrak_AI)	0.034669	-0.379483
Log(Porosity)	Amplitude Weighted Phase(Ekstrak_AI)	0.034688	-0.379385
Sqrt(Porosity)	Cosine Instantaneous Phase(Ekstrak_AI)	0.034708	-0.320166
(Porosity)**2	Quadrature Trace(Ekstrak_AI)	0.034768	-0.371154
Log(Porosity)	Quadrature Trace(Ekstrak_AI)	0.034775	-0.376135

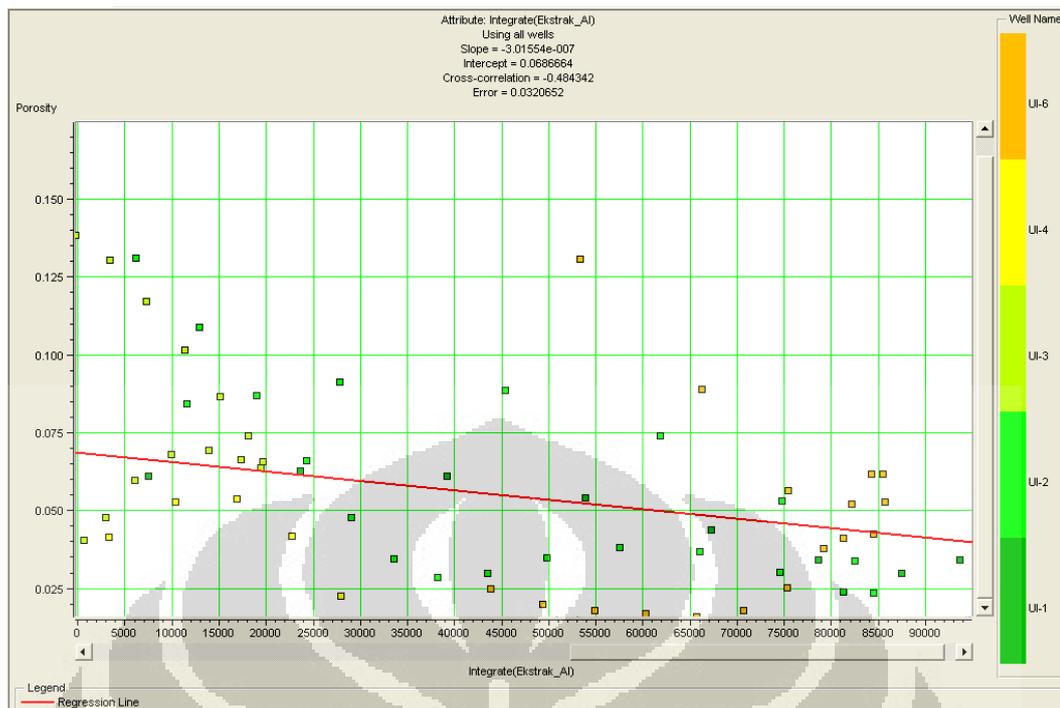
There are 290 samples.

Cross Plot History Apply Close

Gambar 4.10 Daftar Error dan Korelasi Single-Attribute



Gambar 4.11 Application of Single-Attribute Regression



Gambar 4.12 Crossplot of Single-Attribute

4.2.3 Multi-attribute

Untuk menentukan atribut mana saja yang akan digunakan dalam prediksi log ini dilakukan training terhadap log target dengan beberapa atribut seismik. Dari proses training ini diperoleh kelompok atribut seismik terbaik yang akan dipergunakan untuk memprediksi log porositas. Hasil dari single-attribute yang telah kita pilih akan dijadikan sebagai input pada multi atribut, proses ini disebut *step-wise regression* :

1. Dicari single-atribut pertama yang paling baik dengan menggunakan *trial and error*. Untuk setiap atribut yang terdapat pada software kita coba untuk training, setelah selesai kita hitung error dari masing atribut, kemudian kita urutkan dari yang terkecil sampai yang paling besar, maka akan terlihat semua nilai errornya. Atribut terbaik adalah atribut yang memberikan eror prediksi terendah. Atribut ini selanjutnya akan disebut atribut-1
2. Langkah berikutnya dicari pasangan atribut yang paling baik dengan mengasumsikan anggota pasangan yang pertama adalah

atribut-1. Atribut-1 coba kita pasangkan dengan atribut-atribut lain.maka akan terdapat beberapa kemungkinan pasangan atribut. Pasangan yang paling baik adalah pasangan yang memberikan eror paling kecil. Atribut ini selanjutnya akan disebut atribut-2

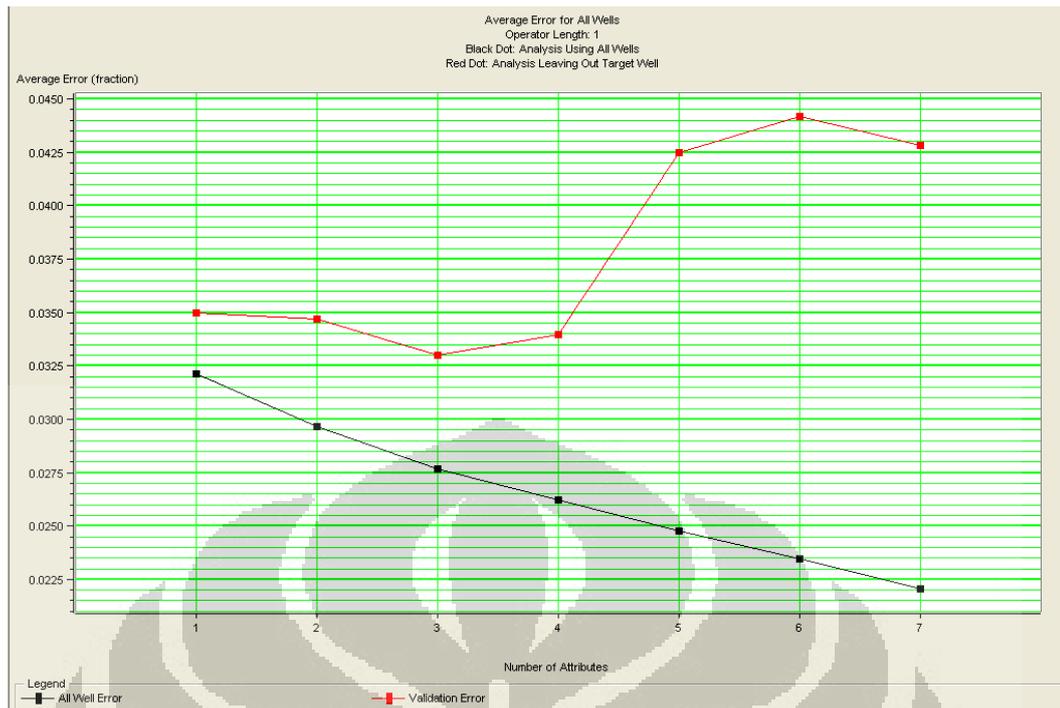
3. Kemudia dicari tiga buah atribut yang berpasangan paling baik, dengan mengasumsikan dua buah anggota yang pertama atribut-1 dan atribut-2. Tiga buah atribut yang paling baik adalah yang memberikan eror prediksi paling kecil. Prediksi ini berlangsung terus sebanyak yang diinginkan. Eror prediksi, E_n , untuk n atribut selalu lebih kecil atau sama dengan E_{n-1} untuk $n-1$ atribut, tidak peduli atribut mana yang digunakan



	Target	Final Attribute	Training Error	Validation Error
1	Porosity	Integrate(Ekstrak_AI)	0.032102	0.034954
2	Porosity	Derivative Instantaneous Amplitude	0.029642	0.034684
3	Porosity	Filter 35/40-45/50	0.027685	0.032984
4	Porosity	Average Frequency	0.026240	0.033970
5	Porosity	Filter 25/30-35/40(Ekstrak_AI)	0.024747	0.042497
6	Porosity	Integrated Absolute Amplitude(Ekstrak_AI)	0.023461	0.044178
7	Porosity	X-Coordinate	0.022050	0.042795

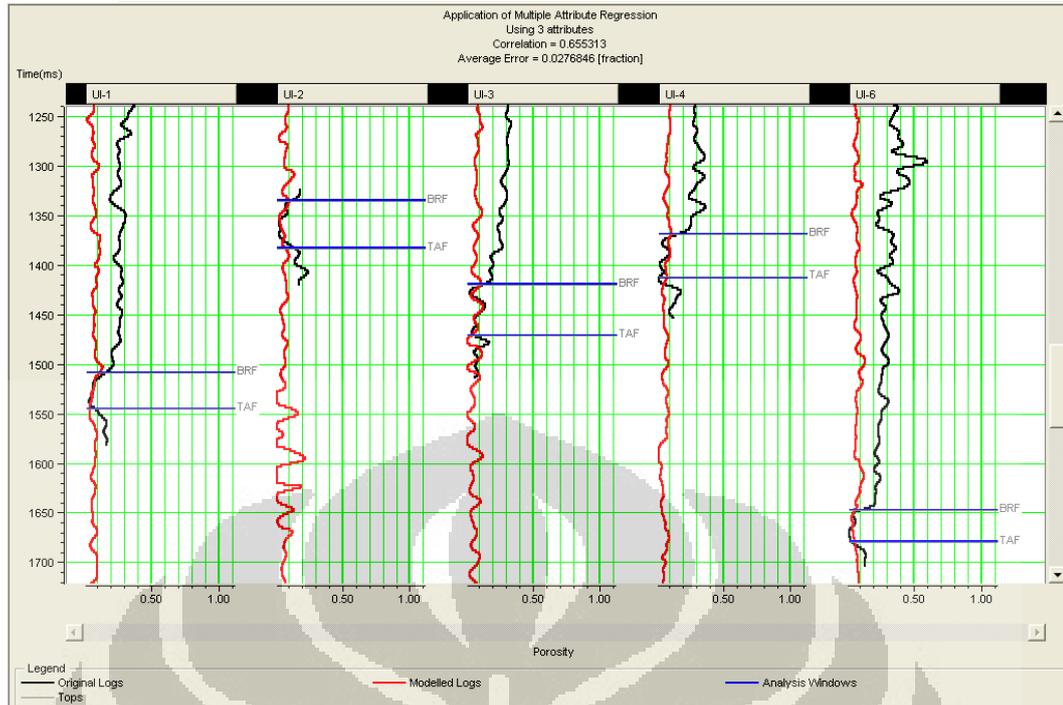
There are 7 transforms.

Gambar 4.13 Daftar Erorr dan Korelasi Multi-Attribute



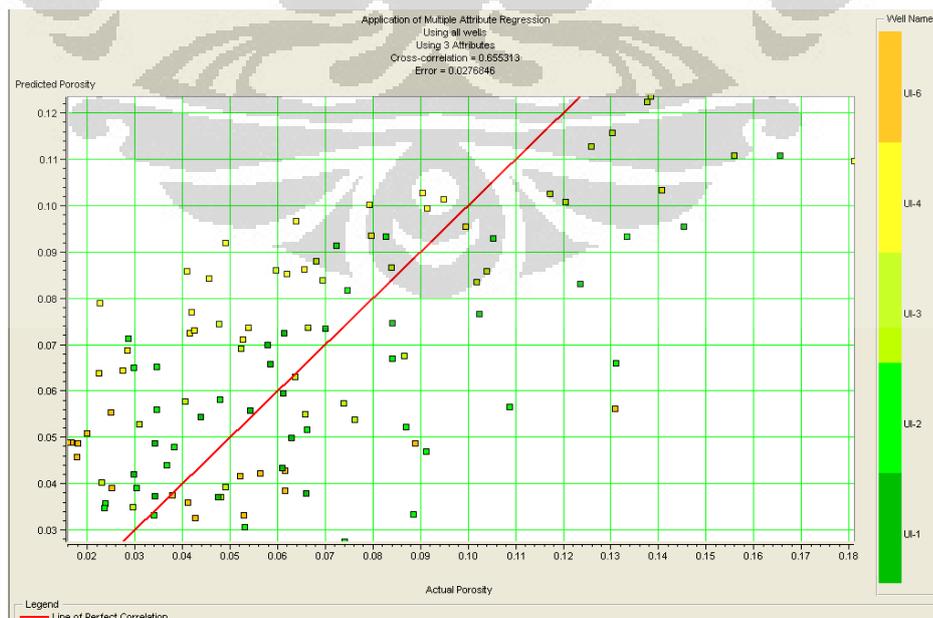
Gambar 4.14 Validation Error

Error validasi adalah sebuah parameter yang menjadi acuan dalam proses penambahan atribut yang kita kehendaki. Teorinya semakin kita menambahkan atribut, maka akan meningkatkan nilai korelasi antara data actual log dan predicted log. Tetapi kalau kita penambahan atribut kita tidak dikontrol akan terjadi yang disebut over training. Boleh jadi nilai korelasinya baik tetapi sebenarnya data itu mempunyai tingkat kepercayaan yang rendah. Dari grafik diatas terlihat bahwa dari 7 atribut yang dicoba untuk dicari korelasinya ternyata hanya 3 atribut yang boleh kita pilih. Dari atribut pertama grafik validation error (grafik berwarna merah) menunjukkan penurunan error sampai dengan atribut ketiga, selanjutnya dari atribut ketiga ke atribut ke empat sudah mengalami peningkatan error. Jadi hal yang harus dilakukan adalah mencari nilai korelasi dari pasangan ketiga atribut tersebut (AI, Amplitudo sesaat, filter frekuensi 35/40-45/50). kemudian kita mencoba untuk mengaplikasikannya dengan membuat predicted log dan hasilnya bisa dilihat dari grafik dibawah ini.



Gambar 4.15 Aplikasi Multi-atribute

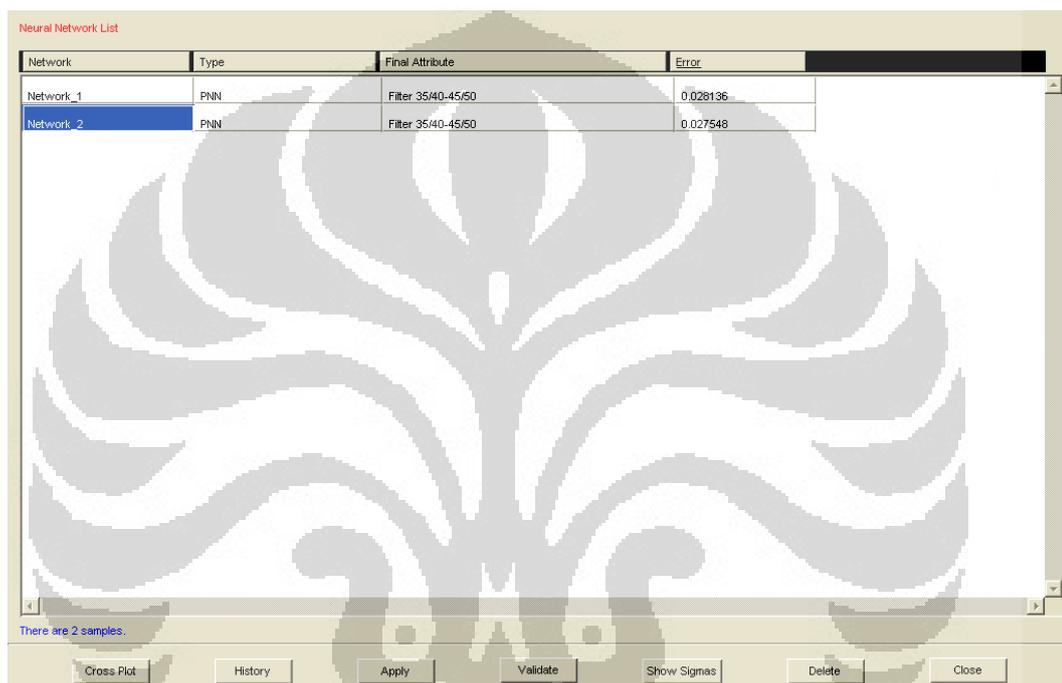
Dengan mengaplikasikan multi atribut hasil prediksi log porositas pada data seismik di sekitar lokasi sumur menunjukkan nilai korelasi sebesar 0.65 saat dilakukan *cross plot* terhadap nilai porositas sebenarnya pada sumur tersebut. Hasil ini menunjukkan bahwa hasil prediksi porositas dengan menggunakan lima atribut tersebut cukup baik.



Gambar 4.16 Crossplot of Multi-Attribute

4.2.4 Neural Network

Jenis Neural Network yang digunakan adalah PNN (Probabilistic Neural Network). Diharapkan dengan karakteristik non-linear dan neural network akan didapatkan hasil resolusi dan korelasi yang lebih baik dalam penentuan prediksi porositas di sekitar sumur. Berikut ini adalah list dari PNN yang sudah diaplikasikan. terlihat harga error dari network 1 dan network 2.

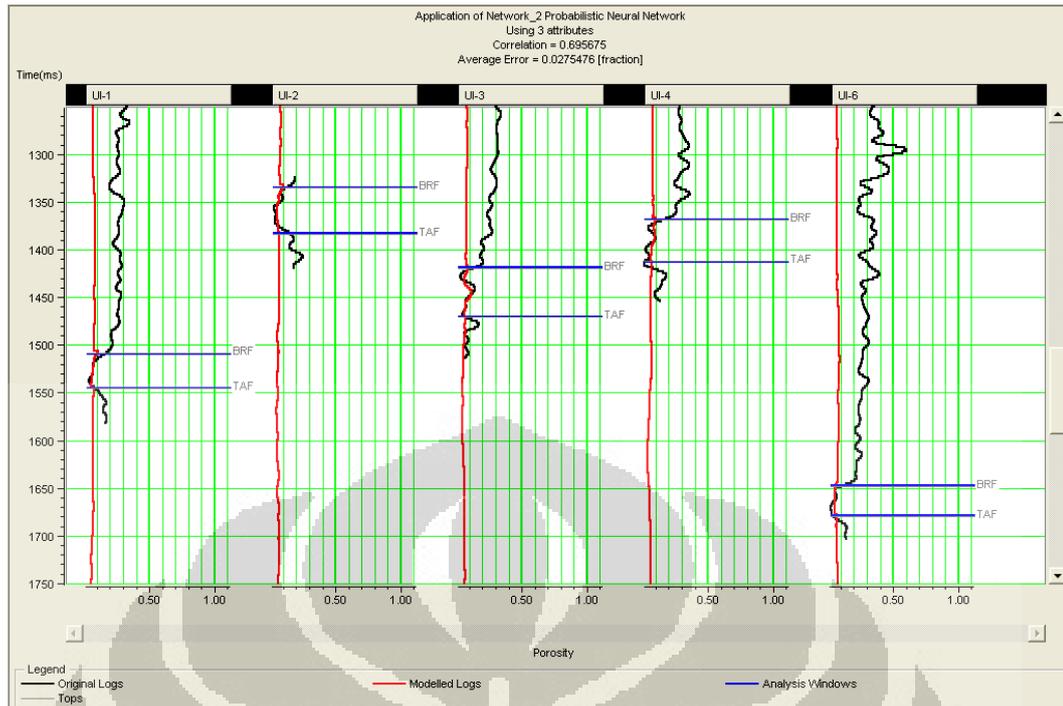


Network	Type	Final Attribute	Error
Network_1	PNN	Filter_35/40-45/50	0.028136
Network_2	PNN	Filter_35/40-45/50	0.027548

There are 2 samples.

Buttons: Cross Plot, History, Apply, Validate, Show Sigmas, Delete, Close

Gambar 4.17 Neural Network List



Gambar 4.18 Application of PNN

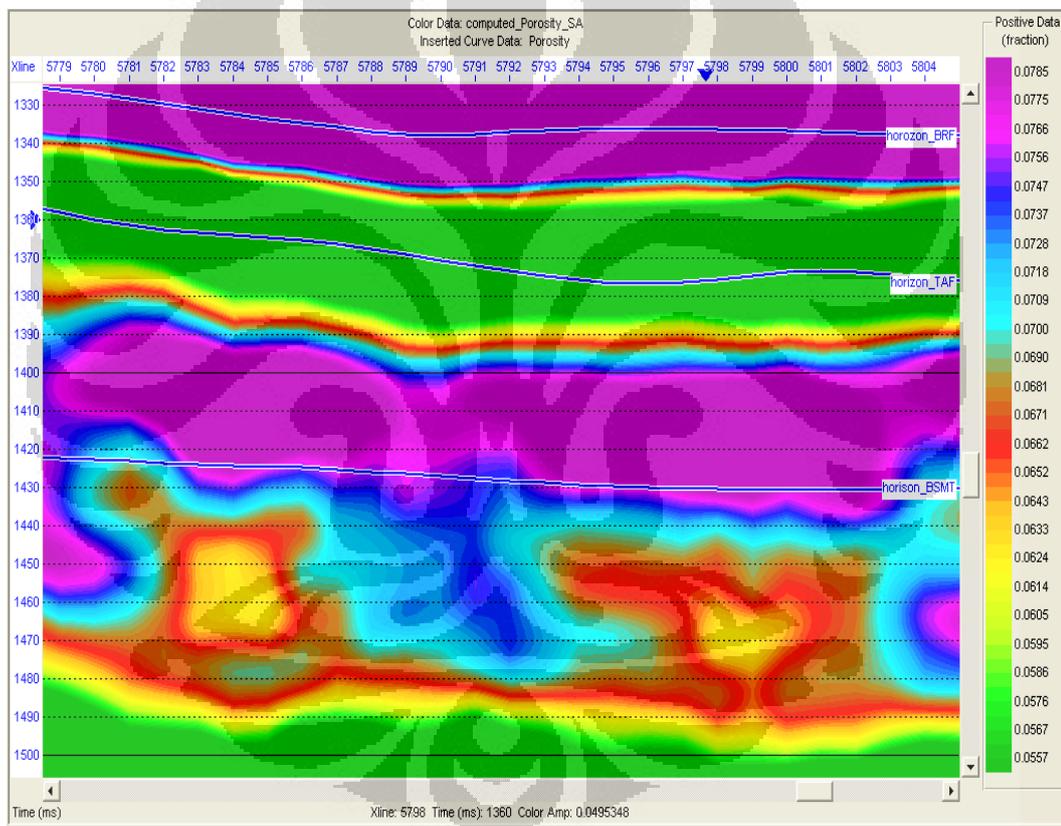
Setelah dilakukan tahap neural Network terlihat bahwa korelasinya semakin meningkat dibandingkan single-attribut maupun multi-attribut.

BAB 5

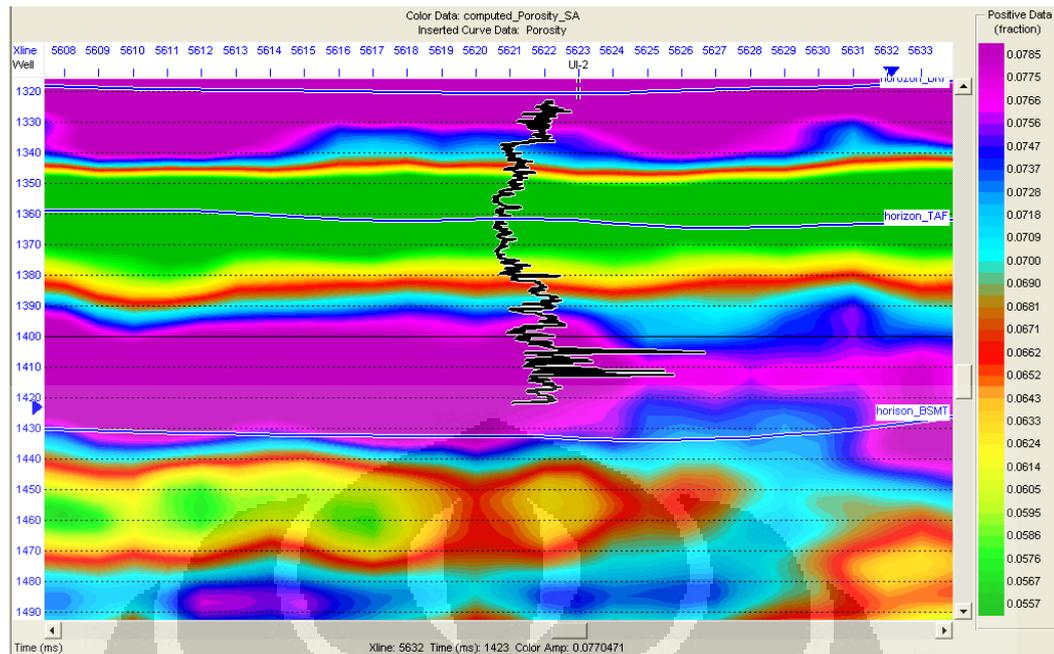
HASIL DAN ANALISA

5.1 Analisa Single Atribut

Seperti yang sudah dijelaskan di pengolahan data, bahwa untuk mengaplikasikan metode analisa multi atribut, terlebih dahulu dilakukan pemilihan atribut tunggal terbaik dan hasilnya adalah atribut dari AI (Akustik Impedance) berikut adalah hasil dari aplikasi single atribut:



Gambar 5.1 Penampang Porositas Single atribut

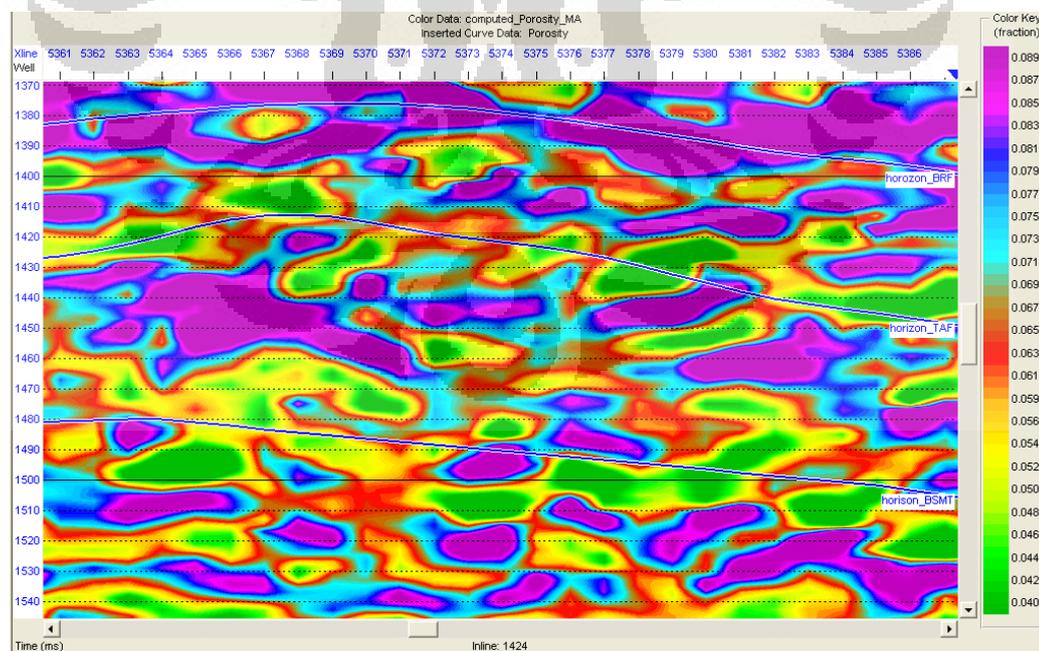


Gambar 5.2 Penampang Porositas Single atribut dengan control sumur UI-2

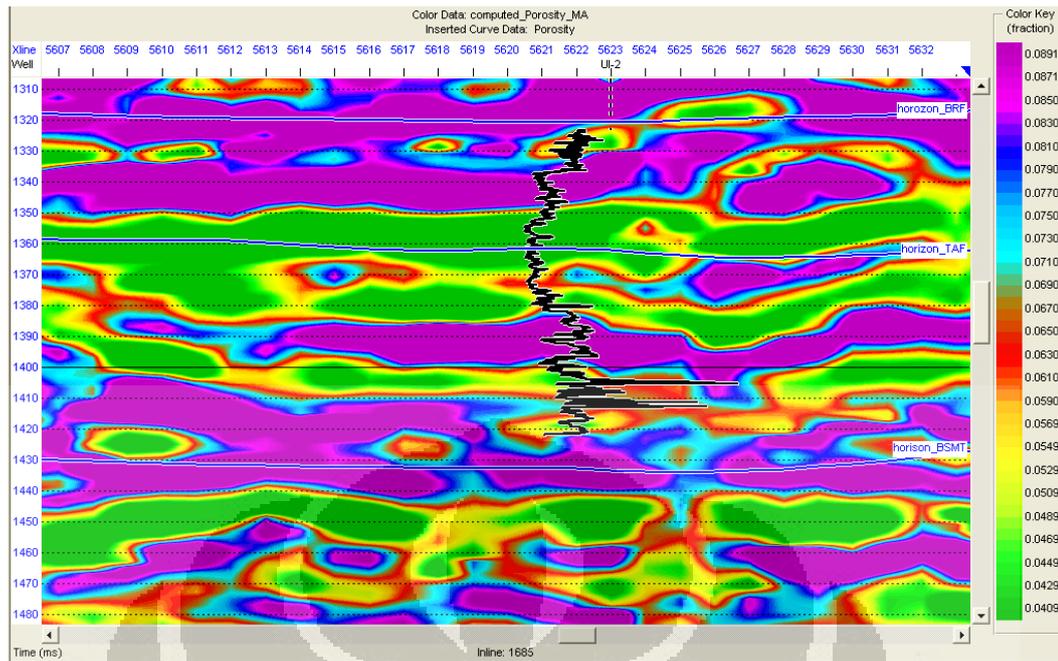
Hasil *compute porosity* diatas adalah hasil yang didapatkan setelah kita yakin bahwa single atribut yang kita pilih adalah mewakili dan ada korelasi secara fisis dengan target log yang diinginkan. Kemudian volume predicted log tadi disebarakan di area volume seismik yang dikehendaki. Dalam penelitian ini saya membatasi bahwa formasi batuan yang saya hitung dan analisa adalah formasi baturaja, bisa terlihat bahwa formasi baturaja adalah formasi yang ketebalannya berkisar antara 100an meter. Single atribut mencoba untuk menghitung persebaran porositas berdasarkan persebaran AI karena terlihat bahwa atribut AI yang mempunyai korelasi aling bagus yaitu 0.48 dan error paling kecil yaitu 0.03. Kalau kita bandingkan persebaran AI hasil Inversi dengan Persebaran Porositas menggunakan atribut AI terlihat Pola persebaran yang mirip. Terlihat kalau harga AI tinggi kecendrungan porositas rendah

5.2 Multi Atribut

Setelah menghitung volume log porositas yang disebarkan pada volume seismic dengan single-atribut, kita mencoba mencari pasangan atribut yang lain. Tujuan dari Pemilihan beberapa pasangan atribut adalah untuk mendapatkan persebaran pola porositas yang lebih detail dibandingkan dengan hasil dari single-atribut. Dalam proses ini kita perlu teliti memilih pasangan atribut dan efek yang ditimbulkannya. Dalam tahap ini dicoba memasang atribut AI dengan atribut-atribut lain. Ternyata banyak kemungkinan yang bisa kita pilih, tetapi kita harus menggunakan prinsip pemilihan pasangan atribut, yaitu kita memilih atribut yang ketika kita pasang dengan atribut Ai akan menghasilkan error yang lebih kecil dibandingkan kalo Ai dipasangkan dengan atribut lain. Ketika kita menambahkan atribut lagi dalam pasangan atribut yang telah kita miliki ada parameter yang membatasi kita yaitu error validasi. Bisa saja makin banyak atribut memberikan korelasi yang semakin meningkat tetapi kita tetap harus mengecek dengan validasi errornya. Pasanga atribut yang paling baik adalah (AI, Instantaneous Amplitude, Filter 35/40-40/45) berikut hasil compute Multi-attribut:



Gambar 5.3 Penampang Porositas Hasil Multi-Atribut



Gambar 5.4 Penampang Porositas Multiatribut dengan kontrol sumur UI-2

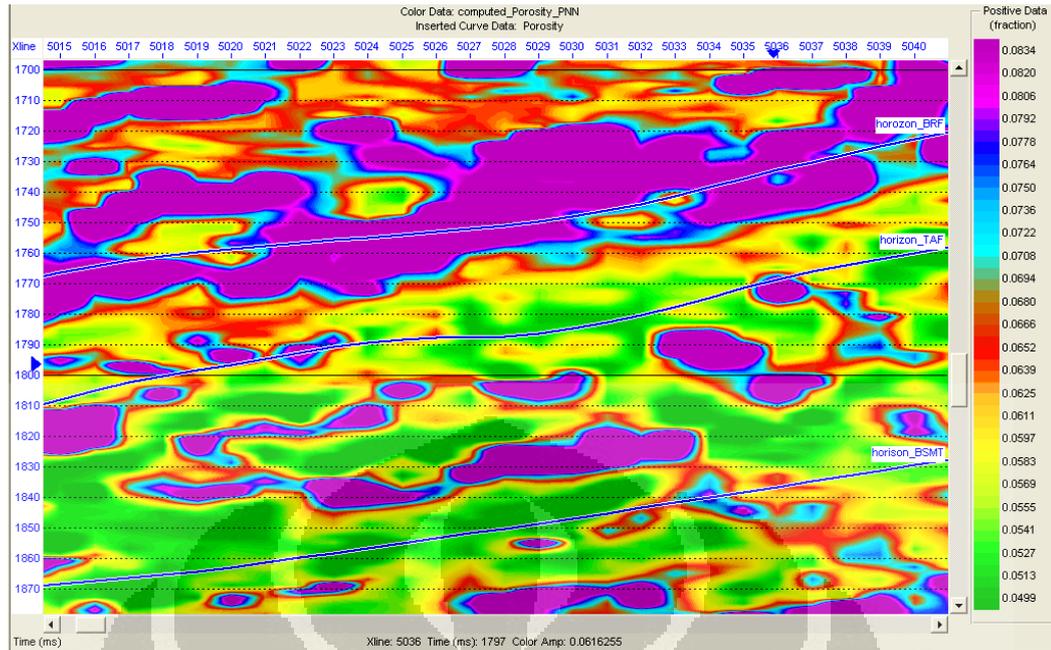
Dari penampang di control sumur yang sama terlihat bahwa penyebaran porositas multi-atribut lebih detail dibandingkan menggunakan single-atribut, hal ini bisa terjadi karena pola penyebaran porositas tidak hanya dikontrol oleh AI tetapi sudah dibantu dengan atribut amplitudo sesaat dan atribut filter frekuensi. Atribut amplitudo dan turunannya cenderung memberikan informasi tentang stratigrafi, lebih tepatnya atribut ini sangat efektif mendeteksi batas peralihan. Atribut amplitudo akan memberikan informasi berupa kontras impedansi antar peralihan, sehingga dengan mengetahui batas peralihan kita bisa mengetahui batas reservoir yang dijadikan target. Yang paling penting, amplitudo sesaat juga merupakan alat efektif untuk mengidentifikasi anomali terang dan buram (*"bright dan spots"*) yang timbul akibat atenuasi oleh gas yang mengisi pori-pori batuan. Reservoir gas, misalnya sering muncul sebagai refleksi beramplitudo tinggi dan "terang". Sedangkan atribut frekuensi berperan dalam meningkatkan resolusi seismik yang berpengaruh terhadap tampilan penampang. Seperti kita tahu bahwa frekuensi sangat erat kaitannya dengan panjang gelombang. Panjang gelombang ini yang sebenarnya secara fisis adalah resolusi seismik.

5.3 Probabilistic Neural Network (PNN)

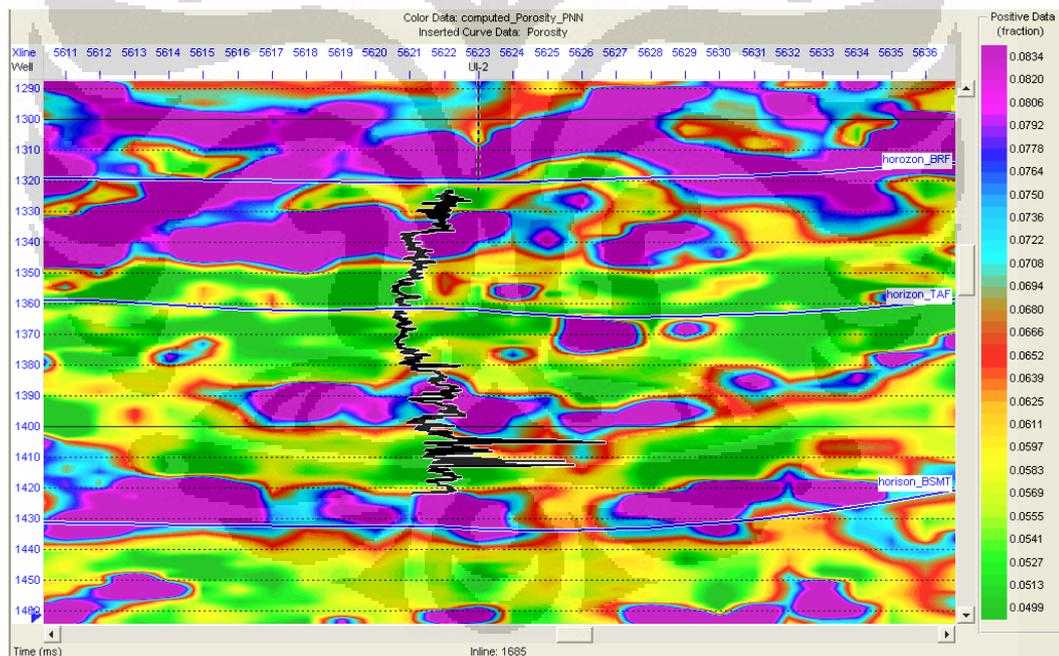
Hasil training dan validasi menunjukkan korelasi dan validasi yang cukup baik. Nilai korelasinya adalah 0.69 untuk PNN dan untuk regresi linear multiatribut adalah 0.65 yang artinya porositas prediksi dengan neural network mendekati nilai porositas sumur dengan baik. Atas dasar tersebut di asumsikan volum porositas yang dihasilkan valid untuk memprediksikan penyebaran reservoir.

Metode Neural Network PNN lebih baik untuk mencakup interval yang dinamis dan frekuensi-tinggi di tampilkan dalam log porositas pada masing-masing sumur. Porositas tinggi dan rendah pada data sumur di ekspresikan dalam domain resolusi waktu. Hal ini karena hasil dari neural network adalah fungsi non linear dan sangat dikontrol dari training dan data sumur. Ketika jauh dari kontrol sumur hasil dari PNN menunjukkan variasi lateral dalam penyebaran porositas yang kurang mewakili stratigrafi pada kontrol reservoir. Karena network di uji dalam time window yang relatif kecil dan atribut yang di gunakan berasal dari data seismik, kita tidak dapat mengharapkan trend umum dan komponen frekuensi rendah dari porositas yang dihasilkan.

Metode ini sebenarnya menyempurnakan metode multiatribut karena set data yang digunakan bersal dari pemodelan pasangan atribut yang digunakan. Pada multi atribut hanya bertumpu pada pemilihan atribut yang sesuai tapi kurang mempertimbangkan pengaruh jarak dari data-data sumur yang digunakan. Metode PNN mencoba untuk mempermudah penentuan pola penyebaran porositas ketika pola itu susah untuk diaplikasikan dengan atribut seismic. Akan terlihat dari korelasi dan hasil compute porosity bahwa PNN akan menyempurnakan hasil dari Multi-atribut. Berikut adalah hasil penampang PNN :



Gambar 5.5 Penampang Porositas PNN diluar control sumur

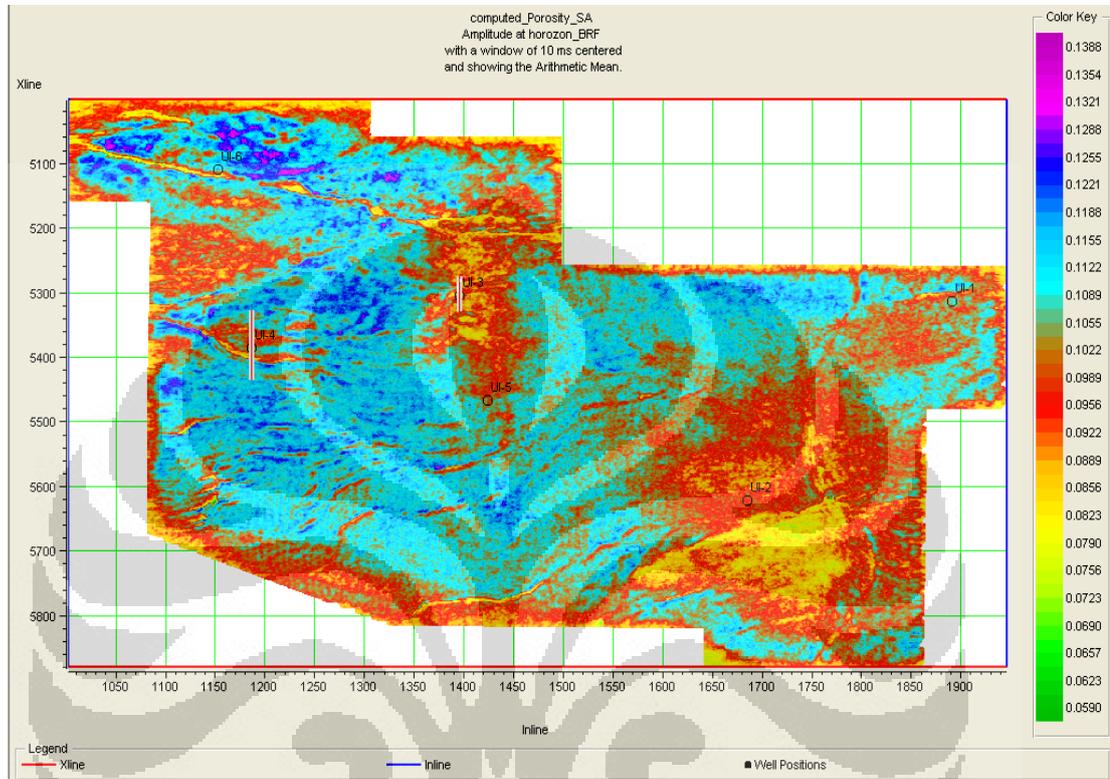


Gambar 5.6 Penampang Porositas PNN diluar control sumur pada xline 5434

Korelasi yang dihasilkan dari PNN lebih besar daripada analisa multiattribute, ini disebabkan PNN mempunyai operasi yang non-linear. PNN hanya dilakukan dalam *window analysis* yang kecil karena akan memakan waktu yang sangat lama jika di aplikasikan ke seluruh waktu, PNN sangat baik dalam interpolasi di dalam data uji, tapi tidak untuk ekstrapolasi data, oleh karena itu

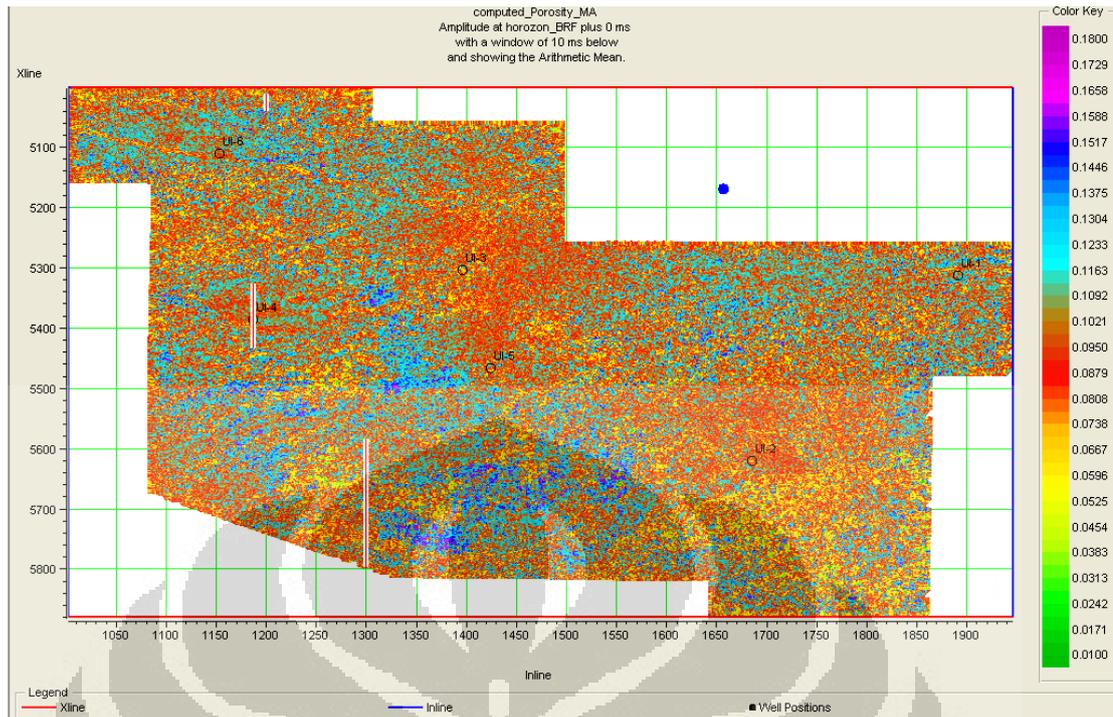
interval yang berada diluar window analysis akan mempunyai validitas yang rendah.

5.4 Analisa Peta



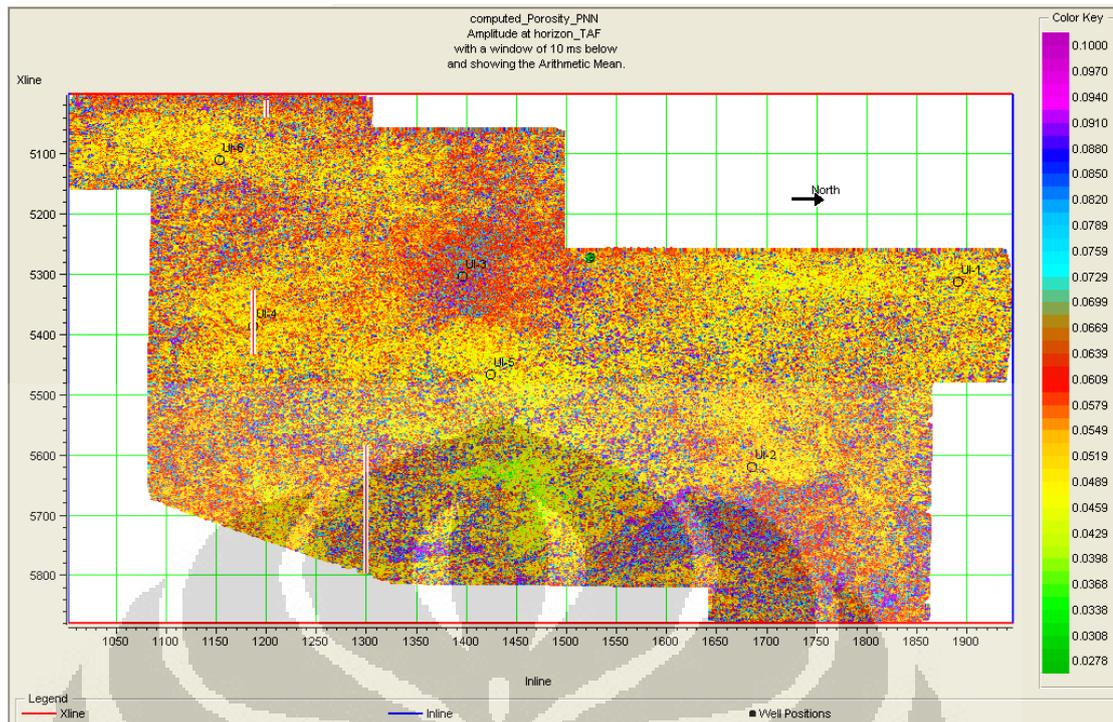
Gambar 5.7 Peta porositas Single-Attribute BRF_Horizon

Hasil Akhir dari Penelitian ini adalah peta porositas pada formasi Baturaja dengan ketebalan 10ms dari top BRF horizon. Terlihat bahwa untuk single atribut penyebaran porositas masih mengelompok belum detail disetiap tempat. Tapi paling tidak memberikan gambaran bahwa ada distribusi porositas di semua volume seismik.



Gambar 5.8 Peta porosity Multi-Attribute BRF_Horizon

Dengan metode analisa multi atribut terlihat bahwa penyebaran porositas di area volume seismic lebih detail dibandingkan peta hasil single-atribut. Penyebaran tidak lagi mengelompok yang dicirikan dengan warna yang sama, tetapi sudah lebih detail dicirikan dengan warna yang berbeda di area yang berdekatan. Ini memungkinkan bahwa walaupun berada di formasi yang sama tetapi porositas batuan bisa saja berbeda-beda tergantung dari pembentukan porositas itu sendiri.



Gambar 5.9 Peta porositi PNN BRF_Horizon

Peta hasil PNN cenderung hampir sama dengan Peta hasil Multi-attribute tetapi sesuai dengan fungsinya bahwa PNN adalah menyempurnakan hasil dari Multi-attribute. Pada peta hasil multi atribut terlihat bahwa penyebaran porositas di dekat sumur masih belum terlihat jelas, tetapi dengan PNN hasil yang ditunjukkan lebih jelas dan detail.

BAB 6

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

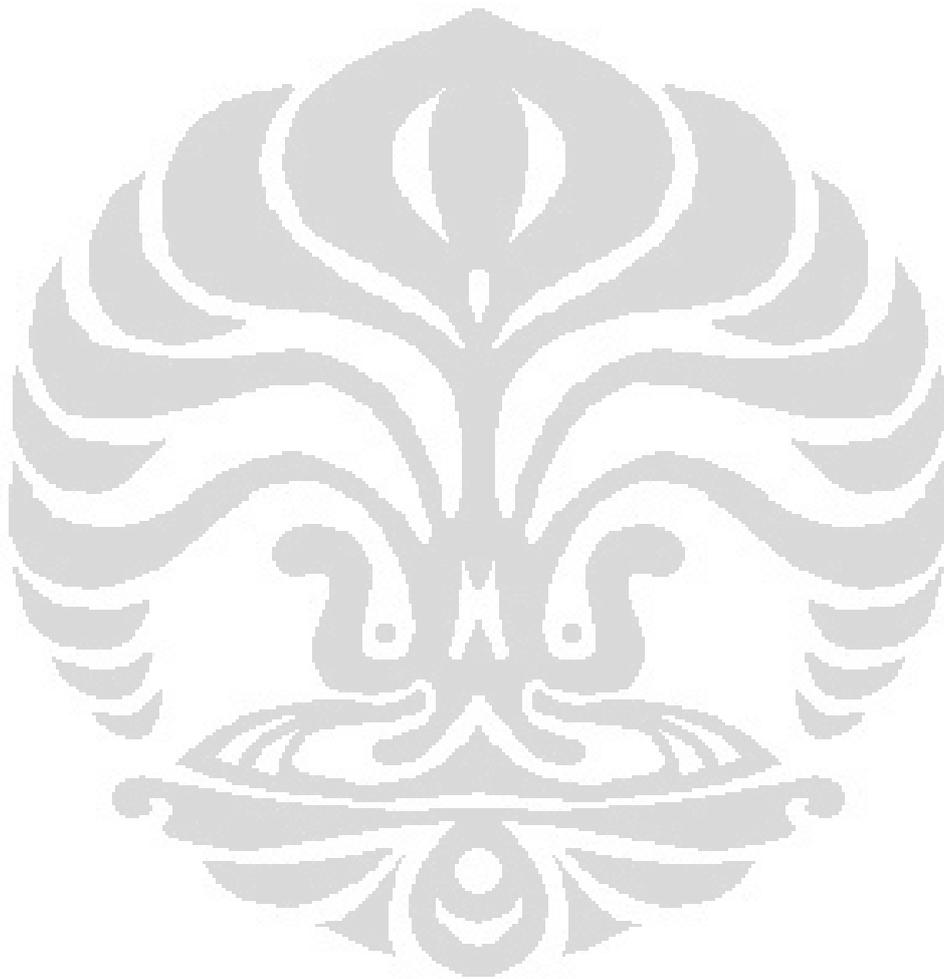
Berdasarkan penelitian ini tahap multiatribut terbukti memberikan hasil yang baik untuk estimasi properti log daripada hasil single-atribut. *Step-wise multi-regression analysis* dan *validation test* digunakan untuk mendeterminasi atribut terbaik. Tahapan ini yang menentukan banyaknya atribut dan juga atribut-atribut terbaik yang akan digunakan. Ketelitian dalam pemilihan dan penambahan atribut sangat penting. Jika kita terlalu banyak menambahkan jumlah atribut akan terjadi over training. Over training adalah penyimpangan pola distribusi data dari data log sebenarnya, walaupun korelasi menunjukkan nilai yang meningkat tetapi tingkat kepercayaannya rendah. Oleh karena itu perlu ada control dari hasil error validasi. Kesimpulan yang dapat diperoleh:

1. *Single-Attribute* memberikan korelasi 0.48
2. *Multi-Attribute* memberikan korelasi 0.65
3. *Probabilistic Neural Network* memberikan korelasi 0.69
4. *PNN* terbukti mempunyai hasil korelasi yang paling baik.

6.2 Saran

1. Untuk dapat menggunakan Metode analisa multi-attribute perlu diperhatikan syarat utama yaitu daerah penelitian harus mempunyai sumur yang cukup sehingga bisa menghasilkan prediksi porositas yang menrepresentasikan porositas di daerah penelitian tersebut.
2. Hasil dari metode *PNN* bisa dioptimalkan hasilnya dengan cara memperhatikan hasil dari perhitungan regresi multi linear.
3. Untuk dapat menjalankan tahap diatas yaitu analisa multi-atribut dan neural network, diperlukan persiapan data bagus, antara data seismik dan sumur harus *well seismic tie* terlebih dahulu.

4. Tersedianya data geologi daerah penelitian sangat membantu untuk interpretasi dan control selama proses penelitian.



DAFTAR ACUAN

- Aulia, K., 1996, *Petroleum Geology Indonesia Basins volume II central sumatra basin*, PT. Pertamina BPPKA, 232h.
- Badley, M.E., 1985, *Practical Seismic Interpretation*, Prentice Hall.
- Branches, Rafael E. dkk, 2002, *Seismic Attributes to Pseudo-well-log Volume Using*
- Brown, R.A, 1999, *Interpretation of Three-Dimensional Seismic Data Fifth Edition*, AAPG Memoir 42.
- Chen,Q. and Sidney,S., 1997, *Seismic attributes technology for reservoir forecasting and monitoring*, Western Atlas International. Inc, Houston.
- Hampson, D., Schuelke, J., and Qurein, J. A., 2001, *Use of Multiattribute Transforms to Predict Log Properties from Seismic Data*, Geophysics, 66, p. 220-236.
- Hampson-Russel Software Service, Ltd., 2008. *EMERGE Tutorial*
- Haris, Abdul, 2006, *Seismik Eksplorasi*, UI: Depok
- Haris, Abdul, *Komputasi Geofisika "program magister geofisika reservoir program pascasarjana fisika FMIPA UI"*, UI: Depok.
- Harsono, A., 1997, *Evaluasi Formasi dan Aplikasi Log*, Schlumberger Oilfield Service, Edisi ke-8, Jakarta.
- Herawan, Fitriyanda. (2007). *Analisa Multiatribut Seismik Untuk Memetakan Lithologi dan Porositas Reservoir x lapangan FY* . Skripsi S1 Teknik Geofisika, ITB
- Munadi, Suprajitno, Dr., 2002, *Pengolahan Data Seismik "prinsip dasar dan metodologi"*, UI: Depok.
- Neural Networks : *Practical Considerations*, The Leading Edge, Vol. 21, No. 10, p. 996-1001.
- Schultz, P. S., Ronen, S., Hattori, M., and Corbett, C., 1994, *Seismic Guided Estimation of Log Properties*, The Leading Edge, Vol. 13, p. 305-315
- Sheriff, R.E. and Geldart, L.P., 1995, *Exploration Seismology*, Cambridge University Press.

Sukmono, Sigit., 2000. *Seismik Inversi Untuk Karakterisasi Reservoir*. Jurusan Teknik Geofisika. ITB. Bandung.

Sukmono, Sigit., 2007. *Atribut seismik Untuk Karakterisasi Reservoir*. Jurusan Teknik Geofisika. ITB. Bandung.

Telford, W.M., Sheriff, R.E., Geldart, L.P., 1990, *Applied Geophysics*, Cambridge University Press.

Ylmas, Ozdogan, 2001, *Seismic Data Analysis*, Society of Exploration Geophysicists, Tulsa, USA.

Yopee, J., 2006, *Penentuan Distribusi Impedansi Akustik Menggunakan Inversi Metode Modelbased*. Jurusan Geofisika Universitas Indonesia, Depok.

<http://www.wikipedia.com>

<http://www.seismikonline.com>

<http://www.searchanddiscovery.net>

