



UNIVERSITAS INDONESIA

**PEMETAAN LAPISAN TIPIS DENGAN MENGGUNAKAN *INTEGRATED*
ENERGY SPECTRA SEBAGAI INPUT
*PRINCIPAL COMPONENT SPECTRAL ANALYSIS***

SKRIPSI

**SAVA DANUGRAHA BUDI
0706262760**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
PROGRAM STUDI FISIKA
DEPOK**

JUNI 2011



UNIVERSITAS INDONESIA

**PEMETAAN LAPISAN TIPIS DENGAN MENGGUNAKAN
INTEGRATED ENERGY SPECTRA SEBAGAI INPUT
*PRINCIPAL COMPONENT SPECTRAL ANALYSIS***

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana sains

**SAVA DANUGRAHA BUDI
0706262760**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
PROGRAM STUDI FISIKA
DEPOK**

Juni 2011

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

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

Nama : Sava Danugraha Budi

NPM : 0706262760

Tanda Tangan :

Tanggal : Jumat, 14 Juni 2011

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh

Nama : Sava Danugraha Budi
NPM : 0706262760
Program Studi : Fisika S-1 Reguler
Judul Skripsi : Pemetaan Lapisan Tipis dengan
Menggunakan *Integrated Energy Spectra*
Sebagai Input *Principal Component Spectral*
Analysis

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 I : Dr. rer. nat. Abdul Haris ()

Pembimbing II : Dr. Leonard Lisapaly ()

Penguji I : Dr. Syamsu Rosid ()

Penguji II : Dr. Waluyo ()

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 14 Juni 2011

KATA PENGANTAR

Terimakasih atas berkat dan kasih karunia yang Tuhan Yesus berikan kepada penulis, sehingga dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul **“Pemetaan Lapisan Tipis dengan Menggunakan *Integrated Energy Spectra* Sebagai Input *Principal Component Spectral Analysis*”** tepat pada waktunya. Penulisan tugas akhir ini merupakan salah satu persyaratan kelulusan program Peminatan Geofisika, Departemen Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia.

Penulis mengucapkan terimakasih kepada:

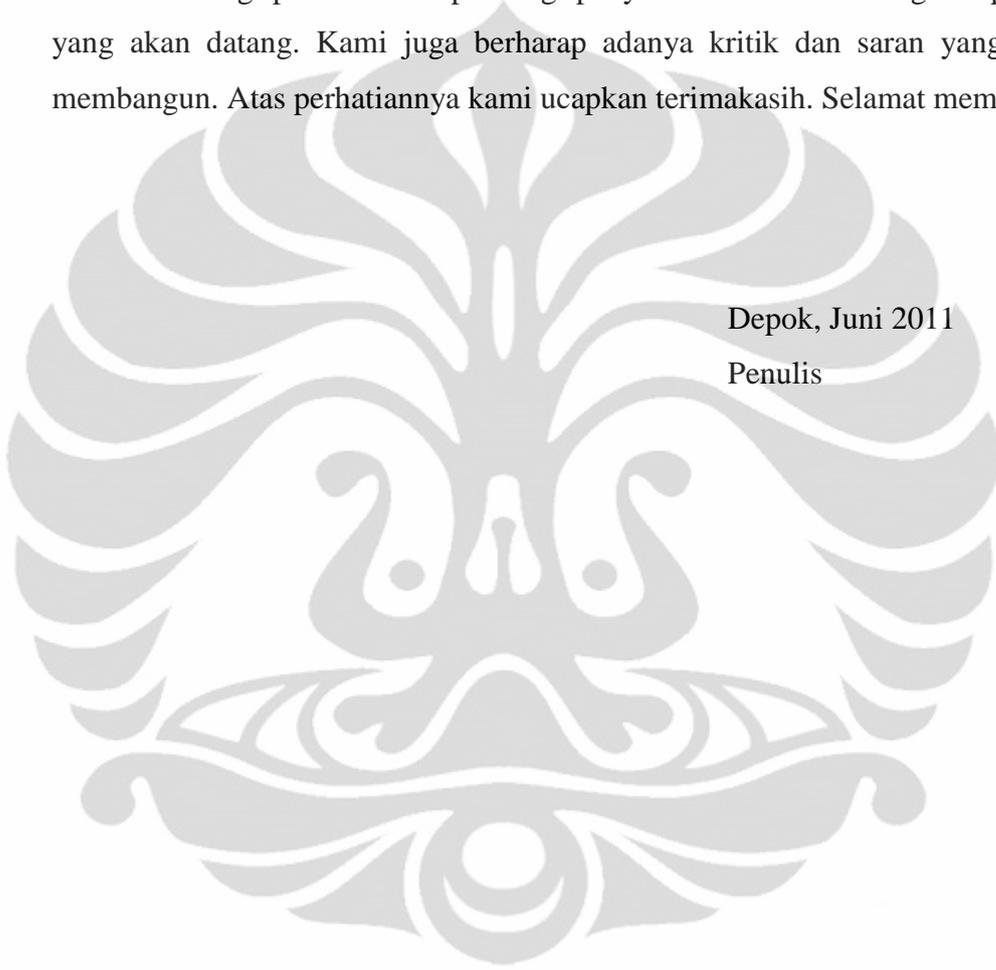
1. Kedua Orang Tua dan segenap keluarga penulis atas doa dan motivasinya sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. rer. nat. Abdul Haris, selaku dosen pembimbing I yang telah menyediakan waktu dan bimbingan selama menjalankan penelitian tugas akhir ini.
3. Bapak Dr. Leonard Lisapaly selaku pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan, pengetahuan dan waktu pada saya untuk menyelesaikan penelitian tugas akhir ini.
4. Bapak Dr. Syamsu Rosid selaku penguji I dan Ketua Program peminatan Geofisika FMIPA UI atas waktunya untuk berdiskusi serta memberikan saran dan masukan yang sangat bermanfaat.
5. Dr. Waluyo selaku penguji II atas waktunya untuk berdiskusi dan segala masukan serta koreksinya dalam laporan tugas akhir ini.
6. Seluruh Dosen dan Karyawan Departemen Fisika UI, khususnya Bu Ratna yang telah banyak membantu penulis dalam mengurus surat-surat dan berbagai berkas untuk melengkapi syarat pengajuan skripsi dan seminar.
7. Rekan, sahabat dan teman-teman seperjuangan di fisika UI terutama angkatan 2007. Tetap gapai impianmu rekan-rekan.
8. Teman-teman senior 2006, dan juga junior 2008 dan 2009 yang memberi semangat dan dukungan moril terhadap penulis. Tetap semangat rekan-rekan

9. Seluruh pihak yang membantu dalam pengerjaan tugas akhir ini baik secara langsung dan tidak langsung yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Akhir dari kata pengantar ini, penulis berharap semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi pembaca ataupun bagi penyusun dimasa sekarang ataupun masa yang akan datang. Kami juga berharap adanya kritik dan saran yang bersifat membangun. Atas perhatiannya kami ucapkan terimakasih. Selamat membaca.

Depok, Juni 2011

Penulis



HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

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

Nama : Sava Danugraha Budi
NPM : 0706262760
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 Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty- Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Pemetaan Lapisan Tipis dengan Menggunakan *Integrated Energy Spectra* Sebagai Input *Principal Component Spectral Analysis*.

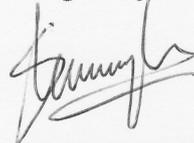
beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta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

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok

Pada Tanggal : 14 Juni 2011

Yang menyatakan,



(Sava Danugraha Budi)

Nama : Sava Danugraha Budi
Program Studi : Fisika
Judul : Pemetaan Lapisan Tipis dengan Menggunakan *Integrated Energy Spectra* Sebagai Input *Principal Component Spectral Analysis*

Abstrak

Deteksi dan resolusi dari lapisan tipis merupakan masalah penting dalam analisis reservoir. Semakin tipis lapisan menyebabkan semakin tingginya puncak frekuensi pada spektrum wavelet yang direfleksikan dari lapisan tipis relatif terhadap domain frekuensi dari wavelet seismik datang. Untuk itu, energi dari gelombang digunakan untuk mendapatkan *integrated energy spectra* (INTENS) sebagai fungsi dari frekuensi. INTENS merupakan hasil plot antara *integrated partial energy* dengan frekuensi yang dapat digunakan untuk mendeteksi perubahan ketebalan dari lapisan tipis yang tidak dapat langsung dikenali pada domain waktu.

Metode *integrated energy spectra* diterapkan pada model baji dan data seismik real 3 dimensi untuk mendapatkan penggambaran lapisan tipis yang lebih baik. Kemudian, untuk mempermudah analisis lapisan tipis, digunakan metode *principal component spectral analysis* (PCA) untuk mencari trend dari data yang dihasilkan. Metode ini mengkompaksi 86 komponen spectral yang harus dianalisa menjadi kurang dari 6 komponen utama. Hasil yang didapat menunjukkan PC band pertama dapat menggambarkan dengan baik distribusi channel. Jumlah dari 6 PC band pertama menunjukkan variansi sebesar 78% dan dapat menggambarkan distribusi channel yang lengkap. PCA dapat memproyeksikan fitur utama dengan baik pada beberapa PC band pertama dan menghilangkan sinyal yang tak berarti seperti noise.

kata kunci : *integrated energy spectra, principal component analysis, thin bed.*
xiv+ 44 halaman : 26 gambar
Daftar Acuan : 13 (1962 - 2010)

Name : Sava Danugraha Budi
Study Program : Physics
Topic : Thin Bed Mapping by Using an Integrated Energy Spectra as Input for Principal Component Spectral Analysis

Abstract

Detection and resolution of thin layers is an important issue in the analysis of the reservoir. A progressively thinner bed corresponds to a progressively higher peak frequency in the spectrum of the wavelet reflected from the thin bed relative to the dominant frequency of the incident seismic wavelet. the energy of the waveform is used to obtain integrated energy spectra as a function of frequency. INTegrated ENergy Spectra (INTENS) is a plot of integrated partial energy against frequency that can be used to detect changes in thickness of thin that are not immediately recognizable in the time domain.

Integrated energy spectra method applied to the wedge model and 3-dimensional real seismic data to obtain a better image of thin bed. Then, to analyze thin layers, principal component analysis (PCA) is used to find the trend of the data produced. This method decrease 86 spectral components that must be analyzed to less than 6 main components. The results show the first PC band can delineate channel distribution with good image. The sum of first 6 PC bands show variance by 78% and can delineate the complete distribution channel. PCA could project the main features on some first PC band and could eliminate bad signal such noise.

keywords : integrated energy spectra, principal component analysis, thin bed.

xiv + 44 pages : 26 figures

Bibliography : 13 (1962 - 2010)

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	vii
ABSTRAK.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
1. PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan Penelitian.....	2
1.3. Batasan Masalah.....	2
1.4. Metodologi Penelitian.....	3
1.5. Sistematika Penulisan.....	4
2. TEORI DASAR.....	5
2.1. Atribut Seismik.....	5
2.2. Resolusi Seismik Vertikal.....	6
2.3. Dekomposisi Spektral.....	7
2.4. Deret Fourier.....	11
2.5. Transformasi Fourier.....	12
2.6. Fast Fourier Transform.....	13
2.7. Integrated Energy Spectra (INTENS).....	14
2.8. Nilai Eigen dan Vektor Eigen.....	16
2.9. Matriks Kovarians.....	16
2.10. Principal Component Analysis.....	19
3. PENGOLAHAN DATA.....	22

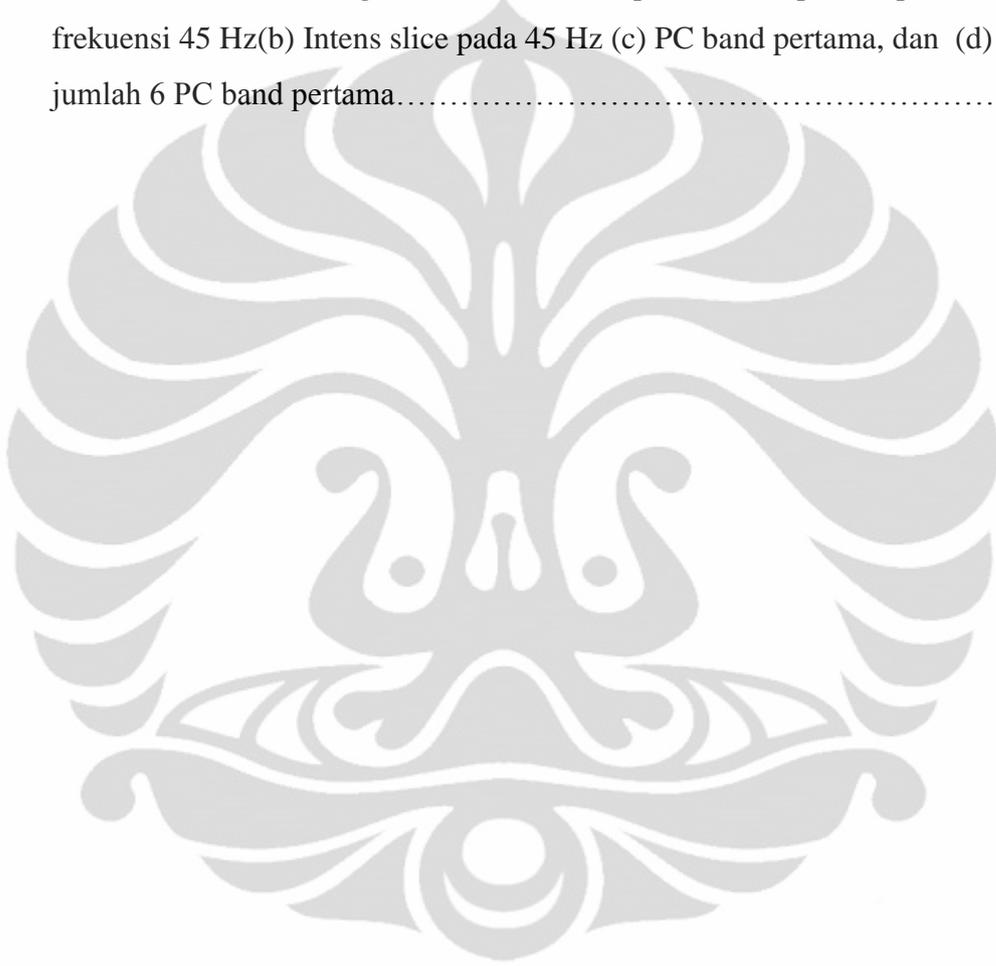
3.1. Pengolahan Data Sintetik.....	22
3.2. Pengolahan Data Seismik Real.....	24
4. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	28
4.1. Hasil dan Pembahasan Pengolahan Data Sintetik.....	28
4.2. Hasil dan Pembahasan Pengolahan Data Seismik Real 3 Dimensi...	34
5. KESIMPULAN.....	44
DAFTAR ACUAN.....	xiv
LAMPIRAN.....	xv



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Diagram Alir Metodologi Penelitian.....	3
Gambar 2.1 Respon seismik dari lapisan dengan ketebalan yang berbeda..	7
Gambar 2.2 Penggambaran spektrum lapisan tipis.....	8
Gambar 2.3 Dekomposisi spektral trace seismik pada <i>long window</i>	8
Gambar 2.4 Dekomposisi spektral trace seismik pada <i>short window</i>	9
Gambar 2.5 Model Baji (a) reflektifitas, (b) reflektifitas terfilter, (c) spektrum amplitude.....	10
Gambar 2.6 Peta delta berumur pleistocene di Gulf of Mexico pada frekuensi (a) 16Hz (b) 26hz	10
Gambar 2.7 INTENS untuk ketebalan dipol (atas) 8ms (bawah) 14ms. Garis penuh menunjukkan spektrum untuk trace sintetis dan garis putus-putus menunjukkan wavelet dating.....	15
Gambar 2.8 transformasi PCA variabel y_1 dan y_2	20
Gambar 3.1 Seismogram Sintetis pada Model Baji di Crossline 50.....	23
Gambar 3.2 Model Baji 3 Dimensi.....	24
Gambar 3.3 Data seismik pada time slice (47) ms, terlihat adanya pola channel.....	25
Gambar 3.4 Diagram alir pengolahan data.....	27
Gambar 4.1 Peta Time Slice dari Model Baji.....	29
Gambar 4.2 Spektrum Amplitudo Crossline 50.....	30
Gambar 4.3 Slice Frekuensi dari Model Baji yang Menunjukkan Pola Terang dan Gelap pada Frekuensi yang Berbeda-beda.....	30
Gambar 4.4 Slice INTENS pada Frekuensi yang Berbeda-beda Model 3 Dimensi yang Menunjukkan Pola Terang dan Gelap pada Frekuensi yang Berbeda-beda.....	31
Gambar 4.5 Spektrum pada line 45 dan cross line 50.....	32
Gambar 4.6 Spektrum INTENS diproyeksikan pada Principal Component	33
Gambar 4.7 Grafik Presentase Kovarians oleh Principal Component.....	34
Gambar 4.8 Time Slice dari Data Seismik 3 Dimensi.....	35
Gambar 4.9 Spektrum Amplitudo pada Data Seismik 3 Dimensi.....	37

Gambar 4.10 Spektrum INTENS pada Data Seismik 3 Dimensi.....	38
Gambar 4.11 PC Band (a) Pertama, (b) kedua, (c) ketiga, (d) ke-4, (e) ke-40.....	40
Gambar 4.12 Grafik Presentase Kovarians oleh Principal Component pada Data Seismik 3 Dimensi.....	41
Gambar 4.13 Perbandingan antara (a) Slice Spektrum Amplitudo pada frekuensi 45 Hz(b) Intens slice pada 45 Hz (c) PC band pertama, dan (d) jumlah 6 PC band pertama.....	43



BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Deteksi dan resolusi dari lapisan tipis merupakan masalah penting dalam analisis data seismik. Lapisan tipis didefinisikan ketika ketebalan *two-way traveltime* (TWT) lebih kecil daripada ketebalan tuning gelombang datang. Ketebalan dan bentuk dari reservoir menjadi penting dalam mengestimasi cadangan hidrokarbon.

Studi sebelumnya tentang resolusi lapisan tipis telah dilakukan. Studi tersebut berfokus pada domain waktu. Dalam paper Widess (1973), lapisan tipis didefinisikan memiliki ketebalan lebih kecil dari $\lambda/8$, di mana λ merupakan wavelength dominan pada wavelet seismik di lapisan tipis.

Selain itu, Partyka (1999) melakukan transformasi domain waktu menjadi domain frekuensi dengan transformasi fourier. Hasil spektrum amplitudonya dapat menggambarkan ketebalan lapisan temporal dan *phase spectra* menggambarkan diskontinuitas geologi.

Marangakis (1985), dalam papernya menyebutkan untuk model satu lapisan, semakin tipis lapisan menyebabkan semakin tingginya puncak frekuensi pada spektrum wavelet yang direfleksikan dari lapisan tipis relatif terhadap domain frekuensi dari wavelet seismik datang. Perubahan ke frekuensi yang lebih tinggi untuk refleksi dari lapisan tipis ini dapat diperkirakan dari adanya diferensiasi wavelet. Jadi, tanda dari lapisan tipis dalam domain frekuensi dapat membantu untuk menginterpretasi data jika gelombang domain waktu tidak dapat.

Untuk itu, energi dari gelombang digunakan untuk mendapatkan spektrum energi terintegrasi (INTENS) sebagai fungsi dari frekuensi. INTENS

merupakan hasil plot antara *integrated partial energy* dengan frekuensi yang dapat digunakan untuk mendeteksi perubahan ketebalan dari lapisan tipis yang tidak dapat langsung dikenali pada domain waktu (Marangakis, 1985).

Principal component analysis (PCA) merupakan metode analisa data statistik multivariabel yang berfungsi untuk mengurangi perulangan data spektral menjadi jumlah *principal component* yang lebih dapat di atur. Metode ini digunakan dengan cara merotasi sumbu agar sejajar dengan arah penyebaran data dan mengurutkan *principal component* berdasarkan besar nilai variasinya.

Dengan menghitung nilai INTENS pada data seismik dan mengolahnya dengan menggunakan *principal component analysis*, diharapkan lapisan tipis pada data seismik dapat dipetakan dengan baik.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. Mempelajari dan memahami prinsip *Integrated Energy Spectra* untuk menganalisa lapisan tipis pada data seismik.
- b. Mengaplikasikan metode *Integrated Energy Spectra* pada *Principal Component Analysis*
- c. Mengetahui distribusi channel dari hasil *Principal Component Analysis* tersebut.

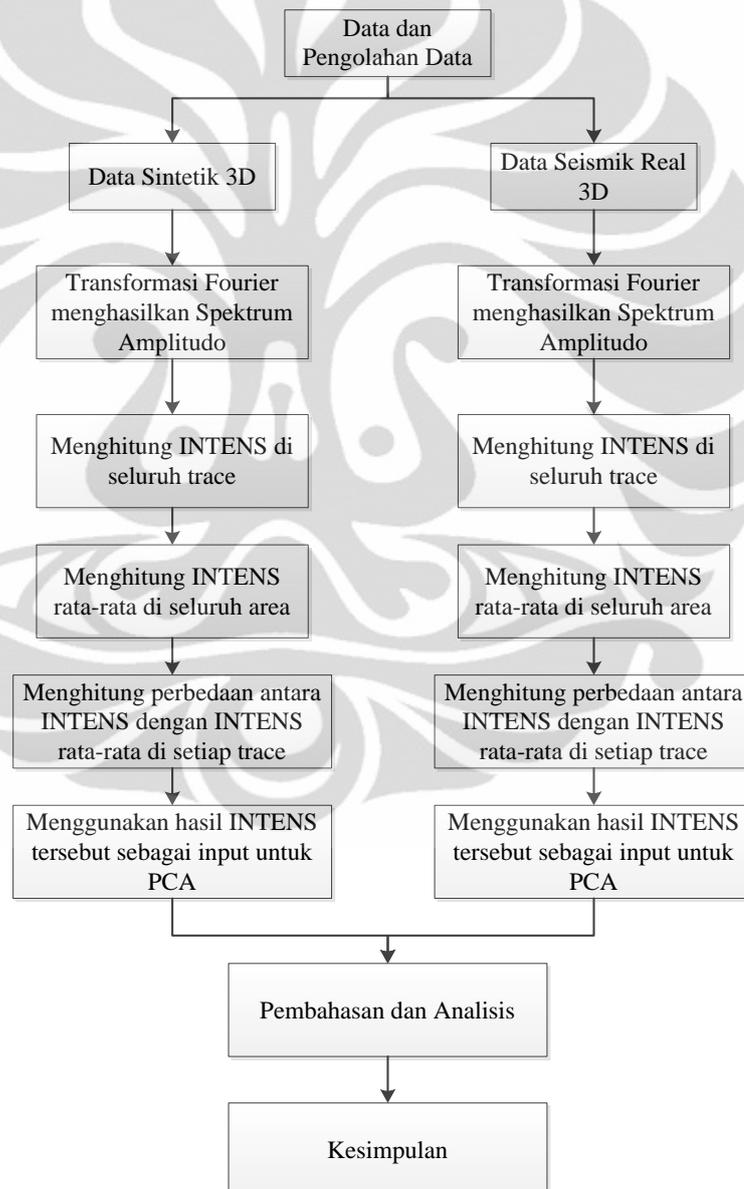
1.3 Batasan Masalah

Studi ini dibatasi dalam beberapa tahap yaitu menggunakan data model baji serta data seismik 3 dimensi dalam bentuk matriks, data seismik yang digunakan tidak dilengkapi dengan data log sumur, melakukan transformasi fourier pada kedua model tersebut, kemudian melakukan pengolahan data lanjut dengan prinsip *integrated energy spectra* dan menggunakannya sebagai

input dari *principal component spectral analysis* dan menganalisis hasil yang didapatkan untuk menentukan distribusi channel dari data tersebut

1.4 Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini digunakan dua data, yaitu data sintetik dan data real 3 dimensi yang kemudian akan dilakukan pengolahan data dengan menggunakan software MATLAB.



Gambar 1.1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

Pengolahan data sintetik dilakukan dengan pertama membuat data model baji 3 dimensi dan kemudian melakukan transformasi fourier. Hasil dari transformasi tersebut kemudian diolah lagi menggunakan metode *integrated energy spectra* dan menggunakannya sebagai input dari principal component analysis.

Pengolahan data seismik real dilakukan dengan mempersiapkan data seismik real 3 dimensi, kemudian menentukan time window yang akan diolah datanya. Setelah itu dilakukan transformasi fourier terhadap data tersebut. Hasil dari transformasi tersebut kemudian diolah lagi menggunakan metode *integrated energy spectra* dan menggunakannya sebagai input dari principal component analysis untuk menentukan distribusi channel pada data tersebut.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan Tugas Akhir ini secara singkat dijelaskan sebagai berikut. Pada BAB I berisi pendahuluan, bab ini terdiri dari latar belakang, tujuan penelitian, batasan masalah, metodologi penelitian dan sistematika penulisan tugas akhir ini.

Dalam BAB II berisi tinjauan pustaka, pada bab ini penulis akan membahas mengenai teori-teori yang mendasari penelitian dan juga mengenai penelitian-penelitian sebelumnya. Selanjutnya, pada BAB III berisi metodologi penelitian, bab ini meliputi desain penelitian, jenis data, metode pemrosesan data sintetik dan data seismik real 3 dimensi.

Kemudian, pada BAB IV berisi hasil dan pembahasan. Pada bab ini, penulis akan menganalisis dan membahas hasil penelitian secara komprehensif dengan menganalisa hasil INTENS yang didapatkan serta hasil dari *principal component analysis*. Akhirnya, pada BAB V penulis akan memamparkan kesimpulan dari analisa dan pembahasan penelitian ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Atribut Seismik

Atribut Seimik merupakan ukuran kuantitatif dari karakteristik seismik. Terdapat lebih dari 50 atribut yang berbeda yang berasal dari data seimik untuk membantu interpretasi dari struktur geologi, stratigrafi dan sifat batuan/cairan. Atribut seismik yang baik ialah sensitif pada fitur geologi atau sifat reservoir, atau memungkinkan kita untuk memetakan lingkungan struktur atau pengendapan yang berguna untuk menduga beberapa fitur atau sifat dari area yang penting. (Chopra, et al., 2005).

Terdapat banyak upaya untuk mengklasifikasi atribut seismik ke dalam kelompok-kelompok untuk pemahaman yang lebih baik. Taner, et al., 1994, mengelompokkan atribut ke dalam tipe geometri dan fisik. Atribut geometri digunakan untuk meningkatkan karakteristik geometri dari data seismik, sedangkan atribut fisik untuk menentukan parameter fisik dari bawah permukaan.

Pada jurnal *Geophysics*, Brown mengklasifikasikan atribut berdasarkan informasi yang kita miliki : waktu, amplitudo, frekuensi, dan atenuasi. Tiap klasifikasi tersebut selanjutnya dibagi menjadi kategori pre-stack dan post-stack. Atribut Post-stack kemudian di kelompokkan berdasarkan window horizon dan waktu. Atribut waktu digunakan untuk menentukan struktur dan amplitudo untuk sifat reservoir dan stratigrafi.

Berdasarkan Liner, et al., 2004, atribut dikelompokkan menjadi kategori general dan spesifik. Atribut yang memiliki dasar fisika dan matematika yang kuat, yang memberikan perilaku yang sama untuk setiap cekungan, dikelompokkan ke dalam kategori yang umum, seperti : *horizon peak*

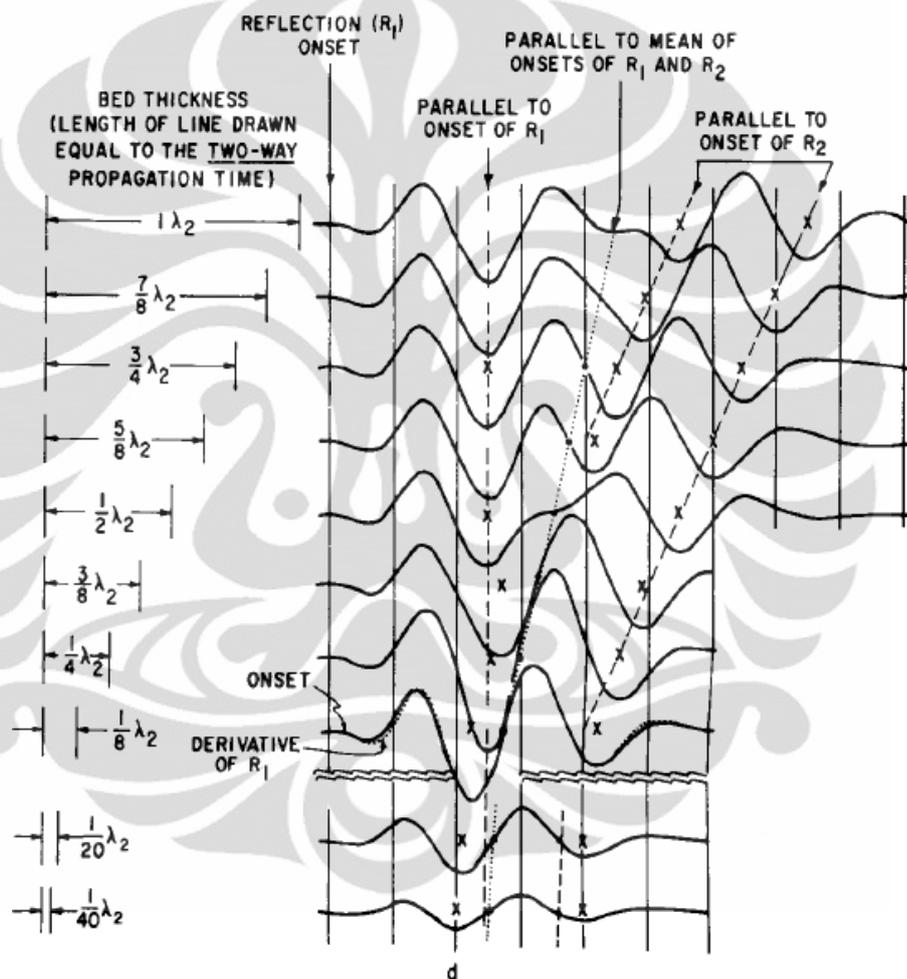
amplitude, time structure, complex amplitude and frequency, generalized hilbert attributes, horizon dip and azimuth, illumination, edge preserved smoothing, edge detection, AVO, coherence, dan dekomposisi spektral. Atribut spesial tidak berlaku secara umum, tetapi hanya dalam kasus khusus. Ini bergantung pada statistik korelasi sumur di lapangan sehingga metode ini tidak dapat digunakan di lapangan lain. Atribut spesial ini menarik perhatian karena geosains membutuhkan dasar informasi yang baru tentang bawah permukaan.

2.2. Resolusi Seismik Vertikal

Karena gelombang seismik yang merambat ke bawah permukaan bumi memiliki pita yang terbatas, mengalami atenuasi dan absorpsi, gelombang seismik memiliki batasan dalam penggambaran objek geologi yang halus. Ketika wavelet terinterferensi, efek tuning akan muncul, yang merupakan fenomena interferensi konstruktif atau destruktif dari gelombang dari event yang berjarak dekat atau refleksinya (*Schlumberger glossary*). Ketebalan tuning didefinisikan sebagai $\lambda/4$, yaitu batasan ketebalan ketika tidak dapat dibedakan dalam waktu.

Rayleigh membatasi resolusi dari 2 wavelet yang bersuperposisi ketika gambaran dipisahkan oleh interval waktu *peak to trough* sementara batasan ricker terjadi ketika gabungan gelombang memiliki kurvatur nol pada pusat maksimum (flat spot). Pada paper tentang lapisan tipis oleh Widess, 1973, didefinisikan bahwa *seismic resolution power* ialah $\lambda/8$. Kriteria ini berdasarkan kalkulasi bahwa gelombang kompleks dari refleksi lapisan tipis akan memperkirakan turunan waktu dari wavelet datang. Gelombang kompleks sepanjang lapisan tipis mendekati *time derivative* dari wavelet datang ketika lapisan mencapai ketebalan nol. Ia menjelaskan bahwa untuk mendefinisikan lapisan tipis membutuhkan konsep tentang *resolving power*. Ketika lapisan cukup tebal, refleksi dari top dan base dapat dibedakan dalam waktu. Tetapi ketika ketebalan mengecil, refleksi yang terekam akan

merupakan gabungan antara refleksi top dan base, yakni data lebih sedikit pada interface yang terpisah, tapi dalam bentuk kombinasi dari dua refleksi. Menurut Widess, hal itu berlanjut sampai ketebalan lapisan mencapai $\lambda/8$, dan ketika lapisan lebih tipis, tidak ada informasi lagi dari tiap interface yang terpisah. Ia juga menjelaskan bahwa resolving power tidak bergantung hanya pada frekuensi dominan tapi juga rasio signal to noise.

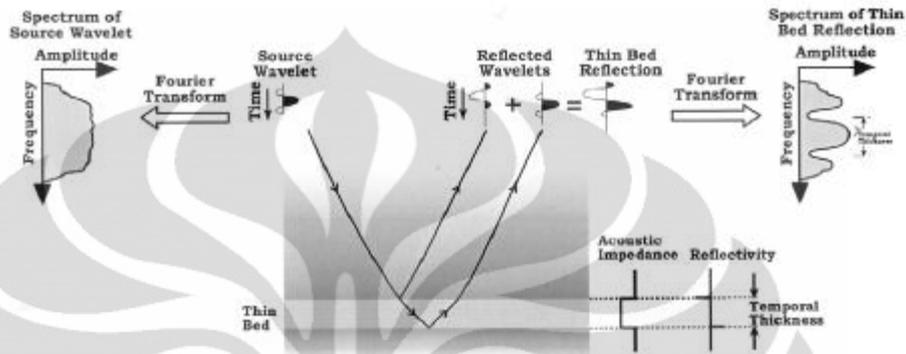


Gambar 2.1 Respon seismik dari lapisan dengan ketebalan yang berbeda. (Widess, 1973)

2.3. Dekomposisi Spektral

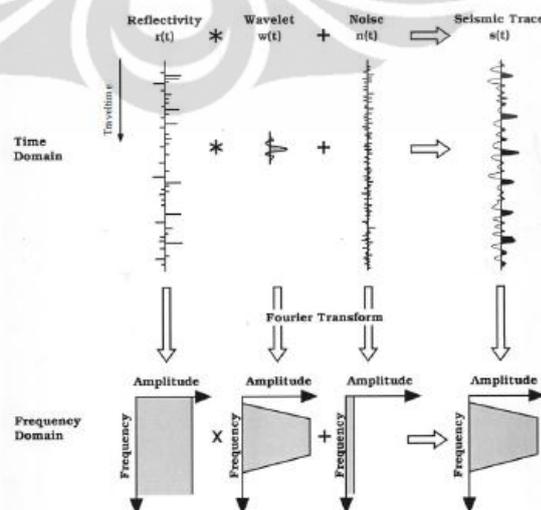
Dekomposisi spektral memiliki aplikasi dalam menginterpretasi data seismik, seperti untuk menggambarkan dan memetakan ketebalan lapisan

temporal dan diskontinuitas geologi. Dengan mentransformasi data seismik dari domain waktu ke domain frekuensi menggunakan transformasi fourier, spektrum amplitudo dapat memperlihatkan variasi ketebalan lapisan temporal sementara spektrum fase mengindikasikan diskontinuitas geologi (Partyka et al., 2009).

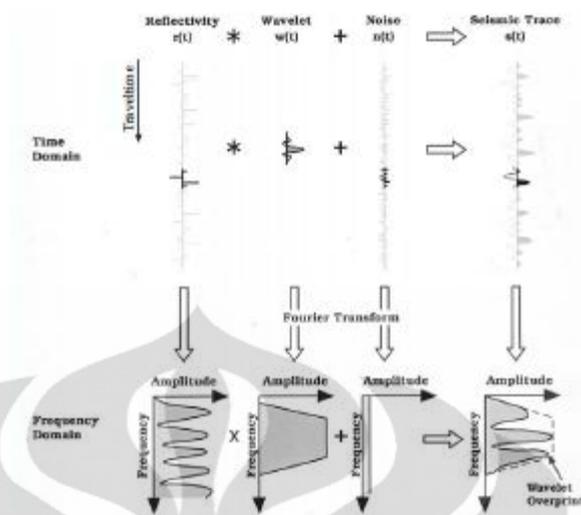


Gambar 2.2 Penggambaran spektrum lapisan tipis. (Partyka et al, 1999)

Konsep dasar dekomposisi spektral ini ialah karakteristik yang unik pada domain frekuensi ketika sinyal direfleksikan dari lapisan tipis. Pola *notch* dalam spektrum amplitudo mengindikasikan ketebalan lapisan temporal. Ketebalan lapisan temporal dapat diperkirakan dengan $1/d$, dimana d merupakan jarak antar notch. Dengan menggunakan dekomposisi spektral, lapisan kontinu dengan variasi ketebalan dapat dipetakan ke dalam peta frekuensi amplitudo yang berbeda.



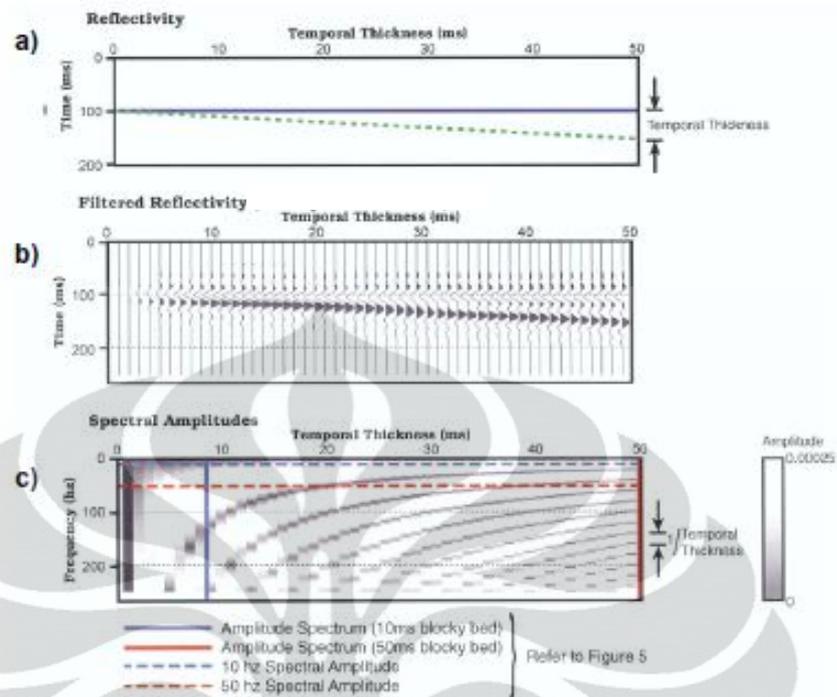
Gambar 2.3 Dekomposisi spektral trace seismik pada *long window* (Partyka et al, 1999)



Gambar 2.4 Dekomposisi spektral trace seismik pada short *window* (Partyka et al, 1999)

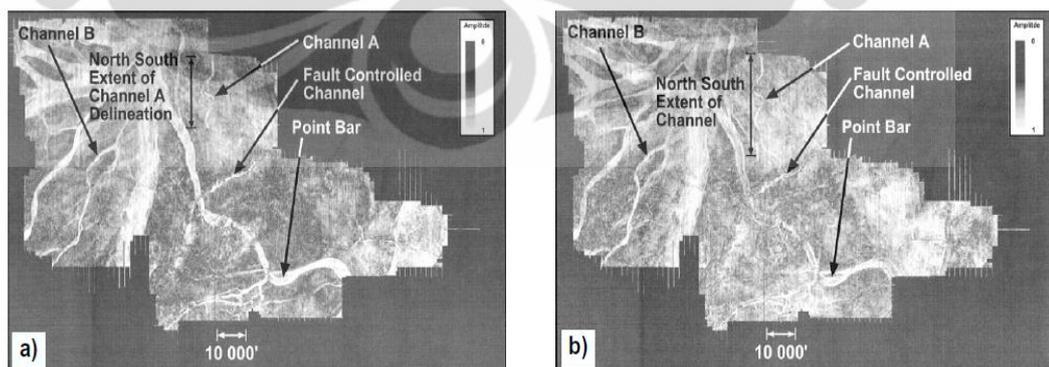
Transformasi dari long trace akan memberikan spektrum amplitudo yang memperkirakan spektrum wavelet, sementara, pada window yang lebih pendek, spektrum memberikan informasi tentang wavelet dan juga interferensi dari lapisan geologi dari window tertentu, ditunjukkan pada pola notch yang periodik.

Dengan menggunakan model baji, partyka et al, menunjukkan hubungan antara dekomposisi spektral dengan tuning lapisan tipis, contohnya, ketebalan temporal dari lapisan ditentukan dengan periode notch pada spectrum amplitudo yang berhubungan dengan frekuensi. Pada gambar terlihat bahwa periode dari pola notch lebih besar untuk lapisan yang lebih tipis dan sebaliknya. Cara lain untuk melihatnya ialah jika kita memotong pada frekuensi tertentu, contohnya 50Hz, kita dapat menggambarkan lapisan tipis yang memiliki ketebalan temporal 20ms dan 40ms.



Gambar 2.5 Model Baji (a) reflektifitas, (b) reflektifitas terfilter, (c) spektrum amplitudo (Partyka et al, 1999)

Pada kasus di Gulf of Mexico oleh Partyka et al (1999), ditunjukkan bahwa irisan kubus frekuensi menunjukkan delta pleistocene-age lebih baik daripada peta energi bandwidth penuhnya. Fitur yang berbeda ditunjukkan oleh tiap irisan frekuensi.



Gambar 2.6 Peta delta berumur pleistocene di Gulf of Mexico pada frekuensi (a) 16Hz (b) 26hz (Partyka et al, 1999)

Terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk mendekomposisikan seri waktu menjadi komponen spektral. Discrete Fourier Transform (DFT) konvensional hanya menghasilkan amplitudo spektral dengan tidak adanya informasi waktu. Karena trace seismik tidak stasioner dan komponen spektral berubah secara signifikan dengan waktu, metode yang tidak standar dari dekomposisi spektral dibutuhkan. Metode ini termasuk : short-time FFT dan continuous wavelet transform. Metode ini memberikan resolusi yang lebih baik dalam domain waktu dan frekuensi tetapi diluar lingkup penelitian ini

2.4. Deret Fourier

Deret fourier mendekomposisikan tiap fungsi periodik atau sinyal periodik ke dalam jumlah set fungsi osilasi sederhana, sin dan cos. Deret fourier diaplikasikan dalam teknik elektro, analisis vibrasi, akustik, optik, pemrosesan sinyal, dll. Deret fourier dari fungsi periodik $2\pi f(x)$ yang dapat diintegrasikan pada $[-\pi, \pi]$:

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(nx) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(nx) \quad (2.1)$$

Di mana:

$$a_0 = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) dx$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos(nx) dx, n \geq 0$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin(nx) dx, n \geq 1$$

a_n dan b_n disebut koefisien fourier dari fungsi f .

Dengan menggunakan persamaan euler, deret fourier dapat di ekspresikan dengan eksponensial:

$$e^{inx} = \cos(nx) + i \sin(nx) \quad (2.2)$$

Di mana i merupakan bilangan imajiner, persamaannya kemudian dapat ditulis

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{inx} \quad (2.3)$$

Di mana, koefisien fouriernya :

$$c_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) e^{-inx} dx \quad (2.4)$$

Sementara hubungan koefisien a_n , b_n , c_n :

$$a_n = c_n + c_{-n} \text{ untuk } n = 0, 1, 2, \dots$$

$$b_n = i(c_n - c_{-n}) \text{ untuk } n = 1, 2, \dots$$

2.5. Transformasi Fourier

Transformasi fourier merupakan operasi matematik yang mendekomposisikan sinyal ke dalam komponen frekuensi. Transformasi fourier ini berdasarkan deret fourier yang merepresentasikan fungsi dengan jumlah tak hingga dari gelombang cosinus dan sinus. Fourier transform dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$F(\xi) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2\pi i x \xi} dx, \text{ untuk setiap } \xi \text{ bilangan real} \quad (2.5)$$

Pada kasus ini, x merepresentasikan waktu (detik) dan ξ merepresentasikan frekuensi (Hz). Transformasi juga dapat dilakukan dari domain waktu ke domain frekuensi angular (ω). Proses sebaliknya ialah transformasi dari domain frekuensi ke domain waktu yang diformulasikan sebagai berikut

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\xi) e^{2\pi i x \xi} d\xi, \text{ untuk setiap } x \text{ bilangan real} \quad (2.6)$$

Sifat penting dari transformasi fourier ialah sifat komplementer, yaitu sebagai berikut :

- a. Jika $F(\xi)$ ialah transformasi fourier dari $f(x)$, maka $f(x)$ juga merupakan transformasi fourier dari $F(\xi)$
- b. Jika $f(x)$ ialah transformasi fourier dari $F(\xi)$, maka $F(\xi)$ juga merupakan transformasi fourier dari $f(x)$.

Transformasi fourier dapat dianggap sebagai ukuran atas seberapa besar suatu frekuensi ada di dalam frekuensi random. Seperti deret fourier, transformasi fourier menjumlah atau mengintegrasikan perkalian dari gelombang asli dengan gelombang periodik dengan frekuensi tertentu dan menghitung seberapa besar nilainya. Kemudian, bergerak ke frekuensi berikutnya dan mengulangi proses yang sama hingga akhirnya didapatkan grafik hubungan frekuensi dengan konstanta yang merepresentasikan seberapa dominan dalam gelombang.

2.6. Fast Fourier Transform (FFT)

Fast fourier transform (FFT) merupakan algoritma yang efisien untuk menghitung discrete fourier transform (DFT) dan inversinya. DFT mendekomposisikan suatu rangkaian nilai kedalam komponen-komponen frekuensi yang berbeda-beda. FFT memberikan hasil yang sama dengan menggunakan DFT tetapi lebih cepat. Menghitung DFT dari N menggunakan operasi $O(N^2)$, sedangkan FFT dapat menghasilkan nilai yang sama dengan hanya operasi $O(N \log N)$. perbedaan kecepatan perhitungan ini menjadi penting ketika digunakan untuk set data yang besar di mana N dapat ribuan atau jutaan.

Misalkan x_0, x_1, \dots, x_{N-1} merupakan bilangan kompleks maka DFTnya ialah :

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-i2\pi k \frac{n}{N}} \quad \text{dengan } k = 0, \dots, N-1 \quad (2.7)$$

Pada fungsi fft di software MATLAB, algoritma berdasarkan algoritma FFT Cooley Tukey. Algoritma ini memecahkan DFT menjadi DFT yang lebih kecil dan mengkombinasikannya dengan algoritma yang lain seperti algoritma Rader dan Bluestein untuk menangani faktor utama besar yang tidak dapat di dekomposisi oleh Cooley Tukey atau algoritma faktor utama adapat dimanfaatkan dalam memisahkan secara keseluruhan faktor utama agar lebih efisien.

Radix-2 decimation-in-time (DIT) FFT merupakan algoritma FFT Cooley Tukey yang sederhana dan sering digunakan. Pertama, Radix-2 DIT menghitung DFT dari input berindeks genap $x_{2m}(x_0, x_2, \dots, x_{N-2})$ dan input berindeks ganjil $x_{2m+1}(x_1, x_3, \dots, x_{N-1})$, dan kemudian mengkombinasikan hasilnya untuk menghasilkan keseluruhan rangkaian DFT:

$$X_k = \sum_{m=0}^{N/2-1} x_{2m} e^{-\frac{2\pi i}{N}(2m)k} + \sum_{m=0}^{N/2-1} x_{2m+1} e^{-\frac{2\pi i}{N}(2m+1)k} \quad (2.8)$$

2.7. Integrated Energy Spectra (INTENS)

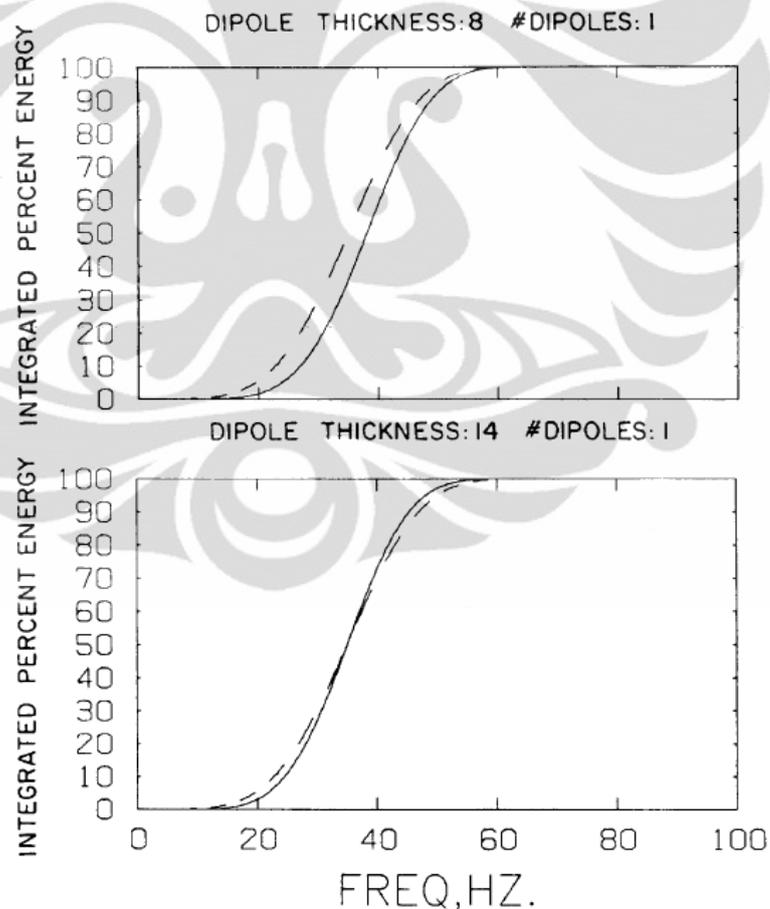
Untuk model satu lapisan, semakin tipis lapisan sebanding dengan semakin tingginya frekuensi puncak dalam spektrum dari wavelet yang dipantulkan lapisan tipis relatif ke frekuensi dominan dari wavelet seismik datang. Perubahan ke frekuensi yang lebih tinggi untuk pantulan dari lapisan tipis merupakan akibat dari perbedaan wavelet. Jadi, tanda dari lapisan tipis dalam domain frekuensi dapat membantu untuk menginterpretasikan data jika gelombang pada time domain tidak terterlihat. Untuk menyelesaikannya energi dari gelombang digunakan untuk mendapatkan spektrum energi terintegrasi sebagai fungsi dari frekuensi.

Ditunjukkan bahwa energi parsial terintegrasi di plot terhadap frekuensi, didefinisikan sebagai integrated energy spectra (INTENS), dapat digunakan untuk mendeteksi perubahan ketebalan dari lapisan tipis yang tidak langsung dikenali dalam domain waktu.

Energi parsial normalisasi terpadu atau persen spektrum energi terintegrasi $E(f)$ didefinisikan untuk bandwidth dari wavelet sebagai:

$$E(f) = 100 \int_{10}^f A(f)A^*(f) / \int_{10}^{60} A(f)A^*(f) df \quad (2.9)$$

Di mana $A(f)$, $f \leq 60$, merupakan amplitudo dari komponen spektral dan A^* ialah kompleks konjugatnya.



Gambar 2.7 INTENS untuk ketebalan dipol (atas) 8ms (bawah) 14ms. Garis penuh menunjukkan spektrum untuk trace sintetik dan garis putus-putus menunjukkan wavelet datang (Marangakis et al, 1985)

Perbandingan INTENS dengan spektrum amplitudo konvensional menunjukkan bahwa puncak amplitudo tinggi pada spektrum amplitudo bertransformasi menjadi slope di INTENS. Dibandingkan dengan wavelet datang, INTENS untuk lapisan tipis menunjukkan titik-titik infleksi yang sesuai dengan puncak pada spektrum amplitudo pada frekuensi tinggi. Spektrum energi Terintegrasi dipengaruhi oleh spektrum amplitudo dan juga bentuk spektrumnya.

2.8. Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Vektor eigen dari suatu matriks di definisikan sebagai vektor yang merubah dalam nilai tapi tidak dalam arah jika dioperasikan pada suatu matriks. Jika suatu vektor di-*flip* pada arah yang berlawanan, vektor itu masih disebut vektor eigen dari matriks A. Suatu skalar yang dikalikan oleh vektor eigen dan memberikan matriks yang sama seperti ditransformasikan vektor eigen disebut sebagai nilai eigen dari vektor eigen tersebut.

Jika ada suatu matriks C, nilai eigen λ dan vektor eigen v dapat ditentukan dengan persamaan

$$Cv = \lambda v \quad (2.10)$$

Dengan mengatur persamaan di atas, kita mendapatkan bahwa $(C - \lambda I)v = \mathbf{0}$, yang dapat berarti $\det(C - \lambda I) = 0$. Determinannya dapat diperluas ke dalam polinomial batas λ . Konsep ini berguna dalam principal component analysis karena nilai eigen yang terbesar berhubungan dengan komponen yang paling penting (vektor eigen) dari data.

2.9. Matriks Kovarians

Kovariansi ialah pengukuran statistik untuk menganalisa hubungan antara beberapa dimensi, yakni seberapa banyak dimensi berbeda dari rata-rata

dengan hubungannya satu sama lain. Jika suatu perhitungan kovariansi dari dimensi dengan dimensi itu sendiri, akan didapatkan variansinya.

Persamaan dari kovariansi:

$$S_{xy} = \text{cov}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(n-1)} = E[(X_i - \mu_x)(Y_i - \mu_y)] \quad (2.11)$$

Di mana μ_x merupakan $E(X)$ atau nilai x yang diharapkan dan μ_y ialah $E(Y)$.

Hasil dari perhitungan di atas menjelaskan tentang hubungan antara dimensi X dan Y . Jika suatu kovarians positif, dapat disimpulkan bahwa semua dimensi nilainya bertambah bersamaan dan jika kovariansnya negatif salah satu dimensi bertambah dan yang lain berkurang.

Kovarians selalu merupakan pengukuran untuk lebih dari 1 dimensi. Untuk data n dimensi, kita dapat menghitung perbedaan nilai kovarians $\frac{n!}{(n-2)! \cdot 2}$.

Cara yang digunakan untuk mendapatkan semua nilai kovarians yang mungkin ialah menghitungnya dan meletakkannya pada matriks. Matriks kovarians dari kumpulan data dengan dimensi n ialah:

$$C = (c_{j,k}, c_{j,k} = \text{cov}(\text{dim}_j, \text{dim}_k)) \quad (2.12)$$

Dimana $C_{j,k}$ merupakan komponen j dan k dari matriks kovarians, dan dim_n ialah dimensi ke- n .

Cara yang juga dapat digunakan untuk menyatakan matriks kovarians ialah

$$C = \begin{pmatrix} c_{j,k} & \cdots & c_{j,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n,k} & \cdots & c_{n,n} \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

Karena kovariansi bergantung pada skala X dan Y, sulit untuk membandingkan kovarians dari pasangan variabel yang berbeda. Contohnya, jika kita mengganti skala dari meter menjadi kilometer, kovarians akan berubah.

Misalkan kita memiliki variabel Z yang merupakan transformasi dari Y dan dihubungkan oleh persamaan

$$Z = A^T * Y \quad (2.14)$$

Di mana P ialah matriks rotasi ortonormal. Maka jika kita ingin menemukan matriks kovarians Z, S_z dalam bentuk matriks kovarians Y, S_y , kita dapat menurunkan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S_z &= E[ZZ^T] \\ &= E[(A^T Y)(A^T Y)^T] \\ &= E[(A^T Y)(Y^T A)] \\ &= A^T E[YY^T] A \\ &= A^T S_y A \end{aligned} \quad (2.15)$$

Sekarang kita memiliki $AS_z = S_y A$, jika

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \\ S_z &= \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Kita akan mendapatkan $[\lambda_1 a_1, \dots, \lambda_n a_n] = [S_y a_1, \dots, S_y a_n]$ Di mana λ_n ialah nilai eigen dan a_n merupakan vektor eigen dari matriks kovarians S_y .

2.10. Principal Component Analysis

Principal Component Analysis merupakan metode analisis data multivarians yang bertujuan untuk mereduksi dimensionalitas dari variabel yang saling terhubung dan memaksimalkan varians dari kombinasi linear variabel-variabel, yakni mencari dimensi sepanjang dimana distribusi data tersebar secara maksimal. Metode ini merupakan metode yang telah digunakan dalam menganalisis data seismik. Pada tahun 1999, Scheevel, et al., menjelaskan aplikasi dari PCA pada amplitudo seismik untuk karakteristik reservoir. Guo, et al., 2009, mengenalkan PCA pada komponen spektrum seismik. Tujuan dari PCA ini ialah untuk mereduksi jumlah komponen spektral dari 80 atau lebih menjadi jumlah principal komponen yang lebih dapat diatur.

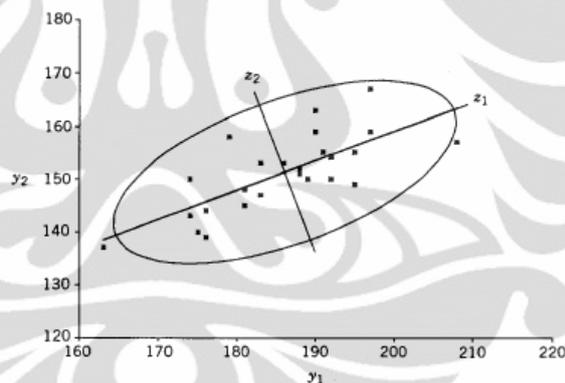
Asumsikan kita memiliki sejumlah n vektor variabel y_1, y_2, \dots, y_n yang membentuk kumpulan titik pada ruang dimensi p . Jika semua variabel dikorelasikan, kumpulan titik elipsoidal tidak berorientasi sejajar terhadap semua sumbu yang direpresentasikan y_1, y_2, \dots, y_n . Kemudian kita temukan sumbu natural dari kumpulan titik elipsoidal dengan origin pada y , vektor rata-rata dari y_1, y_2, \dots, y_n . Hal ini dilakukan dengan menyalin origin ke y dan kemudian merotasikan sumbunya. Dalam cara ini, semua variabel akan tidak terkorelasikan setelah rotasi sumbu. Rotasi sumbu selesai dengan mengalikan y_i dengan matriks ortogonal A , yang mentransformasikan y_i ke z_i dengan jarak yang sama dari origin:

$$z_i = Ay_i \quad (2.17)$$

Mengetahui sumbu dari kumpulan data elipsoidal sama dengan mengetahui matriks ortogonal A yang merotasi sumbu untuk sejajar dengan perluasan natural dari kumpulan titik sehingga *principal components* z_1, z_2, \dots, z_n tidak terkorelasi. Jadi, kita menginginkan matriks kovarians dari z , $S_z = ASA'$ menjadi diagonal

$$S_z = ASA' = \begin{pmatrix} S_{z_1}^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & S_{z_2}^2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & S_{z_n}^2 \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

Di mana S merupakan sampel kovarians matriks dari y_1, y_2, \dots, y_n . Karena A ialah matriks ortogonal dimana kolomnya merupakan vektor eigen dari S , $S_z = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, di mana λ_i merupakan nilai eigen dari S . principal component merupakan variabel yang di transformasikan $z_1 = \mathbf{a}_1' \mathbf{y}$, $z_2 = \mathbf{a}_2' \mathbf{y}$, \dots , $z_n = \mathbf{a}_n' \mathbf{y}$. principal component dengan nilai eigen yang terbesar dalam kasus ini, z_1 , memiliki variansi yang terbesar dan z_n memiliki variansi yang terkecil.



Gambar 2.8 transformasi PCA variabel y_1 dan y_2 (Rencher, 2002)

Sumbu ortogonalnya disebut vektor eigen dan merepresentasikan spektrum pada domain frekuensi orisinal. Proyeksi dari spektrum orisinal ke atas sumbu tersebut disebut pita principal components (PC bands). Jumlah total dari varian yang tiap PC band dapat merepresentasikan ditentukan oleh nilai eigen yang sesuai. Dibandingkan dengan komponen frekuensi orisinal, PC band merupakan kombinasi linear ortogonal dari spektrum orisinal. Kita mengkalkulasikan jumlah yang sama dari output PC bands seperti input komponen spektral. PC band yang pertama

merepresentasikan presentase terbesar dari varians data, PC band yang kedua merepresentasikan varians data terbesar kedua, dan selanjutnya. PC bands yang terakhir merepresentasikan bagian yang tidak berhubungan dari data spektral termasuk noise random.



BAB III PENGOLAHAN DATA

3.1. Pengolahan Data Sintetik

Dalam penelitian ini, dibuat model data sintetik 3 dimensi yang digunakan untuk mengevaluasi spektrum energi terintegrasi sebagai input dari PCA. Model ini diharapkan dapat mengilustrasikan dengan baik efek tuning pada kasus lapisan tipis. Model ini juga diharapkan dapat dijadikan sebagai model hipotesis dari suatu lapisan yang menjadi tebal di satu arah.

Tujuan dari pemrosesan data sintetik ini ialah untuk mengetahui tampilan data tersebut dalam potongan frekuensi menggunakan dekomposisi spektral, melihat INTENS tiap-tiap trace, INTENS rata-rata dari seluruh area, dan menghitung perbedaannya. Kemudian, dari hasil tersebut dilihat tingkat efektivitas dari pca dalam menggambarkan keseluruhan model baji yang telah dibuat.

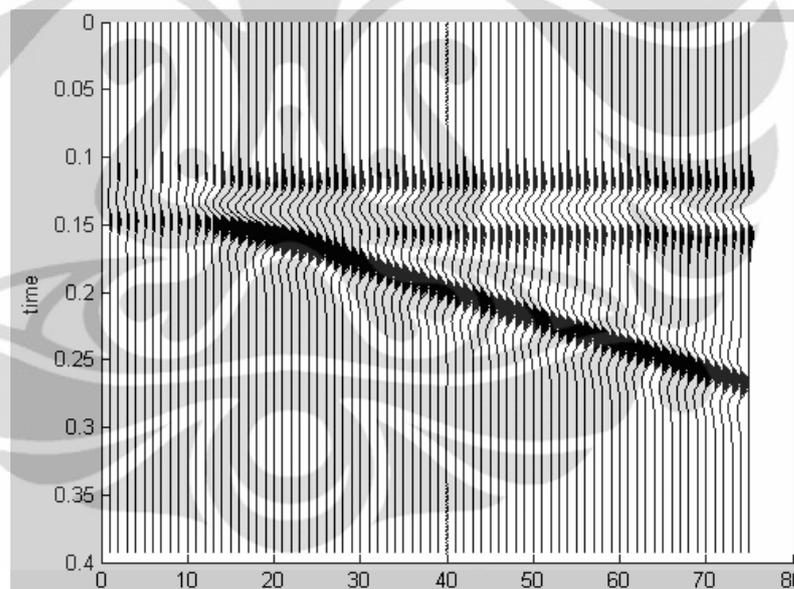
Model baji sintetik ini dibuat dengan menentukan koefisien refleksi. Koefisien refleksi yang digunakan yaitu sebesar -0.6 untuk atas dan 0.6 untuk base nya. Kemudian model ini di konvolusikan ricker wavelet 20 Hz dan sampel interval 2ms. Model ini dalam bentuk 3 dimensi dan memiliki 128 sampel vertikal, 75 inline dan 80 crossline. Interface top dan base dapat dibedakan pada bagian yang relatif tebal tetapi refleksinya akan berinterferensi destruktif ketika ketebalannya berkurang.

Kemudian, semua trace dari model tersebut di transformasi ke domain frekuensi dengan FFT menggunakan fungsi `fft` di MATLAB. Transformasi ini dilakukan dengan menggunakan output sebanyak 125. Setelah itu, dengan menggunakan persamaan:

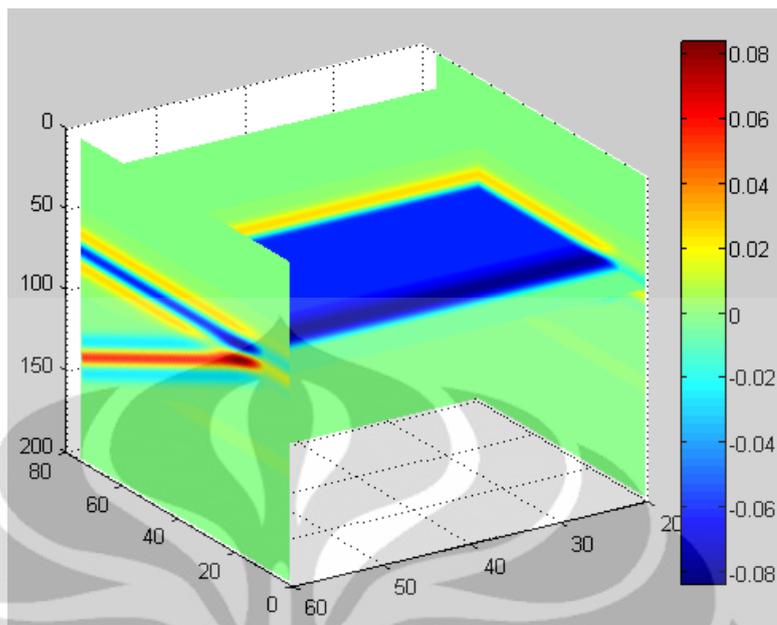
$$E(f) = 100 \int_1^f A(f)A^*(f) / \int_1^{125} A(f)A^*(f) df \quad (3.1)$$

Didapatkan INTENS seluruh trace dari model 3D tersebut. Kemudian, dihitung INTENS rata-rata dari seluruh area model tersebut. Lalu, dari hasil tersebut di hitung perbedaan antara INTENS seluruh trace dengan INTENS rata-rata.

Perhitungan di atas menghasilkan 125 komponen spektral. Komponen ini kemudian di korelasikan untuk mendapatkan matriks kovarians 125 x 125. Dari matriks kovarians tersebut, dilakukan perhitungan PCA. Vektor eigen di dekomposisikan dari matriks kovarians dan kemudian data orisinal di proyeksikan ke vektor eigen untuk mendapatkan komponen yang baru.



Gambar 3.1 Seismogram Sintetik pada Model Baji di Crossline 50

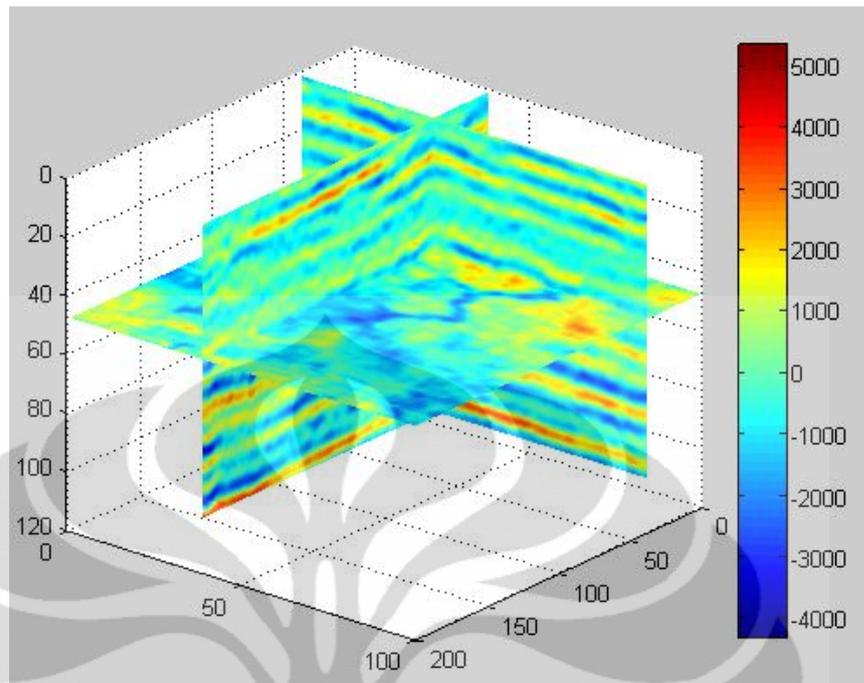


Gambar 3.2 Model Baji 3 Dimensi

3.2. Pengolahan Data Seismik Real

Penelitian selanjutnya menggunakan data seismik 3 dimensi. Hal ini dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas metode INTENS sebagai input dari PCA untuk menganalisis lapisan tipis. Data yang digunakan didapatkan dalam bentuk matriks (*.mat) yang kemudian diolah menggunakan MATLAB.

Data yang digunakan memiliki 101 sampel waktu dengan sampling rate 2 ms, dan memiliki 100 line dan 200 crossline. Data ini merupakan data dari Stratton Field, Texas. Data ini tidak dilengkapi dengan data log sumur. Dalam penelitian ini, ditentukan zona yang diinginkan di mana fitur geologi tampak. Dengan menentukan zona ini diharapkan akan memberi perkiraan yang baik pada representasi domain frekuensi. Jika hal ini tidak dilakukan, spektrum frekuensinya tidak dapat menjelaskan spektrum yang diinginkan dari fitur yang tajam. Penentuan zona yang diinginkan ini dilakukan dengan meninjau time slice dari data seismik tersebut.



Gambar 3.3 Data seismik pada time slice (47) ms, terlihat adanya pola channel

Kemudian, semua trace dari data tersebut di transformasi ke domain frekuensi dengan algoritma Fast Fourier Transform menggunakan fungsi `fft` di MATLAB. Transformasi ini dilakukan dengan menggunakan output sebanyak 501. Hasilnya merupakan 501 komponen spektral dengan kenaikan 1 Hz.

Setelah mendapatkan hasil dari transformasi tersebut, kemudian dilakukan perhitungan *integrated energy spectra* (INTENS). Perhitungan ini dilakukan pada seluruh trace (data 3 dimensi) dengan menggunakan persamaan:

$$E(f) = 100 \int_1^f A(f)A^*(f) / \int_1^{250} A(f)A^*(f) df \quad (3.2)$$

Kemudian, dihitung INTENS rata-rata dari seluruh area model tersebut. Lalu, dari hasil tersebut di hitung perbedaan antara INTENS seluruh trace dengan INTENS rata-rata.

Dari hasil perhitungan tersebut kemudian hasilnya dijadikan input untuk matriks kovarians. Perhitungan matriks kovarians dilakukan dengan

menggunakan fungsi *cov* (covariance matrix) pada MATLAB. Dari perhitungan ini dihasilkan matriks kovarians berukuran 86 x 86.

Kemudian, didekomposisikan matriks kovarians ke dalam vektor eigen v_p dan nilai eigen λ_p dengan persamaan dari Guo et al. :

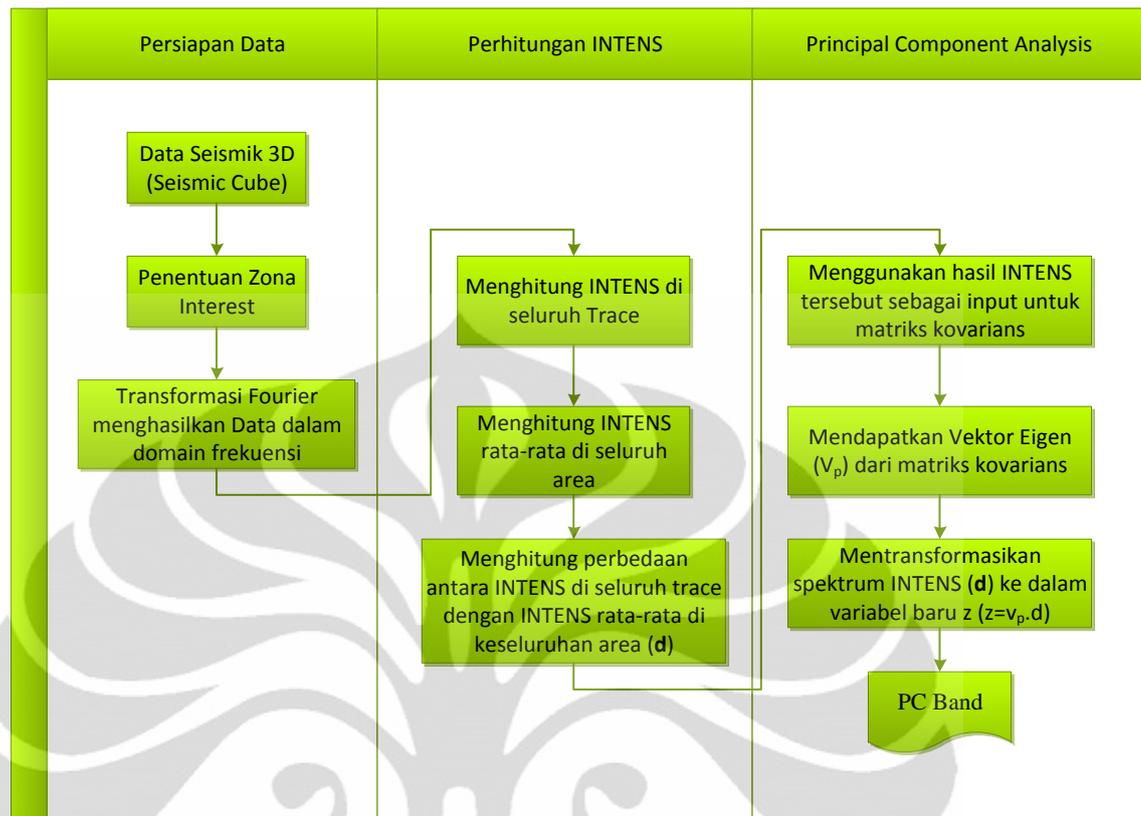
$$Cv_p = \lambda_p v_p \quad (3.3)$$

Dengan menggunakan MATLAB, vektor eigen didapatkan dengan memanfaatkan fungsi *pcacov* pada matriks kovarians. Fungsi ini akan menghasilkan 3 buah keluaran, yaitu : COEFF, latent, dan explained. COEFF merupakan matriks $p \times p$ yang tiap kolomnya mengandung koefisien dari principal component yang disortir berdasarkan penurunan variansi. COEFF berbeda dengan vektoreigen yang dihasilkan oleh fungsi *eig* pada MATLAB, karena fungsi COEFF merupakan vektor eigen yang ternormalisasi dari matriks kovarians, sehingga semua vektornya merupakan satuan panjang. Latent merupakan vektor yang berisi variansi principal component, merupakan nilai eigen dari matriks kovarians C . Variabel explained merupakan presentase dari tiap variansi komponen. Nilai ini menunjukkan seberapa banyak PC band merepresentasikan keseluruhan data. Variansi yang besar menunjukkan bahwa principal component menangkap trend utama dari data tersebut.

Langkah terakhir yaitu mentransformasikan spektrum INTENS d ke dalam variabel baru z menggunakan persamaan

$$z = v_p d \quad (3.4)$$

di mana kombinasi linearnya memiliki variansi maksimum. Principal komponennya disortir dalam urutan penurunan nilai eigen di mana nilai eigen yang terbesar merepresentasikan kombinasi linear dari variansi maksimum.



Gambar 3.4 Diagram alir pengolahan data

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

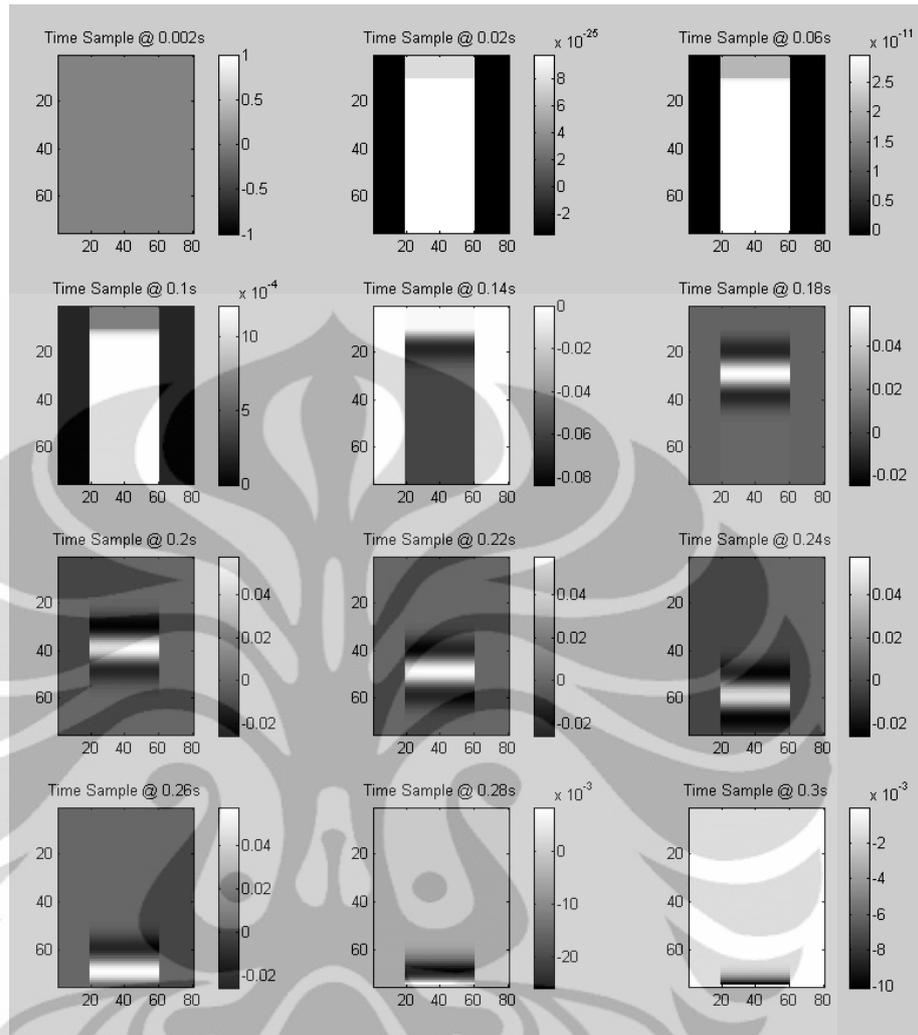
4.1. Hasil dan Pembahasan Pengolahan Data Sintetik

Dari data sintetik 3 dimensi, dilakukan tinjauan terhadap peta time slice dari model baji yang telah di buat. Terlihat bahwa, *time slice* hanya memetakan sebagian daerah dari model tersebut. Hal ini dikarenakan *time slice* sensitif terhadap posisi interface dalam domain waktu. Dari *time slice* tersebut terlihat bahwa model baji tersebut menebal ke bawah (Gambar 4.1).

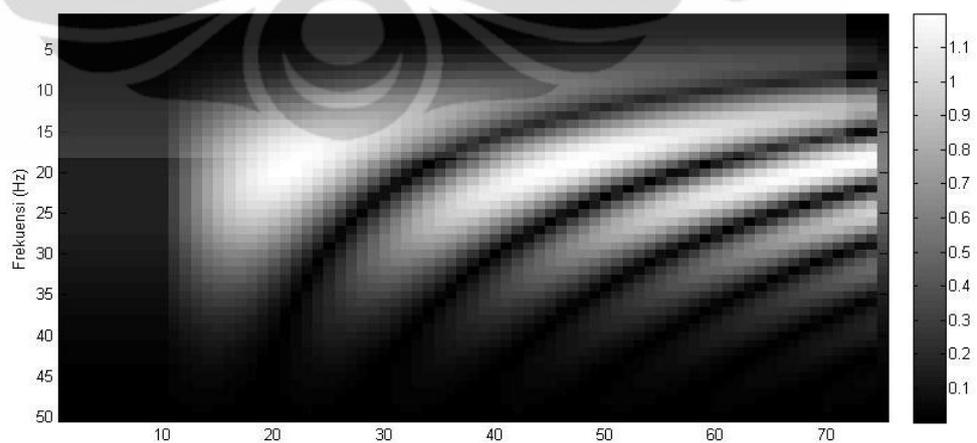
Kemudian, dari hasil transformasi fourier semua trace dari domain waktu ke domain frekuensi, didapatkan *frequency slice* yang memberikan gambaran dari ketebalan lapisan temporal. Dari spektrum amplitudo pada crossline 50, terlihat bahwa perbedaan ketebalan baji memiliki respon amplitudo yang berbeda. Hal ini terlihat pada slice frekuensi nya, terdapat pita terang dan gelap yang mengindikasikan ketebalan temporal tertentu (Gambar 4.2).

Kemudian, pada hasil dekomposisi spektral, terlihat bahwa pada frekuensi 3 - 6 Hz dekomposisi spektral dapat menggambarkan sebagian besar dari model baji tersebut tanpa adanya pita-pita terang dan gelap (Gambar 4.3).

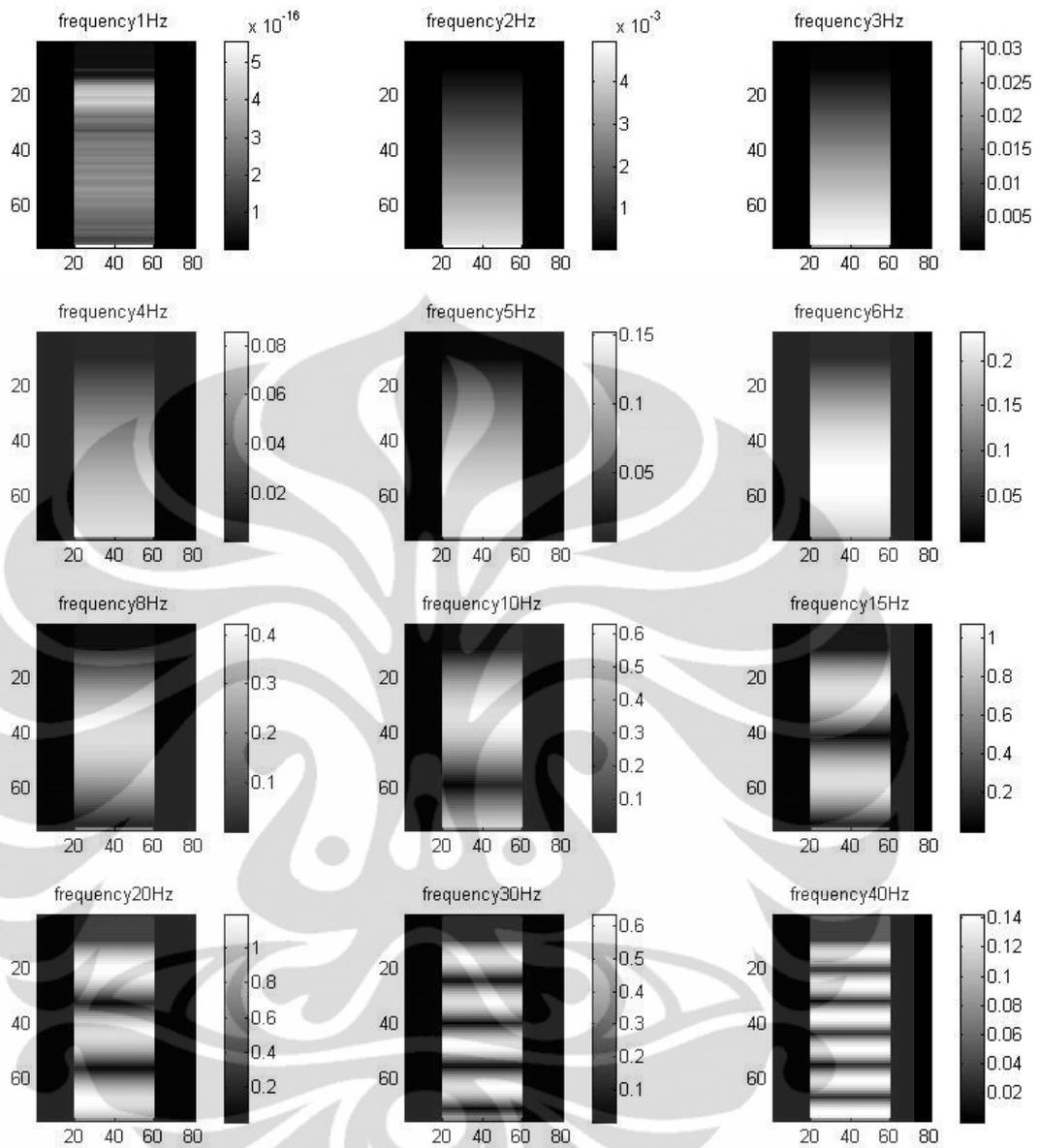
Kemudian, hasil dari perbedaan INTENS rata-rata dari seluruh area model 3 dimensi tersebut dengan INTENS seluruh trace menunjukkan bahwa, model baji dapat digambarkan oleh INTENS (Gambar 4.4).



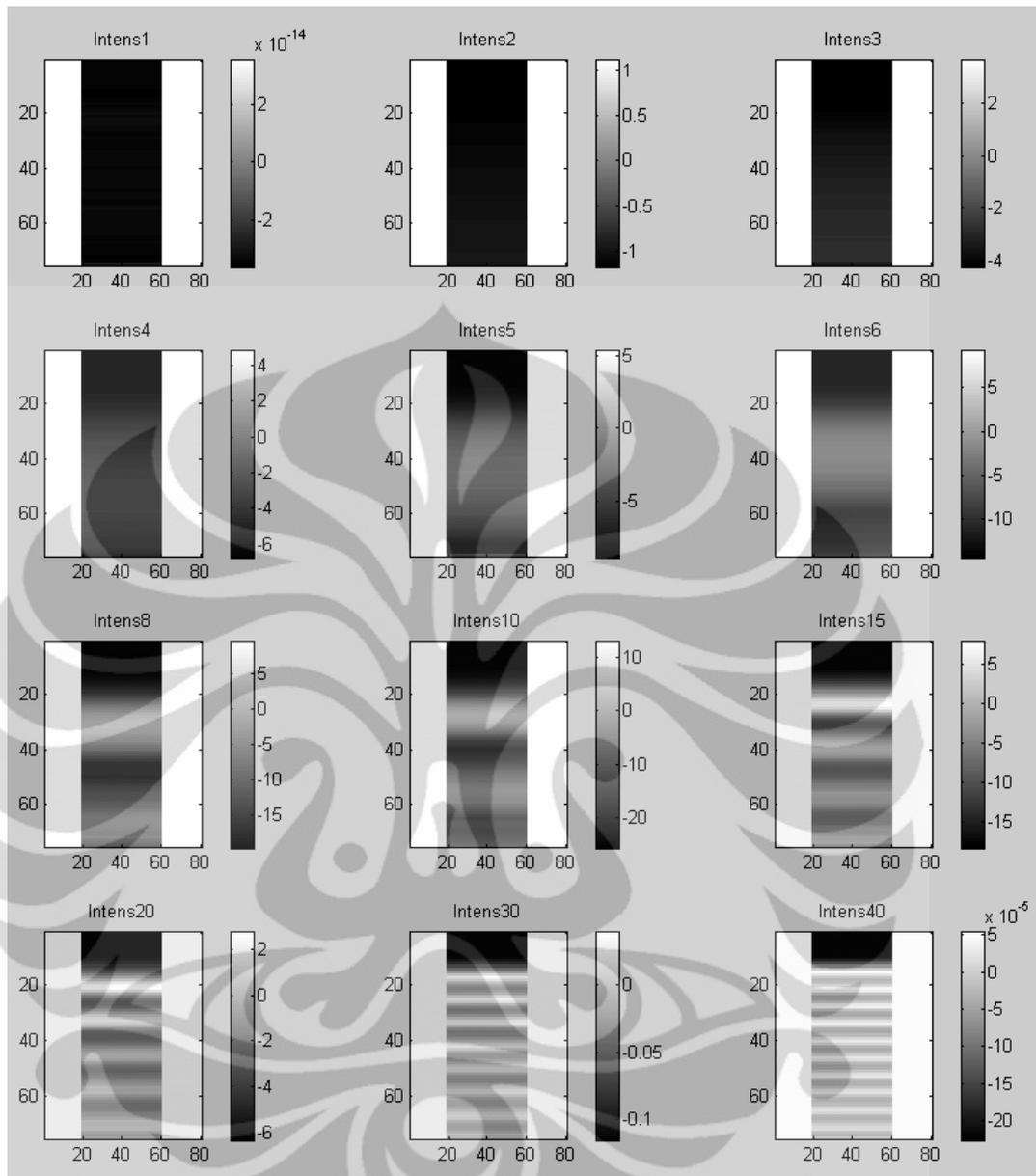
Gambar 4.1 Peta Time Slice dari Model Baji



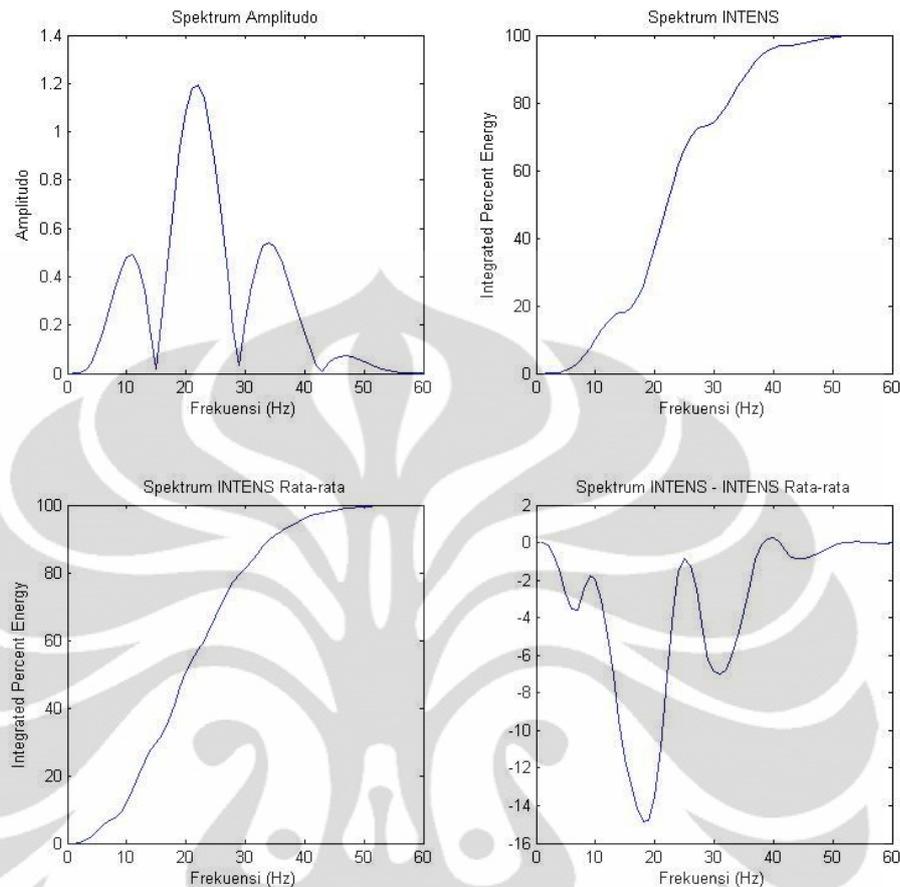
Gambar 4.2 Spektrum Amplitudo Crossline 50



Gambar 4.3 Slice Frekuensi dari Model Baji yang Menunjukkan Pola Terang dan Gelap pada Frekuensi yang Berbeda-beda

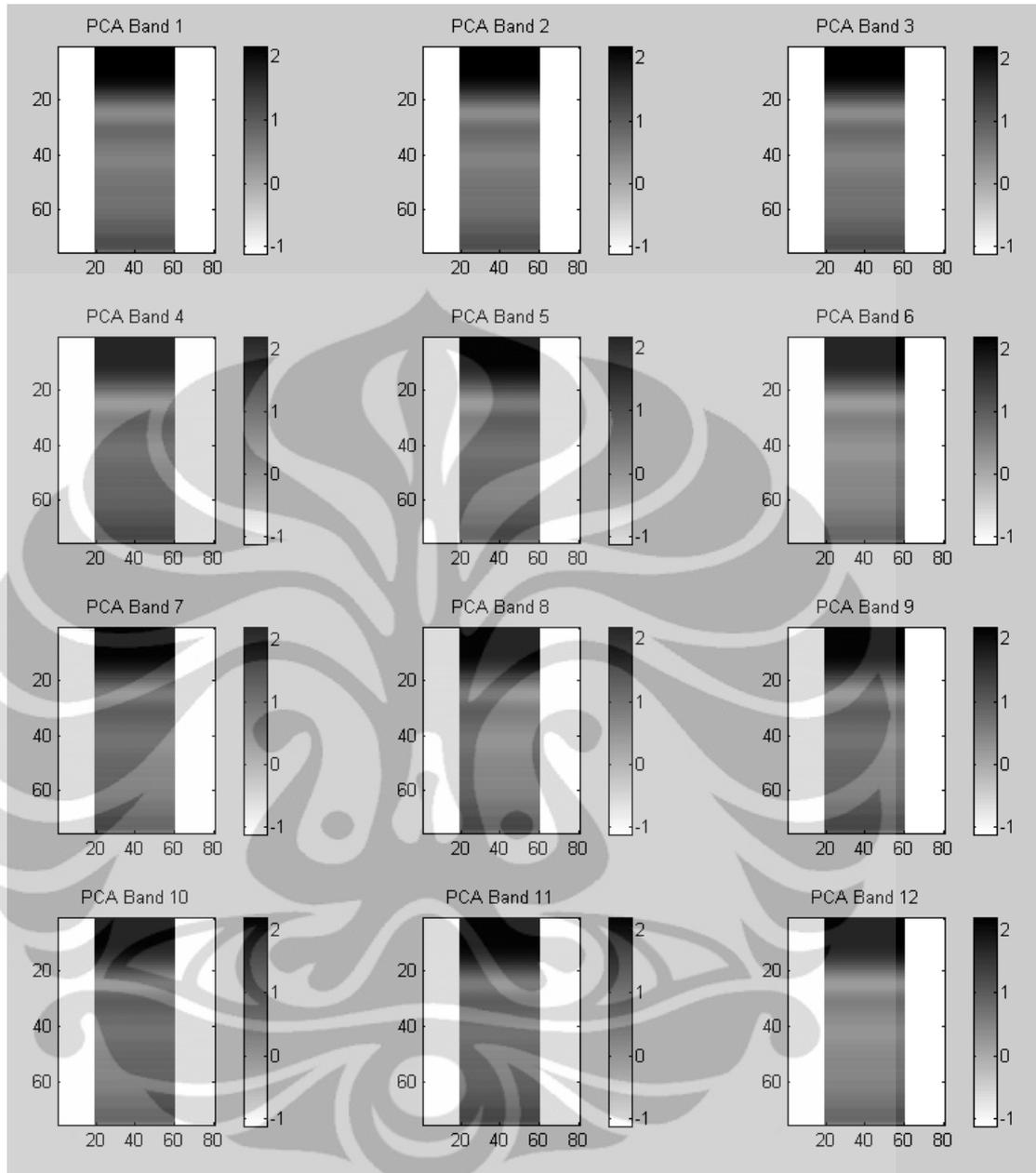


Gambar 4.4 Slice INTENS pada Frekuensi yang Berbeda-beda Model 3 Dimensi yang Menunjukkan Pola Terang dan Gelap pada Frekuensi yang Berbeda-beda

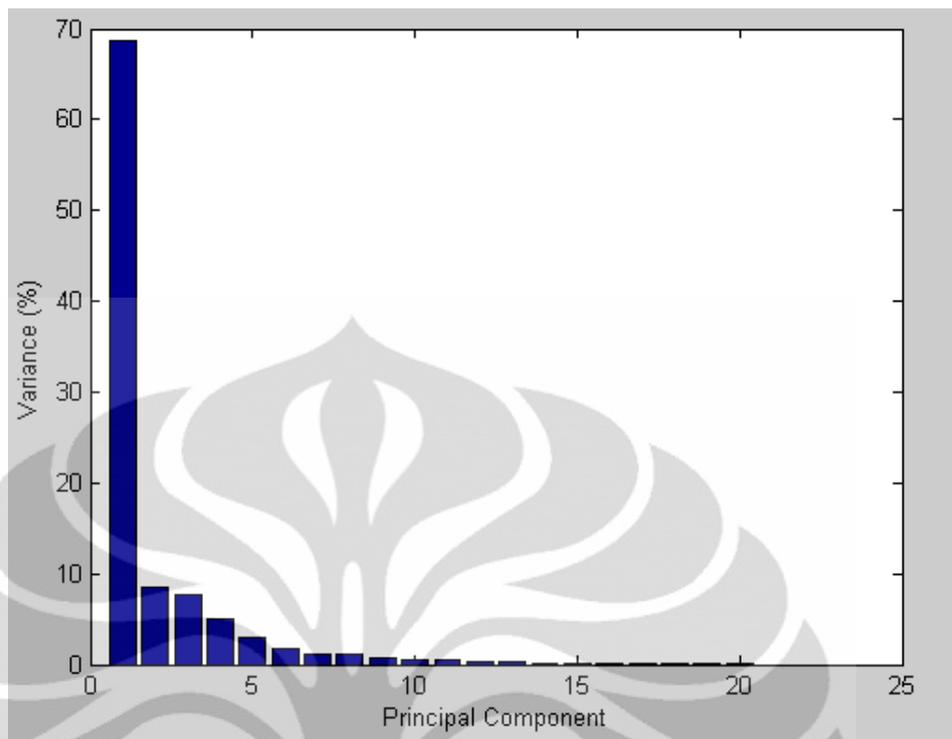


Gambar 4.5 Spektrum pada line 45 dan cross line 50

Untuk mengatasi masalah sensitivitas, kemudian dilakukan principal component analysis yang dapat melihat trend dari data dan kemudian memetakannya di PC band yang pertama. Dalam kasus ini, diharapkan keseluruhan model baji dapat digambarkan dalam 1 gambaran. Pada gambar 4.6, ditunjukkan beberapa PC band untuk dibandingkan. Dapat terlihat bahwa pita pada pita pertama, model baji dapat dipetakan tanpa memperhatikan ketebalan. Pita pertama ini memiliki variansi sebesar 69% dan lima PC band pertama memiliki variansi sebesar 93% (Gambar 4.7).



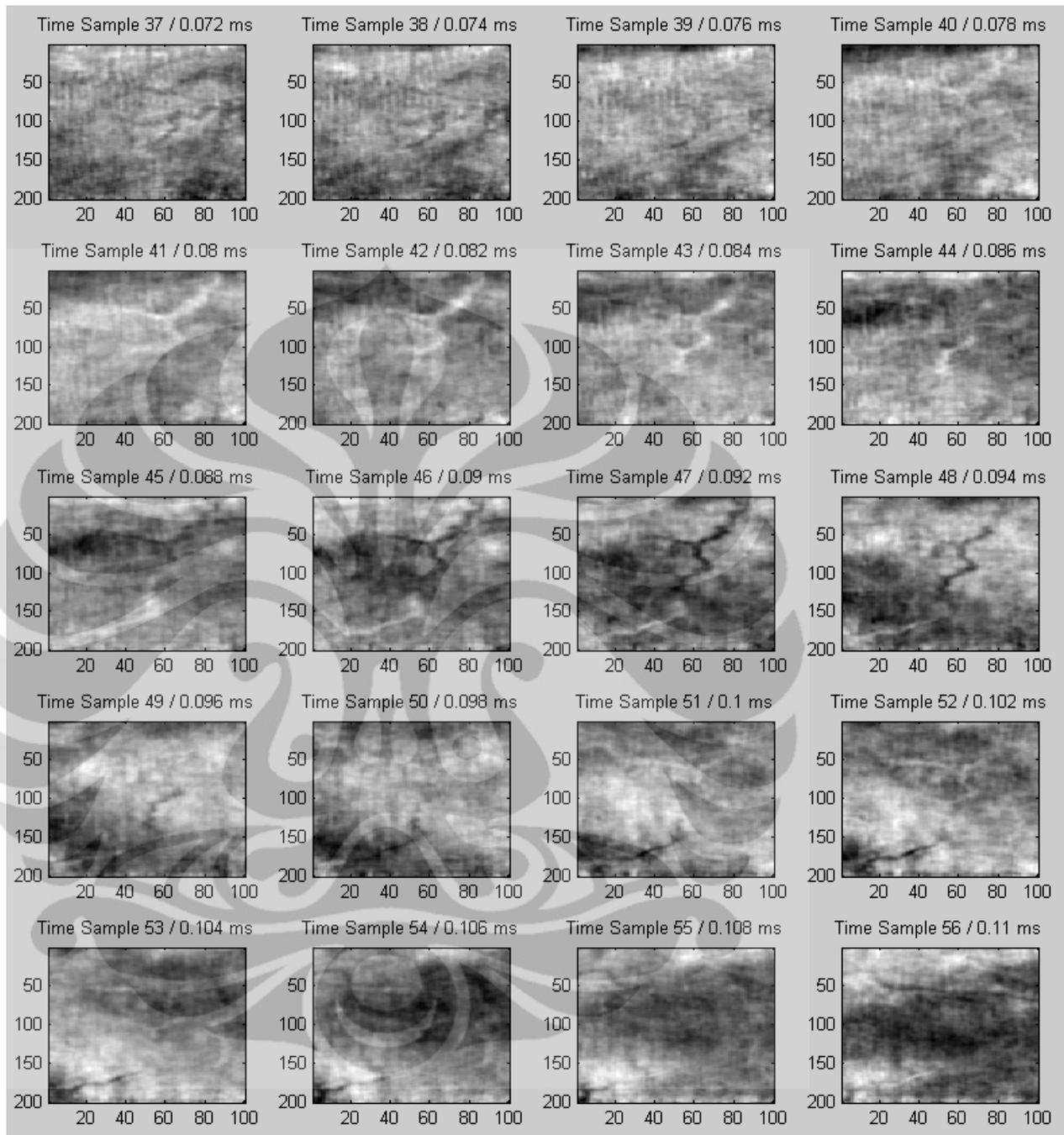
Gambar 4.6 Spektrum INTENS diproyeksikan pada Principal Component



Gambar 4.7 Grafik presentase variansi oleh Principal Component

4.2. Hasil dan Pembahasan Pengolahan Data Seismik Real 3 Dimensi

Dari data seismik 3 dimensi ini, kemudian dicoba untuk menentukan zona yang diinginkan dalam hal ini deposit channel. Karena data seismik ini tidak didukung oleh data log sumur, hal ini dilakukan dengan melakukan pengamatan pada time slice. Dari gambar 4.7, channel dapat terlihat dari 0.082ms dan terlihat berkurang pada sekitar 0.096 ms. Karena variasi struktural, beberapa bagian channel terlihat memiliki polaritas yang berbeda. Pada sampel waktu 0.08 ms – 0.084 ms terlihat bagian utara dari channel memiliki polaritas positif dan menjadi negatif pada 0.86 ms – 0.094 ms. Sementara itu pada bagian selatan terlihat polaritas positif pada 0.086 ms – 0.094 ms (Gambar 4.8).

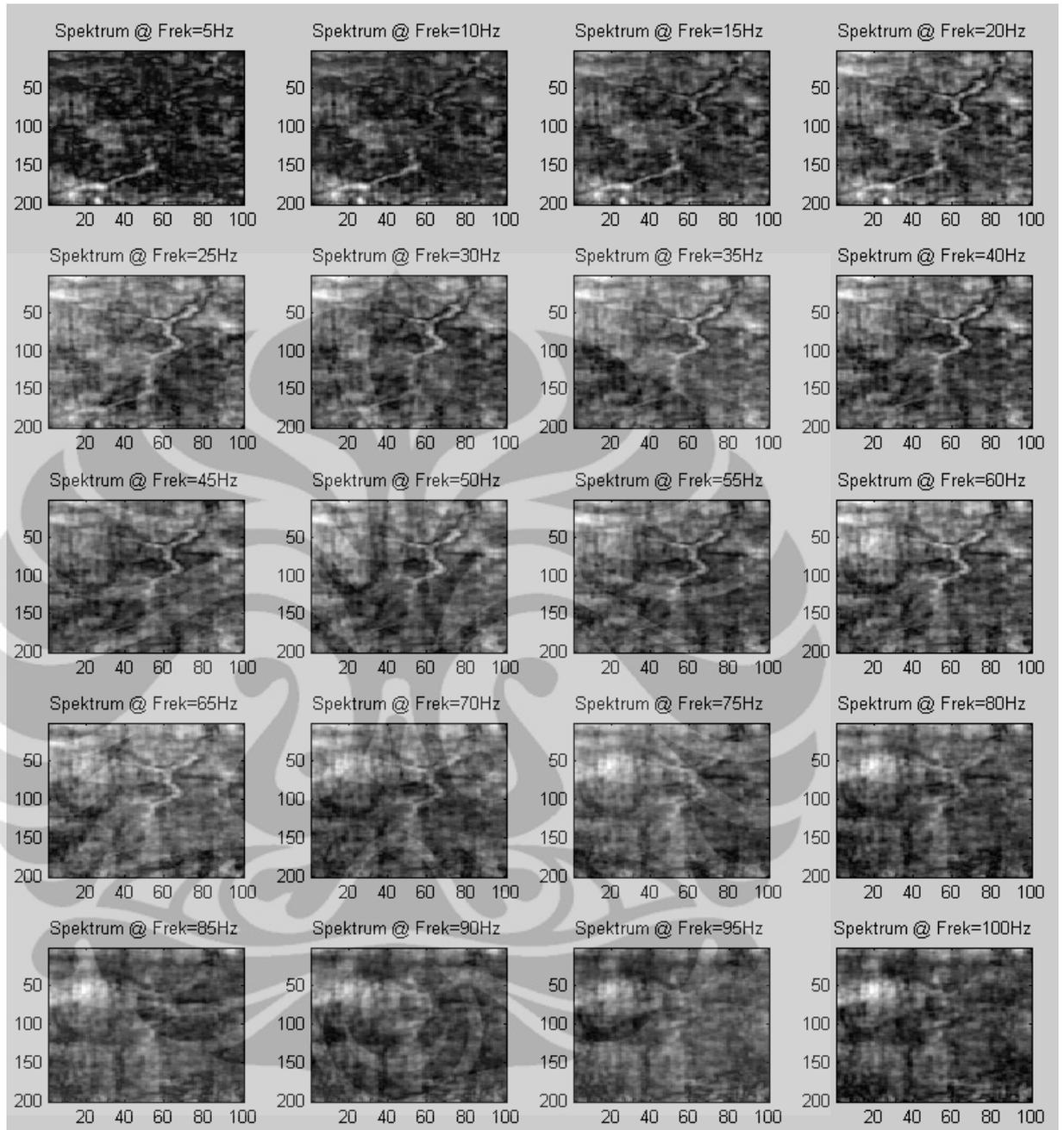


Gambar 4.8 Time Slice dari Data Seismik 3 Dimensi

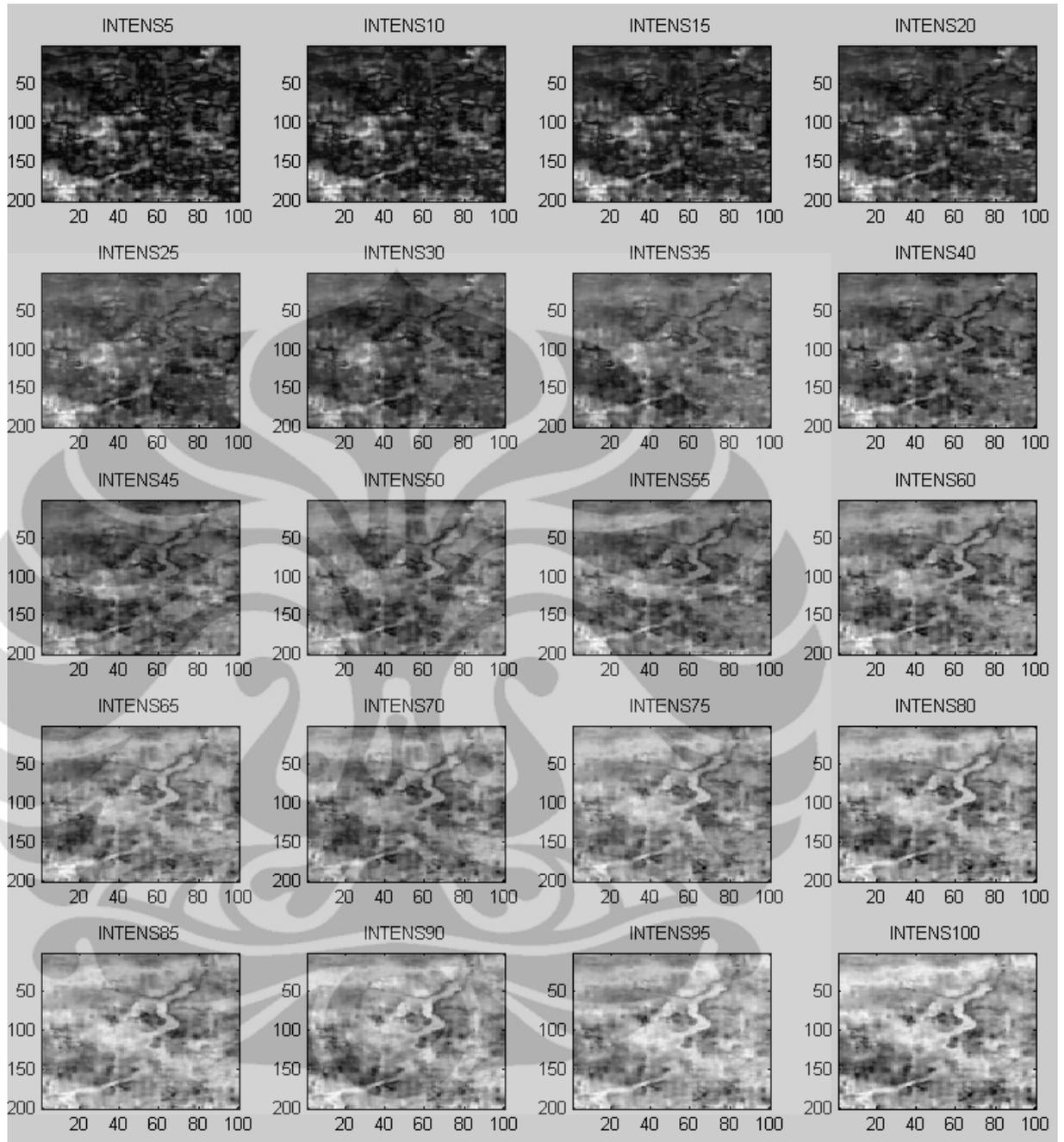
Kemudian dilakukan transformasi dari domain waktu ke domain frekuensi menggunakan FFT pada zona tersebut untuk melihat pada frekuensi berapa channel dapat digambarkan dengan jelas. Dekomposisi frekuensi ini menghasilkan 501 komponen spektral dari 0 – 500 Hz. Dari gambar 4.8, bagian dari channel terlihat pada 5 Hz dan mulai menghilang pada 45 Hz yang mengindikasikan bagian yang tebal. Selain itu, pada bagian utara channel terlihat gelap pada frekuensi rendah dan kemudian sesuai pada frekuensi yang lebih tinggi.

Hasil perbedaan INTENS rata-rata dari seluruh area data 3 dimensi tersebut dengan INTENS seluruh trace ditunjukkan pada Gambar 4.10. Dari hasil tersebut terlihat bahwa channel dapat dipetakan dengan baik. Channel terlihat gelap pada spektrum INTENS awal dan terlihat semakin jelas di pita berikutnya. Kemudian, untuk slice INTENS pada frekuensi yang tinggi, terlihat channel semakin menghilang.

Pada gambar 4.10. terlihat bahwa kebanyakan spektral komponen saling berkorelasi dan memberikan informasi yang hampir sama tentang keberadaan channel. Bagian utama channel dapat terpetakan dengan baik dari INTENS pada frekuensi 10 Hz hingga 80 Hz. Oleh karena itu, untuk mendapatkan trend datanya, ditransformasi data orisinalnya untuk menghilangkan korelasi dari pita-pita INTENS tersebut menggunakan principal component analysis (PCA).



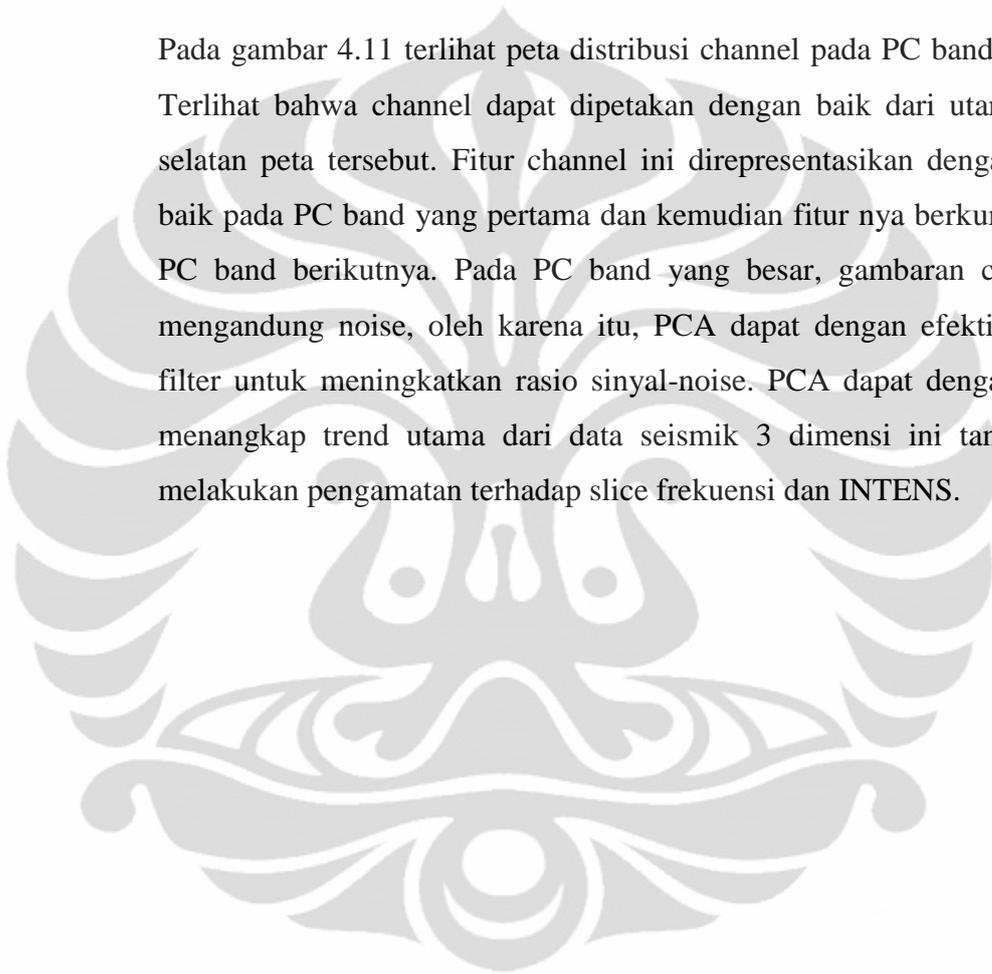
Gambar 4.9 Spektrum Amplitudo pada Data Seismik 3 Dimensi

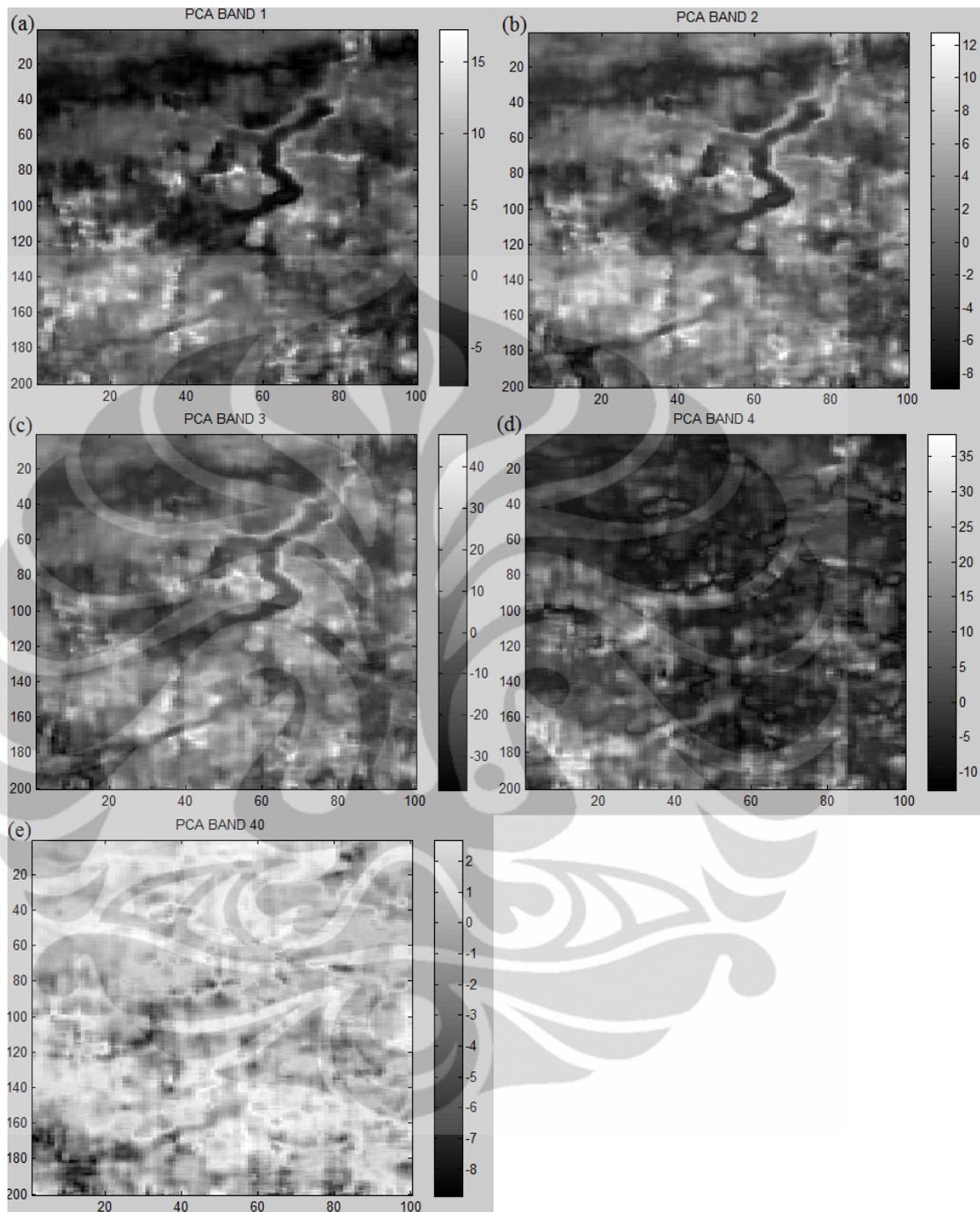


Gambar 4.10 Spektrum INTENS pada Data Seismik 3 Dimensi

Dalam melakukan PCA, digunakan 86 komponen spektral dari INTENS pada frekuensi 5 – 90 Hz. Kemudian dari komponen dihasilkan matriks kovarians berukuran 86 x 86. Dari matriks kovarians tersebut dihasilkan vektor eigen dan nilai eigen yang kemudian memproyeksikan data spektrum orisinal ke vektor eigen untuk mendapatkan set data yang baru.

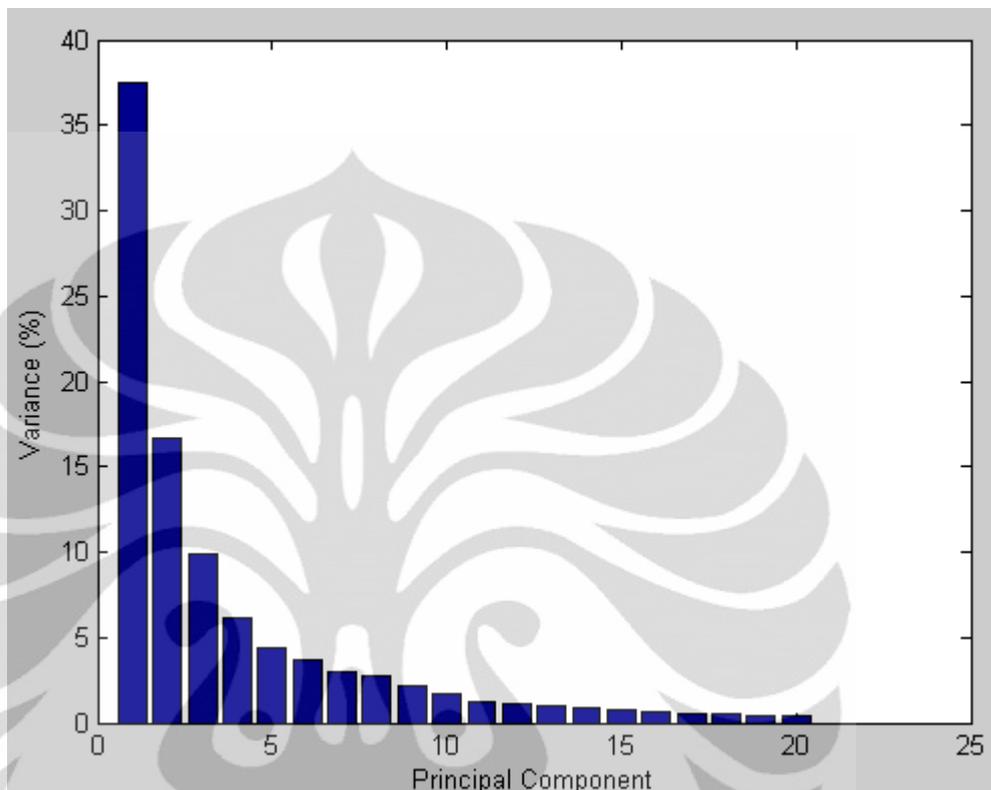
Pada gambar 4.11 terlihat peta distribusi channel pada PC band pertama. Terlihat bahwa channel dapat dipetakan dengan baik dari utara hingga selatan peta tersebut. Fitur channel ini direpresentasikan dengan sangat baik pada PC band yang pertama dan kemudian fiturnya berkurang pada PC band berikutnya. Pada PC band yang besar, gambaran cenderung mengandung noise, oleh karena itu, PCA dapat dengan efektif sebagai filter untuk meningkatkan rasio sinyal-noise. PCA dapat dengan sukses menangkap trend utama dari data seismik 3 dimensi ini tanpa harus melakukan pengamatan terhadap slice frekuensi dan INTENS.





Gambar 4.11 PC Band (a) Pertama, (b) kedua, (c) ketiga, (d) ke-4, (e) ke-40

Dari hasil PCA yang didapatkan, didapatkan bahwa PC band pertama memiliki variansi sebesar 37%, dan enam PC band pertama memiliki variansi sebesar 78% (Gambar 4.12).



Gambar 4.12 Grafik presentase variansi oleh Principal Component pada Data Seismik 3 Dimensi

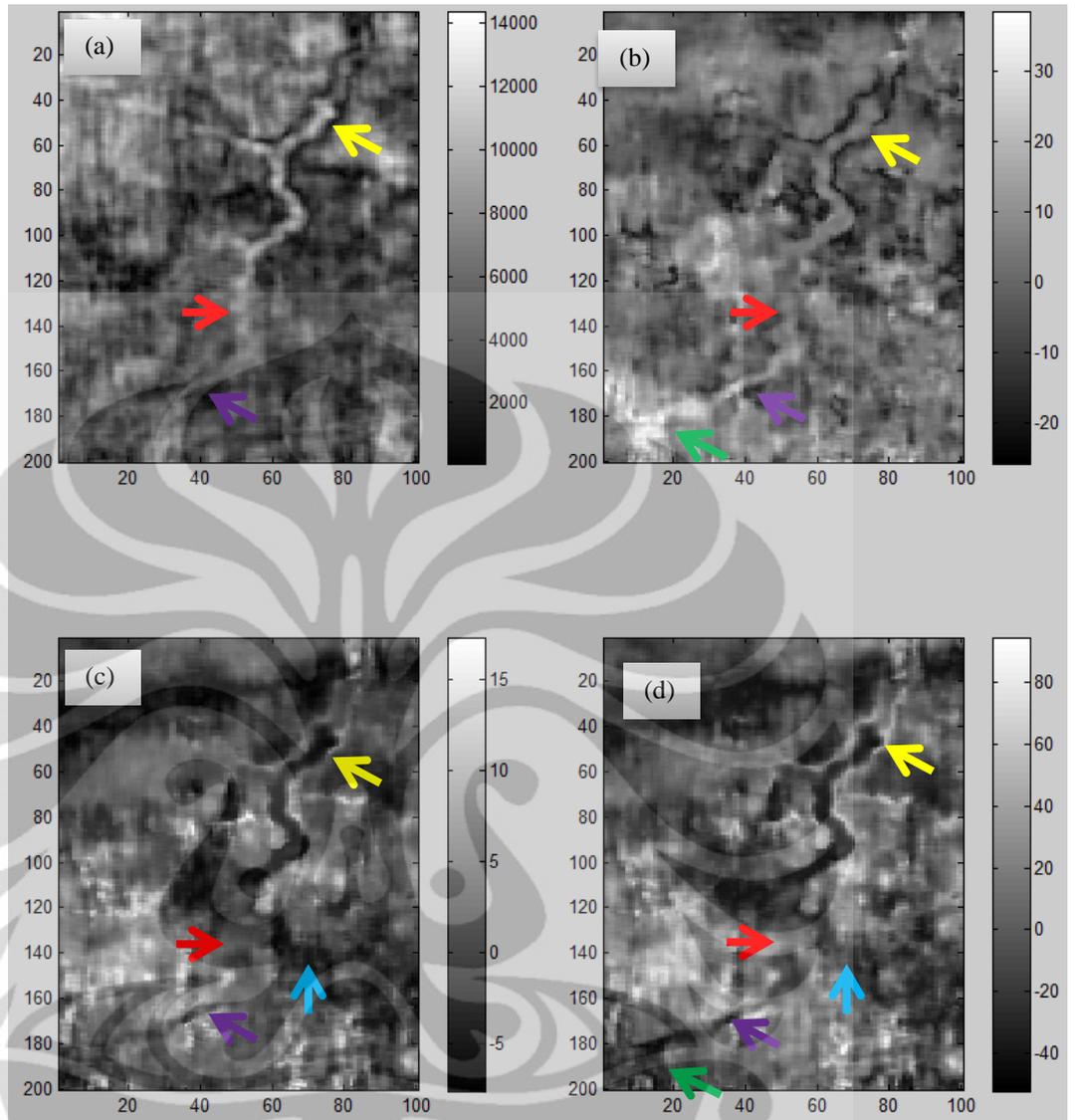
Untuk membandingkan hasil dari spektrum INTENS dengan *principal component spectral analysis*, digunakan slice spektrum amplitudo pada frekuensi 45 Hz, PC band pertama dan INTENS slice pada frekuensi 45 Hz (Gambar 4.13). Pada spektrum amplitudo dapat menggambarkan bagian utama dari channel seperti ditunjukkan oleh panah kuning. Akan tetapi ke arah selatan distribusi channelnya menjadi terlihat kabur (panah ungu). Selain itu pada bagian tengah channel belum terlihat kemenerusan channel ke arah timur seperti yang digambarkan pada PC band pertama.

Pada slice INTENS, penggambaran channel terlihat lebih baik dari pada penggambaran oleh spektrum amplitudonya. Bagian utama dari channel dapat dipetakan (panah kuning). Selain itu, kemenerusan channel ke arah

selatan sudah mulai dapat terlihat yang sebelumnya tidak terlihat pada spektrum amplitudonya (panah hijau).

Kemudian, Pada PC band pertama dapat terlihat penggambaran bagian utama dari channel. Gambaran pada PC band terlihat lebih baik pada bagian utara dan selatan (ditunjukkan oleh panah kuning dan ungu). Selain itu, terlihat kemenerusan channel pada daerah timur terlihat pada PC band pertama (panah biru) yang hal ini tidak terlalu terlihat pada slice INTENS. Akan tetapi, pada bagian tengah dari PC band pertama gambaran distribusi channel terlihat agak kabur. Hal ini dapat terjadi karena PC band mencari trend yang paling sering terlihat pada data, tetapi bila channel memiliki reflektifitas yang rendah, bagian dari channel dapat tidak terlihat sebagai komponen utama dan tidak terlihat pada PC band pertama.

Dengan menggabungkan 6 principal komponen pertama, kita dapat meningkatkan kualitas dari pemetaan distribusi channel. Pada gambar 4.11, terlihat bagian tengah dari distribusi channel dapat terlihat lebih baik dari sebelumnya. Selain itu, bagian barat daya yang sebelum kurang dapat terlihat pada slice INTENS dan PC band pertama dapat terlihat di penggambaran hasil penjumlahan PC band ini. Teknik penggabungan PC band ini terlihat efektif untuk menggambarkan distribusi channel secara keseluruhan karena dapat menangkap bagian channel yang hanya muncul di beberapa slice INTENS.



Gambar 4.13 Perbandingan antara (a) Slice Spektrum Amplitudo pada frekuensi 45 Hz (b) Intens slice pada 45 Hz (c) PC band pertama, dan (d) jumlah 6 PC band pertama.

BAB V

KESIMPULAN

Dari hasil sementara penelitian ini, didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil dari spektrum *integrated energy spectra* (INTENS) dapat memetakan lapisan tipis, dalam hal ini distribusi channel, dengan lebih baik pada data seismik 3 dimensi dibandingkan dengan spektrum amplitudo konvensional.
2. Hasil *integrated energy spectra* (INTENS) sebagai input Principal Component Analysis (PCA) bergantung pada time window dari data seismik untuk memberikan gambaran yang jelas pada obyek yang ingin di cari.
3. PCA dapat menjadi metode yang efektif dalam mencari trend dari data yang dimiliki karena dapat mengkompaksi dari 86 komponen spektral yang harus dianalisa menjadi kurang dari 6 komponen utama.
4. PCA dapat memproyeksikan fitur utama dengan baik pada beberapa PC band pertama dan menghilangkan sinyal yang tak berarti seperti noise.
5. Tidak seperti dekomposisi spektral yang sensitif terhadap noise, hasil INTENS sebagai input dari PCA mampu memetakan semua bagian channel pada PC band pertama dengan variansi sebesar 37%.

DAFTAR ACUAN

- Brown, A.R. 2001. Understanding Seismic Attributes. *Geophysics*, vol 66, No1, P.47-48.
- Chopra, S., K.J. Marfurt. 2005. Seismic Attributes – A Historical Perspective. *Geophysics*, 70, no.5, 3SO – 28SO.
- Guo, H., Marfurt, K.J., Liu, J. 2009. Principal Component Spectral Analysis. *Geophysics*, Vol.74, No 4, P.P35-P43.
- Haris, A. 2008. *Komputasi Geofisika*. Depok : Universitas Indonesia.
- Jo, Andrew. 2010. Channel Distribution Mapping Using Principal Component Spectral Analysis. Universitas Indonesia.
- Liner, Christopher dan Clapp, Robert G. 2004. Nonlinear Pairwise Alignment of Seismic Traces. *Geophysics*, Vol 69, No. 6, P. 1552-1559
- Marangakis, A., Constain, J.K., Coruh, C. 1985. Use of Integrated Energy Spectra for Thin Layer Recognition. *Geophysics*, Vol.50, No 3 (March 1985); P 495-500.
- Papoulis, Athanasios. 1962. *The Fourier Integral and Its Applications*. USA: McGraw-Hill Book Company, Inc.
- Partyka, G., Gridley, J., Lopez, J. 1999. Interpretational Applications of Spectral Decomposition in Reservoir Characterization. *The Leading Edge*.
- Rencher, A.C. 2002. *Methods of Multivariate Analysis* 2nd ed. John Willy and Sons, Inc. Canada.
- Scheevel, J. R. dan Payrazyan, K. 1999. Principal Component Analysis Applied to 3D Seismic Data for Reservoir Property Estimation. *Society of Petroleum Engineer: SPE56734*.
- Taner, M. T., J. S. Schuelke, R. O'Doherty, and E. Baysal, 1994, Seismic attributes revisited: 64th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 1104–1106.
- Widess, M.B. 1973. How Thin is A Thin Bed. *Geophysics*, Vol 38, No 6, P. 1176-1180.

LAMPIRAN

1. Script pengolahan data sintetik

```
clear all
close all
clc

%wedge model
wed=zeros(70,75,80);
wed(:,:,:)=0.0001;
wed(5,:,20:60)=-0.6;
wed(6,1:10,20:60)=0.6;
for i=6:70;
    wed(i,(i+4),20:60)=0.6;
end

[st,si,sx]=size(wed);
%ricker
dt=0.002;
fdom=20;
tlength=128*dt;
[wave,tw]=ricker(dt,fdom,tlength);

wed2=reshape(wed,70,6000);

seisw=conv2(wed2,wave);

[ntime,ntrace]=size(seisw);

seisw3=reshape(seisw,ntime,75,80);

%penampang crossline
r=seisw3(:,:,50);
rt=0:dt:(ntime-1)*dt;
figure;
plotseis(r,rt);
title('crossline 50');ylabel('time');

seisw=seisw';
seis2d=seisw;
seisw=reshape(seisw,75,80,198);

%slice
[ny,nx,nz]=size(seisw);
[x,y,z]=meshgrid(20:60,1:ny,1:nz);
figure;
slice(x,y,z,seisw(:,20:60,:),[20,60],60,70);
colormap(jet);colorbar;
set(gca,'xdir','reverse');set(gca,'zdir','reverse');
shading interp
```

```

% =====parameter=====
pointfft=125;
max_freq=125;
min_freq=1;
freq_range=max_freq-min_freq+1;
% =====

%FFT
seisf=abs(fft(seisw3,pointfft));
figure;imagesc(1,1,reshape(seisf(1:max_freq,:,50),max_freq,75));
;colorbar;ylabel('freq(Hz)');xlabel('trace')

%=====INTENS=====
spektrum=seisf(:,:,:);
[as,ax,ai]=size(spektrum);
intens=zeros(freq_range,ax,ai);

for i=min_freq:max_freq
    for j=1:75
        for k=1:80
            intens(i,j,k) =
100*(sum(spektrum(min_freq:i,j,k))/sum(spektrum(min_freq:max_fr
eq,j,k)));
        end
    end
end

% dipotong
x_intens=intens(min_freq:max_freq,:,:);

%figure untuk intens crossline 50
oo=0;
figure;
for j=5:5:40
    oo=oo+1;
    subplot(3,3,oo);
    plot(x_intens(:,j,50));title(['INTENS'
num2str(j)]);xlabel('freq(Hz)');
end;

%figure intens
figure;imagesc(x_intens(:,:,50));title('INTENS');colormap(gray)
;colorbar;

%=====wavelet=====

wavef=abs(fft(wave,pointfft));
wavex=reshape(wavef(1:max_freq,1),max_freq,1);

intens_wave=zeros(1,freq_range);
for i=min_freq:max_freq
    intens_wave(i) =
100*(sum(wavex(min_freq:i))/sum(wavex(min_freq:max_freq)));
end
oo=0;

```

```

figure;
subplot(3,1,1);plot(wave);title('wavelet');
subplot(3,1,2);plot(wavex);title('Spektrum Wavelet');
subplot(3,1,3);plot(intens_wave);title('Intens wavelet');

% dipotong
x_wavelet(:,1)=intens_wave(min_freq:max_freq);

%=====intens rata2=====
av_int=zeros(freq_range,ai);
av_intf=zeros(freq_range,1);

for i=1:freq_range
    av_int(i,:)=mean(x_intens(i,:,:));
    av_intf(i,1)=mean(av_int(i,:));
end

%=====intens-intens rata2=====
intens_av=zeros(freq_range,ax,ai);

for i=1:freq_range
    for j=1:75
        for k=1:80
            intens_av(i,j,k)=x_intens(i,j,k)-av_intf(i,1);
        end
    end
end

%figure INTENS-Intens rata-rata
figure;imagesc(intens_av(:,:,50));title('INTENS - INTENS rata-
rata');colormap(gray);colorbar;

%=====intens-intens wavelet=====
intens_wavel=transpose(intens_wave);
intens_wv=zeros(freq_range,ax,ai);
for i=1:freq_range
    for j=1:75
        for k=1:80
            intens_wv(i,j,k)=x_intens(i,j,k)-x_wavelet(i,1);
        end
    end
end

%figure INTENS-wavelet
figure;imagesc(intens_wv(:,:,50));title('INTENS - INTENS
Wavelet');colormap(gray);colorbar;

%=====PCA=====

[ns2,ni2,nx2]=size(intens_av);

c2=reshape(intens_av,ni2*nx2,ns2);

incov2=cov(c2);

fstart=5;
fend=90;

```

```

[V2,D2,variance2]=pcacov(incov2(fstart:fend,fstart:fend));
intenspca2=reshape(intens_av(fstart:fend, :, :), fend-
fstart+1,ni2*nx2);

intensfinal2=zeros(fend-fstart+1,ni2*nx2);
for g=1:(ni2*nx2);
    intensfinal2(:,g)=V2*intenspca2(:,g);
end
intensfinal2=reshape(intensfinal2,fend-fstart+1,ni2,nx2);

figure;imagesc(reshape(intensfinal2(1, :, :),ni2,nx2));colorbar;co
lormap(flipud(gray));title('PCA BAND color flip ');
figure;imagesc(reshape(intensfinal2(1, :, :),ni2,nx2));colorbar;c
olormap(gray);title('PCA BAND') ;

figure;
for o=1:9;

subplot(3,3,o);imagesc(reshape(intensfinal2(o, :, :),ni2,nx2));co
lormap(flipud(gray));colorbar;
    title(['PCA Band ' num2str(o)]);
end

figure;
bar(variance2(1:20));
xlabel('Principal Component rata-rata')
ylabel('Variance (%)')

```

2. Script pengolahan data seismik real

```

clear all
close all
clc;

load dataku

%=====Copy=====
%z=33 --> 63
%z=98 -->11

seis(:,63,33)=seis(:,62,33);
seis(:,11,98)=seis(:,10,98);

%3Dimensi
seiss1=reshape(seis,101,20000);
seiss1=seiss1';
seiss1=reshape(seiss1,200,100,101);
[ny,nx,nz]=size(seiss1);
[x,y,z]=meshgrid(1:nx,1:ny,1:nz);

%FFT

```

```

pts=251;
max_freq=250;
min_freq=1;
freq_range=max_freq-min_freq+1;

topwdw=41;% time window
basewdw=48;

freq=fft(seis(topwdw:basewdw, :, :), pts);
freqabs=abs(freq);

figure;
for o=1:50;

seis2=freqabs((o*5), :, :);
seis2=reshape(seis2, 200, 100);
subplot(5, 10, o); imagesc(seis2); colormap(gray);
title(['Spektrum @ Frek=' num2str(501/pts*((250+o*5))) 'Hz']);

end

%=====INTENS=====
spektrum=freqabs(:, :, :);
[as, ax, ai]=size(spektrum);
intens=zeros(freq_range, ax, ai);

for i=min_freq:max_freq
    for j=1:200
        for k=1:100
            intens(i, j, k) =
100*(sum(spektrum(min_freq:i, j, k))/sum(spektrum(min_freq:max_fr
eq, j, k)));
        end
    end
end

% dipotong
x_intens=intens(min_freq:max_freq, :, :);

%=====intens rata2=====

av_int=zeros(freq_range, ai);
av_intf=zeros(freq_range, 1);

for i=1:freq_range
    av_int(i, :)=mean(x_intens(i, :, :));
    av_intf(i, 1)=mean(av_int(i, :));
end

%=====intens-intens rata2=====
intens_av=zeros(freq_range, ax, ai);

for i=1:freq_range

```

```

    for j=1:200
        for k=1:100
            intens_av(i,j,k)=x_intens(i,j,k)-av_intf(i,1);
        end
    end
end

figure;
for o=1:50;

seis2=intens_av(o*5, :, :);
seis2=reshape(seis2,200,100);
subplot(5,10,o);imagesc(seis2);colormap(gray);
title(['INTENS' num2str(o*5)])

end

%-----PCA-----
[ns2,ni2,nx2]=size(intens_av);

c2=reshape(intens_av,ni2*nx2,ns2);

incov2=cov(c2);

fstart=5;
fend=90;

[V2,D2,variance2]=pcacov(incov2(fstart:fend,fstart:fend));
intenspca2=reshape(intens_av(fstart:fend, :, :),fend-
fstart+1,ni2*nx2);

intensfinal2=zeros(fend-fstart+1,ni2*nx2);
for g=1:(ni2*nx2);
    intensfinal2(:,g)=V2*intenspca2(:,g);
end
intensfinal2=reshape(intensfinal2,fend-fstart+1,ni2,nx2);

figure;imagesc(reshape(intensfinal2(1, :, :),ni2,nx2));colorbar;co
lormap(flipud(gray));title(['PCA BAND color flip @ time ='
num2str(topwdw) ' - ' num2str(basewdw)]);
figure;imagesc(reshape(intensfinal2(1, :, :),ni2,nx2));colorbar;c
olormap(gray);title(['PCA BAND @ time =' num2str(topwdw) ' - '
num2str(basewdw)]);

figure;
for o=1:9;

subplot(3,3,o);imagesc(reshape(intensfinal2(o, :, :),200,100));co
lormap(flipud(gray));colorbar;
    title(['PCA Band ' num2str(o)]);
end

figure;
bar(variance2(1:20));
xlabel('Principal Component')
ylabel('Variance (%)')

```