

OPTIMALISASI PROSES KOMPUTASI PELEBARAN PITA FREKUENSI DATA SEISMIK REFLEKSI BERBASIS INVERSI BERESOLUSI TINGGI UNTUK PENAFSIRAN STRATIGRAFI SEISMIK

Ruhul Firdaus¹, Gestin Mey Ekawati¹
¹ Institut Teknologi Sumatera
(ITERA)

Abstract:

Resolution capability of seismic reflection data is becoming more interesting topic to discuss even for today. Several methods and approximations to attempt bandwidth extension of seismic reflection data have been proposed in wide variety. Among them is a non-stationary reflectivity inversion based on basis pursuit decomposition technique. The need of the method is increasing as it can provide realistic resolution of seismic data. The main advantages of the method are consistency with log data, good lateral continuity, preserve amplitude and capable in denying artificial reflection feature. Nevertheless, its computational process is very expensive thus most practitioners tend to avoid the method and look for another method that could serve quicker instead of better results. This paper attempt to propose a set of computational scheme which can be used flexibly for any prospective user to reduce the computational cost of the method.

Keyword: *computation, optimization, reflectivity inversion, basis pursuit inversion, sparse layer inversion*

1. Pendahuluan

Eksplorasi migas pada reservoir konvensional maupun non-konvensional sangat bergantung dengan struktur dan karakter batuan yang tercermin pada data seismik refleksi. Pada tahap pengembangan lapangan pun, data seismik masih merupakan data pamungkas bersama-sama data log untuk menemukan cekungan stratigrafi dari suatu reservoir yang sangat tipis. Suatu lapisan yang menarik secara ekonomi dapat diidentifikasi dari data log yang memiliki resolusi yang sangat tinggi (15 cm) namun seringkali sulit dipetakan karena resolusi seismik yang sangat terbatas (maksimum hanya 10 m).

Kegiatan eksplorasi migas membutuhkan dana dengan jumlah yang besar. Data yang diperoleh dari aktivitas eksplorasi sudah selayaknya digunakan secara optimal untuk mendapatkan informasi bawah permukaan bumi secara maksimal. Proses rekayasa data saat ini sudah tersedia untuk membantu dalam interpretasi stratigrafi reservoir migas konvensional maupun non-konvensional terutama yang berkaitan dengan lapisan yang memiliki ketebalan di bawah kemampuan resolusi seismik. Namun, proses tersebut cenderung mahal secara komputasional sehingga seringkali diabaikan karena dirasa kurang efisien dari sudut pandang manajemen meskipun akan membantu dalam perhitungan cadangan dengan lebih akurat sehingga mengurangi ketidakpastian dalam bisnis migas. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadikan proses tersebut menjadi lebih efisien sehingga kandungan informasi pada data dapat diekstrak pada kapasitas yang lebih tinggi.

Basis Pursuit Inversion (BPI) pertama kali diperkenalkan oleh Zhang & Castagna pada tahun 2011. Semenjak itu, Zhang telah mengeluarkan beberapa studi BPI lanjutan. Pada tahun 2012, Zhang et al. melakukan studi kalibrasi BPI dengan Very Fast Simulated Annealing (FVSA). Hasilnya menunjukkan bahwa BPI dapat dianggap setara dengan metoda statistik VFSA sehingga teknik inversi deterministik BPI dapat meningkatkan keyakinan dalam interpretasi. Pengembangan berikutnya dikeluarkan oleh Zhang et al. pada tahun 2013 tentang implementasi BPI pada data *prestack*. Pengembangan metoda juga dilakukan kearah inversi non-stasioner untuk mengakomodasi inversi dengan menggunakan beberapa wavelet secara simultan namun masih terkendala dengan biaya komputasi yang masih tinggi (Firdaus, 2014). Paper ini mencoba untuk menawarkan skema komputasi yang lebih efisien.

Batas lapisan batuan bawah permukaan direpresentasikan oleh koefisien reflektivitas. Namun, koefisien reflektivitas (RC) tersamarkan akibat sempitnya *bandwidth* gelombang sumber (*wavelet*) dibandingkan *bandwidth* RC, sehingga batas antar lapisan sulit dibedakan (resolusi rendah). Metoda “dekonvolusi” biasa digunakan untuk mengkompres *wavelet* atau bahkan menghilangkan efek *wavelet* sama sekali sehingga dapat meningkatkan resolusi temporal data seismik. Peningkatan resolusi vertikal ini tercermin pula dalam domain spektrum berupa perluasan rentang spektrum (*bandwidth*) data seismik. Resolusi menyatakan seberapa dekat dua batas lapisan sehingga masih dapat dibedakan. Peningkatan resolusi temporal berarti meningkatkan daya pisah antar lapisan secara vertikal.

2. Metoda

2.1 Teori

Teknik seismik inversi pada prinsipnya adalah metoda dekonvolusi. Proses inversi data seismik adalah suatu proses balik untuk mendapatkan kembali nilai reflektivitas bumi dari *trace* seismik yang terekam sebagai respon dari impuls (*wavelet*) yang dibangkitkan sumber. Tujuan inversi seismik adalah menghilangkan efek *wavelet* pada rekaman seismik sehingga otomatis akan meningkatkan resolusi vertikal data seismik.

Inversi data seismik merupakan teori dan praktik yang populer di geofisika seismik reservoir. Inversi non-stasioner menjadi relevan pula akibat fenomena perubahan *wavelet* sering ditemukan dalam data (Firdaus, dkk., 2014). Cara yang paling sederhana untuk melakukan dekonvolusi (inversi) adalah dengan menerapkan inversi linear (*direct inversion*). Inversi linear akan memberikan hasil yang baik dengan resolusi tinggi hanya jika matriks kernel bersifat ortogonal. Kriteria ini dapat dipenuhi hanya jika kita memiliki hubungan linier yang eksak antara data dan model. Sayangnya, secara praktik, kriteria ini sulit dipenuhi. Tantangan utamanya adalah:

- a) rendahnya kualitas data seismik
- b) ekstraksi *wavelet* yang tidak akurat
- c) adanya *error* karena perbedaan antara asumsi model konvolusional dengan realita sebenarnya

Cara lain yang lebih baik untuk melakukan inversi adalah dengan metoda optimasi non-linear model RC dengan pendekatan linear atau dengan metoda statistik (optimasi global). Pengalaman membuktikan bahwa inversi non-linear jauh lebih bisa mendekati keadaan real dibandingkan inversi linear, namun hasil inversinya sangat bergantung pada pemilihan model awal. Kesalahan penentuan model awal dapat mengantarkan pada minimum lokal.

Metoda statistik dilahirkan untuk mencari solusi optimum global yang sangat sulit ditemukan menggunakan metoda inversi non-linear dengan pendekatan linear. Agar tidak terjebak dengan minimum lokal, metoda ini tidak menggunakan gradien fungsi objektif melainkan langsung mengevaluasi fungsi objektif itu sendiri. Secara umum, metoda ini bermasalah dengan *nonuniqueness*. Keunggulan inversi stokastik adalah dapat menyajikan solusi inversi yang terkondisi secara geologi lengkap dengan ukuran probabilitasnya.

Walaupun telah banyak metoda yang disarankan, kebutuhan praktikal masih belum dapat dipenuhi seutuhnya. Penggunaan metoda yang berbeda akan memberikan hasil yang berbeda pula dan bisa mengantar pada nilai RC yang salah. Kekurangan norm *Euclidean* dalam hal sparsity dan teknik stokastik dalam hal *non-uniqueness* diharapkan dapat diatasi dengan penggunaan norm yang berdasarkan sparsity. Pada akhirnya, perlu dipertimbangkan penggunaan konsep jarak sparsity (norm – l_0) atau yang ekuivalen dengan sparsity seperti konsep jarak nilai absolut (norm – l_1) untuk merepresentasikan karakteristik RC yang *sparse*. Dengan minimalisasi norm – l_1 kita pun dapat mencapai minimum global sebagaimana pada teknik stokastik.

BPI mengadaptasi konsep representasi sinyal *sparse* dengan menyusun *Dictionary* berupa kombinasi pasangan reflektivitas ganjil dan genap sebagai representasi dasar bagi reflektor. Inversi basis pursuit (BPI) yang diusulkan oleh Zhang & Castagna (2011) memanfaatkan konsep dan algoritma BPDN untuk mendekomposisi data seismik dengan menggunakan *Dictionary* berupa *waveform* nonortogonal yang tersusun dari respon seismik terhadap lapisan tipis berkonfigurasi genap (“*even*”) dan ganjil (“*odd*”). RC dibentuk dengan menjumlahkan pasangan RC yang digeser dan dikali bilangan skalar dengan translasi dan koefisien yang dihasilkan metoda basis pursuit. Permasalahan inversinya dituliskan dalam bentuk formulasi kasus representasi sinyal *sparse*: $\Phi \mathbf{x} = \mathbf{y}$, dimana Φ adalah kumpulan semua kemungkinan

bentuk *waveform*, x adalah koefisien untuk setiap jenis *waveform*, dan \mathcal{Y} adalah data seismik. Formulasi representasi *sparse* di atas mengantarkan kita pada masalah optimasi untuk menyelesaikan persamaan linear sistem *under-determined*. Dengan menyusun semua atom dalam *Dictionary* besar Φ , kita ingin mencari koefisien x yang merupakan solusi paling optimal sekaligus paling *sparse* untuk merepresentasikan data seismik yang terekam \mathcal{Y} melalui pernyataan optimasi yang diberikan pada persamaan (1) dan (2):

$$\min \|y - \Phi x\|_2 + \lambda \|x\|_1 \quad (1)$$

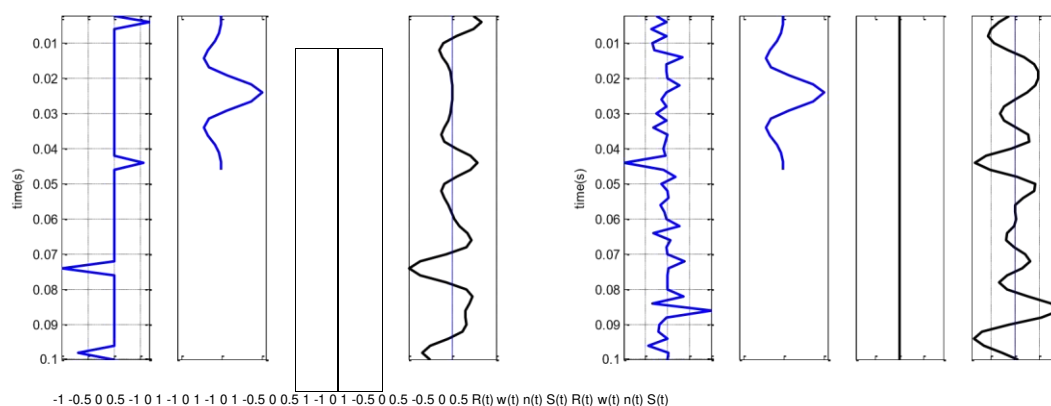
atau

$$\min \|x\|_1 \text{ subject to } \|y - \Phi x\|_2 \leq \delta \quad (2)$$

BPI tidak memerlukan model awal karena langsung mengaitkan data dengan informasi *a priori*. Selain itu, BPI menggunakan optimasi norm l_1 sehingga dapat mencari konfigurasi pasangan reflektivitas genap dan ganjil secara optimal, ini mengantarkan pada solusi yang *sparse*. Keunggulan BPI berkaitan erat dengan fakta bahwa BP menemukan satu solusi global yang optimal. Dengan demikian, inversi yang dihasilkan menjadi *sparse* layer dengan resolusi yang sangat baik. Zhang & Castagna (2011) memanfaatkan penyelesaian persamaan primal dan dual dari program linear yang diusulkan oleh Chen (2001). Namun, saat ini ada banyak pendekatan lain untuk menyelesaikan masalah optimasi norm l_1 . Kita bisa mengklasifikasi algoritma yang ada saat ini dalam enam kelas yang representatif seperti yang dilakukan Yang et al. (2010): *Linear Programming*, *Gradient Projection*, *Augmented Lagrange Multiplier*, *Iterative Shrinkage-Thresholding*, *Homotopy*, dan *Proximal Gradient*. *Linear Programming* merupakan solusi klasik untuk problem minimasi l_1 , memiliki ketelitian tinggi namun kurang *robust* dalam mencapai kekonvergenan. Kelima algoritma lainnya disusun untuk mengatasi masalah yang ada pada algoritma *Linear Programming*. *Gradient Projection* mencari representasi *sparse* dari x dengan mengikuti arah *gradient* tertentu sehingga dapat mempercepat proses konvergensi. Algoritma *Augmented Lagrange Multiplier* sangat populer dalam pemrograman konveks. Ide dasarnya adalah untuk mengeliminasi konstrain ekuualitas dengan menambahkan terminologi *penalty* pada fungsi objektif. *Iterative Shrinkage-Thresholding* menggunakan operasi matriks sederhana seperti aljabar vektor dan perkalian matriks-vektor, berbeda dengan beberapa metoda sebelumnya yang melibatkan operasi matriks yang lebih rumit seperti faktorisasi dan penyelesaian *least-square* linear. *Homotopy* memanfaatkan fakta matematis bahwa terdapat aliran constraint dari l_2 menjadi l_1 seiring peningkatan λ (faktor pengali Lagrange) dengan menentukan “*breakpoints*” yang mengantarkan pada perubahan *support* sehingga pencarian koefisien tak-nol yang baru menjadi lebih efisien. *Proximal Gradient* mewakili algoritma jenis lain. Prinsip dibalik algoritma ini adalah mengganti fungsi objektif dimana suku pertama dari persamaan regularisasi adalah fungsi konveks yang smooth dengan gradien kontinyu *Lipschitz* dan suku keduanya adalah fungsi konveks kontinyu. Untuk mewakili masing-masing kelas algoritma tersebut, satu *solver* dipilih untuk kemudian dibandingkan performanya jika dihadapkan dengan masalah-masalah yang biasa ditemukan dalam seismik inversi terkait kualitas data, kesalahan estimasi *wavelet* dan kemampuan resolusi.

2.2 Lingkungan eksperimen

Lingkungan komputasi yang digunakan adalah: Intel(R) Core(TM) i7-2600 CPU @ 3.40GHz 4.10 GHz. Pada tahap ini dilakukan uji coba metoda terhadap masalah yang sudah diketahui solusinya, dilakukan dengan tiga langkah: pemodelan kedepan dengan *wavelet* dan reflektivitas yang diketahui; inversi dengan berbagai algoritma BPI; dan perbandingan hasil inversi dengan model reflektivitas menggunakan korelasi silang. Setiap langkah simulasi tersebut diterapkan pada dua kasus berbeda: kasus reflektivitas jarang (“*sparse*”) dan rapat (“*dense*”) seperti pada Gambar 1. Pengujian dilakukan dengan menggunakan model “*sparse*” dan “*dense*” bebas *noise* dan *wavelet* diketahui dengan pasti. Tujuan eksperimen ini adalah : (1) Melihat konsistensi parameter yang kami tetapkan, (2) Membandingkan pengaruh parameter akurasi terhadap kasus data *sparse* dan *dense*, (3) Studi perbandingan antar metoda dikaitkan dengan parameter akurasi yang dipilih.

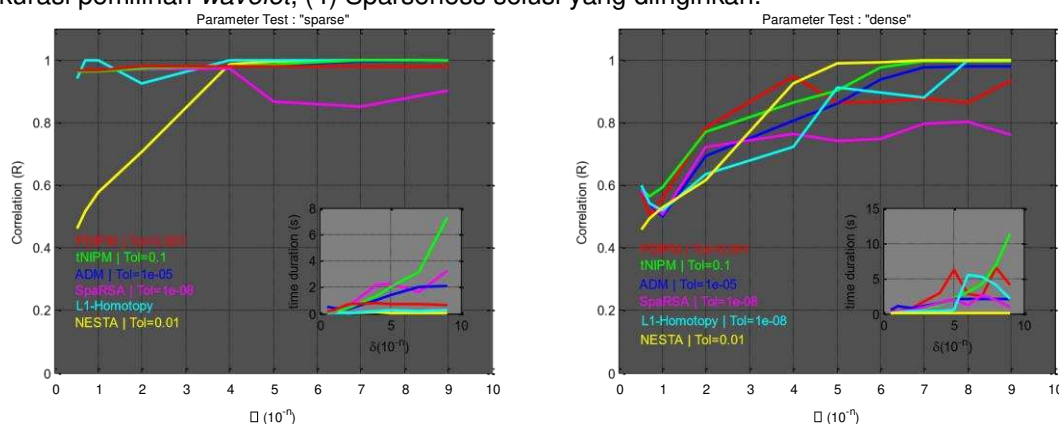


Gambar 1 Pemodelan eksperimen untuk kasus reflektivitas “sparse” (atas) dan “dense” (bawah).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Perbandingan performa berbagai algoritma BPI

Parameter yang digunakan pada setiap metoda berbeda-beda namun diatur sedemikian rupa agar mencapai kriteria *super-resolve*. Pengkondisian dasar adalah toleransi *error* diatur agar dapat setara dengan parameter akurasi. Selanjutnya, parameterisasi yang disisakan hanyalah parameter yang menyatakan tingkat akurasi optimasi yang terkait langsung dengan level *noise*. Hasil pada Gambar 2 memperlihatkan konsistensi parameter yang penulis tentukan sehingga satu sama lain dapat dibandingkan secara proporsional. Selanjutnya parameter yang merupakan hasil elaborasi parameter regularisasi dan akurasi ini kami beri simbol *delta*. Studi kami menunjukkan bahwa keseluruhan metoda tersebut saling kompetitif satu sama lain terkait kualitas hasil yang diberikan hanya saja metoda terbaru lebih unggul dari aspek kecepatan komputasi sehingga menjadi layak digunakan pada data yang panjang seperti pada implementasi pelebaran pita frekuensi. Pemilihan parameter akurasi (regularisasi) dilakukan dengan mempertimbangkan: (1) Kualitas frekuensi data, (2) Tingkat gangguan *noise*, (3) Akurasi pemilihan *wavelet*, (4) Sparseness solusi yang diinginkan.



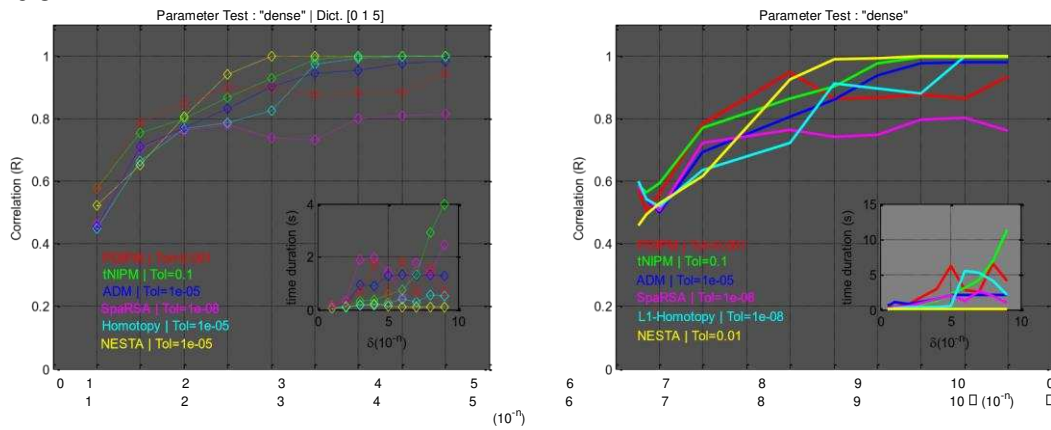
Gambar 2 Hasil simulasi pemilihan parameter.

3.2 Optimalisasi BPI

Deret reflektivitas diasumsikan memiliki karakteristik dasar yang *sparse*, namun dalam praktiknya, deret reflektivitas bersifat “*dense*”. Karena itu, *Dictionary* yang hanya mencakup tepi wedge saja dirasa sudah cukup. Dengan mengefisienkan ukuran *Dictionary*, maka kita dapat mengurangi beban komputasi dan memiliki keleluasan lebih dalam memodelkan berbagai asumsi *wavelet* pada implementasi di kasus inversi non-stasioner.

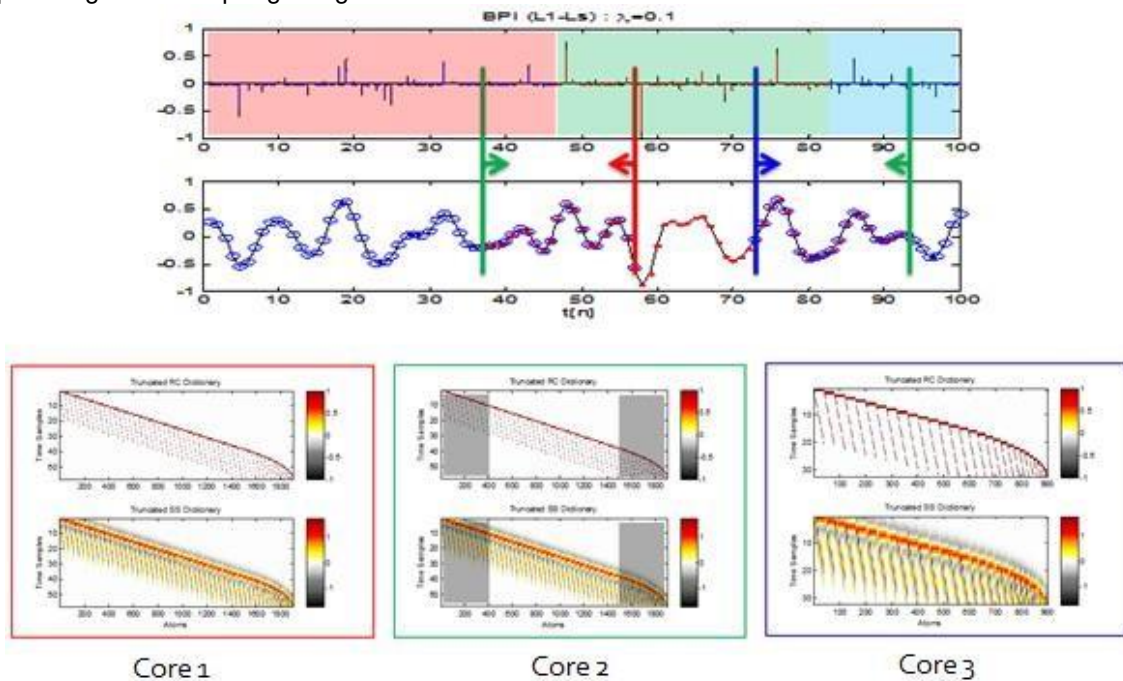
Hasil pada Gambar 3 menunjukkan bahwa dengan melakukan efisiensi *Dictionary*, kita memperoleh beberapa keuntungan: waktu yang dibutuhkan dan ukuran problem berkurang; kompleksitas masalah berkurang sehingga proses menjadi lebih stabil; dan memberikan hasil dengan kualitas yang sedikit

lebih baik. Beberapa keuntungan ini diperoleh terutama karena berkurangnya kompleksitas sistem inversi.



Gambar 3 Efisiensi *Dictionary* untuk kasus “dense”. Performa BPI dengan ketebalan pasangan reflektivitas maksimum dalam *Dictionary* adalah $5dt$ (kiri) memiliki kualitas hasil inversi yang setara dengan *Dictionary* yang utuh 1λ (kanan).

Proses BPI dapat pula dipartisi secara hari-hati dengan mengatur kelengkapan *Dictionary* setiap partisi agar bersesuaian persis dengan *Dictionary* global yang diterapkan tanpa partisi. Ini berkaitan dengan sifat *Dictionary* yang *time-adaptive*. Untuk menghindari aliasing, perlu ditambahkan data sepanjang 1λ baik di bagian atas maupun bawah dari target yang sedang dievaluasi. Hasil eksperimen (Gambar 4) memperlihatkan bahwa dengan melakukan partisi proses BPI, prosesnya akan berjalan lebih cepat tanpa mengakibatkan pengurangan korelasi.



Gambar 4 Ilustrasi skema partisi dan paralelisasi proses komputasi inversi basis pursuit untuk dikerjakan oleh 3 (tiga) Prosesor

Proses partisi independen satu sama lain sehingga pada tahap ini dapat diterapkan strategi paralelisasi komputasi. Setiap proses partisi dibebankan kepada satu prosesor sehingga untuk satu jejak seismik yang dipartisi menjadi empat misalnya, dapat dilakukan dengan waktu $1/4$ dari yang dibutuhkan sebelum paralelisasi sebagaimana diperlihatkan pada Tabel 1. Nilai peningkatan kecepatan komputasi dapat bervariasi bergantung pada kestabilan mesin, namun adanya peningkatan kecepatan komputasi terlihat nyata pada eksperimen ini.

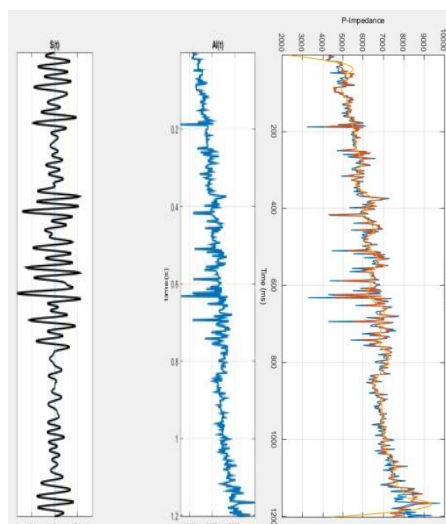
Algoritma	Original	Partisi	Paralelisasi
PDIPM	5,8 jam	6 menit	90 detik
tNIPM	27 menit	53 detik	15 detik
ADM	125 detik	49 detik	13 detik
SpaRSA	22 menit	22 detik	6 detik
Homotopy	7 detik	82 detik	10 detik
NESTA	6,8 menit	18 detik	5 detik

Tabel 1. Perbandingan waktu implementasi algoritma dengan berbagai skema

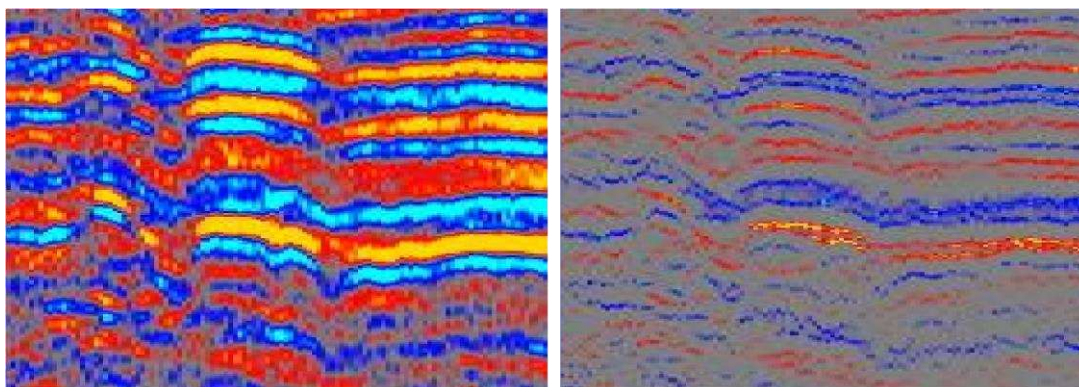
3.3 Stratigrafi Seismik

Permasalahan utama dalam analisis stratigrafi seismik terletak pada masalah terminasi lapisan dan jumlah lapisan yang teresolusi. Kemampuan BPI dalam meresolusi lapisan sangat baik bahkan dapat dikatakan hampir sempurna sebagaimana diperlihatkan pada **Gambar 5**. Setiap nilai akustik impedansi dapat diestimasi dengan hampir sempurna. Sehingga dapat dikatakan masalah stratigrafi dapat diselesaikan secara utuh dari segi algoritma inversi. Hal tersebut diperlihatkan pada uji coba inversi akustik impedansi dengan BPI membuat seismik sintetik dari data akustik impedansi sumur.

Kendala utamanya muncul ketika metoda BPI diterapkan pada data real, performa yang diberikan tidak sebagaimana pada uji sintetik. Hal itu dikarenakan faktor kesalahan dalam estimasi wavelet dan kehadiran noise pada data. Sementara dari uji sintetik sebelumnya dapat dikatakan bahwa lebar pita frekuensi data seismik bukan merupakan kendala bagi metoda BPI. Hasil uji data real diperlihatkan pada Gambar 6. Dapat dilihat adanya peningkatan jumlah lapisan terutama pada lapisan yang mengalami *tuning*. Selain itu ketajaman reflector juga dapat membantu dalam mengatasi ambiguitas antara terminasi lapisan atau *conformity* yang tipis.



Gambar 5 Akustik Impedansi hasil BPI pada skema ideal, wavelet diketahui. Paling kiri adalah data sintetik pada sumur. Tengah adalah parameter akustik impedansi pada sumur. Paling kanan adalah perbandingan akustik impedansi sebenarnya (biru) dengan estimasi BPI (orange) setelah ditambahkan *low-frequency model* (kuning)



Gambar 6 Reflektivitas BPI (kanan) dibandingkan dengan data real (kiri) dengan wavelet yang diestimasi secara statistik

4. Kesimpulan

Studi kami menunjukkan bahwa keseluruhan metoda optimasi l_1 saling kompetitif satu sama lain mengenai kualitas hasil yang diberikan. Akan tetapi, metoda terbaru lebih unggul dari aspek kecepatan komputasi sehingga cocok digunakan pada data berukuran besar. Untuk optimasi BPI, kami menyarankan efisiensi *Dictionary*, mempartisi proses serta melakukan paralelisasi komputasi. Dengan demikian, kecepatan komputasi secara nyata menurun dengan signifikan untuk semua algoritma yang dicoba. Dengan didukung teknologi komputasi paralel, skema ini dapat dikembangkan menjadi skema komputasi paralel dua lapis sehingga proses komputasi menjadi lebih cepat lagi. Dari aspek stratigrafi seismic, inversi BPI dapat mengatasi masalah keterbatasan *bandwidth* data seismic dalam menganalisis lapisan tipis. Meskipun pengaruh kesalahan estimasi wavelet dan noise masih berpengaruh signifikan, hasil yang diberikan telah memperlihatkan perbaikan dalam hal pemisahan lapisan *tuning* dan terminasi lapisan.

5. Penghargaan

Terima kasih banyak penulis sampaikan kepada LP3 Institut Teknologi Sumatera yang telah mendanai penelitian ini. Penghargaan sebesar-besarnya juga penulis sampaikan kepada Bapak Soni Winardhie, Ph.D. dan Bapak DR. Alfian Bahar atas masukan yang sangat berarti.

6. Daftar Pustaka

- [1] R. Zhang, and J.P. Castagna, "Seismic sparse-layer reflectivity inversion using basis pursuit decomposition", *Geophysics* vol. 76, pp. R147-R158, Nov-Dec 2011
- [2] R. Zhang, M.K. Sen, S. Phan, and S. Srinivasan, "Stochastic and deterministic seismic inversion methods for thin-bed resolution," *Journal of Geophysics and Engineering*, vol. 9, pp. 611-618, September 2012
- [3] R. Zhang, M.K. Sen, and S. Srinivasan, "A *prestack basis pursuit seismic inversion*," *Geophysics*, vol. 78, pp. R1-R11, January 2013
- [4] R. Firdaus, "Inversi reflektivitas nonstasioner dengan metoda dekomposisi basis pursuit," M.S. thesis, Institut Teknologi Bandung, Indonesia, 2014
- [5] S. S. Chen, D. L. Donoho, and M. A. Saunders, "Atomic decomposition by basis pursuit," *Society for Industrial and Applied Mathematics Review*, vol. 43, pp. 129–159, February 2001
- [6] A. Yang, A. Ganesh, S. Sastry, and Y. Ma, "Fast l_1 -minimization algorithms and an application in robust face recognition: a review," in *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, 2010