

# Picking Automático em famílias Common-midpoints de traços sísmicos

Mauro Luiz Brandão Junior    Rafael Ferrari    Renato da Rocha Lopes

**Resumo**— A exploração de hidrocarbonetos depende de imagens de alta resolução da subsuperfície da Terra, e essas podem ser adquiridas pelo método sísmico. Uma etapa importante do pré-processamento sísmico é a obtenção do modelo de velocidades baseado em normal-moveout (NMO), que requer o picking de eventos no espectro de velocidades. Esse problema é chamado de picking de velocidades e normalmente é feito de forma manual, o que é bastante caro. Sendo assim, o esforço em resolver o problema de picking de velocidades de maneira automática pode contribuir em um processamento sísmico menos subjetivo. Neste trabalho propomos um método automático de picking de velocidades. Nós utilizamos a transformada de Radon hiperbólica para obtenção do espectro de velocidades e realizamos o picking de eventos a partir de uma heurística de busca que explora a redundância das reflexões múltiplas e o espalhamento em velocidade no domínio transformado. O método proposto foi validado em dados sintéticos, nos quais foi possível obter taxas de erro relativo similares à de outros métodos da literatura. O método também foi avaliado em dados sísmicos reais. Nesse caso, obtemos resultados que se assemelham aos que seriam obtidos por picking manual.

**Palavras-Chave**— Picking automático de velocidades, Análise de velocidades, Transformada de Radon hiperbólica.

**Abstract**— Hydrocarbon exploration relies on high resolution images of the Earth's subsurface, and these can be acquired through the seismic method. An important step of the seismic pre-processing is building a velocity model based on normal-moveout (NMO) velocity analysis, which requires picking events in the velocity spectra. This problem is called velocity picking and it is usually done manually, which is very expensive and time-consuming. Therefore, the effort of solving the velocity picking in an automatic fashion can contribute to a less subjective processing of the seismic data. In this paper we propose an automatic method of velocity picking. We use the hyperbolic Radon transform to build the velocity spectra and pick the the events using a heuristic search that exploits both the redundancy of multiple reflections and the spread in velocity of the transformed data. The proposed method was validated using synthetic seismic data, with which we obtained similar relative error rates of other known methods in the literature. The method was also evaluated with real seismic data. In this case we obtained results similar to those that would be obtained by manual picking.

**Keywords**— Automatic velocity picking, Velocity analysis, Hyperbolic Radon transform.

## I. INTRODUÇÃO

A análise de velocidades baseada em *Normal-moveout* (NMO) é uma das formas mais comuns para a obtenção de

Mauro Luiz Brandão junior e Renato da Rocha Lopes, Departamento de Engenharia de Comunicações, Rafael Ferrari, Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP, Brasil, E-mails: mbrjr@gmail.com, rferri@deca.fee.unicamp.br, rlopes@decom.fee.unicamp.br.

um modelo de velocidades no processamento sísmico [1]. Essa estratégia depende da obtenção de picos no espectro de velocidades. Esse procedimento é conhecido como picking de velocidades. Muitas vezes o picking é feito manualmente, o que é caro e demanda muito tempo [2].

Algumas abordagens utilizando processamento de imagens foram propostas para a realização do picking automático [3]–[5]. Muitas técnicas para picking automático requerem a utilização da transformada de Radon hiperbólica de alta resolução para obtenção do espectro de velocidades, como a proposta em [6]. Neste trabalho apresentamos um método no domínio da transformada de Radon de baixa resolução, que é calculado de maneira determinística, em contraste com a transformada de alta resolução, que é obtida com algoritmos iterativos, usualmente muito mais custosos.

O método proposto utiliza uma heurística de busca que explora um artefato gerado pela transformada de Radon de baixa resolução chamado de espalhamento em velocidade. Juntamente com o método de busca, apresentamos um filtro que utiliza da redundância devido à presença de reflexões múltiplas no dado para um ganho de confiabilidade dos picks, ao custo de uma redução da janela de análise. As duas propostas em conjunto compõem a técnica de picking automático deste trabalho.

Utilizamos a medida de erro relativo presente em [6] para a validação do picking em dados sintéticos, e obtivemos resultados semelhantes aos produzidos pelas técnicas que utilizam a transformada de alta resolução. Também testamos a técnica em um CMP real, e tivemos resultados semelhantes aos que seriam obtidos por picking manual.

## II. AQUISIÇÃO, FAMÍLIAS COMMON MIDPOINT (CMP) E REFLEXÕES MÚLTIPLAS

Em um levantamento sísmico típico, temos um arranjo de sensores equidistantes e uma fonte de ondas mecânicas dispostos na superfície. Após a emissão da fonte, o sinal viaja em direção a próxima camada geológica, e na transição entre as camadas, a onda sofre refração e reflexão devido a diferença de impedância acústica da interface. As reflexões são então registradas pelos sensores na superfície. O sinal de cada sensor é chamado de traço sísmico [1]. Na Fig. 1 temos um esquema desse procedimento de aquisição.

A configuração mostrada na Fig. 1 é denominada tiro comum e é repetida em vários pontos da superfície durante a aquisição. Em cada realização todo o arranjo é movido uma distância  $dx$  para a esquerda, onde  $dx$  é a distância entre os sensores. Após o levantamento, os traços que possuem o

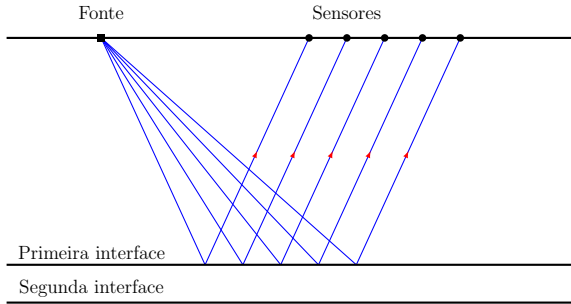


Fig. 1: Esquema de aquisição sísmica.

mesmo ponto médio entre a fonte e o sensor na superfície são agrupados em famílias *Common midpoint* (CMP). Os CMPs podem ser visualizados como imagens, onde cada coluna representa um traço [1]. Vamos tratá-los como funções do tipo  $f : T \times X \rightarrow \mathbb{R}$ , onde  $T$  e  $X$  são conjuntos finitos. O ponto  $f(t, x)$  em um dado CMP representa a leitura do traço de afastamento  $x \in X$  no instante  $t \in T$ . A Fig. 2 (a) apresenta um CMP sintético.

Os registros referentes a uma mesma interface geológica são visualizados no CMP como uma curva, chamada de evento. Cada uma dessas curvas pode ser aproximada por uma equação de tempo de trânsito hiperbólica [1], que tem a seguinte forma

$$t^2 = \tau^2 + x^2 v^{-2},$$

onde  $\tau$  é o tempo de trânsito para o afastamento nulo e  $v$  é a velocidade do evento.

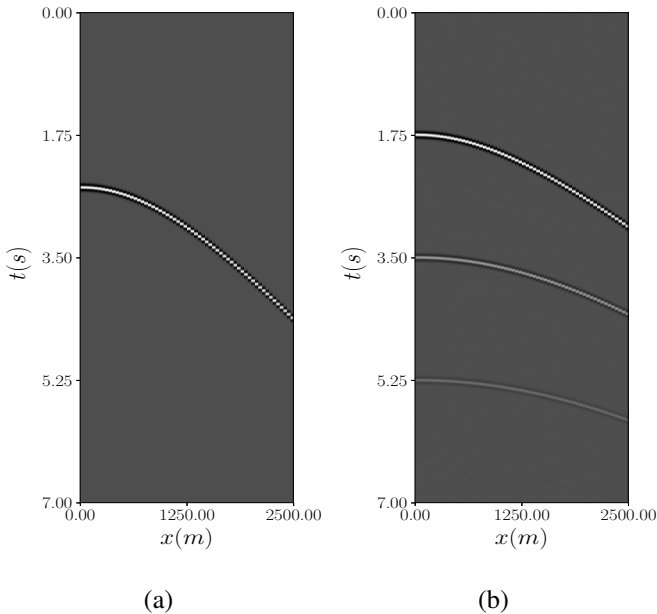


Fig. 2: Exemplos sintéticos de CMP com períodos de amostragem  $dt = 0.0035$  s e distância entre afastamentos igual a  $dx = 42.3729$  m. Os dados possuem 60 traços e 2000 amostras temporais por traço. (a) CMP sintético com um evento  $\tau = 2.5$  s e  $v = 700$  m/s. (b) CMP sintético com um evento primário  $\tau = 1.75$  s e  $v = 1000$  m/s e duas múltiplas da primeira interface.

Durante a aquisição, pode ocorrer a reflexão da energia sísmica mais de uma vez, em diferentes camadas. Essas reverberações são registradas pelos sensores na superfície como novos eventos, que a priori são indistinguíveis de eventos primários [7].

Um tipo de múltipla recorrente é a de primeira interface. Para dados marítimos esse efeito é chamado de múltiplas do fundo do mar ou reverberações na lâmina d'água. Esse fenômeno ocorre devido às altas impedâncias acústicas da primeira interface e da superfície. Na Fig. 3 temos uma ilustração. Em CMPs, as reflexões múltiplas de primeira interface são observadas como hipérbolas de mesma velocidade e tempos de interceptação periódicos para o afastamento nulo, como na Fig. 2 (b).

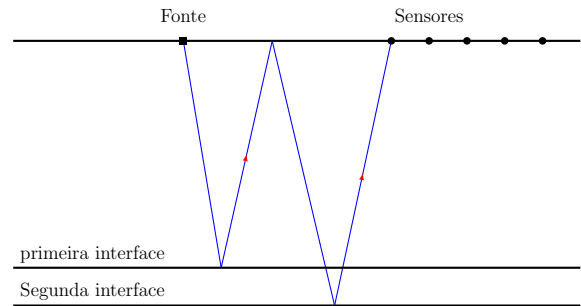


Fig. 3: Eventos múltiplos da primeira interface na aquisição sísmica.

### III. METODOLOGIA

Na seção anterior descrevemos o processo de aquisição sísmica e apresentamos o conceito de famílias CMP. Nessa seção introduzimos a transformada de Radon Hiperbólica e apresentamos detalhes do método de picking proposto.

#### A. Transformada de Radon Hiperbólica

No espectro de velocidades o problema de picking reduz-se à busca de máximos locais. Neste trabalho realizamos essa busca no espectro da transformada de Radon hiperbólica. Essa transformada realiza a soma de hipérbolas ao longo do dado de entrada. Caso exista um evento hiperbólico no dado, será observado como um máximo no domínio transformado.

Dado um CMP  $f(t, x)$ , sua transformada de Radon hiperbólica discreta é definida como

$$R_f(\tau, v) = \sum_{x \in X} f\left(\sqrt{\tau^2 + x^2 v^{-2}}, x\right),$$

Na Fig. 4 temos um exemplo de aplicação da transformada de Radon hiperbólica. O objetivo do picking utilizando a transformada de Radon hiperbólica é gerar para cada instante de tempo uma estimativa da velocidade de propagação. Essa curva é chamada de modelo de velocidade.

Ainda Na Fig. 4, verificamos a presença de linhas horizontais no entorno de cada evento no dado transformado. Esse espalhamento em velocidade é um efeito típico da transformada de Radon hiperbólica, que ocorre devido ao fato de que para um tempo de interceptação  $\tau$  fixado, hipérbolas com velocidades próximas à do evento também possuem alguma coerência com o evento.

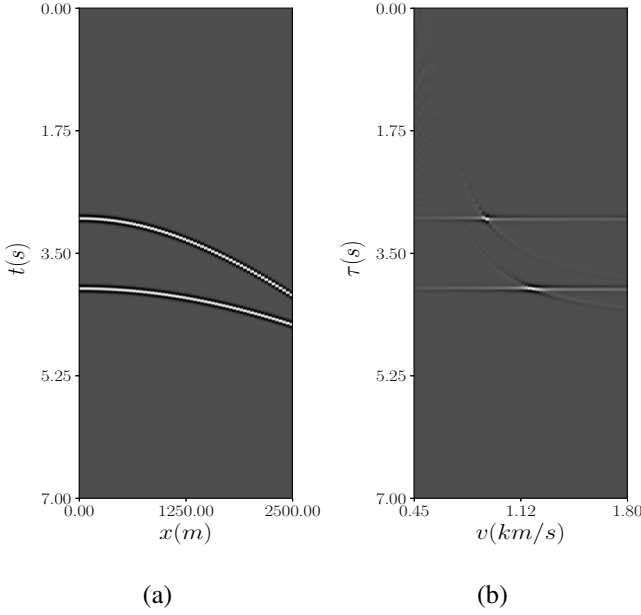


Fig. 4: Transformada de Radon de um CMP sintético. O dado possui dois eventos com tempos de interceptação  $\tau = (3, 4)$  ms e velocidades  $\mathbf{v} = (0.9, 1.2)$  km/s. O período de amostragem e distância entre afastamentos são iguais a  $dt = 0.0035$  s e  $dx = 42.3729$  m, respectivamente. O dado possui 60 traços e 2000 amostras temporais por traço. (a) Dado sintético. (b) Transformada de Radon hiperbólica do dado.

### B. Buscas unidimensionais

A realização do picking no espectro de velocidades é um problema de busca de máximos locais. Como a quantidade de eventos no dado não é conhecida a priori, métodos de busca bidimensionais exigem alguma forma de condição de parada. Para contornar esse problema, alguns autores como [6] realizam a buscas unidimensionais para todos  $\tau \in T$  possíveis no dado transformado. A curva obtida dessa forma pode posteriormente ser utilizada como modelo de velocidade do dado.

Neste trabalho, propomos realizar a busca apenas em um subconjunto  $S \subset T$ , e então interpolar os eventos para obtenção do modelo de velocidade. A escolha de  $S$  será feita levando em consideração o efeito de espalhamento em velocidade descrito na subseção anterior. Podemos utilizar o fato de que o dado transformado possui essas linhas horizontais para tornar mais evidente os tempos em que os eventos ocorreram. Dado um CMP  $f(t, x)$ , isso será feito somando todos os traços do dado transformado em um único “supertraço”, dado por

$$s(\tau) = \sum_v R_f(\tau, v).$$

Sendo assim, os tempos  $\tau \in T$  que maximizam  $s(\tau)$  representam os tempos em que os eventos ocorreram. Esse procedimento possui duas vantagens. Em primeiro lugar, devido ao espalhamento das velocidades, os máximos em  $s(\tau)$  são mais evidentes que os máximos no espectro. Em segundo lugar, isso permite fazer uma busca unidimensional por instantes onde há reflexões, permitindo que as velocidades sejam procuradas

apenas nesses instantes.

Existem diversos procedimentos para determinar se um valor de  $s(\tau)$  corresponde ou não a uma reflexão. Podemos estabelecer um limiar, dizendo que apenas  $s(\tau)$  acima desse limiar são eventos. Neste trabalho, consideraremos que uma fração  $h \in (0, 1]$  das amostras de  $s(\tau)$  como eventos. Em outras palavras, escolheremos  $S \subset T$  como sendo o conjunto de instantes de tempo  $\tau$  que levam aos  $\lfloor h|T| \rfloor$  maiores valores de  $s(\tau)$ , onde  $|T|$  é a cardinalidade de  $T$ .

Essa solução ainda requer a interação do usuário, no sentido de que o parâmetro  $h$  precisa ser definido. Para o caso em que  $h = 1$ , temos que todos os instantes em  $T$  são considerados, e o método se torna equivalente ao presente em [6]. Por outro lado, levando em consideração as variações de  $s(\tau)$  em função de  $\tau$  é possível traçar uma estratégia automática para definição de  $h$ .

### C. Filtro de eventos que possuem múltiplas da primeira interface

A ocorrência de reflexões múltiplas durante a aquisição sísmica é normalmente considerada um problema pois eventos múltiplos não acrescentam informação ao dado e confundem a identificação de eventos primários. Por outro lado, a presença de múltiplas garante uma certa redundância. Vamos explorar essa redundância para obter uma maior confiabilidade no picking.

Considere que o evento  $(\tau_B, v_B)$  é uma múltipla de primeira interface (como na Fig. 3) do evento  $(\tau_A, v_A)$ . Nesse caso, as seguintes aproximações deverão ser verdadeiras

$$\begin{aligned} v_B - v_A &\approx 0 \\ \tau_B - \tau_A &\approx N\tau_0, \end{aligned} \quad (1)$$

onde  $N \in \mathbb{N}^*$  é algum natural não nulo e  $\tau_0$  é o tempo que a onda leva para ir e voltar até a primeira interface, ou seja  $\tau_0$  é o tempo do evento da primeira interface. Para dados marítimos a primeira interface é o fundo do mar, e  $\tau_0$  é chamado de tempo de trânsito do fundo do mar.

Dado um conjunto de picks  $P = \{(\tau_i, v_i)\}$ , podemos estabelecer duas tolerâncias  $\epsilon_\tau > 0$  e  $\epsilon_v > 0$  e selecionar apenas picks que satisfazem (1) dentro dessas tolerâncias e que são primários. Ou seja, listar aqueles que satisfazem

$$\begin{aligned} |v_j - v_i| &< \epsilon_v \\ |\tau_j - \tau_i - N\tau_0| &< \epsilon_\tau, \end{aligned}$$

para algum  $N \in \mathbb{N}^*$ , e dentre esses, escolher apenas aquele com menor tempo de interceptação  $\tau$ . Fazendo isso estamos impondo que os picks possuam ao menos uma múltipla, e descartando o restante. Isso faz com que a probabilidade de falsos positivos no picking seja reduzida, pois a presença de um evento múltiplo reforça o fato de que o evento em questão provavelmente ocorreu. Essa restrição diminui a quantidade de falsos positivos e outliers ao custo de uma redução da região de análise. Essa redução ocorre devido ao fato de que eventos mais profundos podem não possuir múltiplas registradas no dado.

#### IV. RESULTADOS

Nessa seção apresentamos os resultados obtidos utilizando a técnica de picking proposta no domínio da transformada de Radon hiperbólica. O método de buscas unidimensionais juntamente com o filtro de múltiplas foi validado em dados sintéticos utilizando a medida de erro relativo apresentada em [6]. Ainda nessa seção, avaliamos o método em um CMP real.

##### A. Picking em dados sintéticos

A validação da técnica foi realizada em CMPs sintéticos. A modelagem foi feita de maneira semelhante à encontrada em [6]. Os CMPs dos experimentos possuem 60 traços. Cada traço possui 2000 amostras e foi gerado a partir da convolução com uma wavelet Ricker de coeficiente  $a = 25$ . Considerou-se ruído branco Gaussiano aditivo com a relação sinal ruído  $\text{SNR} = 70$  dB. O modelo também inclui uma múltipla relativa à primeira interface para cada evento gerado, com coeficiente de refletividade igual a 0.5. O efeito de divergência esférica [1] também foi considerado.

A seguinte medida de erro relativo em velocidade foi proposta em [6] para a validação da técnica

$$\delta = \frac{\|\mathbf{v} - \hat{\mathbf{v}}\|_2}{\|\mathbf{v}\|_2},$$

onde  $\mathbf{v}$  é o vetor de velocidades dos eventos gerados e  $\hat{\mathbf{v}}$  é o vetor de velocidades dos eventos obtido pelo picking. Para os experimentos realizados obtiveram-se erros relativos inferiores a 1%. Valores muito semelhantes aos obtidos em [6].

Um dos experimentos realizados encontra-se na Fig. 5. O dado dessa figura possui sete eventos com tempos de interceptação e velocidades dados por

$$\tau = (2.51, 2.73, 2.94, 3.15, 3.36, 3.57, 3.81) \text{ ms}$$

$$\mathbf{v} = (1.150, 1.200, 1.291, 1.400, 1.500, 1.650, 1.850) \text{ km/s.}$$

As velocidades estimadas foram

$$\hat{\mathbf{v}} = (1.172, 1.209, 1.283, 1.395, 1.507, 1.656, 1.843) \text{ km/s.}$$

Nesse exemplo, todos os eventos primários foram detectados corretamente, pois todos possuíam um evento múltiplo do fundo do mar. Isso não ocorreria em um caso real, porém o método proposto ainda será útil no sentido de remover outliers e picks que provavelmente não são eventos reais, como trataremos na próxima seção.

##### B. Picking em dado real

Também avaliamos o método em uma família CMP real. Trata-se de um dado marítimo e profundo constituído de 60 traços, cada traço com 1751 amostras temporais e com período de amostragem  $dt = 4$  ms e distância entre traços igual a  $dx = 25$  m. Essa baixa quantidade de traços resulta em um grande aliasing espacial, que atrapalha o picking. Sendo assim, como pré-processamento realizamos uma interpolação, que resultou em novo dado com 178 traços e uma nova distância entre traços  $dx = 13.5593$  m. O dado interpolado e sua transformada de Radon são mostrados na Fig. 6.

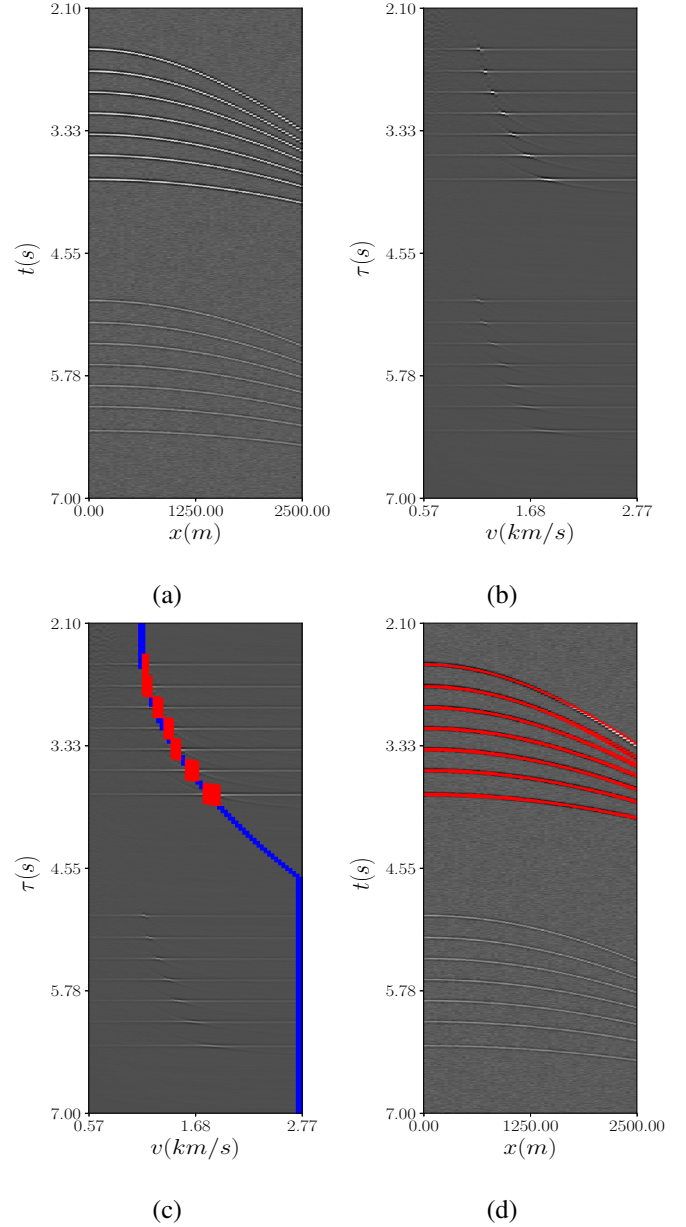


Fig. 5: Picking automático em um CMP sintético. (a) Dado sintético. (b) Transformada de Radon hiperbólica do dado. (c) Eventos obtidos em vermelho e interpolação polinomial dos eventos em azul. (d) Hipérbolas resultantes sobrepostas no CMP sintético.

Nas Fig. 7 (a) e (b) temos o resultado parcial do método proposto, isto é, a aplicação somente das buscas unidimensionais, descartando  $1 - h = 83$  % dos picks menos prováveis de serem eventos. Na Fig. 7 (a) temos o modelo de velocidades interpolado dos picks em vermelho utilizando um polinômio de grau 4. Caso o picking tivesse sido realizado apenas dessa forma, vários outliers e eventos múltiplos teriam sido considerados na elaboração de modelo de velocidades, tornando-o inadequado. Por outro lado, nas Fig. 7 (c) e (d), temos a aplicação do método completo, ou seja com a filtragem de eventos que possuem múltiplas. Por se tratar de um dado real, não possuímos as informações verdadeiras dos eventos, porém



nesse caso nota-se que o modelo de velocidades obtido<sup>5</sup> é muito semelhante ao que seria produzido por picking manual.

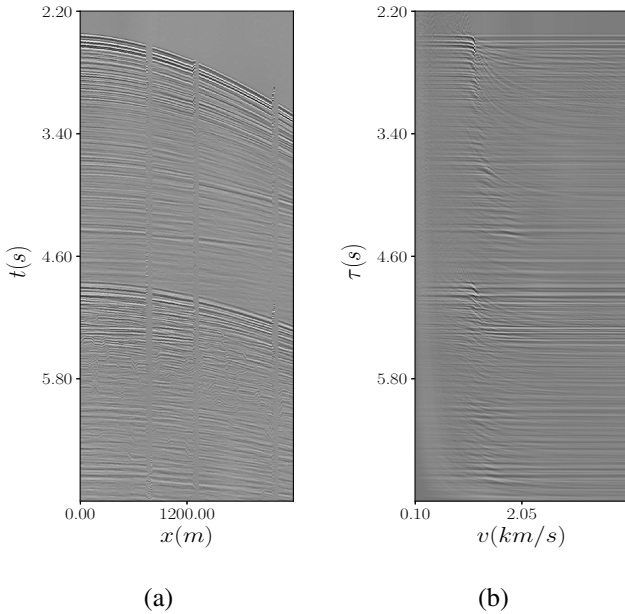


Fig. 6: (a) CMP real e (b) sua transformada de Radon hiperbólica.

## V. CONCLUSÃO

O picking de velocidades é uma tarefa importante para o processamento sísmico, porém muito custosa, pois normalmente é realizada manualmente. A natureza desse problema motiva o estudo de novas soluções automáticas.

Apresentamos um método de busca de máximos para a realização do picking no domínio da transformada de Radon hiperbólica e um filtro que explora a redundância presente nos dados para obter uma maior confiabilidade do picking ao custo de uma redução da janela de análise. Verificamos que a utilização dessas duas técnicas combinadas, permite a realização do picking em famílias CMP de maneira automática sem a necessidade da transformada de Radon hiperbólica de alta resolução, que é computacionalmente mais custosa.

A técnica foi validada com dados sísmicos sintéticos utilizando uma medida de erro relativo encontrada na literatura. Também testamos a técnica em um dado sísmico real e obtivemos resultados tão bons quanto resultados que poderiam ter sido obtidos por picking manual.

## VI. AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) - Projeto Número 305480/2018-9.

## REFERÊNCIAS

[1] O. Yilmaz, *Seismic Data Analysis: Processing, Inversion, and Interpretation of Seismic Data*, vol. 1, Society of Exploration Geophysicists, 2001.

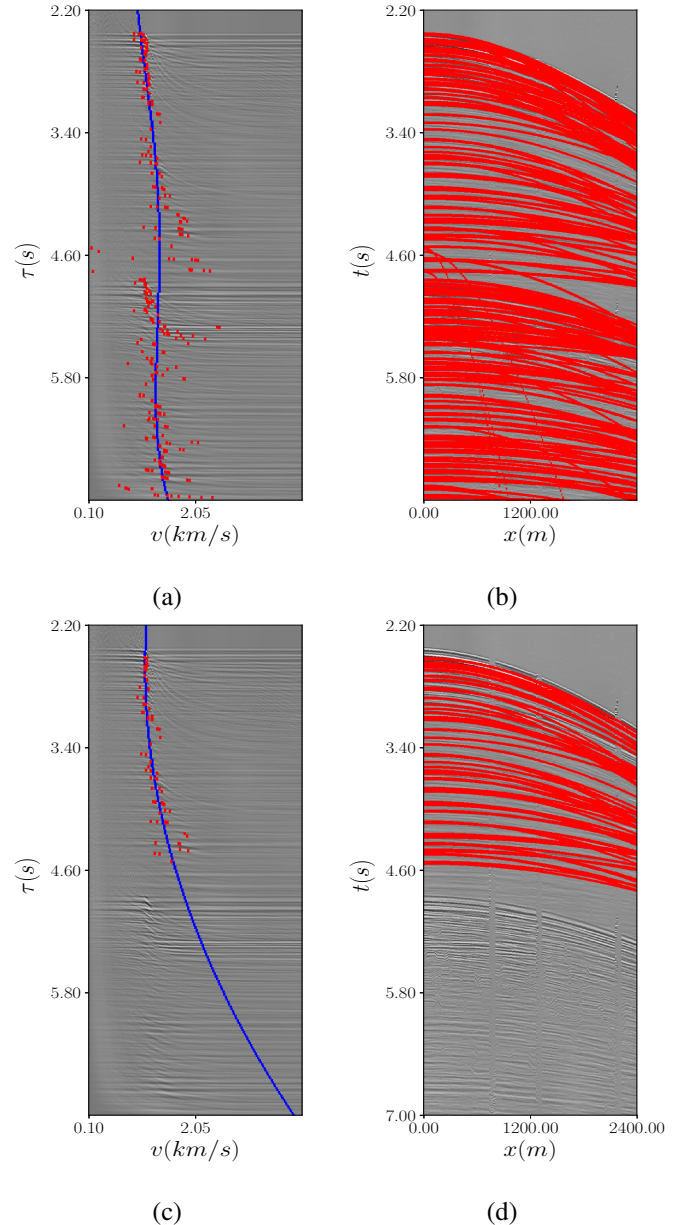


Fig. 7: Resultado do método de picking automático proposto no CMP real. (a) Eventos obtidos a partir de buscas unidimensionais no domínio transformado e (b) hipérbolas sobrepostas no CMP real. (c) Eventos obtidos, modelo de velocidades e (d) hipérbolas após filtragem de múltiplas.

- [2] W. Xu, J. Yin, H. Wang, B. Feng, Automatic estimation of stacking velocity based on sparse inversion, *Chinese Journal of Geophysics*, Vol. 60, No. 6, pp. 640-650, 2017.
- [3] J. Schmidt, F. A. Hadsell, Neural network stacking velocity picking, 62nd Annual International Meeting, SEG. Expanded Abstracts, pp. 18-21, 1992.
- [4] J. M. Davis, Interpretation of velocity spectra through an adaptive modeling strategy, *Geophysics*, vol. 37(6), pp. 953-962, 1972.
- [5] J. R. Beveridge, C. Ross, D. Whitley, Augmented geophysical data interpretation through automated velocity picking in semblance velocity images, *Machine Vision and Applications*, Vol. 13(3), pp. 141-148, 2002.
- [6] Y. Chen, Automatic velocity analysis using high-resolution hyperbolic Radon transform, *Geophysics*, Vol. 83, No. 4, pp. a53-a57, 2018.
- [7] R. E. Sheriff, *Encyclopedic Dictionary of Applied Geophysics*, Society of Exploration Geophysics, 4th ed, 2006.