

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS– UFSCAR  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA– CCET  
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO– DC  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO–  
PPGCC

**Luiz Antonio Rozendo**

**Utilizando Segmentação de Perfis de  
Poços e o algoritmo DTW para o Ajuste  
Automático de Perfis LWD e Cabo**

São Carlos

2024



**Luiz Antonio Rozendo**

**Utilizando Segmentação de Perfis de  
Poços e o algoritmo DTW para o Ajuste  
Automático de Perfis LWD e Cabo**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de concentração: Mineração de Dados

Orientador: Diego Furtado Silva

São Carlos  
2024





# UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia  
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

---

## Folha de Aprovação

---

Defesa de Dissertação de Mestrado do candidato Luiz Antonio Rozendo, realizada em 27/03/2024.

### Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Diego Furtado Silva (UFSCar)

Prof. Dr. Edson Takashi Matsubara (UFMS)

Prof. Dr. Ricardo Araújo Rios (UFBA)

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.

*Este trabalho é dedicado aos meus pais e irmãos por me apoiarem a chegar até aqui.*

---

# Agradecimentos

---

Agradecimentos ao professor Diego Furtado Silva pela paciência e o apoio dado para que esse projeto fosse desenvolvido e também à Marcellus Glaucus de Souza Araujo, Geofísico da Petrobras, pela paciência e apoio e por todo conhecimento passado por ele durante todo o projeto, sem eles não teria chegado até aqui.

Agradecimento especial á todos os envolvidos na construção do termo de cooperação técnica firmada entre a Petrobras e a UFSCar denominado "Algoritmo DTW para correlação de feições geológicas", n.º 13994. Agradeço pela bolsa PIDICT, reconhecimento ao CENPES e a FAI.UFSCar pela gestão deste convênio, a gerência executiva de exploração da Petrobras por proporcionar este desafio técnico. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) e CNPq - Código de Financiamento 001.



*“Somos essencialmente profissionais do sentido. Educamos, quando ensinamos com sentido. Educar é impregnar de sentido a vida. A profissão docente está centrada na vida, no bem querer.”*  
*(Prof. Gilberto Teixeira)*



---

# Resumo

---

A etapa de perfilagem de poços de petróleo visa obter características ou propriedades das rochas a partir de medidas indiretas, obtidas por sensores. Usualmente, esses dados são caracterizados por sequências de valores numéricos que representam uma ou mais propriedades do solo.

Essa etapa pode ser executada por meio de várias abordagens, sendo duas delas amplamente reconhecidas e empregadas: Logging While Drilling (LWD, Perfilagem Durante a Perfuração) que ocorre no momento da perfuração, e Wireline Log (Perfilagem a cabo), que ocorre após o poço ser perfurado. Devido a vibrações e outros fenômenos ocorridos durante a perfuração, podem haver imprecisões na profundidade dos perfis LWD. Para corrigi-la, é realizado o alinhamento manual dos perfis LWD utilizando os perfis a Cabo como referência.

Nesse contexto, este trabalho propõe um fluxo que realiza o alinhamento automático dos perfis LWD e Cabo utilizando o algoritmo Dynamic Time Warping (DTW) de forma segmentada. O fluxo proposto é dividido em 3 partes: a busca da região em comum entre as duas séries, a segmentação dos perfis LWD e Cabo de maneira que os segmentos sejam similares, e o alinhamento segmentado utilizando o algoritmo DTW.

Os resultados obtidos durante os experimentos deste trabalho demonstraram um bom ganho no alinhamento performado pelo algoritmo DTW quando realizado de forma segmentada, resultando em uma curva LWD mais fiel a original.

**Palavras-chave:** Segmentação de Séries Temporais. Segmentação de Perfis de Poços. Alinhamento LWD e Cabo. Ajuste Perfil LWD.

---

# Abstract

---

The well logging phase in oil drilling aims to obtain rock characteristics or properties from indirect measurements acquired by sensors. Typically, these data are characterized by sequences of numerical values representing one or more soil properties.

This phase can be executed through various approaches, with two of the most widely recognized and employed being: Logging While Drilling (LWD), which occurs during drilling, and Wireline Logging, which takes place after the well has been drilled. Due to vibrations and other phenomena occurring during drilling, there may be inaccuracies in the depth of LWD logs. To correct this, manual alignment of LWD logs is performed using Wireline logs as a reference.

In this context, this work proposes a workflow that performs automatic alignment of LWD and Wireline logs using the Dynamic Time Warping (DTW) algorithm in a segmented manner. The proposed workflow is divided into three parts: finding the common region between the two series, segmenting the LWD and Wireline logs so that the segments are similar, and performing segmented alignment using the DTW algorithm.

The results obtained during the experiments in this work demonstrated a significant improvement in the alignment performed by the DTW algorithm when conducted in a segmented manner, resulting in an LWD curve more faithful to the original.

**Keywords:** Time Series Segmentation. Well Log Segmentation. LWD and Wireline Log Alignment. LWD Log Adjustment..

---

## Lista de ilustrações

---

Figura 1 – Exemplo de um perfil de Raios Gama . . . . .	24
Figura 2 – Exemplo de um perfil de Raios Gama obtidos via cabo e via LWD . . . . .	25
Figura 3 – Exemplos de dois diferente <i>step pattern</i> . . . . .	33
Figura 4 – Exemplo de problema causado pelo algoritmo DTW quando há um prefixo em uma das séries a ser alinhada.	35
Figura 5 – Alinhamento realizado pelo PSI DTW . . . . .	37
Figura 6 – Exemplo do alinhamento performado usando os parâ- metros <i>openbegin</i> e <i>openend</i> . . . . .	38
Figura 7 – Curva INPEFA gerada de um perfil de Raios Gama .	42
Figura 8 – Curva INDTEL com polinômio de grau 10 gerada de um perfil de Raio Gama . . . . .	44
Figura 9 – Pipeline . . . . .	48
Figura 10 – Gráficos demonstrando as diferenças entre as curvas LWD e Cabo . . . . .	49
Figura 11 – Fluxograma do algoritmo de busca utilizando PSI-DTW	50
Figura 12 – Fluxograma do algoritmo de busca utilizando PSI- DTW e OBE-DTW . . . . .	51
Figura 13 – Resultado da busca realizada no perfil 8 . . . . .	52
Figura 14 – Pontos extraídos das curvas INPEFA dos perfis LWD e Cabo de forma individual. As linhas pretas na vertical representam os pontos encontrados pelo algoritmo. .	54

Figura 15 – Pontos extraídos das curvas INPEFA dos perfis LWD e Cabo alinhados . . . . .	56
Figura 16 – Exemplo de deslocamento do ponto de segmento provocado pelo DTW . . . . .	57
Figura 17 – Exemplo do alinhamento realizado no segmento deslocado . . . . .	57
Figura 18 – Exemplo do alinhamento realizado no segmento seguinte	58
Figura 19 – Exemplo do alinhamento final . . . . .	58
Figura 20 – Exemplo de platô gerado pelo DTW após o ajuste da curva LWD. A curva vermelha representa a curva original, enquanto a curva verde representa a curva ajustada pelo algoritmo DTW. A região destacada representa um dos platôs presentes na curva. . . . .	60
Figura 21 – Exemplo de região onde o sinal foi achatado após o ajuste da curva LWD. A curva vermelha representa a curva original, enquanto a curva verde representa a curva ajustada pelo algoritmo DTW. A região destacada representa os picos achatados após o alinhamento.	61
Figura 22 – Gráfico com as correlações obtidas pelos algoritmos . . . . .	64
Figura 23 – Gráfico com os platôs gerados pelo algoritmo . . . . .	64
Figura 24 – Gráfico com pulos realizados pelo algoritmo . . . . .	65
Figura 25 – Alinhamento realizado utilizando DTW Padrão . . . . .	66
Figura 26 – Alinhamento realizado utilizando DTW com step pattern typeIIa . . . . .	67
Figura 27 – Alinhamento realizado utilizando DTW com o dado segmentado pelo algoritmo PELT . . . . .	68
Figura 28 – Alinhamento realizado utilizando DTW com o dado segmentado pelo algoritmo INDTEL . . . . .	69
Figura 29 – Alinhamento realizado utilizando DTW com o dado segmentado pelo algoritmo INPEFA . . . . .	70
Figura 30 – Alinhamento perfil 2- Padrão . . . . .	82
Figura 31 – Alinhamento perfil 2- Com Step Pattern . . . . .	83
Figura 32 – Alinhamento perfil 2- Segmentado com PELT . . . . .	84
Figura 33 – Alinhamento perfil 2- Segmentado com INDTEL . . . . .	85

Figura 34 – Alinhamento perfil 2- Segmentado com INPEFA . . .	86
Figura 35 – Alinhamento perfil 3- Padrão . . . . .	87
Figura 36 – Alinhamento perfil 3- Com Step Pattern . . . . .	88
Figura 37 – Alinhamento perfil 3- Segmentado com PELT . . . . .	89
Figura 38 – Alinhamento perfil 3- Segmentado com INDTEL . . . . .	90
Figura 39 – Alinhamento perfil 3- Segmentado com INPEFA . . . . .	91
Figura 40 – Alinhamento perfil 4- Padrão . . . . .	92
Figura 41 – Alinhamento perfil 4- Com Step Pattern . . . . .	93
Figura 42 – Alinhamento perfil 4- Segmentado com PELT . . . . .	94
Figura 43 – Alinhamento perfil 4- Segmentado com INDTEL . . . . .	95
Figura 44 – Alinhamento perfil 4- Segmentado com INPEFA . . . . .	96
Figura 45 – Alinhamento perfil 5- Padrão . . . . .	97
Figura 46 – Alinhamento perfil 5- Com Step Pattern . . . . .	98
Figura 47 – Alinhamento perfil 5- Segmentado com PELT . . . . .	99
Figura 48 – Alinhamento perfil 5- Segmentado com INDTEL . . . . .	100
Figura 49 – Alinhamento perfil 5- Segmentado com INPEFA . . . . .	101
Figura 50 – Alinhamento perfil 6- Padrão . . . . .	102
Figura 51 – Alinhamento perfil 6- Com Step Pattern . . . . .	103
Figura 52 – Alinhamento perfil 6- Segmentado com PELT . . . . .	104
Figura 53 – Alinhamento perfil 6- Segmentado com INDTEL . . . . .	105
Figura 54 – Alinhamento perfil 6- Segmentado com INPEFA . . . . .	106
Figura 55 – Alinhamento perfil 7- Padrão . . . . .	107
Figura 56 – Alinhamento perfil 7- Com Step Pattern . . . . .	108
Figura 57 – Alinhamento perfil 7- Segmentado com PELT . . . . .	109
Figura 58 – Alinhamento perfil 7- Segmentado com INDTEL . . . . .	110
Figura 59 – Alinhamento perfil 7- Segmentado com INPEFA . . . . .	111
Figura 60 – Alinhamento perfil 8- Padrão . . . . .	112
Figura 61 – Alinhamento perfil 8- Com Step Pattern . . . . .	113
Figura 62 – Alinhamento perfil 8- Segmentado com PELT . . . . .	114
Figura 63 – Alinhamento perfil 8- Segmentado com INDTEL . . . . .	115
Figura 64 – Alinhamento perfil 8- Segmentado com INPEFA . . . . .	116
Figura 65 – Alinhamento perfil 9- Padrão . . . . .	117
Figura 66 – Alinhamento perfil 9- Com Step Pattern . . . . .	118
Figura 67 – Alinhamento perfil 9- Segmentado com PELT . . . . .	119

Figura 68 – Alinhamento perfil 9- Segmentado com INDTEL . . .	120
Figura 69 – Alinhamento perfil 9- Segmentado com INPEFA . . .	121
Figura 70 – Alinhamento perfil 10- Padrão . . . . .	122
Figura 71 – Alinhamento perfil 10- Com Step Pattern . . . . .	123
Figura 72 – Alinhamento perfil 10- Segmentado com PELT . . .	124
Figura 73 – Alinhamento perfil 10- Segmentado com INDTEL . .	125
Figura 74 – Alinhamento perfil 10- Segmentado com INPEFA . .	126
Figura 75 – Alinhamento perfil 11- Padrão . . . . .	127
Figura 76 – Alinhamento perfil 11- Com Step Pattern . . . . .	128
Figura 77 – Alinhamento perfil 11- Segmentado com PELT . . .	129
Figura 78 – Alinhamento perfil 11- Segmentado com INDTEL . .	130
Figura 79 – Alinhamento perfil 11- Segmentado com INPEFA . .	131
Figura 80 – Alinhamento perfil 12- Padrão . . . . .	132
Figura 81 – Alinhamento perfil 12- Com Step Pattern . . . . .	133
Figura 82 – Alinhamento perfil 12- Segmentado com PELT . . .	134
Figura 83 – Alinhamento perfil 12- Segmentado com INDTEL . .	135
Figura 84 – Alinhamento perfil 12- Segmentado com INPEFA . .	136
Figura 85 – Alinhamento perfil 13- Padrão . . . . .	137
Figura 86 – Alinhamento perfil 13- Com Step Pattern . . . . .	138
Figura 87 – Alinhamento perfil 13- Segmentado com PELT . . .	139
Figura 88 – Alinhamento perfil 13- Segmentado com INDTEL . .	140
Figura 89 – Alinhamento perfil 13- Segmentado com INPEFA . .	141
Figura 90 – Alinhamento perfil 14- Padrão . . . . .	142
Figura 91 – Alinhamento perfil 14- Com Step Pattern . . . . .	143
Figura 92 – Alinhamento perfil 14- Segmentado com PELT . . .	144
Figura 93 – Alinhamento perfil 14- Segmentado com INDTEL . .	145
Figura 94 – Alinhamento perfil 14- Segmentado com INPEFA . .	146
Figura 95 – Alinhamento perfil 15- Padrão . . . . .	147
Figura 96 – Alinhamento perfil 15- Com Step Pattern . . . . .	148
Figura 97 – Alinhamento perfil 15- Segmentado com PELT . . .	149
Figura 98 – Alinhamento perfil 15- Segmentado com INDTEL . .	150
Figura 99 – Alinhamento perfil 15- Segmentado com INPEFA . .	151

---

## Lista de tabelas

---

Tabela 1 – Tabela com os resultados das buscas de topo e base parte 1. . . . .	53
Tabela 2 – Tabela com os resultados das buscas de topo e base parte 2. . . . .	53



---

# Lista de siglas

---

**BDW** Blocked Dynamic Warping

**CWT** Continuous Wavelet Transform

**DTEL** DETrend Error Log

**DTW** Dynamic Time Warping

**GR** Gamma Ray

**INDTEL** INtegrated DETrend Error Log

**INPEFA** INtegrated Prediction Error Filter Analisis

**LWD** Logging While Drilling

**MESA** Maximum Entropy Spectral Analisis

**OP** Optimal Partitioning Method

**OBE-DTW** OpenBeginEnd - DTW

**PEFA** Prediction Error Filter Analysis

**PELT** Pruned Exact Linear Time

**PSI-DTW** Prefix and Suffix-Invariant DTW

---

# Sumário

---

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>23</b>
1.0.1	Contexto . . . . .	23
1.0.2	Hipótese . . . . .	26
1.0.3	Objetivo . . . . .	27
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E TRABALHOS RELACIONADOS . . . . .</b>	<b>29</b>
2.1	Definições . . . . .	29
2.2	DTW - Dynamic Time Warping . . . . .	31
2.3	Prefix and Suffix Invariant Dynamic Time War- ping - PSI DTW . . . . .	35
2.4	DTW Align . . . . .	36
2.5	UCR USP Suite . . . . .	38
2.6	PELT - Pruned Exact Linear Time . . . . .	40
2.7	Integrated Prediction Error Filter Analysis - IN- PEFA . . . . .	41
2.8	Integrated Detrend Error Log - INDTEL . . . . .	43
<b>3</b>	<b>PROPOSTA . . . . .</b>	<b>47</b>
3.1	Ajustando perfis LWD e Cabo segmentado uti- lizando algoritmo DTW . . . . .	47
3.1.1	Identificando Topo e Base . . . . .	48

3.1.2	Segmentando os Perfis LWD e Cabo . . . . .	53
3.1.3	Alinhamento dos Perfis LWD e Cabo . . . . .	55
3.1.4	Métodos de Avaliação . . . . .	58
3.1.5	Medida de Fidelidade A . . . . .	59
3.1.6	Medida de Fidelidade B . . . . .	59
<b>4</b>	<b>RESULTADO . . . . .</b>	<b>63</b>
	<b>Conclusão . . . . .</b>	<b>71</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>75</b>
	<b>APÊNDICES</b>	<b>79</b>
	<b>APÊNDICE A – ALINHAMENTOS LWD - CABO</b>	<b>82</b>

---

# Capítulo 1

## Introdução

---

### 1.0.1 Contexto

A geofísica de poços ou reservatórios, é a área da geologia que estuda as propriedades físicas das rochas e dos fluidos presentes nos poços de petróleo, gás natural, água ou outros tipos de poços perfurados na crosta terrestre. A partir de métodos geofísicos é possível obter diversas informações sobre a características do poço, como composição das rochas, presença de fluidos e propriedades mecânicas das formações das rochas (PENNINGTON, 2001).

Diversas atividades podem ser executadas a partir das descrições dos reservatórios (JOHNSTON, 2010), por exemplo, a caracterização do reservatório, a geologia do solo, o direcionamento da perfuração do poço e o monitoramento da produção. A primeira aplicação pode estar relacionada à identificação da porosidade e permeabilidade de cada seção geológica, o que pode fornecer informações valiosas sobre a existência de hidrocarbonetos, potenciais depósitos de combustíveis fósseis.

A Perfilagem de Poços ou *Well Logging*, é um método geofísico que permite obter informações sobre as características físicas das rochas presentes nos poços. Durante essa etapa, são extraídos diversos perfis con-

tendo diversas informações das características ao longo do poço, como, por exemplo:

Raios Gama (*Gamma Ray - GR*) (Figura 1): São partículas de luz que variam de  $10^4\text{ev}$  (*EletronVolts*) a  $10^7\text{ev}$ , os registros de raios gama detectam a radioatividade presentes nas rochas, no geral, um valor alto de raios gama implica a presença de xistos, enquanto baixo valor de raios gamas implica a presença de areias limpas ou carbonatos, que torna essas informações bastante uteis na avaliação da formação geológica e na exploração de recursos naturais.

Densidade: Mede a densidade do elétron detectando raios gama em que ocorre o espalhamento de Compton, ela é comumente utilizada para calcular a porosidade das rochas.

Perfil Sônico: Também utilizado para calcular a porosidade, mede o tempo de transição de uma onda sonora através do meio até um gravador, a velocidade com que a onda sonora viaja é influenciada pela densidade do meio, em rochas mais porosas, a onda sonora leva mais tempo para viajar, enquanto em rochas menos porosas a onda sonora viaja mais rapidamente (FANCHI, 2002).



Figura 1 – Exemplo de um perfil de Raios Gama

Dois modos muito conhecidos para registrar os dados dos perfis de poços é a perfilagem a cabo, ou *Wireline Logging*, que ocorre após a perfuração, utilizando um cabo com sensores de perfilagem que obtém informações de formação do poço e a profundidade ao qual se encontra, e a perfilagem durante a perfuração ou *Logging While Drilling* (*Logging While Drilling (LWD)*), onde os sensores de perfilagem é incluso com o

equipamento de perfuração, e os dados são registrados conforme o poço vai sendo perfurado.

Devido às diferenças na forma de registrar os dados, os perfis obtidos via LWD e Cabo podem conter diferenças em qualidade dos dados, resolução e cobertura (SIMPSON, 2017), por exemplo, a diferença de largura das ferramentas pode mudar a forma de onda obtida (BRIGGS, 2006). Além disso, devido às vibrações do equipamento de perfilagem, ou imprevistos que podem ocorrer durante a perfuração, faz com que os perfis LWD não garantem uma boa precisão em determinar a profundidade.

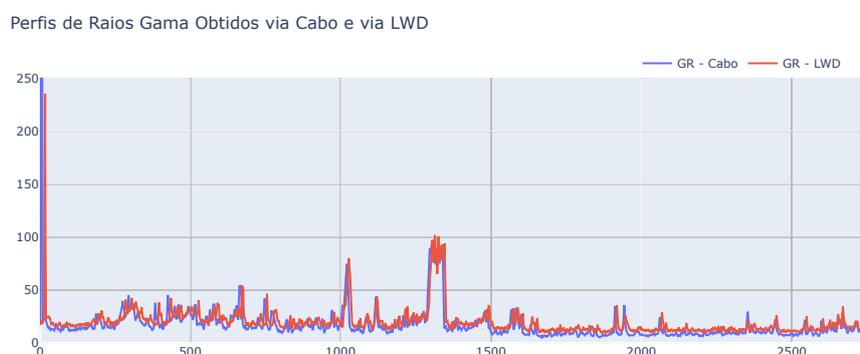


Figura 2 – Exemplo de um perfil de Raios Gama obtidos via cabo e via LWD

Por isso, é comum ser utilizada uma combinação dessas duas abordagens, de forma a se obter dados complementares e abordar diferentes aspectos do subsolo (BASTOS, 2013). Nesse cenário, o intérprete precisa realizar uma correção no perfil LWD por meio do alinhamento entre seu sinal e um equivalente no perfil a cabo. Normalmente utiliza-se o perfil de Raios Gama (GR) obtidos via cabo como referência, pois a profundidade dos perfis a cabo na primeira passagem são monitoradas cuidadosamente, e o perfil de Raios Gama (GR) é frequentemente o primeiro a ser registrado (STOREY, 2013).

Uma maneira de automatizar processo de correção da profundidade dos perfis LWD é utilizando o algoritmo DTW (MÜLLER, 2007). DTW é

um algoritmo de programação dinâmica que compara e alinha duas séries temporais que estão deslocadas no eixo do tempo. Ele é bastante simples de ser utilizado e sua execução é bem rápida. O problema em utilizá-lo em perfis LWD e Cabo é que, uma vez que as ferramentas utilizadas para o registro desses perfis são diferentes, usualmente ocorrem diferenças locais de amplitude e *offset* do sinal, assume-se que a normalização (*z-score*) dos perfis é necessária para o alinhamento.

Se essas diferenças forem muito significativa, a normalização pode ser negativamente impactada em todo o sinal, gerando diversas distorções no alinhamento executado pelo algoritmo. Em casos de perfis LWD e Cabo é importante que o alinhamento realizado mantenha o perfil LWD mais fiel possível a curva original, pois se houver muitas distorções, torna-se inviável para a interpretação do geofísico.

### 1.0.2 Hipótese

A hipótese deste trabalho é que realizar o alinhamento dos perfis LWD e Cabo utilizando o algoritmo DTW com os dados segmentados melhora o resultado do alinhamento. Ao segmentar o dado, a série é dividida em  $n$  segmentos, de forma que se houver alguma diferença de amplitude muito significativa ou alguma anomalia que ao normalizar iria atrapalhar o alinhamento do sinal inteiro será isolado e acontecerá apenas no segmento em que aparece, evitando com que o alinhamento dos outros segmentos sejam prejudicados, gerando menos distorções.

Para testar essa hipótese, serão utilizados 15 diferentes pares de perfis LWD e Cabo. Cada par de perfil será alinhado utilizando o algoritmo DTW com, e sem a segmentação dos perfis, com o intuito de avaliar se houve melhorias ao segmentar os dados.

Para segmentar os perfis, serão utilizados 3 diferentes algoritmos de segmentação, sendo eles INtegrated Prediction Error Filter Analysis (INPEFA) e INtegrated DETrend Error Log (INDTEL), desenvolvidas para o domínio da geologia, são curvas filtrada que expressão as mudanças ocorridas na série por meio de tendências, e *Pruned Exact Linear Time (PELT)*, algoritmo de detecção de mudanças desenvolvido para o domínio geral de séries temporais.

### 1.0.3 Objetivo

O objetivo deste trabalho é apresentar um fluxo automático para o ajuste da profundidade dos perfis LWD. O fluxo será dividido em três partes, das quais são as principais contribuições deste trabalho.

Identificação de topo e base: Método que identifica as regiões em comum entre os perfis LWD e Cabo, excluindo qualquer informação incomum entre eles no início ou fim de uma das séries.

Segmentação dos perfis LWD e Cabo: Método que divide as séries LWD e Cabo em N segmentos, de forma com que os segmentos de ambas as séries sejam equivalentes.

Alinhamento segmentado dos perfis LWD e Cabo: Método que realiza o alinhamento dos segmentos dos perfis LWD e Cabo.



---

## Capítulo 2

# Fundamentação Teórica e Trabalhos Relacionados

---

### 2.1 Definições

Uma vez que este capítulo aborda conceitos e técnicas relacionados à segmentação de séries temporais, é importante primeiro definir alguns dos termos que serão utilizados no decorrer do capítulo. Inicialmente, serão definidos conceitos sobre séries temporais.

**Definição 2.1.1 *Séries Temporais:*** *Uma série temporal  $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$  é uma sequência de comprimento  $n$  onde  $t_i \in \mathbb{R}$ , ou seja, é composto por um número real registrado em função do tempo. (WILSON, 2016)*

**Definição 2.1.2 *Subsequência:*** *Uma subsequência  $S_{iL} = (s_i, s_{i+1}, \dots, s_{i+L-1})$  é um subconjunto de uma série temporal  $T$  de comprimento  $L$  iniciada na posição  $i$ , onde  $1 \leq i \leq n - L + 1$  (GHARGHABI et al., 2017).*

Neste trabalho, as séries temporais utilizadas serão perfis de poços, definidos a seguir.

**Definição 2.1.3 Perfis de Poços:** *Durante a perfilagem de poços, os perfis de poços são extraídos em função da profundidade, ou seja, cada informação presente no dado está ligado a uma profundidade. Sendo assim, também podemos definir um perfil de poço como uma série temporal  $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$  onde  $T$  é uma sequência de tamanho  $n$ , e  $t_i$  é composto por um número real registrado em função da profundidade.*

Nota-se que, apesar de estar no domínio da profundidade do poço, essa definição é equivalente à de uma série no domínio do tempo. Portanto, pode-se aplicar algoritmos projetados para séries temporais diretamente a dados de poços.

As tarefas a serem realizadas neste trabalho são a segmentação dos perfis, seguida do alinhamento entre perfis.

**Definição 2.1.4 Segmentação de Série Temporal:** *A segmentação de série temporal consiste em dividir a série em  $N$  subsequências, onde cada segmento represente alguma mudança ocorrida na série.*

**Definição 2.1.5 Alinhamento de Séries Temporais:** *O alinhamento de séries temporais consiste em ajustar duas ou mais séries temporais que estão deslocadas ao longo do eixo do tempo para que elas compartilhem informações correspondentes no mesmo momento de tempo. Para isso, cada par de pontos é correlacionado, esticando-se ou comprimindo-se um dos sinais analisados, de forma com que as regiões correspondentes entre as séries estejam no mesmo tempo.*

Existem diversas tarefas da geologia ao qual é aplicado o alinhamento de séries temporais como, por exemplo, a correlação de poços, onde dois poços vizinhos são alinhados para determinar a continuidade lateral das rochas (STRASSER; HILGEN; HECKEL, 2006); correlação sísmica-poço, onde um perfil de poço, que está no domínio da profundidade, é alinhado com um perfil sísmico, que esta no domínio do tempo, e a partir disso criar uma tabela tempo-profundidade entre as duas séries, para que seja possível entender a relação entre as características geológicas observadas em registros de poços e os eventos correspondentes na seção sísmica (MARTÍNEZ et al., 2021).

Uma das técnicas muito utilizada para o alinhamento de séries temporais, e que aparece em alguns trabalhos relacionados apresentados anteriormente, é o algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW). O DTW é um algoritmo que realiza a busca do alinhamento ótimo entre as séries temporais, que será detalhado na próxima sessão. O algoritmo Blocked Dynamic Warping (BDW) é um fluxo semi-automático para a correlação sísmica-poço apresentado por Wang, Lomask e Segovia (2017), que utiliza os conceitos por trás do DTW. Nesse fluxo, é realizada uma modificação do DTW onde em vez de passar a série toda como parâmetro no algoritmo, ele divide a série em blocos, onde cada bloco representa um modelo de velocidade linear ou constante. Com isso, o BDW foi capaz de realizar um bom alinhamento do dado sísmico e sintético, e controlar para que não houvesse uma grande distorção da velocidade durante o alinhamento.

## 2.2 DTW - Dynamic Time Warping

*Dynamic Time Warping* (DTW) é um algoritmo de programação dinâmica que calcula a similaridade entre séries temporais potencialmente deslocadas entre elas no eixo do tempo (SILVA, 2017) .

O algoritmo constrói uma matriz de custos que representa todas as combinações de pares de observações das duas séries temporais a serem alinhadas. O custo em cada célula da matriz é geralmente calculado utilizando a distância euclidiana ao quadrado entre os pontos correspondentes das duas séries.

Uma vez que a matriz de custos esteja estabelecida, o objetivo do algoritmo DTW é encontrar um caminho na matriz que otimize o alinhamento das duas séries. A definição formal de um caminho de alinhamento é uma sequência  $p = (p_1, p_2, \dots, p_L)$  com  $p_l = (n_l, m_l) \in [1 : N] \times [1 : M]$  para  $l \in [1 : L]$  satisfazendo as seguintes restrições:

*Boundaries* (Limites): Essa restrição garante que o início e o fim das duas séries temporais estejam alinhados, ou seja, o caminho começa na célula correspondente ao primeiro elemento de ambas as séries e termina

na célula correspondente aos últimos elementos. Definido por  $p_1 = (1, 1)$  e  $p_L = (N, M)$ ;

*Continuity* (Continuidade): Essa restrição assegura que o caminho de alinhamento não apresente saltos bruscos entre os pontos adjacentes. Em outras palavras, ele segue uma trajetória suave através da matriz de custos. Definido por  $p_{l+1} - p_l \in \{(1, 0), (0, 1), (1, 1)\}$  para  $l \in [1 : L - 1]$ .

*Monotonicity* (Monotonicidade): Esta restrição garante que o caminho de alinhamento siga uma direção monotônica na matriz de custos. Isso significa que ele não deve retroceder no tempo, ou seja, o tempo avança ao longo do caminho de alinhamento. Definido por  $n_1 \leq n_2 \leq \dots \leq n_L$  e  $m_1 \leq m_2 \leq \dots \leq m_L$ ;

O custo total  $c_p(X, Y)$  de um caminho de alinhamento  $p$  entre  $X$  e  $Y$  com respeito à métrica de custo local  $c$  é definido como:

$$c_p(X, Y) = \sum_{l=1}^L c(x_{n_l}, y_{m_l}) \quad (1)$$

Um caminho de alinhamento ótimo entre  $X$  e  $Y$  é um caminho  $p^*$  que tem o custo mínimo dentre todos os custos possíveis.

Para calcular a matriz DTW, o algoritmo inicia primeiramente a matriz seguindo a Equação 2, onde  $i = 1 \dots n$  e  $j = 1 \dots m$

$$dtw(i, j) = \begin{cases} \infty, & \text{se } (i = 0 \text{ ou } j > 0) \text{ e } i \neq j \\ 0, & \text{se } i = j = 0 \end{cases} \quad (2)$$

E para encontrar o alinhamento ótimo entre as séries, o algoritmo DTW segue a relação de recorrência que pode ser visto na Equação 3, onde  $i \in [1, n]$  e  $j \in [1, m]$ .

$$c[i, j] = \text{dist} \begin{cases} c[i, j - 1] \\ c[i - 1, i] \\ c[i - 1, j - 1] \end{cases} \quad (3)$$

As restrições padrão do algoritmo DTW podem ser ajustadas para superar diversas limitações e adaptar-se melhor a diferentes tipos de dados e contextos.

Uma possível modificação de restrição é adoção de diferentes *step patterns*, que determinam como o algoritmo percorre pela matriz para gerar o caminho de alinhamento, alterando a restrição padrão de continuidade do algoritmo.

A Figura 3 possui três exemplos de *step pattern*. O primeiro é o utilizado por padrão, onde o algoritmo permite que uma célula seja utilizada no caminho de somente uma célula na diagonal, horizontal e vertical; o segundo utiliza o *step pattern* assimétrico (SAKOE; CHIBA, 1978), que permite o casamento somente com três células da próxima coluna; e o terceiro utiliza o *step pattern* typeIIa (MYERS; RABINER, 1981), que permite apenas o casamento na diagonal e nos vizinhos da direita e de cima da diagonal.

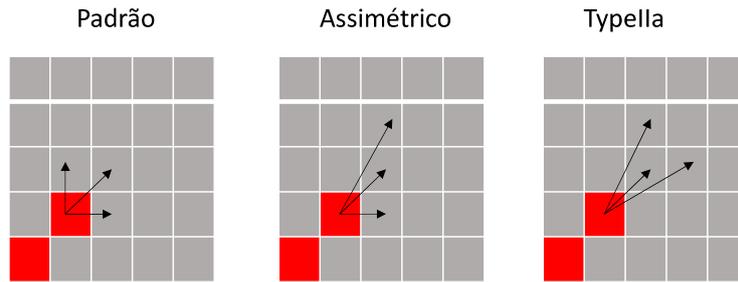


Figura 3 – Exemplos de dois diferente *step pattern*

A relação de recorrência do algoritmo DTW é modificada quando se utiliza diferentes *step patterns*. Com o *step pattern* typeIIa, a relação de recorrência é alterada para o apresentado na Equação 4.

$$c(i, j) = d(i, j) + \min \begin{cases} c(i - 2, j - 1) \\ c(i - 1, j - 1) \\ c(i - 1, j - 2) \end{cases} \quad (4)$$

Já quando com o *step pattern* assimétrico, a relação de recorrência é definida pela Equação 5.

$$c(i, j) = d(i, j) + \min \begin{cases} c(i, j - 1) \\ c(i - 1, j - 1) \\ c(i - 1, j - 2) \end{cases} \quad (5)$$

Além do *step pattern* e da janela de *warping*, também é possível alterar a restrição padrão de *boundary* do algoritmo DTW, permitindo que uma série incompleta, ou uma subsequencia possam ser alinhados com uma série maior. Müller (2007) apresentou o algoritmo OpenBeginEnd - DTW (OpenBeginEnd - DTW (OBE-DTW)), ou SubsequenceDTW, que realiza duas pequenas alterações no algoritmo DTW. O OBE-DTW possibilita ao algoritmo identificar qual subsequencia de uma série  $Y = y_1, \dots, y_N$  melhor se alinha com  $X = x_1, \dots, x_M$ , em que  $M \ll N$ .

A primeira alteração realizada pelo OBE-DTW se dá na inicialização da matriz DTW. Normalmente a matriz DTW é iniciada com infinito em todas as posições da primeira coluna, exceto na posição (1, 1), que registra a distância entre o primeiro ponto de cada série. Com o OBE-DTW, a inicialização é alterada para permitir que seja calculado a distância de todos os pontos na primeira coluna, seguindo a Equação 6, permitindo com que o alinhamento entre as séries  $x$  e  $y$  comece em qualquer índice da primeira coluna.

$$c[i, 1] = d(y_i, x_1) \quad (6)$$

Já a segunda alteração é que ao invés de começar a busca pelo menor caminho a partir de  $c[n, m]$ , o algoritmo procura na última linha da matriz qual ponto obteve a menor distância, e inicia o *backtracking* a partir dali. Com essas duas alterações, o algoritmo pode iniciar o *backtracking* a partir do ponto com a menor distância da última linha da matriz, e para quando chegar em qualquer ponto na primeira coluna da matriz.

Compartilhando similaridades com o OBE-DTW, Silva, Batista e Keogh (2016) apresentaram o PSI-DTW, uma variação do algoritmo DTW que também altera a restrição padrão de *boundary*, porém de forma simétrica, e definindo um limite de quantas amostras do início e/ou do fim que pode ser ignorado, evitando com que haja alinhamento sem sentido, este algoritmo será melhor detalhado na próxima sessão.

## 2.3 Prefix and Suffix Invariant Dynamic Time Warping - PSI DTW

Um dos problemas do algoritmo DTW é que em alguns casos, a subsequência pode conter um prefixo e/ou sufixo que representa algum padrão anterior ou posterior, respectivamente, que não se refere ao padrão analisado. Assim, um ou dois desses *endpoints* podem ocorrer em uma série a ser alinhada, mas não na outra. A restrição original de *boundaries* força o casamento desses pontos, aumentando significativamente a distância e causando casamentos espúrios, mesmo em regiões próximas no eixo do tempo. Na Figura 4 é possível visualizar um exemplo deste problema onde duas curvas semelhantes estão sendo alinhadas. Nela, é possível observar que a primeira amostra da segunda curva está alinhada com várias amostras da primeira curva, o que indica que o prefixo da primeira curva não existe na segunda curva, mas o DTW força com que essas amostra sejam alinhadas.

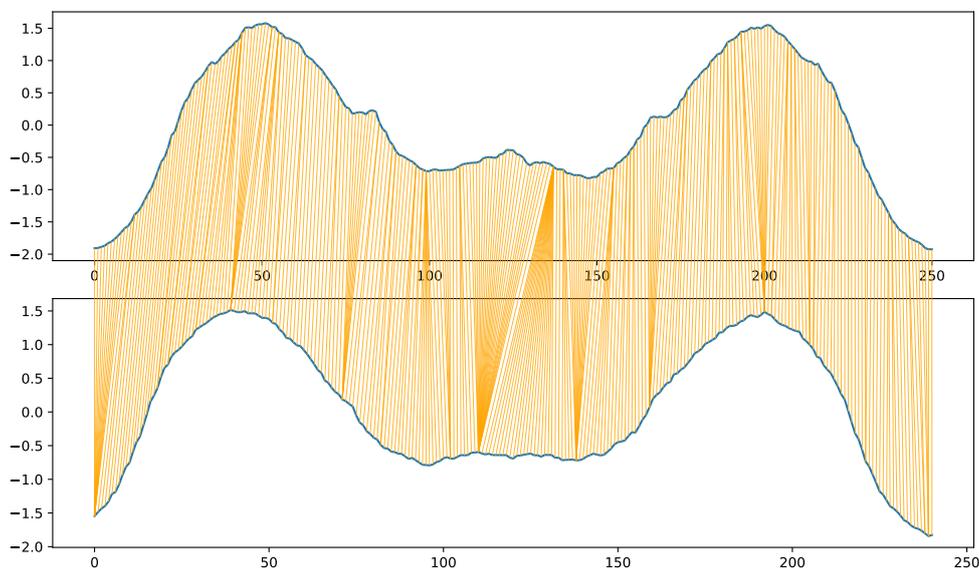


Figura 4 – Exemplo de problema causado pelo algoritmo DTW quando há um prefixo em uma das séries a ser alinhada.

Para solucionar esse problema, Silva, Batista e Keogh (2016) propõem uma variação do algoritmo DTW que permite ao algoritmo ignorar combinações indesejadas do início e/ou fim do dado. Para isso, é acrescentado um parâmetro de relaxamento  $r$  no algoritmo, que recebe um valor inteiro que permite com que o caminho do alinhamento entre duas séries  $X$  e  $Y$  comece pelas amostras  $(1, c_1 + 1)U(c_1 + 1)$  e termine em  $(n - c_2, m)U(n, m - c_2)$ , onde  $c_1$  e  $c_2 \in [0, r]$ .

Para o funcionamento do algoritmo, são realizadas duas pequenas alterações no algoritmo DTW. A primeira delas é na inicialização da matriz DTW que segue a Equação 7, onde se o valor de  $r$  for maior que 0, o valor dos primeiros  $r$  índices da primeira linha recebem 0, bem como os primeiros  $r$  índices da primeira. Caso contrário, o algoritmo irá seguir a inicialização padrão do DTW.

Já na segunda alteração, em vez de iniciar o *backtracking* a partir de  $c[n, m]$ , o algoritmo procura na matriz qual a menor distância de  $X$  em  $c[[n - r : n], m]$  e a menor distância de  $Y$  em  $c[n, [m - r : m]]$ , e após isso, inicia o *backtracking* a partir de  $c[\min X, \min Y]$ .

$$dtw(i, j) = \begin{cases} \infty, & \text{se } (i = 0 \text{ e } j > r) \text{ ou } (j = 0 \text{ e } i > r) \\ 0, & \text{se } (i = 0 \text{ e } j \leq r) \text{ ou } (j = 0 \text{ e } i \leq r) \end{cases} \quad (7)$$

Desta forma, o algoritmo permite ignorar o prefixo e sufixo, fazendo apenas as regiões em comum das séries serem alinhadas. Na Figura 5 é possível visualizar um exemplo de alinhamento performado pelo PSI DTW. Nota-se que diferente da Figura 4, o algoritmo ignorou o prefixo da primeira curva, alinhando somente a partir de onde a curva é correspondente.

## 2.4 DTW Align

DTW Align (SUZUKI, 2022) é uma biblioteca python que implementa o algoritmo DTW e diversas restrições que é possível aplicar no algoritmo. Uma das restrições que ela permite utilizar e que usaremos durante o projeto é *step pattern*. Nela é possível utilizar diversos tipos de *step*

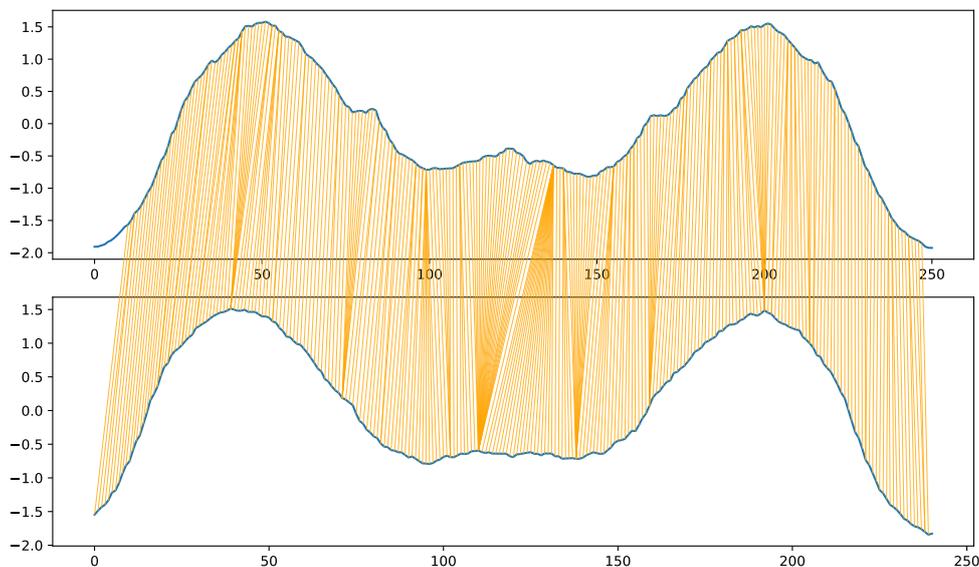


Figura 5 – Alinhamento realizado pelo PSI DTW

*patterns*, durante este trabalho, serão utilizados dois, assimétrico e o *typeIIa*.

Uma das possibilidades do algoritmo é poder manter o início e o fim aberto (parâmetros *open begin* e *open end*). Dessa forma, ao alinhar uma série de referência  $X$  com uma subsequência  $Y$  (*query*), o algoritmo irá procurar o melhor lugar em que a subsequência  $Y$  se encaixa na série  $X$  para assim alinhá-las.

Na Figura 6 é possível visualizar um exemplo de um alinhamento realizado usando os parâmetros *open begin* e *open end*. No primeiro gráfico, mostra as duas curvas a serem alinhadas, nota-se que a *query* é uma subsequência da série de referência que inicia no índice 20 e vai até o índice 60. Já o segundo gráfico apresenta o alinhamento. Nota-se que o algoritmo alinhou de forma correta a subsequência com a posição de onde foi retirada da série de referência.

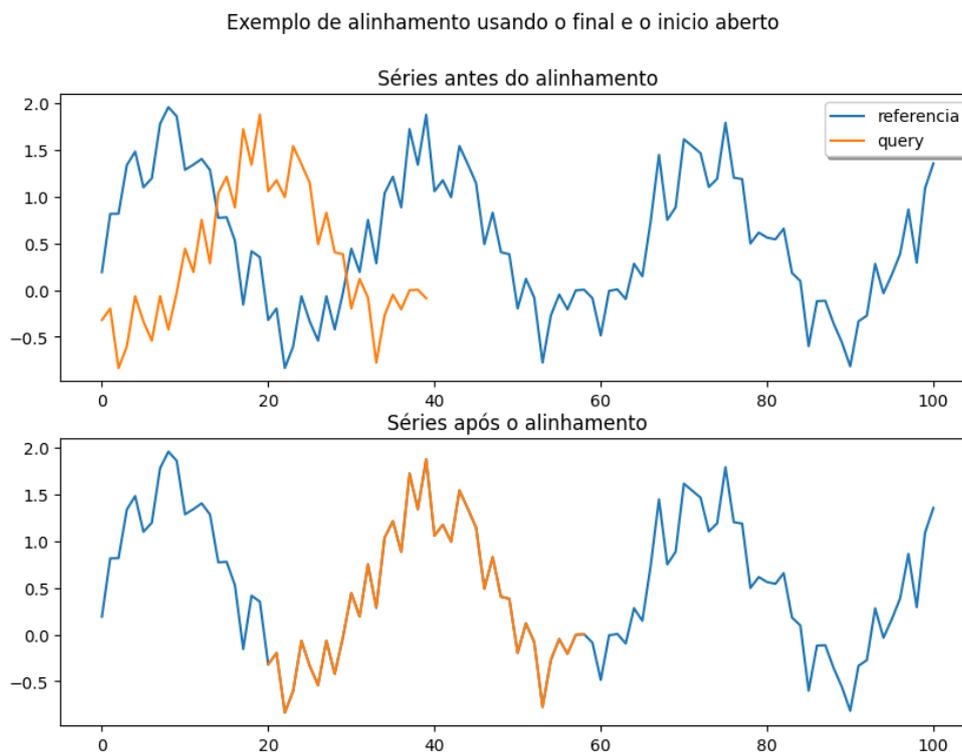


Figura 6 – Exemplo do alinhamento performedo usando os parâmetros `openbegin` e `openend`

## 2.5 UCR USP Suite

UCR USP Suite (SILVA et al., 2018) é uma modificação do algoritmo UCR (RAKTHANMANON et al., 2012) que realiza a busca por similaridade de uma subsequencia utilizando o algoritmo DTW em uma série com milhares de amostra em um período curto de tempo.

Utilizar o algoritmo DTW para realizar a busca por similaridade de uma subsequencia em uma série com milhares de amostras é bastante custoso, pois a cada consulta, o algoritmo irá criar uma matriz DTW nova, que demandaria mais tempo de processamento.

Para evitar que o DTW seja executado a cada consulta, o algoritmo UCR utiliza uma variável chamada *best-so-far* (*bsf*) para armazenar o valor da menor distância DTW a cada consulta. O uso da variável *bsf* possibilita utilizar algumas técnicas que conseguem identificar se a con-

sulta realizada é um bom candidato a casamento de forma menos custosa, como *Lower Bound (LB) Functions*, que quando utilizada em duas séries X, e Y retorna um valor menor ou igual à distância DTW, se o valor resultante for maior que bsf, significa que as séries X e Y não são correspondentes, e que o algoritmo pode seguir para a próxima consulta.

(RAKTHANMANON et al., 2012) propõem um fluxo onde três LB functions são executadas primeiramente, e caso todas elas falhem, o algoritmo DTW é executado e a variável bsf é atualizada com o valor da distância DTW.

O fluxo começa executando a  $LB_{KimFL}$ (KIM; PARK; CHU, 2001), uma modificação do  $LB_{Kim}$  que calcula a distância entre o primeiro e o último par de pontos entre as séries, sua execução é  $O(1)$ .

Caso o resultado seja menor que o bsf, o algoritmo segue para a próxima LB Function utilizada, a  $LB_{Keogh}$ , que constrói um envelope em torno da query, definido pelos valores mínimo e máximo na janela de warping. A medida de LB é a distância euclidiana quadrada entre a subsequência de referência e o envelope mais próximo. Embora seja computacionalmente mais lento que o  $LB_{KimFL}$ , o  $LB_{Keogh}$  é capaz de eliminar um maior número de candidatos não semelhantes, otimizando assim o processo de busca. Caso ainda falhe, a  $LB_{Keogh}$  é executada novamente, porém invertendo a ordem das séries. E por fim, caso todas essas funções falhem, o DTW é executado.

Para melhorar ainda mais o desempenho, o algoritmo também utiliza a técnica de *Early Abandoning*, em alguns casos, é possível saber se a distância entre as duas séries será maior que o bsf. Durante o cálculo da  $LB_{Keogh}$ , o valor é aumentado gradativamente, e a qualquer momento que ele ultrapasse o bsf, encerra o cálculo e segue para a próxima consulta. Essa técnica também é aplicada no algoritmo DTW, após calcular o valor de cada linha  $i$  da matriz DTW, é possível estimar o valor final da distância por meio da soma de  $DTW(x_{1,i}, y_{1,i}) + LB_{Keogh}(x_{i+1,m-i}, y_{i+1,m-1})$ , caso esse valor seja superior ao bsf, pode encerrar o cálculo do DTW e seguir para a próxima consulta.

Com o intuito de melhorar ainda mais o algoritmo UCR, (SILVA et al., 2018) propõem a substituição do DTW Padrão por uma adapta-

ção do algoritmo PrunedDTW (SILVA; BATISTA, 2016). PrunedDTW é uma modificação do algoritmo DTW que surgiu após (SILVA; BATISTA, 2016) observarem que ao alinhar as séries  $x$  e  $y$ , ao calcular o valor parcial da matriz DTW, os valores das distância dos pares com melhor alinhamento sempre será maior ou igual ao valor final da distância DTW. (SILVA; BATISTA, 2016) propõem então a inclusão de 3 variáveis auxiliares para acelerar o cálculo do algoritmo. A primeira variável guarda o cálculo da distância euclidiana quadrática (ED) como um limite superior do DTW, portanto, qualquer célula da matriz que seja maior ou igual a este valor pode ser ignorado. As outras duas variáveis controlam o índice inicial e final que o algoritmo pode calcular na próxima linha. Se durante o cálculo da matriz o valor da distância de  $(i, j)$  for maior que o limite armazenado na primeira variável, significa que  $(i+1, j)$  não pertencera ao melhor alinhamento, portanto, o cálculo da próxima linha pode iniciar a partir de  $j+1$ .

## 2.6 PELT - Pruned Exact Linear Time

O algoritmo PELT (KILLICK; FEARNHEAD; ECKLEY, 2012) utiliza como base o algoritmo *Optimal Partitioning Method (OP)* (JACKSON et al., 2005), que realiza a busca dos pontos onde ocorrem mudanças por meio da minimização do custo demonstrado na Equação 8.

$$\sum_{i=1}^{m+1} [C(y_{(r_{i-1}+1):r_i})] + \beta \quad (8)$$

onde  $C$  é o custo e  $\beta$  é a penalidade utilizada para que não haja sobreajuste,

O algoritmo OP pode ser representando matematicamente da seguinte maneira:

$$F(s) = \min_{T \in T_s} \left\{ \sum_{i=1}^{m+1} [C(y_{(r_{i-1}+1):r_i}) + \beta] \right\}, \quad (9)$$

$$\min_t \left\{ \sum_{i=1}^{m+1} [C(y_{(r_{i-1}+1):r_i}) + \beta] + C(y_{(t+1):n}) + \beta \right\}, \quad (10)$$

$$\min_t \{F(t) + C(y_{(t+1):n}) + \beta\}. \quad (11)$$

onde  $F(s)$  denota a minimização do custo representado na Equação 8 para um dado  $Y_{1:s}$  e  $T_s = t : 0 = t_0 < t_1 < \dots < t_m < t_{m+1} = s$  é o número possíveis de vetores de pontos de mudanças para o dado e  $F(0) = -\beta$ . (KILLICK; FEARNHEAD; ECKLEY, 2012)

A principal contribuição do algoritmo PELT é a inclusão de um parâmetro de *pruning*  $K$ , que faz com que os valores de  $t$  nunca sejam menores que a minimização realizada a cada iteração sejam ignorados, melhorando o desempenho do algoritmo.

## 2.7 Integrated Prediction Error Filter Analysis - INPEFA

Um estudo realizado pela Shell, Schlumberger e a Universidade Técnica Delft apresentou a curva INPEFA (Integrated Prediction Error Filter Analysis) (INTERNATIONAL, 2014), uma curva de análise espectral cujo objetivo é fazer com que as tendências escondidas ou pouco visíveis no perfil do poço se tornem muito mais evidentes. Esses pontos onde ocorrem mudanças de tendências podem estar relacionados à falta de seção, que pode indicar um hiato ou uma superfície erosiva; mudança de amplitude, que pode indicar uma mudança significativa nas litofácies; e mudança de frequência, que pode indicar uma mudança abrupta na taxa de sedimentação ou litofácies.

A curva é obtida utilizando *Maximum Entropy Spectral Analysis (MESA)*, um modelo matemático que analisa e calcula o conteúdo espectral do dado, nela, é utilizado o método de autorregressão de Burg para obter os coeficientes e realizar a predição linear. Fazendo-se a subtração do dado predito pelo dado original do perfil de poço, é obtida a curva *Prediction Error Filter Analysis (PEFA)*. Nela, é possível detectar mudanças de amplitude, frequência e seções faltantes, porém a curva gerada tende a ser ruidosa e difícil de analisar. Por isso, calcula-se a integral da curva

PEFA, gerando a curva INPEFA. O método pode ser representado matematicamente da seguinte maneira (Yuan et al., 2018):

$$e_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - \sum_{k=1}^m \alpha_k x_{i-k}, i = m + 1, \dots, N. \quad (12)$$

onde  $y_i$  é o valor real do dado,  $\hat{y}_i$  é o valor predito pelo modelo autorregressivo,  $\alpha_k$  é os coeficientes obtidos pelo método de autorregressão de Burg e  $e_i$  é o erro da predição, ou PEFA.

A Figura 7 ilustra um exemplo da curva INPEFA gerada para um perfil de raios gama.

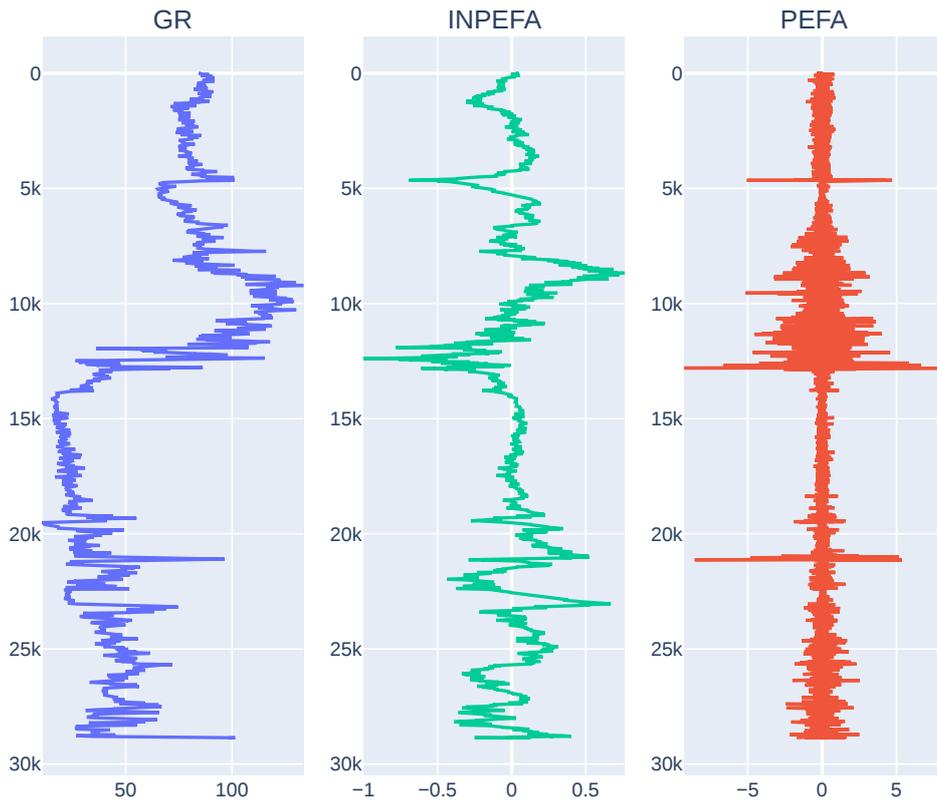


Figura 7 – Curva INPEFA gerada de um perfil de Raios Gama

## 2.8 Integrated Detrend Error Log - INDTEL

Com o intuito de melhorar a abordagem utilizada na obtenção da curva INPEFA, (BEHDAD, 2019) apresentou a curva INDTEL, que mantém a ideia básica que deu origem ao INPEFA, onde a segmentação é realizada por meio das tendências. Porém, substitui o uso de predição linear por CWT (*Continuous Wavelet Transform*) e Normalização Polinomial. Isso fez com que a curva gerada se tornasse menos ruidosa, e mais fácil de caracterizar o seu ordenamento estratigráfico.

CWT é um método matemático onde um sinal é combinado com uma *wavelet* gerando os coeficientes CWT. Nesse método utiliza-se como parâmetro uma *wavelet* e uma escala, que determina o quanto a *wavelet* precisa ser comprimida ou esticada para a combinação. Uma escala baixa evidencia as mudanças de mais alta frequência no dado de entrada, enquanto uma escala alta evidencia as mudanças de baixa frequência. A Continuous Wavelet Transform (CWT) pode ser representada matematicamente da seguinte forma (BEHDAD, 2019):

$$C(a, b) = \int_r S(t) \Psi_{a,b}(t) dt, \Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in R^+ - \{0\}, a \in R \quad (13)$$

onde  $S(t)$  é o sinal,  $a$  é a escala,  $b$  a translação,  $\Psi(t)$  é a *wavelet* escolhida,  $\Psi_{a,b}(t)$  é a *wavelet* translata e escalada, e  $C$  é a matriz 2D de coeficientes CWT.

Algumas etapas são seguidas para a geração da curva INDTEL. A primeira delas é obter os coeficientes CWT. Para isso, utiliza-se a *wavelet* Morlet como padrão. Para definir o valor de escala, utiliza-se a função polinomial demonstrada na Equação 14, onde  $y$  é a escala e  $x$  é o número da escala a ser definida, que varia de 1 a 74. Essa função polinomial foi definida por Behdad (2019) por meio de conhecimento de domínio. Para um uso mais geral, pode-se utilizar uma função logarítmica. Com os coeficientes CWT gerados, calcula-se o erro subtraindo os coeficientes gerados pelo perfil de poço. Em seguida, é necessário remover o efeito de

tendência de longo prazo. Para isso, utiliza-se normalização polinomial. Nessa etapa, os polinômios são extraídos da curva utilizando-se *Polynomial Fitting* e subtraindo-se do erro calculado anteriormente, obtendo a curva *DETrend Error Log (DTEL)*. Nessa etapa, utiliza-se apenas um parâmetro, o grau de polinômio, que irá determinar o quanto a curva será suavizada. Quanto mais próximo de 1, mais suave será a curva, ou seja, serão gerados menos picos e vales na curva resultante. Com a curva DTEL calculada, basta apenas calcular a integral dela para obter a curva INDTEL.

$$y = 0.04x^2 + 0.32x + 0.64 \quad (14)$$

A Figura 8 ilustra um exemplo da curva INDTEL com grau 10 de polinômio.

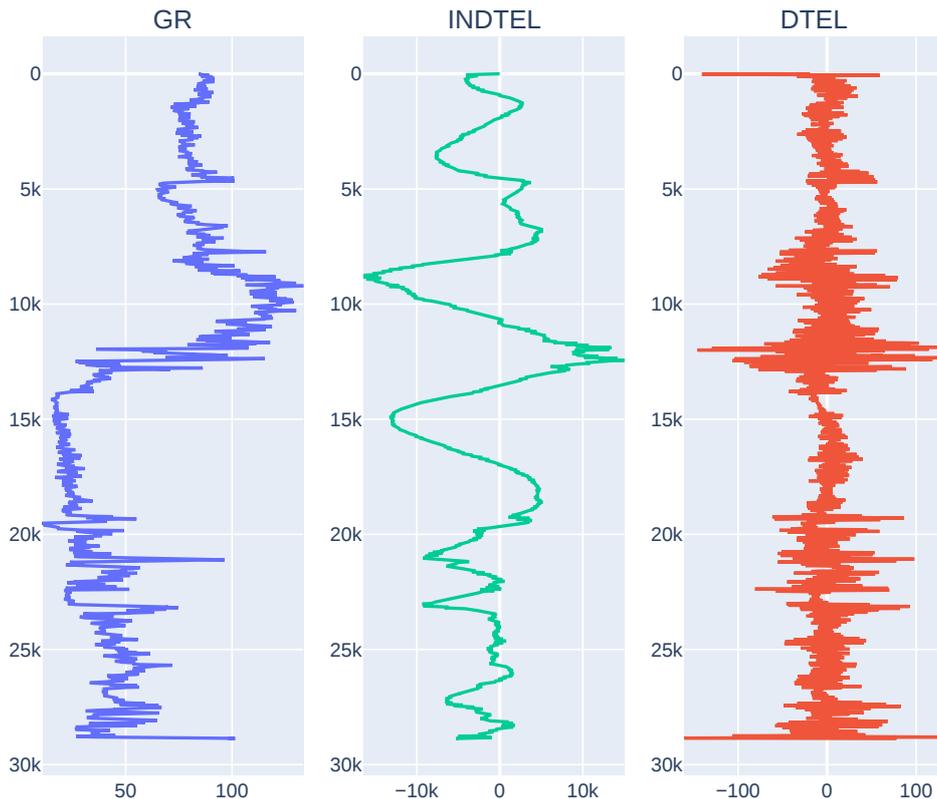


Figura 8 – Curva INDTEL com polinômio de grau 10 gerada de um perfil de Raio Gama

---

Comparado ao INPEFA, a principal contribuição do INDTEL é o melhor controle do formato da curva por meio do grau de polinômio, permitindo caracterizar mais facilmente o seu ordenamento estratigráfico. Além disso, a curva gerada demonstrou ser menos ruidosa.



---

## Capítulo 3

# Proposta

---

Esse trabalho tem como proposta apresentar o ganho que se tem ao segmentar os perfis LWD e Cabo, e em seguida realizar os ajustes dos perfis para cada segmento utilizando o algoritmo DTW.

Para isso, a segmentação será aplicada em 15 diferentes pares de perfis LWD e Cabo, e após a segmentação, cada um dos segmentos são alinhados utilizando o algoritmo DTW.

### 3.1 Ajustando perfis LWD e Cabo segmentado utilizando algoritmo DTW

Nas próximas sessões, será apresentado o fluxo utilizado para realizar o alinhamento dos perfis LWD e Cabo de forma segmentada. A Figura 9 demonstra o pipeline a ser seguido.

Busca do topo e base: Os perfis LWD e Cabo são muito semelhantes, mas em algumas ocasiões pode existir conteúdos em um perfil que não estejam presente no outro, que podem atrapalhar o processo de segmentação e alinhamento dos perfis. Nessa etapa, é selecionado a região

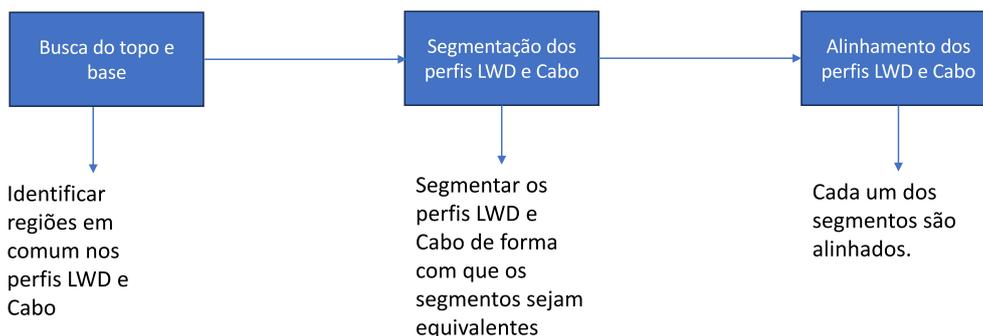


Figura 9 – Pipeline

em comum dos perfis LWD e Cabo utilizando PSI-DTW e busca por similaridade.

Segmentação dos perfis LWD e Cabo: É realizado a segmentação dos perfis LWD e Cabo de forma com que cada segmento sejam correspondentes.

Ajuste dos perfis LWD e Cabo: É realizado o alinhamento de cada um dos segmentos.

### 3.1.1 Identificando Topo e Base

Um dos problemas do algoritmo DTW aceito ao alinhar duas séries com tamanhos diferentes, ou que possuam regiões incomuns entre elas, é a distorção do sinal causado pelo DTW, esticando ou comprimindo o dado de forma com que ele consiga realizar o alinhamento das séries. Por isso é importante que somente seja alinhado as regiões em comum entre as duas séries.

Em perfis de poços LWD e Cabo é muito comum ocorrer ocasiões em que existem regiões que não são correspondentes entre elas. Na Figura 10 é possível visualizar um perfil de Gamma Ray (GR) obtidos via a Cabo e via LWD. Nele é possível observar que somente a região destacada é comum entre eles, enquanto todo resto está presente em somente uma das séries.

A identificação das regiões incomum entre os perfis LWD e Cabo é conhecida como busca de topo e base, onde o topo de cada perfil indica onde

Perfis LWD e Cabo

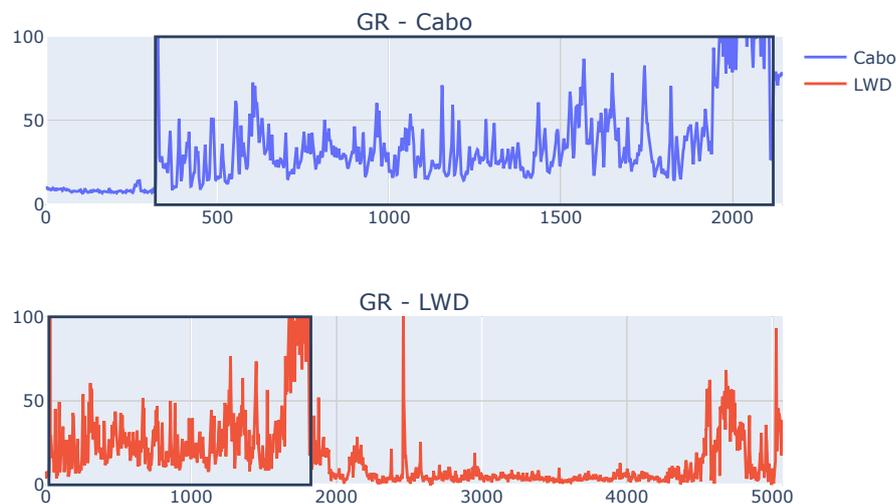


Figura 10 – Gráficos demonstrando as diferenças entre as curvas LWD e Cabo

o primeiro ponto em comum entre eles começa, e a base indica onde o último ponto em comum entre eles termina. Essa busca de topo e base costuma ser realizada de forma manual, pensando nisso, propomos três algoritmos que buscam se aproximar do valor de topo e base, utilizando como base os algoritmos UCR, Prefix and Suffix-Invariant DTW (PSI-DTW) e OBE-DTW.

O primeiro algoritmo realiza a busca do topo e base utilizando o algoritmo PSI-DTW. Na Figura 11 é possível visualizar o fluxograma do algoritmo.

Primeiro é selecionado uma subsequência do início de tamanho  $N$  determinado pelo usuário para cada um dos perfis. Após isso, as duas subsequências selecionadas são alinhadas utilizando PSI-DTW. Com o alinhamento realizado, é selecionado os valores do primeiro índice do *path* do alinhamento como topo dos perfis LWD e Cabo.

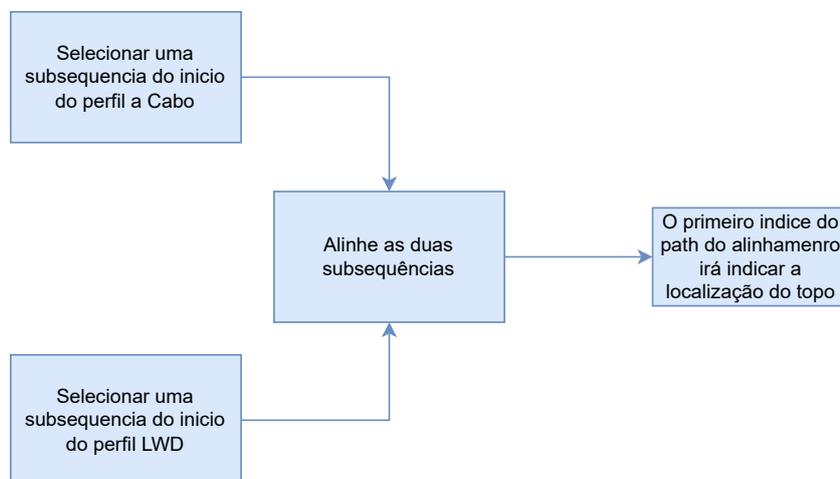


Figura 11 – Fluxograma do algoritmo de busca utilizando PSI-DTW

Para determinar o valor da base, segue-se a mesma lógica, porém, ao invés de selecionar uma subsequência do início dos perfis, é selecionado uma subsequência do final dos perfis, e após o alinhamento, é selecionado os valores do último índice do *path* do alinhamento como base dos perfis.

O segundo algoritmo realiza a busca do topo e base utilizando o algoritmo UCR e OBE-DTW. Na Figura 12 é possível visualizar o fluxograma do algoritmo.

Primeiro é selecionado uma subsequência do início do perfil a cabo de tamanho  $N$  determinado pelo usuário. Após selecionar a subsequência, será executado o algoritmo UCR ou OBE-DTW para realizar a busca da subsequência no perfil LWD.

Em seguida, é realizado o mesmo processo, porém selecionando uma subsequência do início do perfil LWD, e realizando a busca dessa subsequência no perfil a Cabo.

Após as duas buscas ser finalizada, é realizado a comparação das distâncias DTW obtida por cada uma das buscas. Se a distância da primeira busca for menor que a segunda busca, indica que o início do

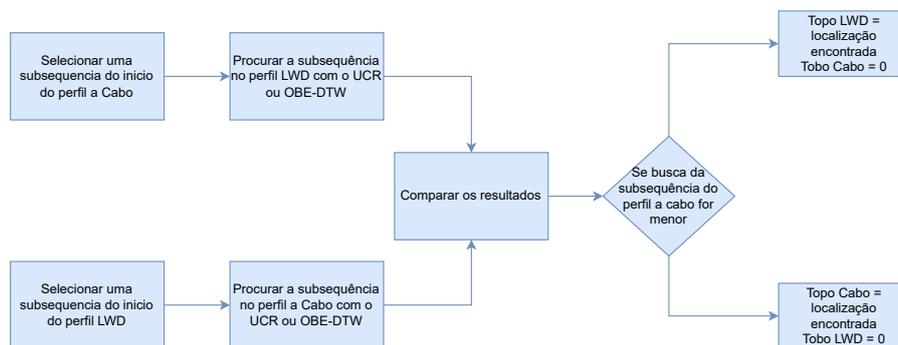


Figura 12 – Fluxograma do algoritmo de busca utilizando PSI-DTW e OBE-DTW

perfil a cabo foi encontrado no perfil LWD, portanto, o valor de topo do perfil a cabo receberá 0, e o valor de topo do perfil LWD receberá a localização encontrada pela primeira busca. Se não, significa que o início do perfil LWD foi encontrado no perfil a Cabo, portanto, o valor de topo do perfil LWD receberá 0, e o valor de topo do perfil a Cabo receberá a localização encontrada pela segunda busca.

Para identificar a base, é realizado o mesmo processo, porém selecionando uma subsequência do final da base. Se a distância da primeira busca for menor, significa que o último índice do perfil a cabo foi encontrado no perfil LWD, portanto, o valor de base do perfil a Cabo recebe o tamanho do perfil a Cabo, e o valor de base do perfil LWD recebe a localização encontrada pela primeira busca. Se não, é realizado o inverso.

Para facilitar o alinhamento, foi desenvolvido um terceiro algoritmo que sugere possíveis pares de topo e base executando o Algoritmo 11 e o Algoritmo 12 utilizando UCR e OBE-DTW para diferentes tamanhos de janela.

As janelas escolhidas foram 500, 1000 e 1500, pois utilizar uma janela grande para a busca da subsequência permite com que mais características do dado sejam selecionadas, facilitando na hora de efetuar a busca. Dessa forma, o algoritmo sugere 9 diferentes pares de topo e base, e a

partir disso, o geofísico pode olhar para cada um deles e escolher qual melhor se encaixa para o dado.

Na Figura 13 é possível visualizar uma das sugestões dada pelo algoritmo. O primeiro gráfico demonstra os perfis LWD e Cabo original. No segundo é possível visualizar os perfis LWD e Cabo onde foi realizado o corte de topo e base de forma manual. O terceiro gráfico demonstra corte de topo e base efetuado pelo algoritmo, estando muito próximo do corte realizado de forma manual.

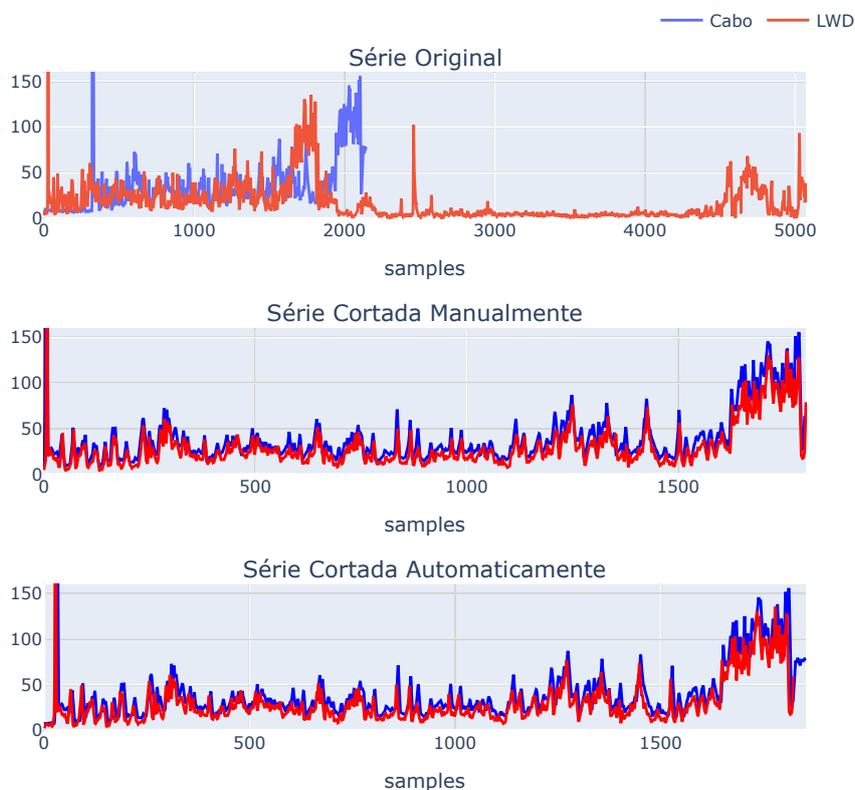


Figura 13 – Resultado da busca realizada no perfil 8

As Tabelas 1 e 2 mostram os resultados obtido pelo algoritmo, onde é possível visualizar o gabarito, que é o valor de topo e base selecionado de forma manual, e o valor predito, que é o valor de topo e base deter-

Busca Topo e Base										
			Perfil 1	Perfil 2	Perfil 3	Perfil 4	Perfil 5	Perfil 6	Perfil 7	Perfil 8
Gabarito	Serie	Topo	2	18	0	0	40	40	319	131
		Base	2756	2760	2746	2759	3942	4011	2119	1954
	Query	Topo	14	9	2	2	14	48	21	15
		Base	2760	2759	2709	2759	3889	4013	1824	1834
Predito	Serie	Topo	0	0	12	5	44	53	317	131
		Base	2756	2752	2748	2746	3943	4015	2147	1955
	Query	Topo	9	12	0	0	0	0	0	0
		Base	2759	2760	2724	2760	3891	3941	1823	1835

Tabela 1 – Tabela com os resultados das buscas de topo e base parte 1.

Busca Topo e Base									
			Perfil 9	Perfil 10	Perfil 11	Perfil 12	Perfil 13	Perfil 14	Perfil 15
Gabarito	Serie	Topo	378	85	0	131	486	1	353
		Base	2280	1945	3159	3427	5399	2597	5117
	Query	Topo	0	0	0	0	2	2	0
		Base	1908	1843	3136	3303	4934	2600	4742
Predito	Serie	Topo	380	87	0	131	486	0	375
		Base	2283	1958	3156	3442	5405	2595	5157
	Query	Topo	0	0	7	0	0	0	0
		Base	1907	1844	3136	3268	4904	2601	4745

Tabela 2 – Tabela com os resultados das buscas de topo e base parte 2.

minado pelo algoritmo. Como o algoritmo sugere 9 possíveis pares de topo e base, foi escolhido para cada perfil o par entre as sugestões que mais se aproximou do valor de topo e base definido manualmente como valor predito. Os valores preditos demonstraram-se bem próximos ao valor definido manualmente.

### 3.1.2 Segmentando os Perfis LWD e Cabo

Para realizar a segmentação automática dos perfis LWD e a Cabo, utilizamos os algoritmos INPEFA, INDTEL e PELT. No entanto, a fim de possibilitar um alinhamento segmentado, é crucial que as segmentações realizadas em ambas as séries sejam semelhantes e que os segmentos correspondam entre si.

Ainda que as séries apresentem semelhanças, observamos que os algoritmos não conseguiram identificar os mesmos segmentos em ambas as séries, mesmo quando utilizados os mesmos conjuntos de parâmetros. Isso é evidente na Figura 14. As discrepâncias ocorrem porque, mesmo

que as curvas sejam similares, variações nas amplitudes ou frequências entre elas resultam na identificação de pontos distintos pelos algoritmos.

Segmentação dos perfis LWD e Cabo utilizando INPEFA

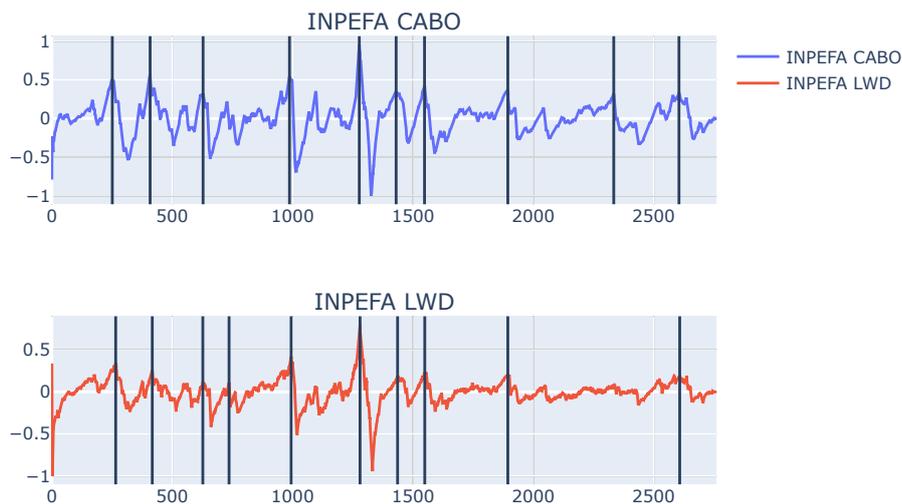


Figura 14 – Pontos extraídos das curvas INPEFA dos perfis LWD e Cabo de forma individual. As linhas pretas na vertical representam os pontos encontrados pelo algoritmo.

Para solucionar esse problema, a segmentação foi dividida em 3 etapas, segmentar o perfil a Cabo, alinhar perfis LWD e Cabo, e por último, extrair os pontos do perfil LWD.

Segmentar o perfil a Cabo: Nessa primeira etapa, é realizado a segmentação do perfil a Cabo utilizando os algoritmos PELT, INDTEL ou INPEFA. Esta etapa ocorre, pois devido ao perfil a Cabo ser a série de referência, ela não será distorcida após o alinhamento, facilitando a extração dos pontos do perfil LWD utilizando o alinhamento.

Alinhar os perfis LWD e Cabo: Nessa etapa, os perfis LWD e Cabo serão alinhados utilizando o step-pattern typeIIa a fim de evitar com que haja muitas distorções que poderia atrapalhar no momento da extração dos pontos do perfil LWD. Se deseja utilizar as curvas INPEFA ou IND-

TEL para a segmentação dos perfis, é interessante que ao invés de alinhar as séries originais nessa etapa, alinhar as curvas INDTEL ou INPEFA dos perfis LWD e Cabo, pois devido aos picos das duas curvas ficarem bastante expressivos, auxilia no processo do alinhamento e evita com que os pontos selecionados no perfil LWD fique muito distante dos pontos do perfil a Cabo.

Extração dos pontos do perfil LWD: Para extrair os pontos do perfil LWD, utilizou-se o path do alinhamento performado na etapa anterior, como não é realizado distorções no perfil a Cabo, o path do alinhamento irá registrar para cada índice do perfil a Cabo qual é o índice correspondente do perfil LWD, então basta utilizar os pontos extraídos na primeira etapa como índice no path para extrair os pontos correspondentes do perfil LWD.

A Figura 15 demonstra a segmentação realizada em um perfil de GR, no primeiro gráfico é possível visualizar o alinhamento das curvas INPEFA dos perfis LWD e Cabo, as linhas na vertical indicam quais foram os pontos extraídos na curva INPEFA do perfil a Cabo. Como os perfis estão alinhados, é possível observar que os segmentos estão equivalentes.

O segundo e terceiro gráfico demonstra como ficou a segmentação final, podemos observar que após extrair os pontos da curva LWD no path do alinhamento, foi possível realizar uma segmentação de forma que cada segmento sejam equivalentes.

### 3.1.3 Alinhamento dos Perfis LWD e Cabo

Após a segmentação dos perfis, cada segmento é alinhado utilizando o algoritmo DTW com `typeIIa` como restrição de *step-pattern*. Devido à segmentação do perfil LWD ser realizada por meio do alinhamento DTW, em alguns casos o ponto extraído do perfil LWD pode estar um pouco deslocado em relação ao ponto do perfil a Cabo. Na Figura 16 é possível notar que o ponto 7 no perfil LWD está algumas amostras para trás de onde deveria estar, causando uma distorção no dado no momento que este dado fosse alinhado.

Para resolver esse problema, o primeiro segmento é alinhado, e após o alinhamento, 85% do alinhamento é guardado como alinhamento final,

Alinhando e extraíndo os pontos das curvas INPEFA

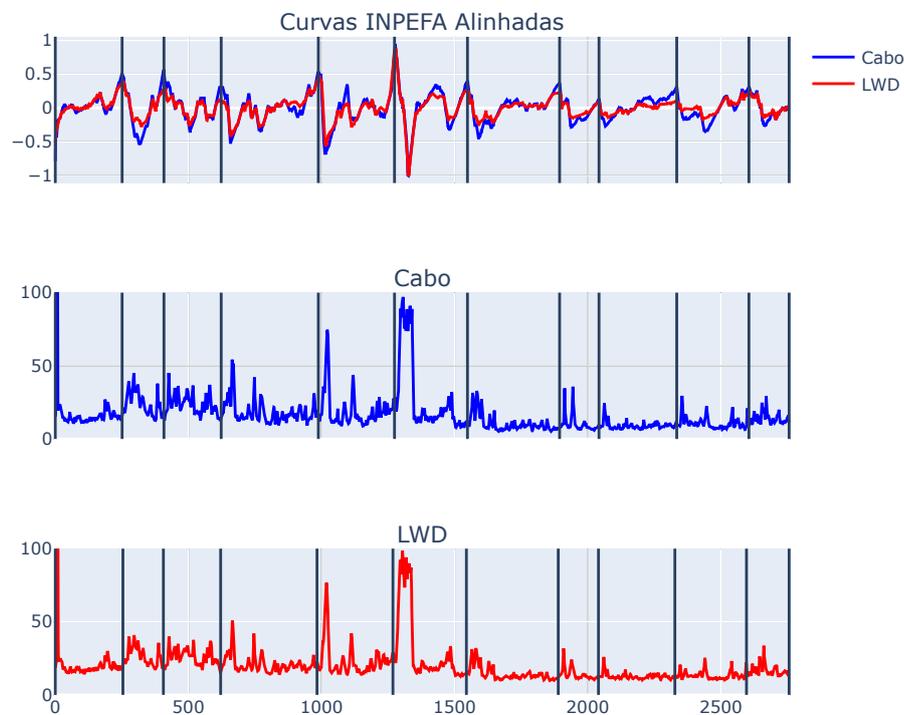


Figura 15 – Pontos extraídos das curvas INPEFA dos perfis LWD e Cabo alinhados

e os outros 15% é concatenado e alinhado novamente com o próximo segmento, repetindo até o último segmento. Estes valores foram definidos de forma empírica, baseado nas observações realizadas nos dados utilizados para os experimentos.

As Figuras 17 e 18 ilustram um exemplo do alinhamento performedo, nota-se que na Figura 17 o algoritmo teve problemas em alinhar o trecho final do sinal, pois por ele estar deslocado, o perfil a Cabo não tinha o pico correspondente ao último pico do perfil LWD. Na Figura 18 é possível visualizar que ao preservar os 15% do alinhamento anterior e alinhá-lo novamente, corrigiu o problema do deslocamento causado na segmentação, e evitou que houvesse muita distorção no alinhamento final.

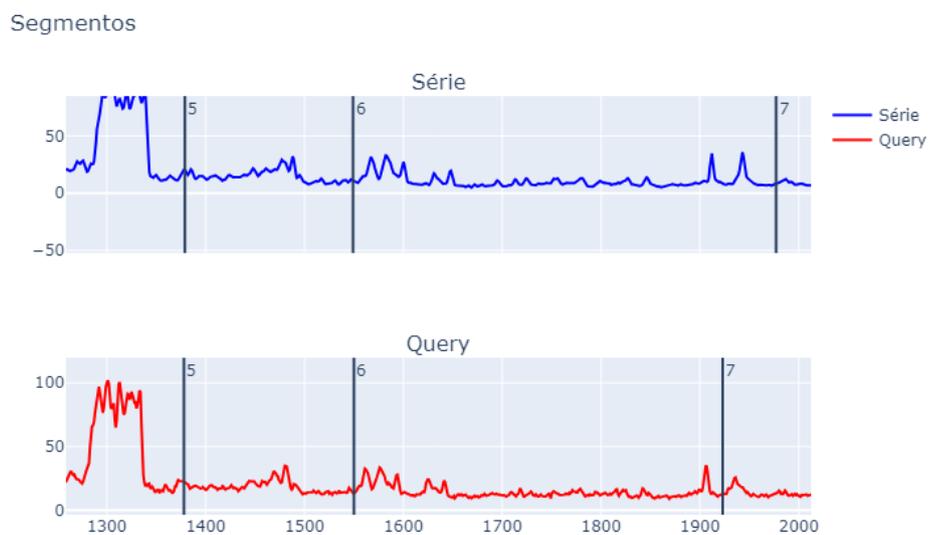


Figura 16 – Exemplo de deslocamento do ponto de segmento provocado pelo DTW

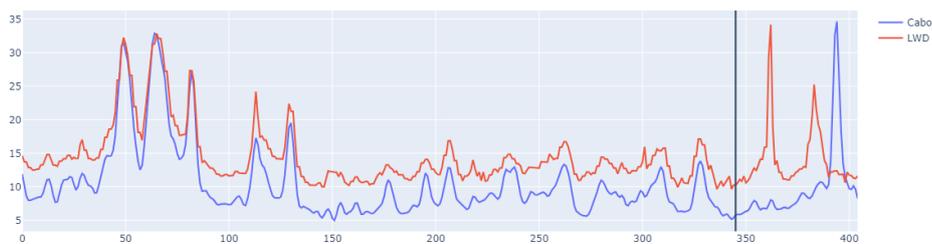


Figura 17 – Exemplo do alinhamento realizado no segmento deslocado

Dessa forma, após todos os segmentos serem alinhados, cada segmento alinhado são concatenados, gerando o alinhamento final que pode ser visto na Figura 19

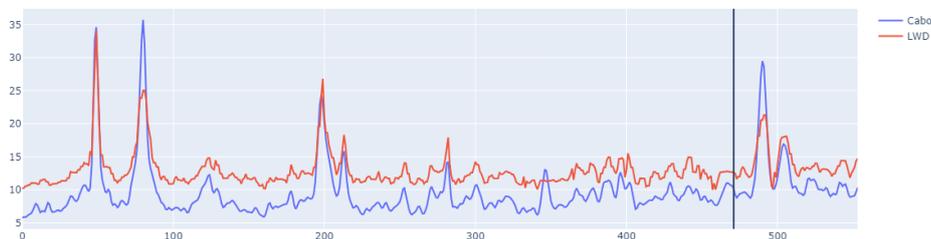


Figura 18 – Exemplo do alinhamento realizado no segmento seguinte

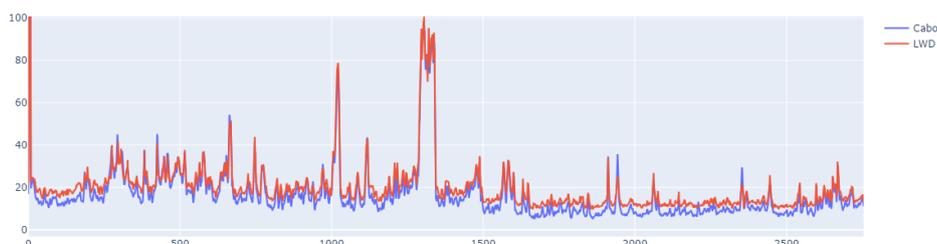


Figura 19 – Exemplo do alinhamento final

### 3.1.4 Métodos de Avaliação

Para avaliar o desempenho do algoritmo, serão utilizadas duas medidas de avaliação. A primeira delas é o coeficiente de correlação de Pearson, uma medida estatística que mede o grau de correlação entre as duas séries alinhadas.

Durante o desenvolvimento do trabalho, percebeu-se a necessidade de uma medida que determinasse o quão fiel o dado ficou ao original após o ajuste utilizando DTW. Isso acontece, pois ao utilizar o algoritmo padrão, ele busca o melhor alinhamento possível, realizando diversas distorções, e o ideal é que o dado esteja mais fiel possível ao dado original após o alinhamento. Quando utilizamos restrições ao algoritmo, é pos-

sível obter um resultado com menos distorções, porém, com uma menor correlação comparado ao DTW padrão.

Para que fosse possível quantificar o quão fiel à curva ajustada ficou ao dado original, foi desenvolvida duas medidas calculadas por meio do *path* do alinhamento performado pelo algoritmo, denominadas medida de fidelidade A e B.

### 3.1.5 Medida de Fidelidade A

Ao olhar o *path* do alinhamento é possível observar alguns pontos que se repetem ao decorrer do alinhamento, que chamamos de platôs. Os platôs são indesejáveis durante o ajuste dos perfis LWD pois eles descaracterizam o sinal, como pode ser visto na Figura 20, que o tornando inviável para a interpretação.

Com o intuito de quantificar as distorções realizadas no sinal relacionadas aos platôs, foi desenvolvido a medida de Fidelidade A. Ela calcula o número de platos presentes no alinhamento. Para calcular, segue-se a Equação 15, onde é realizado a divisão entre o número de vezes que houve repetições e o tamanho da série original, e o resultado da divisão é subtraído de 1. Dessa forma, quanto mais próximo de 1, significa que mais fiel à curva está em relação à curva original.

$$Da = 1 - \frac{Repeticoes}{S} \quad (15)$$

### 3.1.6 Medida de Fidelidade B

Em alguns casos, após ajustar a curva LWD é possível visualizar algumas regiões em que o sinal foi achatado, como demonstrado na Figura 21.

$$Db = 1 - \frac{Pulos}{S} \quad (16)$$

## Exemplo Platôs

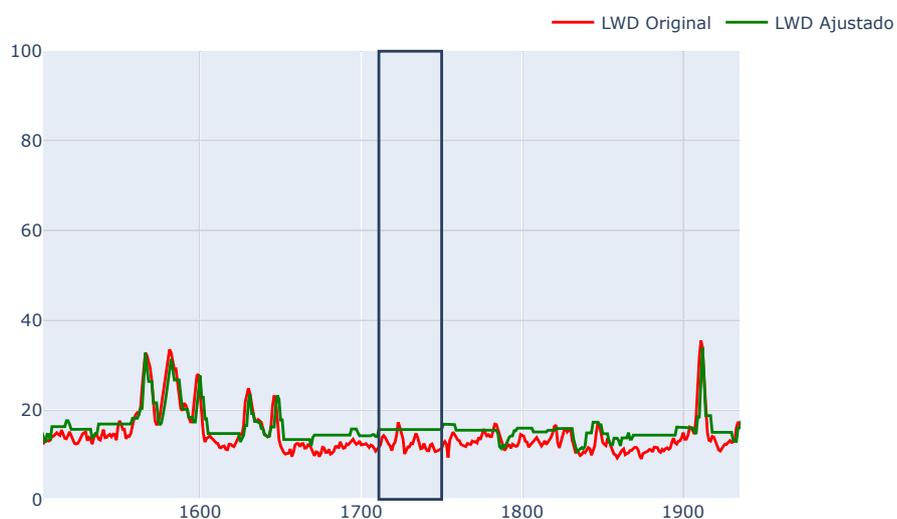


Figura 20 – Exemplo de platô gerado pelo DTW após o ajuste da curva LWD. A curva vermelha representa a curva original, enquanto a curva verde representa a curva ajustada pelo algoritmo DTW. A região destacada representa um dos platôs presentes na curva.

## Exemplo Pulsos



Figura 21 – Exemplo de região onde o sinal foi achatado após o ajuste da curva LWD. A curva vermelha representa a curva original, enquanto a curva verde representa a curva ajustada pelo algoritmo DTW. A região destacada representa os picos achatados após o alinhamento.

Com o intuito de tentar quantificar estas distorções, foi desenvolvido a Medida de Fidelidade B. Ela quantifica o número de vezes que houve um pulso de um índice no *path* do alinhamento seguindo a Equação 16 onde é realizado a divisão do número de pulsos sobre o tamanho da série, e o resultado da divisão é subtraído de 1.



---

## Capítulo 4

# Resultados

---

Durante esse experimento foram realizados 5 diferentes alinhamentos, um utilizando o algoritmo DTW padrão sem segmentar os dados, um utilizando o DTW com restrição sem segmentar os dados, e os outros três utilizando DTW com restrição e segmentando os dados com os algoritmos PELT, INPEFA e INDTEL.

As Figuras 22, 23, 24 apresentam os gráficos contendo os resultados obtidos para cada uma das abordagens e para cada um dos poços. A correlação de Pearson é sempre maior ao se utilizar o DTW padrão. Isso ocorre porque o algoritmo DTW, sem aplicar nenhuma restrição, busca realizar o melhor alinhamento possível sem se preocupar com as distorções. Isso faz com que essa medida não seja adequada para definir se o alinhamento dos perfis LWD e Cabo é bom ou não. Um bom alinhamento, neste caso, é aquele em que os perfis estão bem alinhados e a curva LWD ajustada mantém o máximo possível do formato original do dado.

Por isso, houve a necessidade de identificar uma forma capaz de contabilizar o quão fiel ao dado original ficou o perfil LWD após o ajuste. Para isso, foram utilizadas duas medidas contabilizadas a partir do caminho de alinhamento da curva LWD. A primeira contabiliza o número de

## Correlação

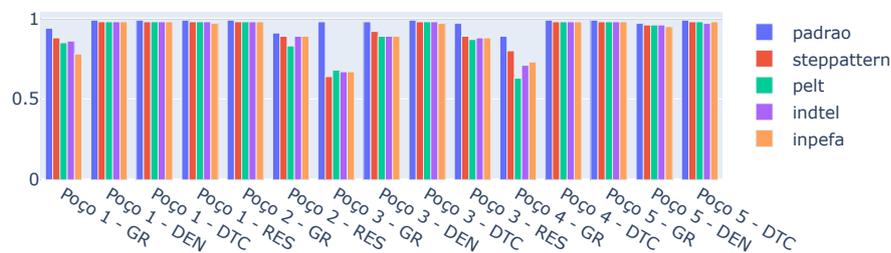


Figura 22 – Gráfico com as correlações obtidas pelos algoritmos

## Medida de Fidelidade A

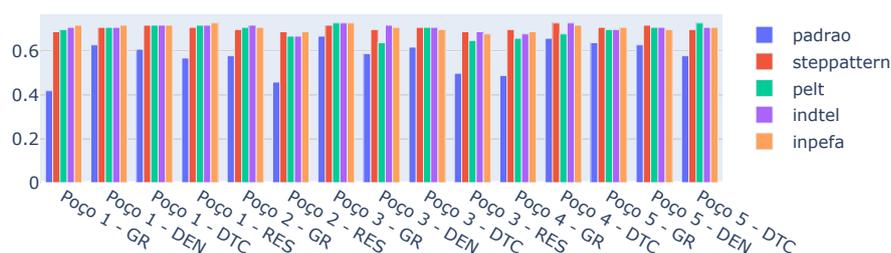


Figura 23 – Gráfico com os platôs gerados pelo algoritmo

platôs que o algoritmo gerou e a segunda contabiliza o número de pulos que o algoritmo realizou. Em ambas as medidas, quanto mais próximo de 1, significa que mais fiel o dado se manteve ao original.

Com essas duas medidas, conseguimos observar algumas coisas. Apesar de ter uma correlação maior ou igual comparada aos outros algoritmos, o DTW Padrão gera muito mais platôs. Já ao utilizar o *step pattern* e a segmentação, reduziu-se bastante o número de platôs.

No geral, não é possível notar muita diferença entre os algoritmos utilizando segmentação e o algoritmo utilizando a restrição de *step pattern* quando olhamos para essas medidas. Eles apresentaram resultados

## Medida de Fidelidade B

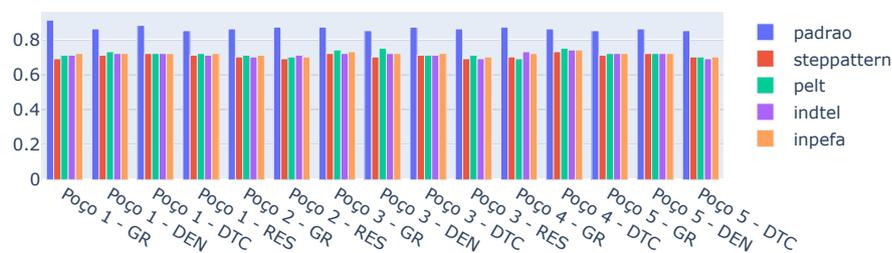


Figura 24 – Gráfico com pulos realizados pelo algoritmo

bastante semelhantes, ou com uma pequena vantagem quando utilizada a segmentação. Para uma melhor observação das diferenças entre os algoritmos foi realizado o alinhamento de um perfil de Raios Gama para cada um dos algoritmos, que podem ser observados nas Figuras 25, 26, 27, 28, 29.

Nas Figuras 25, 26, 27, 28, 29 é possível visualizar 13 gráficos que estão divididos em 5 linhas, na primeira linha é demonstrado o alinhamento da série toda, devido ao número de amostras e amplitude da série é difícil a visualização dos alinhamentos performado, então foram selecionados alguns trechos ao decorrer da série que estão destacados por uma caixa e são demonstrados nos gráficos seguintes. As linhas 2 e 4 demonstram o alinhamento de cada um dos trechos destacados na primeira linha, enquanto as linhas 2 e 5 demonstram como o perfil LWD ajustado ficou em relação ao perfil LWD Original para os mesmos trechos demonstrado nas linhas anteriores. Com isso, foi possível analisar cada um dos alinhamentos performado e identificar algumas diferenças entre eles.

Na Figura 25 é realizado o alinhamento das curvas utilizando o DTW Padrão, que apesar de obter a melhor correlação, é o pior alinhamento performado, é possível observar diversas distorções indesejadas em todos os trechos apresentados.

Alinhamento Poço 1 - GR - Corr - 0.94 Fidelidade A - 0.42 Fidelidade B - 0.91

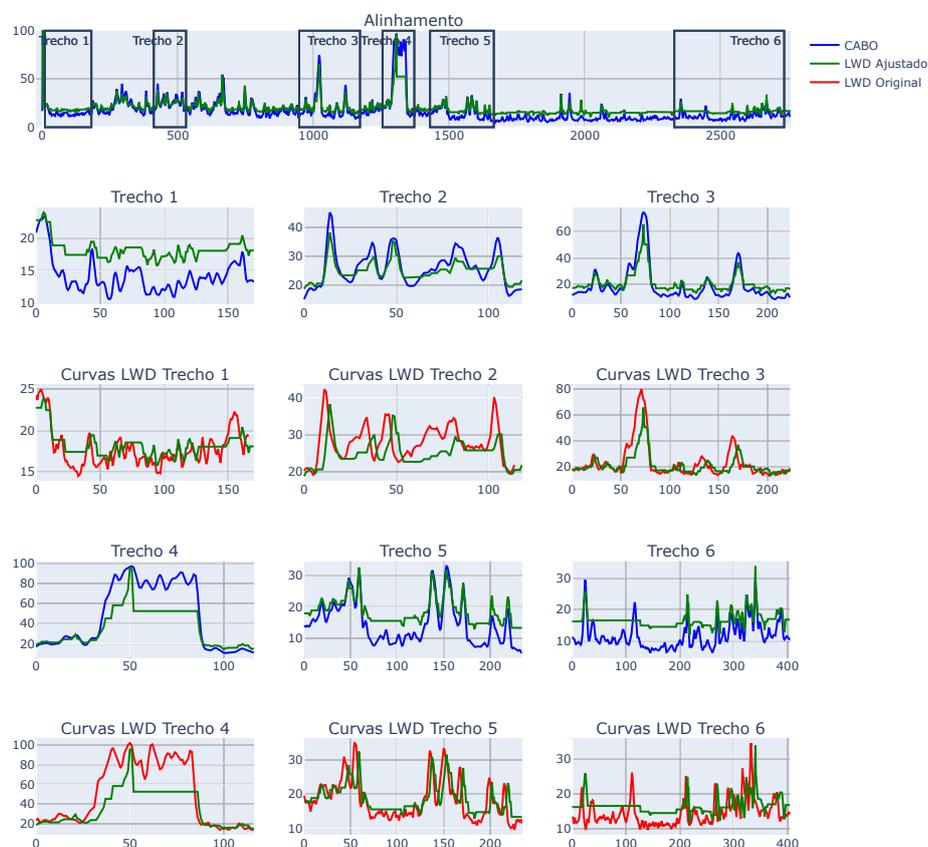


Figura 25 – Alinhamento realizado utilizando DTW Padrão

Já utilizando a restrição de *step pattern* no algoritmo DTW (Figura 26) é possível visualizar uma grande melhoria em comparação ao DTW padrão, reduzindo bastante as distorções e os platôs realizados, porém ainda existem alguns picos que foram achatados que são indesejáveis, e também provocou alguns desalinhamentos, como, por exemplo, no Trecho 2 entre as amostras 50 e 100 é possível observar que além de distorcido, o sinal está um pouco desalinhado, nos Trechos 3 e 4 também é possível observar alguns picos achatados.

Nas Figuras 27, 28 e 29 é possível observar os alinhamentos realizados de forma segmentada utilizando os algoritmos PELT, INDTEL e

Alinhamento Perfil 1 - Corr - 0.88 Fidelidade A - 0.69 Fidelidade B - 0.69

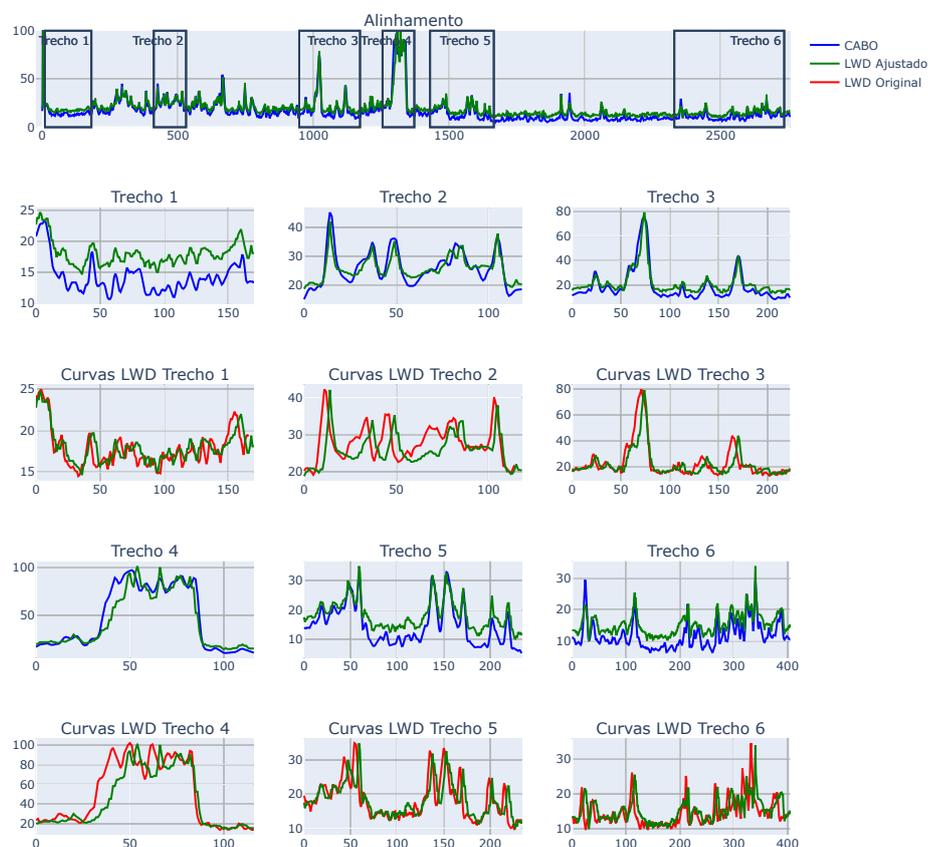


Figura 26 – Alinhamento realizado utilizando DTW com step pattern typeIIa

INPEFA. Nelas é possível visualizar diversas melhorias no alinhamento em comparação ao alinhamento realizado com o algoritmo sem segmentar demonstrado anteriormente, como, por exemplo, o trecho 2 entre as amostras 50 e 100 onde apesar de ainda haver distorção, ele alinha corretamente, diferente do alinhamento sem a segmentação, além disso, nos trechos 3 e 4 é possível visualizar que não existe mais o efeito de achatamento que ocorria no mesmo trecho sem usar a segmentação.

Comparando os três algoritmos segmentados, eles obtiveram um resultado bastante semelhante, sendo o mais diferente entre eles o alinha-

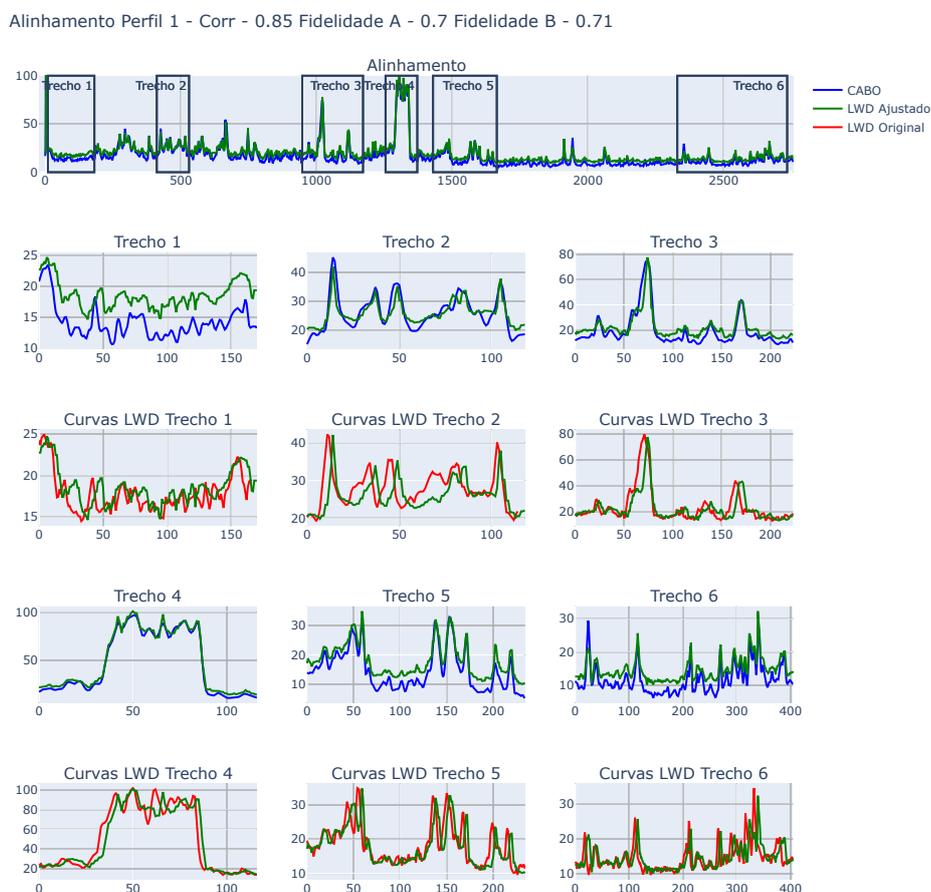


Figura 27 – Alinhamento realizado utilizando DTW com o dado segmentado pelo algoritmo PELT

mento utilizando INDTEL, onde é possível observar que no trecho 1 as distorções dos picos estão maiores, e no trecho 2 onde é possível observar entre as amostras 0 e 50 que os picos foram achatados em comparação aos outros alinhamentos.

No Apêndice A é possível visualizar o alinhamento performedo nos demais perfis, nele, podemos notar que o resultado obtido nos outros perfis foram bastante semelhante ao apresentado, com o alinhamento segmentado sendo igual ou superior ao alinhamento sem segmentar na maior parte dos casos.

Alinhamento Poço 1 - GR - Corr - 0.86 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

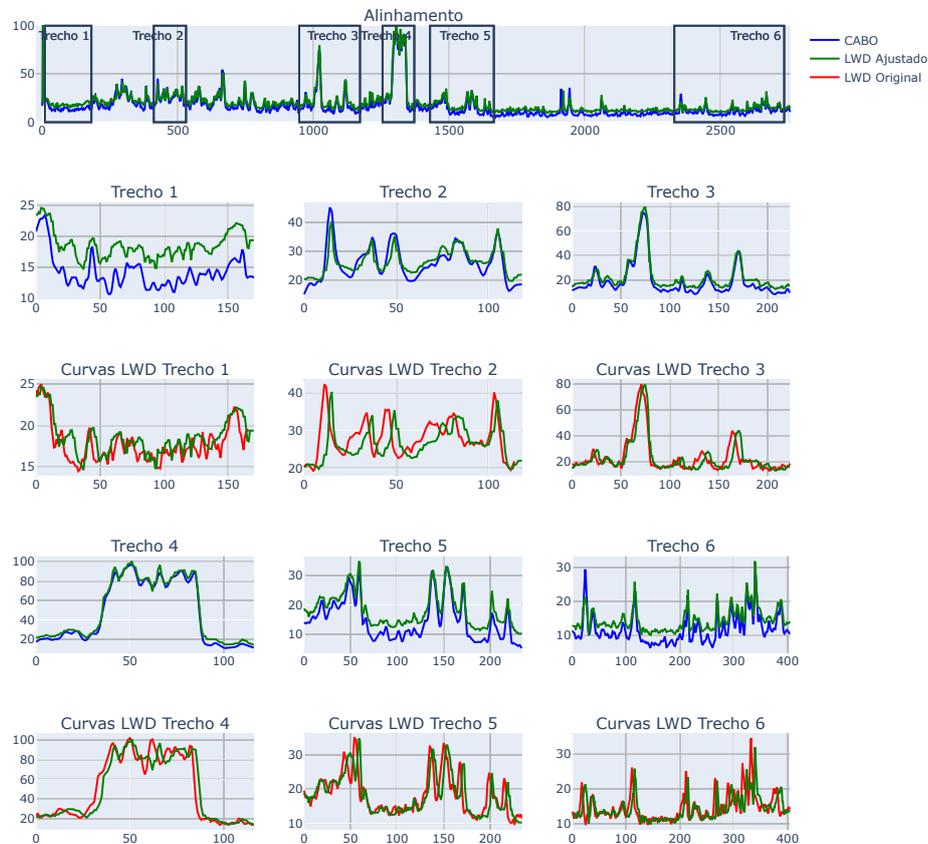


Figura 28 – Alinhamento realizado utilizando DTW com o dado segmentado pelo algoritmo INDTEL

Com esse resultado é possível identificar que houve uma boa melhoria ao se utilizar a segmentação, principalmente quando há algumas anomalias no meio do dado, ou diferenças de amplitudes que dificulta a normalização do dado, atrapalhando o alinhamento performado pelo algoritmo DTW. Quando utilizamos a segmentação garantimos que caso haja alguma anomalia ou diferença de amplitude no dado que poderia atrapalhar o alinhamento realizado pelo DTW seja isolado, fazendo com que os problemas causado por elas ocorram somente no segmento em que ela aparece.

Alinhamento Poço 1 - GR - Corr - 0.78 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

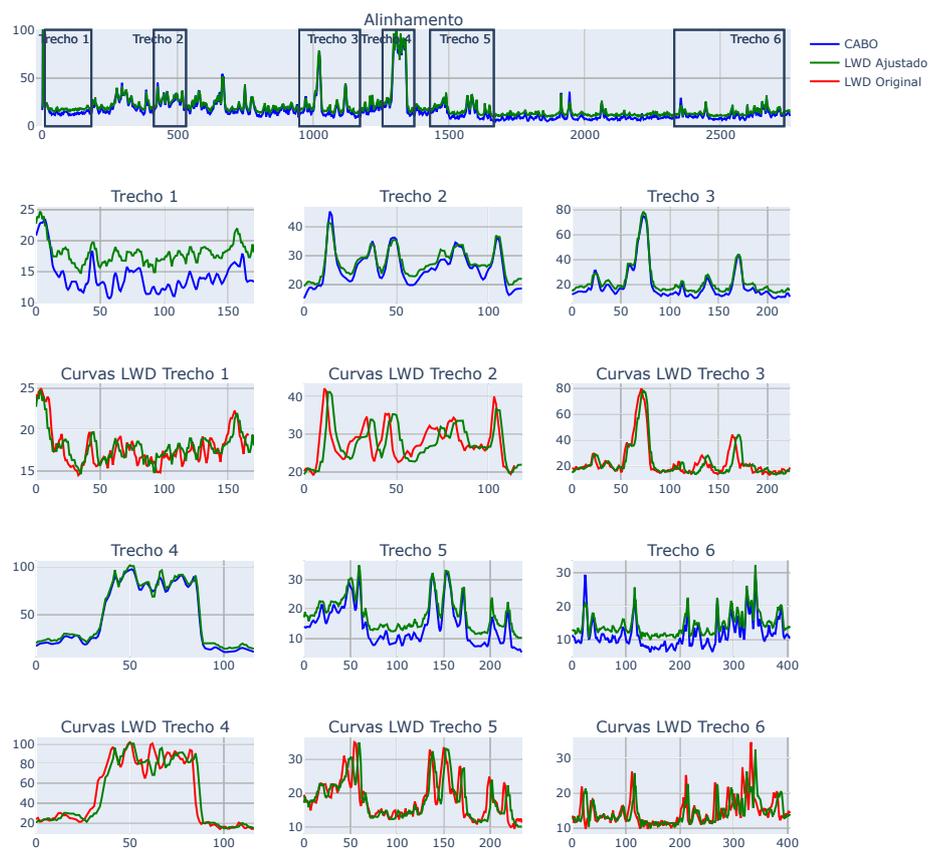


Figura 29 – Alinhamento realizado utilizando DTW com o dado segmentado pelo algoritmo INPEFA

---

## Conclusão

---

Neste trabalho, foi apresentado um método de ajuste da profundidade dos perfis LWD que combina o uso do algoritmo DTW com a segmentação dos perfis LWD e Cabo. Para segmentar os perfis, optou-se pelo uso de algoritmos que detectam mudanças em séries temporais. Foram utilizados os algoritmos de segmentação INPEFA e INDTEL, que foram construídos especialmente para a área da geofísica e o algoritmo PELT, que foi desenvolvido para o domínio geral de séries temporais.

Durante este trabalho, foi apresentado um método que realiza o ajuste da profundidade do perfil LWD combinando a segmentação apresentada anteriormente com o algoritmo DTW. Para isso, o método foi dividido em três partes, sendo elas a busca de topo e base, a segmentação dos perfis LWD e Cabo de forma com que os segmentos sejam equivalentes, e o alinhamento do perfil LWD e Cabo de forma segmentada. Durante esta etapa, foram utilizados 15 diferentes pares de perfis LWD e Cabo, e com o intuito de verificar o ganho do uso da segmentação durante o alinhamento, foram realizados 5 diferentes experimentos para comparação, o primeiro utilizando DTW Padrão com os perfis inteiro, o segundo utilizando DTW com a restrição de *step-pattern* typeIIa com os perfis inteiros, os outros três utilizando DTW com a restrição de *step-pattern* typeIIa com os dados segmentados utilizando os algoritmos INPEFA, INDTEL e PELT.

Primeiramente, foi apresentado um método capaz de se aproximar do valor onde começa e termina (ou topo e base) a região em comum dos perfis LWD e Cabo. A identificação do topo e base dos perfis é importante, pois é muito comum que um dos perfis possuam dados incomuns entre eles e realizar o alinhamento sem remover esse dado faria com que houvesse mais distorções no ajuste realizado. O método apresentado sugere 9 possíveis pares de topo e base executando os 2 algoritmos apresentados na sessão 3. A partir disso, o usuário pode escolher o que melhor se encaixa ao dado.

O resultado das buscas demonstrou-se bastante promissor, conseguindo uma boa aproximação dos valores de topo e base definido manualmente. Porém, uma das limitações do algoritmo proposto é que se ambos os dados possuírem regiões incomum no início e/ou no fim, o algoritmo será incapaz de determinar um valor aproximado de topo e/ou base.

A seguir, foi apresentado um método que segmenta os perfis LWD e Cabo de forma com que o segmento de ambas as séries sejam equivalentes. Por fim, foi apresentado um método que realiza o alinhamento com os dados segmentados.

Os resultados obtidos no alinhamento segmentado demonstraram uma boa melhoria no ajuste quando existe uma grande diferença no dado. Se compararmos a correlação de cada alinhamento realizado, o DTW padrão sempre se saiu melhor ou igual as outras abordagens. Porém, quando olhamos para o ajuste realizado, é possível notar diversas distorções indesejadas no ajuste dos perfis LWD.

Ao usar a restrição de *step pattern* no algoritmo DTW, houve uma queda na correlação, mas obtive uma maior fidelidade do dado ajustado em relação ao original. Porém, em alguns casos ainda é possível notar algumas distorções no formato do dado, principalmente em regiões de picos.

Quando aplicada a segmentação mais o uso da restrição de *step-pattern*, a correlação também caiu, sendo menor ou igual à abordagem com o sinal inteiro usando DTW padrão e com restrição. Porém, é pos-

---

sível notar melhorias em regiões onde houve distorções no alinhamento realizado com o sinal inteiro com, e sem restrição.

Embora melhore o alinhamento resultante ao segmentar os perfis, a segmentação evitará que uma grande diferença de amplitude ou uma anomalia no segmento atrapalhe o alinhamento dos outros segmentos. No entanto, o segmento em que ela ocorre será afetado, podendo gerar um desalinhamento ou uma maior distorção nesse segmento específico.

Uma das dificuldades encontradas durante o desenvolvimento deste trabalho foi na utilização de uma métrica para indicar a qualidade do ajuste realizado. O parâmetro de correlação demonstrou-se não ser muito útil nesse contexto, pois como citado anteriormente, o valor da correlação do alinhamento realizado com DTW Padrão, que obteve o maior número de distorções, manteve-se maior ou igual as outras abordagens que apresentaram menos distorções.

Isso nos levou a desenvolver duas métricas baseado no *path* do alinhamento, denominadas Medida de Fidelidade A e B. A Medida de Fidelidade A contabiliza o número de platôs gerados pelo alinhamento, sendo as regiões onde um índice aparece mais de uma vez durante o *path*. Já a Medida de Fidelidade B contabiliza o número de vezes que um índice foi pulado durante o *path*.

A Medida de Fidelidade A demonstrou-se muito útil para comparar o alinhamento realizado pelo DTW padrão com as outras abordagens. No entanto, quando comparamos o alinhamento realizado utilizando o sinal inteiro mais restrição de *step pattern* com os alinhamentos realizado com o dado segmentado, a diferença é muito pequena. Isso, pois nesses casos, as distorções não estão mais tão ligadas a platôs, mas sim no formato do dado, como é possível visualizar nas Figuras 26 e 29.

Já a Medida de Fidelidade B não se demonstrou muito útil para ser utilizada como comparação, pois o algoritmo DTW Padrão evita com que muitos índices sejam pulados durante o *path*, enquanto utilizar a restrição de *step-pattern* permite com que haja pulos com mais frequência.



---

## Referências

---

BASTOS, A. R. G. **COMPARAÇÃO DA PERFILAGEM ELÉTRICA CONTINUA DURANTE A PERFURAÇÃO COM A PERFILAGEM ELÉTRICA CONVENCIONAL**. 2013.

BEHDAD, A. A step toward the practical stratigraphic automatic correlation of well logs using continuous wavelet transform and dynamic time warping technique. **Journal of Applied Geophysics**, v. 167, p. 26–32, 2019. ISSN 0926-9851. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926985118304336>>.

BRIGGS, V. A. **A comparison of logging while drilling (LWD) and wireline acoustic measurements**. Tese (Doutorado) — Massachusetts Institute of Technology, 2006.

FANCHI, J. R. Chapter 4 - well logging. In: FANCHI, J. R. (Ed.). **Shared Earth Modeling**. Woburn: Butterworth-Heinemann, 2002. p. 52–68. ISBN 978-0-7506-7522-2. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780750675222500045>>.

GHARGHABI, S. et al. Matrix profile viii: Domain agnostic online semantic segmentation at superhuman performance levels. p. 117–126, 2017.

INTERNATIONAL, E. **Enres Stratigraphic Methods And Workflow Approaches In Subsurface**. [S.l.], 2014. Disponível em: <<https://cyclolog.com/wp-content/uploads/2014/09/ENRES-Stratigraphic-methods-and-workflow-approaches-in-subsurface-well-correlations-comp.pdf>>.

JACKSON, B. et al. An algorithm for optimal partitioning of data on an interval. **IEEE Signal Processing Letters**, Institute of Electrical

and Electronics Engineers (IEEE), v. 12, n. 2, p. 105–108, feb 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109%2Fisp.2001.838216>>.

JOHNSTON, D. H. **Methods and applications in reservoir geophysics**. [S.l.]: Society of Exploration Geophysicists, 2010.

KILLICK, R.; FEARNHEAD, P.; ECKLEY, I. A. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost. **Journal of the American Statistical Association**, Informa UK Limited, v. 107, n. 500, p. 1590–1598, oct 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080%2F01621459.2012.737745>>.

KIM, S.-W.; PARK, S.; CHU, W. An index-based approach for similarity search supporting time warping in large sequence databases. In: **Proceedings 17th International Conference on Data Engineering**. [S.l.: s.n.], 2001. p. 607–614.

MARTÍNEZ, G. C. et al. Chapter 9 - well-to-seismic tie. In: ONAJITE, E. (Ed.). **Applied Techniques to Integrated Oil and Gas Reservoir Characterization**. Elsevier, 2021. p. 249–271. ISBN 978-0-12-817236-0. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978012817236000091>>.

MYERS, C. S.; RABINER, L. R. A comparative study of several dynamic time-warping algorithms for connected-word recognition. **Bell System Technical Journal**, Wiley Online Library, v. 60, n. 7, p. 1389–1409, 1981.

MÜLLER, M. Dynamic time warping. **Information Retrieval for Music and Motion**, v. 2, p. 69–84, 01 2007.

PENNINGTON, W. D. Reservoir geophysics. **Geophysics**, Society of Exploration Geophysicists, v. 66, n. 1, p. 25–30, 2001.

RAKTHANMANON, T. et al. Searching and mining trillions of time series subsequences under dynamic time warping. In: . [S.l.: s.n.], 2012. v. 2012.

SAKOE, H.; CHIBA, S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, v. 26, n. 1, p. 43–49, 1978.

SILVA, D.; BATISTA, G. Speeding up all-pairwise dynamic time warping matrix calculation. In: . [S.l.: s.n.], 2016. p. 837–845.

SILVA, D. F. **Large scale similarity-based time series mining**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2017.

SILVA, D. F.; BATISTA, G. E. A. P. A.; KEOGH, E. Prefix and suffix invariant dynamic time warping. In: **2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining (ICDM)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1209–1214.

SILVA, D. F. et al. Speeding up similarity search under dynamic time warping by pruning unpromising alignments. **Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 32, p. 988–1016, 2018. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:3872386>>.

SIMPSON, D. Well-bore construction (drilling and completions). **Practical Onshore Gas Field Engineering**, Elsevier, p. 85–134, 2017.

STOREY, M. Is well depth underestimated? **Oilfield Technology**, 08 2013.

STRASSER, A.; HILGEN, F.; HECKEL, P. Cyclostratigraphy - concepts, definitions, and applications. **Newsletters on Stratigraphy**, v. 42, p. 75–114, 07 2006.

SUZUKI, T. **DTW Align**. 2022. Último acesso 21 Fevereiro 2024. Disponível em: <<https://github.com/statefb/dtwalign>>.

WANG, K.; LOMASK, J.; SEGOVIA, F. Automatic, geological layer-constrained seismic-well tie through blocked dynamic warping. **Interpretation**, v. 5, p. 1–33, 05 2017.

WILSON, G. T. Time series analysis: Forecasting and control, 5th edition, by george e. p. box, gwilym m. jenkins, gregory c. reinsel and greta m. ljung, 2015. published by john wiley and sons inc., hoboken, new jersey, pp. 712. isbn: 978-1-118-67502-1. **Journal of Time Series Analysis**, v. 37, p. n/a–n/a, 03 2016.

Yuan, R. et al. Utilizing Integrated Prediction Error Filter Analysis (INPEFA) to divide base-level cycle of fan-deltas: A case study of the Triassic Baikouquan Formation in Mabei Slope Area, Mahu Depression, Junggar Basin, China. **Open Geosciences**, v. 10, n. 1, p. 7, maio 2018.



# Apêndices



---

## **APÊNDICE A**

### **Alinhamentos LWD - Cabo**

Alinhamento Poço 1 - DEN - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.63 Fidelidade B - 0.86

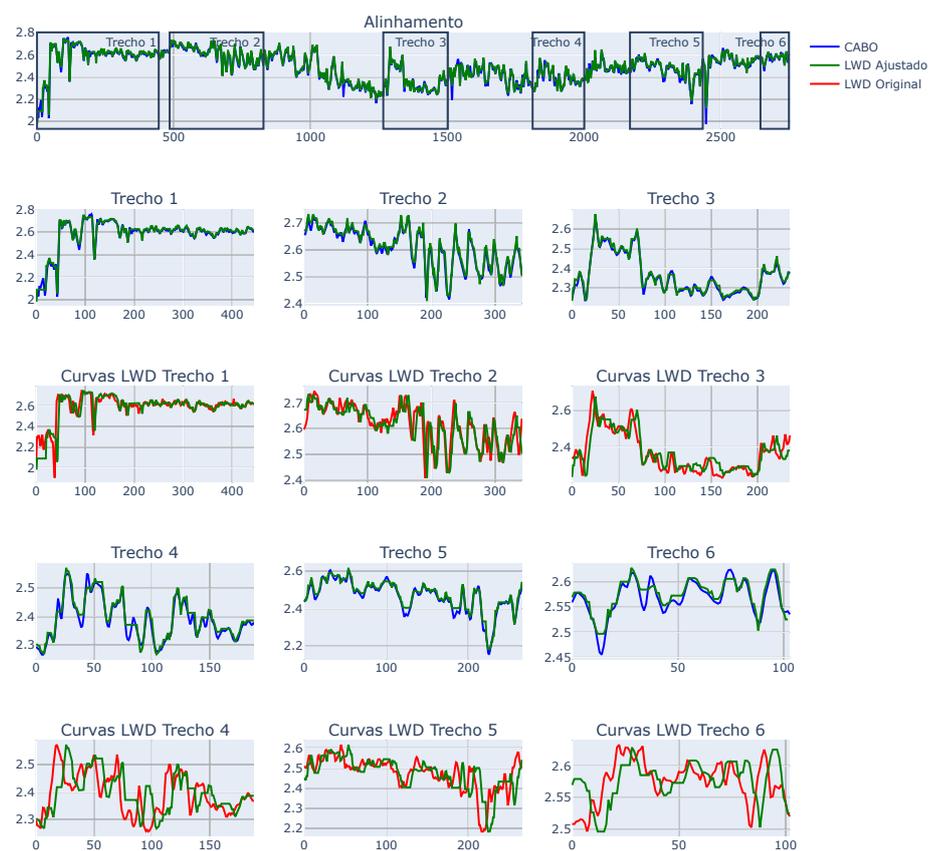


Figura 30 – Alinhamento perfil 2- Padrão

Alinhamento Poço 1 - DEN - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

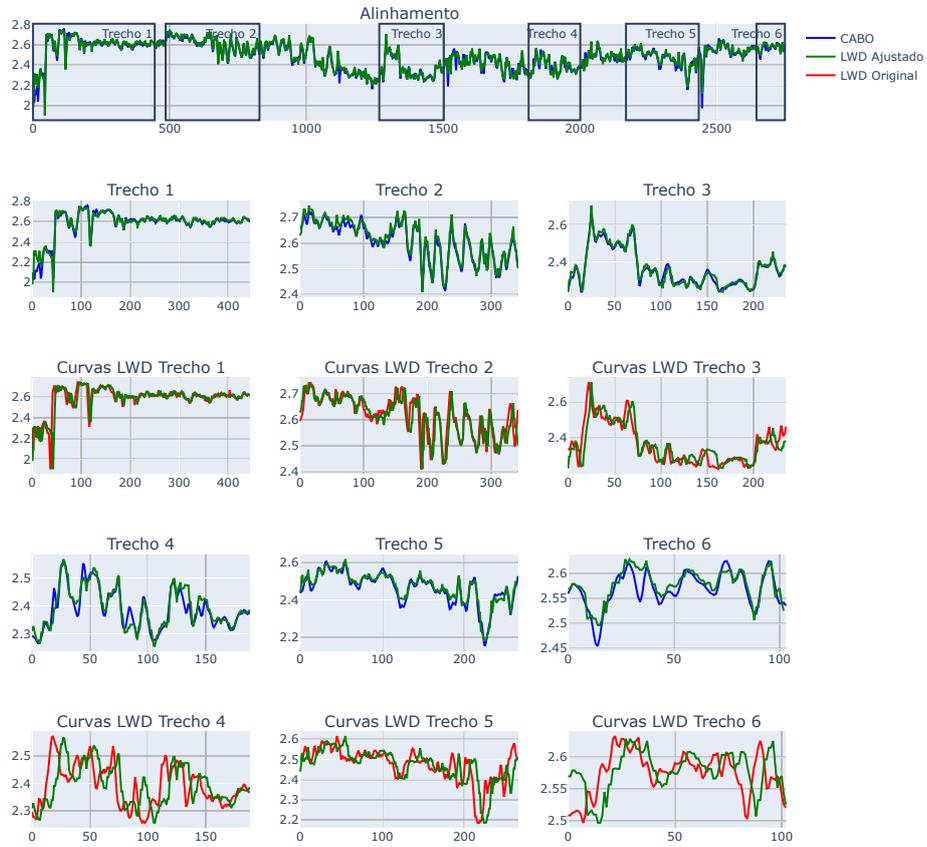


Figura 31 – Alinhamento perfil 2- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 1 - DEN - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.73

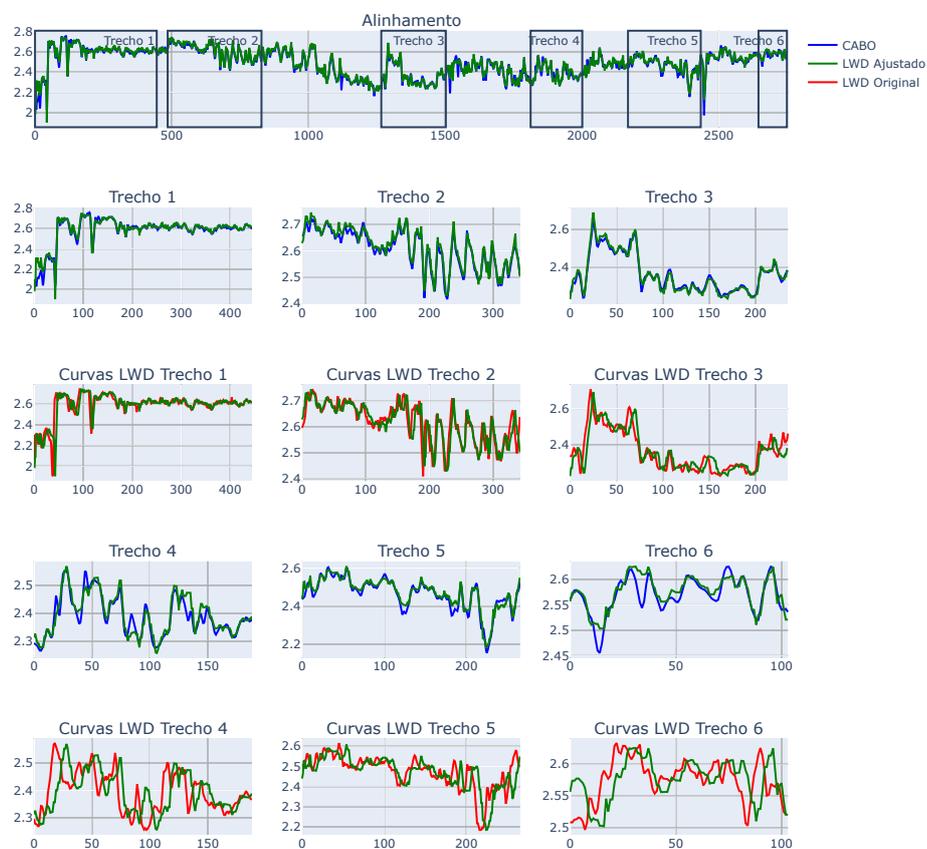


Figura 32 – Alinhamento perfil 2- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 1 - DEN - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.72

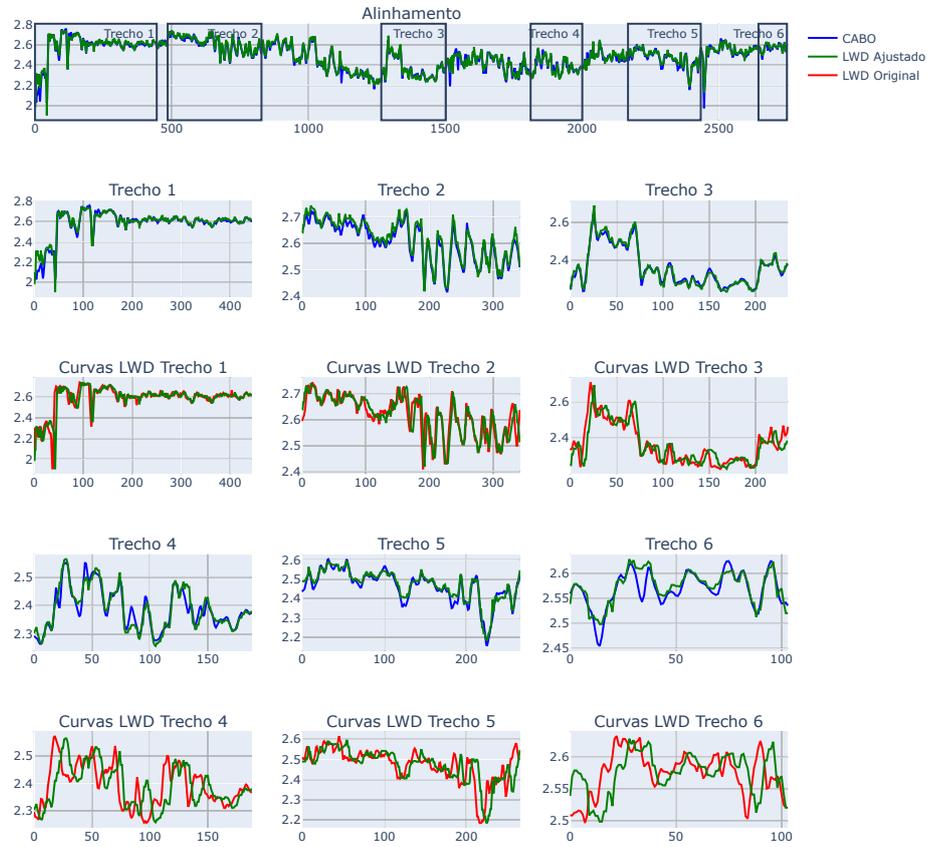


Figura 33 – Alinhamento perfil 2- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 1 - DEN - Segmentado INPEFA Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

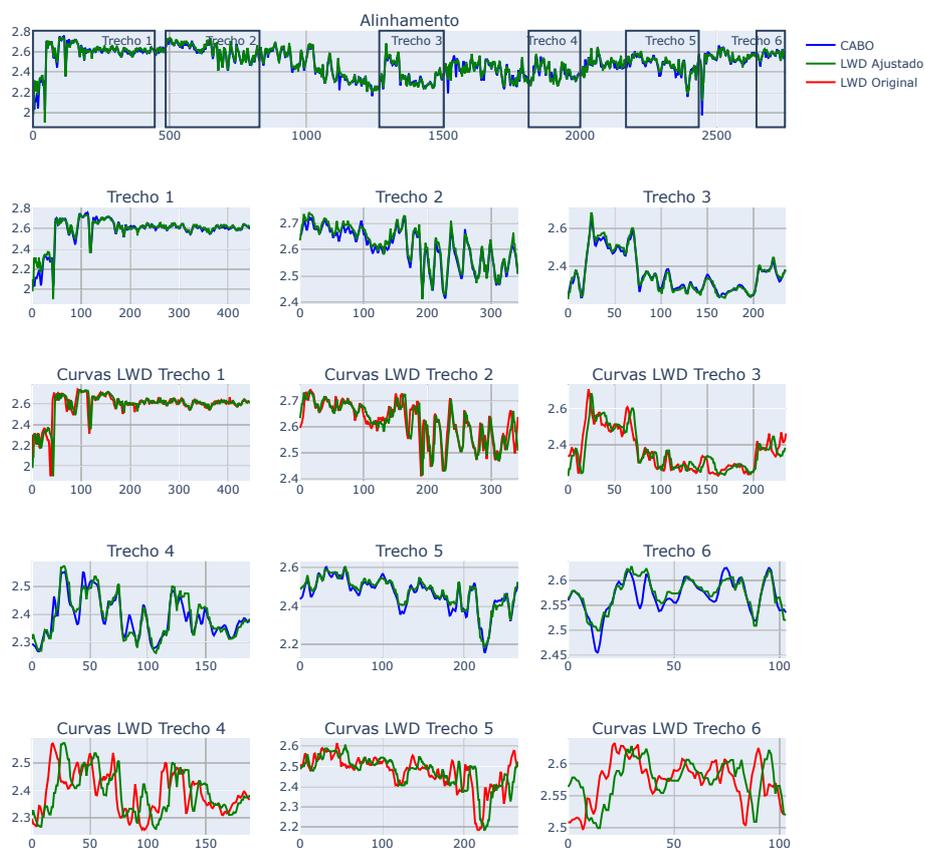


Figura 34 – Alinhamento perfil 2- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 1 - DTC - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.61 Fidelidade B - 0.88



Figura 35 – Alinhamento perfil 3- Padrão

Alinhamento Poço 1 - DTC - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

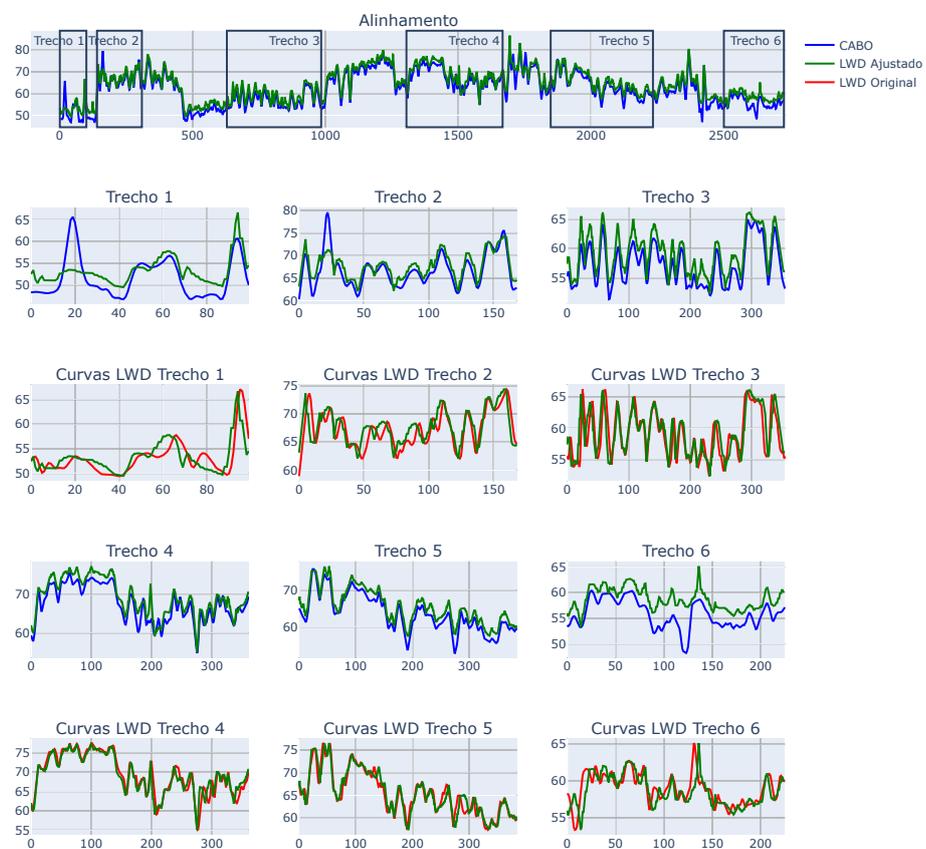


Figura 36 – Alinhamento perfil 3- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 1 - DTC - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

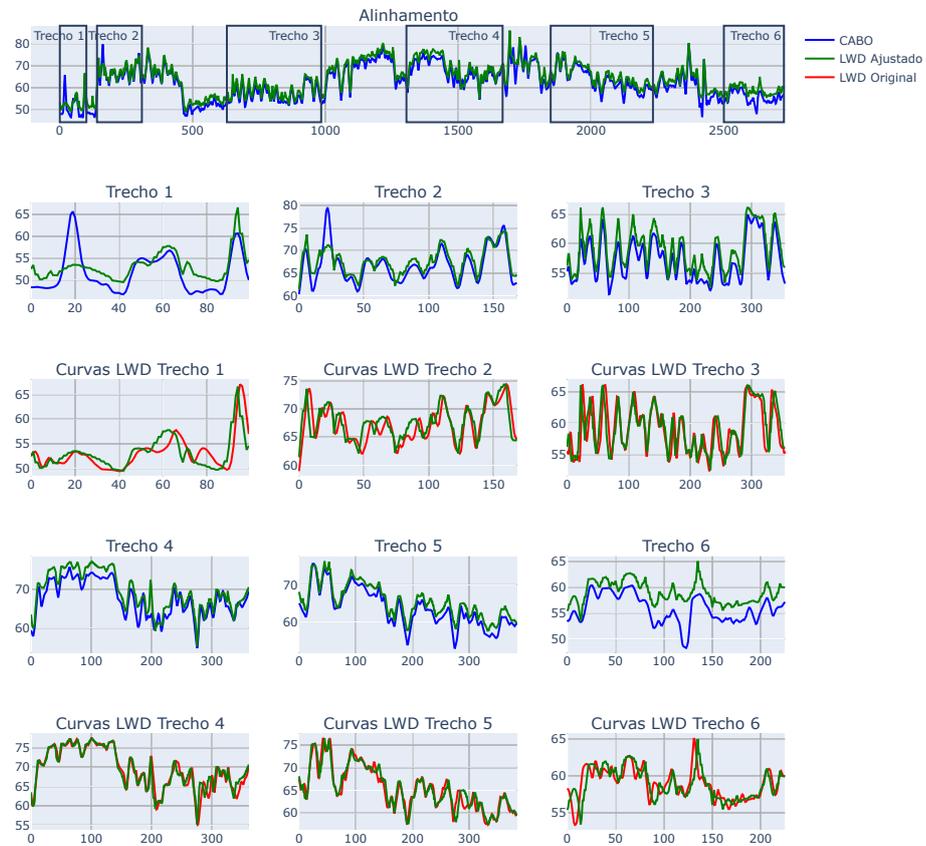


Figura 37 – Alinhamento perfil 3- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 1 - DTC - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

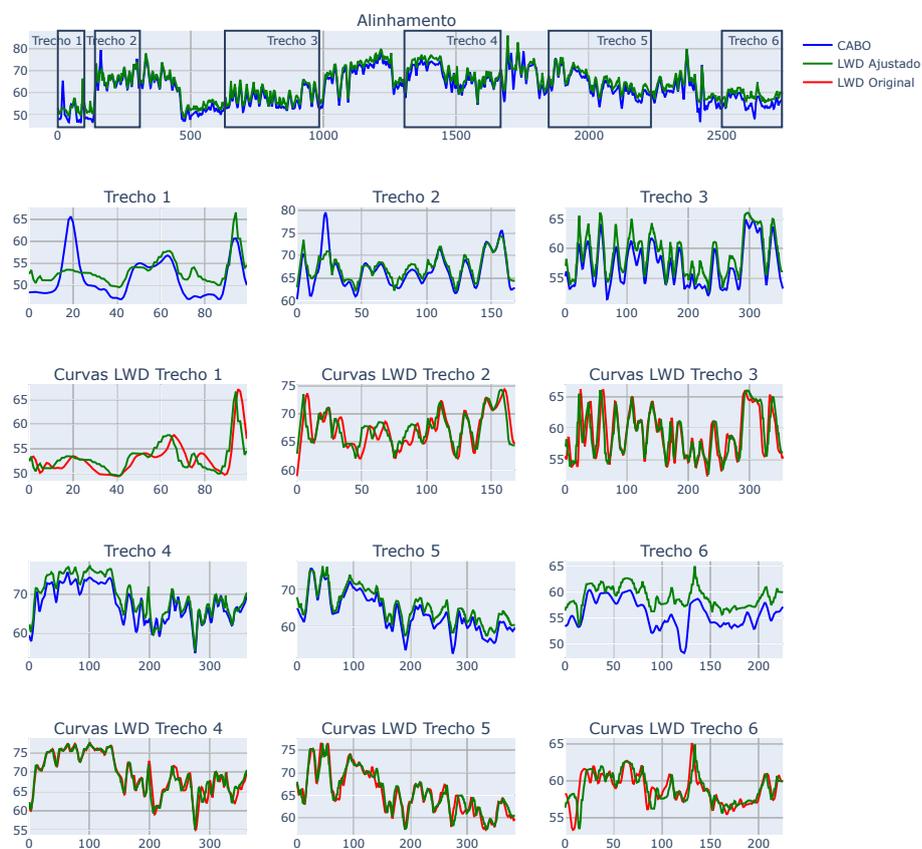


Figura 38 – Alinhamento perfil 3- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 1 - DTC - Segmentado INPEFA Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

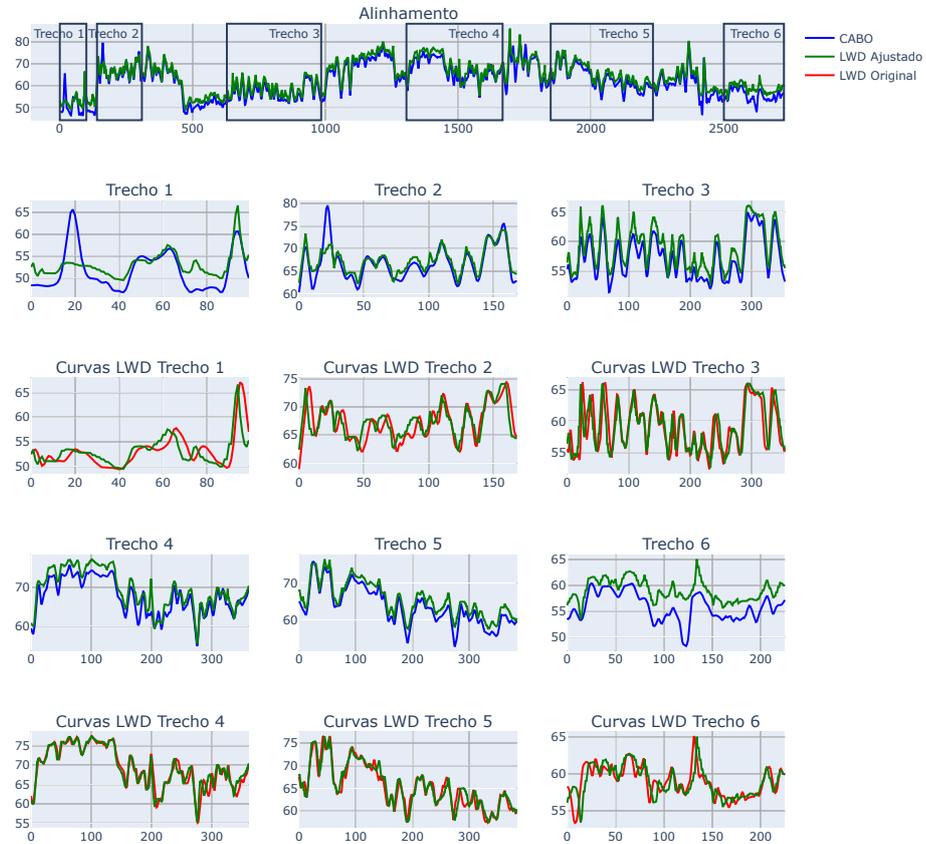


Figura 39 – Alinhamento perfil 3- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 1 - RES - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.57 Fidelidade B - 0.85

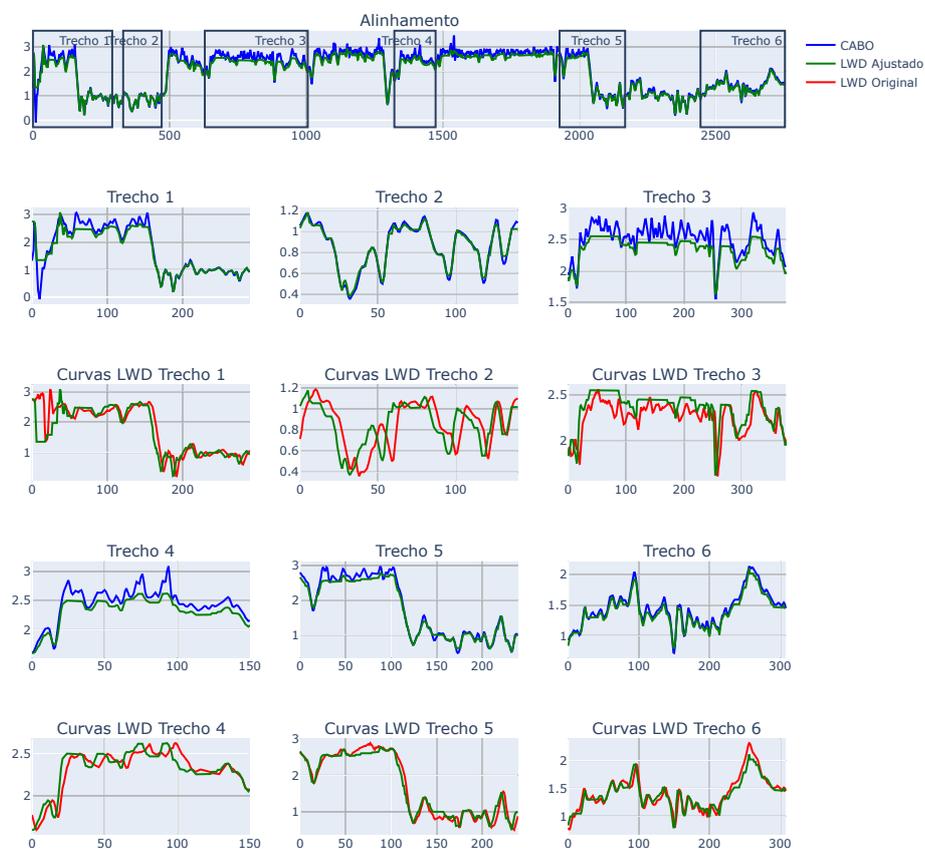


Figura 40 – Alinhamento perfil 4- Padrão

Alinhamento Poço 1 - RES - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

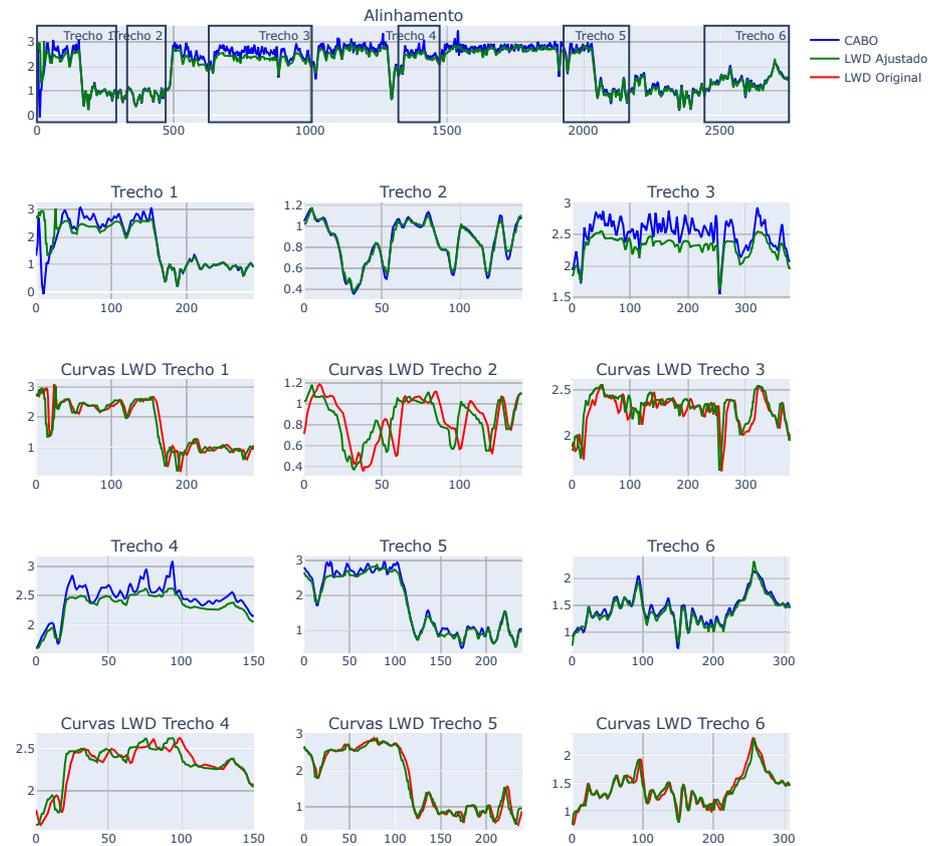


Figura 41 – Alinhamento perfil 4- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 1 - RES - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

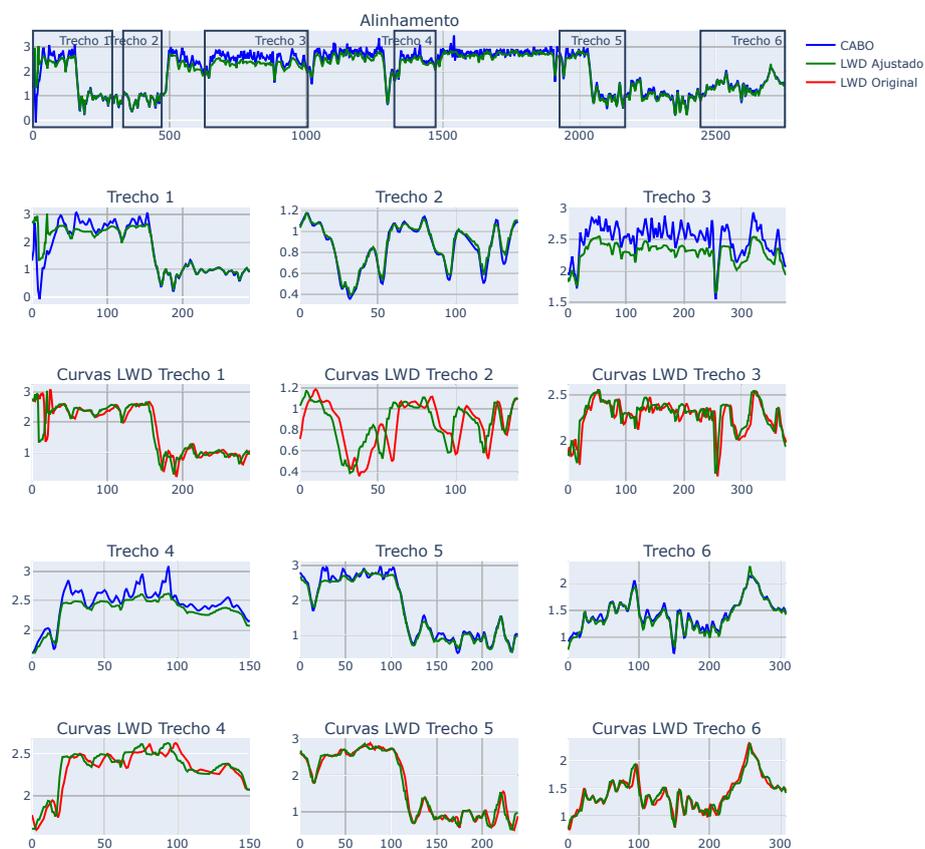


Figura 42 – Alinhamento perfil 4- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 1 - RES - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.71

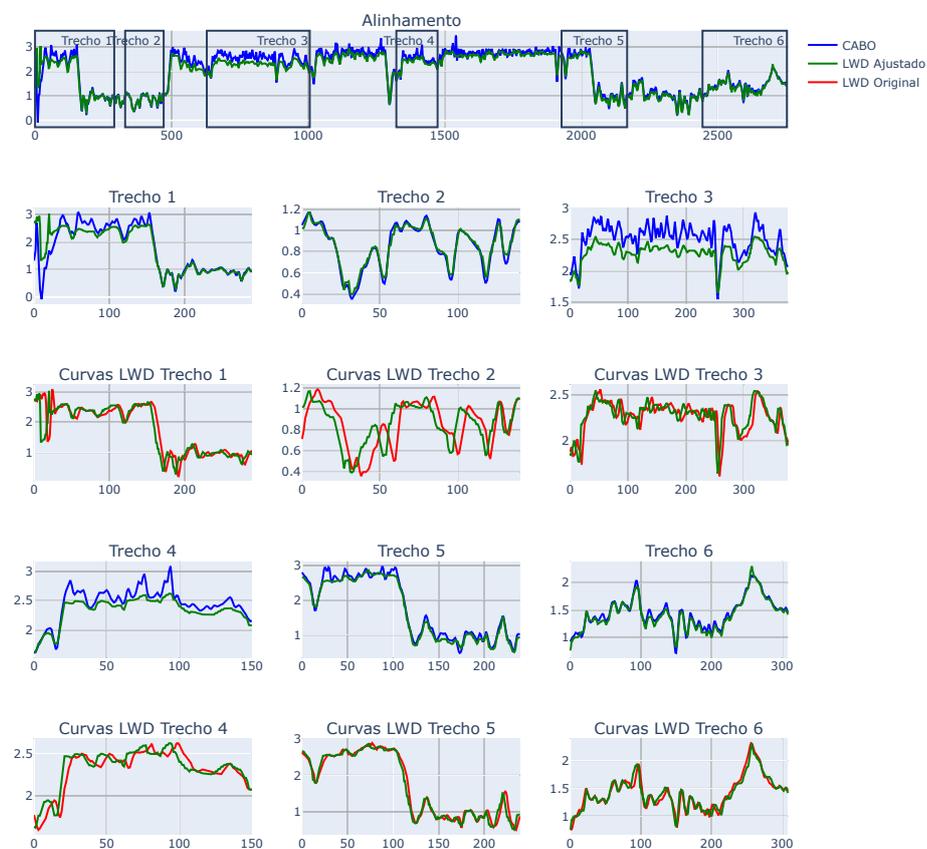


Figura 43 – Alinhamento perfil 4- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 1 - RES - Segmentado INPEFA Corr - 0.97 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.72

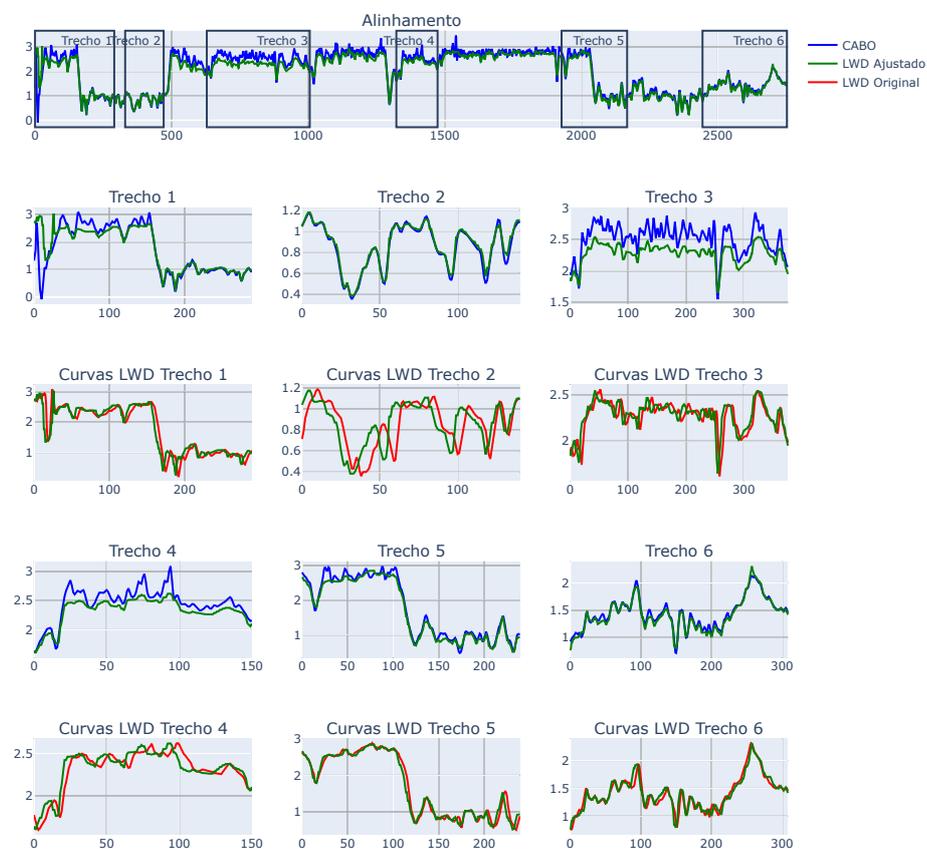


Figura 44 – Alinhamento perfil 4- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 2 - GR - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.58 Fidelidade B - 0.86

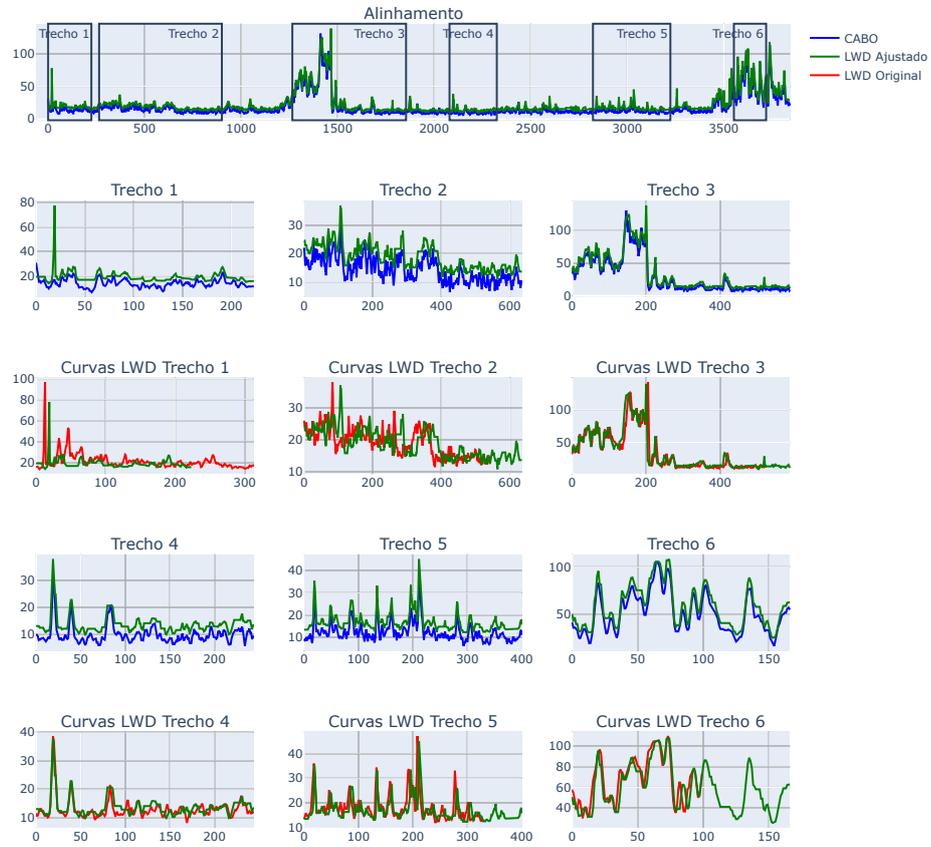


Figura 45 – Alinhamento perfil 5- Padrão

Alinhamento Poço 2 - GR - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.7

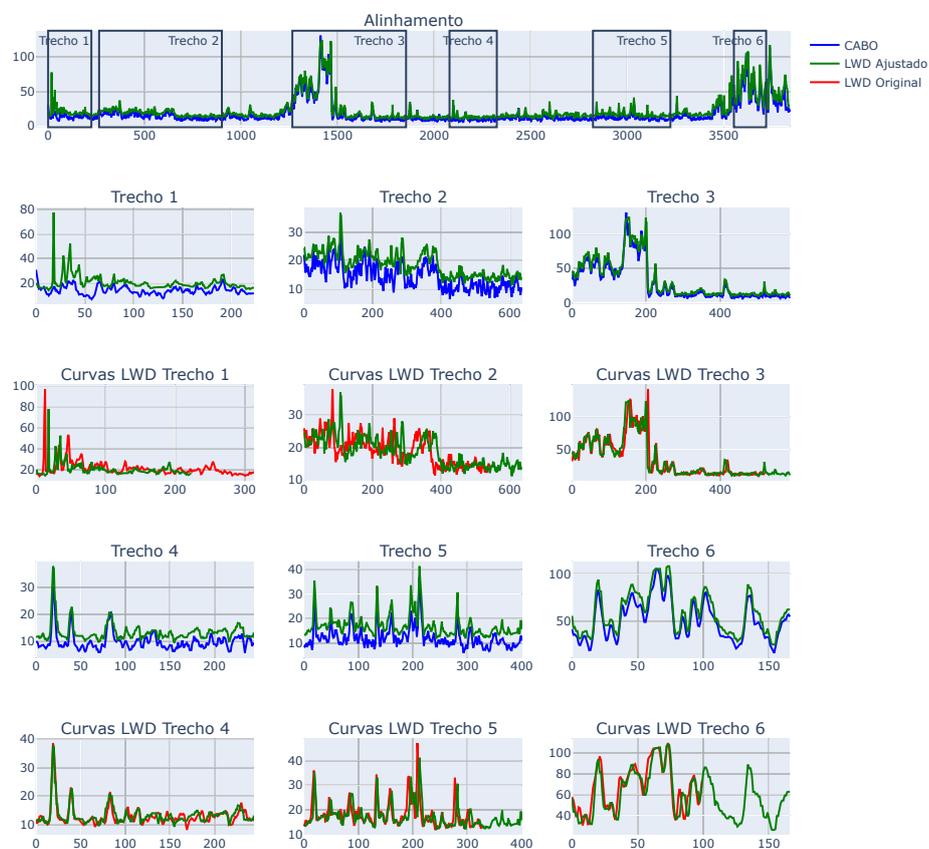


Figura 46 – Alinhamento perfil 5- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 2 - GR - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

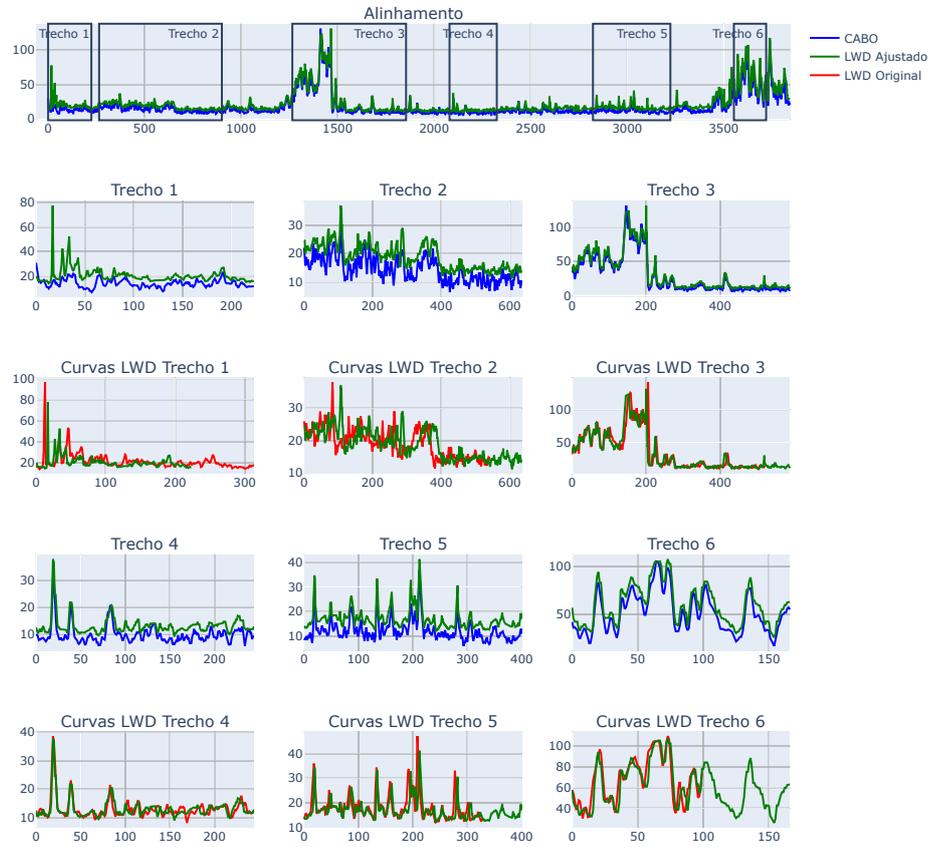


Figura 47 – Alinhamento perfil 5- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 2 - GR - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.7

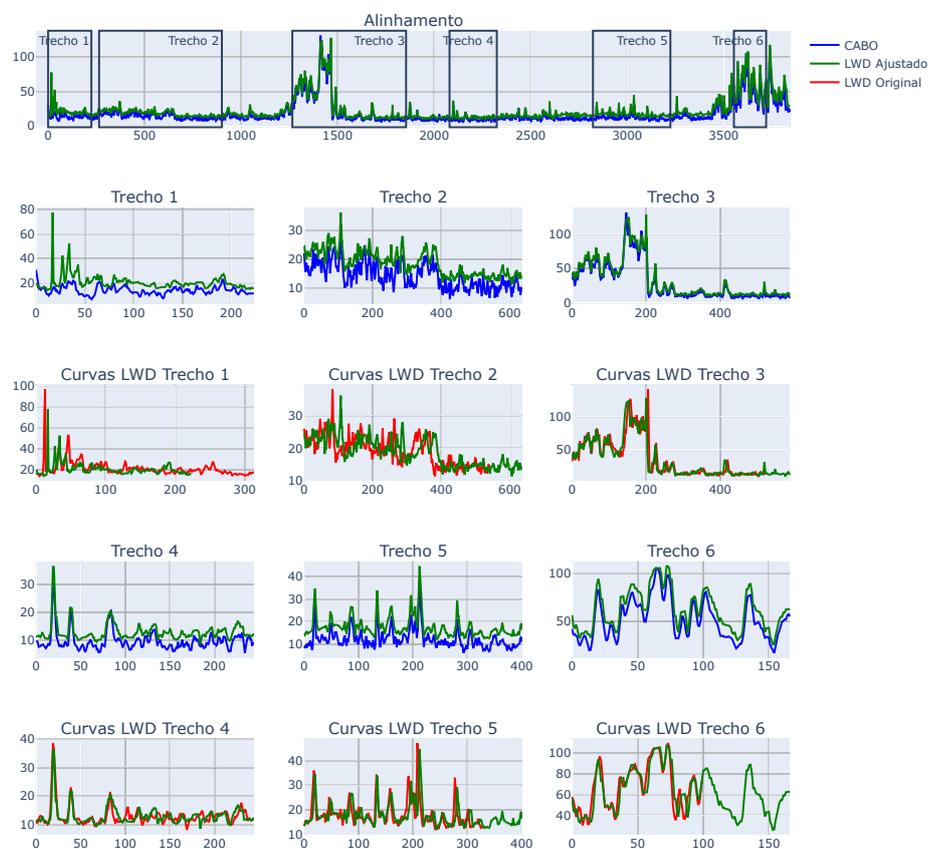


Figura 48 – Alinhamento perfil 5- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 2 - GR - Segmentado INPEFA Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

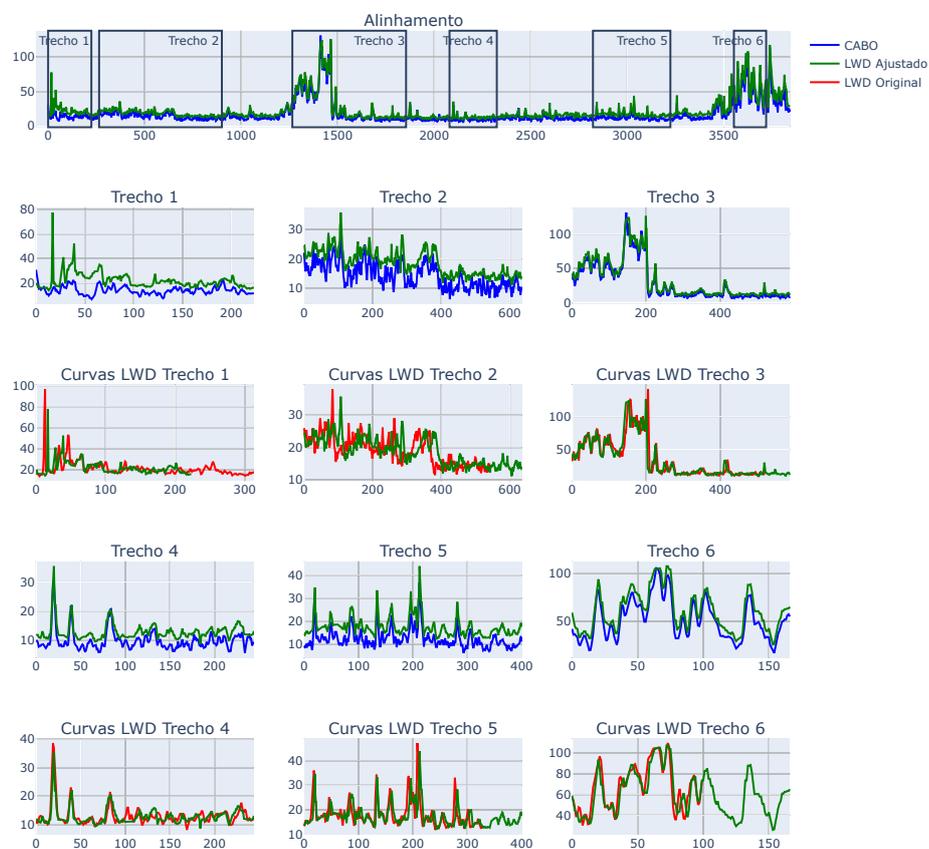


Figura 49 – Alinhamento perfil 5- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 2 - RES - Padrão Corr - 0.91 Fidelidade A - 0.46 Fidelidade B - 0.87

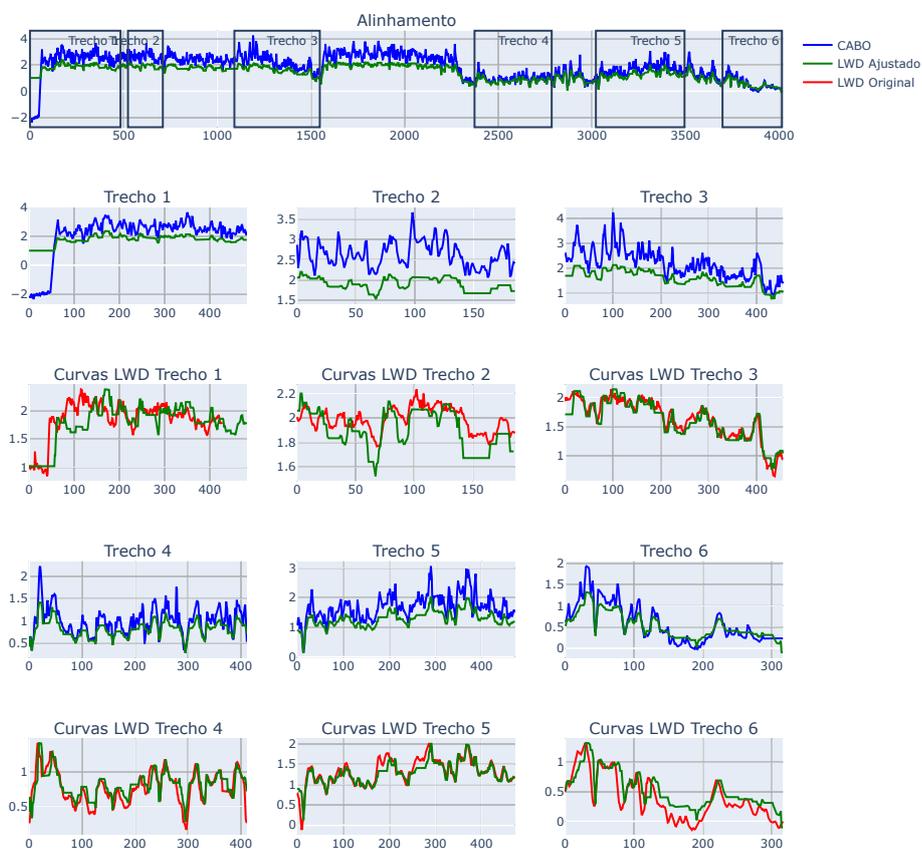


Figura 50 – Alinhamento perfil 6- Padrão

Alinhamento Poço 2 - RES - Step Pattern typeIIa Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.69 Fidelidade B - 0.69

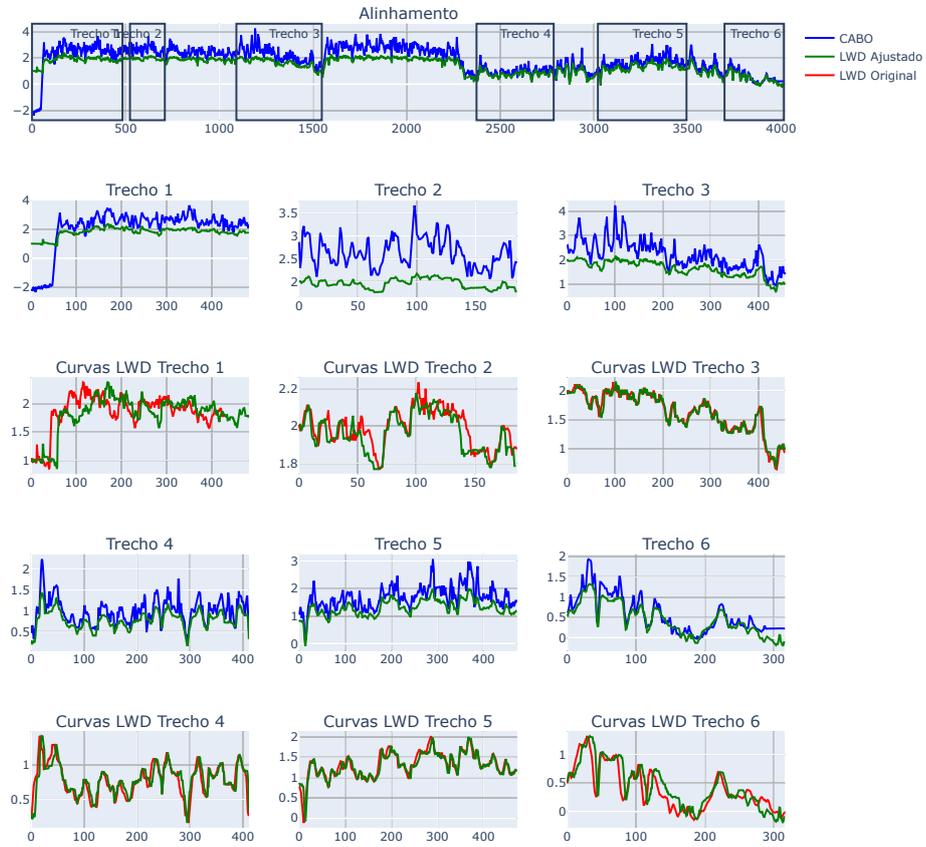


Figura 51 – Alinhamento perfil 6- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 2 - RES - Segmentado Pelt Corr - 0.83 Fidelidade A - 0.67 Fidelidade B - 0.7

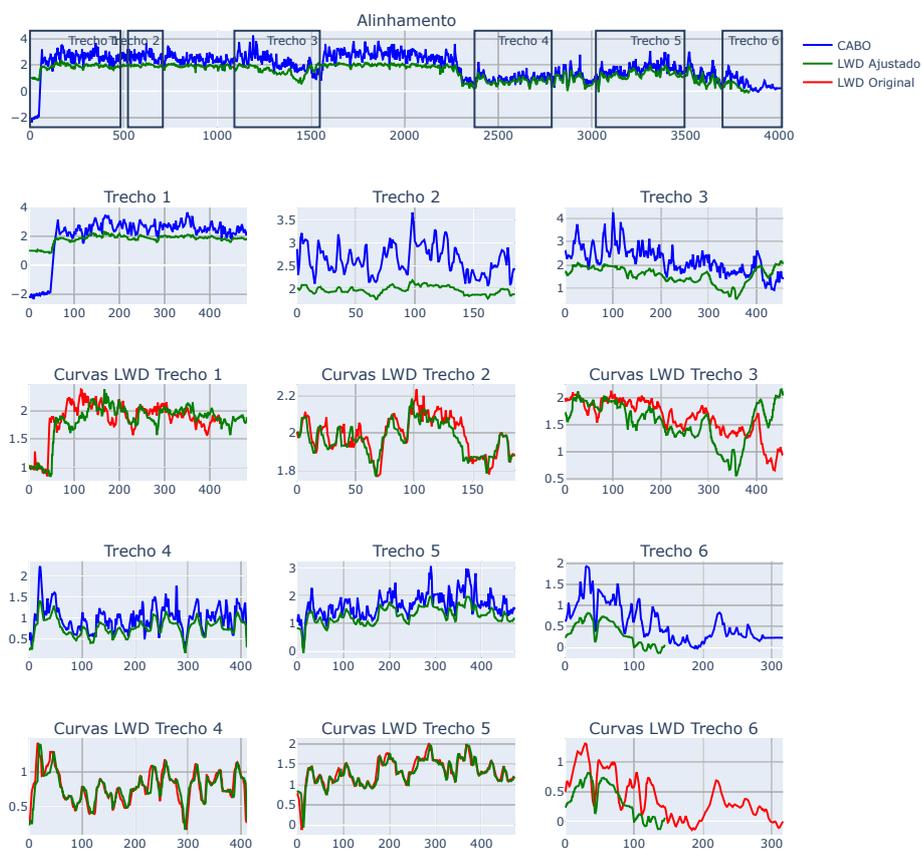


Figura 52 – Alinhamento perfil 6- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 2 - RES - Segmentado INDTEL Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.67 Fidelidade B - 0.71

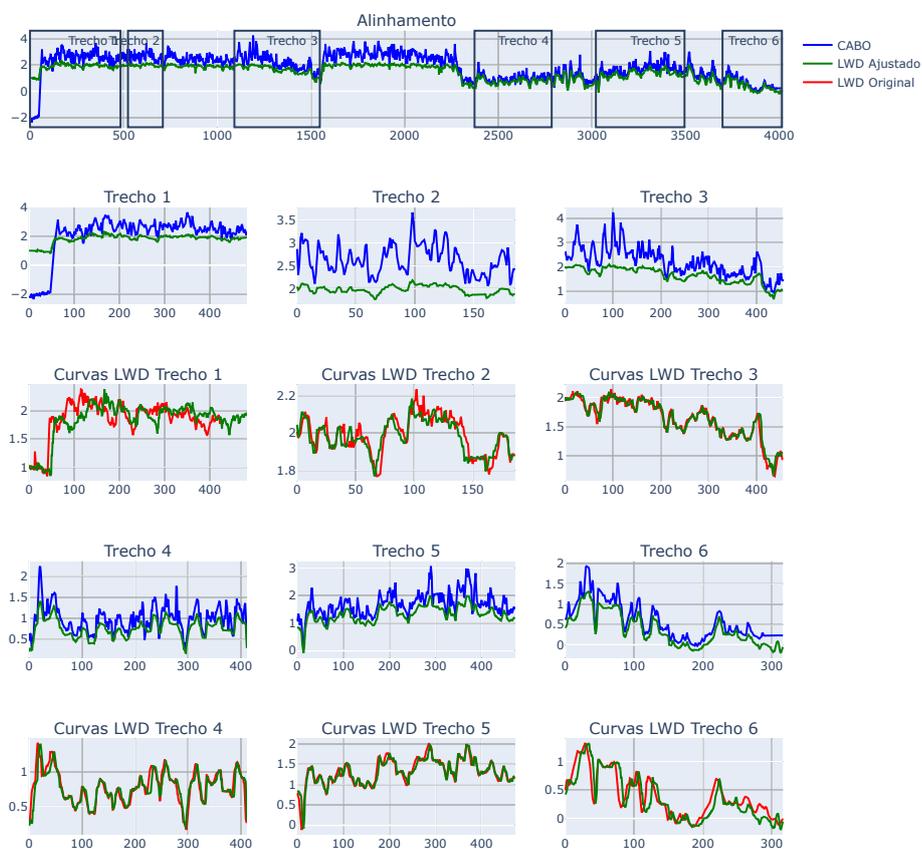


Figura 53 – Alinhamento perfil 6- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 2 - RES - Segmentado INPEFA Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.69 Fidelidade B - 0.7

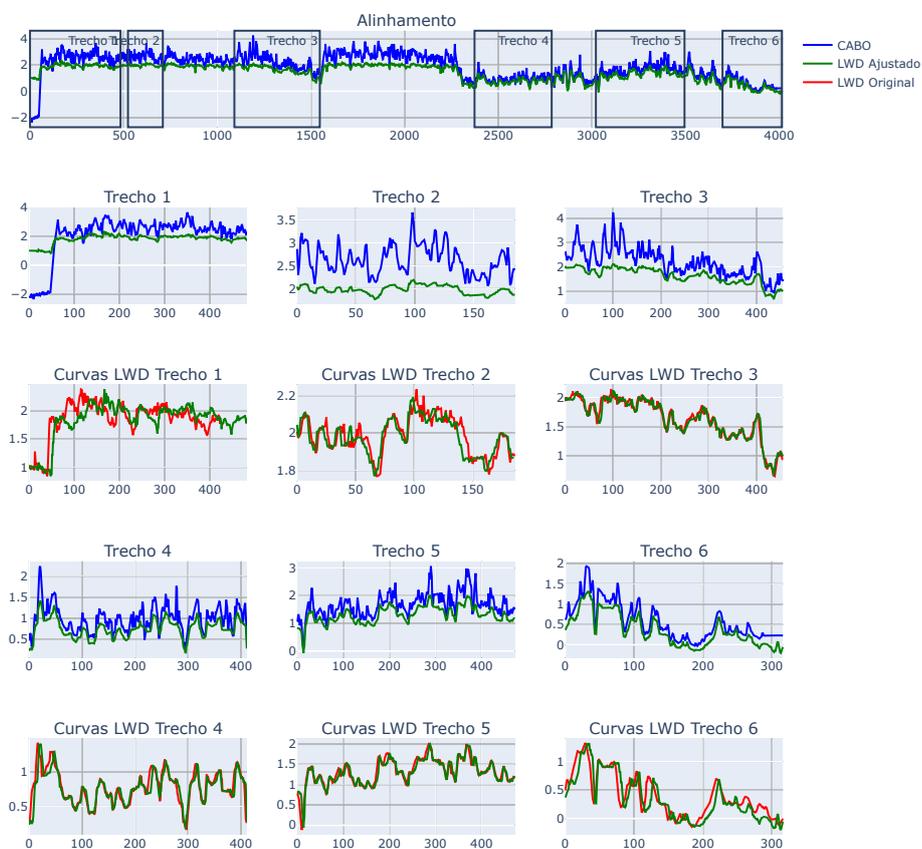


Figura 54 – Alinhamento perfil 6- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 3 - GR - Padrão Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.67 Fidelidade B - 0.87



Figura 55 – Alinhamento perfil 7- Padrão

Alinhamento Poço 3 - GR - Step Pattern typeIIa Corr - 0.64 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72



Figura 56 – Alinhamento perfil 7- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 3 - GR - Segmentado Pelt Corr - 0.68 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.74

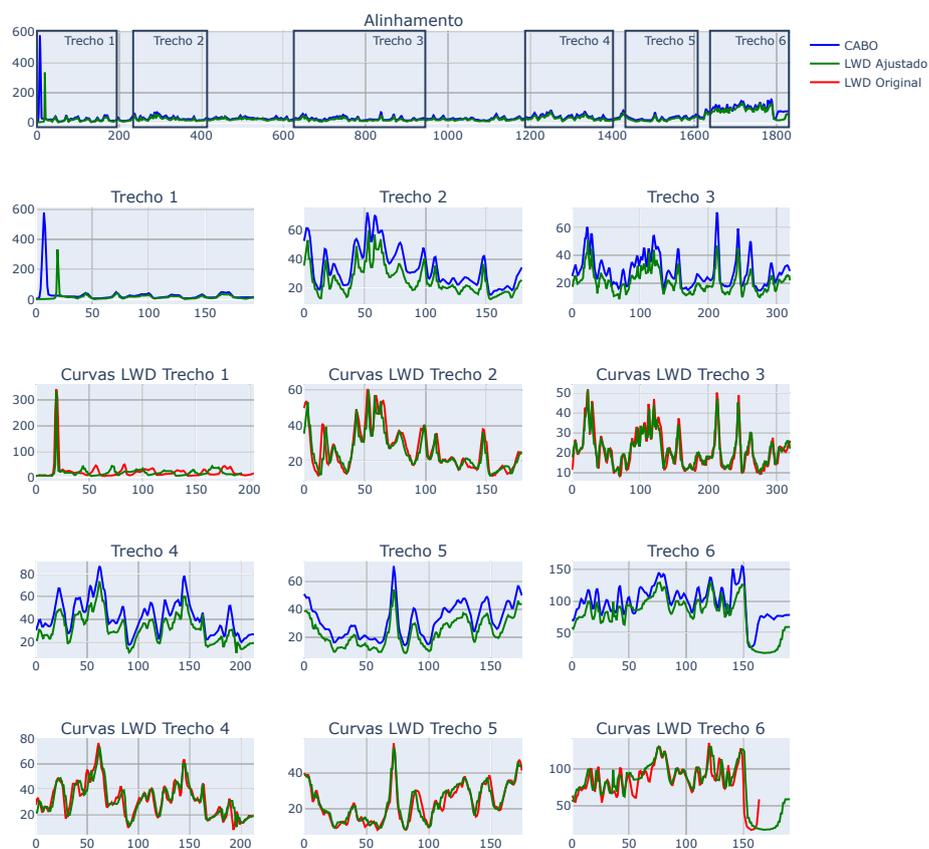


Figura 57 – Alinhamento perfil 7- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 3 - GR - Segmentado INDTEL Corr - 0.67 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.72



Figura 58 – Alinhamento perfil 7- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 3 - GR - Segmentado INPEFA Corr - 0.67 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.73



Figura 59 – Alinhamento perfil 7- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 3 - DEN - Padrão Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.59 Fidelidade B - 0.85

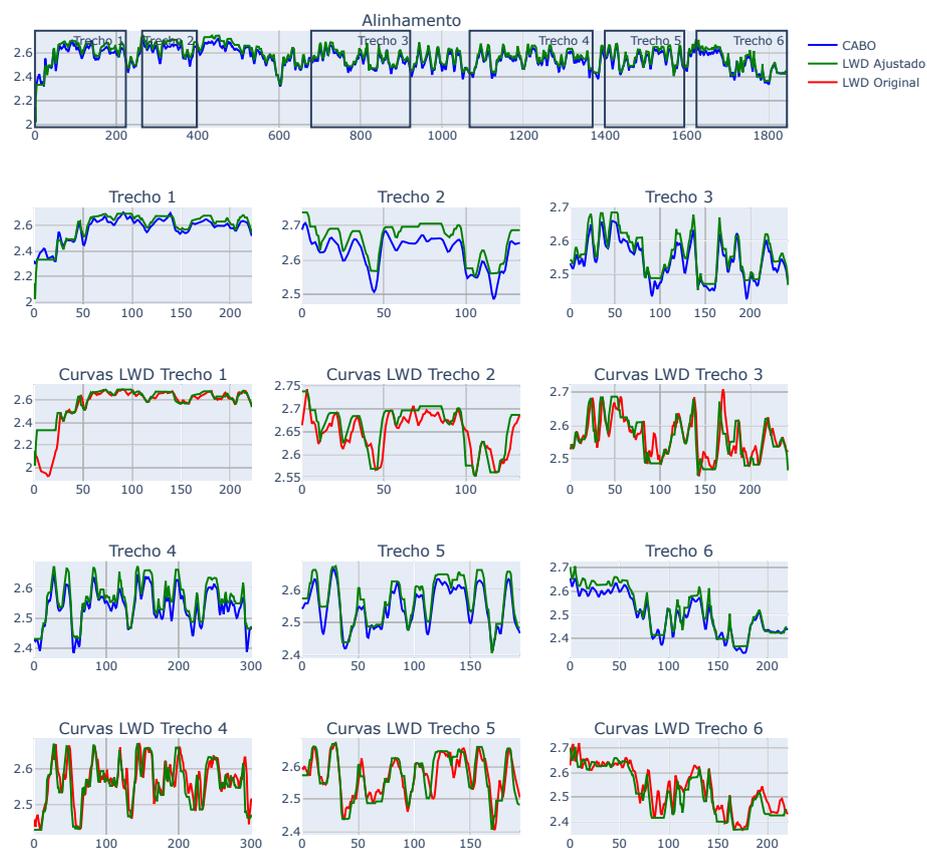


Figura 60 – Alinhamento perfil 8- Padrão

Alinhamento Poço 3 - DEN - Step Pattern typeIa Corr - 0.92 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.7



Figura 61 – Alinhamento perfil 8- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 3 - DEN - Segmentado Pelt Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.64 Fidelidade B - 0.75



Figura 62 – Alinhamento perfil 8- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 3 - DEN - Segmentado INDTEL Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

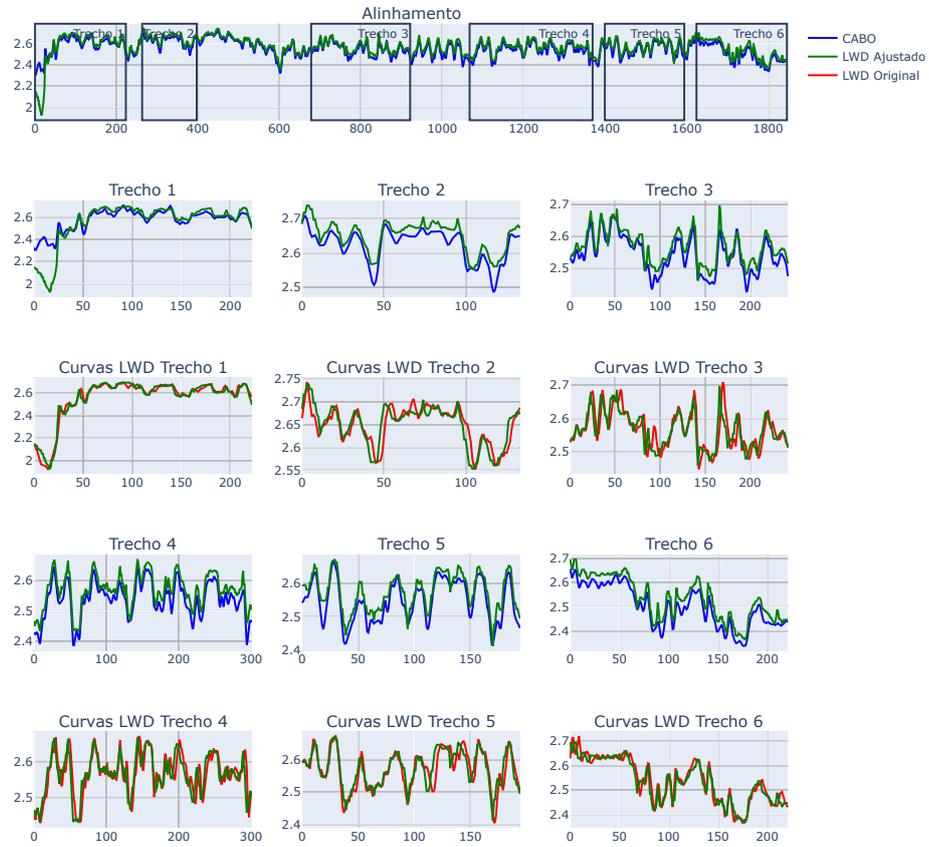


Figura 63 – Alinhamento perfil 8- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 3 - DEN - Segmentado INPEFA Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.72

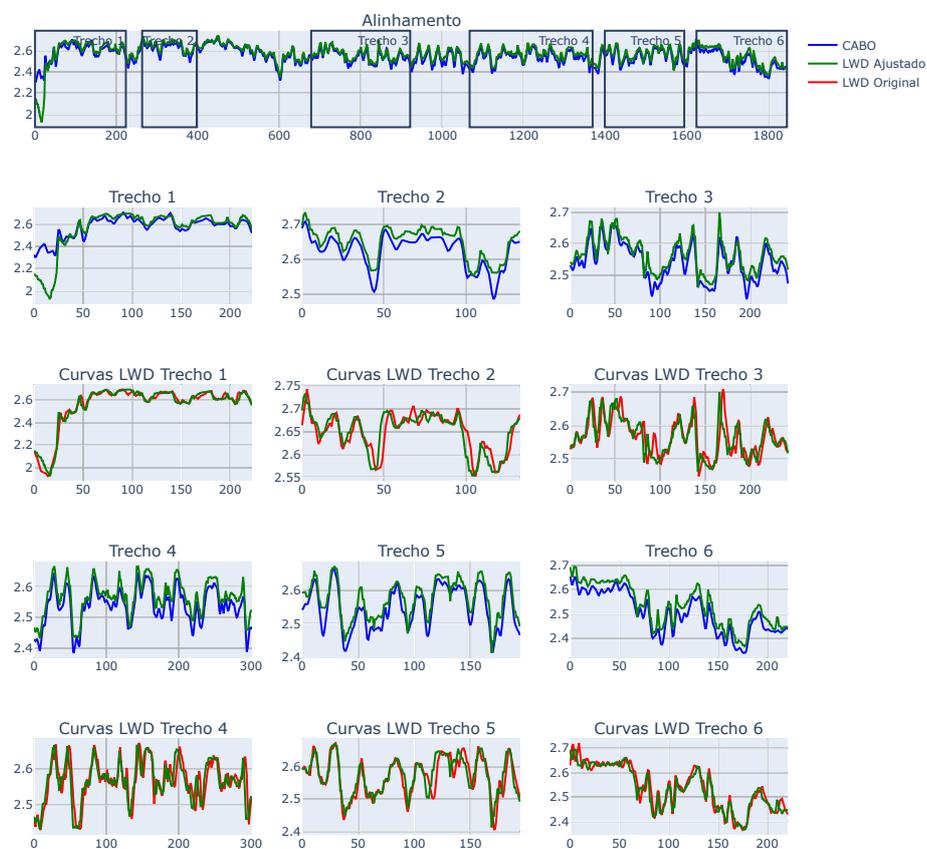


Figura 64 – Alinhamento perfil 8- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 3 - DTC - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.62 Fidelidade B - 0.87

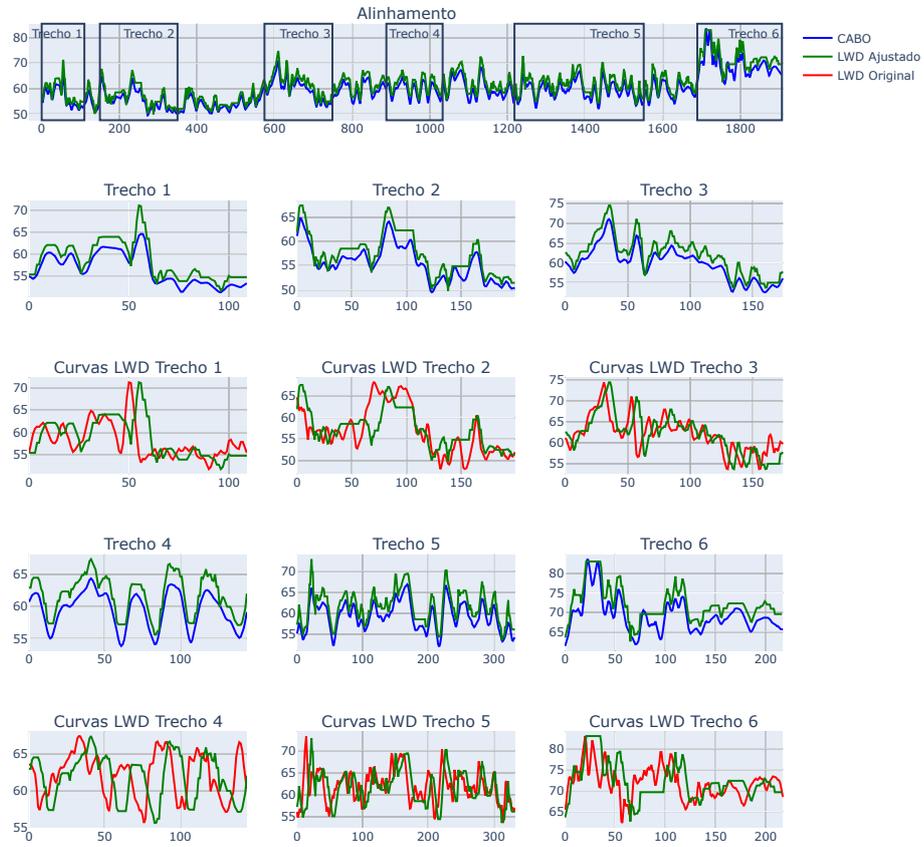


Figura 65 – Alinhamento perfil 9- Padrão

Alinhamento Poço 3 - DTC - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

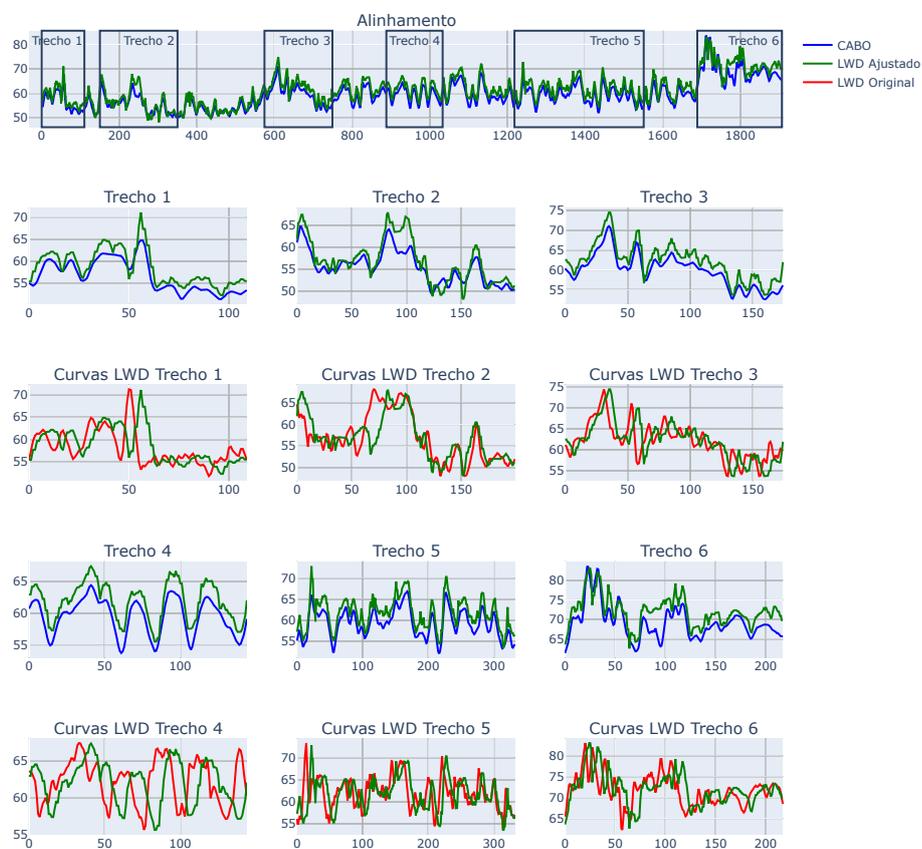


Figura 66 – Alinhamento perfil 9- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 3 - DTC - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

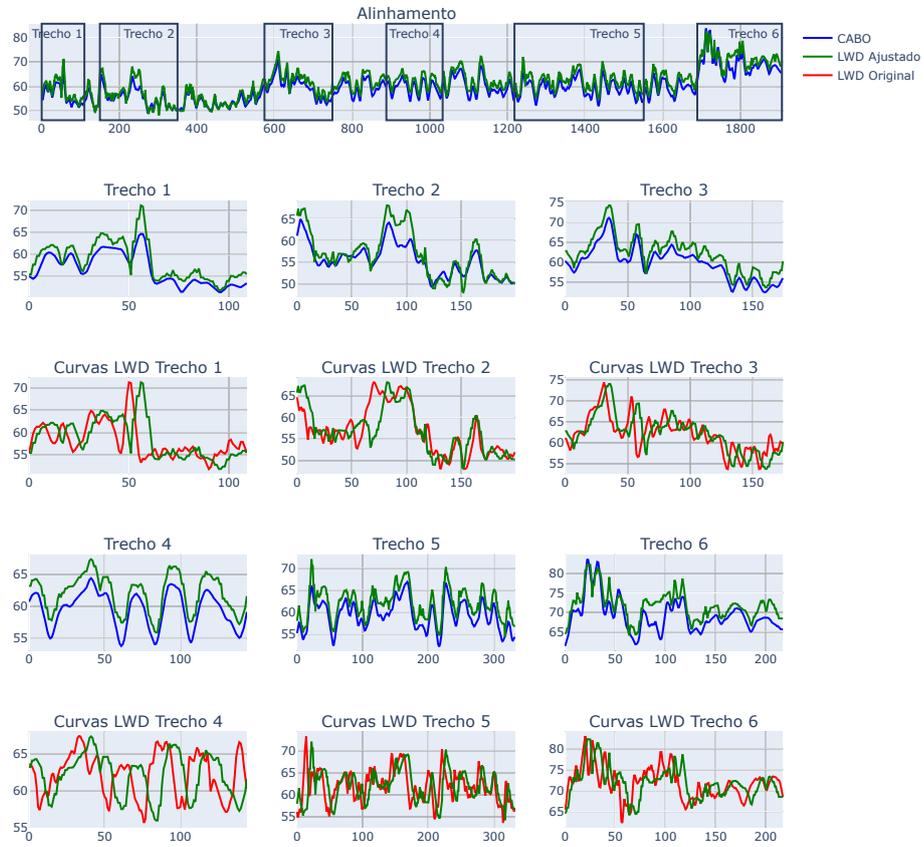


Figura 67 – Alinhamento perfil 9- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 3 - DTC - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

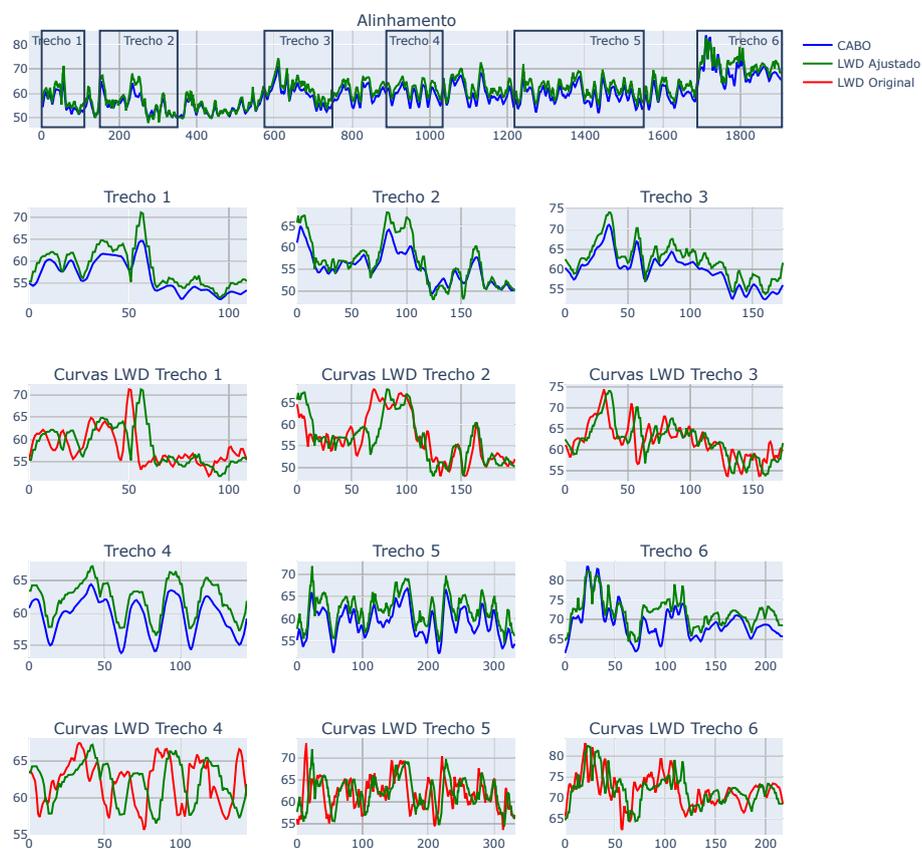


Figura 68 – Alinhamento perfil 9- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 3 - DTC - Segmentado INPEFA Corr - 0.97 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.72

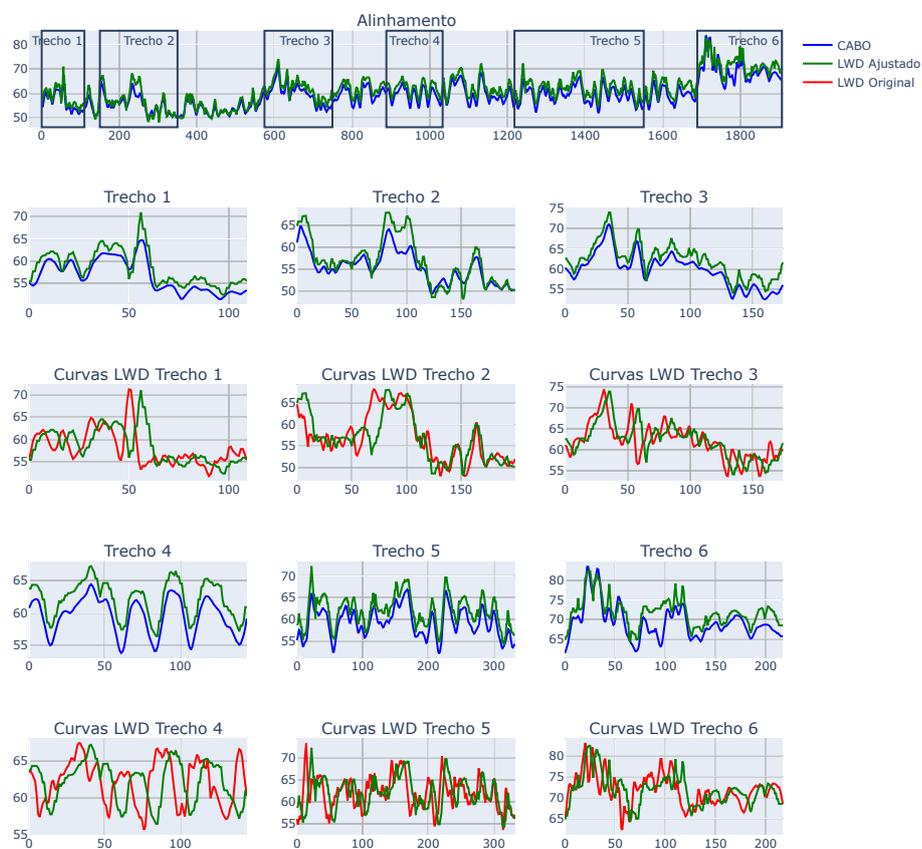


Figura 69 – Alinhamento perfil 9- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 3 - RES - Padrão Corr - 0.97 Fidelidade A - 0.5 Fidelidade B - 0.86

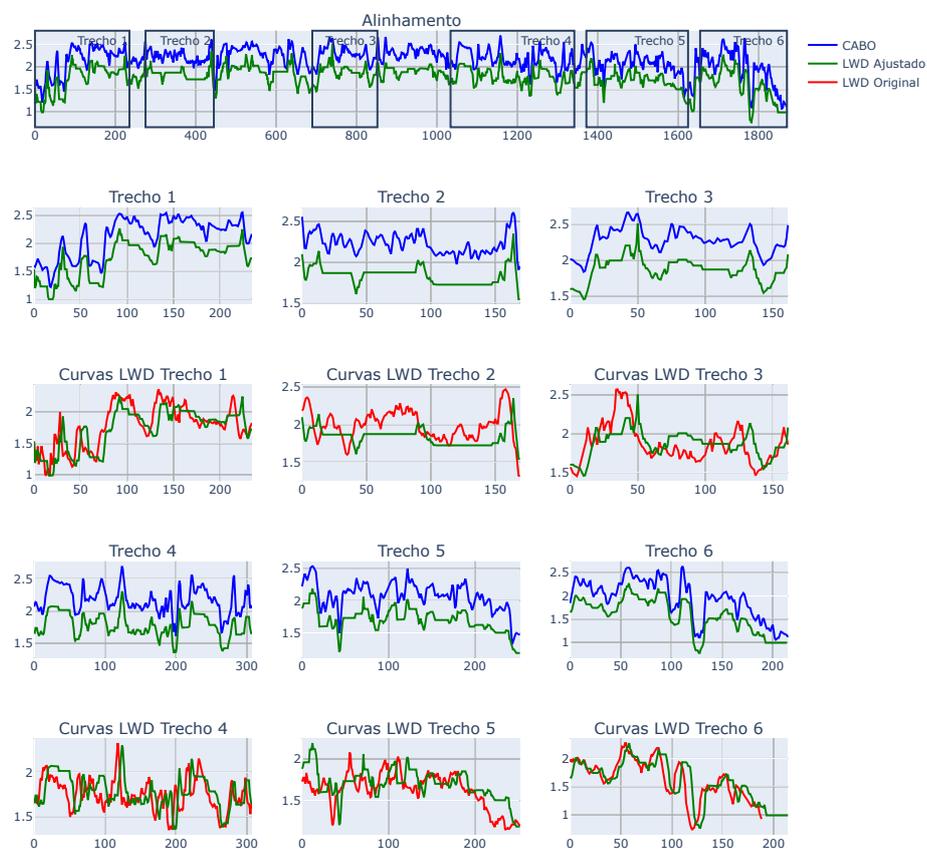


Figura 70 – Alinhamento perfil 10- Padrão

Alinhamento Poço 3 - RES - Step Pattern typeIIa Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.69 Fidelidade B - 0.69

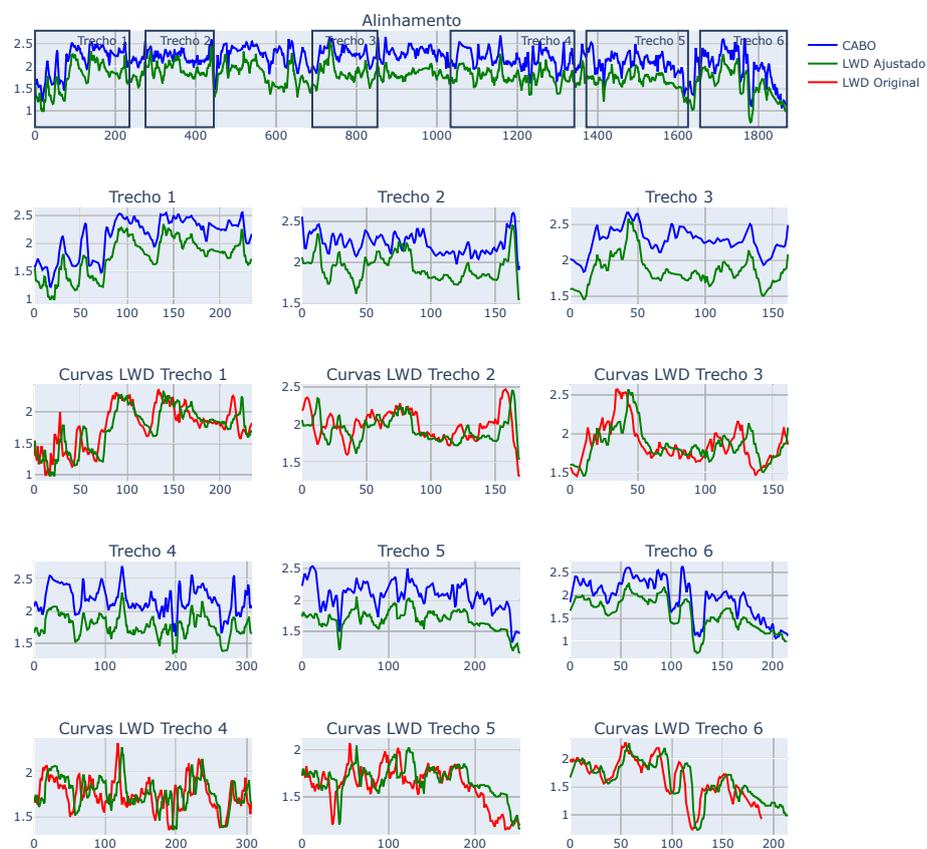


Figura 71 – Alinhamento perfil 10- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 3 - RES - Segmentado Pelt Corr - 0.87 Fidelidade A - 0.65 Fidelidade B - 0.71

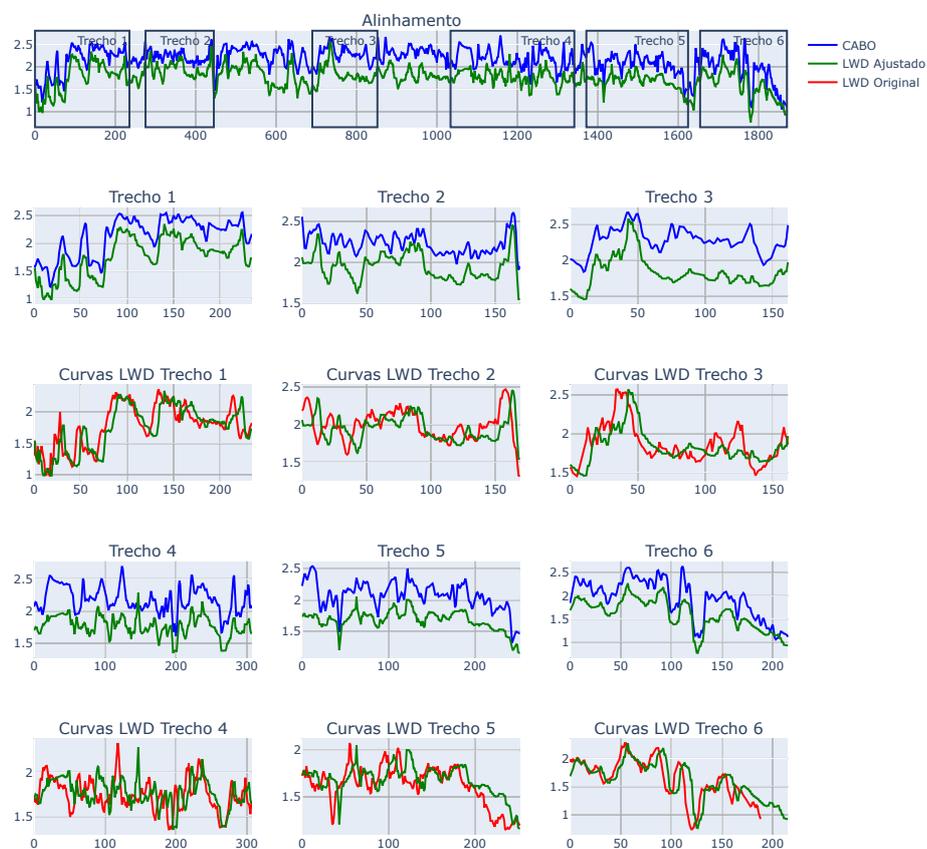


Figura 72 – Alinhamento perfil 10- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 3 - RES - Segmentado INDTEL Corr - 0.88 Fidelidade A - 0.69 Fidelidade B - 0.69

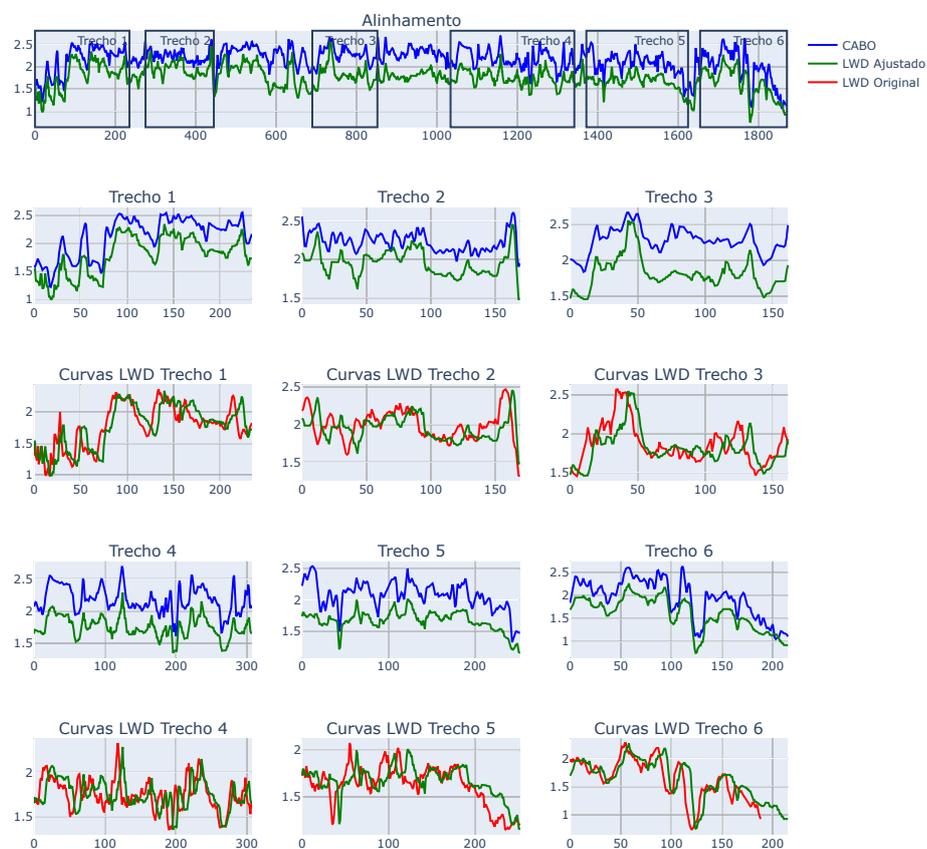


Figura 73 – Alinhamento perfil 10- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 3 - RES - Segmentado INPEFA Corr - 0.88 Fidelidade A - 0.68 Fidelidade B - 0.7

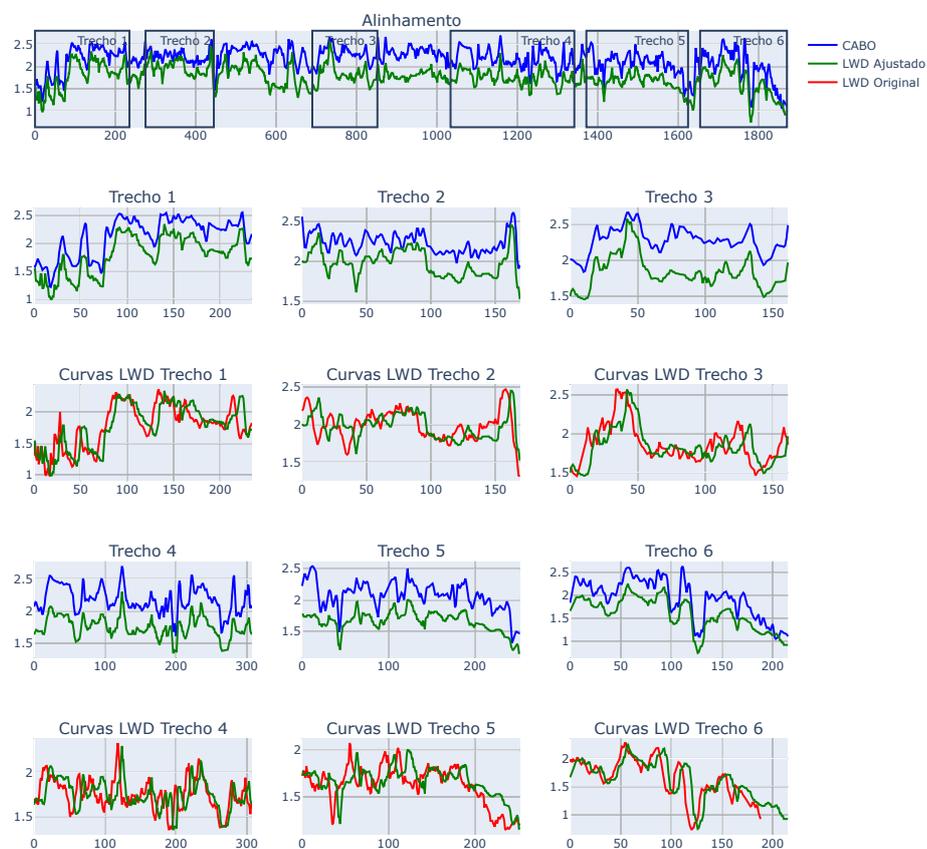


Figura 74 – Alinhamento perfil 10- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 4 - GR - Padrão Corr - 0.89 Fidelidade A - 0.49 Fidelidade B - 0.87

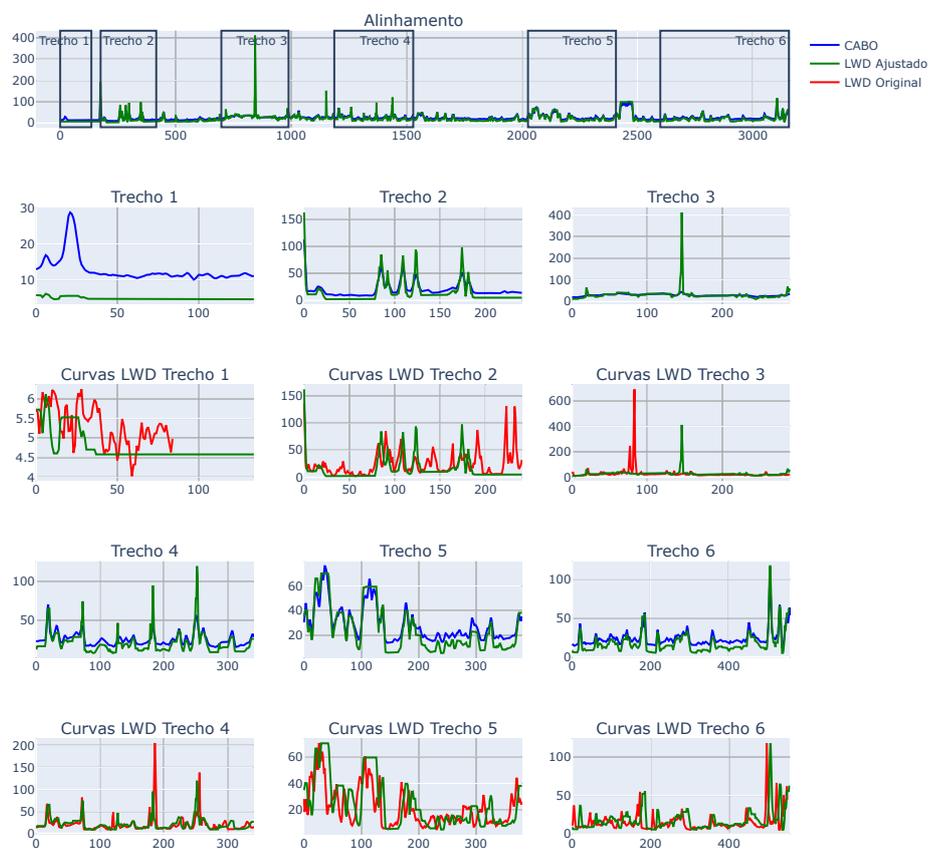


Figura 75 – Alinhamento perfil 11- Padrão

Alinhamento Poço 4 - GR - Step Pattern typeIIa Corr - 0.8 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.7

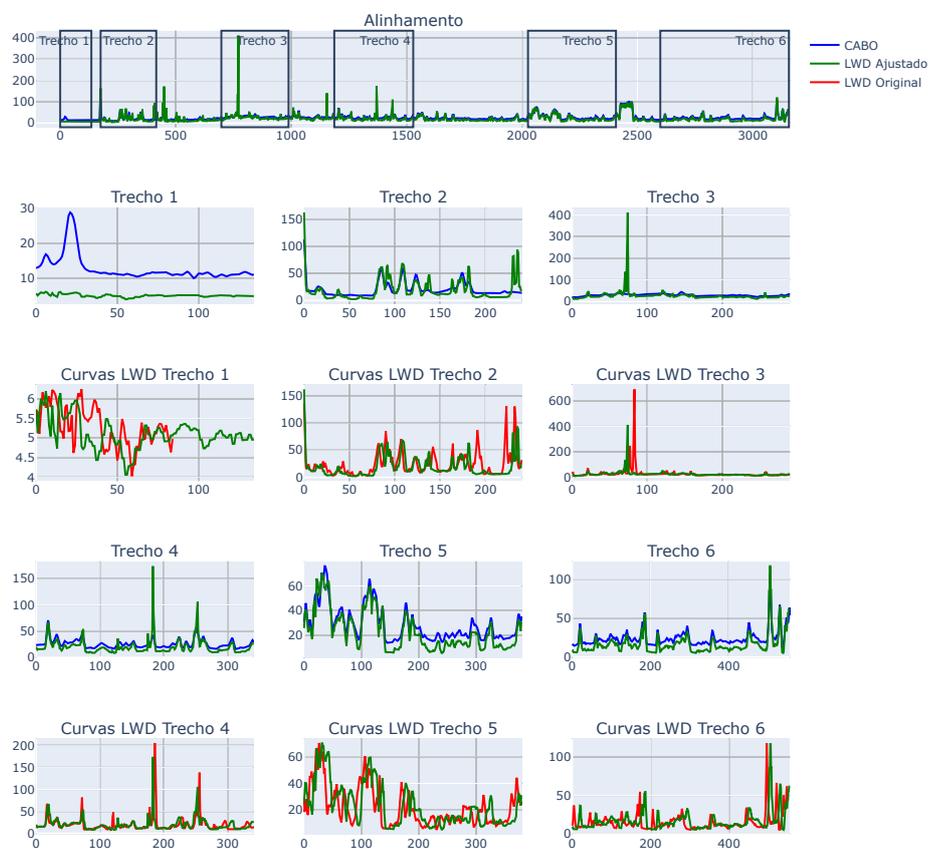


Figura 76 – Alinhamento perfil 11- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 4 - GR - Segmentado Pelt Corr - 0.63 Fidelidade A - 0.66 Fidelidade B - 0.69

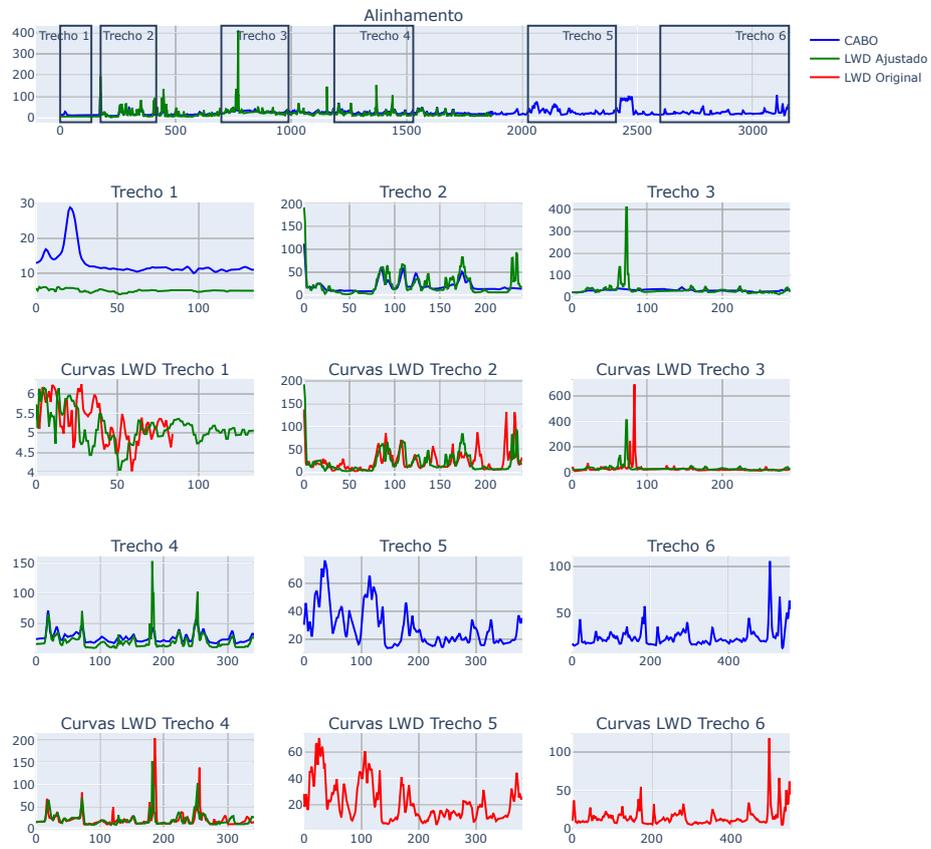


Figura 77 – Alinhamento perfil 11- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 4 - GR - Segmentado INDTEL Corr - 0.71 Fidelidade A - 0.68 Fidelidade B - 0.73

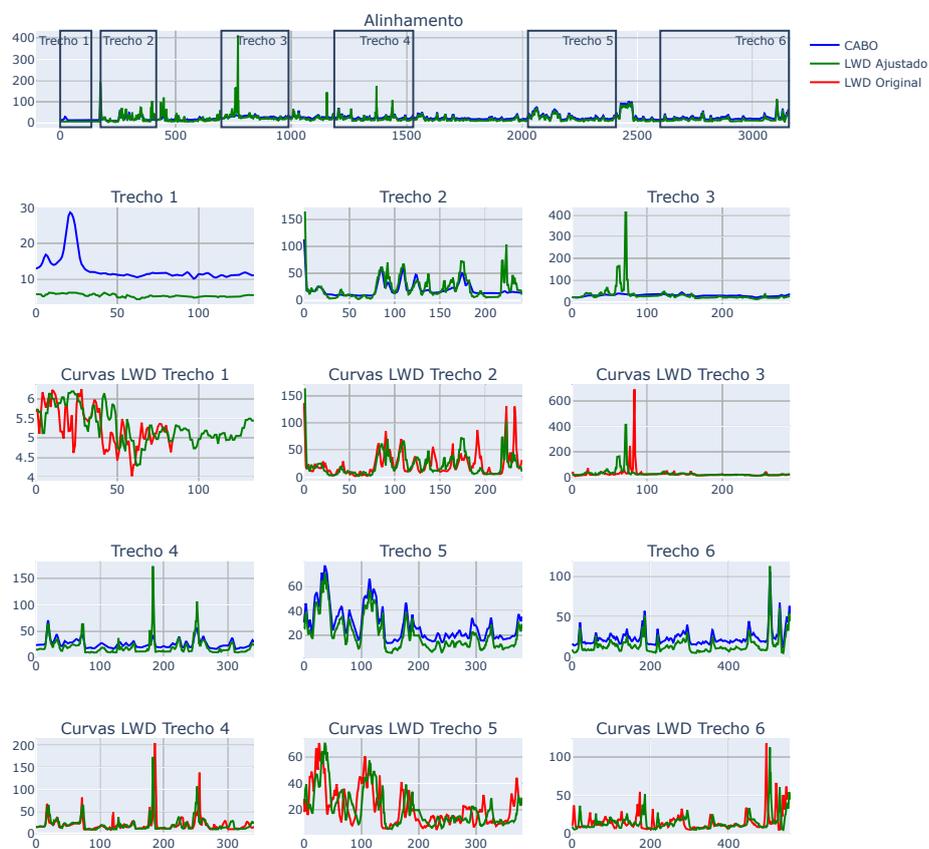


Figura 78 – Alinhamento perfil 11- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 4 - GR - Segmentado INPEFA Corr - 0.73 Fidelidade A - 0.69 Fidelidade B - 0.72

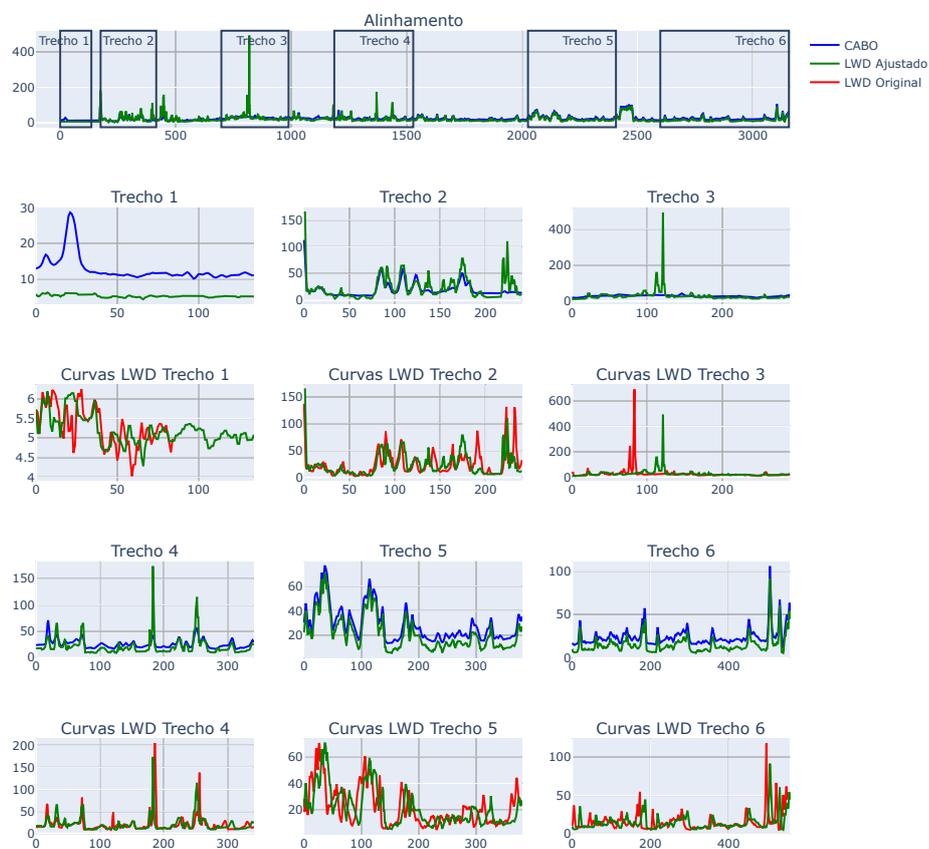


Figura 79 – Alinhamento perfil 11- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 4 - DTC - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.66 Fidelidade B - 0.86

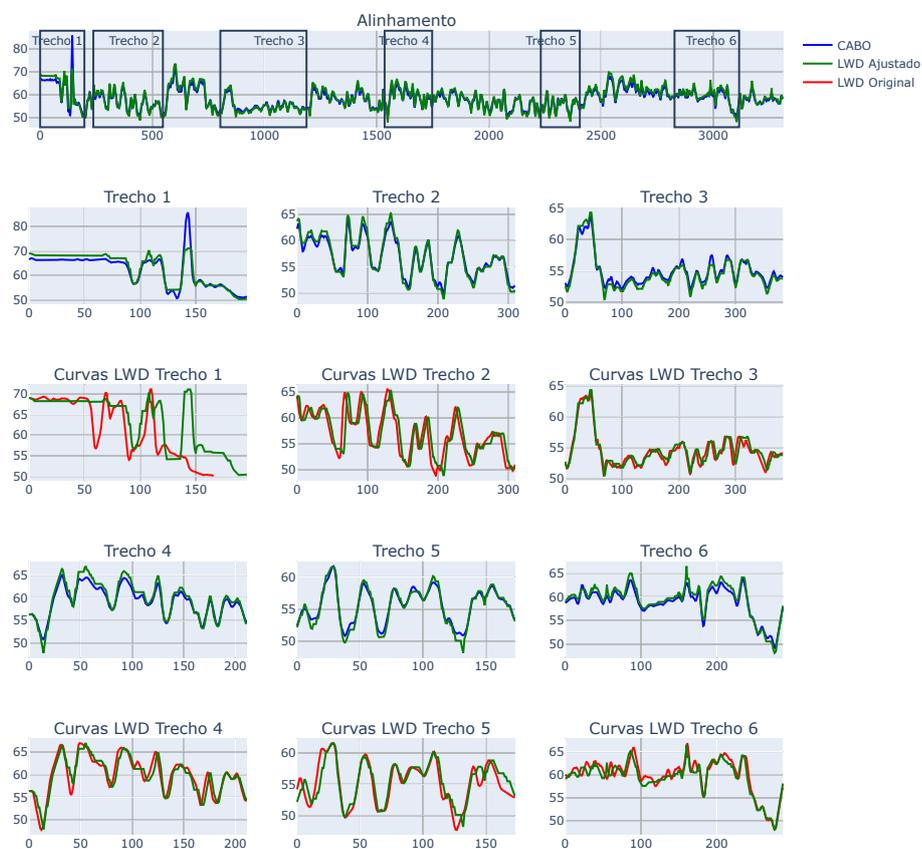


Figura 80 – Alinhamento perfil 12- Padrão

Alinhamento Poço 4 - DTC - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.73

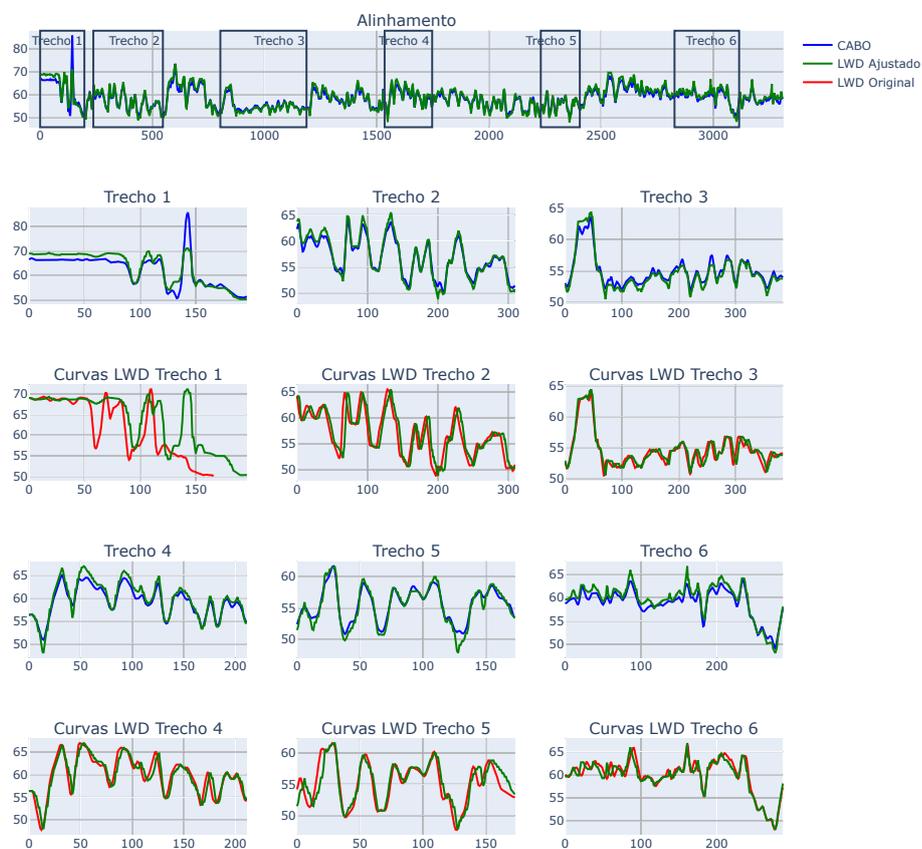


Figura 81 – Alinhamento perfil 12- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 4 - DTC - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.68 Fidelidade B - 0.75

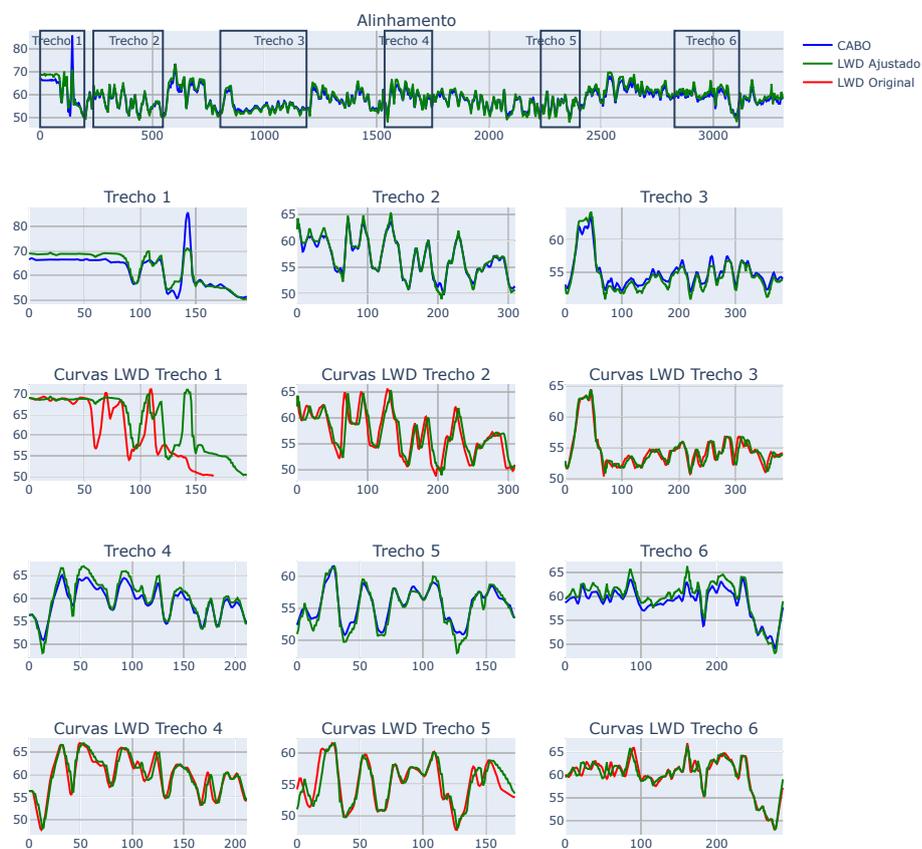


Figura 82 – Alinhamento perfil 12- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 4 - DTC - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.74

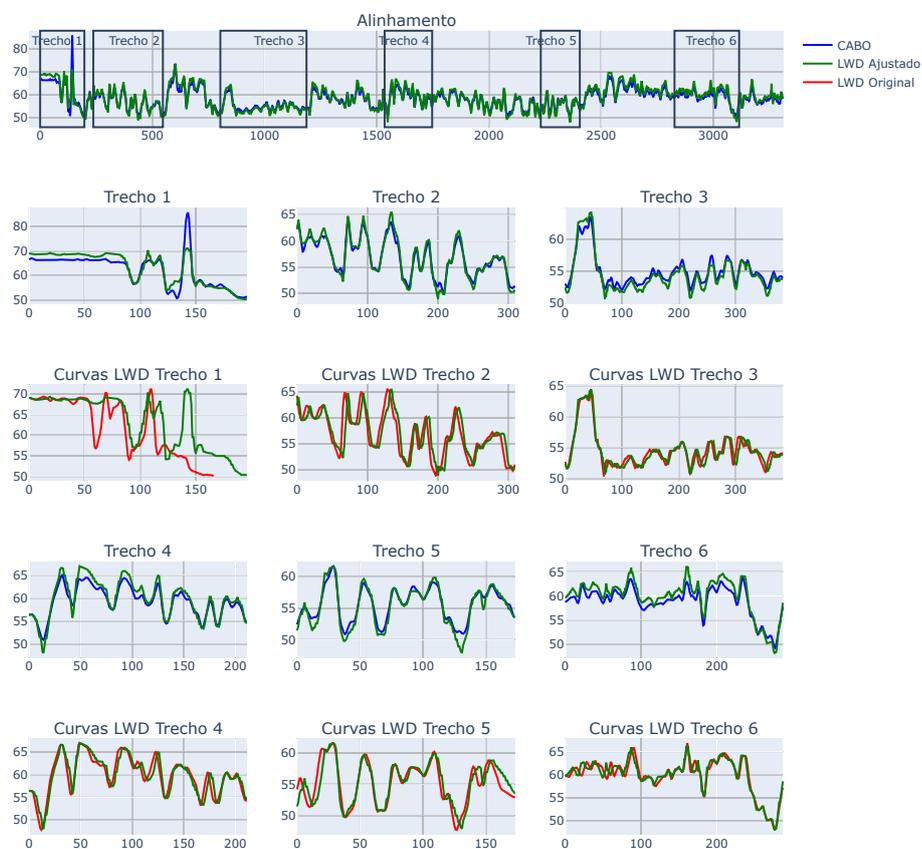


Figura 83 – Alinhamento perfil 12- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 4 - DTC - Segmentado INPEFA Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.74

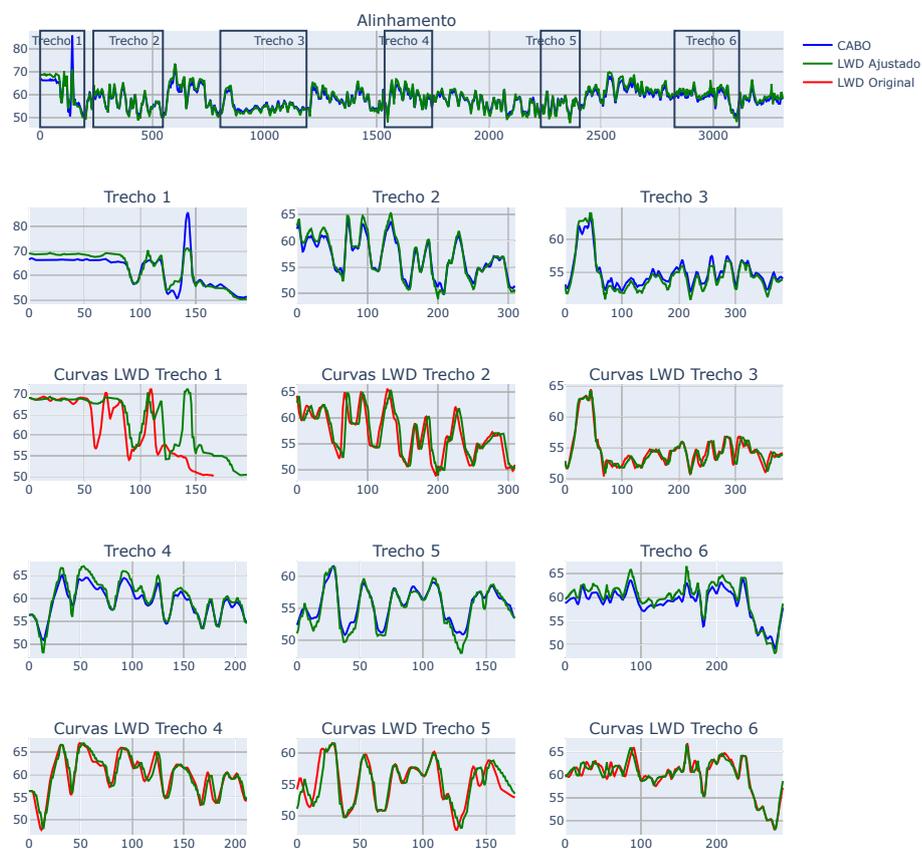


Figura 84 – Alinhamento perfil 12- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 5 - GR - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.64 Fidelidade B - 0.85

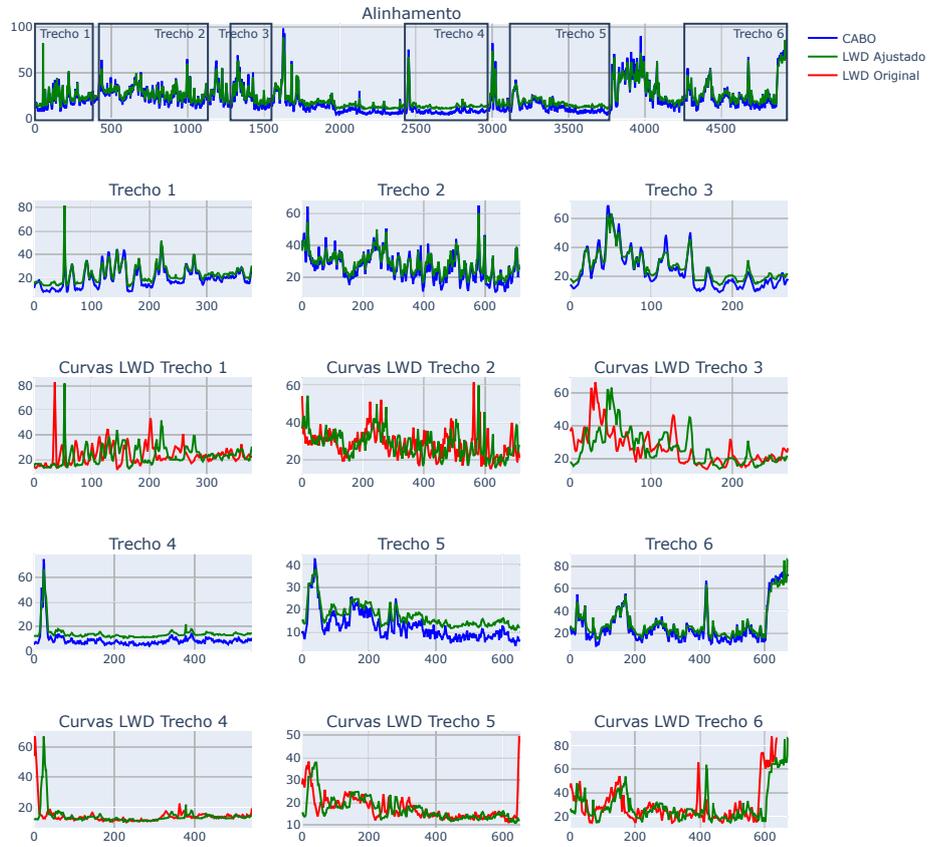


Figura 85 – Alinhamento perfil 13- Padrão

Alinhamento Poço 5 - GR - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.71

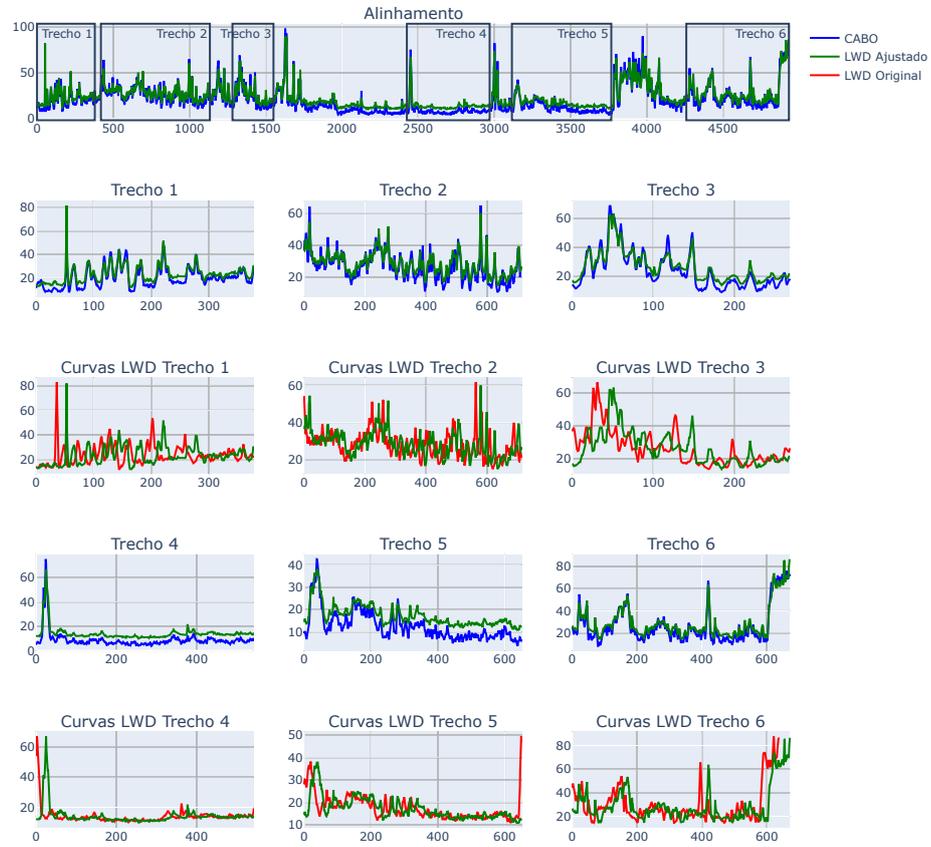


Figura 86 – Alinhamento perfil 13- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 5 - GR - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.72

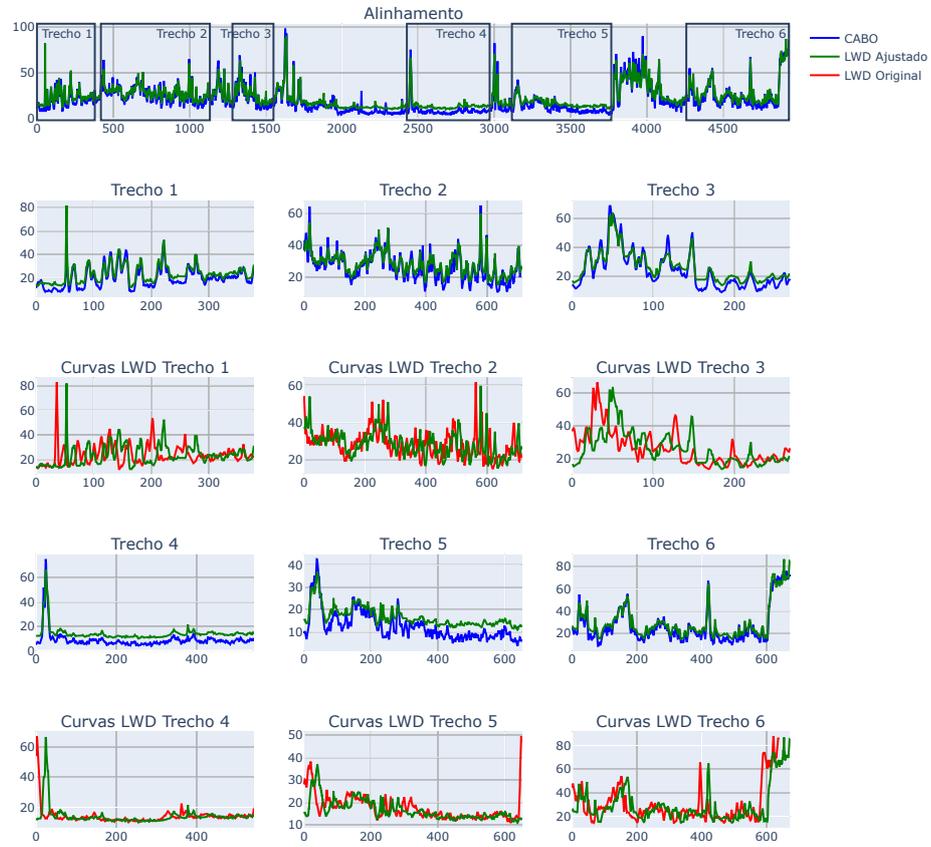


Figura 87 – Alinhamento perfil 13- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 5 - GR - Segmentado INDTEL Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.72

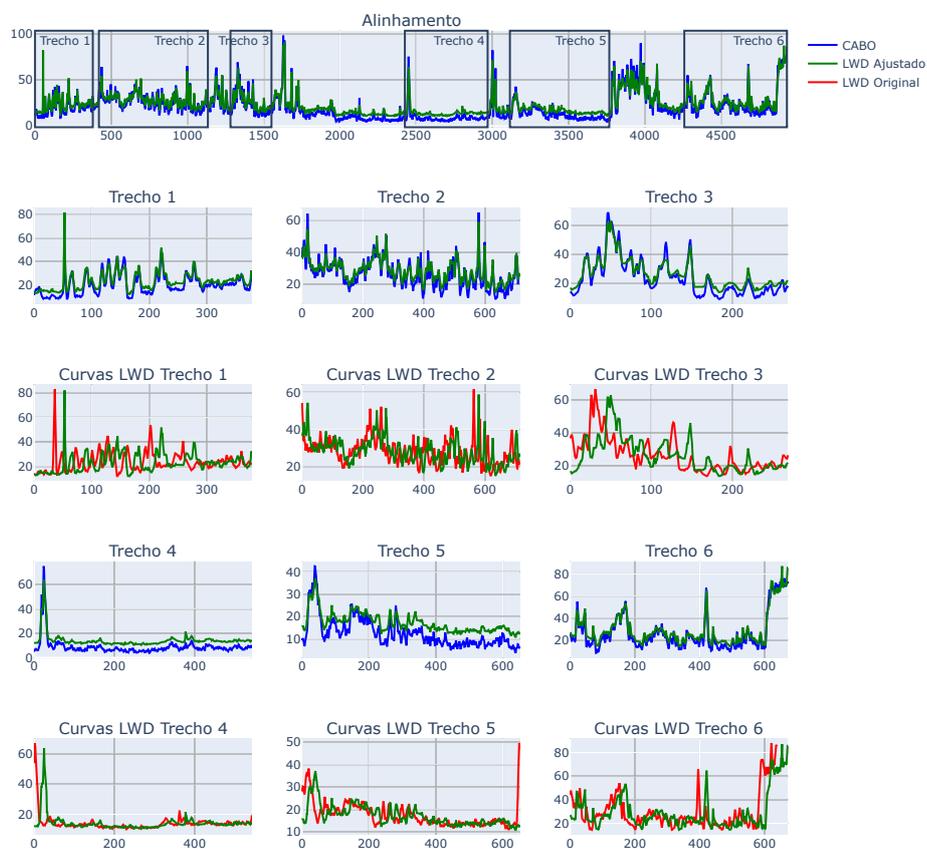


Figura 88 – Alinhamento perfil 13- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 5 - GR - Segmentado INPEFA Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.72

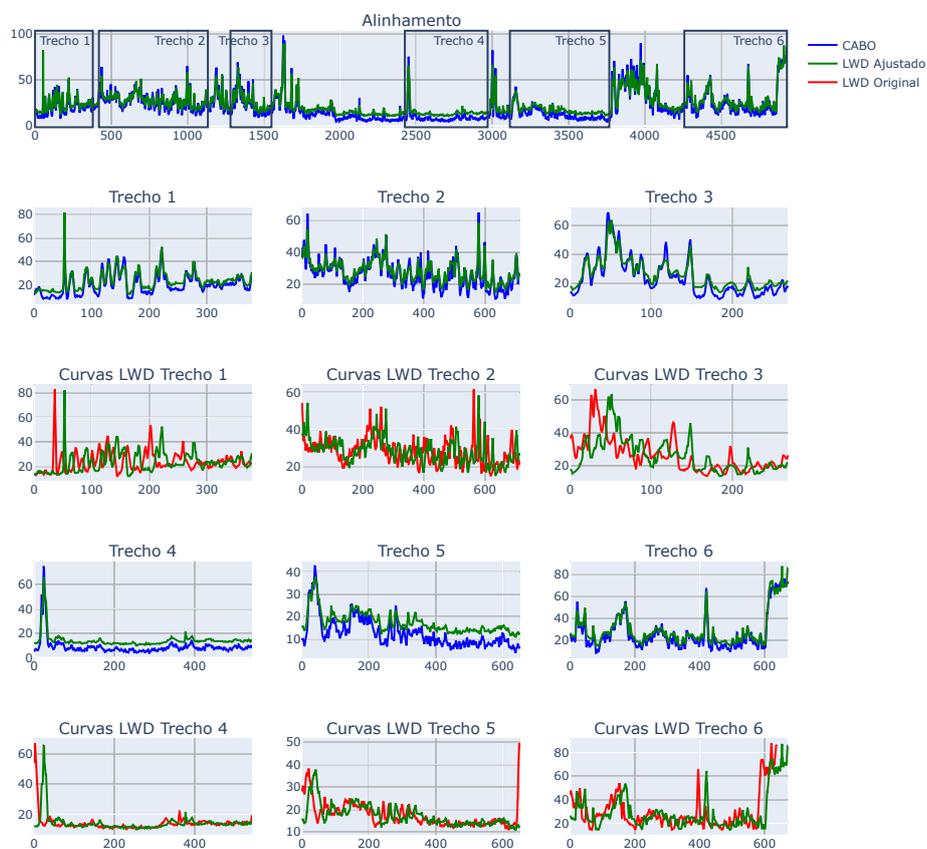


Figura 89 – Alinhamento perfil 13- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 5 - DEN - Padrão Corr - 0.97 Fidelidade A - 0.63 Fidelidade B - 0.86

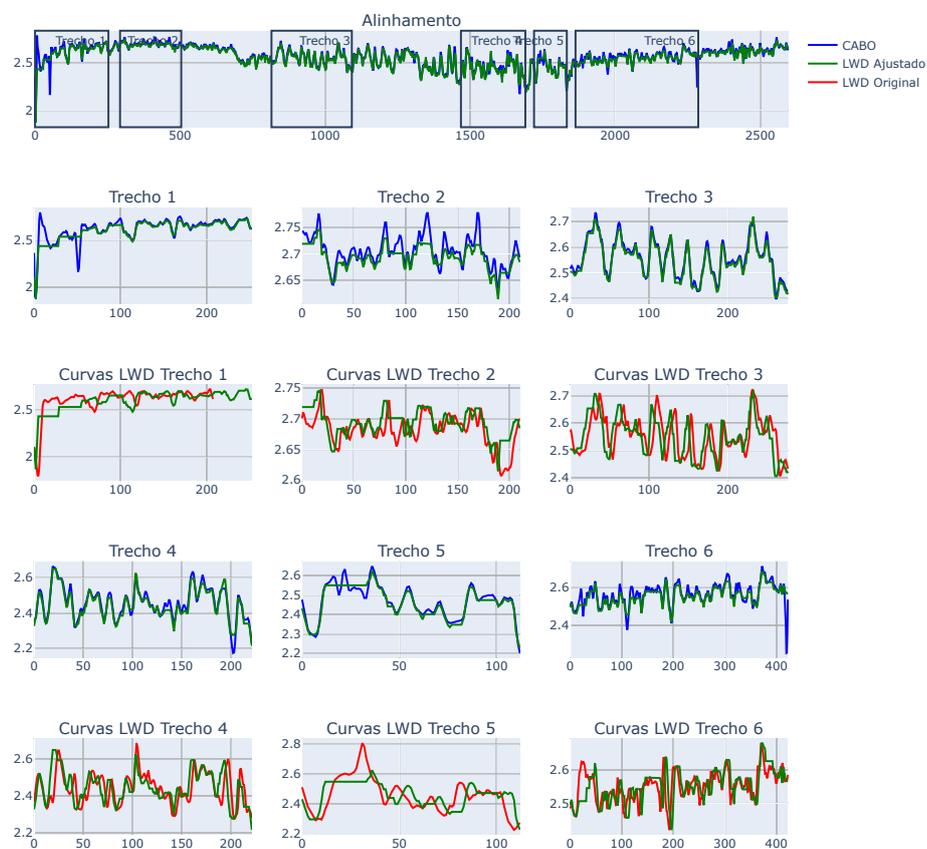


Figura 90 – Alinhamento perfil 14- Padrão

Alinhamento Poço 5 - DEN - Step Pattern typeIIa Corr - 0.96 Fidelidade A - 0.72 Fidelidade B - 0.72

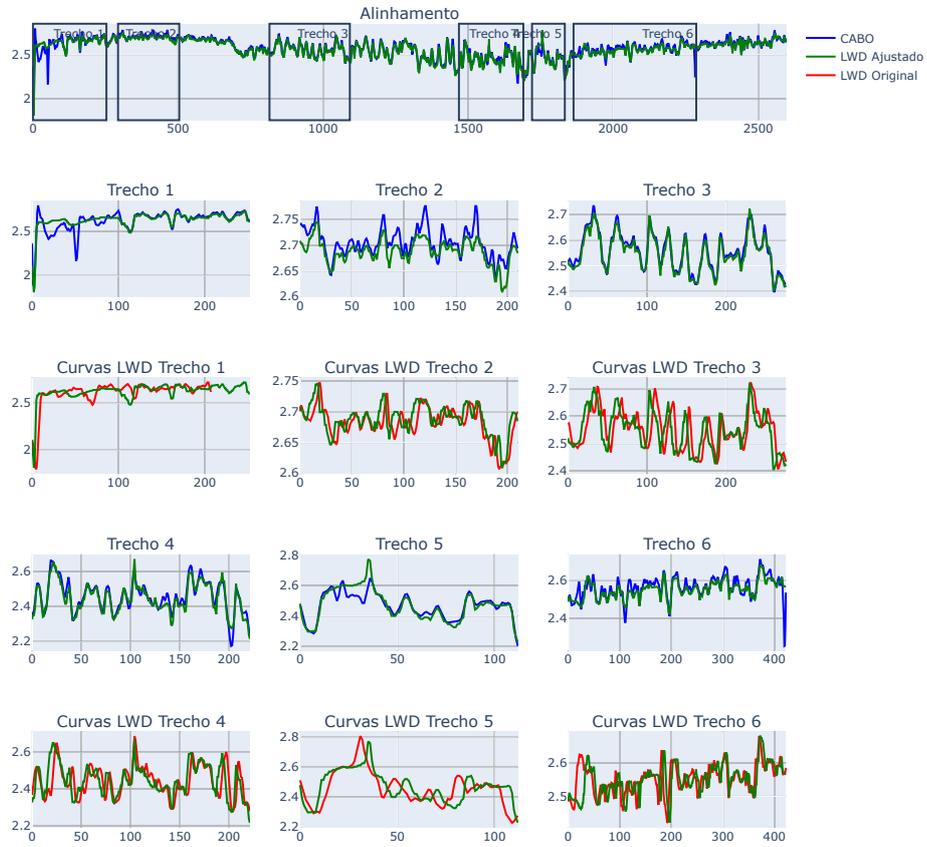


Figura 91 – Alinhamento perfil 14- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 5 - DEN - Segmentado Pelt Corr - 0.96 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.72

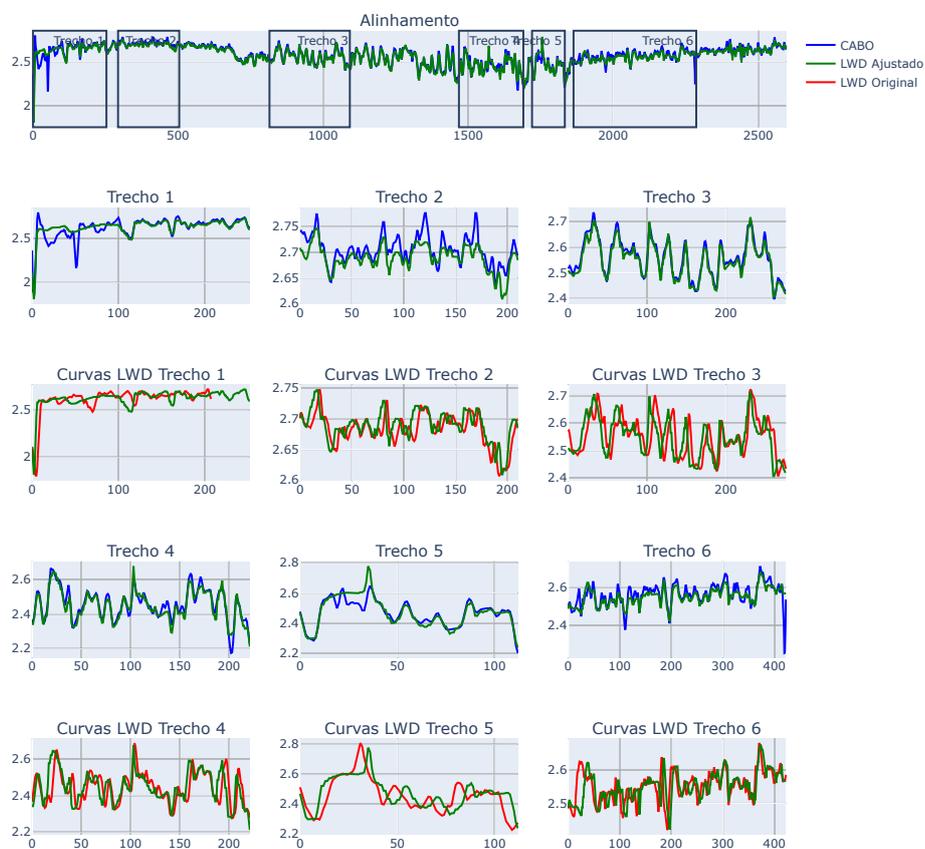


Figura 92 – Alinhamento perfil 14- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 5 - DEN - Segmentado INDTEL Corr - 0.96 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.72

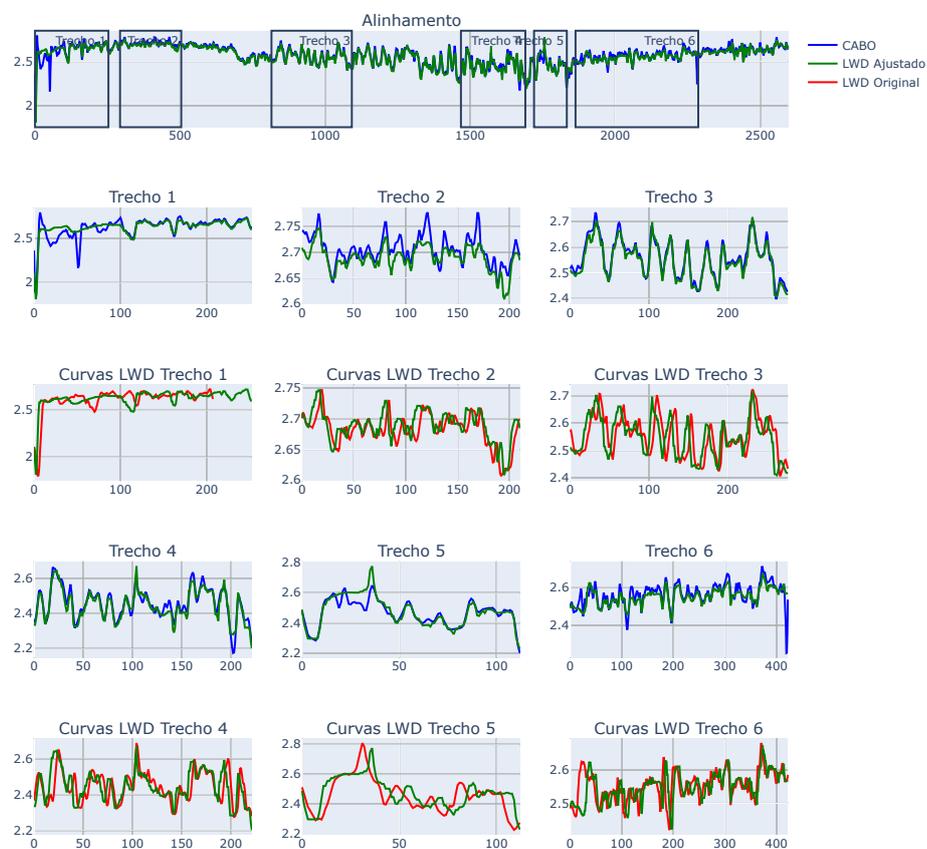


Figura 93 – Alinhamento perfil 14- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 5 - DEN - Segmentado INPEFA Corr - 0.95 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.72

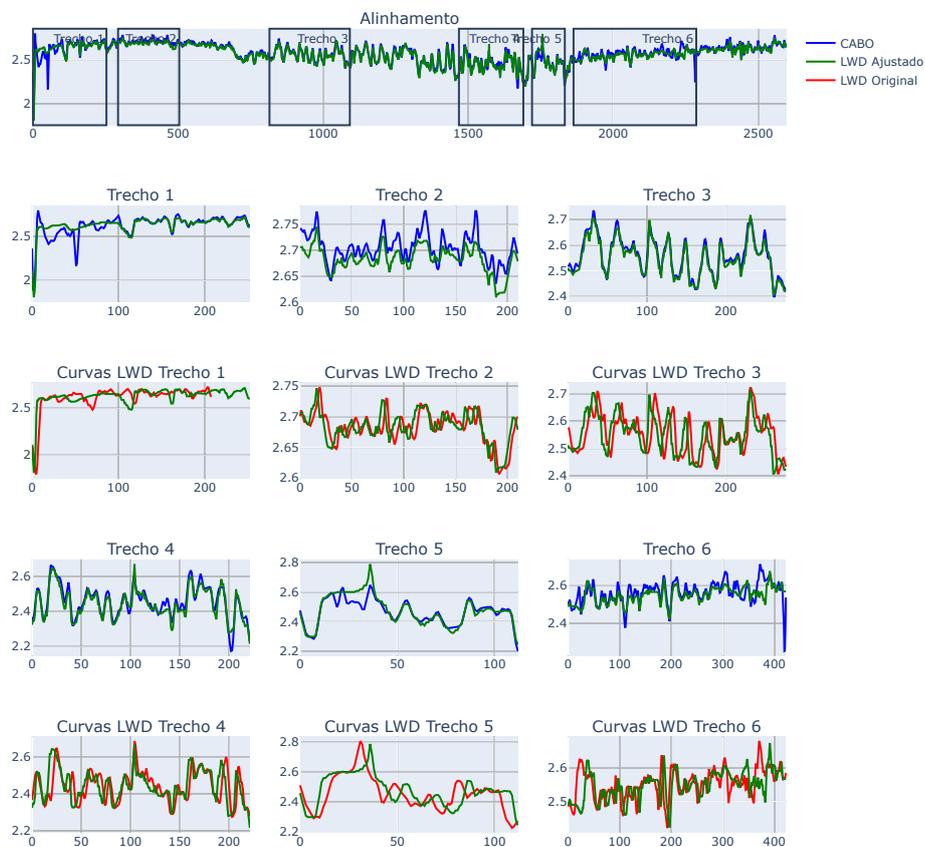


Figura 94 – Alinhamento perfil 14- Segmentado com INPEFA

Alinhamento Poço 5 - DTC - Padrão Corr - 0.99 Fidelidade A - 0.58 Fidelidade B - 0.85

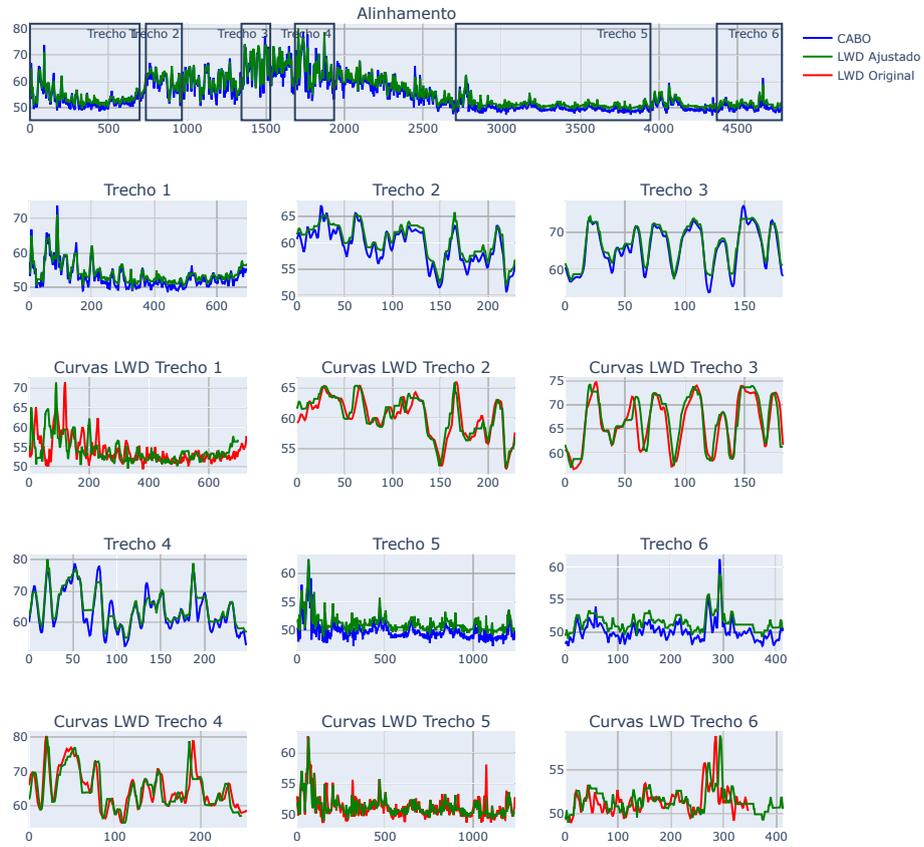


Figura 95 – Alinhamento perfil 15- Padrão

Alinhamento Poço 5 - DTC - Step Pattern typeIIa Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.7 Fidelidade B - 0.7

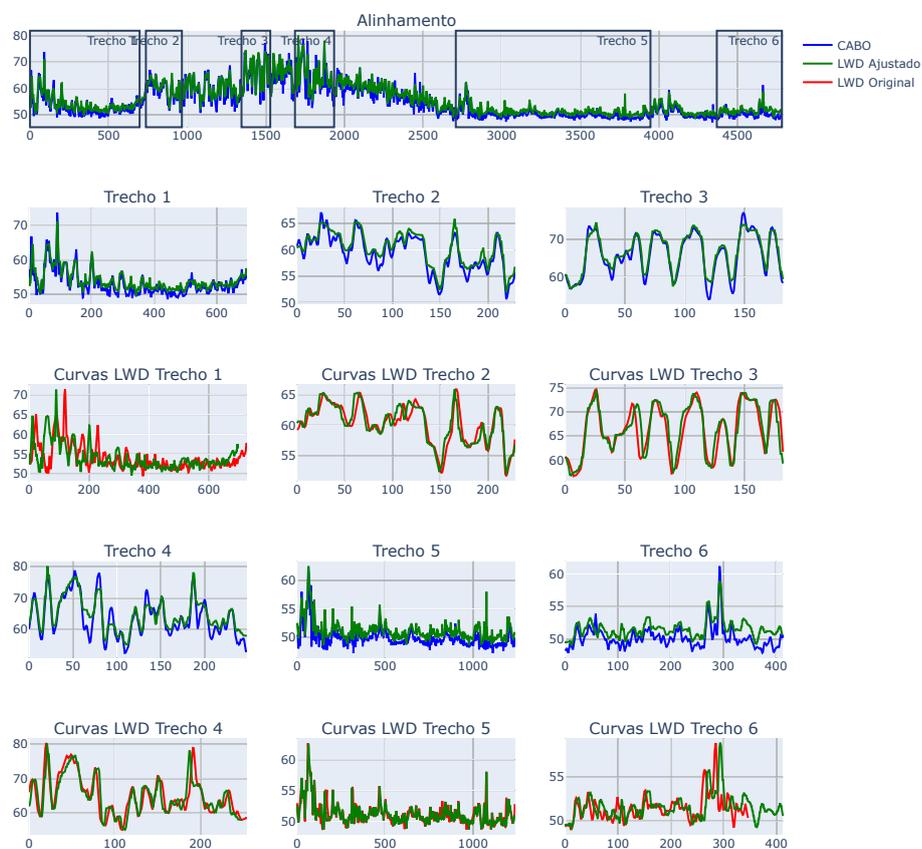


Figura 96 – Alinhamento perfil 15- Com Step Pattern

Alinhamento Poço 5 - DTC - Segmentado Pelt Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.73 Fidelidade B - 0.7

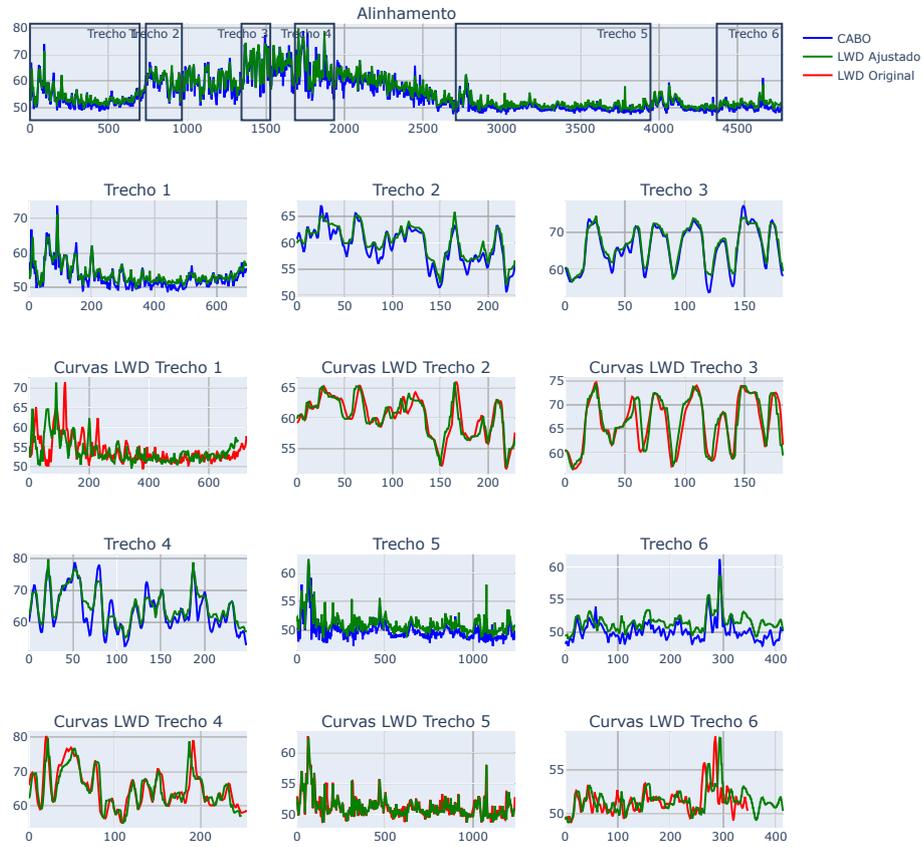


Figura 97 – Alinhamento perfil 15- Segmentado com PELT

Alinhamento Poço 5 - DTC - Segmentado INDTEL Corr - 0.97 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.69

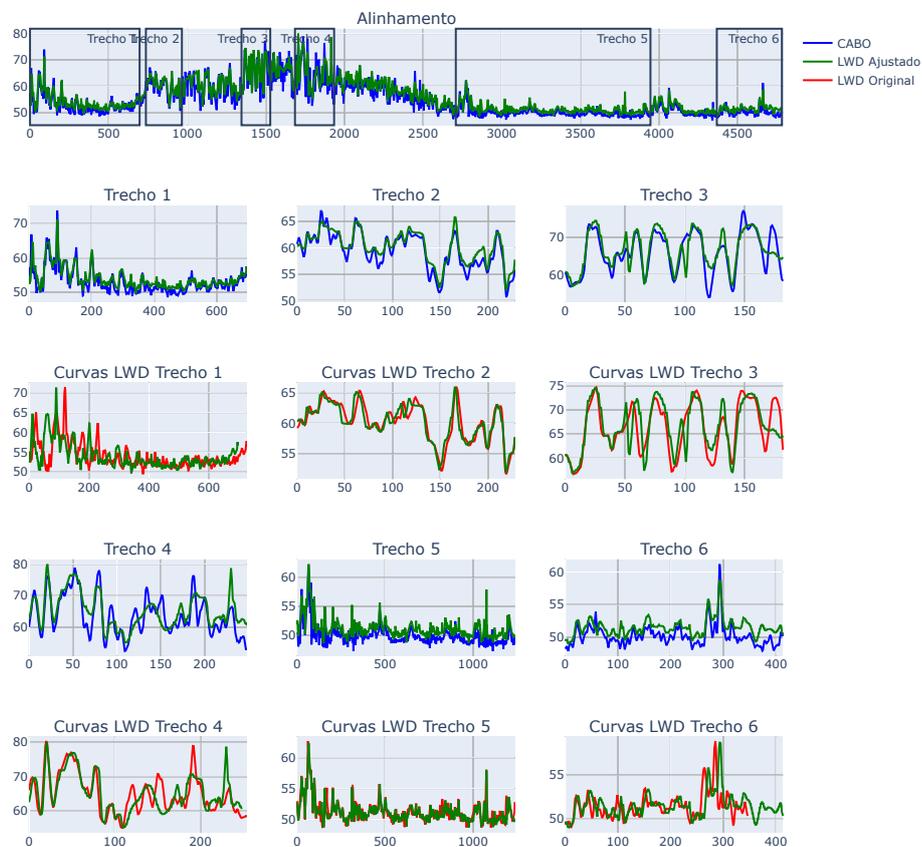


Figura 98 – Alinhamento perfil 15- Segmentado com INDTEL

Alinhamento Poço 5 - DTC - Segmentado INPEFA Corr - 0.98 Fidelidade A - 0.71 Fidelidade B - 0.7

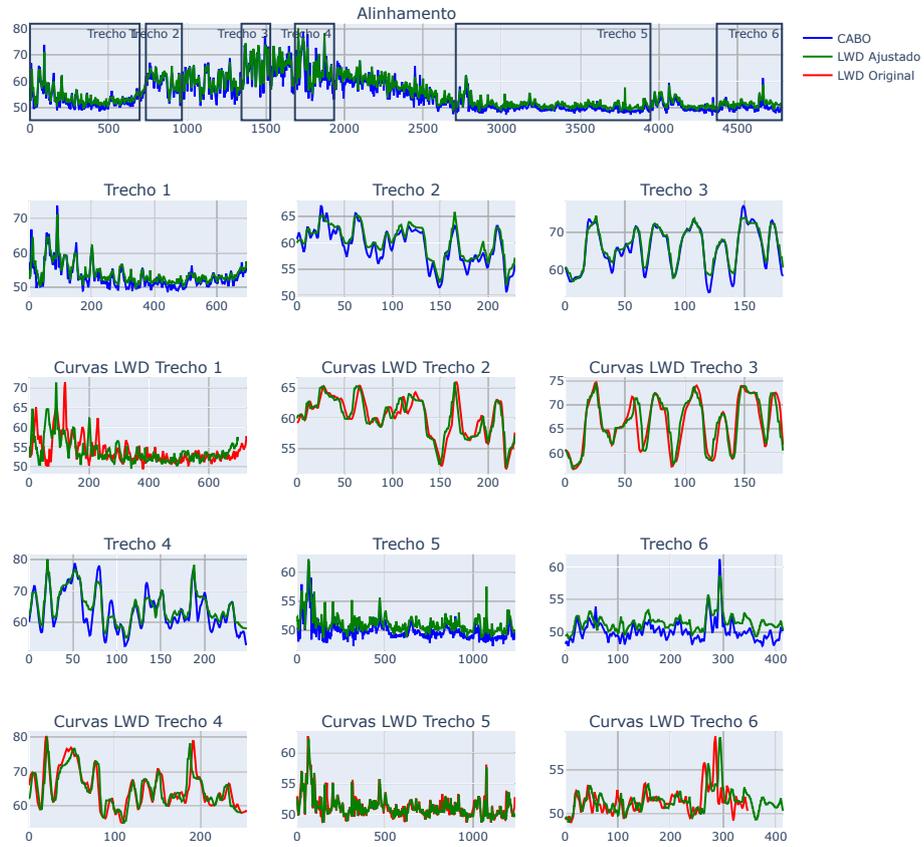


Figura 99 – Alinhamento perfil 15- Segmentado com INPEFA