

## 4 Simulações

Este capítulo apresenta a comparação e avaliação dos algoritmos que foram apresentados no capítulo anterior. O primeiro resultado apresentado é a comparação da complexidade computacional dos algoritmos de detecção, quantificada pelo cálculo do número de operações por símbolo. A seguir, foi avaliada a probabilidade de detecção de cada algoritmo, dada uma probabilidade de falso alarme requerida. Para isto, foi desenvolvida uma ferramenta em Matlab e utilizados dados experimentais obtidos em campanhas de medições em regiões urbanas realizadas em 2008 e 2012.

### 4.1 Complexidade Computacional dos Algoritmos

Para avaliar a complexidade computacional dos algoritmos de detecção apresentados neste trabalho foi feito um cálculo do número de operações por símbolo (adições e multiplicações) requeridas para cada estratégia. Este cálculo seguiu a metodologia proposta em [40-41].

#### 4.1.1. Complexidade Computacional do Algoritmo de Detecção de Energia

Para o algoritmo de detecção de energia é apenas necessário conhecer a média e desvio padrão do ruído.

- **Amostra do sinal recebido.**  
Não tem nenhuma complexidade computacional.
- **Obtenção da Média**

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (x_i \text{ são as mostras obtidas e } N \text{ é a quantidade delas}) \quad (4.1)$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$A1 = \sum_{i=1}^N x_i,$	$M - 1$	-
$\bar{x} = \frac{1}{N} \cdot A1,$	-	1

Tabela 4.1: Complexidade computacional da média para o detector de energia.

- **Obtenção do Desvio padrão.**

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \tag{4.2}$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$B1 = (x_i - \bar{x})^2$	$M$	$M$
$B2 = \sum_{i=1}^N B1$	$M - 1$	-
$B3 = \frac{1}{N} \cdot B2$	-	1
$\sigma = \sqrt{B3}$	-	-

Tabela 4.2: Complexidade computacional do desvio padrão para o detector de energia.

- **Limiar**

$$T \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \tag{4.3}$$

#### 4.1.2. Complexidade Computacional do Algoritmo de Valor absoluto de Covariância (CAV).

No caso do CAV o algoritmo de detecção envolve cinco passos, aqui repetidos por conveniência.

- **Amostra do sinal recebido.**  
Não tem nenhuma complexidade computacional.
- **Escolha um fator L (tamanho da matriz) e um limiar  $\gamma$ .**  
Não tem nenhuma complexidade computacional.
- **Cálculo das autocorrelações do sinal recebido**

$$\lambda(l) = \frac{1}{N_s} \sum_{m=0}^{N_s-1} x(m)x(m-l), \quad l = 0,1,2, \dots, L-1 \quad (4.4)$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$C1 = x(m)x(m-l)$	$M$	$M$
$C2 = \sum_{m=0}^{N_s-1} C1$	$M-1$	-
$\lambda(l) = \frac{1}{N_s} \cdot C2$	-	1

Tabela 4.3: Complexidade computacional para o cálculo das autocorrelações do valor absoluto de covariância (CAV).

Com os dados da **Tabela 4.3**, é obtida a matriz covariância:

$$R(N_s) = \begin{bmatrix} \lambda(0) & \lambda(1) & \dots & \lambda(L-1) \\ \lambda(1) & \lambda(0) & \dots & \lambda(L-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda(L-1) & \lambda(L-2) & \dots & \lambda(0) \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

- **Cálculo de covariância**

$$C = cov(R) \quad (4.6)$$

$$C = \mathbb{E}_k \left[ (R - \bar{R})^T (R - \bar{R}) \right] \quad (4.7)$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$A = (R - \bar{R})$	$M$	
$B = (R - \bar{R})^T$	$M$	
$C = \mathbb{E}_k[A \times B]$	$M^2(M - 1)$	$M^3$

Tabela 4.4: Complexidade computacional para a matriz covariância C do valor absoluto de covariância (CAV).

- **Computação do teste estatístico  $T = T_1/T_2$ ,**

$$T_1(N_S) = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sum_{m=1}^L |r_{nm}(N_S)| \tag{4.8}$$

$$T_2(N_S) = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L |r_{nn}(N_S)| \tag{4.9}$$

Onde  $r_{nm}(N_S)$  são os elementos das amostras da matriz covariância  $R$ .

Operação	Número de Operações por Símbolo	
	Adições	Multiplicações
$D1 = \sum_{m=1}^L  r_{nm}(N_S) $	$M - 1$	-
$T_1 = \frac{1}{L} \cdot \sum_{n=1}^L D1$	$M - 1$	1
$D2 = \sum_{n=1}^L  r_{nn}(N_S) $	$M - 1$	
$T_2 = \frac{1}{L} \cdot D2$	-	1

Tabela 4.5: Complexidade computacional para o teste estatístico do valor absoluto de covariância (CAV).

- Comparar  $T$  com  $\gamma$  (limiar)

$$T \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \tag{4.10}$$

**4.1.3.**

**Complexidade Computacional do Algoritmo de Sensoriamento Espectral de Covariância (SCS).**

No caso do SCS o algoritmo de detecção envolve cinco passos, também aqui repetidos por conveniência.

- Calcular espectrograma

$$Z_\tau(k) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} z(n + \tau N) e^{-j2\pi f_c t} \right|^2 \tag{4.11}$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$E1 = z(n + \tau \cdot N)$	$M$	$M$
$E2 = E1 \cdot e^{-j\frac{2\pi nk}{N}}$	-	$M$
$E3 = \sum_{n=0}^{N-1} E2$	$M - 1$	-
$E4 =  E3 ^2$	-	1
$Z_\tau(k) = \frac{1}{N} \cdot E4$	-	1

Tabela 4.6: Complexidade computacional para a obtenção da matriz  $z(n)$  do sensoriamento espectrais de covariância (SCS).

- **Seleção dos componentes**

$$R = \begin{bmatrix} Z_0(-K) & \dots & Z_{N_{d-1}}(-K) \\ Z_0(-K + 1) & \dots & Z_{N_{d-1}}(-K + 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ Z_0(0) & \dots & Z_{N_{d-1}}(0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_0(K) & \vdots & Z_{N_{d-1}}(K) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

onde  $K = \lceil N \cdot B_f / F_s \rceil$

Operação	Número de Operações por Símbolo	
	Adições	Multiplicações
$K = \lceil N \cdot \frac{B_f}{F_s} \rceil$	-	1

Tabela 4.7: Complexidade computacional para a obtenção da matriz M do sensoriamento espectral de covariância (SCS).

- **Cálculo da covariância**

$$C = cov(R)$$

$$C = \mathbb{E}_k[(R - \bar{R})^T (R - \bar{R})]$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$A = (R - \bar{R})$	$M$	-
$B = (R - \bar{R})^T$	$M$	-
$C = \mathbb{E}_k[A \times B]$	$M^2(M - 1)$	$M^3$

Tabela 4.8: Complexidade computacional para a matriz covariância C do sensoriamento espectral de covariância (SCS).

- **Computação do teste estatístico  $T = T_1/T_2$ ,**

$$T_1 = \frac{1}{N_d} \sum_{\tau=0}^{N_d-1} \sum_{u=0}^{N_d-1} c_{\tau u} \quad (4.13)$$

$$T_2 = \frac{1}{N_d} \sum_{\tau=0}^{N_d-1} c_{\tau\tau} \quad (4.14)$$

Operação	Número de operações por símbolo	
	Adições	Multiplicações
$F1 = \sum_{u=0}^{N_d-1} c_{\tau u}$	$M - 1$	-
$T_1 = \frac{1}{N_d} \cdot \sum_{\tau=0}^{N_d-1} F1$	$M - 1$	1
$F2 = \sum_{\tau=0}^{N_d-1} c_{\tau\tau}$	$M - 1$	-
$T_2 = \frac{1}{N_d} \cdot F2$	-	1

Tabela 4.9: Complexidade computacional para o teste estatístico do sensoriamento espectral de covariância (SCS).

- **Comparar  $T$  com  $\gamma$  (limiar)**

$$T \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \quad (4.15)$$

#### 4.1.4. Comparação da Complexidade Computacional dos diferentes Algoritmos de detecção.

A Tabela 4.10 apresenta um resumo da complexidade computacional obtida para os diferentes algoritmos. O algoritmo que tem maior complexidade computacional (tem maior número de adições e multiplicações) é o detector de sensoriamento espectral de covariância (SCS), por outro lado, o algoritmo com menor complexidade computacional (mais fácil em sua implementação) é o detector de energia (ED). É claramente mostrado que o desenvolvimento de ED é mais fácil, pois ele só mede a energia recebida do canal e compara o resultado com um limiar.

Para melhor ilustrar a complexidade computacional, as Figuras 4.1 e 4.2 apresentam curvas que descrevem a complexidade computacional em termos do número de operações aritméticas (adições e multiplicações).

Operação	Número de Operações por Símbolo	
	Adições	Multiplicações
<b>Detecção de Energia (DE)</b>	$3M - 2$	$M + 2$
<b>Valor absoluto de Covariância (CAV).</b>	$M^2(M - 1) + 7M - 4$	$M^3 + M + 3$
<b>Sensoriamento Espectral de Covariância (SCS).</b>	$M^2(M - 1) + 7M - 4$	$M^3 + 2M + 5$

Tabela 4.10: Complexidade computacional dos três algoritmos avaliados.



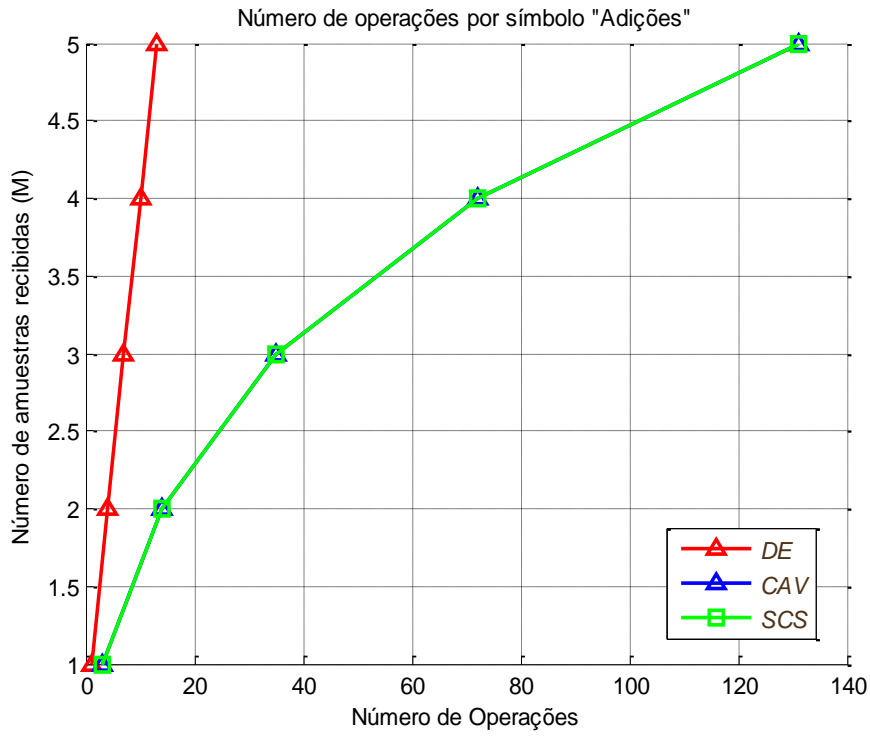


Figura 4.1: Complexidade Computacional dos Algoritmos: ED, CAV, SCS, para Adições.

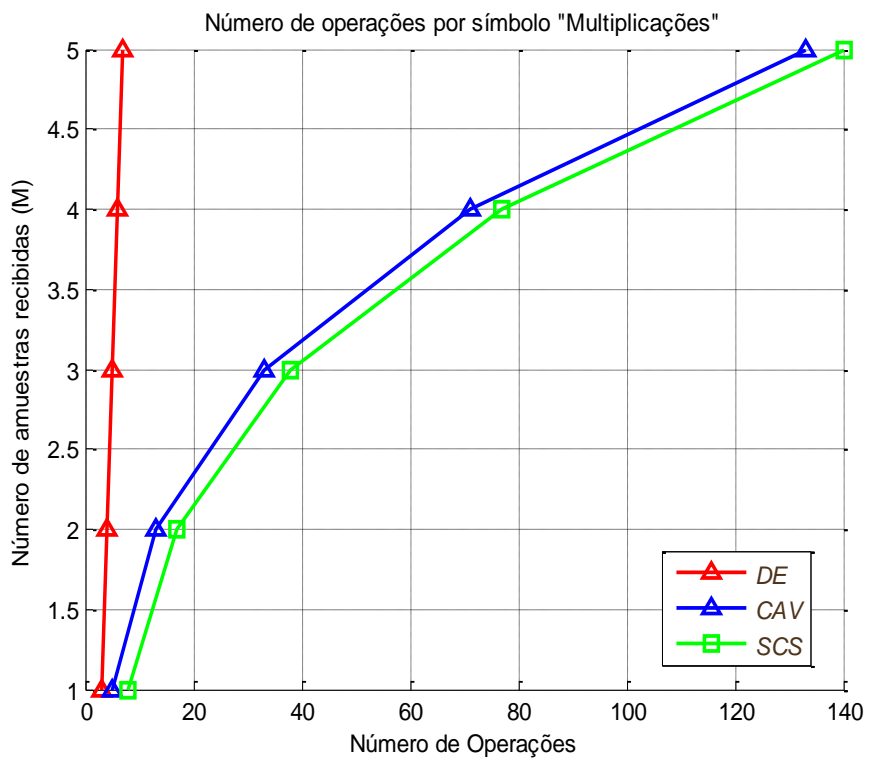


Figura 4.2: Complexidade Computacional dos Algoritmos: ED, CAV, SCS, para Multiplicações.

O calculo da complexidade computacional do numero de operações por símbolo só faz o calculo do numero de multiplicações e adições, mas dentro os algoritmos têm outras operações matemáticas que não são contadas neste tipo de avaliação. Entre as outras operações matemáticas, temos:

- As divisões e as operações com raiz não podem ser contadas como multiplicações nem como adições, as divisões e as operações com raiz têm outro tipo de análises e não correspondem a esta forma de avaliação.
- O teste de verossimilhança não tem nenhuma operação aritmética, só compara dois resultados.
- Para o valor absoluto temos que  $|a| = \sqrt{a \cdot a^*}$  ; no nosso caso  $|a|^2 = a \cdot a^*$ , o que representa uma só multiplicação, como é mostrado na Tabela 4.6.
- Para o valor esperado  $C = \mathbb{E}_k[A \times B]$ , como é apresentado nas Tabelas: 4.4 e 4.8, não é considerada nenhuma complexidade computacional.
- A transformar de Fourier não entrar neste cálculo da complexidade computacional.

Algoritmos	Operações					
	Divisão	Raiz	Teste de	Valor	Valor	Transformar
Detecção de Energia (DE)	•	•	•			
Valor absoluto de Covariância (CAV).	•		•	•	•	
Sensoriamento Espectral de Covariância (SCS).	•		•	•	•	•

Tabela 4.11: Outras operações matemáticas

#### 4.2. Metodologia para a comparação das técnicas de detecção

Nesta seção, são comparados os algoritmos ED, CAV e SCS. Para esta comparação, foi desenvolvida com ajuda da ferramenta de programação Matlab. Foram realizadas simulações extensivas com o objetivo de alcançar resultados estáveis, que representassem o comportamento dos diferentes algoritmos com as mesmas condições. Como dados de entrada para a avaliação dos algoritmos, foram utilizados dados experimentais obtidos nas campanhas de medições para caracterização do canal de propagação em regiões urbanas no Rio de Janeiro,

realizadas em 2008. Como, neste caso, o sinal transmitido é conhecido e as frequências de transmissão foram escolhidas a partir de uma varredura do espectro na região para garantir a ausência de sinais interferentes, é possível avaliar os algoritmos com boa precisão.

#### **4.2.1. Dados Experimentais**

Os dados experimentais utilizados neste trabalho são os de campanhas de medições realizadas em ambiente urbano nas faixas de 3.5 GHz (campanha de medidas realizadas no 2008). Estas faixas de frequência estão definidas para equipamentos padrão da IEEE 802.16-2004 WiMAX fixo.

O transmissor foi montado no topo de um prédio da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. A região possui um terreno plano relativo, com uma moderada densidade de edifícios altos residenciais, cercados por morros [42-44].

O equipamento foi configurado para obter 50 Msps em 262  $\mu$ s, com uma repetição de uma vez a cada segundo. Cada conjunto de dados capturado inclui, pelo menos, dois símbolos OFDM completos. A transmissão é intencionalmente interrompida por um período de guarda da metade de um símbolo OFDM, o que permite testar os diferentes algoritmos para detectar os vazios de espectro onde nenhum símbolo OFDM é transmitido, como é mostrado na Figura 4.4. Por razões práticas, cada medição gerou diversos arquivos correspondentes a períodos de 15 minutos com 200 MB de dados.

A matriz de dados utilizada tem as características ilustradas na Figura 4.5, onde temos a transmissão de dados representada por símbolos OFDM do usuário primário (canal ocupado) e períodos no qual a transmissão é parada para representar a ausência do usuário primário, onde só existe ruído. Estes espaços vazios poderiam ser aproveitados por um usuário secundário.

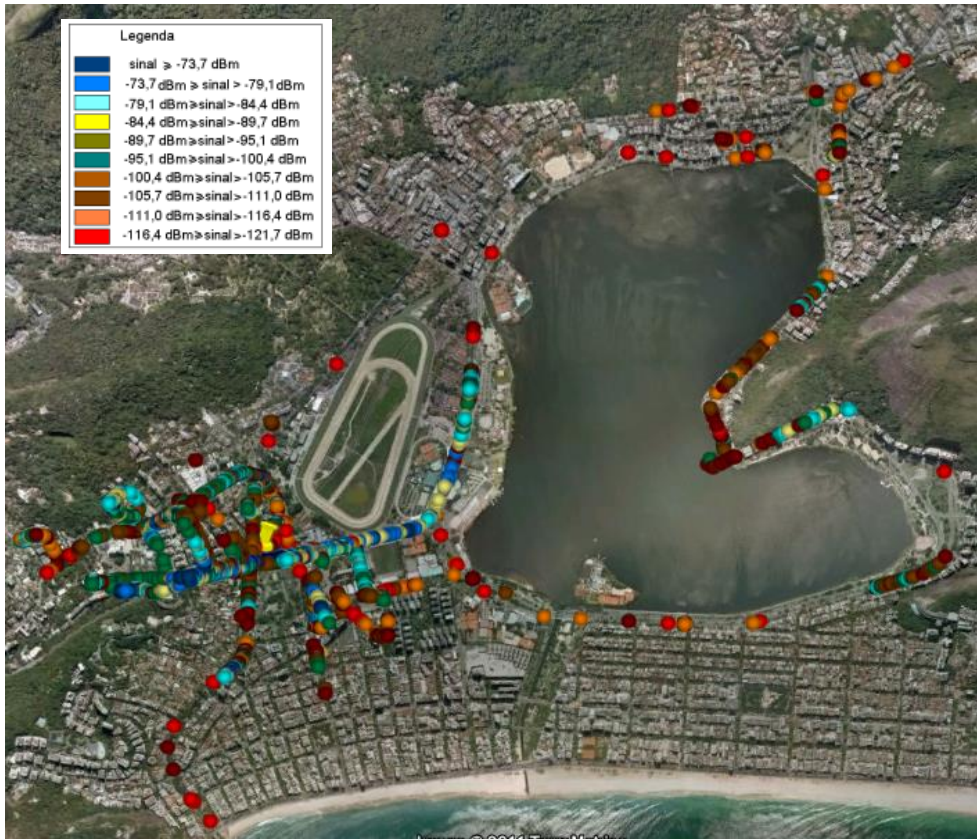


Figura 4.3: Área de serviço usuário primário.

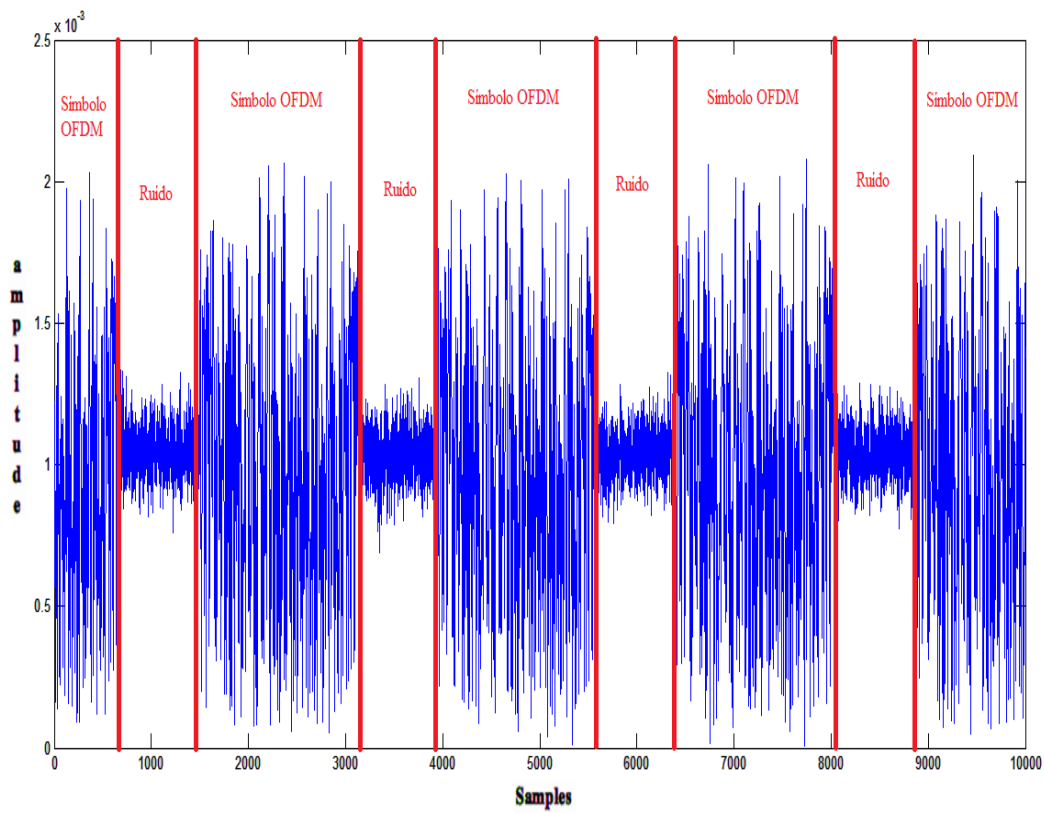


Figura 4.4: Símbolos OFDM.

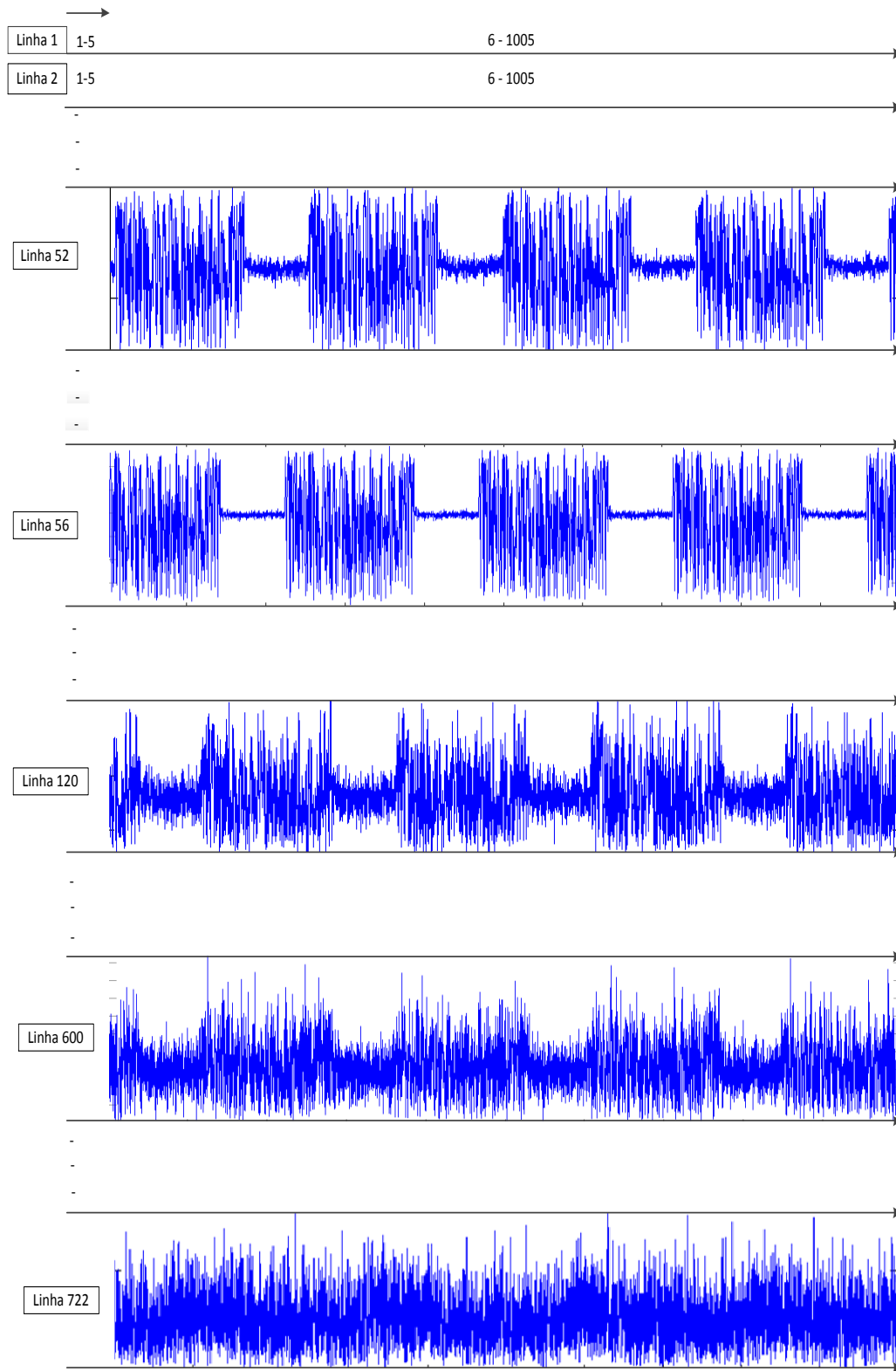


Figura 4.5: Campanha de medições com uma banda de 7 [MHz] com frequência central de 3.5 [GHz].

A relação sinal ruído SNR varia no transcurso da transmissão, de tal forma que a matriz de dados inclui:

- Dados recebidos, onde é fácil diferenciar, visualmente, o sinal OFDM e o ruído, como é mostrado nas linha 52 e 56 da Figura 4.5;
- Dados recebidos, onde o ruído vai aumentando, mas ainda conseguimos diferenciar visualmente os sinais OFDM e o ruído, como nas linhas 120 e 600 da Figura 4.5;
- Dados recebidos, onde é impossível diferenciar visualmente entre o sinal OFDM e o ruído, como na linha 722 da Figura 4.5.

Os dados mostrados na Figura 4.5 já sofreram duas etapas de processamento:

- **Conversão descendente.**

Conversão descendente do sinal  $x(t)$  para sinal banda base complexa ( $y(t)$ ).

$$y(t) = x(t)e^{-j2\pi f_c t} \quad (4.16)$$

- **Filtro passa-baixa e *downsampling***

Filtro passa-baixa e *downsample* do sinal  $y(t)$  por uma apropriada taxa de amostragem  $F_s$  para formar  $z(n)$ .

#### 4.2.2. Programa *Synchromed*

O *Synchromed* é um programa desenvolvido no laboratório de propagação no CETUC pelo Dr. Carlos Vinicio Rodríguez Ron com o objetivo de obter as amostras do sinal OFDM da matriz de medições, como mostra a Figura 0.6. Estes sinais OFDM conhecidos serão utilizados para avaliar os algoritmos de detecção. O *Synchromed* tem conhecimento do sinal transmitido (a duração do sinal OFDM). Para detectar a posição de sinais OFDM, uma vez encontrado um pico o *Synchromed* avança 512 posições (resultado de um *downsampler* de 1536 amostras conhecidas com um fator = 3) e verifica se existe outro pico. Neste caso, o programa declara que os dados do intervalo correspondem a um símbolo OFDM e guarda estes dados para depois serem avaliados pelos algoritmos de detecção.

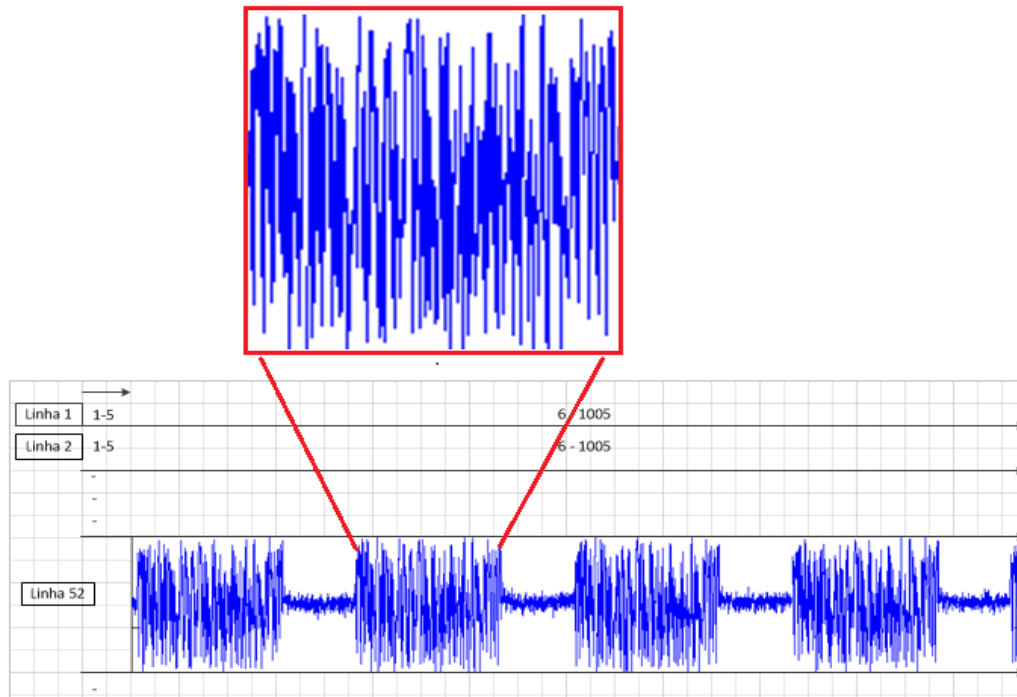


Figura 4.6: Amostra do sinal OFDM tomada a matriz da campanha de medições pelo programa Synchronmed.

Uma vez conhecidos o início e o fim das amostras OFDM, é possível definir os intervalos onde está localizado o ruído, correspondentes aos intervalos de fim-início, como mostrado na Figura 4.7.

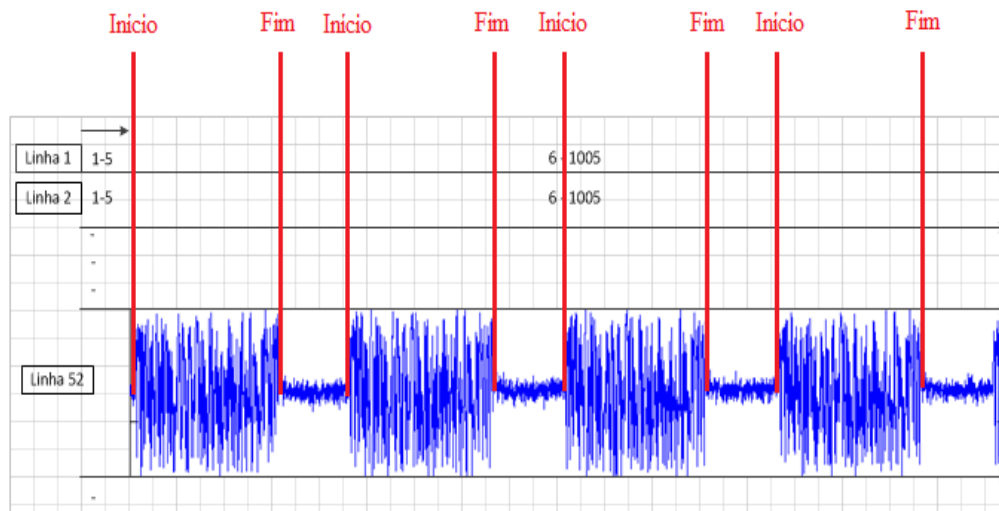


Figura 4.7: No intervalo de início-fim estão as amostras do sinal OFDM, no intervalo de fim-início o ruído.

Assim, o *Synchromed* permite determinar quantos sinais são submetidos aos algoritmos. A comparação entre os sinais introduzidos nos algoritmos e sinais que são detectados permite avaliar o desempenho dos algoritmos com diferentes níveis de relação sinal ruído (SNR).

Para o detector de energia (ED) são obtidos dados do ruído (sua média e variância) para cada linha da matriz, com os quais é obtido o limiar de detecção para a probabilidade de falso alarme requerida. Esse limiar vai ser usado para avaliar as amostras selecionadas (sinais OFDM) pelo *Synchromed*. Como apresentado no capítulo 3, se a potência do símbolo OFDM for maior que o limiar então o usuário primário estará presente. Caso contrário, só existe ruído e o canal pode ser usado pelo usuário secundário.

Para os algoritmos de valor absoluto de covariância (CAV) e sensoriamento de covariância espectral (SCS), obtemos a covariância do ruído e determinamos um limiar para uma dada probabilidade de falso alarme. Este limiar vai ser comparado com as amostras de sinais OFDM obtidas, selecionadas pelo programa *Synchromed*.



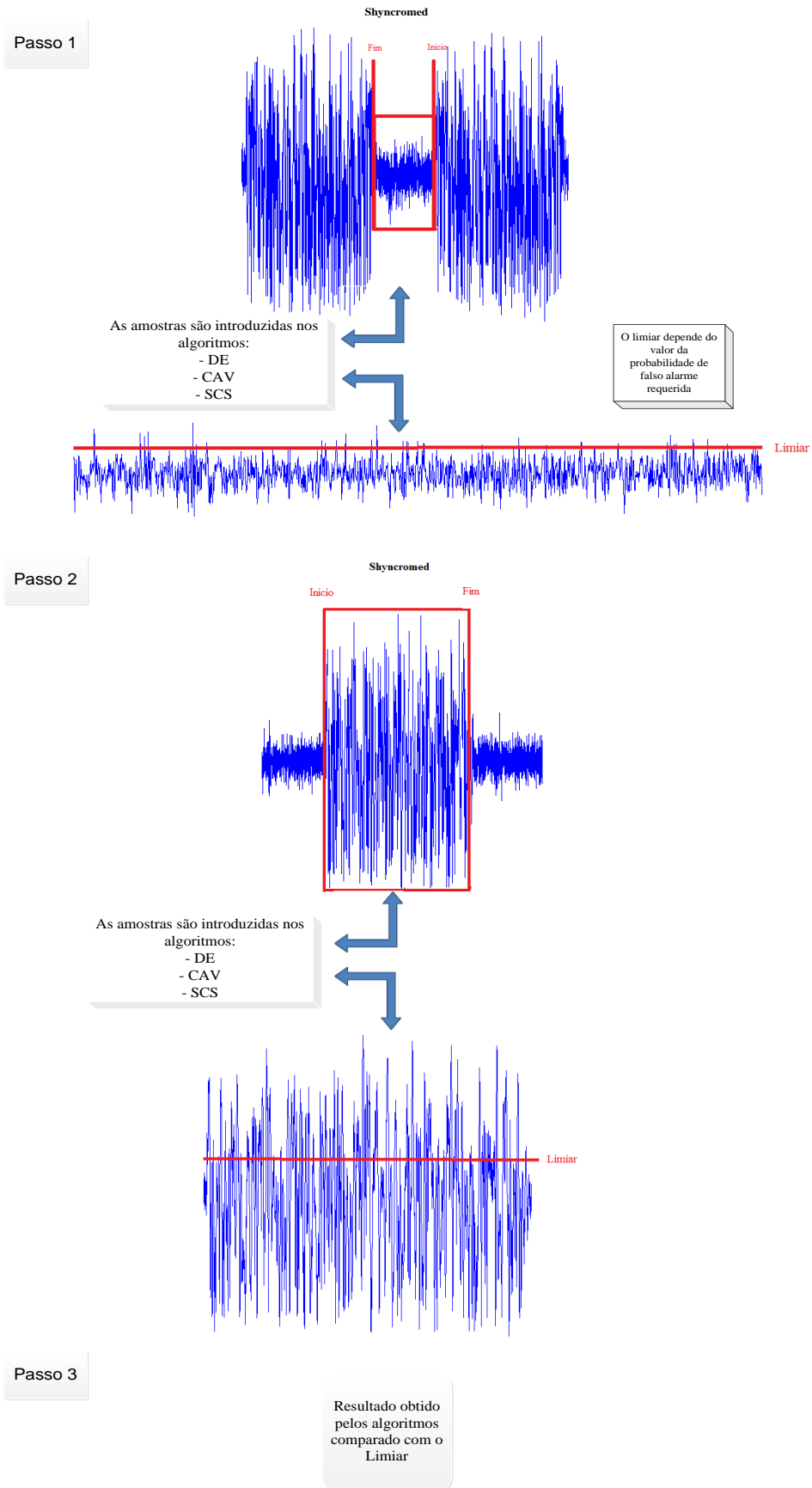


Figura 4.8: Seleção das amostras do sinal e ruído utilizando Syncromed.

### 4.2.3. Resultados dos algoritmos de detecção.

Nesta seção, os algoritmos serão avaliados em termos da mínima relação sinal ruído no usuário secundário, que pode ser detectada com uma dada probabilidade de detecção ( $P_d$ ) para uma probabilidade de falso alarme  $P_f=10\%$ . Os algoritmos para esta avaliação foram desenvolvidos em Matlab.

A avaliação foi realizada com sinas medidos em canais com diferentes larguras de banda:

- Banda de 7 [MHz] com uma frequência central de 3.5 [GHz].
- Banda de 3.5 [MHz] com uma frequência central de 3.5 [GHz].
- Banda de 1.7 [MHz] com uma frequência central de 3.5 [GHz].

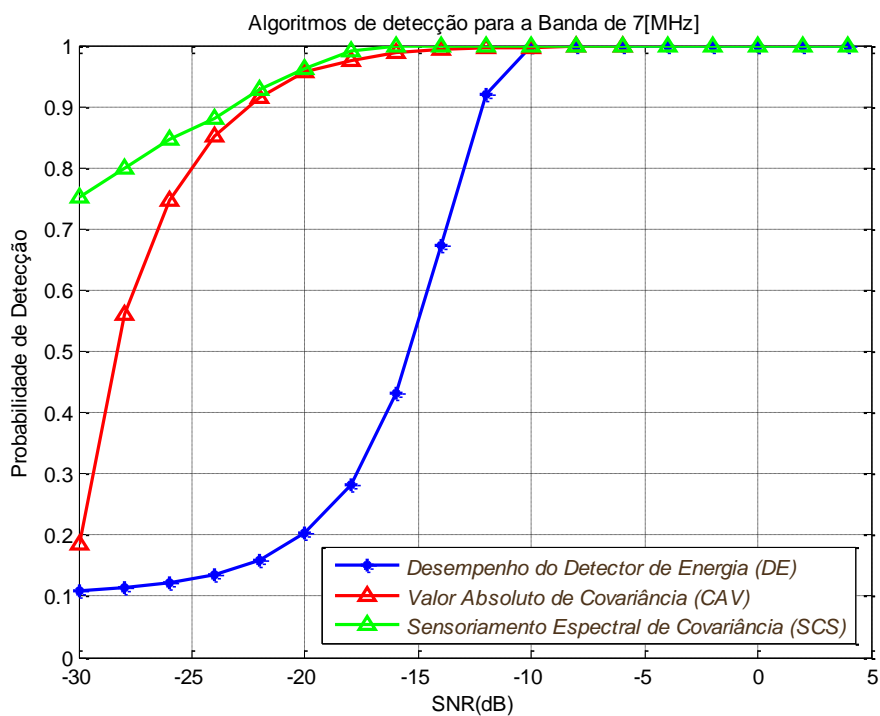


Figura 4.9: Probabilidade de detecção em uma banda de 7 [MHz].

A Figura 4.9 apresenta os resultados obtidos para uma largura de banda de 7 [MHz]. Para uma relação sinal ruído (SNR) acima de -10 dB, todas as técnicas apresentam uma probabilidade de detecção muito próxima de 1. Para valores mais baixos de SNR, entretanto, o desempenho do detector de energia se degrada de

forma acentuada, enquanto que as outras duas técnicas apresentam degradação suave, com melhor desempenho do algoritmo de sensoriamento de covariância espectral (SCS), representado pela linha verde na Figura 4.9, com uma probabilidade de detecção próxima de 1 para a relação sinal ruído acima de  $-15$  dB.

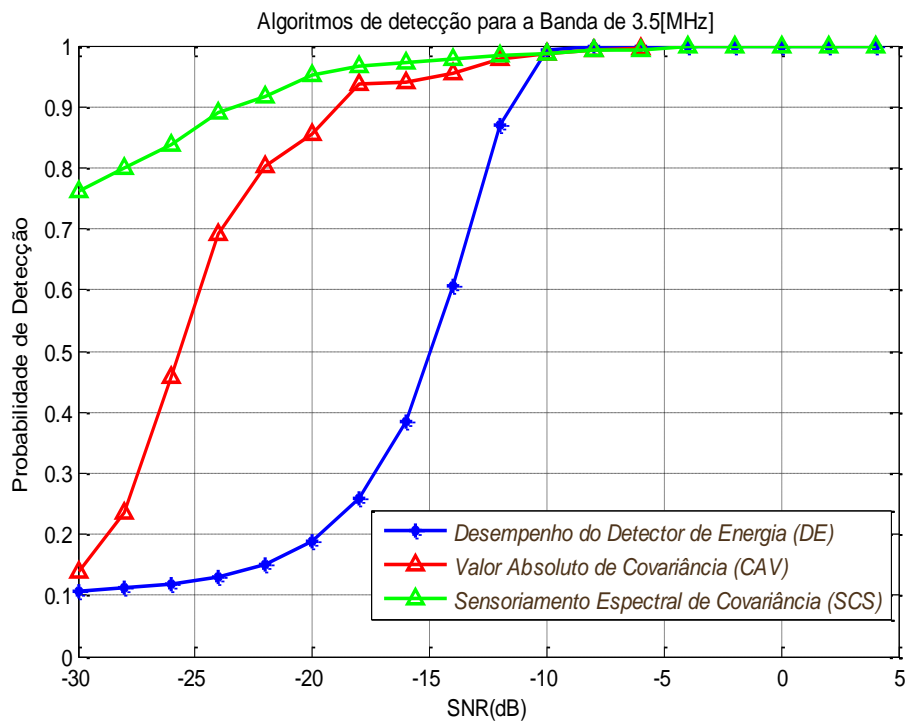


Figura 4.10: Probabilidade de detecção em uma banda de 3.5 [MHz].

Os resultados apresentados na Figura 4.10 correspondem à detecção com uma largura de banda de 3.5 [MHz]. O detector de energia apresenta uma pequena degradação de desempenho comparado com a Figura 4.9. O melhor desempenho é obtido com o algoritmo de sensoriamento de covariância, embora neste caso a probabilidade de detecção apresente uma ligeira redução para valores de SNR entre  $-10$  dB e  $-20$  dB. O algoritmo baseado no valor absoluto de covariância (CAV), apresenta também uma redução, para valores de SNR entre  $-10$  dB e  $-30$  dB. O detector de energia apresenta o pior desempenho para baixos valores de SNR.

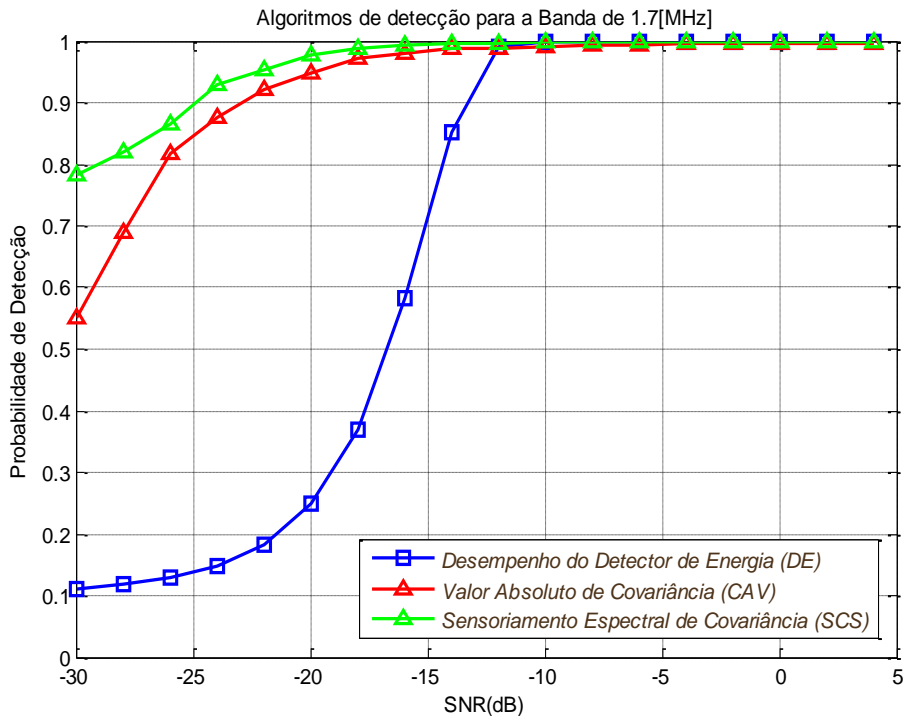


Figura 4.11: Probabilidade de detecção em uma banda de 1.7 [MHz].

Para a Figura 4.11 os três algoritmos apresentam melhor desempenho comparado com as bandas de 3.5 e 7 [MHz]. A principal variação está no algoritmo de valor absoluto de covariância (CAV). Diferente do detector de energia (ED), ele é melhor em circunstâncias onde a relação sinal ruído é baixa, onde pode-se visualizar na Figura 4.11 que em relações sinal ruído maiores que -10 dB o detector de energia (ED) tem melhor resposta que o detector de valor absoluto de covariância (CAV) se é que introduzimos na aviação a complexidade computacional. O detector de sensoriamento de covariância espectral (SCS) apresenta o melhor resultado entre as três figuras, mantido uma probabilidade de detecção quase constante de acordo com as diferentes relações sinal ruído.

A partir desta avaliação, os três algoritmos (ED, CAV, SCS) por meio de suas probabilidades de detecção ( $P_D$ ) em função da relação sinal ruído (SNR), dada uma probabilidade de falso alarme requerida de dez por cento ( $P_f = 0.1$ ), é possível concluir que:

- Para altos valores de relação sinal ruído (acima de -10 dB) o detector de energia é a melhor opção, dada a sua facilidade de implementação e muito baixa complexidade computacional;

- Por outro lado, o detector de energia é muito suscetível à incerteza quanto à potência do ruído.

- Os algoritmos de covariância (CAV e SCS), que exploram a natureza não correlacionada do ruído, enquanto que o sinal primário é correlacionado, são muito mais robustos que o detector de energia para baixos valores de relação sinal ruído.

- O algoritmo SCS consegue melhoria significativa sobre as outras soluções tanto em termos de sensibilidade e como de robustez à incerteza do ruído.

O fato de que detecção de energia sofre degradação severa no ruído incerto é ilustrado nos exemplos do capítulo 3. Na Figura 3.6, o limiar é  $(\bar{\tau}) = 0.0011$ , enquanto que na Figura 3.7, o limiar é  $(\bar{\tau}) = 0.0819$ . Se o limiar escolhido é muito alto o sinal pode passar por ruído e não ser detectado. A robustez do SCS vem, principalmente, do fato de que o algoritmo explora a independência estatística dos componentes de sinal e ruído, em especial o fato de que ruído é descorrelacionado, como ilustrado na Figura 3.8 do capítulo 3. Assim, a incerteza do ruído só reduz a correlação e não afeta fortemente a detecção do sinal.

Os três algoritmos representam uma detecção cega, pois não é necessário conhecimento, a priori, a respeito do sinal sendo detectado.

#### 4.2.4.

#### **Resultados da simulação do SCS para sinais individuais.**

Os resultados da seção anterior correspondem à análise de desempenho dos algoritmos de detecção para todo o conjunto de sinais medidos. Concluiu-se que o SCS é o que apresenta melhor desempenho. Devido às características aleatórias do canal, o desempenho do detector varia significativamente ao longo do tempo. A Figura 4.12 apresenta a probabilidade de detecção ( $P_d$ ) para os sete sinais mostrados na Figura 4.13, com diferentes níveis de ruído, correspondentes a subconjuntos dos dados selecionados como diferentes linhas da matriz completa, que ilustram as variações de desempenho da detecção.

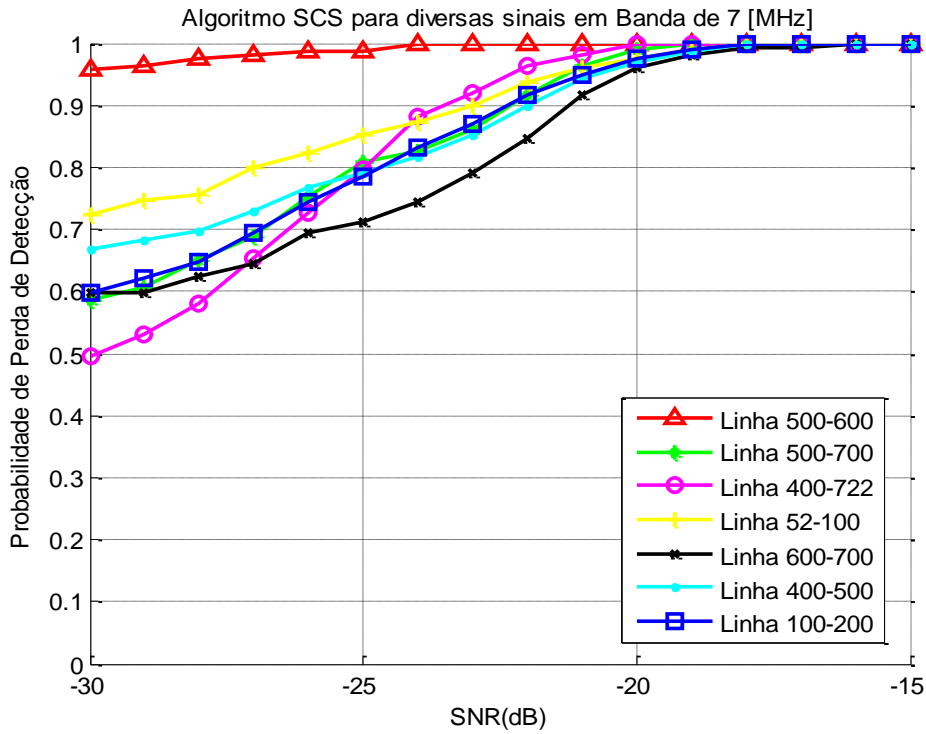


Figura 4.12: Probabilidade de detecção para sete grupo de sinais.

Para a obtenção destes resultados o equipamento foi configurado para obter 50 Msps em  $262 \mu s$ , reduzidos para 5 Msps por *downsampling*. O número de pontos da FFT é determinado por

$$N = 2^n, \text{ sabe-se que, } n = \log_2(F_s * t_s) \quad (4.17)$$

Onde  $t_s$  é o tempo de sensoriamento. Para a Figura 4.12, são usados os seguintes dados:  $t_s = 1$  [ms] e  $N = 2048$ . O número de janelas é  $N_d = 30$  e o filtro passa baixo tem frequência de corte 20 kHz. A frequência de amostragem reduzida ( $F_s = 5$  Msps) e o corte de frequência do filtro ( $B_f = 20$  kHz) foram mantidos fixos para todas as análises.

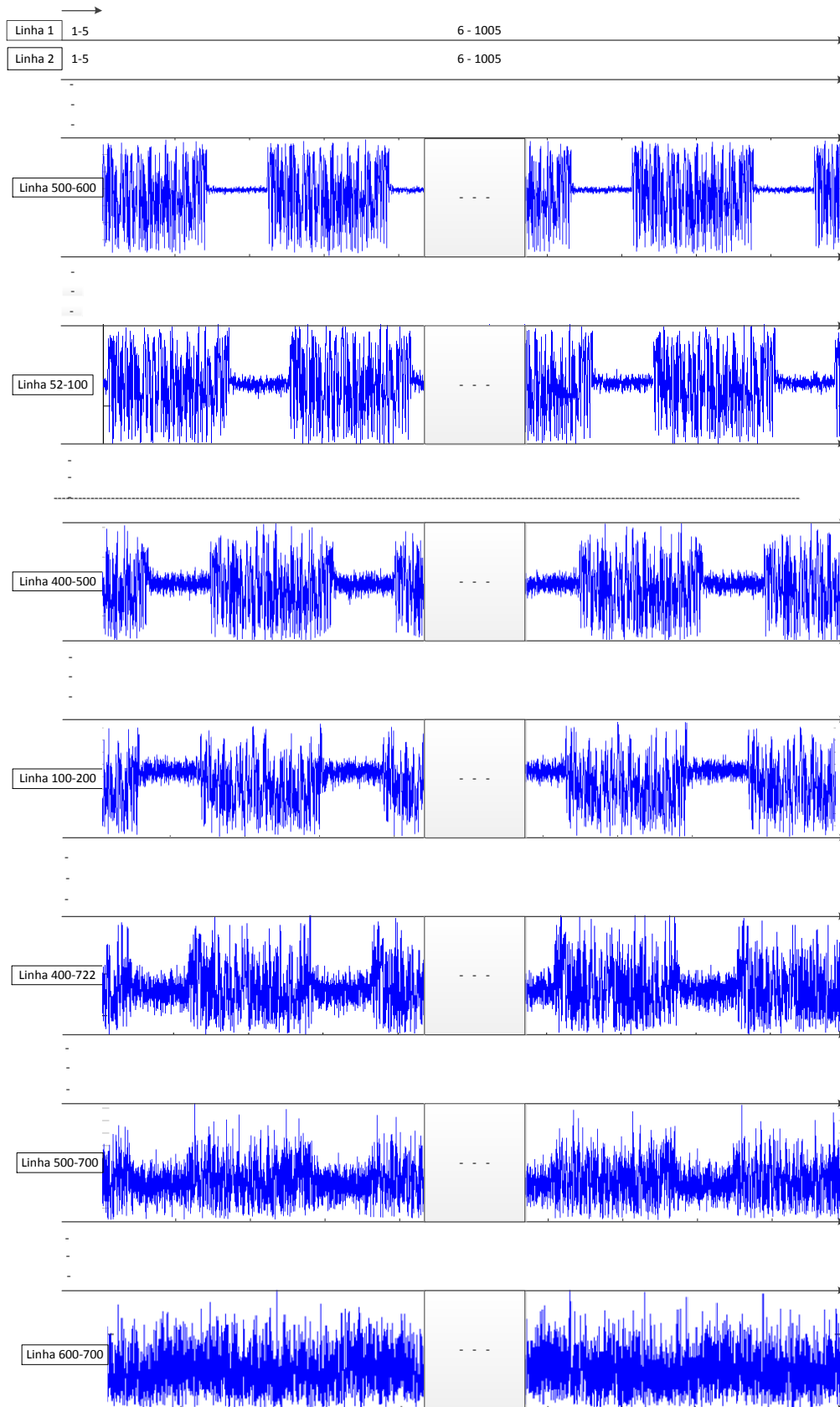


Figura 4.13: Sete grupos de sinais.

### 4.2.5. Efeito da probabilidade de falso alarme

Nesta seção, os algoritmos serão avaliados para diferentes probabilidades de falso alarma ( $P_f = 0.05, P_f = 0.1, P_f = 0.15$ ), considerando as diferentes bandas de detecção (1,7 [MHz], 3,5 [MHz] e 7[MHz]). O objetivo é estudar como a probabilidade de falso alarme requerida influi no limiar de detecção de cada um dos algoritmos. Como comentado anteriormente, quanto menor for a probabilidade de falso alarme requerida mais alto será o limiar de ruído. Neste caso, mais sinais passam como ruído e a probabilidade de detecção diminui. Por outro lado, se uma maior probabilidade de falso alarme for permitida, o limiar vai diminuir sendo mais permissivo e em consequência o ruído poderá ser confundido com o sinal. Em seguida, são mostrados os resultados obtidos.

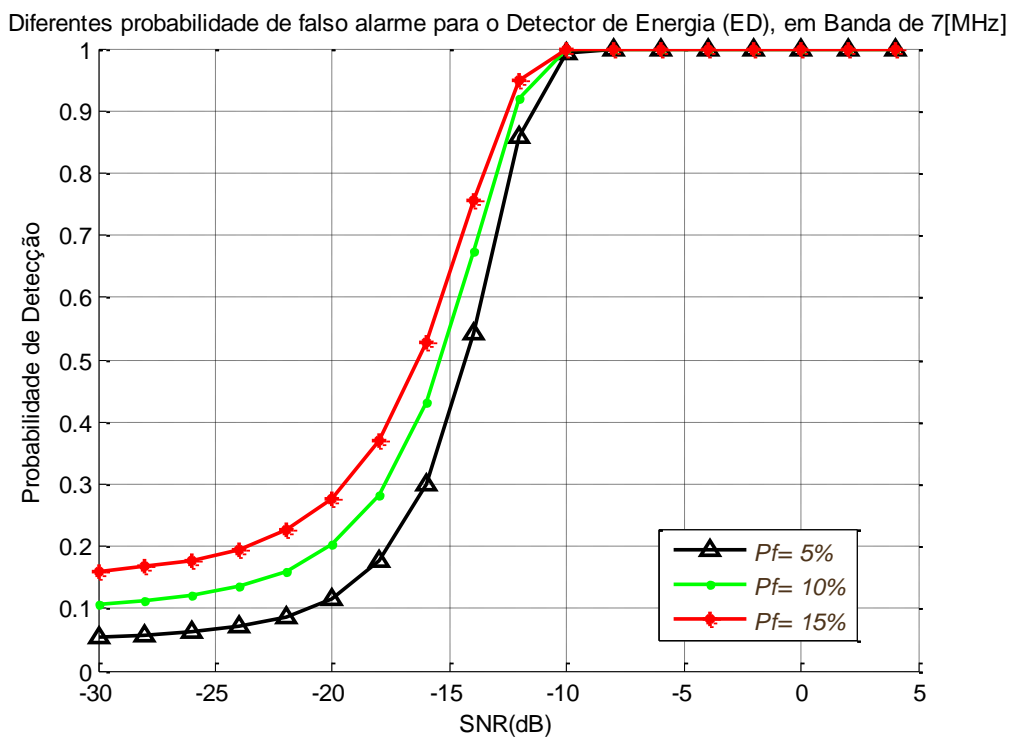


Figura 4.14: Detector de Energia (ED), Banda de 7 [MHz],  $P_f=5,10,15$ .



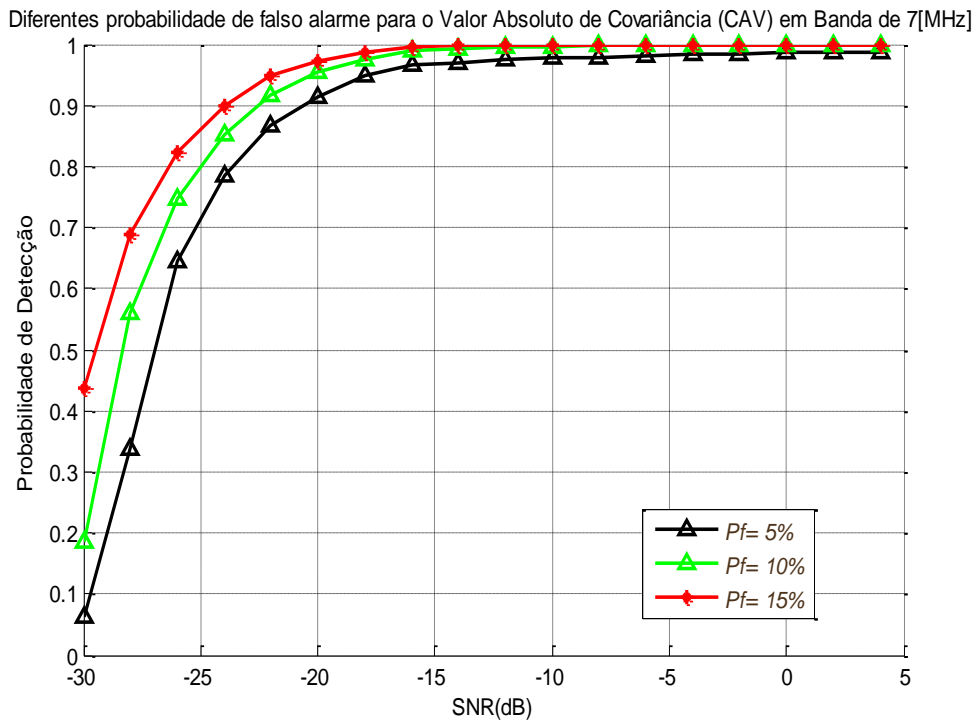


Figura 4.15: Valor Absoluto de Covariância (CAV), Banda de 7 [MHz], Pf=5,10,15.

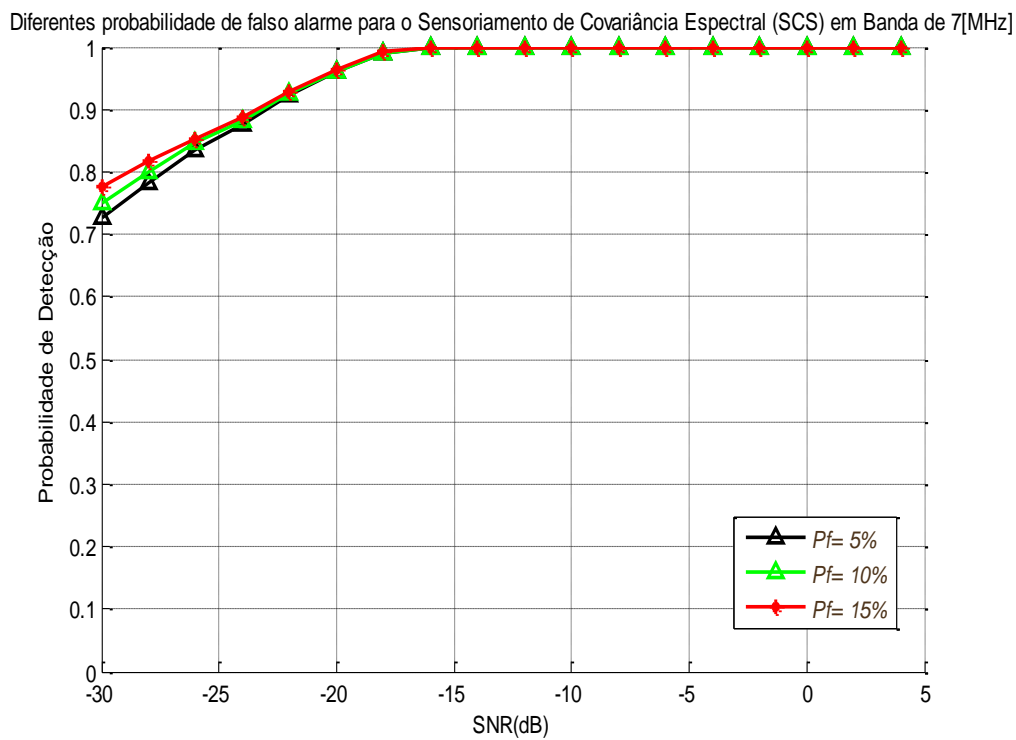


Figura 4.16: Sensoriamento de Covariância Espectral (SCS), Banda de 7 [MHz], Pf=5,10,15.

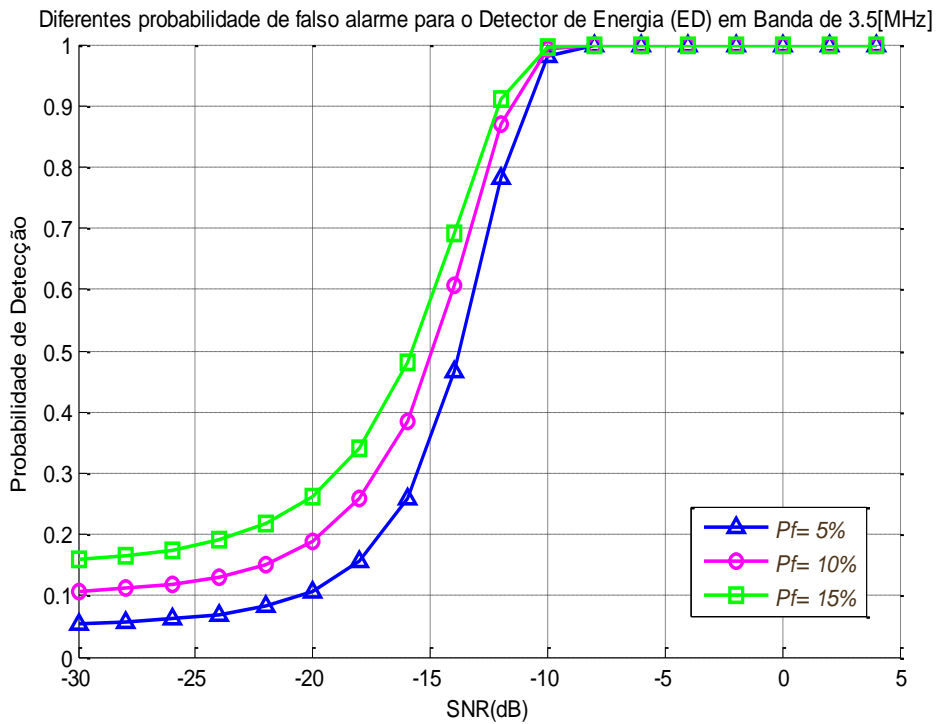


Figura 4.17: Detector de Energia (ED), Banda de 3.5 [MHz], Pf=5,10,15.

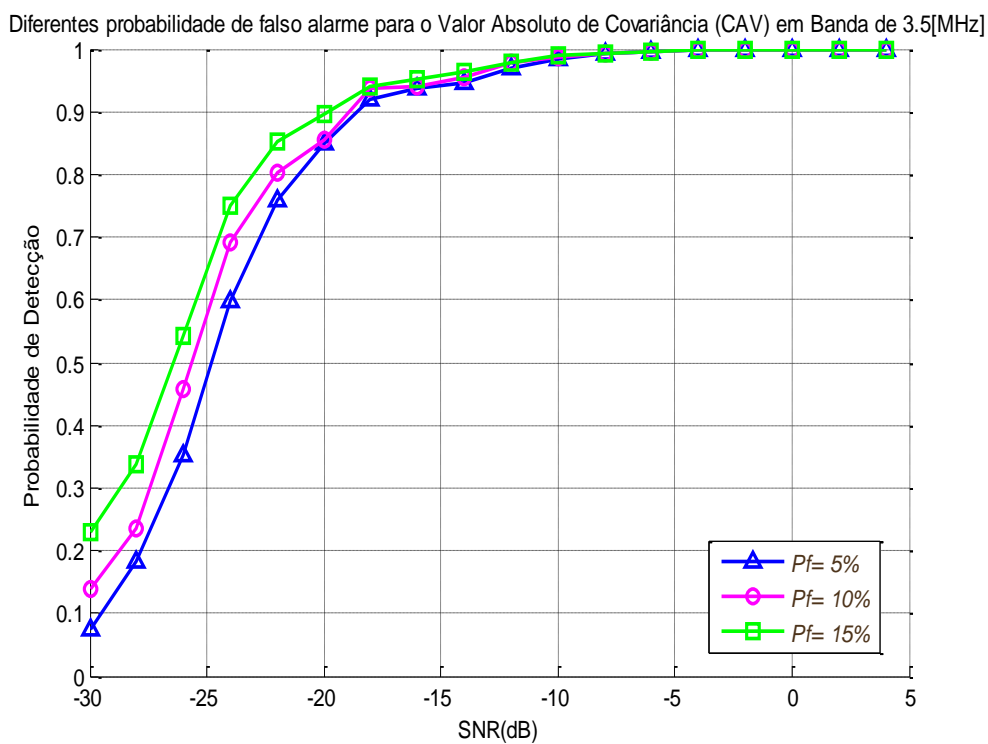


Figura 4.18: Valor Absoluto de Covariância (CAV), Banda de 3.5 [MHz], Pf=5,10,15.

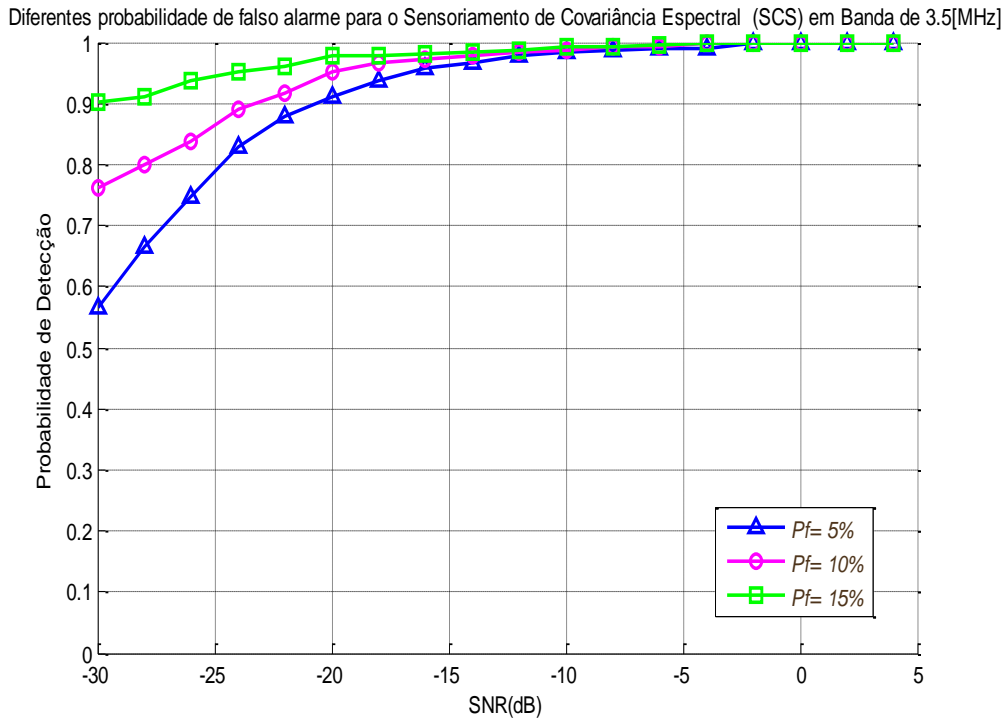


Figura 4.19: Sensoriamento de Covariância Espectral (SCS), Banda de 3.5 [MHz], Pf=5,10,15.

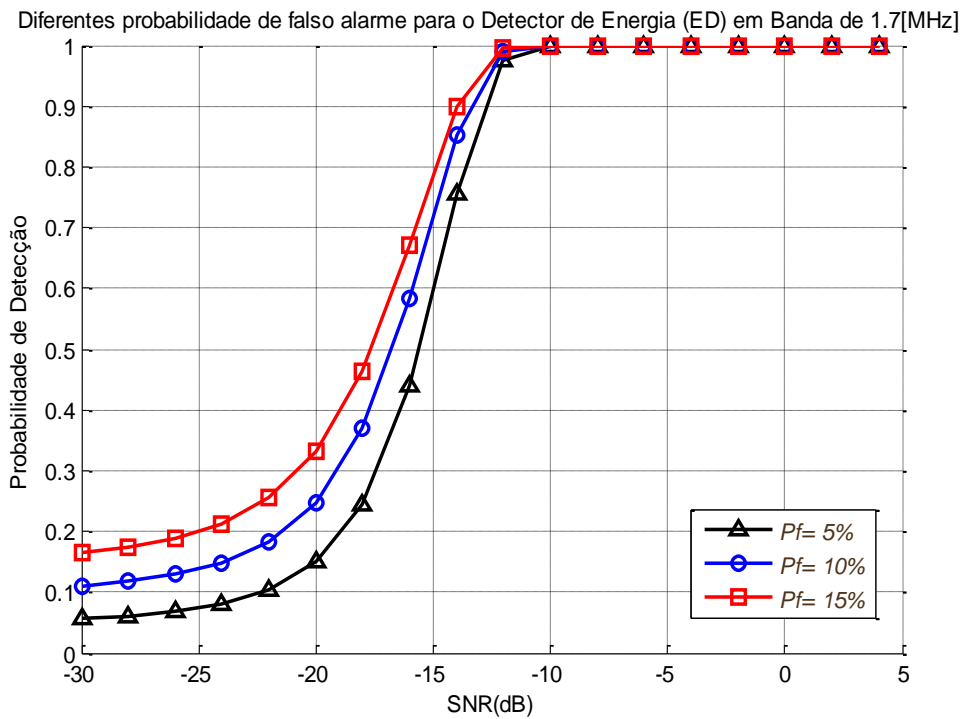


Figura 4.20: Detector de Energia (ED), Banda de 1.7 [MHz], Pf=5,10,15.

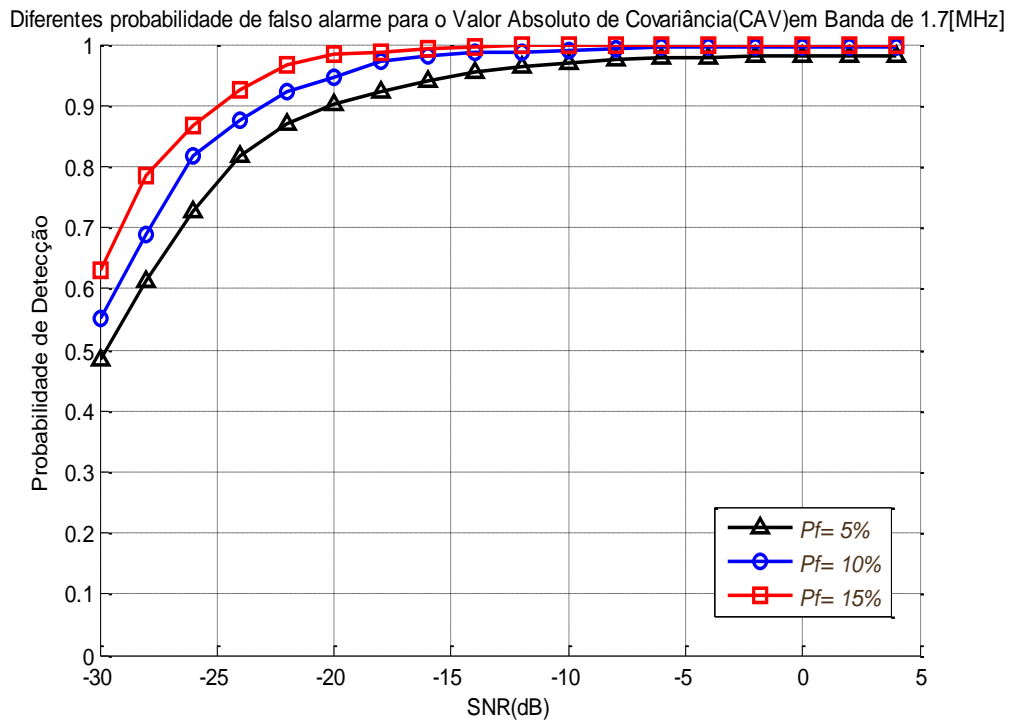


Figura 4.21: Valor Absoluto de Covariância (CAV), Banda de 1.7 [MHz], Pf=5,10,15.

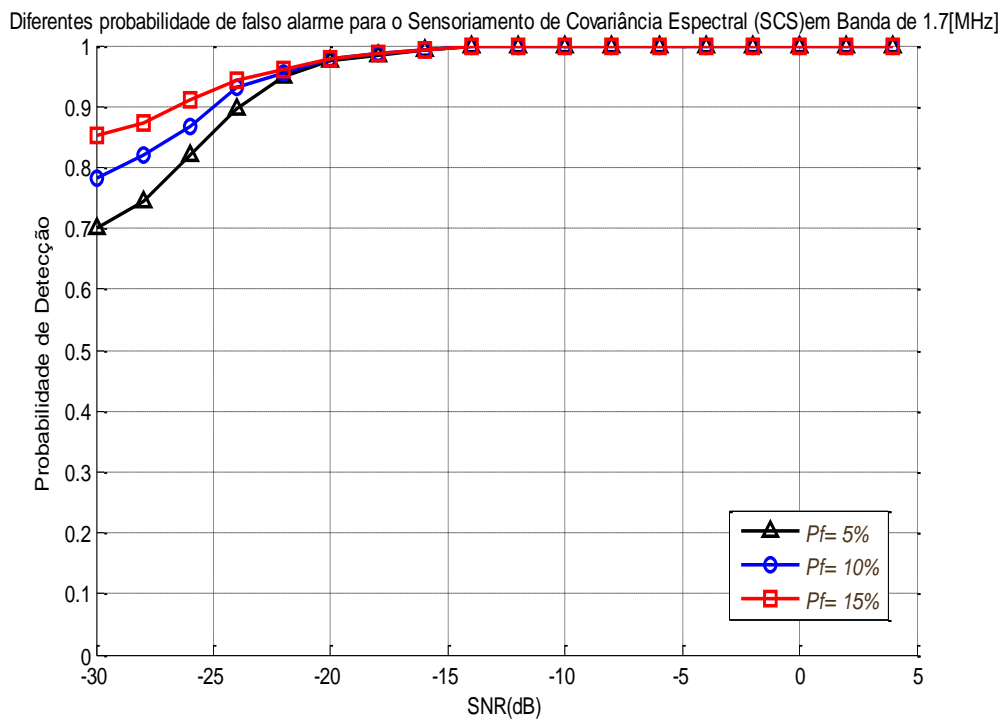


Figura 4.22: Sensoriamento de Covariância Espectral (SCS), Banda de 1.7 [MHz], Pf=5,10,15.