LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

Classificação Automatizada de Sinais Radar de Baixa Probabilidade de Interceptação: Uma Abordagem de Aprendizado Profundo Utilizando a Distribuição Smoothed Pseudo Wigner Ville

Edgard B. Alves
Instituto Militar de Engenharia (IME)
Rio de Janeiro, RJ – Brasil
braz.edgard@ime.eb.br

Jorge A. Alves
Escola Naval (EN)
Rio de Janeiro, RJ – Brasil
jorge.amaral@marinha.mil.br

Ronaldo R. Goldschmidt
Instituto Militar de Engenharia (IME)
Rio de Janeiro, RJ – Brasil
ronaldo.rgold@ime.eb.br

RESUMO

A Guerra Eletrônica Radar é crucial para a segurança nacional. Para adaptá-la aos desafios contemporâneos, é imprescindível a aplicação de algoritmos de detecção automática de modulações intrapulso (ATR) em sinais radar de Baixa Probabilidade de Interceptação (LPI). A maioria dos ATR para sinais LPI combina a Distribuição Choi-Williams com Redes Neurais Convolucionais (CNN). Este estudo sugere uma solução que utiliza a distribuição Smoothed Pseudo-Wigner-Ville (SPWVD) e a CNN GoogLeNet, visando aprimorar o desempenho do ATR. A solução sugerida obteve uma precisão de classificação de 99,06% para 13 modulações e 806.000 amostras produzidas. Os conjuntos de dados contendo tais amostras estão acessíveis para estudos.

PALAVRAS CHAVE. Redes Neurais Convolucionais (CNN), Reconhecimento Automático de Sinais Radar de Baixa Probabilidade de Interceptação (LPI), SPWVD.

SE- Poder Marítimo, Defesa e Pesquisa Operacional; Inteligência Computacional

ABSTRACT

Radar Electronic Warfare is crucial for national security. To adapt it to contemporary challenges, it is essential to apply automatic intrapulse modulation detection algorithms (ATR) in Low Probability of Interception (LPI) radar signals. Most ATR for LPI signals combine the Choi-Williams Distribution with Convolutional Neural Networks (CNN). This study suggests a solution that uses the Smoothed Pseudo-Wigner-Ville (SPWVD) distribution and the GoogLeNet CNN, aiming to enhance the ATR performance. The suggested solution achieved a classification accuracy of 99,06% for 13 modulations and 806,000 produced samples. The data sets containing such samples are accessible for studies.

KEYWORDS. Convolutional Neural Networks (CNN), Automatic Recognition of Low Probability of Interception (LPI) Radar Signals, SPWVD.

Maritime Power, Defense and Operational Research; Computational Intelligence

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

1. Introdução

Hoje em dia, a Guerra Eletrônica, um conjunto de estratégias destinadas a garantir o uso do espectro eletromagnético por forças aliadas e limitar ou evitar seu uso por forças adversárias [MD, 2004], tem se tornado cada vez mais crucial na defesa global. As *Medidas de Suporte à GE* (MAGE) estão se tornando indispensáveis para melhorar os processos de detecção, identificação e proteção contra equipamentos inimigos, como mísseis. No âmbito da detecção de mísseis, há uma tendência para integrar sistemas de Inteligência Eletrônica (ELINT - *Electronic Intelligence*) aos equipamentos MAGE, com foco na identificação de sinais radar de Baixa Probabilidade de Interceptação (LPI - *Low Probability of Interception*) [Kong et al., 2018]. Graças à implementação de algoritimos robustos de reconhecimento automático de modulações intrapulso (ATR - *Automatic Target Recognition*) de sinais radar LPI, os sistemas ELINT apresentam um bom desempenho, mesmo em ambientes com baixa relação sinal-ruído (SNR - *Signal to Noise Ratio*) [Liu et al., 2024]. Para simplificar a leitura, neste artigo, a sigla ATR será usada para se referir ao *modelo de ATR*.

Em anos recentes, vários ATR para sinais radar LPI foram criados utilizando uma variedade de algoritmos de classificação, incluindo: Redes Neurais Artificiais tradicionais (ANN - *Artificial Neural Networks*) [Milczarek et al., 2023], Árvores de Decisão (DT - *Decision Trees*) [Niranjan et al., 2021], e Redes Neurais Convolucionais (CNN - *Convolutional Neural Network*) [Liu et al., 2024], entre outros [Kong et al., 2018]. Para sua implementação, esses ATR necessitam que os sinais passem por um pré-processamento utilizando técnicas de Análise Tempo-Frequência (TFA), técnica essa que envolve a conversão de sinais do domínio do tempo para o domínio tempo-frequência [Pace, 2009]. As principais técnicas de TFA usadas em ATR de sinais radar LPI incluem: Distribuição Choi-Williams (CWD) [Liu et al., 2024]; Transformada de Fourier de Tempo Curto (STFT) [Walenczykowska et al., 2023]; e variações da Distribuição de Wigner-Ville (WVD) [Wan et al., 2023], [Willetts et al., 2020], como a Smoothed Pseudo-Wigner-Ville (SPWVD). A SPWVD é uma das técnicas de TFA mais eficazes para estimar diferentes parâmetros temporais e espectrais de sinais radar LPI, especialmente em situações com alta presença de ruído [Ma e Wang, 2013]. Apesar da excelente capacidade discriminatória oferecida pela SPWVD, conforme observado, os estudos que combinaram a técnica TFA-CWD, como meio de pré processamento dos seus ATR, com uma CNN foram os que apresentaram melhor desempenho na identificação de sinais radar LPI [Liu et al., 2024; Huynh-The et al., 2021; Kong et al., 2018].

Ao examinar esses estudos, nota-se que, apesar de todos terem adotado diferentes TFA no pré-processamento dos sinais, foram usados valores "default" para os hiperparâmetros das respectivas CNN, ou seja, não foi feito um processo de otimização de hiperparâmetros. A otimização de hiperparâmetros é justificada nas aplicações de Aprendizado de Máquina, pois o desempenho dos modelos de classificação geralmente varia de acordo com os dados e com o pré-processamento aplicado a esses dados [Faceli et al., 2021].

Com base no que foi exposto, este estudo propõe a seguinte hipótese: *O uso de uma CNN com hiperparâmetros ajustados de acordo com a técnica de TFA empregada no pré-processamento dos sinais radar LPI pode resultar em um ATR, onde a TFA é a SPWVD, com desempenho superior aos ATR em que a TFA é a CWD.*

Portanto, para validar a hipótese proposta, este estudo se dispôs a examinar os resultados produzidos pelos ATR compostos pela aplicação da SPWVD e CWD, como técnicas de pré-processamento, seguidas por um classificador baseado na CNN GoogLeNet, em 13 tipos de modulações intrapulso de sinais radar LPI. Os classificadores dos ATR compostos pela SPWVD e CWD foram versões da CNN GoogLeNet com hiperparâmetros otimizados, treinadas após a aplicação da TFA-SPWVD e da TFA-CWD nos dados, respectivamente. As 13 modulações testadas foram geradas considerando uma gama de valores aleatórios para seus respectivos parâmetros,

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

com o objetivo de construir duas bases de Imagens de Tempo-Frequência (TFI - *Time-Frequency Image*): uma resultante do uso da técnica TFA-SPWVD (SPWVD-TFI) e a outra resultante do uso da técnica TFA-CWD (CWD-TFI). Cada uma dessas bases contém 403.000 TFI. O ATR composto pela SPWVD alcançou uma acurácia média de classificação de 99,06% em (0dB) de SNR, superando os resultados obtidos em estudos anteriores obtidos pelos ATR compostos pela CWD, confirmando a hipótese considerada.

Este documento é dividido em mais cinco seções. A Seção 2 introduz as técnicas de TFA usadas para gerar as bases de TFI empregadas nos experimentos. A Seção 3 destaca os estudos que são considerados referência na identificação de sinais radar LPI. A Seção 4 detalha a metodologia utilizada nos experimentos deste estudo, explicando o processo de criação das bases de TFI e a estrutura dos classificadores baseados na GoogLeNet. A Seção 5 apresenta os resultados alcançados e compara esses resultados com os do estado da arte. A Seção 6 traz as conclusões finais da pesquisa realizada, destacando as principais contribuições do trabalho e sugerindo algumas direções para futuras pesquisas.

2. Fundamentação Teórica

Múltiplas técnicas de pré-processamento para sinais radar LPI têm sido criadas. Entre elas, as TFA WVD (e suas variações) e CWD se destacam, pois seu uso tem auxiliado na otimização do desempenho dos ATR.

A WVD oferece uma concentração ótima no tempo-frequência quando comparada a outras TFA [Pace, 2009]. No entanto, ela apresenta Termos Cruzados (CT - Cross-Terms), termos espúrios que aparecem em algumas transformações no domínio do tempo-frequência. Para minimizar a influência dos CT, foi introduzida a Distribuição Pseudo-Wigner-Ville (PWVD), que incorpora uma janela de análise deslizante ao longo do eixo de frequência [Pace, 2009]. Como uma melhoria da PWVD, a CWD foi desenvolvida para reduzir a influência dos CT tanto em frequência quanto no tempo. A CWD é definida a partir da transformada de Fourier X(ω) de x(t) conforme mostrado na Equação 1. Nela, t é a variável de tempo, ω é a variável de frequência angular, $*$ indica o conjugado complexo, e $\sigma = 1$ é o fator de escala que desempenha um papel crucial na supressão dos CT através da suavização da distribuição da CWD. O kernel ϕ representa um filtro passa-baixa para processar a Transformada de Fourier bidimensional em uma função de ambiguidade da classe de Cohen [Pace, 2009]. Normalmente, nesta distribuição, utiliza-se o kernel exponencial $\phi(\xi, \tau) = e^{-\xi^2\tau^2/\sigma}$ [Choi e Williams, 1989].

$$CWD_x(t,\omega) = \frac{1}{2\pi}\int_{\xi=-\infty}^{\infty} e^{-j\xi t}\int_{\mu=-\infty}^{\infty}\sqrt{\frac{\sigma}{4\pi\xi^2}}e^{\frac{(\mu-\omega)^2}{4\xi^2/\sigma}}x(\mu+\frac{\xi}{2})x^*(\mu-\frac{\xi}{2})d\mu d\xi \tag{1}$$

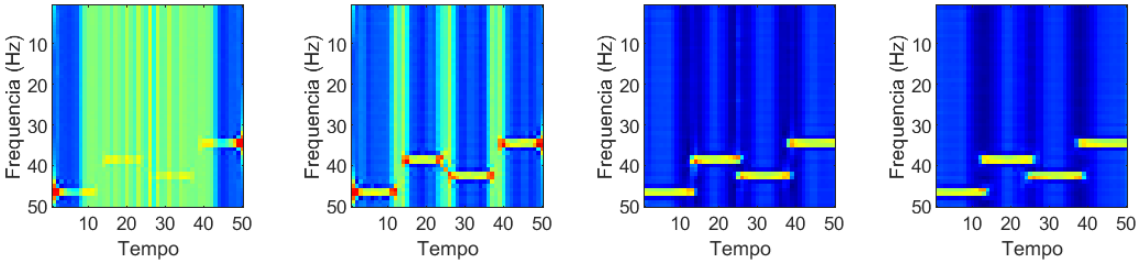
Uma alternativa proposta para minimizar a interferência dos CT da WVD foi o desenvolvimento da SPWVD, que incorporou uma janela de suavização tanto na frequência quanto no tempo. A SPWVD é definida pela Equação 2 [Ma e Wang, 2013]. Nesta equação, h(τ) e g(ν) são as funções de janela no tempo e na frequência, respectivamente; x(t) representa o sinal analítico de r(t); e $*$ indica o conjugado complexo. O sinal analítico x(t) é dado pela Equação $x(t) = r(t) + jH[r(t)]$, onde $H[r(t)]$ é a transformada de Hilbert do sinal real r(t). Um maior detalhamento das características de cada TFA citada neste trabalho pode ser encontrado em [Pace, 2009].

$$SPWVD_x(t,f) = \int\int x(t-\nu+\tau/2)x^*(t-\nu-\tau/2)h(\tau)g(\nu)e^{-j2\pi f\tau}d\nu d\tau \tag{2}$$

A interferência visual resultante da presença dos CT no domínio do tempo-frequência pode ser vista nos exemplos da Figura 1. Eles exibem o resultado da aplicação de cada TFA em

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

um sinal radar LPI. As TFI geradas pela WVD 1a e pela PWVD 1b mostram altos valores de CT (visíveis pelas barras verticais destacadas), em contraste com as TFI produzidas pela CWD 1c e pela SPWVD 1d. Vale ressaltar que, apesar das TFI serem semelhantes, a imagem da letra 1d parece ter uma resolução ligeiramente melhor que a imagem 1c, indicando uma possível superioridade do uso da SPWVD em relação à CWD.



(a) WVD (b) PWVD (c) CWD (d) SPWVD

Figura 1: Pré-processamento do sinal LPI Costas-4 utilizando diversas TFA

3. Trabalhos Relacionados

No momento, os estudos que representam o estado da arte na classificação de sinais radar LPI em relação ao tipo de modulação são os de [Liu et al., 2024], [Huynh-The et al., 2021] e [Kong et al., 2018]. A Tabela 1 destaca algumas das características principais desses trabalhos em comparação com as desta proposta atual. Ao observar a tabela mencionada, nota-se que o único estudo que empregou diferentes técnicas de TFA e comparou resultados entre os modelos de classificação foi [Huynh-The et al., 2021]. No entanto, ao contrário da proposta aqui apresentada, as três CNNs do tipo LPINet avaliadas nos experimentos descritos em [Huynh-The et al., 2021] foram geradas a partir dos mesmos valores *default* dos hiperparâmetros da implementação usada pelos autores, independentemente da técnica de TFA adotada no pré-processamento dos sinais. Além disso, a proposta deste trabalho foi a única a avaliar e comparar os efeitos do uso da TFA-SPWVD e da TFA-CWD nos mesmos sinais. Essa estratégia baseou-se na expectativa de que, mesmo com pequenas diferenças de resolução, como as ilustradas nas Figuras 1d e 1c, a TFA-SPWVD poderia fornecer uma maior capacidade discriminatória, levando a melhores resultados de classificação do que a TFA-CWD.

Tabela 1: Características principais dos estudos correlatos e desta proposta

Trabalhos	**Técnicas de TFA**	**Tipo de CNN**	**Otimiz. Hiper.**	**Faixa de SNR (dB)**		**Total de sinais LPI**
				de	**a**	
[Kong et al., 2018]	CWD	LWRT	Não	-20	10	12
[Huynh-The et al., 2021]	CWD, STFT, WVD	LPINet	Não	-20	10	13
[Liu et al., 2024]	CWD	CV-LPINet	Não	-18	10	12
Proposta	CWD, SPWVD	GoogLeNet	Sim	-20	10	13

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

4. Metodologia Proposta

Para validar a hipótese proposta neste estudo, utilizou-se a metodologia ilustrada na Figura 2. Esta metodologia inclui as seguintes fases: geração da Base de Instâncias de sinais radar LPI, a partir da combinação do sinal LPI sem ruído, com o ruído gaussiano branco aditivo complexo (AWGN - Additive White Gaussian Noise) e com a perda do canal de transmissão; pré-processamento de cada sinal produzido, utilizando as técnicas TFA-CWD e TFA-SPWVD para criar as Bases SPWVD-TFI e CWD-TFI; treinamento e teste dos modelos de classificação em relação ao tipo de modulação; e avaliação dos resultados alcançados. Os parágrafos seguintes detalham cada uma dessas fases.

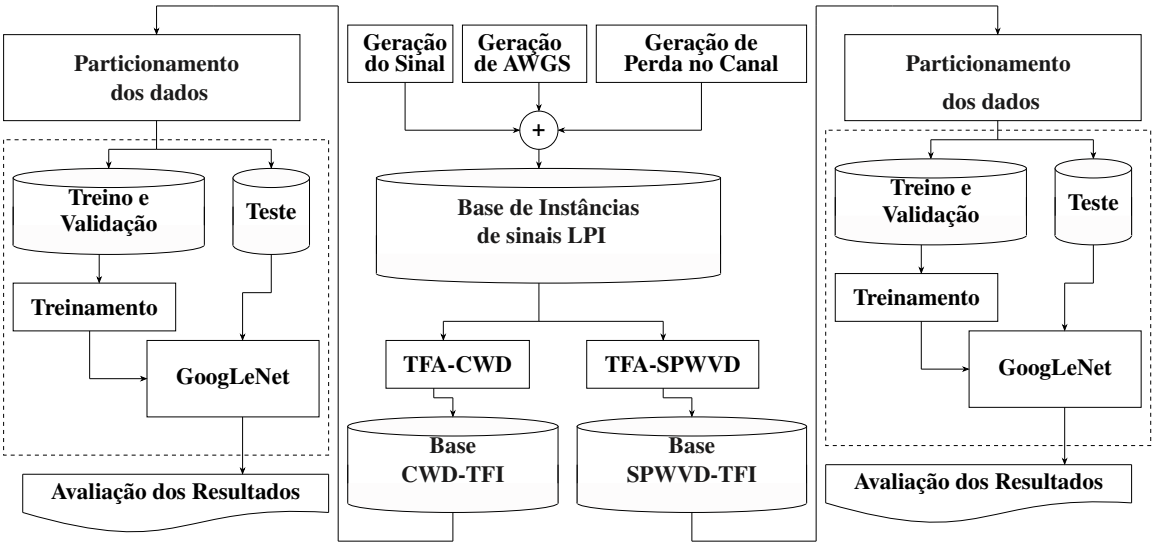


Figura 2: Diagrama do Método Utilizado nos Experimentos

Para a construção da Base de Instâncias de sinais radar LPI, modelou-se o receptor de um sistema radar levando em conta que a amostra complexa de um sinal radar LPI interceptado é afetada pelo AWGN e pela perda no canal, conforme expresso na equação: $y(k) = x(k) \circledast h(k) + n(k)$. Nesta equação: $x(k)$ denota o sinal produzido na etapa de Geração do Sinal, isto é, sem ruído; $h(k)$ representa a interferência originada do canal resultante da etapa de Geração de Perda no Canal de transmissão; $n(k)$ descreve o ruído originado da etapa de Geração de AWGN; e k indica o índice da amostra para cada intervalo T_s (*sampling period*), considerando uma frequência de amostragem f_s (*sampling frequency*).

Vale destacar que este estudo procurou adotar um mecanismo de criação de base de dados idêntico ao utilizado nos trabalhos correlatos. Para isso, foram usados os códigos fonte para a geração de sinais radar LPI fornecidos pelos autores de [Liu et al., 2024], após contato por meio de correspondência eletrônica. Ademais, a base de dados foi criada utilizando as mesmas modulações intrapulso e as mesmas faixas para os respectivos parâmetros indicados na Tabela 1. Dessa forma, foram gerados 13 tipos distintos de modulações de sinais radar LPI: modulação linear de frequência (LFM); sinal sem modulação (retangular); modulação Costas ou por salto em frequência (FSK - Frequency Shift Key); codificação binária Barker; cinco codificações polifásicas (Frank, P1, P2, P3 e P4) e quatro codificações politemporais (T1, T2, T3 e T4). De maneira similar ao adotado por [Huynh-The et al., 2021], o ruído foi criado na etapa de Geração de AWGN, variando a faixa de SNR de (-20dB) a (+10dB) com incremento de (1,0dB), da mesma forma, a interferência gerada pela perda do canal de transmissão foi criada na etapa de Geração de Perda no Canal e mode-

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

lada conforme o desvanecimento de Rayleigh. As diferentes instâncias de sinal que compõem a Base de Sinais LPI foram criadas a partir da variação aleatória dos parâmetros específicos de cada modulação intrapulso, de acordo com as especificações de [Huynh-The et al., 2021] e detalhadas na Figura 3.

Notações

Param.	Descrição
U	Distribuição Uniforme
f_s	Frequência de Amostragem
B	Largura de Banda
N	Número de Amostras
f_c	Frequência Central
FH	Frequência de Salto
f_m	Frequência Fundamental
L_c	Largura do Código
c_{pp}	Ciclos por Fase de Código
M	Número de Passos de Frequência
n_s	Número de Subcódigos
n_g	Número de Segmentos
n_p	Número de Estados de Fase
ψ	Atraso de Caminho
G	Ganho Médio do Caminho
f_{Dmax}	Desvio Doppler Máximo

Configurações do Canal

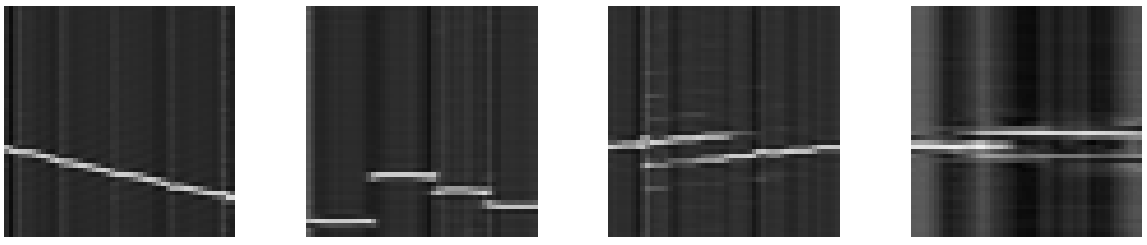
Modelo	Desvanecimento Rayleigh
ψ	$U\,(1, 1000)$ ns
G	$U\,(-20, 0)$ dB
f_{Dmax}	$U\,(10, 1000)$ Hz

Formas de onda LPI

Tipos	Param.	Escala de Valores
Todas	f_c	$U\,(f_s/6, f_s/5)$
LFM	N	$[512, 1024]$
	B	$U\,(f_s/20, f_s/15)$
Rect	N	$[512, 1024]$
Costas	N	$[512, 1024]$
	FH	$\{3, 4, 5, 6\}$
	f_m	$U\,(f_s/32, f_s/25)$
Barker	L_c	$\{7, 11, 13\}$
	c_{pp}	$[2, 5]$
Frank	c_{pp}	$[3, 5]$
	M	$\{6, 7, 8\}$
P1, P2	c_{pp}	$[3, 5]$
	M	$\{6, 8\}$
P3, P4	c_{pp}	$[3, 5]$
	n_s	$\{36, 64\}$
T1, T2	n_p	2
	n_g	$\{4, 5, 6\}$
	N	$[512, 1024]$
T3, T4	n_p	2
	n_g	$\{4, 5, 6\}$
	N	$[512, 1024]$
	B	$U\,(f_s/20, f_s/15)$

Figura 3: Intervalos dos parâmetros empregados na produção das instâncias dos sinais LPI [Huynh-The et al., 2021]

Seguindo as especificações em [Huynh-The et al., 2021], para a produção das Bases CWD-TFI e SPWVD-TFI, cada sinal radar LPI foi inicialmente pré-processado utilizando as técnicas TFA-SPWVD e TFA-CWD. Neste passo, foram usados filtros Kaiser de 63 amostras e com fator de forma (0.5) para suavizar as janelas de tempo e de frequência. Em seguida, foram geradas as respectivas TFI, considerando imagens capturadas com 256 níveis de cinza e de tamanho (50 x 50) pixels, utilizando redimensionamento por interpolação bicúbica. A Figura 4 mostra exemplos de TFI obtidas a partir da TFA-SPWVD com SNR de (+10dB).



(a) LFM (b) Costas (c) Frank (d) Barker

Figura 4: Amostras de TFI da base SPWVD-TFI

Portanto, como mencionado anteriormente na Tabela 2, foram produzidas duas bases de dados, cada uma contendo 403.000 TFI (31 Níveis de SNR * 13 sinais LPI * 1000 Instâncias de

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

Sinais LPI).

Tabela 2: Bases de TFI produzidas no decorrer desta pesquisa

Bases de TFI	**Níveis de SNR ($-20dB$ a $10dB$ com o incremento de $1dB$)**	**Tipos de Modulações Intrapulso**	**Instâncias de Sinais LPI**	**Total de TFI**
CWD-TFI	31	13	1.000	403.000
SPWVD-TFI	31	13	1.000	403.000

Durante a fase de Divisão dos Dados, cada conjunto de TFI é segmentado em três partes: treino, validação e teste. Foi escolhido o método holdout, aleatório e sem reposição, estratificado na proporção de 70-15-15. Esta distribuição foi selecionada para possibilitar uma comparação mais efetiva com os resultados alcançados por [Huynh-The et al. 2021], que utilizou a mesma proporção e método.

Nas fases de treinamento e teste dos modelos classificatórios, a CNN GoogLeNet foi a escolhida para ser utilizada (`https://github.com/BVLC/caffe/tree/master/models/bvlc_googlenet`). Essa escolha foi baseada principalmente devido à sua performance, que se aproxima do estado da arte em termos de classificação [Szegedy et al., 2015], bem como por possuir processamento mais rápido quando comparado com outras CNN, por exemplo, com a ResNet. A arquitetura dessa rede é composta por 27 camadas profundas, formadas a partir do empilhamento linear de 9 módulos de incepção, conforme ilustrado na Figura 5. Esses módulos utilizam filtros de convolução 1 x 1, 3 × 3, 5 × 5, além de camadas de pooling máximo. Essa estrutura possibilita a identificação e categorização de imagens, mesmo quando disponíveis com informações limitadas [Szegedy et al., 2015].

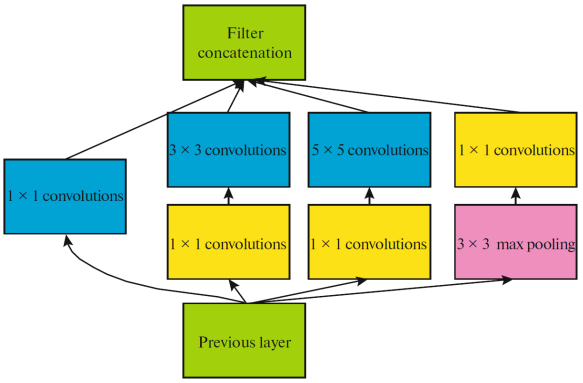


Figura 5: Módulos Inception [Szegedy et al., 2015]

No decorrer do treinamento, os valores dos hiperparâmetros da GoogLeNet aplicada à CWD-TFI e da GoogLeNet aplicada à SPWVD-TFI foram otimizados de forma automática por meio de buscas bayesianas utilizando o aplicativo (App) Experiment Manager do MATLAB (`https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/experimentmanager-app.html`). Este App foi configurado para empregar o método de Gradiente Descendente Estocástico com Momento (SGDM - Stochastic Gradient Descent with Momentum) como otimizador. Para este processo de otimização foram selecionados os hiperparâmetros e as faixas de valores constantes na tabela 3. Nesta tabela são apresentados os valores ideais para cada hiperparâmetro (associados à configuração da GoogLeNet de melhor desempenho obtido), bem como as suas respectivas faixas

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

de busca utilizadas ao longo do treinamento. Em todos os modelos construídos, o valor 128 foi adotado como tamanho de *minibatch*.

Tabela 3: Intervalos de pesquisa e valores ideais obtidos para os hiperparâmetros da CNN GoogLeNet.

Parâmetro Selecionado	**Faixa Avaliada**		**Valor Ótimo Obtido**	
	de	**a**	**CWD+ GoogLeNet**	**SPWVD+ GoogLeNet**
Taxa de Aprendizado Inicial	0.1	0.0005	0.0092	0.01
Momento	0.98	0.8	0.9421	0.9124
Regularização L2	0.01	10^{-10}	0.0001	0.0005
Learn Rate Drop Period	10 épocas	1 época	10 épocas	10 épocas
Learn Rate Drop Factor	0.2	0.01	0.1	0.1

Finalmente, a fase de avaliação dos resultados envolveu a comparação dos resultados alcançados pelos ATR formados pela SPWVD e GoogLeNet com os resultados obtidos pela CWD com GoogLeNet, e entre a SPWVD e GoogLeNet com os resultados divulgados pelos trabalhos de referência no estado da arte.

Todos os experimentos foram realizados em uma plataforma de hardware usando uma CPU 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12500H de 2.50 GHz, 16GB de RAM, e uma única GPU NVIDIA GeForce RTX 3070 Ti de 8GB.

5. Resultados

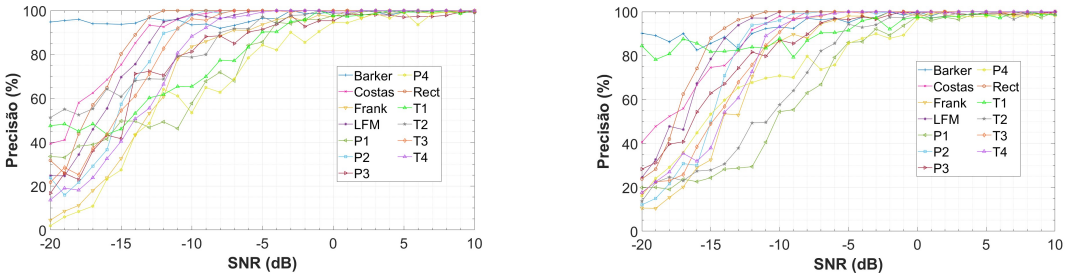
Com o objetivo de reunir indícios que confirmem a validade da hipótese proposta neste estudo, três análises foram conduzidas com base na avaliação dos resultados alcançados.

Na primeira análise, compara-se os resultados de duas diferentes combinações de ATR: a primeira empregando a base CWD-TFI; e a segunda empregando a base SPWVD-TFI. Em ambas as combinações empregou-se o mesmo classificador, ou seja, a CNN GoogLeNet. Os resultados obtidos nesta primera análise podem ser observados na Figura 6. Ela apresenta os valores de precisão obtidos por cada uma das combinações de ATR testadas, considerando os 13 tipos de sinais LPI e variando-se a SNR entre -20dB e 10dB. Ressalta-se que para valores de SNR elevados, acima de 0dB, a precisão se aproxima de 100% para todos os tipos de sinais LPI. Adicionalmente, nota-se que em -20dB o sinal Barker apresentou 94,8% de precisão com a base CWD-TFI e 90,2% de precisão com a base SPWVD-TFI. Em contrapartida, também em -20dB de SNR, o sinal T1 apresentou 47,50% de precisão com a base CWD-TFI e 84,46% com a base SPWVD-TFI. Outra observação importante foi o bom resultado obtido para o sinal Costas que obteve 40,56% empregando-se a base SPWVD-TFI e 39,42% com a base CWD-TFI. Por outro lado, a base CWD-TFI obteve um melhor resultado considerando o sinal T2, sob -20dB, apresentando 51,28% de precisão.

Com base nos resultados obtidos na primeira análise percebe-se que as duas combinações apresentaram resultados equivalentes, ou seja, cada uma das arquiteturas apresentou resultados melhores para alguns tipos de sinais LPI e piores para outros tipos, não havendo, portanto, uma combinação que supere a outra considerando todos os 13 tipos de sinais LPI e toda a faixa de SNR.

Na segunda análise, compara-se os resultados de acurácia média obtida considerando todos os 13 tipos de sinais LPI juntos, ou seja, somando-se os resultados individuais de cada tipo de sinal LPI e calculando o valor de acurácia média para cada uma das duas combinações de ATR testadas e em toda a faixa de valores de SNR considerada, conforme ilustrado na Figura 7. Observando-se a Figura 7 percebe-se que as duas combinações testadas apresentam valores de acurácia média equivalentes em toda a faixa de valores de SNR. Adicionalmente, ressalta-se que para valores elevados de SNR, os valores de acurácia média se aproximam de 100%, independente de se utilizar a

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br



(a) CWD-TFI com GoogLeNet (b) SPWVD-TFI com GoogLeNet

Figura 6: Comparação de precisão de classificação dos 13 sinais LPI testados

base CWD-TFI ou a base SPWVD-TFI. Como exemplo, cita-se que em 0dB foi obtida a acurácia de 98,45% com a base CWD-TFI e 99,06% com a base SPWVD-TFI. Outro ponto da curva da Figura 7 que reflete um melhor desempenho da combinação que emprega a base SPWVD-TFI em relação àquela que emprega a base CWD-TFI ocorre na SNR de -8dB. Neste ponto de SNR, a acurácia com a base SPWVD-TFI fica 2,0 p.p acima daquele obtido com a base CWD-TFI.

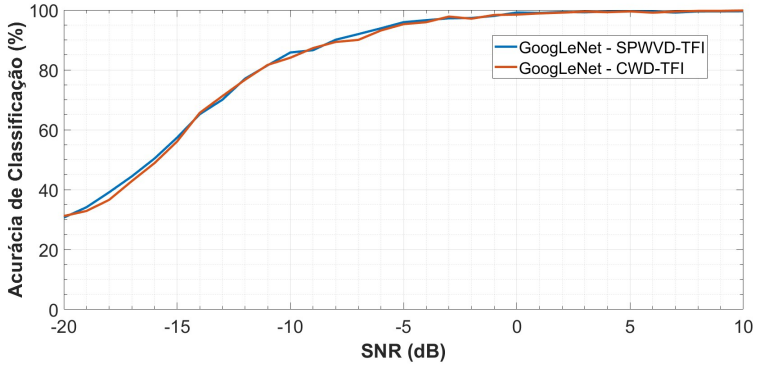
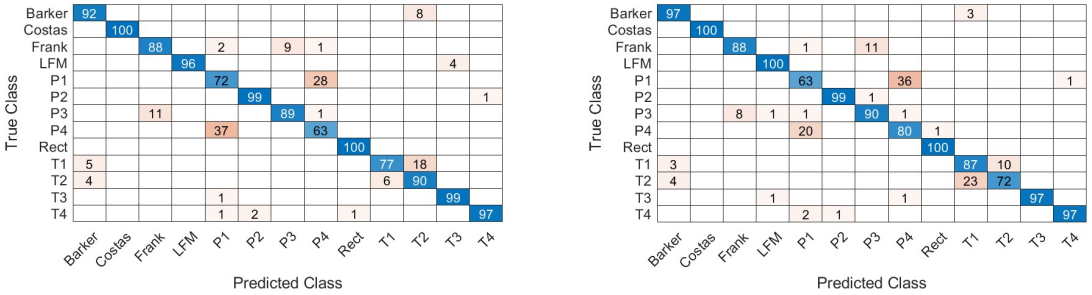


Figura 7: Acurácia média obtida com as bases SPWVD-TFI e CWD-TFI

Com base nos valores da Figura 7 calculou-se o valor de acurácia geral para toda a faixa de valores de SNR. A acurácia geral obtida com a base CWD-TFI foi de 82,72% e com a base SPWVD-TFI foi de 83,11%.

Adicionalmente, apresenta-se na Figura 8 as matrizes de confusão, de ambas as combinações para a SNR de -8 dB. Em ambas as matrizes de confusão, pode-se verificar que alguns tipos de modulação são fortemente confundidos com outros. Por exemplo, percebe-se que os sinais P1 são confundidos com os sinais P4, enquanto que os sinais T1 são confundidos com os sinais T2. Tais classificações errôneas ocorrem independente do tipo de técnica de TFA empregada, ou seja, ocorre tanto com a CWD como com a SPWVD. Porém é perceptível a preponderância da capacidade de classificação do ATR que faz uso da SPWVD-TFI sobre o que opta pela CWD-TFI. Tal constatação se dá por duas análises: A maior acurácia do ATR de base SPWVD-TFI, de 90,00% contra 89,38% com a base CWD-TFI; e a maior precisão fornecida pelo ATR de base SPWVD-TFI, o qual, em relação ao de base CWD-TFI, obteve melhores valores classificação em 5 tipos de sinais radar LPI (Barker, LFM, P3, P4, e T1), somente perdendo em classificação quanto a 3 tipos de sinais LPI (P1, T2 e T3).

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br



(a) Matriz de Confusão da CWD-TFI

(b) Matriz de Confusão da SPWVD-TFI

Figura 8: Matrizes de Confusão da CWD-TFI e SPWVD-TFI com GoogLeNet a -8dB SNR

Os achados obtidos na primeira e segunda análises fornecem indícios que corroboram para a hipótese proposta neste estudo. Além disso, sugerem que a utilização da técnica TFA-SPWVD, em conjunto com uma CNN GoogLeNet treinada com os hiperparâmetros otimizados, pode se apresentar como uma alternativa promissora para a identificação das modulações de sinais radar LPI.

A fim de caracterizar o bom desempenho do novo ATR proposto neste artigo, foi realizada a terceira análise. Nesta última análise, foram comparados os resultados obtidos pela combinação composta pela base SPWVD-TFI e pelo classificador GoogLeNet com os resultados obtidos pelas combinações dos trabalhos relacionados.

A Figura 9 exibe os gráficos dos valores médios de acurácia alcançados por este estudo e pelos trabalhos correlatos. A partir desta figura, é perceptível que a combinação sugerida neste trabalho ultrapassa os resultados atingidos por todas as combinações dos trabalhos relacionados em toda a gama de valores de SNR testados. Ademais, nota-se que, para SNR acima de $0dB$, os valores de acurácia são altos e que, especificamente em $0dB$, a combinação sugerida alcança notáveis 99,06% de acurácia média. Levando em conta a faixa de $-6dB$ a $10dB$ de SNR, a acurácia média obtida pela combinação sugerida foi de 98,26%, enquanto que pela combinação proposta por [Huynh-The et al., 2021] foi de 96,33%. No limite inferior da faixa de SNR, isto é, em $-18dB$, o valor de acurácia alcançado pelo presente trabalho foi de 39%, enquanto que o obtido por [Huynh-The et al., 2021] foi de 25%, ou seja, uma diferença de 14 p.p. ou um resultado 56% superior, mesmo em face de alto nível de ruído.

O ganho alcançado pelo presente trabalho, principalmente sob baixos valores de SNR, confere ao ELINT, incorporado a um sistema MAGE, uma melhor capacidade de reação antecipada contra ameaças que empregam a tecnologia de guiagem baseada em radares LPI, como, por exemplo, contra mísseis. Ressalta-se que os sinais radar transmitidos por um míssil dotado de radar LPI possuem muito baixa potência e estão imersos em ruído. Portanto, o maior alcance de detecção de um MAGE estará limitado ao menor valor de SNR em que esse MAGE é capaz de detectar corretamente um sinal LPI.

Outra constatação da preponderância do ATR composto pela base SPWVD-TFI se dá ao compararmos as matrizes de confusão do ATR proposto com o do estado da arte, no caso, a matriz de confusão de [Huynh-The et al., 2021]. Essa comparação pode ser visualizada na Figura 10.

A partir da Figura 10 pode-se constatar que o ATR proposto, a partir da base SPWVD-TFI, alcança melhores resultados que o estado da arte representado por huynh2021accurate51 ao fornecer melhor precisão para oito tipos diferentes de sinais radar LPI (Barker, Frank, P3, P4, Rect, T1, T3 e T4) enquanto mantém a acurácia de 90,00%.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

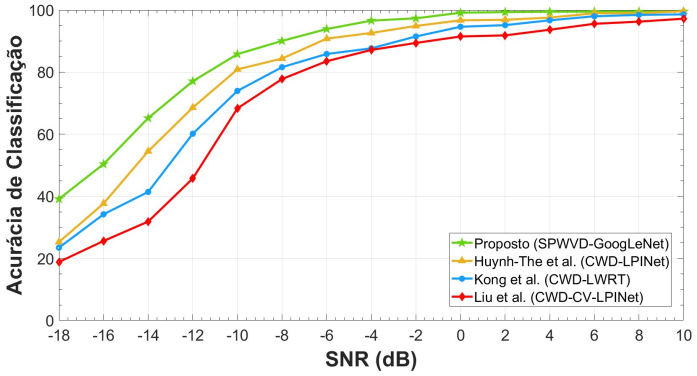
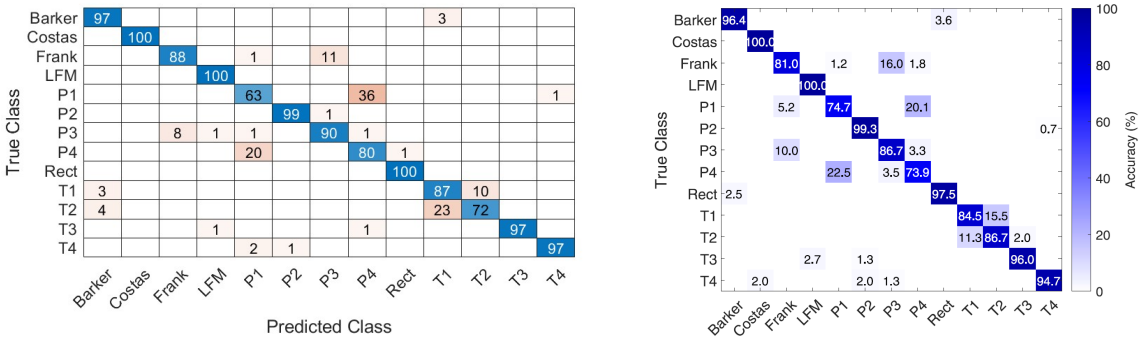


Figura 9: Valores de acurácia média dos ATR dos trabalhos relacionados e do ATR proposto (obtidos a partir do conjunto de teste)



(a) Matriz de Confusão da SPWVD-TFI (Proposta)

(b) Matriz de Confusão da CWD-TFI de [Huynh-The et al., 2021]

Figura 10: Comparação entre as Matrizes de Confusão da SPWVD-TFI (proposta) e da CWD-TFI de [Huynh-The et al., 2021] sob -8dB SNR

Em suma, os achados da terceira análise fortalecem os indícios de que o ATR formado a partir da combinação da base SPWVD-TFI com a CNN GoogLeNet surge como uma opção viável em relação aos ATR do estado da arte para a identificação das modulações de sinais radar LPI.

6. Considerações Finais

Este artigo, como contribuição para a comunidade científica, apresentou uma nova combinação de ATR para classificação de sinais radar LPI que obteve valores de acurácia melhores que os disponíveis na literatura para a faixa de valores de SNR de -18dB a +10dB. Esta combinação foi composta pela técnica de TFA denominada SPWVD e pelo classificador baseado na CNN GoogLeNet. A partir do emprego da TFA-SPWVD foi criada a base SPWVD-TFI que foi utilizada no classificador.

Adicionalmente, as duas bases de imagens geradas durante o processo de avaliação da combinação proposta foram disponibilizadas para o meio acadêmico, ou seja, as bases CWD-TFI e SPWVD-TFI estão disponíveis ao público geral.

Como trabalho futuro pretende-se avaliar o desempenho de uma nova combinação de ATR empregando a técnica STFT-TFA em conjunto com um classificador baseado em CNN a fim de vislumbrar melhor desempenho. Para a escolha de outros classificadores serão consideradas redes CNN mais atuais como, por exemplo, a ResNet. Adicionalmente, pretende-se fazer um estudo

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br

de ablação, no qual será avaliado o efeito de cada hiperparâmetro, modificado individualmente, nos resultados finais de classificação. Como desafio final, pretende-se testar os ATR propostos em cenários de GE reais.

Referências

Choi, H.-I. e Williams, W. J. (1989). Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels. *IEEE Trans on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37 (6):862–871.

Faceli, K., Lorena, A. C., Gama, J., Almeida, T. A. d., e Carvalho, A. C. P. d. L. F. d. (2021). Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina. In *LTC*.

Huynh-The, T. et al. (2021). Accurate lpi radar waveform recognition with cwd-tfa for deep convolutional network. *IEEE Wireless Com. Letters*, 10(8):1638–1642.

Kong, S.-H. et al. (2018). Automatic lpi radar waveform recognition using cnn. *Ieee Access*, 6: 4207–4219.

Liu, Z. et al. (2024). A method for lpi radar signals recognition based on complex convolutional neural network. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 37(1):e3155.

Ma, N. e Wang, J. (2013). Dynamic threshold for spwvd parameter estimation based on otsu algorithm. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 24(6):919–924.

MD (2004). Política de ge de defesa. Portaria 333/MD. Art. 4.

Milczarek, H. et al. (2023). Automatic classification of frequency-modulated radar waveforms under multipath conditions. *IEEE Sensors Journal*.

Niranjan, R., Rama Rao, C., e Singh, A. (2021). Fpga based identification of frequency and phase modulated signals by time domain digital techniques for elint systems. *Defence Science Journal*, 71(1).

Pace, P. E. (2009). *Detecting and classifying low probability of intercept radar*. Artech house.

Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., e Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, p. 1–9.

Walenczykowska, M., Kawalec, A., e Krenc, K. (2023). An application of analytic wavelet transform and convolutional neural network for radar intrapulse modulation recognition. *Sensors*, 23 (4):1986.

Wan, C., Si, W., e Deng, Z. (2023). Research on modulation recognition method of multicomponent radar signals based on deep convolution neural network. *IET Radar, Sonar & Navigation*.

Willetts, B., Ritchie, M., e Griffiths, H. (2020). Optimal time-frequency distribution selection for lpi radar pulse classification. In *2020 IEEE Int Radar Conf (RADAR)*, p. 327–332. IEEE.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193441
https://proceedings.science/p/193441?lang=pt-br