



UNIVERSITATEA DIN BUCUREȘTI
FACULTATEA DE MATEMATICĂ ȘI
INFORMATICĂ



Specializarea: Informatică

Proiect la Procesarea Semnalelor

ANALIZA SEMNALELOR RADAR ÎN PREZENȚA SEA CLUTTER

Abordare bazată pe CFAR-STFT și experimente pe date sintetice și reale

Studenți

Ingrid Corobana

Teodora Nae

Coordonator științific

Prof. Dr. Cristian Rusu

Repository GitHub: https://github.com/dirgnic/Radar_Detection_STFT

București, 2026

Rezumat

Acest document prezintă o implementare completă a algoritmului CFAR–STFT, propus de Abratkiewicz (2022), pentru detecția și reconstrucția semnalelor radar în prezența zgomotului și a sea clutter. Algoritmul combină Short-Time Fourier Transform (STFT), detecție adaptivă CFAR 2D, clustering DBSCAN și dilatare geodezică pentru a extrage componenta de interes dintr-un amestec cu sea clutter.

Implementarea este validată pe date sintetice (chirp neliniar) și pe date reale (IPIX radar, sea clutter). Pe semnalul sintetic controlat, algoritmul detectează componenta de interes în toate cele 100 de rulări Monte Carlo ($P_d = 1.00$). RQF (Reconstruction Quality Factor) crește de la 7.28 dB (SNR = 5 dB) la 29.17 dB (SNR = 30 dB).

Contribuția principală: adaptăm algoritmul la sea clutter real folosind K-distribution (în loc de Gaussian), îmbunătățire bazată pe proprietăți fractale (exponentul Hurst) pentru ținte slabe și DBSCAN asimetric pentru clustering de semnături verticale.

Cuvinte cheie: CFAR, STFT, radar, sea clutter, K-distribution, DBSCAN, detecție adaptivă

Abstract

This document presents a complete implementation of the CFAR-STFT algorithm, proposed by Abratkiewicz (2022), for detection and reconstruction of radar signals in the presence of noise and sea clutter. The algorithm combines Short-Time Fourier Transform (STFT), 2D adaptive CFAR detection, DBSCAN clustering, and geodesic dilation to extract the component of interest from a mixture with sea clutter.

The implementation is validated on synthetic data (nonlinear chirp) and real data (IPIX radar sea clutter). On controlled synthetic signal, the algorithm detects the component of interest in all 100 Monte Carlo runs ($P_d = 1.00$). RQF (Reconstruction Quality Factor) increases from 7.28 dB (SNR = 5 dB) to 29.17 dB (SNR = 30 dB).

Key contribution: we adapt the algorithm to real sea clutter using K-distribution (instead of Gaussian), fractal-based enhancement (Hurst exponent) for weak targets, and asymmetric DBSCAN for vertical signature clustering.

Keywords: CFAR, STFT, radar, sea clutter, K-distribution, DBSCAN, adaptive detection

Cuprins

1	Introducere	4
2	State-of-the-art și Fundamente	5
2.1	STFT - Transformata Fourier cu Timp Scurt	5
2.2	CFAR 2D (GOCA-CFAR)	5
2.3	DBSCAN	5
3	Descrierea completă a algoritmului	6
3.1	Pipeline general (5 pași)	6
3.1.1	Pasul 1: Calcul STFT	6
3.1.2	Pasul 2: Detecție CFAR 2D	7
3.1.3	Pasul 3: Clustering DBSCAN	7
3.1.4	Pasul 4: Dilatare geodezică	7
3.1.5	Pasul 5: Extragere detecției	7
4	Date și surse de validare	8
4.1	Baza de date IPIX	8
4.2	Experimente pe semnale sintetice	8
4.3	Experimente pe IPIX cu ținte reale	9
5	Adaptări pentru sea clutter	12
5.1	Adaptarea 1: K-distribution	12
5.2	Adaptarea 2: Exponentul Hurst	12
5.3	Adaptarea 3: DBSCAN asimetric pentru semnături verticale	13

6	Detalii de implementare	14
6.1	Parametri și calibrare	14
6.2	Interpretare Doppler	15
7	Concluzii și direcții viitoare	16
7.1	Concluzii	16
7.2	Direcții viitoare	16
7.3	Cod	16

Capitolul 1

Introducere

Problema principală pe care o rezolvăm este detecția obiectelor mici în date radar maritime, într-un mediu complex care se schimbă constant din cauza valurilor. Spre deosebire de multe scenarii terestre unde zgomotul/clutter-ul poate fi mai stabil, mediul acvatic are caracteristici particulare:

- statisticile nu sunt bine modelate Gaussian (apar valori extreme mai frecvent decât în distribuția normală),
- există corelație temporală (valurile creează tipare structurate),
- efectele Doppler duc la extinderea spectrului (valuri în mișcare),
- apar spike-uri vizibile în spectrograme când valurile sunt mai mari.

Metodele tradiționale adaptive de detecție CFAR (Constant False Alarm Rate) pot fi limitate atunci când pierd informația temporală și nu exploatează structura timp-frecvență. Abratkiewicz (2022)¹ propune o abordare care folosește explicit structura time-frequency pentru a îmbunătăți atât detecția, cât și recuperarea/reconstrucția componentelor semnalului.

¹Abratkiewicz, K. (2022). Radar Detection-Inspired Signal Retrieval from the Short-Time Fourier Transform. *Sensors*, 22(16), 5954.

Capitolul 2

State-of-the-art și Fundamente

2.1 STFT - Transformata Fourier cu Timp Scurt

$$X(k, n) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m) \cdot w(m - nH) \cdot e^{-j2\pi km/N} \quad (2.1)$$

cu $N = 256$, $H = 32$ (87.5% overlap), fereastră Gaussiană $w(m) = e^{-m^2/(2\sigma^2)}$, $\sigma = 8$.

2.2 CFAR 2D (GOCA-CFAR)

Detectie adaptivă cu prag local: $H(k, n) = 1$ dacă $|X(k, n)|^2 > T$, unde

$$T = R \cdot \hat{Z}, \quad \hat{Z} = \max(\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4), \quad R = N_T(P_f^{-1/N_T} - 1) \quad (2.2)$$

2.3 DBSCAN

Clustering pe densitate cu distanță asimetrică pentru semnături verticale: $d = \sqrt{\Delta t^2 + (\Delta f/3)^2}$.

Capitolul 3

Descrierea completă a algoritmului

3.1 Pipeline general (5 pași)

Algoritmul complet are cinci pași:

1. calcul STFT cu fereastră Gaussiană;
2. detecție CFAR 2D în plan timp-frecvență;
3. clustering DBSCAN al punctelor detectate;
4. extinderea măștii prin dilatare geodezică (geodesic dilation);
5. extragere detecții (maskare STFT).

3.1.1 Pasul 1: Calcul STFT

Aplică formula (1) cu $N_{fft} = 256$, hop=32, fereastră Gaussiană $\sigma = 8$.

3.1.2 Pasul 2: Detecție CFAR 2D

Pentru fiecare bin (k, n) : calculează media puterii în 4 cadrane, prag $T = R \cdot \max(\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4)$, decizie dacă $|X(k, n)|^2 > T$. Parametri: $P_f = 0.001$, $N_G = 3$, $N_T = 12$.

3.1.3 Pasul 3: Clustering DBSCAN

Grupează punctele detectate (k,n) cu distanța asimetrică din ecuația (3). Parametri: $\varepsilon = 8$, minSamples=5.

3.1.4 Pasul 4: Dilatare geodezică

Aplică dilatare cu kernel cruce (3×3) de 3 ori: for i in range(3): H_dil = scipy.ndimage.maximum_filter(H_dil, footprint=cross). Expandează detecțiile pentru a conecta punctele apropiate.

3.1.5 Pasul 5: Extragere detecții

Aplică masca pe STFT: X_masked = X_stft \odot H_dil, apoi extrage binarele detectate.

Capitolul 4

Date și surse de validare

4.1 Baza de date IPIX

IPIX (McMaster University): radar X-band coerent, $f_{RF} = 9.39$ GHz, PRF=1000 Hz, date complexe I/Q. Ținta: sferă 1m la 2660m. Ținte validate: #17, #18, #30, #40.

4.2 Experimente pe semnale sintetice

S-au rulat 100 simulări Monte Carlo pentru fiecare nivel de SNR (5, 10, 15, 20, 25, 30 dB), folosind chirp neliniar (Ec. 14). Rata de detecție: 100% în toate rulările.

Metrica RQF:

$$\text{RQF} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_n |x[n]|^2}{\sum_n |x[n] - \hat{x}[n]|^2} \right) \text{ [dB]} \quad (4.1)$$

Tabela 4.1: Rezultate CFAR-STFT pe chirp neliniar sintetic – 100 rulări MC

SNR [dB]	RQF_mean [dB]	RQF_std [dB]	P_deteție [%]	N_rulări
5	7.28	0.47	100.0	100
10	16.81	0.60	100.0	100
15	22.95	0.56	100.0	100
20	26.40	0.51	100.0	100
25	28.43	0.39	100.0	100
30	29.17	0.25	100.0	100

4.3 Experimente pe IPIX cu ținte reale

Am rulat detecție animată pe fișierele cu ținte reale. Figurile de mai jos arată cadre din animațiile de detecție:

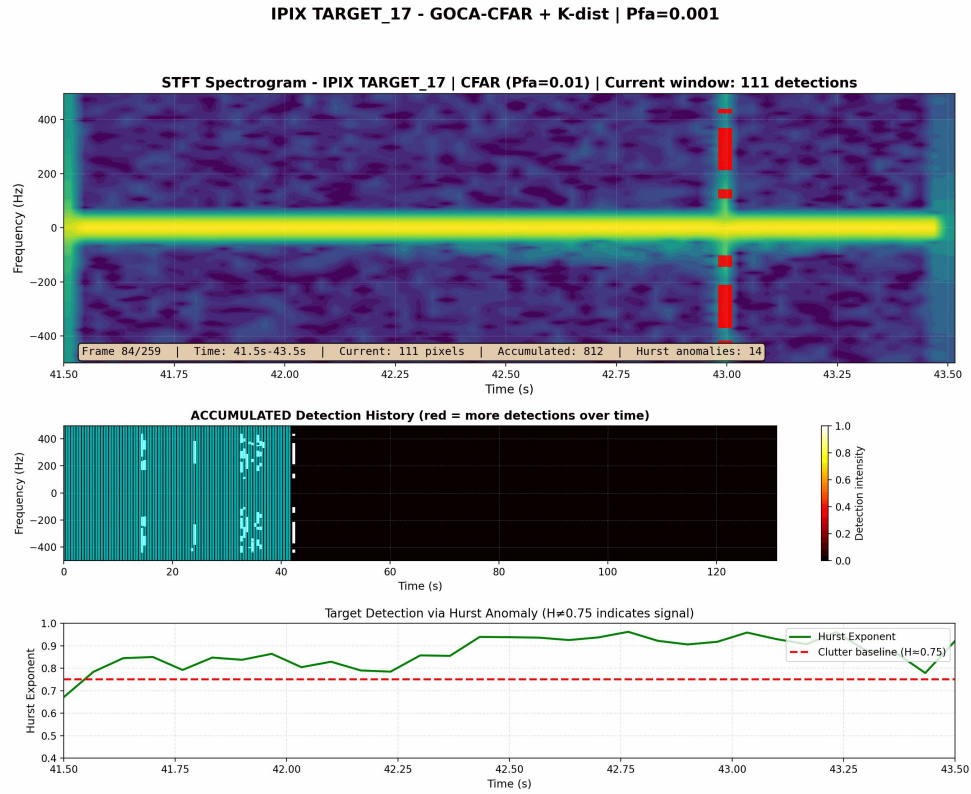


Figura 4.1: Detecție GOCA-CFAR pe IPIX Target #17 – Cadru din animație arătând detecții active. Cele trei panouri arată: (stânga) spectrograma cu detecții acumulate (overlay roșu), (centru) heatmap de detecție, (dreapta) detecțiile cadrului curent. Linia verticală luminoasă reprezintă ținta plutitoare la Doppler pozitiv (se apropie de radar).

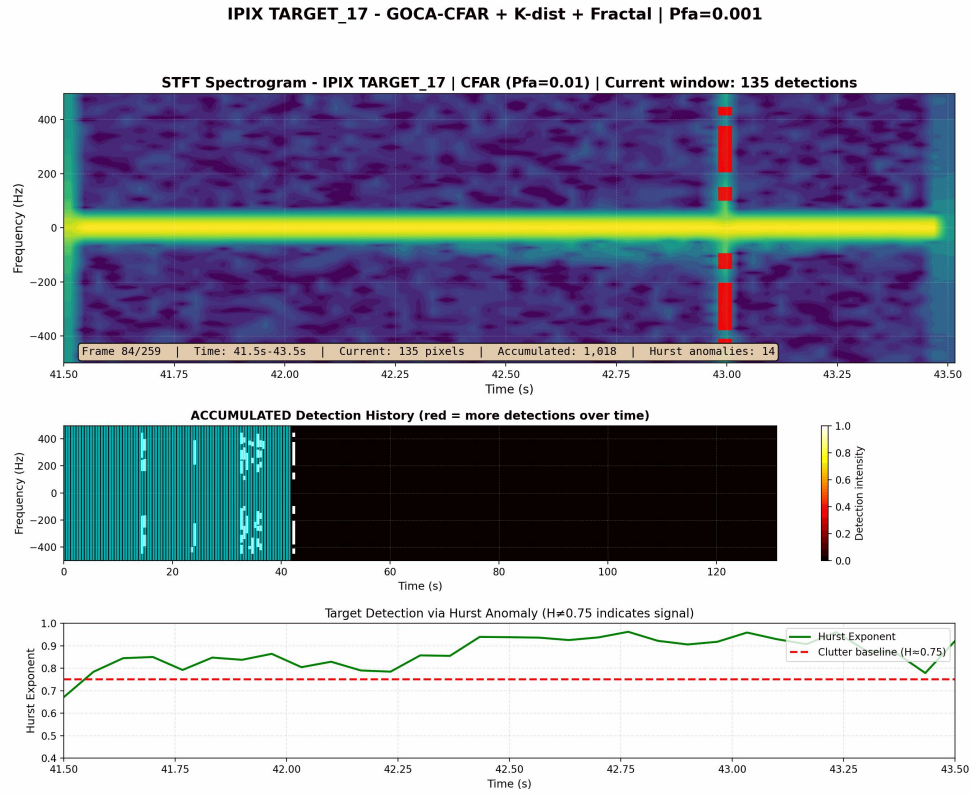


Figura 4.2: GOCA-CFAR cu Fractal Boost pe IPIX Target #17 – Cadru arătând detecții active. Fractal boost folosește analiza exponentului Hurst pentru a detecta ținte care perturbă structura self-similar a sea clutter, îmbunătățind detecția țintelor slabe.

Capitolul 5

Adaptări pentru sea clutter

Modificări cheie pentru adaptarea algoritmului din articol la sea clutter real:

5.1 Adaptarea 1: K-distribution

$$p(x) = \frac{4}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\nu x^2}{2\mu} \right)^{(\nu+1)/2} K_{\nu-1} \left(\sqrt{\frac{2\nu x^2}{\mu}} \right) \quad (5.1)$$

Sea clutter urmează K-distribution (cozi mai grele decât Gaussian). Estimare: $\nu = \mu^2/(\sigma^2 - \mu^2)$. Ajustare prag pentru reducerea alarmelor false.

5.2 Adaptarea 2: Exponentul Hurst

$$\mathbb{E} [|X(t + \tau) - X(t)|^2] \propto \tau^{2H} \quad (5.2)$$

Sea clutter: $H \approx 0.75\text{--}0.85$; ținte: $H < 0.6$. Mască combinată: CFAR \vee (Hurst anomaly \wedge putere mare) pentru detecție ținte slabe.

5.3 Adaptarea 3: DBSCAN asimetric pentru semnături verticale

Țintele apar ca linii verticale (multe frecvențe, puține momente). DBSCAN standard fragmentează acestea în clustere multiple.

Soluție: Distanță asimetrică

Distanță asimetrică: $d = \sqrt{\Delta t^2 + (\Delta f/3)^2}$ cu freq_scale=3.0. Ținte pe 50 bin-uri frecvență \rightarrow 1 valuri.

Soluție: Mască $\pm DC$

Mască ± 8 bin-uri frecvență în jurul DC înainte de CFAR (returnări staționare non-ținte)

Soluție: Respingem cDoppler

Respingem clustere cu bandwidth Doppler < 3 Hz (detectii fizic implauzibile)=====

Capitolul 6

Detalii de implementare

6.1 Parametri și calibrare

Tabela 6.1: Parametrii algoritmului – valori utilizate

Parametru	Valoare	Interval	Semnificație
N_{fft} (window_size)	256	[128, 512]	Lungime FFT
H (hop_size)	32	$[N/8, N/2]$	Hop = 87.5% overlap
σ_{window}	8	[4, 16]	Deviația std. a ferestrei
P_{fa}	0.001	[0.0001, 0.01]	Probabilitate alarmă falsă
N_G (cfar_guard)	3	[2, 8]	Mărime celule guard
N_T (cfar_training)	12	[8, 24]	Mărime celule training
ε_{DBSCAN}	8	[4, 16]	Raza de clustering
minSamples	5	[3, 10]	Puncte minime per cluster
freq_scale	3.0	[2, 5]	Scalare DBSCAN asimetric
dc_mask_bins	8	[4, 16]	Bin-uri DC de mascat
min_doppler_bw	3.0 Hz	[1, 10]	Lățime Doppler minimă

6.2 Interpretare Doppler

Conversie Doppler \rightarrow viteză radială:

$$v_r = \frac{f_d \cdot c}{2f_{RF}} \quad (6.1)$$

Pentru IPIX ($f_{RF} = 9.39$ GHz): $f_d = +100$ Hz $\rightarrow v_r \approx +1.6$ m/s; $f_d = -100$ Hz $\rightarrow v_r \approx -1.6$ m/s.

Viteza maximă neambiguă:

$$v_{max} = \frac{PRF \cdot c}{4f_{RF}} \approx \pm 8 \text{ m/s} \quad (6.2)$$

Capitolul 7

Concluzii și direcții viitoare

7.1 Concluzii

Implementarea CFAR-STFT demonstrează: (1) $RQF = 29.17$ dB @ SNR=30dB cu 100% detecție pe sintetice; (2) performance consistentă pe 100 MC runs; (3) validare pe date IPIX reale cu sea clutter complex; (4) reproductibilitate via GitHub.

7.2 Direcții viitoare

GPU acceleration, auto-calibration, sistem operațional, multi-target tracking, ML-based parameter adaptation.

7.3 Cod

GitHub: https://github.com/dirgnic/Radar_Detection_STFT (reproductibilitate, replicare independentă).

Bibliografie

- [1] Abratkiewicz, K. (2022). Radar Detection-Inspired Signal Retrieval from the Short-Time Fourier Transform. *Sensors*, 22(16), 5954.
<https://doi.org/10.3390/s22165954>
- [2] S. Haykin, et al., "IPIX Radar Database," McMaster University / DREO, 1993.
<http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/>
- [3] K. D. Ward, R. J. A. Tough, S. Watts, *Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance*, IET, 2006.
- [4] H. E. Hurst, "Long-term storage capacity of reservoirs," *Trans. Am. Soc. Civil Eng.*, vol. 116, pp. 770-799, 1951.
- [5] Harris, F.J. (1978). On the Use of Windows for Harmonic Analysis with the Discrete Fourier Transform. *Proceedings of the IEEE*, 66(1), 51-83.
- [6] Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., Xu, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In *KDD'96: Proceedings*, pp. 226-231.
- [7] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," *IEEE Trans. Aerospace Electron. Syst.*, vol. 19, no. 4, 1983.
- [8] Richards, M. A. (2005). *Fundamentals of Radar Signal Processing*. McGraw-Hill Professional.

3. Configurarea Planului de Proiectare Radar

Anexa A

Diagrame detaliate ale pipeline-ului

CFAR-STFT

6 Parametri Implementari vs. Paper

Planul timp-frecvență și componentele algoritmului sunt ilustrate în figura ??.

4 F

2 S

Parametri	Paper	Exp. Sintetic	Exp. IPIX (real)
Rata de esantionare f_s	12.5 MSa/s	12.5 MSa/s	1000 Hz (PRF)
Durata semnalului T	30 μ s	30 μ s	60 s
Dimensiune FFT N_{fft}	512	512	256
Fereastră STFT	Gaussiană $\sigma = 8$	Gaussiană $\sigma = 8$	Gaussiană $\sigma = 8$
Hop H	–	256 (50%)	32 (87.5%)
N_G (guard cells)	16	16	3
N_T (training cells)	16	16	12
P_f (prob. alarmă falsă)	0.4	0.4	0.001
Tip CFAR	GOCA	GOCA	GOCA
Model clutter	Gaussiană	Gaussiană	K-distribution
DBSCAN ϵ	–	8	8
DBSCAN min_samples	–	5	5
DBSCAN freq.scale	–	1.0	3.0 (asimetric)
DC mask bins	–	–	± 8
Min Doppler BW	–	–	3 Hz
Simulări Monte Carlo	100	100	–

Figura 6: Comparare între parametrii din paper (Abratkiewicz 2025), experimentul pe date sintetice și experimentul pe date IPIX, reale. Pentru sea clutter am adaptat: P_f mai mic, K-distribution,

Figura A. DBSCAN. Diagrame detaliate: (1) Pipeline principal, (2) CFAR 2D, (3) Configurația experimentală, (4) Procesare FF, (5) Doppler, (6) Parametri, (7) RQF metric

Figura 4: Fluxul de procesare în planul timp-frecvență: spectrogramă \rightarrow detecții CFAR \rightarrow clustering DBSCAN \rightarrow extindere mască \rightarrow mascare STFT \rightarrow reconstrucție STFT \rightarrow RQF

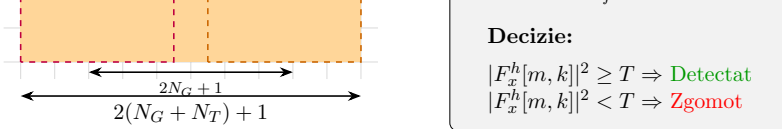


Figura 2: Structura celulelor GOCA-CFAR 2D. CUT = Cell Under Test (roșu), Guard cells (galben), Training cells (portocaliu). GOCA calculează media în 4 sub-regiuni și ia maximum.