

Verbesserung der Detektionsleistung durch den TRVI-CFAR-Algorithmus

Thorben Kaak¹, Katharina Rebbe¹, Gerhard Schmidt¹

¹ *Digitale Signalverarbeitung und Systemtheorie, CAU Kiel, E-Mail: {thka, stu108730, gus}@tf.uni-kiel.de*

Kurzfassung

Die Performanz eines MIMO-SONAR-Systems und zugehöriger Tracking-Algorithmen wird stark durch die eingesetzten Detektionsverfahren bestimmt. Bekannte räumliche CFAR-Algorithmen liefern zwar, abhängig vom eingesetzten Verfahren, in speziellen Szenarien sehr gute Ergebnisse. Keiner der untersuchten Algorithmen ist jedoch in der Lage in allen untersuchten Umgebungen (d.h. „Ein-Ziel“, „Mehr-Ziel“, „Nachhallkante“) zuverlässige Detektionen zu liefern. Die weit robusteren zeitlichen CFAR-Algorithmen haben den Nachteil, dass unbewegte Ziele nicht erkannt werden können. Durch die Fusion des räumlichen Variability-Index-CFAR (VI-CFAR) und des biparametrischen zeitlichen CFAR haben die Autoren einen 3D-CFAR Algorithmus geschaffen, der in der Lage ist die Vorteile der einzelnen Verfahren zu vereinen. Dies geschieht durch eine Klassifizierung der Umgebung und die Auswahl eines geeigneten räumlichen CFAR (VI-CFAR). Eine gewichtete Superposition des Ergebnisses mit einem parallel durchgeführten biparametrischen räumlichen CFAR erhöht schließlich die Robustheit des Systems. Dieser neue Algorithmus wird von den Autoren als TRVI-CFAR (*Time Reinforced Variability Index*) bezeichnet. Der TRVI-CFAR ist in der Lage die Fehlalarmrate zu senken, während die Detektionswahrscheinlichkeit nahezu konstant bleibt.

Einleitung

Detektionsalgorithmen stellen einen integralen Bestandteil der SONAR-Verarbeitungskette dar und dienen als Bindeglied zu Tracking-Verfahren [1]. Insbesondere im Hinblick auf kognitive Systeme [2] ist eine Verringerung der Fehlalarmrate gewünscht, da ein Eingriff erfahrener Bediener minimiert werden soll, ohne die Arbeitsweise des Systems zu stören. Aus diesem Grund wurde eine Vielzahl bekannter räumlicher, wie zeitlicher CFAR (Constant False Alarm Rate)-Algorithmen für repräsentative Szenarien verglichen und die geeignetsten für eine Fusion ausgewählt. Das Ziel ist hierbei die positiven Eigenschaften zeitlicher und räumlicher Algorithmen beizubehalten und die negativen Einflüsse zu minimieren. Zunächst werden eine Vergleichsmetrik und repräsentative Szenarien definiert, auf dessen Grundlage eine Auswahl bekannter CFAR-Algorithmen untersucht und verglichen wird. Anschließend werden die geeignetsten Algorithmen fusioniert und das Ergebnis vorgestellt. Das Paper schließt mit einem Fazit und Ausblick.

Vergleichsmetrik

Ein Vergleich der Leistungsfähigkeit der CFAR-Algorithmen wird auf Grundlage von Monte-Carlo-

Simulationen für die Detektionswahrscheinlichkeit P_D und Fehlalarmrate P_{fa} durchgeführt. Für die Schätzung von P_D wird die sog. *Hit-or-Miss*-Methode auf Grundlage von $M = 10^4$ Durchläufen verwendet: $P_D = \frac{\text{Hits}}{M \text{ Ziel-Zellen}}$ [4]. P_{fa} wird hingegen durch die *Importance-Sampling*-Methode für $M = 10^5$ Durchläufe geschätzt [4]. Die gewünschte Reflexion am Zielobjekt sei nachfolgend mit x beschrieben, die Störungen mit w . In der Detektionstheorie wird generell zwischen zwei Hypothesen unterschieden [3]:

$$\begin{aligned} H_0 &: \text{Es ist kein Zielobjekt präsent.} \rightarrow y = w \\ H_1 &: \text{Es ist ein Zielobjekt präsent.} \rightarrow y = x + w \end{aligned} \quad (1)$$

Im weiteren Verlauf wird ein Quadraturredetektor betrachtet und somit nicht y , sondern

$$z = |y|^2 = \text{Re}\{y\}^2 + \text{Im}\{y\}^2, \quad (2)$$

mit einer Schwelle G verglichen:

$$\begin{aligned} z > G &\rightarrow \text{Entscheidung für } H_1, \\ z \leq G &\rightarrow \text{Entscheidung für } H_0. \end{aligned} \quad (3)$$

Ein Fehlalarm wird durch eine Entscheidung für H_1 beschrieben, obwohl kein Ziel vorhanden ist. Eine Detektion liegt vor, wenn für H_1 bei präsentem Ziel entschieden wird. Eine Integration über die entsprechenden Wahrscheinlichkeitsdichten (p_0 für $z = |w|^2$ und p_1 für $z = |x + w|^2$) im Intervall (G, ∞) liefert die Fehlalarmrate P_{fa} für $i = 0$ bzw. Detektionswahrscheinlichkeit P_D für $i = 1$:

$$P_i = \int_{z=G}^{\infty} p_i(z) dz. \quad (4)$$

Als obere Grenze der potentiellen Detektionsleistung wird der optimale Detektor auf Grundlage des NEYMAN-PEARSON LEMMA genutzt, wobei exponentiell verteiltes Rauschen und eine Zielreflexion nach dem Swerling Modell 2 angenommen werden [4]:

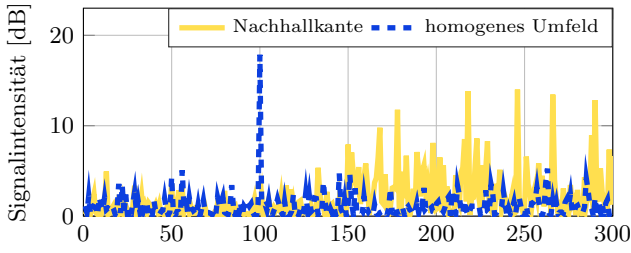
$$P_{fa, \text{opt}} = \exp\{-G_{e, \text{opt}}\}, \quad (5)$$

$$P_{D, \text{opt}} = P_{fa}^{\frac{1}{1+\text{SNR}}}. \quad (6)$$

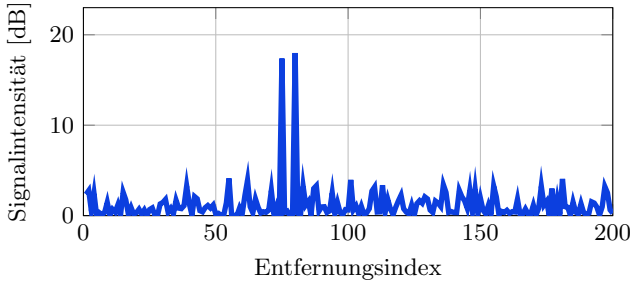
Das Verhältnis der Detektionsleistung des optimalen Detektors und des untersuchten CFAR-Algorithmus wird als CFAR-Verlust bezeichnet und zur besseren Vergleichbarkeit eingeführt [4, 5]:

$$\begin{aligned} L_{\text{CFAR}} \left(\text{SNR}_{\text{CFAR}} \Big|_{P_D = P_{D,i}} \right) = \\ \text{SNR}_{\text{opt}} \Big|_{P_D = P_{D,i}} - \text{SNR}_{\text{CFAR}} \Big|_{P_D = P_{D,i}}. \end{aligned} \quad (7)$$

$\text{SNR}_{\text{CFAR}} \Big|_{P_D = P_{D,i}}$ und $\text{SNR}_{\text{opt}} \Big|_{P_D = P_{D,i}}$ beschreiben das SNR, bei welchem die Detektionswahrscheinlichkeit $P_{D,i}$ beim untersuchten CFAR bzw. dem optimalen Detektor auftreten.



(a) Homogenes Umfeld, ein Ziel bei Rangeindex 100. (blau) / Keine Ziele, Nachhallkante ab Rangeindex 150. (gelb)



(b) Nahe Ziele bei Rangeindices 75 und 80, homog. Umfeld.

Abbildung 1: Simulationsszenarien

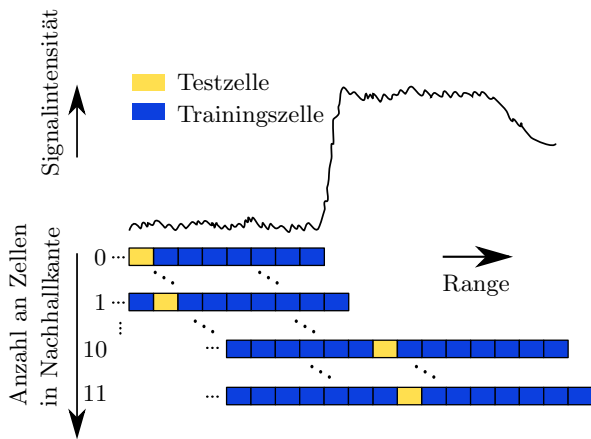


Abbildung 2: Darstellung des Prozesses zur Bestimmung der Fehlalarmrate im Umfeld mit einer Nachhallkante.

Simulationsszenarien

Die Leistungsfähigkeit der Algorithmen wird jeweils für drei charakteristische Szenarien untersucht [6, 7]:

- *Homogenes Umfeld*: Gleichmäßiger Rauschteppich um Zielobjekt, keine Nachhallkanten oder weitere Ziele vorhanden (Abb. 1a),
- *Nahe beieinander liegende Ziele*: Gleichmäßiger Rauschteppich um Zielobjekte, zwei dicht beieinander liegende Ziele (Abb. 1b),
- *Nachhallkante*: Simulation von starken Rückstreuungen an Seegrund, Wasseroberfläche, Inhomogenitäten und anderen Objekten (Abb. 1a), [8]. Für die Analyse der Auswirkungen wird die Testzelle schrittweise vom homogenen Bereich in die Nachhallkante verschoben. Dieses Vorgehen ist in Abb. 2 illustriert.

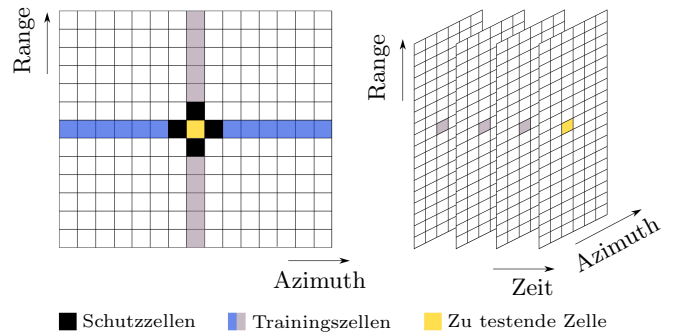


Abbildung 3: Schematische Darstellung eines Sonarbildes mit Schutz- und Trainingszellen zur Verwendung von räuml. (links) und zeitl. (rechts) CFAR-Algorithmen.

CFAR-Algorithmen

CFAR-Algorithmen sorgen durch eine adaptive Anpassung des Schwellwertes G , aufgrund einer Schätzung des Rauschteppichs, für eine näherungsweise konstante Fehlalarmrate. Die Methodik, wie dies erreicht wird, klassifiziert einen CFAR-Algorithmus in die beiden übergeordneten Kategorien: *zeitlicher CFAR* bzw. *räumlicher CFAR* (Abb. 3).

Zeitlicher CFAR

Als zeitliche CFAR-Algorithmen werden der *zeitliche, monoparametrische CFAR* [9] und der *zeitliche, biparametrische CFAR* [10] auf Grundlage der o.g. Metrik untersucht. Generell sei angemerkt, dass die Detektions- und Fehlerwahrscheinlichkeiten unabhängig der untersuchten Simulationsszenarien sind [9] und aus diesem Grund im Gegensatz zu den räumlichen Verfahren zwischen diesen nicht unterschieden wird.

Eine *zeitliche monoparametrische Schätzung* des Hintergrundrauschens (μ_{k-1}) wird durch einen IIR-Filter erster Ordnung erreicht [9]:

$$\hat{\mu}_k(r) = (1 - \beta) \hat{\mu}_{k-1}(r) + \beta z_k(r). \quad (8)$$

$\beta \in [0, 1]$ kennzeichnet den Vergessensfaktor, $k \in \mathbb{N}^+$ den Pingindex, $r \in \mathbb{N}^+$ den Entfernungindex. Die Detektion eines Zielobjektes findet im Falle von

$$z_k(r) > G_{\text{mp}}(k, r), \quad \text{mit } G_{\text{mp}}(k, r) = \alpha \hat{\mu}_{k-1}(r), \quad (9)$$

als adaptivem Grenzwert statt, wobei α den konstanten Grenzwertmultiplikator bezeichnet und durch Auswertung von $P_{\text{fa}} = \prod_{j=0}^{\infty} (1 + \alpha \beta (1 - \beta)^j)^{-1}$ für eine Sollfehlalarmrate bestimmt wird.

Der *zeitliche biparametrische CFAR* erweitert die o.g. Schätzung des Hintergrundrauschens um eine ebenfalls auf einem IIR-Filter basierende Schätzung der Varianz [10]:

$$\hat{\sigma}_k^2(r) = (1 - \beta) \hat{\sigma}_{k-1}^2(r) + \beta (z_k(r) - \hat{\mu}_{k-1}(r))^2. \quad (10)$$

Die Detektionsabfrage geschieht durch Auswertung von:

$$z_k(r) > G_{\text{bp}}(k, r), \quad \text{mit } G_{\text{bp}}(k, r) = \hat{\mu}_{k-1}(r) + \alpha \sqrt{\hat{\sigma}_{k-1}^2(r)} \quad (11)$$

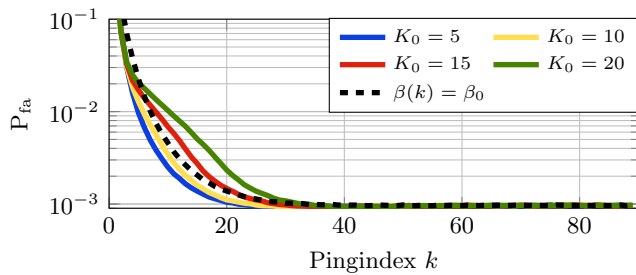


Abbildung 4: Einschwingverhalten zeitl., biparam. CFAR mit $\beta_0 = 0.125$, $K_0 \in \{0, 5, 10, 15, 20\}$.

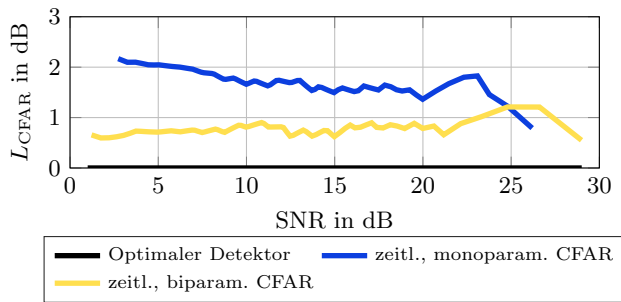


Abbildung 5: Vergleich d. modifizierten Versionen des zeitl. mono- und biparam. CFARs anhand des CFAR-Verlustes.

Bekannte Defizite der zeitlichen CFAR-Algorithmen sind Selbstmaskierung und eine von β abhängige Einschwingzeit nach der die Sollfehlalarmrate erreicht wird. Eine Selbstmaskierung tritt auf, wenn sich ein Ziel länger als einen Ping in einer Range-Zelle befindet und somit die Schätzung des Hintergrundrauschens gestört wird ($\hat{\mu}_{k-1} \gg \mu_{k-1}$). Um die Einschwingzeit zu verringern wird eine Anpassung des Vergessensfaktors durchgeführt:

$$\beta(k) = \begin{cases} 1 - (1 - \beta_0) \frac{k}{K_0}, & \text{wenn } k < K_0 \\ \beta_0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (12)$$

K_0 beschreibt die Anzahl an Pings nachdem der feste Vergessensfaktor (β_0) erreicht wird. Für nachfolgende Untersuchungen wird von einer Sollfehlalarmrate von $P_{fa} = 10^{-3}$ und $\beta_0 = 0.125$ ausgegangen. Auf Basis der Simulationsergebnisse für den *biparametrischen CFAR* (Abb. 4), wird nachfolgend $K_0 = 5$ gesetzt. Es sei angemerkt, dass sich für den *monoparametrischen CFAR* analoge Ergebnisse ergeben. Um den Einfluss des Selbstmaskierungseffektes zu verringern, wird zudem nach einer erfolgreichen Detektion ein Update der entsprechenden Zelle ausgesetzt. Nach einem Vergleich der beiden zeitlichen Algorithmen fällt die Wahl für eine Fusion auf den *zeitl., biparam. CFAR* (vgl. Abb. 5).

Räumlicher CFAR

Als räumliche CFAR-Algorithmen werden sowohl der *Cell-Averaging (CA)*-CFAR [9], sowie zwei Varianten (*Smallest Of Cell-Averaging [CASO]* *Greatest Of Cell-Averaging [CAGO]* [11]), als auch der *Ordered-Statistic (OS)*-CFAR, ebenfalls inklusive zweier Varianten (*Smallest Of Ordered-Statistic [OSSO]* und *Greatest Of Ordered-Statistic [OSGO]*) [12] untersucht. Neben genannten Algorithmen wird zudem der sog. *Variability-*

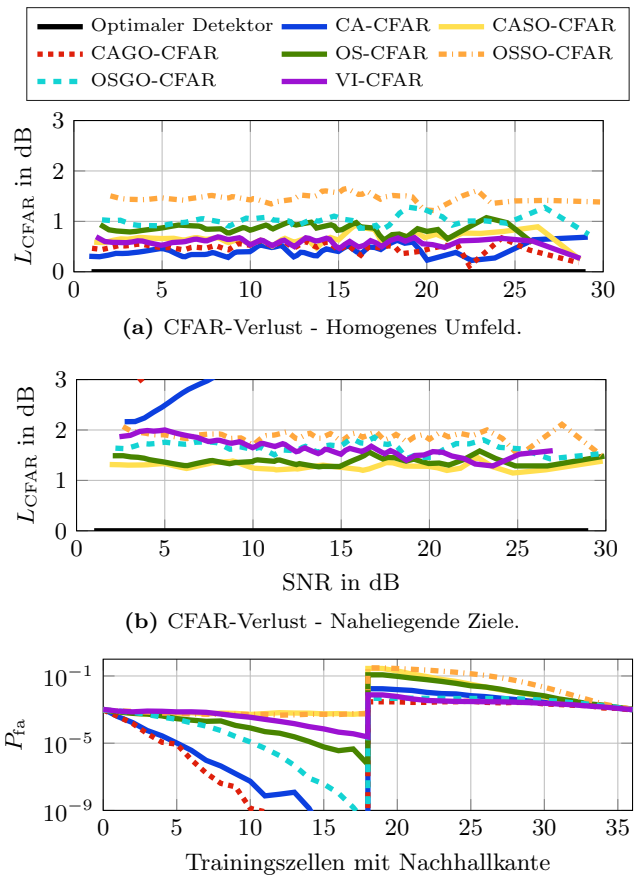


Abbildung 6: Ergebnisse der räumlichen CFAR-Algorithmen bei einer Soll-Fehlalarmrate von 10^{-3} , $N = 36$ Trainingszellen und $l^{os} = [0.5 N]$.

Index (VI)-CFAR untersucht. Die Ergebnisse der Analysen sind in Abb. 6 dargestellt, wobei l^{os} die Ordnung der *Ordered-Statistic*-CFARs beschreibt. Für die Betrachtung der Detektorgüte im Falle einer Nachhallkante wird anstelle des CFAR-Verlustes die Fehlarmlerate betrachtet. Auf Grundlage der Ergebnisse wird sich für eine Fusion mit dem *biparametrischen zeitlichen*-CFAR für den *VI-CFAR* entschieden, da dieser sich unabhängig von den untersuchten Szenarien als robuster erweist.

Der *VI-CFAR* nutzt eine Kombination einiger räumlicher Algorithmen auf Grundlage einer Umgebungsklassifizierung. Hierfür wird neben dem sog. Variabilitätsindex, welcher die Umgebung in homogene und inhomogene Felder klassifiziert, ein Mittelwertverhältnis zwischen Leading- und Lagging-Fenster gebildet. Für nähere Informationen sei auf [6] verwiesen. Der adaptive Schwellwert wird nachfolgend mit G_{vi} bezeichnet. Eine Detektion wird verzeichnet, wenn:

$$z_k(r) > \alpha \hat{\mu}_k(r). \quad (13)$$

α und $\hat{\mu}_k(r)$ sind von der adaptiven Wahl des aktiven räumlichen CFAR (CA, CAGO, CASO) abhängig. α wird zudem auf Grundlage der Sollfehlalarmrate und der Anzahl an Trainingszellen bestimmt [6].

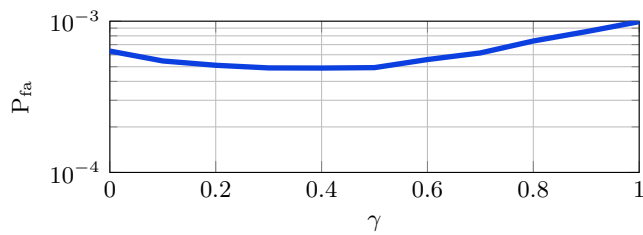
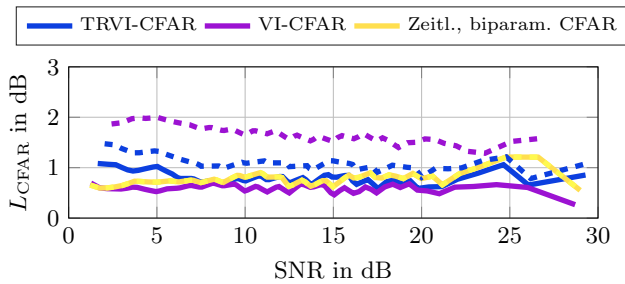
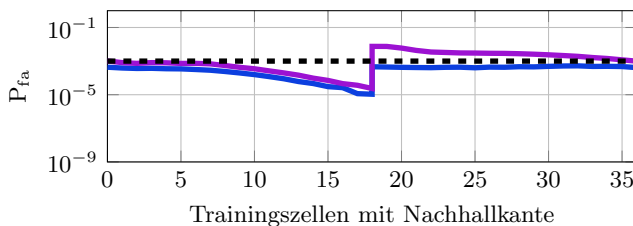


Abbildung 7: Abhängigkeit der Fehlarmlerate vom Fusionsgewicht γ bei $\beta_0 = 0.125$, $N = 36$ und einer gewünschte Fehlarmlerate von 10^{-3} .



(a) CFAR-Verlust - Homogenes Umfeld (durchgezogen), nahe Ziele (gestrichelt). Zeitlich biparam. identisch für beide Szenarien.



(b) Abhängigkeit der Fehlarmlerate von der Anzahl an Zellen im Bereich einer Nachhallkante mit 10 dB Verhältnis zum Rauschen.

Abbildung 8: Vergleich TRVI-CFAR mit Fusionskomponenten, $\gamma = 0.4$, $\beta_0 = 0.125$, $N = N_\theta = N_r = 36$, Sollfehlarmlerate $P_{fa} = 10^{-3}$ (schwarz gestrichelte Linie).

Fusion / TRVI-CFAR

Die gewählten CFAR-Algorithmen werden durch eine gewichtete Superposition mit Gewichtungsfaktor $\gamma \in [0, 1]$ fusioniert. Nach [13] ist somit jeder der Algorithmen in der Lage seine Vorteile einfließen zu lassen. Sowohl der VI-, als auch der *biparametrische zeitliche*-CFAR sind nachfolgend um eine zweite Dimension (Azimutwinkel θ) erweitert. Beide räumlichen Dimensionen werden mit identischer Anzahl an Trainingszellen ausgeführt $N = N_\theta = N_r$. Der adaptive Gewichtungsfaktor ergibt sich folglich zu:

$$G_{trvi}(k, r, \theta) = \gamma G_{bp}(k, r, \theta) + (1 - \gamma) G_{vi}(k, r, \theta). \quad (14)$$

Der optimale Fusionsfaktor γ wurde für eine Sollfehlarmlerate von $P_{fa} = 10^{-3}$, $\beta_0 = 0.125$ und $N = 36$ analytisch zu $\gamma = 0.4$ bestimmt (Abb. 7). Die Überlegenheit des TRVI-CFAR wird durch die Ergebnisse der Analysen in Abb. 8 und Tab. 1 ersichtlich.

Fazit und Ausblick

Die genannten Analysen haben gezeigt, dass die vorgestellte Fusion zeitlicher und räumlicher CFAR-

	Homo. Umfeld	Nahe Ziele	Bewegte Ziele	Statische Ziele
zeitl. bi.	0.767 dB	0.767 dB	✓	×
VI	0.596 dB	1.690 dB	✓	✓
TRVI	0.797 dB	1.097 dB	✓	✓

Tabelle 1: Mittlere CFAR-Verluste und Performanz in untersch. Szenarien, $\gamma = 0.4$, $\beta_0 = 0.125$, $N = 36$, $P_{fa} = 10^{-3}$.

Algorithmen die Fehlarmlerate bei konstanter Detektionsleistung deutlich reduzieren kann. Hieraus folgt, dass bei einer konstanten Fehlarmlerate die Detektionsleistung steigt. Der TRVI-CFAR ist zudem in dem Lehrstuhl internen Echtzeit-Framework *KiRAT* umgesetzt und soll zukünftig in realen Umgebungen weiter evaluiert werden. Bei dopplersensitiven Signalen wären zudem Fusionen auf Basis der Doppler-Hypothesen möglich. So kann für eine geschätzte Zielgeschwindigkeit von 0 m s^{-1} ein räumlicher CFAR eingesetzt werden (VI-CFAR). Für einen (gemessen an der Größe der Rangezellen) niedrigen Geschwindigkeitsbereich kann der TRVI-CFAR und für hohe Geschwindigkeiten können zeitliche Verfahren eingesetzt werden. Ein solcher Algorithmus ist Gegenstand weiterer Forschungen.

Literatur

- [1] Alexej Namenas et al.: *Zieldetektion und Tracking mit einem Echtzeit-MIMO-SONAR-System*. DAGA 2018
- [2] Thorben Kaak and Gerhard Schmidt: *An Introduction to Real-time Cognitive SONAR Systems Utilizing Novel MIMO Approaches*. DAGA 2017, 48-51
- [3] Stergios Stergiopoulos: *Advanced Signal Processing: Theory and Implementation for Sonar, Radar, and Non-Invasive Medical Diagnostic Systems*, CRC Press, 2009, 2.Auflage.
- [4] Eyung W. Kang: *Radar System Analysis, Design and Simulation*, Artech House, 2008.
- [5] Albrecht K. Ludloff: *Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung*, 3. illustrierte Ausgabe, Springer-Verlag, 2013.
- [6] Michael E. Smith/Pramod K. Varshney: *Intelligent CFAR Processor Based on Data Variability*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, Vol. 36, No.3, Juli 2000.
- [7] A. K. Verma, *Variability Index Constant False Alarm Rate (VI-CFAR) for Sonar Target Detection*, 2008 International Conference on Signal Processing, Communications and Networking, Chennai, 2008, pp. 138-141.
- [8] A. A. Winder: *II. Sonar system technology*, IEEE Trans. Sonics Ultrasonics, vol. SU-22, Sept. 1975.
- [9] Ramon Nitzberg: *Clutter Map CFAR Analysis*, IEEE Trans. on AES., vol. 22, No.4, July 1986.
- [10] C.Y. Wang/R.Y. Pan/J.H. Liu: *Clutter Suppression and target detection based on biparametric clutter map CFAR*, IET International Radar Conference 2015, Hangzhou, 2015, pp. 1-4.
- [11] Z. Ebrahimian, *Complex spatial/temporal CFAR*, IEEE/ACES International Conference on Wireless Communications and Applied Computational Electromagnetics, 2005., 2005, pp. 1045-1049.
- [12] A.R. Elias-Fuste/M.G.G. de Mercado/E. de los Reyes Davo: *Analysis of some modified ordered statistic CFAR OSGO and OSSO CFAR*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 26 (Jan. 1990), 197-202.
- [13] M. Weiss, *Analysis of Some Modified Cell-Averaging CFAR Processors in Multiple-Target Situations*, in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-18, no. 1, pp. 102-114, Jan. 1982.