

MỘT PHƯƠNG PHÁP MỚI GIẢI BÀI TOÁN PHÁT HIỆN TRONG HỆ THỐNG RA ĐA NHIỀU VỊ TRÍ XỬ LÝ PHÂN TÁN KHI CÁC QUYẾT ĐỊNH THÀNH PHẦN PHỤ THUỘC THỐNG KÊ

Phạm Văn Hùng*, Nguyễn Tuấn Hưng*, Nguyễn Đức Minh⁺

* Học Viện Kỹ Thuật Quân Sự

⁺ Học Viện Công Nghệ Bưu Chính Viễn Thông

Tóm tắt: Bài báo này đề xuất một phương pháp sử dụng lý thuyết copula để giải bài toán phát hiện cho hệ thống ra đa nhiều vị trí xử lý phân tán (Distributed-Processing Multistatic Radar System – DPMRS) với các quyết định thành phần phụ thuộc thống kê. Bằng việc mô hình hóa sự phụ thuộc dựa vào các copula điển hình thuộc hai họ copula: Elliptical và Archimedean, hai phương pháp hợp nhất sử dụng tích phân xác suất và copula đa biến đã được đề xuất và bài toán phát hiện trong DPMRS có thể được khảo sát dưới ảnh hưởng của sự phụ thuộc thống kê tuyến tính, phụ thuộc đuôi và phụ thuộc phi tuyến. Độ tin cậy của phương pháp đề xuất được chứng minh bằng việc so sánh các kết quả thu được bởi phương pháp đề xuất và một phương pháp truyền thống khác đối với một bài toán phát hiện trước đó. Cuối cùng, việc giải bài toán phát hiện mục tiêu thẳng giăng trên nền nhiễu phân bố K trong DPMRS đã khẳng định tính hiệu quả và tiềm năng của phương pháp đề xuất không chỉ đối với bài toán lựa chọn các mức ngưỡng phát hiện tối ưu.

Từ khóa: Ra đa; Ra đa nhiều vị trí; Phát hiện phân tán; Copula; Mô hình phụ thuộc.

I. GIỚI THIỆU

Một DPMRS là một hệ thống ra đa nhiều vị trí chủ động, không tương can không gian và hợp nhất dữ liệu mức độ điểm dấu [1]. Cấu hình một DPMRS bao gồm một trạm phát và n trạm thu được đặt tại các vị trí phân tán trong không gian cùng quan sát mục tiêu chung. Dữ liệu (quyết định nhị phân) từ các trạm thu được truyền tới trung tâm hợp nhất dữ liệu và sau đó quyết định cuối cùng về sự có mặt của mục tiêu được đưa ra [2-4]. Lợi thế của hệ thống xử lý phân tán là ở cấu trúc hệ thống đơn giản, băng thông đường truyền dữ liệu hẹp trong khi chất lượng suy giảm không đáng kể [3].

Bài toán phát hiện trong hệ thống ra đa nhiều vị trí đã

sớm được quan tâm. Cấu trúc hệ thống tối ưu dựa trên tiêu chuẩn Neyman-Pearson đã được đưa ra với giả thiết các quyết định thành phần độc lập thống kê [1]. Tuy nhiên, cấu trúc này là tối ưu đối với hệ thống xử lý tập trung với băng thông đường truyền dữ liệu lớn. Các hệ thống xử lý phân tán hướng đến một cấu trúc tựa tối ưu với nhiều quy luật hợp nhất ở trung tâm [5-7].

Một số nghiên cứu [8-10] đã chỉ ra rằng giả thiết độc lập thống kê trong các quyết định thành phần là chưa thực sự hợp lý bởi sự quan sát đồng thời một mục tiêu (ô phân biệt) sẽ làm cho các tín hiệu phản xạ về các máy thu thành phần phụ thuộc thống kê lẫn nhau. Các tác giả trong [8-9] đã bước đầu khảo sát ảnh hưởng của sự tương quan này đến hệ thống cảm biến phân tán trong tạp Gauss và Laplace. Bài toán trở nên khó khăn hơn nhiều khi tăng số lượng cảm biến và khảo sát các quy tắc hợp nhất khác AND và OR. Tác giả trong [10] đã định nghĩa lại hệ số tương quan có điều kiện và áp dụng khai triển hàm mật độ Bahadur-Lazarsfeld. Giải thuật di truyền [11-12] với tiêu chuẩn Minimax hay kiểm định phi tham số Wilcoxon [13] cũng được sử dụng để khảo sát bài toán này. Tuy nhiên, các nghiên cứu này [8-13] đều tập trung giải quyết bài toán trong mạng cảm biến phân tán, do đó các tác giả đều chưa quan tâm đến sự phức tạp vốn có của tín hiệu phản xạ từ mục tiêu và nhiễu.

Trong các nghiên cứu trước [14-15], chúng tôi đã giải quyết bài toán phát hiện trong DPMRS với từng trường hợp riêng lẻ của mô hình phụ thuộc thống kê trong các quyết định thành phần. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một phương pháp tổng hợp dựa vào lý thuyết copula cho phép giải các bài toán khác nhau trong DPMRS. Hai phương pháp hợp nhất sử dụng tích phân xác suất và copula đa biến sẽ được tổng hợp dựa vào các copula điển hình được xây dựng từ hai họ copula Elliptical và Archimedean, và từ đó bài toán phát hiện DPMRS có khả năng được giải quyết trong nhiều trường hợp bao gồm cả sự phụ thuộc đuôi và phụ thuộc phi tuyến. Độ tin cậy, tính hiệu quả và tiềm năng của phương pháp đề xuất sẽ được phân tích một cách cụ thể.

Cấu trúc của bài báo như sau: Phần I giới thiệu tổng quan về các phương pháp tiếp cận bài toán phát hiện trong DPMRS, Phần II trình bày cấu trúc của DPMRS. Phương

Tác giả liên hệ: Nguyễn Đức Minh,

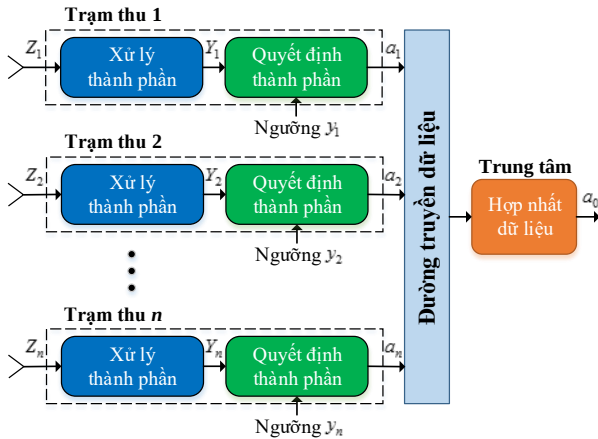
Email: minhnd@ptit.edu.vn

Đến tòa soạn: 02/2022, chỉnh sửa: 03/2022, chấp nhận đăng: 04/2022.

pháp đề xuất được tổng hợp chi tiết trong phần III. Một số kết quả, phân tích và thảo luận được trình bày trong Phần IV và kết luận bài báo được trình bày trong Phần V.

II. CẤU TRÚC HỆ THỐNG

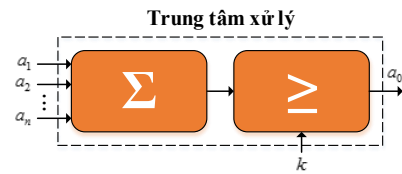
Cấu trúc hệ thống của DPMRS được cho trên Hình 1.



Hình 1. Cấu trúc hệ thống ra đa nhiều vị trí xử lý phân tán.

Tín hiệu đầu vào mỗi máy thu thành phần Z_i sau khi qua các khâu xử lý thành phần được đưa đến bộ quyết định ngưỡng để cung cấp một quyết định nhị phân a_i . Các quyết định này từ tất cả các máy thu được truyền tới trung tâm xử lý bởi một đường truyền dữ liệu băng thông hẹp và được hợp nhất bằng các quy luật logic để tạo ra quyết định cuối cùng a_0 phản ánh sự có mặt ($a_0 = 1$) hoặc vắng mặt ($a_0 = 0$) của mục tiêu. Một ví dụ đối với các quy tắc hợp nhất thường được sử dụng là quy tắc hợp nhất K/N tương ứng với cấu trúc của một bộ cộng được gắn theo sau bởi một bộ so sánh mà ngưỡng k của nó thỏa mãn $0 < k \leq n$, như được chỉ ra trên Hình 2.

Giả thiết rằng sự phụ thuộc thống kê của các quyết định thành phần chủ yếu dựa trên sự phụ thuộc thống kê của các tín hiệu đầu vào các bộ phát hiện thành phần y_i . Xem xét bài toán phát hiện tham số, sự phụ thuộc này cùng với các



Hình 2. Quy tắc hợp nhất K/N.

tham số của hệ thống và nhiều được giả thiết là đã biết hoàn toàn. Nhiệm vụ của bài toán phát hiện trong DPMRS đang quan tâm là xác định các đặc trưng chất lượng phát hiện của hệ thống ứng với các quy luật hợp nhất khác nhau.

III. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

Trong phần này, chúng tôi tổng hợp chi tiết phương pháp giải bài toán phát hiện trong DPMRS dựa trên lý thuyết copula. Hai ứng dụng riêng biệt của phương pháp này đã được giới thiệu trong [14-15]. Trước tiên, các khái niệm cơ bản của lý thuyết copula sẽ được giới thiệu một cách ngắn gọn.

A. Lý thuyết copula

Copula là các hàm tham số kết hợp các phân bố biên đơn biến thành một phân bố đa biến hợp lệ. Chúng mô hình một cách tường minh sự phụ thuộc giữa các biến ngẫu nhiên trong khi các hàm phân bố biên có thể tùy ý. Lý thuyết copula là một kết quả quan trọng khi nghiên cứu về không gian metric xác suất [16]. Theo đó, một copula ban đầu được xác định như một phân bố xác suất liên kết có các biên phân bố đều trên khoảng đơn vị. Các ứng dụng của lý thuyết này đối với suy luận thống kê phần lớn là nhờ Định lý Sklar được phát biểu dưới đây [17].

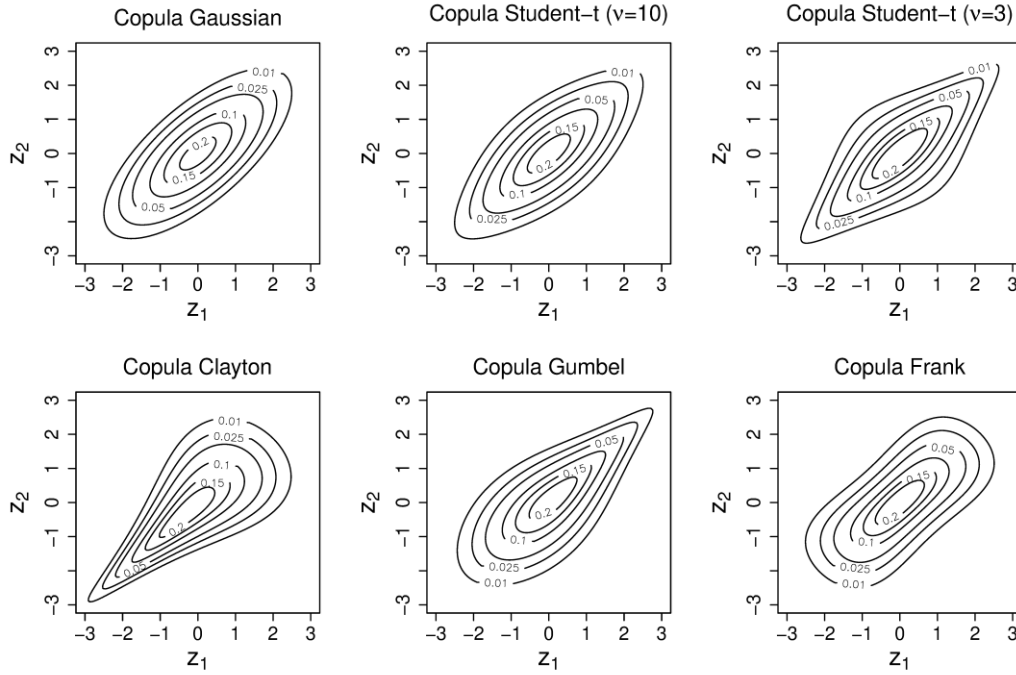
Định lý 1 (Định lý Sklar). Xét một hàm phân bố n chiều F với các hàm phân bố biên $F_1, \dots, F_n$. Với mọi $x_1, \dots, x_n \in [-\infty, \infty]$, tồn tại một copula C sao cho:

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)). \quad (1)$$

Nếu F_i là liên tục với $1 \leq i \leq n$ thì C là duy nhất, với các trường hợp còn lại thì C được xác định duy nhất trên $\text{Ran}F_1 \times \dots \times \text{Ran}F_n$ với $\text{Ran}F_i$ là tập xác định của hàm

BẢNG I
Một số hàm copula điển hình.

Copula		Dạng hàm	Tham số	Kendall τ	Hệ số phụ thuộc đuôi
Elliptical	Gaussian	$\Phi_{\mathbf{P}}(\Phi^{-1}(v_1), \dots, \Phi^{-1}(v_n))$	$\mathbf{P} = [\rho_{ij}]$; $i, j = 1, \dots, n$	$\tau_{ij} = \frac{2}{\pi} \arcsin(\rho_{ij})$	—
	Student-t	$t_{\nu, \mathbf{P}}(t_{\nu}^{-1}(v_1), \dots, t_{\nu}^{-1}(v_n))$	ν : bậc tự do, $\nu \geq 3$		$\lambda_{U,L} = 2t_{\nu+1}\left(-\sqrt{v+1}\sqrt{\frac{1-\rho}{1+\rho}}\right)$
Archimedean	Clayton	$\left(1 - n + \sum_{i=1}^n v_i^{-\theta}\right)^{-\frac{1}{\theta}}$	$\theta \in [-1, \infty) \setminus \{0\}$	$\tau = \frac{\theta}{\theta + 2}$	$\lambda_L = 2^{-1/\theta}$
	Gumbel	$\exp\left\{-\left(\sum_{i=1}^n (-\ln v_i)^{\theta}\right)^{\frac{1}{\theta}}\right\}$	$\theta \in [1, \infty) \setminus \{0\}$	$\tau = 1 - \frac{1}{\theta}$	$\lambda_U = 2 - 2^{1/\theta}$
	Frank	$-\frac{1}{\theta} \ln\left(1 - \frac{\prod_{i=1}^n [1 - \exp(-\theta v_i)]}{1 - \exp(-\theta)}\right)$	$\theta \in [1, \infty)$	$\tau = 1 + \frac{4}{\theta}(D_1(\theta) - 1)$, $D_1(\theta) = \frac{1}{\theta} \int_0^{\theta} \frac{t}{e^t - 1} dt$	—



Hình 3. Lát cắt PDF của sáu phân bố hai biến dựa trên các copula điển hình, với $\tau=0.5$ và các phân bố biên chuẩn chuẩn tắc [15].

phân bố tích lũy (CDF) F_i . Ngược lại, nếu cho trước một copula C và các CDF đơn biến $F_1, \dots, F_n$, thì F được xác định bởi (1) là một CDF đa biến hợp lệ với các phân bố biên $F_1, \dots, F_n$.

Một hệ quả của Định lý Sklar đối với các phân bố liên tục là hàm mật độ xác suất (PDF) liên kết $f(x_1, \dots, x_n)$ được dẫn ra bằng cách đạo hàm cả hai vế của (1):

$$f(x_1, \dots, x_n) = \left(\prod_{i=1}^n f_i(x_i) \right) c(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \quad (2)$$

trong đó, $f_i(\cdot)$ là các PDF biên và c ký hiệu cho hàm mật độ copula được xác định bởi:

$$c(\mathbf{v}) = \frac{\partial^n C(v_1, \dots, v_n)}{\partial v_1 \dots \partial v_n} \quad (3)$$

với $v_i = F_i(x_i)$. Các họ copula điển hình đặc trưng cho hầu hết các cấu trúc phụ thuộc được trình bày trong nhiều tài liệu [17-20]. Bảng I tổng hợp một số copula, thuộc hai họ Elliptical và Archimedean, đặc trưng cho một số cấu trúc phụ thuộc điển hình. Ở đây, hai tham số đặc trưng cho cấu trúc phụ thuộc giữa các biến ngẫu nhiên dựa trên hai họ copula này tương ứng là ρ_{ij} (ma trận tương quan $\mathbf{P}$) và θ đã được chỉ rõ trong bảng.

Gọi $\mathbf{P}_\tau$ là ma trận đặc trưng cho cấu trúc phụ thuộc bất kỳ giữa các biến ngẫu nhiên, có dạng:

$$\mathbf{P}_\tau = \begin{pmatrix} 1 & \tau_{12} & \dots & \tau_{1n} \\ \tau_{21} & 1 & \dots & \tau_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tau_{n1} & \tau_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

với $\tau_{ij} = \tau_{ji}$ là hệ số phụ thuộc của cặp biến ngẫu nhiên x_i và x_j , $\forall i, j = 1, \dots, n$. Đối với họ copula Elliptical, ma trận $\mathbf{P}$ có thể nhận được từ $\mathbf{P}_\tau$ nhờ vào mối quan hệ giữa hệ số

tương quan và hệ số phụ thuộc Kendall τ được cho trong Bảng I. Trong khi đó, $\mathbf{P}_\tau$ phản ánh một ma trận phụ thuộc đồng nhất với hệ số τ ($\tau_{ij} = \tau, \forall i \neq j$) đối với các copula thuộc họ Archimedean.

Cấu trúc phụ thuộc còn được phản ánh bởi mức độ phụ thuộc đuôi trong các copula. Sự phụ thuộc đuôi giữa các biến ngẫu nhiên là một thước đo quan trọng của mức độ phụ thuộc tại các đuôi trên và đuôi dưới của một phân bố đa biến [18]. Đối với các copula trong Bảng I, ngoài Gaussian và Frank thì các copula còn lại đều thể hiện các cấu trúc phụ thuộc đuôi điển hình. Hình 3 biểu diễn một số ví dụ về các kiểu phụ thuộc này được thể hiện dưới các lát cắt PDF của sáu phân bố đa biến ứng với hệ số phụ thuộc $\tau=0.5$ và các phân bố biên đều là phân bố chuẩn chuẩn tắc. Trong khi copula Gaussian và Frank không có phụ thuộc đuôi, thì copula Clayton và Gumbel tương ứng chỉ có sự phụ thuộc đuôi dưới hoặc đuôi trên. Copula Student-t biểu diễn sự phụ thuộc đuôi đối xứng và mức độ khác nhau dựa vào tham số ν của mô hình.

B. Xây dựng phân bố đa biến của các tín hiệu đầu vào các bộ phát hiện thành phần

Giả sử $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n)$ là vector ngẫu nhiên các tín hiệu đầu vào các bộ phát hiện thành phần với các PDF và CDF của hai giả thuyết $H_{0,1}$ tương ứng là $f_i(y_i | H_{0,1})$ và $F_i(y_i | H_{0,1})$, $i = 1, \dots, n$. Dựa vào Lý thuyết copula trình bày trong Phần A, PDF liên kết và CDF liên kết của $\mathbf{Y}$ được xác định như sau:

$$\begin{aligned} f_{\mathbf{P}_\tau}(\mathbf{y} | H_{0,1}) &= f_{\mathbf{P}_\tau}(y_1, \dots, y_n | H_{0,1}) \\ &= \prod_{i=1}^n f_i(y_i | H_{0,1}) \\ &\quad \times c_{\mathbf{P}_\tau}(F_1(y_1 | H_{0,1}), \dots, F_n(y_n | H_{0,1}) | H_{0,1}) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} F_{\mathbf{P}_T}(\mathbf{y} | H_{0,1}) &= F_{\mathbf{P}_T}(y_1, \dots, y_n | H_{0,1}) \\ &= C_{\mathbf{P}_T}(F_1(y_1 | H_{0,1}), \dots, F_n(y_n | H_{0,1}) | H_{0,1}) \end{aligned} \quad (6)$$

Trong đó, $\mathbf{P}_T$ là ma trận phản ánh mức độ phụ thuộc có dạng như trong (4) với τ_{ij} là hệ số phụ thuộc giữa cặp tín hiệu Y_i và Y_j ; $c_{\mathbf{P}_T}(\square | H_{0,1})$ và $C_{\mathbf{P}_T}(\square | H_{0,1})$ tương ứng là hàm mật độ copula và hàm copula phản ánh cấu trúc phụ thuộc giữa các biến $\mathbf{Y}$, được lựa chọn trong số các copula Bảng I để ứng với các cấu trúc phụ thuộc điển hình.

C. Hợp nhất các quyết định sử dụng tích phân xác suất

Gọi $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_n)$ là một vector quyết định bất kỳ với $a_i \in \{0, 1\}$, $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$ là vector ngưỡng phát hiện thành phần và $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_n)$ là vector CDF biên, tức là $u_i = F_i(y_i | H_{0,1})$, với $i = 1, \dots, n$. Xác suất nhận được quyết định $\mathbf{a}$ với hai giả thuyết $H_{0,1}$ được tính theo:

$$\begin{aligned} P(\mathbf{a} | H_{0,1}) &= P(a_1, \dots, a_n | H_{0,1}) \\ &= \int_{a_1} \dots \int_{a_n} f_{\mathbf{P}_T}(y_1, \dots, y_n | H_{0,1}) dy_1 \dots dy_n \\ &= \int_{a_1} \dots \int_{a_n} c_{\mathbf{P}_T}(F_1(y_1 | H_{0,1}), \dots, F_n(y_n | H_{0,1}) | H_{0,1}) \\ &\quad \times \prod_{i=1}^n f_i(y_i | H_{0,1}) dy_1 \dots dy_n \\ &= \int_{a_1} \dots \int_{a_n} c_{\mathbf{P}_T}(F_1(y_1 | H_{0,1}), \dots, F_n(y_n | H_{0,1}) | H_{0,1}) \\ &\quad \times dF_1(y_1 | H_{0,1}) \dots dF_n(y_n | H_{0,1}) \\ &= \int_{a_1} \dots \int_{a_n} c_{\mathbf{P}_T}(u_1, \dots, u_n | H_{0,1}) du_1 \dots du_n \end{aligned} \quad (7)$$

Chú ý rằng, biểu thức cuối cùng trong (7) là tích phân xác suất của hàm mật độ copula $c_{\mathbf{P}_T}$. Đối với copula Gaussian và Student-t [17], xác suất nhận được quyết định $\mathbf{a}$ có thể đạt được như sau:

$$\begin{aligned} P_{\mathbf{a}}(\mathbf{y} | H_{0,1}) &= \hat{\Phi}_{\mathbf{P}_T, \mathbf{a}}(\phi^{-1}(u_1), \dots, \phi^{-1}(u_n) | H_{0,1}) \\ &= \hat{\Phi}_{\mathbf{P}_T, \mathbf{a}}(\phi^{-1}(F_1(y_1 | H_{0,1})), \dots, \phi^{-1}(F_n(y_n | H_{0,1})) | H_{0,1}) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} P_{\mathbf{a}}(\mathbf{y} | H_{0,1}) &= \hat{T}_{\mathbf{P}_T, \nu, \mathbf{a}}(t_{\nu}^{-1}(u_1), \dots, t_{\nu}^{-1}(u_n) | H_{0,1}) \\ &= \hat{T}_{\mathbf{P}_T, \nu, \mathbf{a}}(t_{\nu}^{-1}(F_1(y_1 | H_{0,1})), \dots, t_{\nu}^{-1}(F_n(y_n | H_{0,1})) | H_{0,1}). \end{aligned} \quad (9)$$

Ở đây, $\hat{\Phi}_{\mathbf{P}_T, \mathbf{a}}(\square | H_{0,1})$ và $\hat{T}_{\mathbf{P}_T, \nu, \mathbf{a}}(\square | H_{0,1})$ là ước lượng của các tích phân xác suất phân bố Gaussian và Student-t đa biến với các giới hạn tích phân được xác định dựa vào vector quyết định $\mathbf{a}$ tương ứng. Cụ thể, giới hạn $[y_i, +\infty)$ khi $a_i = 1$ và $[0, y_i]$ khi $a_i = 0$. Sự xuất hiện của $H_{0,1}$ trong các hàm này hàm chứa ý nghĩa rằng cấu trúc phụ thuộc có thể khác nhau giữa hai giả thuyết H_0 và H_1 , và nguyên nhân có thể bởi sự thăng giáng của tín hiệu phân xạ và nhiễu là khác nhau. Chú ý rằng, phương pháp này chỉ áp dụng được với các copula Gaussian và Student-t vì các tích phân xác suất của chúng có thể được ước lượng từ hàm mật độ tương ứng bằng phương pháp số [21].

BẢNG II		
Tập hợp quyết định $\mathbf{A}$ của một hệ thống 3 đài thành phần.		
Quy tắc 1/3	Quy tắc 2/3	Quy tắc 3/3
$\{1,0,0\}, \{0,1,0\}, \{0,0,1\},$ $\{1,1,0\}, \{1,0,1\}, \{0,1,1\},$ $\{1,1,1\}$	$\{1,1,0\}, \{1,0,1\},$ $\{0,1,1\}, \{1,1,1\}$	$\{1,1,1\}$

Gọi $\mathbf{A}$ là tập hợp các vector quyết định $\mathbf{a}$ để tạo nên một quy luật hợp nhất bất kỳ, thì xác suất P_{FA} và P_D đối với các quy luật hợp nhất này được xác định tương ứng theo (10) và (11):

$$P_{FA}(\mathbf{y}) = \sum_{\mathbf{a} \in \mathbf{A}} P_{\mathbf{a}}(\mathbf{y} | H_0) \quad (10)$$

$$P_D(\mathbf{y}) = \sum_{\mathbf{a} \in \mathbf{A}} P_{\mathbf{a}}(\mathbf{y} | H_1) \quad (11)$$

Để minh họa, Bảng II biểu diễn các tập quyết định $\mathbf{A}$ ứng với các quy tắc hợp nhất K/N của một hệ thống gồm 3 trạm thu thành phần.

D. Hợp nhất các quyết định sử dụng copula đa biến

Các công thức P_{FA} và P_D đối với các quy tắc phát hiện K/N (xem Hình 2) có thể được xác định chỉ dựa vào các hàm CDF liên kết mà không cần quan tâm đến các hàm mật độ của nó. Gọi $F_{m:n}(\mathbf{y})$ là xác suất nhận được ít nhất m quyết định thành phần có mức logic 0 (quyết định không có mục tiêu), biểu thức (12) dưới đây là một hệ quả của Định lý 23 trong [22]:

$$\begin{aligned} F_{m:n}(\mathbf{y} | H_{0,1}) &= F_{m:n}(y_1, \dots, y_n | H_{0,1}) \\ &= \sum_{l=m}^n \left(\alpha(l, m) \sum_{\mathbf{v}(u_1, \dots, u_n) \in \Omega(n-l, n, 1)} C_{\mathbf{P}_T}(v_1, \dots, v_n | H_{0,1}) \right) \end{aligned} \quad (12)$$

Trong đó:

$$\alpha(l, m) = \sum_{q=m}^l (-1)^{l-q} \binom{l}{q} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \Omega(n_1, n, \varepsilon) &:= \left\{ \mathbf{v} \in [0, 1]^n \mid v_i \in \{u_i, \varepsilon\}, \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{v_i = \varepsilon\}}(v_i) = n_1 \right\} \end{aligned} \quad (14)$$

và $C_{\mathbf{P}_T}(\square)$ là các copula phản ánh cấu trúc phụ thuộc giữa các quyết định thành phần. Như ta thấy trong (12), $F_{m:n}(\mathbf{y})$ chỉ phụ thuộc vào các $C_{\mathbf{P}_T}(\square)$ mà không yêu cầu hàm mật độ copula $c_{\mathbf{P}_T}(\square)$ hoặc hàm mật độ đa biến $f_{\mathbf{P}_T}(\square)$. Ý nghĩa của sự xuất hiện $H_{0,1}$ trong các hàm $C_{\mathbf{P}_T}(\square | H_{0,1})$ là tương tự như đã trình bày ở Phần D. Ta để ý rằng, xác suất nhận được ít nhất k quyết định có mục tiêu bằng với xác suất nhận được nhiều nhất $n-k$ quyết định không có mục tiêu. Do đó, P_{FA} và P_D trong trường hợp này có thể được xác định nhờ $F_{m:n}(\mathbf{y})$ như sau:

$$P_{FA}(\mathbf{y}) = 1 - F_{n-k+1:n}(\mathbf{y} | H_0) \quad (15)$$

$$P_D(\mathbf{y}) = 1 - F_{n-k+1:n}(\mathbf{y} | H_1) \quad (16)$$

với k là ngưỡng phát hiện của quy tắc hợp nhất K/N.

E. Xác định các phân bố biên

Cả hai phương pháp hợp nhất trên đều yêu cầu phải xác định các CDF biên $u_i = F_i(y_i | H_{0,1})$, $i = 1, \dots, n$ thay vì các

hàm mật độ của nó. Các CDF biên này có thể được xác định trực tiếp bằng phép tích phân xác suất các hàm mật độ nhiễu (H_0) hoặc tín hiệu+nhiễu (H_1) nếu chúng tường minh và khả tích. Trong trường hợp phức tạp hơn, như phát hiện mục tiêu thẳng giăng trên nền nhiễu không Gauss, dựa vào các phương pháp số [23] ước lượng các xác suất thành phần, thì các CDF biên có thể được xác định như sau:

$$F_i(y_i | H_0) = 1 - P_{FA}^i(y_i), \quad \text{với } i = 1, \dots, n. \quad (17)$$

$$F_i(y_i | H_1) = 1 - P_D^i(y_i)$$

Trong đó, $P_{FA}^i(y_i)$ và $P_D^i(y_i)$ tương ứng là xác suất báo động lầm và xác suất phát hiện của từng đài thành phần thứ i với mức ngưỡng thành phần y_i . Các chỉ số i trong (17) cho rằng các phân bố biên có thể khác nhau giữa các đài thành phần, nghĩa là các tham số thống kê của nhiễu, máy thu và các tỉ số tín/nhiễu có thể khác nhau ở mỗi đài thành phần.

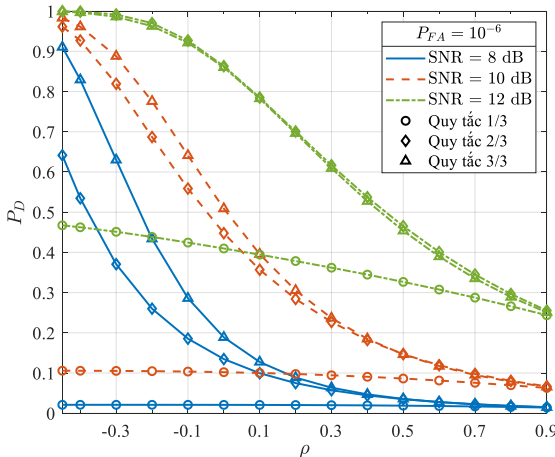
IV. KẾT QUẢ, PHÂN TÍCH VÀ THẢO LUẬN

A. Đánh giá độ tin cậy và tính hiệu quả của phương pháp đề xuất

Bài toán trong [8] sẽ được chúng tôi giải bằng phương pháp đề xuất trước khi đưa ra sự so sánh trong các kết quả. Trước hết, mô hình bài toán như sau: Xem xét một hệ thống gồm 3 cảm biến ($n=3$) phân tán hoạt động với cùng mức ngưỡng dưới tác động của tạp Gaussian kỳ vọng 0, phương sai đơn vị. Ma trận tương quan đều dạng:

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \rho \\ \rho & 1 & \rho \\ \rho & \rho & 1 \end{pmatrix}, \quad -\frac{1}{2} < \rho \leq 1, \quad (18)$$

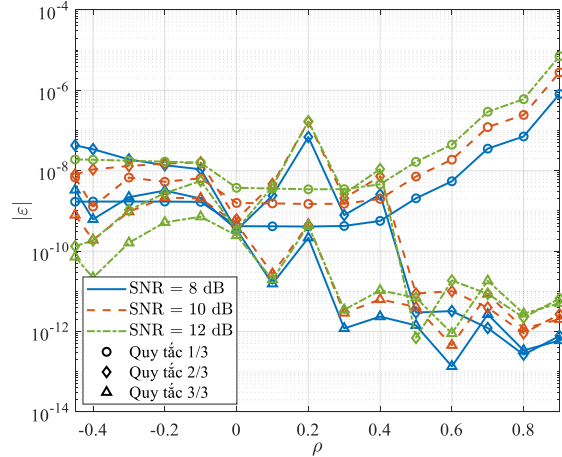
với ρ biểu diễn hệ số tương quan đều giữa các cặp cảm biến. Cho trước xác suất báo động lầm cố định, sau khi tính toán được mức ngưỡng đồng nhất ở các cảm biến thành phần theo (10) ứng với mỗi quy tắc hợp nhất, xác suất phát hiện tương ứng đạt được theo (11) như là một hàm của hệ số tương quan. Trong trường hợp này, tập hợp các quyết



Hình 4. Xác suất phát hiện theo ρ .

định có thể tìm thấy trong Bảng II với 3 quy luật hợp nhất: 1/3, 2/3 và 3/3 tương ứng với các quy tắc OR, Majority và 3/3 AND trong [8].

Hình 4 biểu diễn kết quả xác suất phát hiện của hệ thống



Hình 5. Sai số tuyệt đối giữa các kết quả của hai phương pháp.

theo hệ số tương quan, với xác suất báo động lầm $P_{FA} = 10^{-6}$, tại các tỉ số tín/tạp (SNR) tương ứng là 8 dB, 10 dB và 12 dB. Dễ thấy, chất lượng phát hiện giảm với sự gia tăng của hệ số tương quan, các quy luật 2/3 và 3/3 chịu ảnh hưởng rõ rệt nhất trong khi quy tắc 1/3 có xu hướng ổn định hơn với sự thay đổi này.

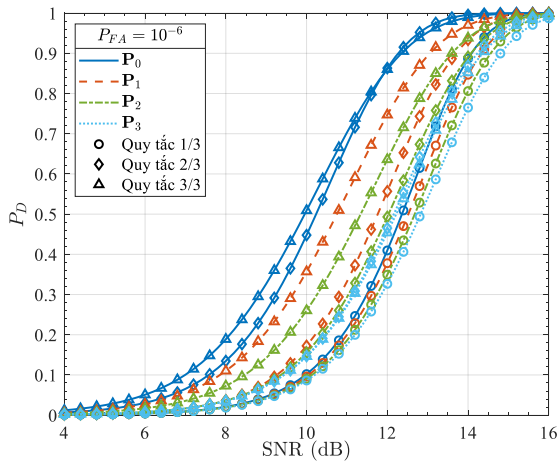
Tiếp theo, chúng tôi đã tiến hành thực nghiệm để thu được các kết quả cho trường hợp này bằng phương pháp trong [8] và Hình 5 biểu diễn một sự so sánh giữa các kết quả cuối cùng giữa hai phương pháp. Sai số tuyệt đối trong các kết quả của hai phương pháp ($< 10^{-5}$) nhỏ hơn rất nhiều so với giá trị xác suất mà chúng ta quan tâm đã chứng tỏ độ tin cậy của phương pháp đề xuất. Chúng tôi cũng nhấn mạnh rằng, khi tạp (nhiều) đầu vào các cảm biến là Gaussian, nghĩa là các phân bố biên là Gaussian, thì bài toán trong [8] là một trường hợp đặc biệt của bài toán chúng tôi đang xem xét. Trong trường hợp này, sai số trong các kết quả là do sai số của phép ước lượng tích phân xác suất phân bố Gauss nhiều chiều [21]. Và do đó, sai số này không đáng kể so với phạm vi xác suất phát hiện quan tâm.

Để khẳng định năng lực của phương pháp đề xuất, chúng tôi mở rộng bài toán này cho trường hợp bất đồng nhất trong ma trận tương quan giữa các cảm biến. Trong đó, ma trận độc lập $\mathbf{P}_0$ được so sánh với các ma trận $\mathbf{P}_1$, $\mathbf{P}_2$ và $\mathbf{P}_3$, cụ thể như sau:

$$\mathbf{P}_0 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{P}_1 = \begin{pmatrix} 1 & \rho & 0 \\ \rho & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_2 = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \rho \\ \rho & 1 & 0 \\ \rho & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{P}_3 = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \rho \\ \rho & 1 & \rho \\ \rho & \rho & 1 \end{pmatrix}.$$

Hình 6 biểu diễn các kết quả cho các trường hợp này với $\rho = 0.5$. Theo đó, chất lượng phát hiện của hệ thống bị suy giảm theo sự gia tăng của từng mức tương quan thành phần. Nghĩa là, khi mức độ tương quan của mỗi cặp quyết định tăng lên, thậm chí mức độ tương quan của các cặp quyết định còn lại không đổi, thì chất lượng phát hiện của hệ thống bị suy giảm và ngược lại. Kết quả này đã thể hiện năng lực của phương pháp đề xuất, bởi các phương pháp trong [8-13] không mô hình được ma trận tương quan

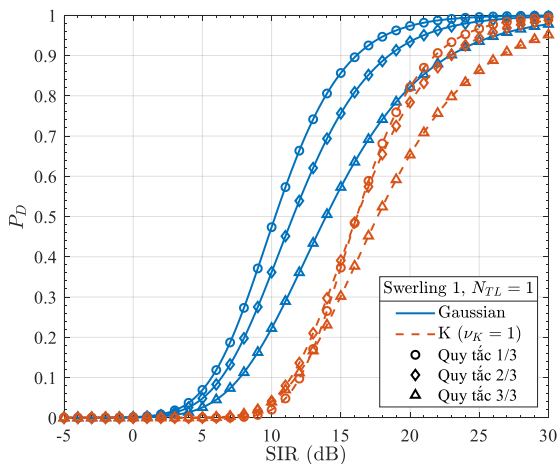


Hình 6. P_D theo SNR với các ma trận tương quan khác nhau.

không đồng nhất giữa các quyết định thành phần.

B. Giải bài toán phát hiện trong DPMRS

Xem xét hệ thống DPMRS gồm 3 trạm thu thành phần ($n=3$). Để xác định các phân bố biên $F_i(y_i | H_{0,1})$ ($i=1,2,3$), bài toán phát hiện mục tiêu bằng giảng trên nền nhiễu K [23-24] được áp dụng cho từng trạm. Chúng tôi nhấn mạnh rằng, phương pháp đề xuất có khả năng giải quyết bài toán với các trường hợp bất đồng nhất của các tham số máy thu, nhiễu và do đó các mức ngưỡng thành phần là khác nhau. Tuy nhiên, để minh họa phương pháp, giả sử các tham số máy thu và tham số phân bố của nhiễu là như nhau ở mỗi trạm, khi đó vector ngưỡng là đồng nhất $\mathbf{y} = (y_0, y_0, y_0)$. Cho trước $P_{FA} = 10^{-6}$ mức ngưỡng y_0 được xác định đơn trị từ các phương trình (10) và (15) tương ứng. Sau đó, xác suất phát hiện được tính theo (11) và (16). Ma trận phụ thuộc đồng nhất (20) được sử dụng cho các khảo sát dưới đây và các tham số cho từng copula được xác định dựa vào Bảng I.

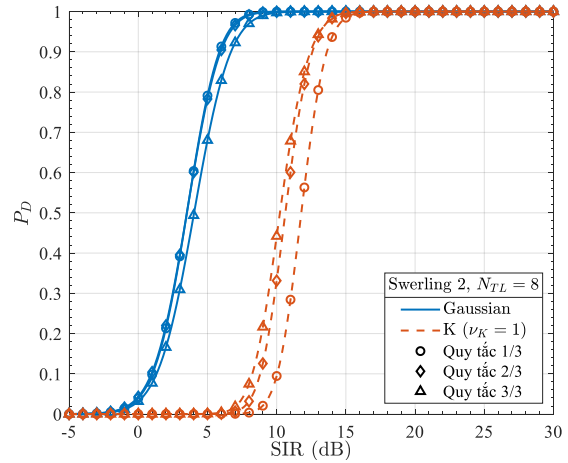


Hình 7. P_D theo SIR với mục tiêu Swerling 1.

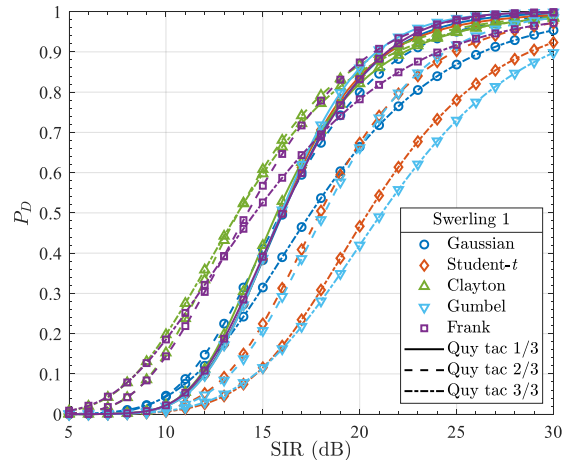
$$\mathbf{P}_\tau = \begin{pmatrix} 1 & \tau & \tau \\ \tau & 1 & \tau \\ \tau & \tau & 1 \end{pmatrix}. \quad (20)$$

Hình 7 minh họa kết quả chất lượng phát hiện của hệ thống với mục tiêu Swerling 1, không tích lũy ($N_{TL}=1$) trên nền nhiễu Gauss và nhiễu K (tham số hình dạng

$\nu_K = 1$). Ở đây, SIR là tỉ số công suất giữa tín hiệu và nhiễu + tạp [23-24]. Sự phụ thuộc trong các quyết định thành phần được giả thiết là phụ thuộc theo copula Gaussian. Các đường cong xác suất cho thấy rằng chất lượng phát hiện của quy tắc 1/3 là tốt nhất trong cả hai trường hợp này. Hơn nữa, chất lượng phát hiện của tất cả các quy luật đều chứng kiến sự suy giảm đáng kể trong nhiễu K so với trong nhiễu Gauss. Một kết quả khác đối với chất lượng phát hiện hệ thống cho mục tiêu Swerling 2, tích lũy không tương quan 8 xung ($N_{TL}=8$) được cho trong Hình 8. Ta thấy rằng, chất lượng phát hiện của các quy luật trong nhiễu K có sự thay đổi so với trường hợp mục tiêu Swerling 1. Trong trường hợp này, quy tắc 1/3 lại cho chất lượng kém hơn, trong khi



Hình 8. P_D theo SIR với mục tiêu Swerling 2.



Hình 9. P_D theo SIR với các mô hình phụ thuộc khác nhau.

quy tắc 3/3 lại cho chất lượng tốt nhất. Các nhận xét trong ví dụ này là khá thú vị và chưa có nghiên cứu nào trước đây công bố do sự phức tạp của bài toán phát hiện mục tiêu bằng giảng trong DPMRS khi các quyết định phụ thuộc thống kê.

Hình 9 biểu diễn một khảo sát khác cho chất lượng phát hiện mục tiêu Swerling 1 trong nhiễu K với các mô hình phụ thuộc khác nhau. So sánh với trường hợp của mô hình phụ thuộc theo copula Gaussian, chất lượng phát hiện đối với mô hình copula Student-t và copula Gumbel là kém hơn, trong khi chất lượng đối với mô hình copula Clayton và copula Frank là tốt hơn. Sự trái ngược về cấu trúc phụ thuộc đuôi của copula Gumbel và Clayton dẫn đến một

nhận xét rằng, sự suy giảm trong chất lượng phát hiện của hệ thống chủ yếu gây ra bởi sự phụ thuộc đuôi trên (copula Gumbel) trong khi sự phụ thuộc đuôi dưới (copula Clayton) hoặc phụ thuộc phi tuyến không đuôi (Frank) cải thiện chất lượng phát hiện hệ thống. Mặc dù khảo sát này chỉ mang tính chất minh họa khả năng của phương pháp đề xuất, song nó giúp chúng ta có những nhận xét chung về mối liên hệ giữa chất lượng phát hiện mục tiêu đối với các mô hình phụ thuộc khác nhau.

V. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi đã đề xuất một phương pháp dựa vào lý thuyết copula để giải bài toán phát hiện trong DPMRS. Dựa vào các copula thuộc hai họ Elliptical và Archimedean đặc trưng cho các cấu trúc phụ thuộc điển hình, bài báo đã trình bày hai phương pháp hợp nhất sử dụng tích phân xác suất và copula đa biến. Phương pháp đề xuất được ứng dụng để giải và mở rộng một bài toán phát hiện đã được giải trước đó để minh chứng cho độ tin cậy và tính hiệu quả và sự ưu việt của nó. Cuối cùng, việc giải bài toán phát hiện mục tiêu bằng cách giải trên nền nhiều phân bố K trong DPMRS khi các quyết định thành phần có các cấu trúc phụ thuộc khác nhau với một số nhận xét thú vị đã thể hiện được năng lực của phương pháp đề xuất. So với các phương pháp trước đó của một số tác giả đã công bố, phương pháp đề xuất có tiềm năng giải quyết các bài toán phức tạp hơn như bài toán xác định ngưỡng tối ưu hoặc quy luật hợp nhất tối ưu. Song, nghiên cứu này đã giới hạn bài toán với giả thiết các mức ngưỡng đồng nhất tại các trạm thành phần với các quy luật hợp nhất K/N để đơn giản bài toán. Các nghiên cứu sau sẽ tiếp tục ứng dụng phương pháp đề xuất để giải quyết bài toán phát hiện trong các trường hợp phức tạp này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Chernyak Victor S, "Fundamentals of multisite radar systems: multistatic radars and multiradar systems," Routledge (2018).
- [2] E. Conte *et al*, "Multistatic radar detection: synthesis and comparison of optimum and suboptimum receivers," IEE Proc. F - Commun., Radar and Signal Process., vol. 130, no. 6 (1983), pp. 484-494.
- [3] E. D'Addio *et al*: "Optimum and sub-optimum processors for multistatic radar systems," in Riv. Tec. Selenia, vol. 8, no. 2 (1982), pp. 21-28.
- [4] S. R. Doughty, "Development and Performance Evaluation of a Multistatic Radar System," Ph.D Dissertation, University of London, London (2008).
- [5] R. Srinivasan, "Distributed radar detection theory," IEE Proc. F - Commun., Radar and Signal Process., vol. 133, no. 1 (1986), pp. 55-60.
- [6] R. Srinivasan *et al*, "Distributed detection of swerling targets," IEE Proc. F - Commun., Radar and Signal Process., vol. 133, no. 7 (1986), pp. 624-629.
- [7] R. Viswanathan *et al*, "On counting rules in distributed detection," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process., vol. 37, no. 5 (1989), pp. 772-775.
- [8] V. Aalo *et al*, "On distributed detection with correlated sensors: two examples," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 25, no. 3 (1989), pp. 414-421.
- [9] E. Drakopoulos *et al*, "Optimum multisensor fusion of correlated local decisions," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 27, no. 4 (1991), pp. 593-606.
- [10] M. Kam *et al*, "Optimal data fusion of correlated local decisions in multiple sensor detection systems," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 28, no. 3 (1992), pp. 916-920.
- [11] N. Gnanapandithan *et al*, "Parallel genetic algorithm based optimal fusion in sensor networks," 3rd IEEE Consum. Commun. and Networking Conf., 2006, Las Vegas (2006), pp. 763-767.
- [12] N. Gnanapandithan *et al*, "Data Detection and Fusion in Decentralized Sensor Networks," Master Thesis, College of Engineering, Kansas (2005).
- [13] A. Nasipuri *et al*, "Nonparametric distributed detector using Wilcoxon statistics," Signal Process., vol. 57, no. 2 (1992), pp. 139-146.
- [14] V. H. Pham *et al*, "A new method based on copula theory for evaluating detection performance of distributed-processing multistatic radar system," IEICE Trans. Commun., Vol.E105-B, No.1 (2022), pp. 67-75.
- [15] V. H. Pham *et al*, "Detection performance analysis of distributed-processing multistatic radar system with different multivariate dependence models in local decisions," IEICE Trans. Commun., Vol.E105-B, No.1 (2022). (Advance publication)
- [16] B. Schweizer and A. Sklar, "Probabilistic Metric Spaces," Dover Publications (1983), New York, USA.
- [17] R. B. Nelsen, "An Introduction to Copulas," Springer Publishing Company (2010), USA.
- [18] H. Joe, "Dependence Modeling with Copulas," CRC Press (2014), Vancouver.
- [19] F. Durante and C. Sempi, "Copula Theory and Its Applications," Springer (2009), Berlin.
- [20] Jun Yan, "Multivariate Modeling with Copulas and Engineering Applications," Handbook of Engineering Statistics, Springer (2006), pp. 973-990.
- [21] A. Genz, "Numerical Computation of Multivariate Normal Probabilities," J. Comput. Graphical Stat., vol. 1, no. 2 (1992), pp. 141-149.
- [22] P. Georges *et al*, "Multivariate survival modelling: a unified approach with copulas," SSRN Electron. J. (2001).
- [23] S. Bocquet, "Calculation of radar probability of detection in Kdistributed sea clutter and noise," DSTO Defence Science and Technology Organisation (2011).
- [24] K. Ward *et al*, "Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance," The Institution of Engineering and Technology (2013), London.

A NEW METHOD SOLVING THE DETECTION PROBLEM IN DISTRIBUTED-PROCESSING MULTISTATIC RADAR SYSTEM WITH STATISTICALLY DEPENDENT LOCAL DECISIONS

Abstract: This paper proposes a method using copula theory to solve the detection problem for a distributed-processing multistatic radar system (Distributed-Processing Multistatic Radar System – DPMRS) with statistically dependent local decisions. By modeling the dependence based on typical copulas belonging to two copula families: Elliptical and Archimedean, two fusing methods using probability integration and multivariate copula were proposed and the detection problem in DPMRS can be investigated under the effects of linear statistically dependence, tail dependence, and nonlinear dependence. The reliability of the proposed method is proven by comparing the results obtained by the proposed method and other traditional method for a previous detection problem. Finally, solving the problem of

detecting fluctuating targets on the background of K-distributed clutter in DPMRS has confirmed the effectiveness and potential power of the proposed method not only for the sub-optimal problem but also for the open a new research direction for the problem of selecting the optimal threshold levels.

Keywords: Radar, mutistatic radar, distributed detection, copula, dependence modelling.



Phạm Văn Hùng tốt nghiệp Đại học ngành Điện – Điện tử năm 2011 và Thạc sĩ chuyên ngành Kỹ thuật radar – dẫn đường năm 2016 tại Học viện Kỹ thuật quân sự. Hiện đang công tác tại Bộ môn Ra đa, Khoa Vô tuyến điện tử, Học viện Kỹ thuật quân sự.
Lĩnh vực nghiên cứu: Lý thuyết phát hiện, nhiều ra đa, hệ thống ra đa nhiều vị trí, xử lý tín hiệu và dữ liệu cho radar và sonar.



Nguyễn Tuấn Hưng tốt nghiệp Đại học năm 2010, Thạc sĩ năm 2012 và Tiến sĩ năm 2015 chuyên ngành Điện – Điện tại Học viện Phòng vệ Nhật Bản. Hiện đang công tác tại Bộ môn Ra đa, Khoa Vô tuyến điện tử, Học viện Kỹ thuật quân sự.
Lĩnh vực nghiên cứu: Thiết kế anten và bộ lọc cho các thiết bị di động cầm tay, hệ thống thông tin và radar, hệ thống radar nhiều vị trí và xử lý tín hiệu cho hệ thống radar.



Nguyễn Đức Minh tốt nghiệp đại học chuyên ngành Vật lý-Vô tuyến năm 2000 tại Đại học Khoa học tự nhiên- Đại học Quốc gia Hà Nội. Tốt nghiệp Thạc sĩ ngành Công nghệ Điện tử - Viễn thông năm 2006 tại Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội. Nhận bằng tiến sĩ kỹ thuật ngành Kỹ thuật Ra đa-Dẫn đường năm 2019 tại Học viện Kỹ thuật Quân sự. Hiện đang giảng dạy tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông.
Lĩnh vực nghiên cứu: Lý thuyết phát hiện trong radar nhiều vị trí, xử lý tín hiệu, điện tử máy tính.