JKSCI

한국컴퓨터정보학회논문지
Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 31 No. 11, pp. 407-416, November 2026
https://doi.org/10.9708/jksci.2026.31.11.407

Similarity-Based Data Association Between Air Tracks and Visual Observation Report Data

Jongha Yoon*

*Engineer, C4I System Team 2, Hanwha Systems, Seongnam, Korea

[Abstract]

Visual observation report data do not contain aircraft identification information, and their heading and speed information is represented categorically. Therefore, a data association process is required to associate the report data with air tracks maintained by an air surveillance system. This paper proposes a similarity-based data association technique that evaluates and combines position, heading, and speed similarities between the report data and candidate air tracks. Position similarity is evaluated on an absolute scale based on the candidate search radius. The speeds of candidate air tracks are quantized into three categories according to their distribution within the candidate set and then compared with the reported speed category to evaluate speed similarity. The heading and speed similarities are multiplied, and the result is combined with the position similarity using a weighted sum to rank the candidate air tracks. Monte Carlo simulations show that the proposed technique achieves higher association accuracy than the Position only, Patent, and Absolute position techniques, and the accuracy gaps tend to increase as other-track density increases. These results indicate that the proposed technique can improve data association performance between visual observation report data and air tracks in dense-track conditions within the evaluated scenarios.

▸ **Key words**: Data Association, Visual Observation Report Data, Air Track, Air Surveillance System, Similarity Evaluation, Speed Quantization

[요 약]

육안 관측 보고자료는 항공기 식별 정보가 존재하지 않으며, 진행 방향 및 속력이 범주화되어 있어 공중감시체계의 항적과 자료 연관 절차가 필요하다. 본 논문에서는 보고자료와 후보 항적 간 위치와 진행 방향, 속력의 유사도를 평가하고 이를 결합하는 연관 기법을 제안한다. 위치 유사도는 후보군 설정 반경을 기준으로 절대 평가하며, 후보 항적의 속력은 후보군 내 분포에 따라 3단계로 양자화한 뒤 보고자료의 속력 정보와 비교한다. 이후 진행 방향 유사도와 속력 유사도를 곱하고 이를 위치 유사도와 가중합한 뒤 후보 항적의 우선순위를 결정한다. Monte Carlo 시뮬레이션에서 제안 기법의 연관 정확도는 위치 단독 기법, 선행 특허 및 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법보다 높았으며, 기타 항적 밀도 증가에 따라 정확도 차이가 확대되는 경향을 보였다. 이는 시험한 시나리오의 다수 항적 환경에서 제안 기법이 육안 관측 보고자료와 공중 항적 간 자료 연관 성능을 향상시킬 수 있음을 보여준다.

▸ **주제어**: 자료 연관, 육안 관측 보고자료, 공중 항적, 공중감시체계, 유사도 평가, 속력 양자화

• First Author: Jongha Yoon, Corresponding Author: Jongha Yoon
*Jongha Yoon (jhyoon@hanwha.com), C4I System Team 2, Hanwha Systems
• Received: 2026. 09. 02, Revised: 2026. 11. 09, Accepted: 2026. 11. 09.

Copyright © 2026 The Korea Society of Computer and Information
http://www.ksci.re.kr pISSN:1598-849X | eISSN:2383-9945
www.kci.go.kr

I. Introduction

공중감시체계는 레이다 등 전자적 센서로부터 수신한 자료로 생성한 항적 정보 외에도 관측자가 보고한 육안 관측 보고자료를 보조 자료로 활용할 수 있다. 육안 관측 보고자료는 센서 탐지 범위 밖의 소형 무인기 등 저고도 비행체에 대한 추적을 보완하고, 외형이나 기종 등 레이다로부터 획득하기 어려운 정보를 획득할 수 있는 장점이 있다. 하지만 육안 관측 보고자료는 Mode 3 코드나 Mode S 식별 정보 등 항공기 식별 정보가 없어 어느 항적에 해당하는지 결정하는 자료 연관(Data Association) 절차가 요구된다. 또한 육안 관측 보고자료는 관측 위치 주변에 항적이 다수 존재하거나 관측 오차가 큰 경우 정확한 연관 대상을 결정하기 힘든 문제가 존재한다.

자료 연관에 관한 기존 연구에서는 표적 간 위치와 거리 또는 기하학적 관계를 이용하여 동일 표적을 판단하는 방법이 주로 연구되었다. [1]에서는 센서의 편향 오차가 존재하는 환경에서 거리를 고려한 연관 기법을 제안하였으며, [2]에서는 표적들의 상대적 위치로부터 구성한 삼각형 위상 관계를 이용하여 다수 표적을 연관하는 기법을 제안하였다.

최근에는 기하학적 기법 외에도 다양한 기법들이 연구되고 있다. [3]에서는 레이다 편향의 호모그래피 추정을 이용하여 해석 가능한 비지도 학습 기법을 제안하였고, [4]에서는 DTW(Dynamic Time Warping)와 Cauchy 분포 기반 소속함수를 이용하여 유사도를 산출하는 기법을 제안하였다. [5]에서는 후보 항적쌍의 위치, 속력 및 진행 방향에 대한 통계적 거리와 전체 항적 배치에서 추출한 정보를 바탕으로 심층학습을 이용하여 두 항적을 연관시킨다.

기존에 제시된 기법들은 센서에서 획득한 정량적 좌표 또는 연속 궤적 자료를 주로 사용하는 기법들이다. 하지만 육안 관측 보고자료는 단일 관측 시점의 위치, 범주화된 진행 방향 및 속력으로 구성되기 때문에 기존 기법의 적용이 어려우며, 학습 기반 기법을 적용하기 위해서는 학습자료 확보와 실행시간 특성 등에 대한 검증이 요구된다. 따라서 육안 관측 보고자료를 활용하기 위해서는 양자화된 정보를 활용한 자료 연관 기법이 요구된다.

선행 특허[6]에서는 육안 관측 보고자료의 일정 반경 이내 항적을 후보군으로 설정하고, 보고자료와 후보 항적 간 위치 및 진행 방향 유사도 계산 기법을 제안한다. 그러나 해당 기법의 위치 유사도는 후보군 내 상대적인 평가로 인하여 보고자료와 후보 항적 간 거리의 영향성이 크게 낮아질 수 있으며, 보고자료의 속력 정보를 반영하지 않아 위치와 진행 방향이 유사한 항적을 구분하기 어려운 단점이 존재한다.

본 논문에서는 육안 관측 보고자료와 후보 항적 간 연관 정확도를 향상하기 위하여 위치와 진행 방향, 속력 정보를 결합하여 유사도를 평가하는 연관 기법을 제안한다. 제안 기법은 후보군 탐색 반경을 기준으로 절대적인 항적의 위치 유사도를 계산하고, 진행 방향의 유사도를 평가하며, 후보 항적의 속력을 양자화하여 보고자료의 속력 정보와의 유사도를 계산한다. 이후 세 개별 유사도를 결합하여 후보 항적의 유사도와 우선순위를 결정함으로써 항적을 연관시킬 수 있도록 한다.

제안된 기법은 Monte Carlo 시뮬레이션을 이용하여 고전적인 위치 단독 사용 기법, 선행 특허 및 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법과 비교되었다. 보고자료 인근 항적 밀도를 변화시킨 조건별로 실제 대상 항적이 가장 높은 유사도를 갖는 시행의 비율을 측정하였다. 이를 통해 위치 유사도 변경 및 속력 정보 추가의 효과를 구분하고, 항적 밀도에 따른 자료 연관 성능을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 육안 관측 보고자료와 후보 항적의 특성 및 연관 문제를 정의한다. Ⅲ장에서는 위치, 진행 방향 및 속력 유사도 점수의 산출과 결합 기법을 제시한다. Ⅳ장에서는 시뮬레이션 환경과 성능평가 결과를 분석하며, Ⅴ장에서 연구 결과와 한계를 제시한다.

II. Problem Definition and Observation Data

1. Problem Definition

본 논문에서는 공중 항적을 추적하고 있는 하나의 공중감시체계와 다수의 대공 감시자 및 보고 단말기 시스템을 가정한다. 공중감시체계는 국지 또는 전구의 공중을 감시하며 다수의 공중 항적을 관리한다. 공중감시체계 공중 항적 데이터는 1) 위경도 좌표와 2) 진행 방향(heading), 3) 속력 등을 포함한다. 공중 항적은 체계 내의 추적기(Tracker)가 클러터 등에 의한 허상 항적을 제거하여 제공하는 것으로 가정하며, 허상 항적의 식별 및 처리는 본 연구 범위에서 제외한다.

대공 감시자는 대공 초소에 위치하여 있으며, 대공 감시를 위한 적절한 보조 장비(망원경 등)를 갖추고 있고, 공중 항적을 발견하면 단말기를 통하여 공중감시체계로 보고한다. 보고자료에는 1) 초소의 위경도 좌표와, 2) 초소-항적

www.kci.go.kr

간 지표면 상 수평 거리, 3) 초소-항적 방위각, 4) 항공기의 8방위 진행 방향(heading), 5) 항공기 속력 정도(Slow, Normal, Fast, Unknown) 등이 포함된다.

공중감시체계는 육안 관측 보고자료를 수신하면 보고자료의 위치로부터 일정 거리 R 이내에 있는 N개의 공중 항적을 후보군으로 설정한다. 이때, 일정 거리 R은 사용자가 정의하는 값이며, 후보 공중 항적들이 보고자료와 충분히 지리적으로 인접하도록 설정된다고 가정한다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 수신한 보고자료에 대하여 수신 시점 t_r의 후보 항적별 유사도 점수와 그 내림차순 순위를 출력으로 제공한다. 공중감시체계 운용자는 출력을 참고하여 보고자료와 공중 항적의 동일 표적 여부를 판단하며, 동일한 공중 항적에 복수의 보고자료가 연관될 수 있다.

본 알고리즘의 목적은 유사도 점수 산출 이후의 운용자 판단에 대한 지원이다. 따라서 피아식별 등 항적에 대한 부가적인 정보의 제공은 연구 범위에 포함하지 않는다.

2. Data Representation

공중감시체계는 보고자료를 수신하면 1) 초소의 위경도 좌표와, 2) 초소-항적 간 지표면 상 수평 거리, 3) 초소-항적 방위각을 사용하여 보고자료의 위경도 좌표 $\boldsymbol{P}_r$을 계산한다[7]. 또한 항공기의 진행 방향은 정북 방향을 0°로 하여 45° 간격으로 표현된다. 따라서 보고자료의 진행 방향 h_r은 (1)과 같이 정의된다[6].

$$h_r \in \{0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°\} \quad (1)$$

보고자료의 속력 정보 s_r은 Slow, Normal, Fast와 같이 3단계로 구분된다. 이 구분은 knots 단위 등 정량적 측정값이 아닌 대공 감시자가 주관적으로 판단한 정성적 정보이다. 정보가 없거나 구분이 불가할 경우 Unknown으로 보고된다.

i번째 후보 항적의 표현은 Table 1과 같다(i는 자연수이며 $i \in \{1, \ldots, N\}$). $h_i(t_r)$은 t_r까지의 가장 최신 정보로 0°부터 359°까지 1° 단위로 관리된다. 또한 $s_i(t_r)$은 knots 단위의 스칼라값으로 정의한다. $\boldsymbol{P}_i(t_r)$은 t_r 시점에 공중감시체계가 관리하는 항적 i의 위치이다.

Table 1. Notations of Report Data and Tracks

Variable	Description
$\boldsymbol{P}_r$	Latitude and longitude of visual observation report data
$\boldsymbol{P}_i(t_r)$	Latitude and longitude of ith candidate air track at time t_r
h_r	8-direction Heading of visual observation report data
$h_i(t_r)$	Heading of ith candidate air track at time t_r
s_r	Speed category of visual observation report data
$s_i(t_r)$	Speed of ith candidate air track at time t_r

III. Proposed Similarity-Based Association Method

본 장에서는 위치·진행 방향·속력 유사도를 산출하고, 이를 결합하여 후보 항적의 순위를 결정하는 기법을 기술한다.

본 장에서 서술하는 진행 방향 유사도의 계산과 개별 유사도의 결합은 선행 특허[6]에서 제시된 내용을 기반으로 한다. 하지만 [6]에서는 위치 유사도를 후보군 항적 내 상대평가로 설계하였으나, 본 논문에서는 R을 기준으로 한 절대평가 기준으로 설계하였다. 또한, 육안 관측 보고 시 속력 유사도를 사용하지 않는 [6]과는 다르게, 본 논문에서는 육안 관측 보고의 속력 정보를 처리하고, 이를 위한 양자화 및 유사도 계산 절차를 제안한다.

1. Attribute-wise Similarity Score Calculation

본 절에서는 위치 유사도와 진행 방향 유사도, 속력 유사도를 개별적으로 평가하는 기법에 관하여 기술한다. 개별 유사도는 2절에서의 결합을 위하여 0부터 1 사이의 실수로 정규화되도록 설계하였다.

1.1 Position Similarity Score

보고자료와 i번째 후보 항적 위치 유사도 점수 D_i는 보고자료와 항적의 위치가 얼마나 유사한지 비교하는 점수이다. 이를 위하여 보고자료와 i번째 후보 항적 간 수평 이격거리 d_i가 사용되며 (2)와 같이 계산된다.

$$d_i = \mathrm{GeodeticDistance}(\boldsymbol{P}_r,\ \boldsymbol{P}_i(t_r)) \quad (2)$$

GeodeticDistance는 두 위경도 좌표 간의 지표면 상 수평 거리를 계산하는 함수이다[7]. D_i는 (3)과 같이 계산된다.

www.kci.go.kr

$$D_i = \frac{R - d_i}{R} \tag{3}$$

D_i는 $d_i = 0$일 때 $D_i = 1$이 되고, $d_i = R$일 때 $D_i = 0$이 되도록 설계하였다. 후보군은 $d_i \leq R$인 항적들의 집합이므로 $0 \leq D_i \leq 1$로 정규화됨을 확인할 수 있다. D_i는 선행 특허[6]와 달리 다른 후보 항적과의 상대적 비교가 아닌 절대적 기준에 따라 유사도를 평가하도록 설계되었다. 상대적 비교로 유사도 평가를 실시할 경우 Fig. 1과 같이 d_i가 R에 근접하여 유사도가 낮은 항적만 존재함에도 불구하고, 높은 유사도를 획득하는 경우가 발생한다. 절대적인 평가는 이러한 문제점을 보완할 수 있다. Fig. 1의 예시는 Ⅳ장의 시뮬레이션과 별개로 구성하였다.

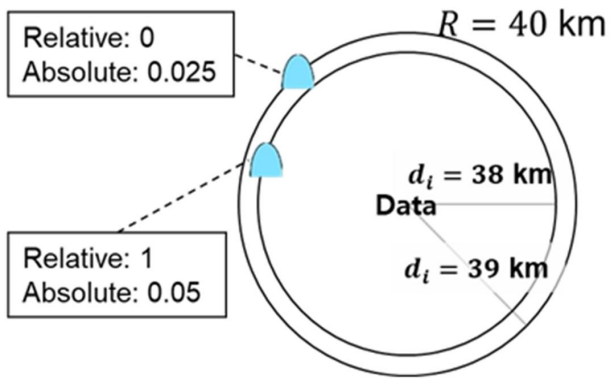

Fig. 1. Example Comparison of Relative and Absolute Similarity Scores

1.2 Heading Similarity Score

보고자료와 i번째 후보 항적 진행 방향 유사도 점수 H_i는 보고자료와 항적의 진행 방향의 유사도를 나타내는 점수이다. Ⅱ.2 절에서 정의한 바와 같이 보고자료와 항적의 진행 방향은 모두 0° 부터 359° 사이의 정수로 표현되며, 결합을 위하여 0과 1 사이의 실수로 정규화되어야 한다. 따라서 H_i는 선행 특허[6]에서 제시된 바와 동일하게 (4)와 같이 계산된다.

$$H_i = 2 \times \left(\frac{\max(360 - |h_r - h_i(t_r)|, |h_r - h_i(t_r)|)}{360} \right) - 1 \tag{4}$$

H_i는 h_r과 $h_i(t_r)$의 차가 적을수록 선형적으로 증가하도록 설계하였다. 따라서 진행 방향이 서로 동일하다면 1점이 계산되고, 180° 반대라면 0점이 부여된다. 또한 $h_r = 0°$, $h_i(t_r) = 359°$와 같이 차이는 크지만, 원형 각도상 인접한 경우에도 높은 점수를 부여하도록 설계하였다.

1.3 Speed Similarity Score

선행 특허[6]는 육안 관측자료의 속력 정보가 제공되지 않는 것으로 정의하였으나, 본 논문에서는 육안 관측의 속력이 Ⅱ장에서 정의한 바와 같이 Slow, Normal, Fast의 범주로 제공되는 것을 고려한다. 이에 따라 공중감시체계가 보유한 정량적 속력 $s_i(t_r)$을 대공 감시자가 보고한 상대적 빠르기와 비교할 수 있도록 동일한 세 범주로 변환한다.

보고자료와 i번째 후보 항적 속력 유사도 점수 S_i는 범주 간 일치 정도를 의미한다. 본 논문에서는 항적의 정량적 속력을 상대적 속력으로 변환하기 위해 후보군 내 속력 분포를 이용한 양자화를 제안한다.

후보 항적의 속력은 후보군 내 상대 속력을 기준으로 Slow, Normal, Fast의 세 범주로 양자화된다. 각 범주는 속력 하위 1/3, 중위 1/3, 상위 1/3을 의미한다. 먼저 공중감시체계는 $s_i(t_r)$을 오름차순으로 정렬하고, 이 배열을 $\hat{s}_j$라 한다(j는 자연수이며 $j \in \{1,...,N\}$). 다음으로 하위-중위 범주 간 경계값 b_l과 중위-상위 범주 간 경계값 b_u를 (5)와 같이 계산한다. 이때 $N \geq 3$이며 세부적인 내용은 본 항 내에서 후술한다.

$$b_l = \frac{\hat{s}\left(\left\lceil \frac{N}{3} \right\rceil\right) + \hat{s}\left(\left\lceil \frac{N}{3} \right\rceil + 1\right)}{2}$$
$$b_u = \frac{\hat{s}\left(\left\lceil \frac{2N}{3} \right\rceil\right) + \hat{s}\left(\left\lceil \frac{2N}{3} \right\rceil + 1\right)}{2} \tag{5}$$

$s_i(t_r)$은 (6)의 수식을 이용해서 양자화된 속력 q_i로 변환된다.

$$q_i = \begin{cases} \text{Slow}, & s_i(t_r) < b_l \\ \text{Normal}, & b_l \leq s_i(t_r) < b_u \\ \text{Fast}, & b_u \leq s_i(t_r) \end{cases} \tag{6}$$

q_i는 s_r과 비교되며 속력 유사도 점수 S_i는 Table 2와 같이 부여된다. 여기서 Table 2의 S_i는 범주 간 일치 정도를 나타내는 유사도 값이며, 범주 보고의 정확도를 의미하지 않는다.

www.kci.go.kr

Table 2. Speed Similarity Score Assignment Matrix

q_i \ s_r	Slow	Normal	Fast
Slow	$S_i = 1$	$S_i = 0.5$	$S_i = 0$
Normal	$S_i = 0.5$	$S_i = 1$	$S_i = 0.5$
Fast	$S_i = 0$	$S_i = 0.5$	$S_i = 1$

(5)와 (6)으로부터 본 절에서 제안하는 속력 양자화는 후보군 항적의 속력 분포에 의하여 경계가 결정되는 후보군 의존형 양자화이다. 동일 후보군에서 동일한 속력을 갖는 항적들은 (6)에 의하여 동일한 범주로 양자화되므로, 각 범주에 포함되는 후보 항적의 수는 정확히 $N/3$이 되지 않을 수 있다. 같은 범주에 속한 후보에는 동일한 속력 유사도 점수가 부여된다.

위의 설계에서 S_i는 항적 개수가 3개 이상이어야 연산이 가능하며, 항적 간 속력 차이가 어느 정도 발생하여야 유사도 점수의 변별력을 유지할 수 있다. 따라서 불필요한 양자화를 방지하기 위하여 아래 조건 (7)을 만족하지 않을 경우 연산을 수행하지 않는다.

$$N \geq 3,\ \max_i s_i(t_r) - \min_i s_i(t_r) > \tau \tag{7}$$

여기서 τ는 후보군의 최소 속력 범위로 knots 단위를 갖는다. 1) 후보군의 크기가 3 미만이거나 2) 최대-최소 속력 차이가 τ 이하인 경우 거의 유사한 속력을 세 범주로 강제로 분할하는 것은 적절하지 않으므로 연산을 수행하지 않는다. 또한 $s_r = \text{Unknown}$인 경우에도 연산이 불가하므로 연산이 수행되지 않는다. 연산이 수행되지 않는 경우 $S_i = 1$을 부여한다. 이에 대한 이유는 Ⅲ.2절에서 기술한다.

2. Combined Similarity Score and Candidate Ranking

본 절에서는 Ⅲ.1절에서 계산된 개별 유사도를 결합하여 유사도를 산출하고, 최종 출력을 생성하는 과정에 관하여 기술한다.

공중감시체계는 진행 방향 유사도와 속력 유사도를 결합하여 속도 유사도를 생성한 뒤, 이를 위치 유사도와 가중합하여 유사도를 계산한다. 유사도 M_i는 선행 특허[6]의 2차원 레이다 유사도의 결합 구조를 적용하여 (8)과 같이 정의한다.

$$M_i = \alpha D_i + (1-\alpha) H_i S_i \tag{8}$$

여기서 $0 \leq \alpha \leq 1$은 위치 가중치로 사용자 설정값이다. (8)의 $H_i S_i$항은 속도 유사도를 의미한다. 속도 유사도는 진행 방향이 반대일 경우($H_i = 0$) 속력 유사도가 무시된다. 이는 보고자료의 속력이 정량적이지 않음을 반영한 의도적인 설계이다. 반면에 Ⅲ.1.3항에서 언급한 (7)을 만족하지 못하거나 $s_r = \text{Unknown}$인 경우 모든 i에 대하여 $S_i = 1$을 부여하여 속도 유사도 항에는 H_i만 반영하고, 위치 유사도 항은 유지한다.

후보 항적은 M_i에 대하여 내림차순으로 정렬되고, 그 결과를 보고자료 객체에 저장한다. 그 결과에는 순위와 후보 항적 식별번호, 유사도, 보고자료와의 거리, 진행 방향, 속력이 포함된다. 해당 결과는 저장과 동시에 공중감시체계의 사용자에게 전시된다.

사용자는 해당 정보를 참고하여 보고자료를 후보 항적에 수동으로 연관시키거나 혹은 순위가 가장 높은 후보 항적에 자동으로 연관시킬 수 있다.

Ⅳ. Simulation Results and Discussion

본 장에서는 제안된 기법의 성능을 평가하기 위한 시뮬레이션 수행과 그 결과 및 분석에 관하여 기술한다. 시뮬레이션은 Monte Carlo 시뮬레이션으로 수행하였다. 본 연구에서는 제안된 기법을 고전적인 위치 단독 사용(Position only) 기법과 선행 특허[6]에서 제안된 기법, 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법(Absolute position)과 비교하였다.

1. Simulation Scenario and Parameters

각 시행에서는 하나의 보고자료와 다수의 후보 항적을 생성하여 후보군을 구성하고, 후보군이 비어 있지 않은 경우 유사도 점수가 가장 높은 후보 항적이 자동으로 선정되는 상황으로 구성하였다.

시뮬레이션은 대공 초소가 위치한 $x-y$ 평면에서 수행된다. 실제 보고 대상 항적은 대공 초소로부터 5~30 km의 거리에 균등분포를 따라 생성된다. 방위각 및 진행 방향도 균등분포에 따라 생성되며, $0 \sim 360^\circ$의 범위를 갖는다.

기타 항적은 보고자료 위치 P_r을 중심으로 한 반경 R의 원형 영역에서 일정한 밀도 λ를 갖는 공간 Poisson Point Process로 생성한다. 이때 항적 수는 평균이 $\lambda\pi R^2$인 Poisson 분포에서 추출하고, 각 항적의 위치는 균일분포에 따라 독립적으로 생성된다. 기타 항적의 진행 방향은

www.kci.go.kr

0~360° 의 균등분포에서 생성한다. $\lambda = 0.012$ tracks/km^{2}를 갖고, $R = 20$ km일 때 평균 항적 수는 15.1개이다. 유사 연구[8]에서 사용한 Poisson 개수·공간 균등 배치와 영평균 Gaussian 관측 오차 모형을 참고하여 후보 밀도와 관측 불확실성을 조절하는 시나리오를 구성하였다.

보고 대상 항적과 기타 항적의 속력은 평균 140 knots, 표준편차 65 knots인 단일 정규분포에서 독립적으로 생성한다. 범주별 항적 수를 사전에 정하지 않고 속력을 무작위로 생성하여, 시행마다 후보군의 속력 구성이 달라지도록 하였다. 이때 생성된 속력이 10 knots 미만인 경우에는 10 knots로 보정한다. 이 값들은 시뮬레이션을 위해 설정한 값으로, 특정 기종이나 비행 단계에 대응하지 않는다.

항공기 운동학적 성능 모형에서는 기종과 비행 단계별 속력 등의 변동을 표현하기 위해 정규·감마·베타분포를 후보 모형으로 사용하였다[9]. 본 연구에서는 이러한 확률분포 기반의 모델링 방식을 참고하여, 항적의 속력 변동을 표현하는 단일 정규분포를 사용하였다.

보고 속력 범주는 대상의 생성 속력이 105 knots 미만이면 Slow, 105 knots 이상 185 knots 미만이면 Normal, 185 knots 이상이면 Fast로 구분하여 생성한다. 이 경곗값은 보고 범주 생성을 위한 시뮬레이션 설정이며, 후보군 내 상대 양자화 경계와는 별개이다. 보고 범주는 이 구분과 10% 확률로 달라지도록 설정한다. Slow와 Fast는 각각 10% 확률로 Normal로 보고되며, Normal은 Slow와 Fast로 각각 5% 확률로 보고된다. 이는 자료의 생성 가정이며, 실제 관측자의 판별 정확도나 후보군 내 상대 양자화 범주와의 일치 확률을 의미하지 않는다. 또한 보고 범주는 후보군의 양자화 결과를 사용하지 않고 생성한다. 본 실험에서 Unknown은 생성하지 않는 것으로 가정한다.

항적 정보의 오차는 영평균 정규분포로 모델링한다. 보고 대상 항적의 위치 오차는 x, y 좌표별로 표준편차를 0.08 km로 설정하고, 진행 방향 오차의 표준편차는 2° 로 설정한다. 보고 대상 항적과 기타 항적의 속력에는 표준편차가 3 knots인 오차를 추가한다. 오차 적용 후 항적 속력은 최소 1 knot로 보정한다. 각 오차는 서로 독립적으로 생성하며, 육안 관측 오차와도 독립으로 가정한다. 이 표준편차들은 시뮬레이션을 위해 설정한 값이다.

보고자료 위치 P_r은 대상의 거리와 방위각에 관측 오차를 적용하여 산출한다. 오차 적용 후 거리가 음수이면 0 km로 보정한다. 진행 방향은 관측 오차 적용 후 8방위로 양자화한다. 각 관측 오차는 서로 독립인 영평균 Gaussian 난수로 추출한다. 보고 대상 항적은 항적 정보의 오차가 반영된 위치와 보고 위치 간 거리가 R 이내인 경우에만 후보군에 포함한다.

Table 3에는 핵심 기준값을 정리하였다. [8], [9]는 분포 모형 선택의 근거이며, 표의 수치와 오차는 비교 실험을 위한 설정이다. 본 평가는 보고자료가 이미 생성된 조건의 연관 성능을 다루며, 탐지와 보고 발생 확률을 포함하지 않는다. α와 R, τ 등의 정의 및 개념은 Ⅲ장의 설명과 같다. Table 3의 매개변수와 속력 유사도 점수는 비교 실험을 위한 기준값으로 설정하였으며, 보편적인 최적값을 의미하지 않는다.

Table 3. Simulation Parameters

Parameter	Value
Position weight α	0.70
Candidate radius R	20 km
Other-track density λ	0.012 tracks/km^2
Minimum candidate -speed range τ	15 knots
True target range	Uniform(5, 30) km
True target bearing	Uniform(0, 360) °
True target heading	Uniform(0, 360) °
Report-category thresholds	105 / 185 knots
Mean track speed	140 knots
Track-speed standard deviation	65 knots
Visual range error standard deviation	3.0 km
Visual bearing error standard deviation	7.0°
Visual heading error standard deviation	25.0°
Speed-category report agreement	0.90
Target position error standard deviation	0.08 km/axis
Target heading error standard deviation	2.0 °
Speed error standard deviation	3.0 knots

난수는 PCG64 생성기를 사용하였으며, 초기 시드는 기준 실험에 20260826, 밀도 변화 실험에 밀도 증가 순으로 20260926-20260930, 민감도 분석에 20261020을 적용하였다.

본 시뮬레이션은 Ⅲ.2절에서 언급한 자동 연관을 사용한다. 모든 비교 기법은 동일 시행의 입력·후보군과 한 번 무작위로 정한 후보 처리 순서를 공유하며, 가중합을 사용하는 기법에는 동일한 위치 가중치 α를 적용한다. 만약 2

www.kci.go.kr

개 이상의 항적이 동일한 최고 점수를 갖는 경우 공통 후보 처리 순서에서 가장 앞선 항적을 선정한다. 선행 특허의 상대 위치 유사도에서 후보 간 거리 범위가 0인 경우에는 모든 후보의 위치 점수를 1로 설정한다. 예외 시행은 제외하거나 재추출하지 않는다.

2. Evaluation Metrics

본 연구는 특정 시점의 단일 보고자료에 대하여 기존 항적 중 하나를 선택하여 연관하는 문제를 다룬다. Ⅰ장에서 기술한 관련 연구[1][2]에서는 연관 결과의 정확성을 기준으로 성능을 평가하였다. 이 중 [1]의 (19)는 두 레이다가 공통으로 관측한 표적 중 올바르게 연관된 표적의 비율을 정확 연관율(correct association rate)로 정의한다. 본 연구에서는 이러한 평가 개념을 참고하여, 전체 시행 중 보고 대상 항적이 최상위 후보로 선정된 시행의 비율을 연관 정확도(association accuracy)로 정의하고 (9)와 같이 계산한다.

$$A = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \Pi(r_k = 1) \tag{9}$$

여기서 $\Pi(\cdot)$은 내부 조건이 참이면 1, 거짓이면 0을 반환하는 함수이고, r_k는 k번째 시행에서 보고 대상 항적의 순위이다. K는 Monte Carlo 시행 횟수이다. 만약 후보군이 공집합이거나 보고 대상 항적이 포함되지 않았을 경우 $\Pi(\cdot)=0$으로 정의한다.

연관 정확도는 95% 신뢰구간과 함께 제시한다. 기준 실험에서는 동일 시행의 연관 성공·실패 결과에 대해 McNemar 검정을 수행한다. 검정 대상은 1) 위치 단독 기법-선행 특허, 2) 선행 특허-절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법, 3) 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법-제안 기법, 4) 선행 특허-제안 기법의 네 쌍이다. 이 네 쌍의 비교에 Holm 보정을 적용한다.

3. Simulation Results

3.1 Overall Association Performance

본 항은 기타 항적 밀도를 $\lambda = 0.012$ tracks/km^2(후보군 평균 크기 16.06)로 고정하여 수행한 시뮬레이션 결과이다. 이때 $K = 50{,}000$이고, 결과는 Table 4와 Fig. 2에 제시하였다.

시뮬레이션 결과 제안된 기법(Proposed)의 연관 정확도는 85.712%로 위치 단독(Position only)보다 19.534%p, 선행 특허(Patent)보다 2.578%p 높은 연관 정확도를 보였다. 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법의 정확도는 83.914%로, 기준 조건에서 위치 유사도 변경과 속력 정보 추가의 차이는 각각 0.780%p와 1.798%p였다. 따라서 기준 조건에서 제안된 기법이 기존 기법들에 비하여 높은 정확도를 보임을 확인할 수 있으며, 기준 조건 실험의 네 쌍 비교는 Holm 보정 후 모두 $p < 0.001$이었다.

Table 4. Overall Association Accuracy

Method	Correct Association	Association Accuracy [95% CI, %]
Position only	33,089	66.178% [65.762, 66.591]
Patent	41,567	83.134% [82.803, 83.460]
Absolute position	41,957	83.914% [83.589, 84.233]
Proposed	42,856	85.712% [85.403, 86.016]

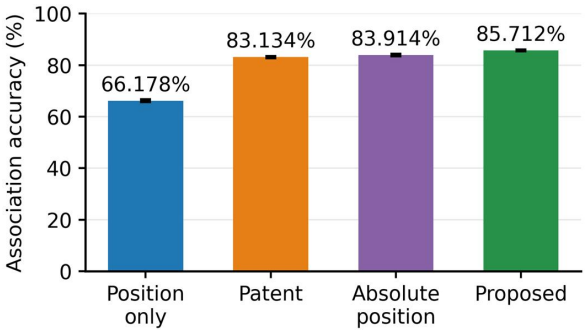

Fig. 2. Overall Association Accuracy

3.2 Association Performance According to Other-Track Density

본 항은 기타 항적 밀도 λ를 Table 5의 첫 번째 열과 같이 설정하여 수행한 시뮬레이션 결과이다. 각 조건당 $K = 12{,}000$이고, λ에 따른 평균 후보군 크기(평균 항적 개수) 및 결과는 Table 5 및 Fig. 3과 같다. 본 항에서는 Ⅳ.3.1항의 실험과 시행 횟수 및 난수 시드를 달리하여 별도의 실험을 수행하였다.

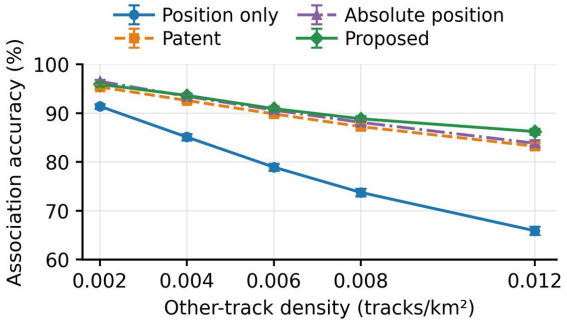

Fig. 3. Association Accuracy According to the Other-Track Density

www.kci.go.kr

Table 5. Association Accuracy According to Other-Track Density
※ N_{mean}: Mean Number of Candidate Tracks

λ (tracks/km^2)	N_{mean}	Position only (%)	Patent (%)	Absolute position (%)	Proposed (%)	$S_i = 1$ Counts
0.002	3.50	91.400	95.358	96.517	95.917	3,502
0.004	6.03	85.092	92.592	93.442	93.633	493
0.006	8.57	78.925	89.833	90.625	90.925	40
0.008	11.02	73.742	87.233	88.108	88.842	4
0.012	16.06	65.892	83.233	83.833	86.225	0

모든 기법이 λ가 증가함에 따라 연관 정확도가 낮아지는 특성을 보인다. 제안된 기법과 위치 단독 기법을 비교하면 $\lambda = 0.002$ tracks/km^{2}일 때 정확도 차이는 4.517%p이나 $\lambda = 0.012$ tracks/km^{2}일 때는 20.333%p임을 확인할 수 있다. 선행 특허와의 차이는 0.558%p에서 2.992%p로 증가하였고, 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법과의 차이는 −0.600%p에서 2.392%p로 증가하였다. 따라서 본 조건에서는 후보가 증가할 때 제안 기법과 이 두 기법 간 차이가 확대되었다.

$\lambda = 0.002$ tracks/km^{2}에서 $N < 3$인 경우는 3,446회였고, $N \geq 3$이면서 속력 범위가 15 knots 이하인 경우는 56회였다. 이로 인해 3,502회 속력 유사도 비활성($S_i = 1$)이 발생하였다. 반면 $\lambda = 0.012$ tracks/km^{2}일 때는 항적 수 증가에 따라 속력 유사도가 비활성된 경우가 없었다. 본 항의 실험에서는 보고 대상 항적 미포함 및 빈 후보군이 발생하지 않았으나, 이는 대상 포함을 강제하거나 시행을 재추출한 것은 아니다.

다만 λ=0.002에서는 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법이 제안 기법보다 0.600%p 높았다. 이 조건에서는 속력 정보 추가에 따른 성능 향상이 관찰되지 않았다.

3.3 Sensitivity Analysis

본 항에서는 주요 매개변수와 관측 오차에 대한 민감도 분석을 수행하였다. 주요 매개변수로는 위치 가중치 α와 후보 반경 R, 기타 항적 밀도 λ가 있으며, λ에 대한 실험 결과는 Ⅳ.3.2항에서 제시하였다. $K = 20{,}000$이고, 매개변수 외 나머지 값은 Table 3에 제시된 값으로 고정하였다. 또한 동일 시행의 입력과 후보군을 모든 비교 기법이 공유한다. 민감도 분석 결과는 Fig. 4와 같다. Fig. 4 라벨의 SD는 표준편차(Standard Deviation)를 의미한다.

Table 3의 기준값을 적용한 민감도 분석의 20,000회 시행에서 제안 기법의 연관 정확도는 85.540%였다. $\alpha = 0.50$ 일 때 제안 기법이 80.500%, 선행 특허가 84.480%였으며, R이 10, 20, 30 km 일 때 제안 기법의 정확도는 각각 81.115%, 85.540%, 85.825%였다. 또한 거리·방위각·진행 방향 관측 오차가 커질수록 정확도는 낮아졌다. 따라서 기준 설정을 보편적인 최적값으로 해석하지 않는다.

4. Discussion

기준 조건에서 제안된 기법은 위치 단독 기법이나 선행 특허보다 높은 연관 정확도를 보였으며, 기타 항적 밀도가 증가함에 따라 비교 기법과의 성능 차이가 더욱 확대되었다. 절대 위치 유사도를 사용한 선행 특허 기법을 추가한 결과, 기준 조건에서 위치 유사도 변경과 속력 정보 추가의 효과를 각각 확인할 수 있었다. 다만 이러한 추가 효과는 모든 후보군에서 일정한 것이 아니며, 저밀도 조건에서는 다르게 나타났다.

본 논문의 속력 양자화는 정량적 항적 속력을 관측자가 보고한 상대적 빠르기와 비교하기 위한 근사적 변환이다. 보고 범주 생성을 위한 고정 경계와 후보군 내 상대 양자화 경계는 서로 다르므로, 두 범주가 항상 일치하지는 않는다. 동일 후보군에서 동일한 속력은 동일 범주로 처리되며, 같은 범주의 후보는 속력 점수만으로 구분할 수 없다. Ⅳ.3.2항의 실험에서 항적 밀도가 증가함에 따라 속력 유사도가 비활성화되는 시행의 수가 감소함을 보였다. $\lambda \geq 0.004$ tracks/km^2 일 때 제안 기법은 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법에 비하여 높은 정확도를 보였고, 밀도가 증가할수록 그 차이가 벌어졌다. 따라서 $\lambda = 0.002$ tracks/km^2 조건에서는 속력 정보 추가에 따른 성능 향상이 나타나지 않은 것으로 해석할 수 있다. 이러한 결과는 속력 정보의 추가 효과가 항적 밀도에 따라 달라짐을 보여주며, 속력 정보를 위치·진행 방향 정보를 보완하는 변별 정보로 해석할 필요가 있음을 의미한다. 본 평가는 단일 정규분포에서 무작위로 구성된 후보군을 대상으로 하며, 다른 속력 분포나 구성비를 갖는 조건에 대한 일반화에는 추가 검증이 필요하다.

다만, 본 시뮬레이션 시나리오는 실제 자료가 아닌 임의로 생성한 값을 사용하였으며, 속력 보고 범주를 대상 속력의 고정 경계에 따른 구분으로부터 생성하고 연속 관측

www.kci.go.kr

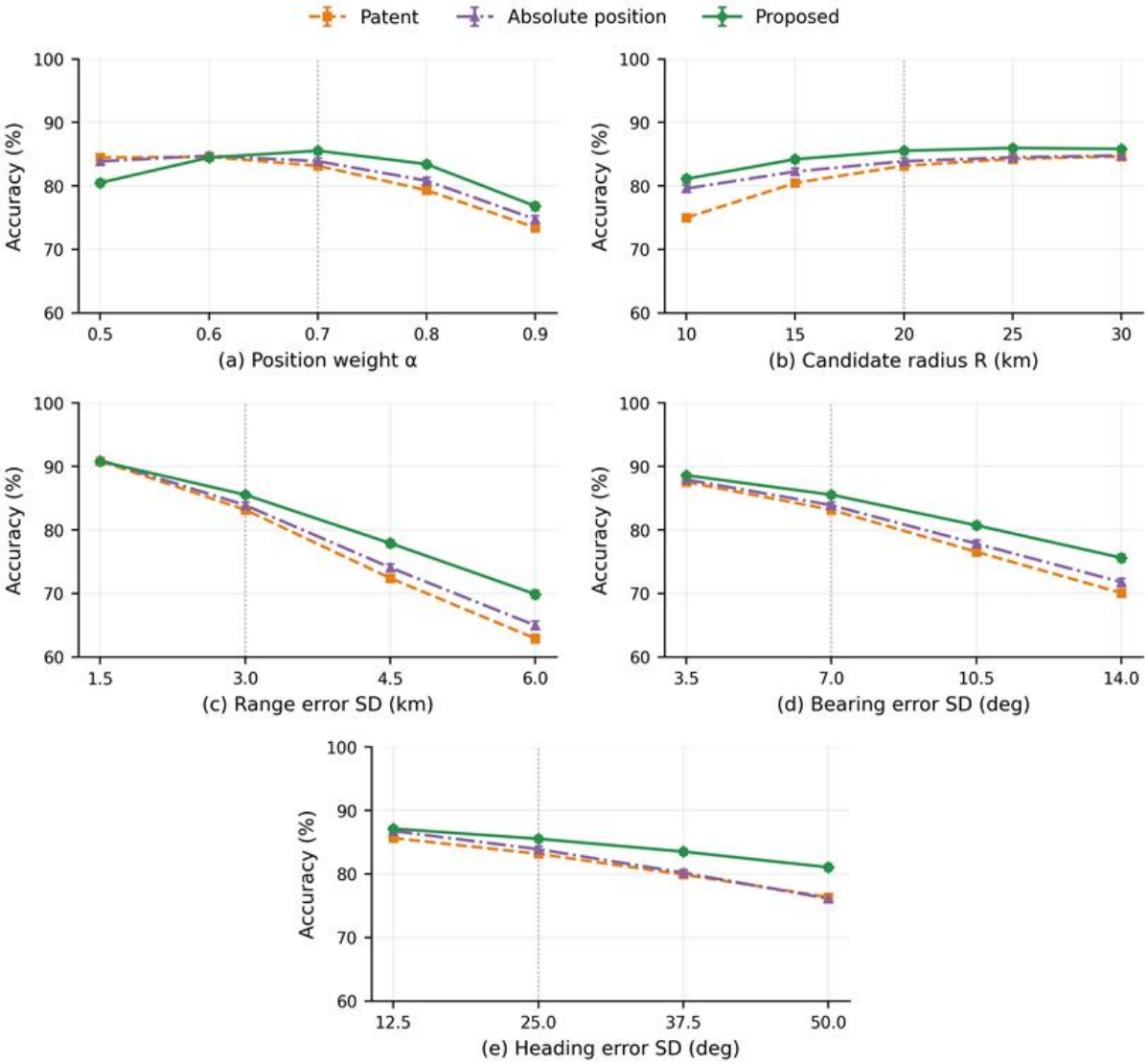

Fig. 4. Association Accuracy under Parameter Variations

오차와 항적 오차를 독립적으로 추출하였다. 범주 일치 확률은 실제 관측자의 판별 성능을 검증한 값이 아니다. 또한 관측 거리 5-30 km 역시 실제 육안 탐지 가능 범위를 검증한 값이 아니며, 거리와 이동 방향에 따른 시각적 빠르기 및 사람의 범주 판별 과정을 직접 모형화하지 않았다. (7)을 불만족한 경우 $S_i = 1$로 처리하고 해당 시행을 평가하였다. 또한 후보 부재와 대상 미포함은 전체 정확도에서 실패로 집계하였다. 따라서 결과는 보고가 이미 생성된 조건에서의 연관 성능으로 해석한다.

V. Conclusions

본 논문에서는 육안 관측 보고자료와 공중감시체계가 보유한 항적 간의 데이터 연관을 위한 유사도 평가 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 선행 특허[6]의 기본적인 결합구조를 바탕으로 후보 반경 R을 기준으로 하는 절대 위치 유사도를 적용했으며, 진행 방향과 속력 정보를 고려하였다. 특히 속력을 Slow, Normal, Fast로 양자화하여 속력 유사도를 평가함으로써, 정량적인 속력 측정치를 제공하지 않는 육안 관측자료의 속력 정보를 활용할 수 있게 하였다.

기타 항적 밀도를 $\lambda = 0.012$ tracks/km^{2}으로 고정한 기준 시뮬레이션에서 제안된 기법의 정확도는 85.712%로 위치 단독보다 19.534%p, 선행 특허보다 2.578%p 높은 결과를 보였다. 절대 위치 유사도 사용 선행 특허 기법보다도 1.798%p 높았다. 또한 항적 밀도를 증가시키며 시뮬레이션을 수행한 결과 기타 항적 밀도가 증가할수록 정확도 차이가 확대되는 경향을 보였다. 이는 시험한 시나리오에서 항공기 밀도가 높아 항적 구분이 힘든 상황에서 진행 방향과 속력 정보를 함께 고려하는 점이 성능 저하를 완화

하는 것으로 해석된다.

다만 본 연구의 결과는 설정한 시나리오에서 얻은 것으로 실제 체계의 성능으로 해석하기에는 한계가 존재한다.

ACKNOWLEDGEMENT

Generative artificial intelligence (AI) tools were used for preliminary literature exploration, implementation and debugging of the author-designed simulation code, and language editing and proofreading of the manuscript. The research design, simulation logic, analyses, interpretations, and final decisions were made by the author. All sources and AI-assisted outputs were independently reviewed and verified by the author, who assumes full responsibility for the content of this work.

REFERENCES

[1] L. Qi, K. Dong, Y. Liu, J. Liu, T. Jian, and Y. He, "Anti-bias Track-to-Track Association Algorithm Based on Distance Detection," IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 11, No. 2, pp. 269-276, February 2017. DOI: 10.1049/iet-rsn.2016.0139

[2] X. Li, L. Wu, Y. Niu, and A. Ma, "Multi-Target Association for UAVs Based on Triangular Topological Sequence," Drones, Vol. 6, No. 5, Article 119, May 2022. DOI: 10.3390/drones6050119

[3] W. Xiong, P. Xu, and Y. Cui, "Unsupervised and Interpretable Track-to-Track Association Based on Homography Estimation of Radar Bias," IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 18, No. 2, pp. 294-307, February 2024. DOI: 10.1049/rsn2.12483

[4] S. Wan, H. Mu, K. Han, T. Cheong, and C. Xie, "A Fuzzy Track-to-Track Association Algorithm with Dynamic Time Warping for Trajectory-Level Vehicle Detection," International Journal of Transportation Science and Technology, Vol. 17, pp. 95-108, March 2025. DOI: 10.1016/j.ijtst.2024.03.001

[5] B. Jin, Y. Tang, Z. Zhang, Z. Lian, and B. Wang, "Radar and AIS Track Association Integrated Track and Scene Features Through Deep Learning," IEEE Sensors Journal, Vol. 23, No. 7, pp. 8001-8009, April 2023. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3245647

[6] J. Yoon, "Evaluation Apparatus and Method for Similarity of Observation Air-Target Data," Korean Patent No. 10-2683522, July 5, 2024.

[7] C. F. F. Karney, "Algorithms for Geodesics," Journal of Geodesy, Vol. 87, No. 1, pp. 43-55, January 2013. DOI: 10.1007/s00190-012-0578-z

[8] Y. Huang, T. L. Song, and D. S. Kim, "Linear Multitarget Integrated Probabilistic Data Association for Multiple Detection Target Tracking," IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 12, No. 9, pp. 945-953, September 2018. DOI: 10.1049/iet-rsn.2017.0481

[9] J. Sun, J. Ellerbroek, and J. M. Hoekstra, "WRAP: An Open-Source Kinematic Aircraft Performance Model," Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol. 98, pp. 118-138, January 2019. DOI: 10.1016/j.trc.2018.11.009

Authors



Jongha Yoon received B.S. and M.S. degrees in Computer Science and Engineering from Chung-Ang University, Seoul, Korea, in 2014 and 2016, respectively. He is currently an engineer at C4I System Team 2, Hanwha Systems, Seongnam, Korea. Prior to joining Hanwha Systems, he was an instructor at the Department of Electronics and Communications Engineering, Korea Air Force Academy, Cheongju, Republic of Korea, from 2016 to 2019. He is interested in aircraft tracking, air defense systems, and wireless networks.

www.kci.go.kr