

Article

출·도착 혼합 사용 활주로에서의 관제사 이륙 허가 예측 모형 개발

홍성권*, 전대근*, 김현경*

A Take-off Clearance Prediction Model for Mixed Mode Runway Operations

Sungkwon Hong*, Daekeun Jeon* and Hyounkyoung Kim*

ABSTRACT

This paper proposes a prediction model of air traffic controller's take-off clearance under mixed mode runway operations. The proposed model has its purpose on the better prediction of the air traffic controller's clearance on take-offs of departure aircraft by considering various factors. For this purpose, support vector machine classification algorithm is used for the proposed model. The proposed model is applied to real air traffic operations to demonstrate its performances.

Key Words : Runway Separation Minimum(활주로 최소 분리치), Take-off Clearance (이륙 허가), Departure Management(출발 관리), Classification Algorithm(분류 알고리즘), Support Vector Machine(서포트 벡터 머신)

1. 서 론

지속적으로 증가하는 항공교통량은 항공기의 정체와 비효율적인 항공기 운항 등 다양한 문제점을 야기하고 있다. 이러한 문제점은 항공기의 출발부터 순항 및 도착까지 여러 단계에서 발생하고 있는데, 특히 활주로와 유도로 등 제한된 자원을 다수의 항공기가 공유해서 사용해야 하는 공항 지상의 경우 이러한 문제가 더욱 심각하게 나타나고 있다. 최근에는 이러한 문제점을 감소시키기 위해 공항 지상에서의 항공기 운항에 대한 관제사 의사결정 지원도구가 다양하게 개발되고 있다[1-3]. 이러한 의사결정 지원도구는 출발 항공기가 유도로 및 활주로에서 대기하는 시간을 사전에 예측하여 이를 항공기의 엔진 시동 이전에 지연시킴으로써, 항공기의 연료 효율을 높임과 동시에 공항 지상에서의 항공기 혼잡도를 완

화시킬 수 있도록 한다.

이와 같은 의사결정 지원도구에서 항공기가 게이트에서 사전에 처리해야 할 지연 시간을 적절하게 계산하기 위해서는 출발 항공기가 활주로에 도착한 후 항공교통관제사에 의하여 이륙이 허가될 시점을 예측하는 것이 매우 중요하다. 일반적으로 이륙 허가 여부는 활주로 최소 분리치로서 미리 정의된 거리 또는 시간 단위의 단일 기준을 사용하여 예측하게 된다. 하지만 항공교통관제사는 레이다 화면에 표시되는 항공기의 위치 뿐 아니라 항공기의 속도나 공항 지상 상황 등 다양한 정보를 고려하기 때문에 단일 기준의 분리치를 통해 이륙 허가 시점을 예측할 경우 실제 결과와 차이가 발생할 수 있다. 따라서 항공교통관제사의 이륙 허가를 더욱 정밀하게 예측하기 위해서는 이륙 허가를 결정하는데 영향을 미치는 다양한 요인을 이용한 이륙 허가 예측 모형이 필요하다.

본 연구에서는 출·도착 항공기를 혼합하여 운영하는 활주로에서 도착 항공기의 착륙 이전에 출발 항공기에 대한 관제사의 이륙 허가 여부를 예측하는 모형을 제안하였다. 본 논문의 2장에서는 일반적으로 관제사가 이륙 허가를 결정하는데

Received : 21. Aug. 2016. Revised : 25. Sep. 2016.

Accepted : 29. Sep. 2016

* 한국항공우주연구원 위성항법·응용기술센터

연락처, E-mail : hsk5050@kari.re.kr

대전광역시 유성구 과학로 169-84

사용되는 활주로 최소 분리치에 대해 설명하였으며, 3장에서는 제안된 예측 모형의 구축에 사용되는 Support Vector Machine(SVM)과 예측 모형을 구축하는 방법론에 대해 설명하였다. 4장에서는 관제사의 이륙 허가에 영향을 미치는 다양한 요인들의 통계적 분석과 함께 제주국제공항의 실제 지상 과거 및 공중 항적 자료를 통해 수행한 검증 결과를 제시하였으며, 5장에서는 결론과 추후 연구에 대해 논의하였다.

2. 활주로 최소 분리치

활주로 최소 분리치란 동일한 활주로 또는 서로 근접하게 위치하거나 교차하는 활주로에서 연속된 항공기 운항이 이루어질 때, 이들 항공기 간에 안전이 저해되지 않도록 설정해 놓은 거리 또는 시간 기준의 분리 간격을 의미한다[4, 5]. 이러한 분리치는 선행 및 후행 항공기의 등급이나 감시 장비 등에 따라 특정 값으로 결정되며, 항공교통관제사는 규정에 따라 이를 준수하여야 한다. 출·도착 항공기가 혼합으로 운영되는 단일 활주로에서 출발 항공기(선행)와 도착 항공기(후행) 간의 활주로 최소 분리치는 다음과 같이 정의된다[4, 5].

- Category I 항공기가 Category I 이나 Category II 항공기 이륙 후 착륙할 경우 - 3,000 피트
- Category II 항공기가 Category I 이나 Category II 항공기 이륙 후 착륙할 경우 - 4,500 피트
- 이륙 또는 착륙 항공기 중 하나가 Category III인 경우 - 6,000 피트

하지만 위와 같이 정의된 분리치는 안전을 위해 지켜져야 하는 최소한의 분리치이며 실제 운영 시에는 바람 요소를 포함한 기상조건, 출발 항공기의 활주로 진입 소요시간 등을 고려한 최소 분리치 이상의 적절한 분리기준을 적용한다. 예를 들어, 제주국제공항의 경우 활주로로 접근 중인 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때, 일반적으로 선행 도착 항공기가 활주로 시단을 통과한 시점에 후행 도착 항공기가 활주로 시단으로부터 최소 8마일 이상 분리되어 있다면 출발 항공기에게 이륙을 위한 활주로 진입을 허가할 수 있다. Figure 1에는 이와 같은 상황이 나타나 있으며, 이 때 출발 항공기가 후행 도착 항공기

(AC 2)보다 앞서서 이륙하기 위해서는 AC 2와 활주로 시단과의 분리간격이 8마일 이상이어야 한다.

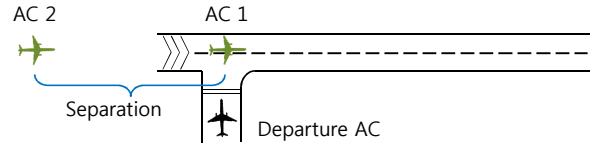


Fig. 1 Explanatory example of runway separation

3. 방법론

3.1 개요

제안된 관제사 이륙 허가 예측 모형은 2장에서 설명된 거리 기준의 활주로 최소 분리치 뿐 아니라 항공교통관제사가 항공기의 이륙 허가를 결정하는데 영향을 미치는 여러 변수의 결정 경계면(Decision boundary)으로 이루어진다. Figure 2에는 두 개의 변수로 이루어진 예측 모형이 나타나 있다. 그림의 가로 및 세로축은 각각 x^1 과 x^2 변수의 값을 나타내며 ‘○’와 ‘+’ 심볼은 각각 항공교통관제사에 의하여 이륙 허가 및 이륙 허가 유보로 판단된 경우를 나타낸다. 이 때 관제사의 이륙 허가 예측 모형은 그림에 나타난 실선과 같이 ‘○’와 ‘+’ 심볼을 구분하는 선으로 이루어지며 이는 두 변수에 대한 함수로 결정된다. 예측 모형이 세 개 이상의 변수로 구성되는 경우 경계면은 선 대신 평면 또는 초평면으로 이루어진다.

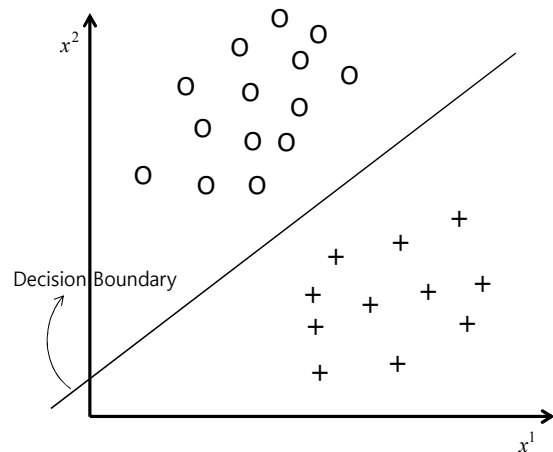


Fig. 2 Example of take-off clearance prediction model with two variables

예측 모형을 구축하기 위해서는 먼저 실제 지상 및 공중 항적자료를 통해 항공교통관제사에 의한 이륙 허가 결정에 대한 자료를 수집한 후, 두 경우를 최적으로 분리하는 결정 경계면을 도출하게 된다. 본 연구에서는 결정 경계면을 도출하기 위한 다양한 방법 중 SVM 분류 알고리즘을 사용하였으며 이에 대한 설명은 다음 절에 나타나 있다.

3.2 서포트 벡터 머신(SVM)

SVM은 분류 알고리즘으로서 문자 인식, 질병 유무 판단, 이미지 분류 등 매우 다양한 분야에서 활용되고 있다[6-8]. 두 개의 클래스를 나타내는 변수를 $y_i \in \{+1, -1\}$ 라고 하고, 이때 y 를 결정하는 변수를 $x_i \in R^d$ 라고 하자. 여기서 i 는 각 데이터를 의미하며 d 는 x 의 차원의 개수를 의미한다. 모형을 학습하기 위한 N 개의 데이터 $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ 가 주어졌을 때, SVM은 두 클래스를 가장 큰 마진(margin)을 가지고 분류하는 초평면을 구하는 것을 목적으로 한다. Figure 3에는 2차원 SVM과 학습 데이터에 대한 예시가 나타나 있으며, 그림에 나타나 있는 두 점선 사이의 거리가 마진으로 정의된다.

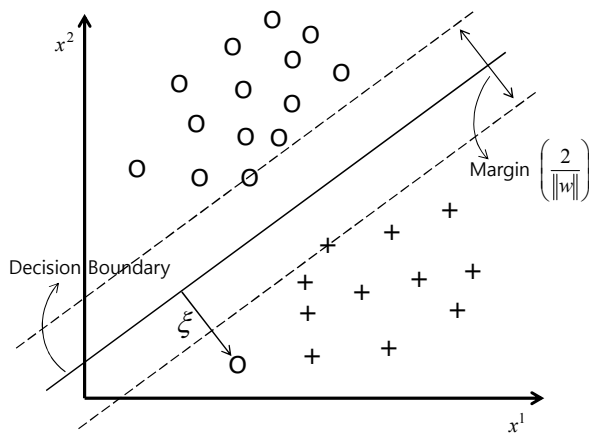


Fig. 3 Support vector machine with two variables

각 클래스를 구분하는 초평면의 법선벡터를 w 라 할 때, 초평면은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$w^T x + b = 0 \quad (1)$$

이 때, 식 (1)과 가장 가까운 점을 지나며 동일한 법선벡터를 갖는 초평면은 각 클래스 별로 다음과 같이 정의된다.

$$w^T x + b = 1 \quad (2)$$

$$w^T x + b = -1 \quad (3)$$

식 (2)와 식 (3)의 초평면 사이의 거리는 $2/\|w\|$ 로 정의되며 이를 마진(margin)이라 일컫는다. 따라서 마진을 최대화함과 동시에 모든 점들이 올바른 클래스에 속하도록 하는 w 와 b 는 다음의 최적화 문제를 통해 구할 수 있다.

$$\text{Minimize} \quad \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (4)$$

$$\text{Subject to} \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad \forall i$$

하지만 관계사의 이륙 허가 여부와 같이 인적 요소가 개입되는 결정의 경우 Fig. 3과 같이 선형적으로 구분되지 않는 경우가 발생할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여, 잘못 분류된 경우에 대해 페널티를 적용하여 최적화 문제 (4)를 다음과 같이 변형할 수 있다.

$$\text{Minimize} \quad \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (5)$$

$$\text{Subject to} \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \forall i$$

$$\xi_i \geq 0, \quad \forall i$$

여기서 ξ_i 는 Fig. 3에 나타난 바와 같이 잘못 분류된 데이터의 결정면으로부터의 거리를 나타내며, 양수 C 는 상수로서, 페널티에 대한 가중치를 나타낸다. 최적화 알고리즘을 통해 위 식을 만족시키는 w^* 와 b^* 구하게 되면 최종적으로 SVM 분류식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$f(x) = \text{sgn}(w^{*T} x + b^*) \quad (6)$$

4. 모형 구축 및 검증 결과

본 연구에서 제안된 모형은 제주국제공항의 실제 공중 및 지상 항적자료를 활용하여 검증해 보았다. 제주국제공항에서는 Fig. 4에 나타난 바와 같이 교차하는 두 개의 활주로(07/25 및 13/31)가 사용되고 있다. 하지만 13/31 활주로의 경우 짧

은 길이로 인하여 매우 제한적으로 사용되므로 대부분의 운항은 07/25 활주로에서 이루어지며, 이륙과 착륙을 혼합하여 운영하고 있다.

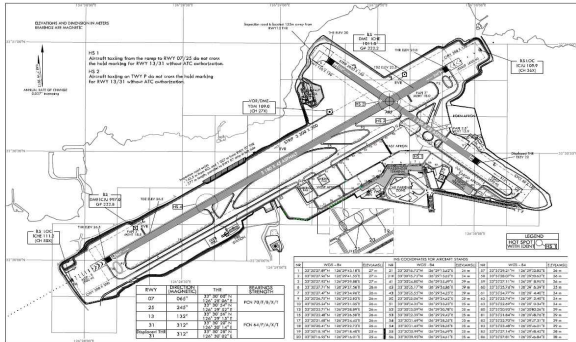


Fig. 4 Jeju international airport surface map

4.1 모형 구축

4.1.1 데이터 수집

모형을 구축하기 위해서 먼저 실제 항적자료를 통해 항공교통관제사의 이륙 허가 결정에 대한 자료가 수집되었다. Figure 5의 왼쪽에는 출발 항공기가 활주로 진입 지점에 위치해 있고 연속된 두 대의 도착 항공기(AC 1 및 AC 2)가 동일 활주로로 도착하고 있는 상황이 나타나 있다. 이때, 출발 항공기가 AC 1과 AC 2 사이에 이륙했을 경우에 대한 자료는 출발 허가(clearance case)로 분류했으며 출발 항공기가 AC 1과 AC 2 사이에 이륙하지 못한 경우에 대한 자료는 출발 허가 유보(holding case)로 분류하였다. 참고로 본 연구에서는 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때 선행 도착 항공기(AC 1)가 활주로 시단을 통과한 시점이 출발 항공기가 이륙 허가를 받을 수 있는 가장 빠른 시점이라고 가정하였으며, 도착 항공기가 한 대만 존재하는 경우는 본 연구에서 고려되지 않았다. 또한 검증에는 Category III 항

공기만이 사용되었다. 본 연구에서는 2015년 4월 한 달간의 자료가 사용되었으며, 앞서 설명된 방법에 따라 총 947개의 데이터가 수집되었다. 이 중 clearance 및 holding 클래스는 각각 886 (93.6%) 및 61 (6.4%)개의 데이터로 분류되었다.

4.1.2 결정 변수 선택

본 연구에서는 항공교통관제사가 출발 항공기의 이륙 허가를 결정하는데 영향을 미치는 요인으로서 다음과 같은 다섯 가지의 변수를 고려하였다.

- 1) *Along Track Distance (ATD)* : 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때, 선행 항공기가 활주로 시단을 통과했을 때 후행 항공기의 활주로 시단으로부터의 거리
- 2) *Ground Speed (GS)* : 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때, 후행 항공기가 활주로 시단으로부터 10 Nautical Mile(NM) 떨어진 지점에 위치했을 때의 대지속도
- 3) *Ground Speed Difference (GSD)* : 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때, 후행 항공기와 선행 항공기가 각각 활주로 시단으로부터 10 NM 떨어진 지점을 통과할 시점의 대지속도 차이
- 4) *Departure Demand (DD)* : 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때, 선행 항공기가 활주로 시단을 통과한 시점으로부터 15분 후까지의 출발 항공기 수요
- 5) *Arrival Demand (AD)* : 연속된 두 대의 도착 항공기가 있을 때, 선행 항공기가 활주로 시단을 통과한 시점으로부터 15분 후까지의 도착 항공기 수요

Figure 6에는 각 변수에 따른 관제사의 이륙 허가 결정 비율이 나타나 있다. 그래프의 가로축은

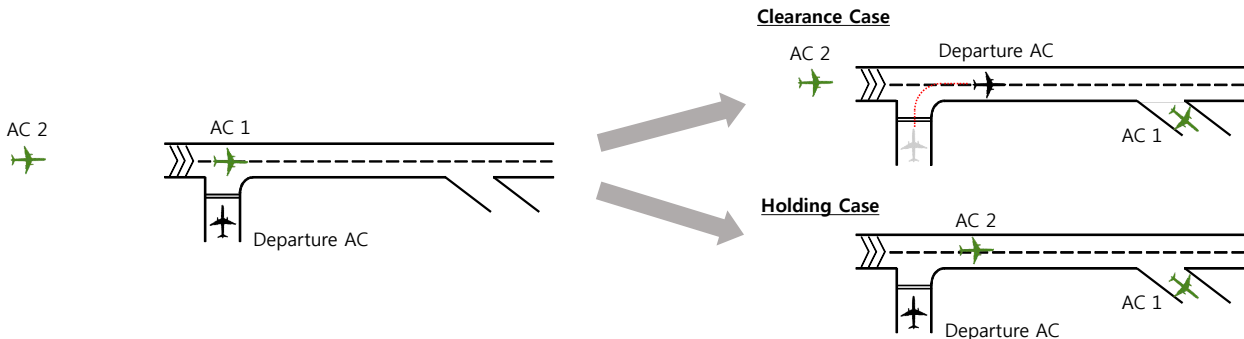


Fig. 5 Explanatory example of data classification

각 변수의 값을 나타내고 있으며 세로축은 해당 값을 포함하는 구간에 수집된 자료 중 관제사에 의하여 이륙 허가가 결정된 비율을 나타내고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이, 선행 도착 항공기가 시단을 통과한 시점에 후행 도착 항공기의 시단으로부터의 거리가 멀수록 관제사에 의한 이륙 허가 비율이 증가하는 것을 볼 수 있으며 (Fig. 6a), 후행 항공기의 속도가 빠르거나, 선행 항공기에 비해 후행 항공기의 속도가 상대적으로 빠른 경우 이륙 허가 비율이 감소하는 것을 볼 수 있다(Fig. 6b-6c). 또한 Fig. 6d와 Fig. 6e에서 볼 수 있듯이 출발 및 도착항공기의 수요가 관제사의 이륙 허가 결정에 영향을 미치는 것을 볼 수 있다. 관제사가 출발 항공기의 이륙 허가를 결정할 때, 향후 출발항공기의 수요가 많을수록 출발항공기의 이륙 허가 비율이 증가하는 경향을 볼 수 있으며(Fig. 6d), 향후 도착 항공기의 수요가 많을수록 출발항공기의 이륙 허가 비율이 감소하는 경향을 볼 수 있다(Fig. 6e).

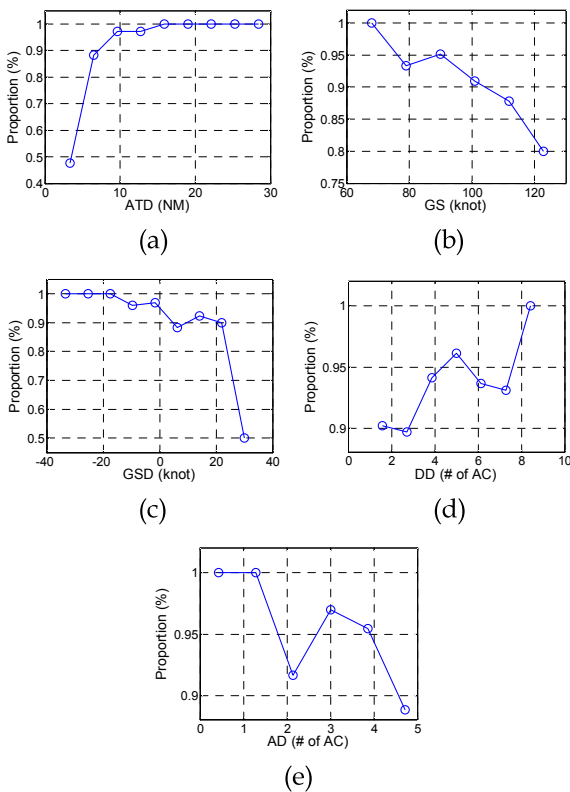


Fig. 6 Air traffic controller’s clearance proportion as a function of decision variables

이에 추가적으로 Wald 검정을 통해 각 변수가 관제사의 이륙 허가 결정에 미치는 영향의 유의성 검정을 수행하였다[9]. Wald 검정은 특정 변

수가 이진 변수를 예측하는 데 통계적으로 유의하지 않다는 귀무가설 하에 검정을 수행하며, 각 변수에 대한 검정 결과는 Table 1에 나타나 있다. 표에서 볼 수 있듯이 DD를 제외한 모든 변수가 $\alpha=0.05$ 유의수준 하에서 통계적으로 유의함을 볼 수 있으며, ATD 및 GSD 변수는 $\alpha=0.01$ 유의수준 하에서 유의함을 볼 수 있다. 이 결과에서 흥미로운 점은 관제사가 항공기의 이륙 허가를 결정하는데 도착항공기의 수요는 유의한 영향을 미치지 않지만 출발항공기의 수요는 그렇지 않다는 점이다. 실제로 관제사는 출발항공기에 비하여 도착항공기에게 우선권을 부여하는데, 이는 출발항공기가 도착항공기에 비하여 지상에서 지연시키기 용이하기 때문이다.

Table 1. Results of Wald test for each variable

Var	W	p-value
ATD	7.73	<0.01
GS	-2.52	0.01
GSD	-5.51	<0.01
DD	1.51	0.13
AD	-2.37	0.02

앞서 제시된 다섯 가지의 변수 중 SVM을 이용한 관제사의 이륙 허가 예측 모형의 구축에는 $\alpha=0.05$ 유의수준 하에서 통계적으로 유의한 변수, 즉 ATD, GS, GSD 및 AD가 사용되었다.

4.2 예측 모형 분류 결과

최종적으로 본 연구에서 제안한 SVM을 이용한 예측 모형의 분류 성능을 검증해 보았다. 제안된 방법의 성능을 검증하기 위해서는 ATD, 즉 거리의 단일 기준을 사용한 분리모형과의 비교 검증을 수행하였다. 비교모형의 구축 시에도 제안된 방법과 동일하게 SVM을 사용하였다. 또한 검증을 위해서는 Monte-Carlo 교차검정 방법이 사용되었다[10]. 검증은 제안된 모형과 비교 검증을 위한 모형 각각에 대하여 총 100회를 반복적으로 수행하였으며 각 검증마다 무작위로 추출된 3/4의 데이터가 SVM 모형의 학습에 사용되었으며 나머지 데이터가 검증에 사용되었다. Table 2 및 Table 3에는 비교 모형과 제안된 모형의 분류 결과가 나타나 있다. 표의 대각선 요소는 각 클래스에 따라 올바르게 분류된 경우의 횟수와 비율이 나타나 있다. 여기서 표의 각 셀의 수치는 100회의 반복검정에 대한 평균값을 나타내고 있다.

Table 2. Classification results using comparative model

		Observed		
		Clearance	Holding	Total
Predicted	Clearance	119.4 (70.6%)	3.0 (21.4%)	122.4
	Holding	49.6 (29.3%)	11.0 (78.6%)	60.6
Total		169.0	14.0	183.0

Table 3. Classification results using proposed model

		Observed		
		Clearance	Holding	Total
Predicted	Clearance	127.4 (75.4%)	3.5 (25.0%)	130.9
	Holding	41.6 (24.6%)	10.5 (75.0%)	52.1
Total		169.0	14.0	183.0

위 표에 나타난 결과를 비교하기 위한 지표로서 분류 성능을 나타내는 일반적인 지표인 Accuracy, Precision, Recall 및 Matthews correlation coefficient (MCC)가 사용되었다[11-12]. Accuracy는 총 데이터의 개수에 대해 올바르게 분류된 데이터의 비율을 나타내는 지표이며, Precision은 실제 이륙 허가된 경우 중 올바르게 예측된 비율이고 Recall은 이륙 허가된 분류된 경우 중 실제로 이륙 허가된 비율을 나타낸다. MCC는 관측된 데이터와 예측된 결과 간의 상관 계수로서 -1과 1 사이의 값을 가지는데, 특히 MCC는 검증 시 사용되는 각 클래스의 데이터 개수 비율의 차이가 클 때, 각 클래스에 대한 분류 성능의 균형이 고려되기 때문에 본 모형의 성능 검증에 사용되었다. 각 지표는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (10)$$

여기서 P (Positive)는 clearance에 해당하는 데이터의 개수, N (Negative)은 holding에 해당하는 데이터의 개수를 의미하며, TP (True Positive) 및 FP (False Positive)는 각각 clearance로 분류된 데이터 중 실제 데이터가 clearance인 경우와 holding인 경우의 횟수를 나타낸다. 마찬가지로 TN (True Negative) 및 FN (False Negative)는 각각 holding으로 분류된 데이터 중 실제 데이터가 holding인 경우와 clearance인 경우의 횟수를 나타낸다.

제안된 모형과 비교 모형의 각 지표에 대한 결과는 Table 4에 비교되어 있다. 표에서 볼 수 있듯이 제안된 모형의 경우 단일 기준을 사용한 경우에 비하여 Precision은 거의 동일하지만 Recall이 약 4.7% 증가하여 분류 정확도가 약 4.1% 향상되었다. 또한 불균형한 데이터의 개수를 고려한 분류 성능 지표인 MCC의 경우에도 0.28에서 0.30으로 약 7.1% 향상된 것을 볼 수 있다.

Table 4. Prediction performance comparison for comparative and proposed model

	Comparative	Proposed
Accuracy (%)	71.26	75.36
Precision (%)	97.55	97.33
Recall (%)	70.65	75.38
MCC	0.28	0.30

5. 결론

공항 지상에서의 항공기 정체가 심화됨에 따라 출발 항공기에 대한 관제사 의사결정 지원도구가 활발하게 연구되고 있다. 이러한 의사결정 지원도구가 효율적이고 적절한 조언 정보를 제공하기 위해서는 실제 관제사에 의한 의사결정이 면밀히 분석되고 예측되어야 한다. 본 연구에서는 출·도착 혼잡 활주로에서 항공교통관제사의 출발 항공기 이륙 허가에 대한 예측 모형을 제안하였다. 제안된 모형은 규정상 정의되어있는 단일 기준을 이용하여 이륙 허가를 예측하는 대신, 관제사가 참조할 수 있는 다양한 변수를 고려하였다. 이를

위해 널리 사용되는 분류 알고리즘 중 하나인 Support Vector Machine을 적용해 보았으며, 제주 국제공항의 실제 데이터를 통해 분류 성능을 검증해 보았다. 향후 연구에서는 관제사의 이륙 허가에 영향을 미치는 더욱 다양한 변수를 연구해 봄과 동시에 더욱 정밀한 예측을 위한 분류 알고리즘을 탐구해 볼 예정이다.

후 기

본 연구는 국토교통부 연구과제인 '항공기 출발 및 도착 통합 관리 기술 연구'에 의해 연구비 지원을 받았으며, 이에 감사드립니다.

Reference

1. Feron, E., Hansman, R. J., Odoni, A. R., Cots, R. B., Delcaire, B., Feng, X., Hall, W. D., Idris, H. R., Muharremoglu, A., and Pujet, N., "The Departure Planner: A Conceptual Discussion," International Center for Air Transportation reports, 1997.
2. Doble, N. A., Timmerman, J., Carniol, T., Klopfenstein, M., Tanino, M., and Sud, V., "Linking Traffic Management to the Airport Surface: Departure Flow Management to the Airport Surface: Departure Flow Management and Beyond," 8th USA/Europe Air Traffic Management R&D Seminar, CA, 2009.
3. Waqar, M., Gupta, G., and Jung, Y. C., "Managing departure aircraft release for efficient airport surface operations," AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Toronto, 2010.
4. FAA, Air Traffic Control, Order JO 7110.65W, 2015.
5. 국토교통부, 항공교통관제절차, 국토교통부 고시 제2015-410호, 2015.
6. Burges, C. J. C., "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, No. 2, 1998, pp. 121-167.
7. Liu, H. X., Zhang, R. S., Luan, F., Yao X. J., Liu, M. C., Hu, Z. D., and Fan, B. T., "Diagnosing Breast Cancer Based on Support Vector Machines," Journal of Chemical Information and Modeling, Vol. 43, No. 3, 2003, pp. 900-907.
8. Joachims, T., "Text Categorization with Support Vector Machines: Learning with Many Relevant Features," '98 Proceedings of the 10th European Conference on Machine Learning, 1998.
9. Hosmer, D. W. and Lemeshow, S., Applied Logistic Regression, John Wiley & Sons, Inc, New York, 2000.
10. Xu, Q. S., and Liang, Y. Z., "Monte Carlo Cross Validation," Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 56, No. 1, 2001, pp. 1-11.
11. Raschka, S., "An Overview of General Performance Metrics of Binary Classifier Systems," arXiv preprint arXiv:1410.5330, 2014.
12. Matthews, B. W., "Comparison of the Predicted and Observed Secondary Structure of T4 Phage Lysozyme," Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Protein Structure, 405:442-451, 1975.