

16CTAP-
C114846-
02

기
계
학
습
법
을
활
용
한

항
공
교
통
관
제
용

항
공
기

시
퀀
싱

모
형
개
발

최
종
보
고
서

2018

국토
교통
부

국토교
통과학
기술진
흥원

R&D Report

보안 과제(), 일반 과제(O) / 공개(O), 비공개()
국토교통기술촉진연구사업 제2차 연도 최종 보고서

R&D /
16CTAP-C114846-02

기계학습법을 활용한 항공교통관제용 항공기 시퀀싱 모형 개발 최종보고서

2018.07. 20.

주관연구기관 / 한국항공대학교

국 토 교 통 부

국토교통과학기술진흥원

제 출 문

국토교통과학기술진흥원장 귀하

'기계학습법을 활용한 항공교통관제용 항공기 시퀀싱 모형 개발'(연구개발 기간 : 2016.06.24 ~ 2018.06.23) 과제의 최종보고서 000부를 제출합니다.

2018 . 07 . 24.

주관연구기관명 : 한국항공대학교 산학협력단 (대표자) 이 상 철 (인)



주관연구기관책임자: 한국항공대학교 이 금 진 (인)



국토교통부소관 연구개발사업 운영규정 제38조에 따라 최종보고서 열람에
동의합니다.

3. 보고서 요약서

보고서 요약서

과제 고유 번호	16CTAP-C114846-02	해당 단계 연구 기간	2017.06.24.~2018.06.23	단계구분	2/2
연구사업명	중사업명	국토교통기술촉진연구사업			
	세부사업명	창의도전형			
연구과제명	대과제명				
	세부과제명	기계학습법을 활용한 항공교통관제용 항공기 시퀀싱 모형 개발			
연구책임자	이금진	해당단계 참여 연구원 수	총: 7명 내부: 6명 외부: 1명	해당단계 연구개발비	정부:50,000천원 기업: 천원 정부 외: 천원 계:50,000천원
		총 연구기간 참여 연구원 수	총: 11명 내부: 9명 외부: 2명	총 연구개발비	정부:100,000천원 기업: 천원 정부 외: 천원 계:100,000천원
연구기관명 및 소속 부서명	한국항공대학교 산학협력단			참여기업명	
국제공동연구	상대국명:			상대국 연구기관명:	
위탁연구	연구기관명:			연구책임자:	
요약				보고서 면수:91	
○ 1차년도 연구개발 - 시퀀싱 모형 개발을 위한 자료 수집 및 데이터베이스 구축 - Pairwise 시퀀싱 모형 개발 및 검증 - Global 시퀀싱 모형 개발 - 항공관제 real-time 시뮬레이터 설계 ○ 2차년도 연구개발 계획 - Global 시퀀싱 모형 검증 - 항공관제 real-time 시뮬레이터 개발 - 시뮬레이터를 사용하여 개발된 모형의 활용성 확인					

4. 국문 요약문

연구의 목적 및 내용	○ 최종 목표 : 기계학습법을 사용한 항공기 시퀀싱 모형을 개발하고, 관제사의 운용 현장에서 의사결정보조시스템으로 활용 ○ 세부 목표 - 기존의 데이터를 기반으로 컴퓨터가 스스로 시퀀싱 기술을 학습하여, 실제 관제사의 시퀀싱을 80% 이상의 정확도로 예측 - 항공교통관제 real-time 시뮬레이터를 개발하고, 이를 통해 시퀀싱 모형의 활용가능성을 확인				
연구개발성과	○ 기계학습법을 사용한 항공기 시퀀싱 모형 개발 - Pairwise Preference Learning 기법을 사용한 시퀀싱 모형 개발 - 인천공항 도착항공기를 대상으로 정확도 검증 - 논문게재: 1건, IEEE Transaction on Intelligent Transportation System(SCI) - 학술대회 발표: 1건(우수논문 선정) - 특허출원: 1건(새로운 항공기 착륙순서 결정 장치 및 방법) ○ 항공교통관제 real-time 시뮬레이터 개발 - Bazier 기법 및 BADA를 활용한 항공교통관제 real-time 시뮬레이터 개발 - 시뮬레이터를 활용한 시뮬레이션 실험 수행 - 논문게재: 1건, 한국항행학회 논문지(등재지) - 학술대회 발표: 1건(우수논문 선정) - 소프트웨어 등록: 1건(궤적기반운영 구현을 위한 항공교통관제 시뮬레이션) - 추가 논문 1건: 과제 종료 후 추가실험 진행 완료하였으며 제출준비 중				
연구개발성과의 활용계획 (기대효과)	- 관제사를 위한 실용적인 의사결정보조시스템으로 활용 - 도착/출발 관리 시스템(AMAN/DMAN) 및 항공교통시뮬레이션에 적용하여 현실 상황을 보다 정확히 반영한 프로그램 개발 - 관제사의 업무 부하 완화, 공중 지연 감소 및 공역의 효율적 사용 - 기타 경제적·산업적·사회적 측면의 기대 효과 창출				
핵심어 (5개 이내)	기계 학습	항공기 시퀀싱	항공교통관제	Real-time 시뮬레이터	항공교통관리

5. 영문 요약문

< SUMMARY >

Purpose & Contents	○ Final purpose : To develop an aircraft sequencing model based on machine learning techniques and to use the model as a decision support tool on real air traffic control operations ○ Particular Purpose - To make the computer learn the sequencing technique for itself so that it can predict the actual arrival sequence with more than 80 percent accuracy - To develop an air traffic control real-time simulator, and to validate the sequencing model with it				
Results	○ Development of the sequencing model based on machine learning techniques - Development of the sequencing model based on Pairwise Preference Learning - Accuracy validation through arriving aircraft at ICN - SCI journal paper: 1 (IEEE Transaction on Intelligent Transportation System) - Conference presentation: 1 (selected as an outstanding paper) - Patent application: 1 ○ Development of an air traffic control real-time simulator - Development of an air traffic control real-time simulator based on Bazier method and BADA - Conducting an simulation experiment using the simulator - Journal paper: 1 (Registered on the Korea Navigation Institute) - Conference presentation: 1 (Selected as an outstanding paper) - Software Registration: 1 - Additional paper: 1 (Conducted an additional experiment after the project period and preparing to submit the paper now)				
Expected Contribution	- Utilization for a practical decision support tool - Application to AMAN/DMAN and simulation softwares to make them better reflect the actual sequencing operations - Reduction of air traffic controllers' workload, reduction of airborne delay and efficient use of the airspace - Other contributions on the economic, industrial and social aspects				
Keywords	Machine Learning	Aircraft Sequencing	Air Traffic Control	Real-time Simulator	Air Traffic Management

< Contents >

1. Outline of R&D project	7
2. Domestic and foreign status of technology development	9
3. Research activities and results	11
4. Achievements and contribution of related field	37
5. Plan for utilizing R&D achievements	39
6. Foreign science and technology information collected during research ..	40
7. Security rating of R&D achievement	40
8. Research facilities and equipment registered in NTIS	40
9. Implementation of safety measures in laboratories	40
10. Major research achievements	40
11. Others	41
12. References	42
Appendix1 Conference Papers	46
Appendix1 Journal Papers	58
Appendix3 Software registration	82
Appendix4 Patent Application	84
Appendix5 Seminar materials	86

7. 본문 목차

< 목 차 >

1. 연구개발과제의 개요	7
2. 국내외 기술 개발 현황	9
3. 연구 수행 내용 및 성과	11
4. 목표 달성도 및 관련 분야 기여도	37
5. 연구개발성과의 활용 계획	39
6. 연구 과정에서 수집한 해외 과학기술 정보	40
7. 연구개발성과의 보안등급	40
8. 국가과학기술종합정보시스템에 등록한 연구시설·장비 현황	40
9. 연구개발과제 수행에 따른 연구실 등의 안전 조치 이행 실적	40
10. 연구개발과제의 대표적 연구 실적	40
11. 기타 사항	41
12. 참고 문헌	42
부록1 학술대회 논문	46
부록2 학술지 논문	58
부록3 소프트웨어 저작권 등록	82
부록4 특허출원	84
부록5 전문가 세미나 자료	86

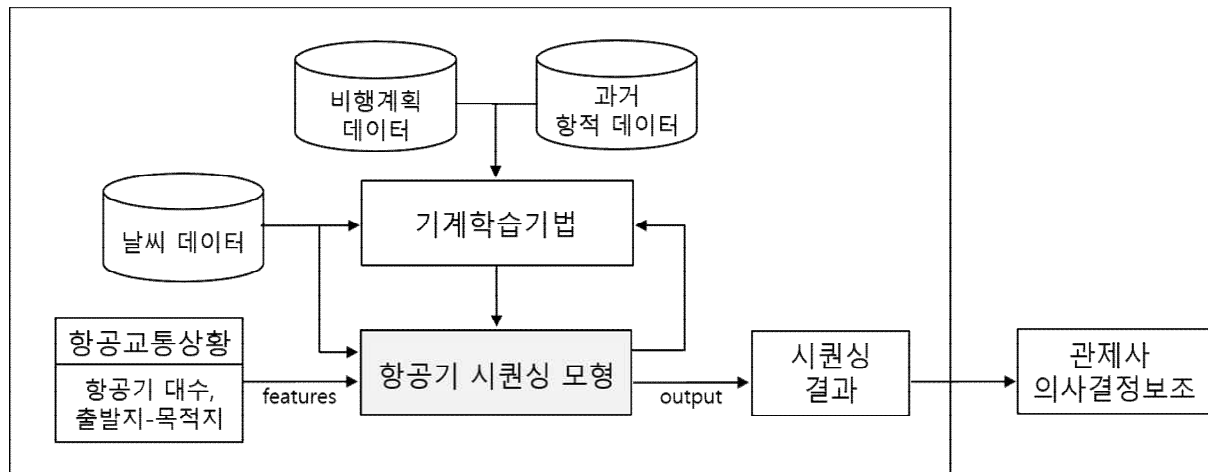
8. 본문

제1장. 연구개발과제의 개요

1. 연구개발 목적

구분	내용
최종 목표	○ 항공기 시퀀싱 모형을 기계학습법을 사용해 개발하고, 이를 관제사를 위한 의사결정보조시스템에 활용하는 것을 최종 목표로 함
세부 목표	○ 컴퓨터 스스로 데이터를 통해 시퀀싱 기술을 학습할 수 있도록 하며, 실제 관제사에 의한 시퀀싱을 80%이상의 정확도로 예측하는 것을 목표로 함 ○ 개발된 모형의 활용가능성을 시뮬레이션 및 인터뷰 등을 통해 검토하며, 이를 위한 항공교통관제 real-time 시뮬레이터를 개발함

- 본 연구에서는 실제 관제사들이 항공기간 순서를 어떻게 결정했는지에 대한 과거 데이터를 학습하는 방법, 즉 기계학습(Machine Learning) 기법을 활용해 항공교통관제용 시퀀싱 모형을 개발하도록 함.
-항공기 시퀀싱 및 기계학습에 관한 핵심기술을 개발하고, 개발된 모형을 관제사를 위한 의사결정보조시스템에 활용하는 것을 목표로 함.
-기존의 최적화기법에 기반한 방법과는 달리, 본 연구에서 제안한 방법은 컴퓨터가 과거에 축적된 데이터를 기반으로 시퀀싱 기법을 스스로 학습하게 함으로서 관제사의 인지패턴을 충분히 반영할 수 있음.
- 개발된 모형의 성능을 실제 데이터를 활용해 검증하고, 시뮬레이션 및 사용자 인터뷰를 통해 활용가능성을 검토함.
-활용가능성을 검토하기 위한 항공관제 real-time 시뮬레이터를 개발하여 활용함.



[그림 1] 연구목표: 기계학습 기법을 사용한 항공기 시퀀싱 모형 개발

2. 연구개발의 필요성

- 항공교통관제사는 항공기의 안전하고 신속한 운항을 위하여 항공기간 충돌 방지, 이륙 및 착륙 순서 결정, 항공교통흐름관리 등의 업무를 수행함.
- 항공교통량이 지속적으로 증가하면서 항공교통관제사의 업무 부담이 증가하고 있으며, 이를 해결하기 위해 관제사의 의사결정을 보조하는 자동화 시스템에 관한 연구개발이 국내외에서 활발히 진행 중에 있음.

- 예를 들어 제주공항의 경우 혼잡시간대에 도착항공기가 한꺼번에 집중됨으로서 항공교통관제사의 업무 부담이 가중되는 문제점을 가지고 있으며, 이를 해결하기 위해 제주공항을 목적지로 비행 중인 항공기들의 순서 및 속도를 사전에 조절해 주는 도착관리시스템(Arrival Management)에 대한 연구가 진행 중에 있음. [그림 2]

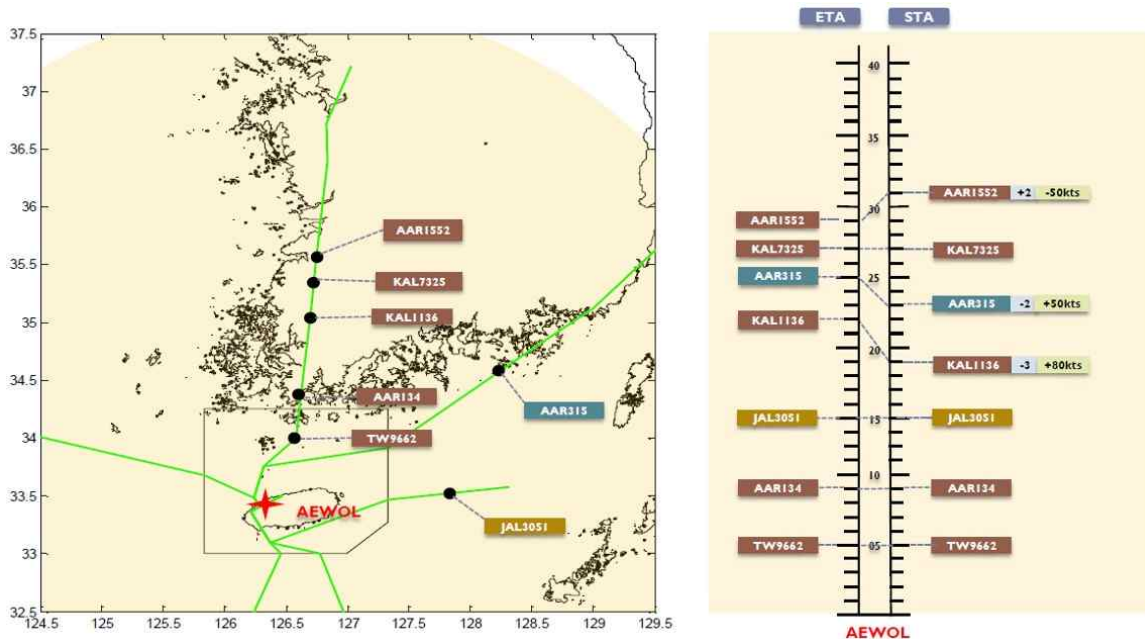
[표-1] 제주-김포 항공교통량(출처: 동아일보 2014. 9. 13)

세계 최다 운항 노선

	순위	노선	승객 수(명)
국내선	1	제주~김포	950만
	2	삿포로~도쿄	910만
	3	후쿠오카~도쿄	830만
국제선	1	홍콩~타이베이	490만
	2	더블린~런던	360만
	3	자카르타~싱가포르	340만

세계 최다 운송 지역

순위	지역	승객 수(명)
1	아시아-태평양	10억1200만
2	유럽	8억2590만
3	북미	8억1890만
4	중남미	2억4050만
5	중동	1억5790만
6	아프리카	7380만



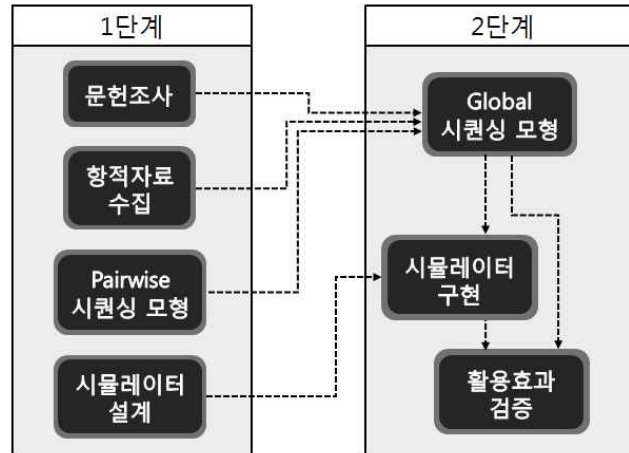
[그림 2] 제주공항 도착관리시스템 도입 예시(출처: Integrated AMAN/DMAN Development Status of Republic of Korea, ICAO)

- 항공기에 대한 관제업무 중 시퀀싱(sequencing)과 스케줄링(scheduling) 업무가 특히 중요한데, 이 중 시퀀싱은 동일한 지점(활주로 또는 항공로 상의 동일한 경로지점 waypoint))으로 비행 중인 항공기들 간의 순서를 결정해 주는 업무임.
- 항공기들 간의 순서가 결정되면 앞뒤 항공기 사이의 간격이 적절하게 유지되도록 항공기의 도착시간을 조정해 주는 것이 필요한데, 이를 스케줄링이라고 함.
- 의사결정 보조시스템에 사용되는 기존의 시퀀싱 알고리즘은 최적화기법을 기반으로 하는 것이 대부분이며, 사람의 인지(cognitive)특성에 대한 고려가 부족하여 실제 운용현장에 바로 적용되는데 어려움을 겪고 있음.

3. 연구개발 범위

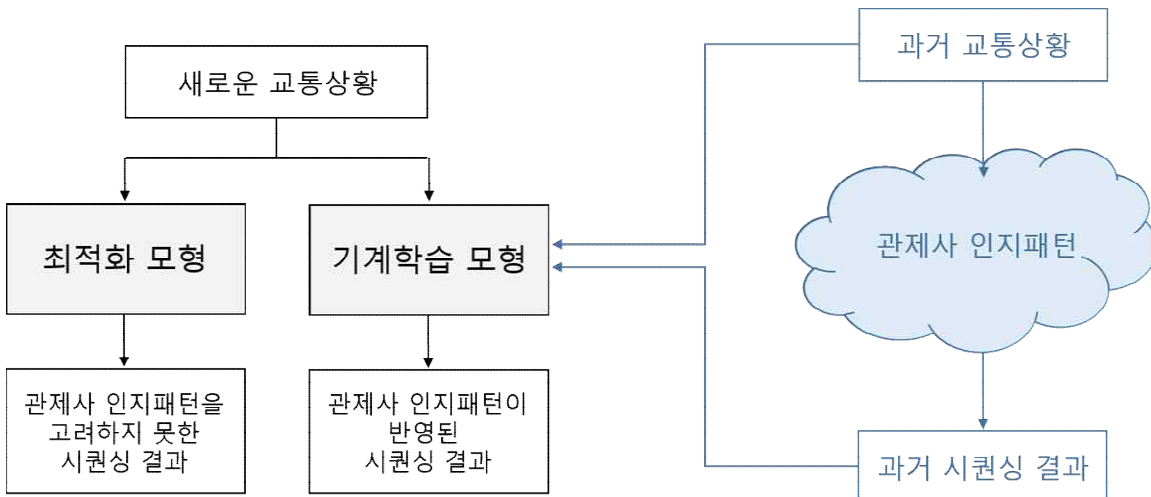
- 본 연구개발은 크게 기계학습기법을 사용해 항공기 시퀀싱 모형을 개발하는 부분과 개발된 모형을 시뮬레이터를 사용해 검증하는 부분으로 나뉘며, 시퀀싱 모형 개발은 다시 pairwise 시퀀싱 모형과 global 시퀀싱 모형으로 나뉘어 2단계로 개발됨.

○ 주요 연구개발 단계는 [그림 3]에 나타난 바와 같음.



[그림 3] 주요 연구개발 단계

- 항공기 관제기법에 대한 기계학습 모델링은 적절한 독립변수(feature)를 선택하는 것이 매우 어려운 데, 특히 관제 대상이 되는 항공기의 대수를 비롯해 출발지-목적지 조합이 매우 다양하여 개발된 모델의 확장성(scalability)이 떨어지게 될 가능성이 높음.
- 본 연구에서는 두 대의 항공기가 아닌, 임의의 n 대의 항공기에 확장해 적용할 수 있는 시퀀싱 모형을 개발함으로써 실제 현장에 적용 가능하도록 함.
- 시퀀싱 모형에 기계학습 기법을 사용하는 것은 전 세계적으로 시도된 바가 없으며, 따라서 본 연구개발을 통한 최종 성과물은 이론적 아이디어 개발 및 검증, 그리고 이의 활용가능성을 검토하는 수준에서 설정함.
- 본 연구개발은 창조형모형 분야에 해당하며, 연구개발과제의 성격을 비롯해 연구기간 및 연구비 등을 고려할 때 연구결과 목표수준을 TRL2 수준으로 함.



[그림 4] 최적화 기법 기반 모형 vs 기계학습 기반 모형

제2장. 국내외 기술 개발 현황

(1) 국내 현황

- 국내의 경우 항공교통관리 분야 연구가 최근 들어 시작되었으며, 특히 기계학습법을 항공교통관제에 활용한 사례가 거의 없다고 할 수 있음.

-
- 기계학습을 항공교통관제 분야에 활용하는 것은 전 세계적으로 보았을 때도 매우 선도적인 연구에 해당하며, 따라서 본 연구개발은 항공교통 분야의 국내 기술을 발전시키는데 기여할 수 있음
 - 관련된 국내 연구과제 현황 및 본 연구와의 차별성은 아래와 같음.
-
- ① 항공관제용 통합 정보처리 시스템 개발
 - 기간: 2007년 ~ 2014년
 - 해당 과제의 경우 레이더 감시정보와 비행계획 정보를 통합처리하고 현시하는 시스템에 대한 개발을 목표로 함.
 - 정보처리 및 현시시스템은 항공교통관리 운용기술에 직접적인 상관성이 없으며 따라서 본 연구개발과 차이가 있음.
 - ② 항공기 비행절차 및 공역 설계 프로그램 개발
 - 기간 2011년~2014년
 - 해당 과제의 경우 비행절차를 설계하는 프로그램 개발을 목표로 함.
 - 비행절차는 사전에 설정된 항공기 경로를 의미하며 이를 비행하는 항공기에 대한 실시간 관제와 관련된 본 연구개발과 차이가 있음.
 - ③ 항공안전기술개발 사업
 - 기간: 2007년~2015년
 - 해당 사업단에 속한 세부 핵심과제의 경우 인증항공기 개발, 사고예방 기술 개발, 운항 안전성 평가 등에 관한 것으로 항공교통관제와 직접적인 연관성이 없음.
 - 항공교통관제와 관련된 본 연구개발과 차이점이 있음.
 - ④ 항공교통 관제절차 예측모형 개발
 - 기간: 2013년~2014년
 - 해당 과제의 경우 기계학습기법에 대한 연구를 수행하였으나 단일 항공기의 궤적패턴에 대한 연구와 이를 통한 도착시간 예측정확도 향상을 목표로 하였음.
 - 복수의 항공기에 대한 시퀀싱 업무에 기계학습기법을 적용하는 본 연구개발에 비해 비교적 단순한 문제(단일 항공기)를 다루고 있으며 따라서 본 연구개발 내용과 차이가 있음.
 - ⑤ 도착관리(AMAN) 시스템 구축 용역
 - 기간: 2014년
 - 해당 과제는 제주공항에 도착하는 항공기를 대상으로 도착관리시스템을 구축하는 것으로 목표로 함
 - 도착관리 시스템에 적용되는 시퀀싱 알고리즘은 FCFS(First Come First Served)에 기반을 둔 것이며, 기계학습 기법을 활용한 본 연구와는 차이가 있음.
 - ⑥ 항공기 출발 및 도착 통합 관리 기술 연구
 - 기간: 2014년~2020년
 - 해당 과제는 항공기 출도착 효율 향상을 위해 통합 관제 최적화 및 관리 기술 획득을 목표로 함.
 - 출발관리 시스템에 적용되는 시퀀싱 알고리즘은 최적화 기법에 기반을 둔 것이며, 기계학습 기법을 활용한 본 연구와는 차이가 있음.
-
- (1) 국외 현황
 - 인공지능, 특히 기계학습 분야에서의 기술발전이 빠르게 이루어지고 있는데 항공교통분야에서도 이를 활용하고자 하는 시도가 최근 들어 이루어지고 있음.
 - 기계학습을 항공교통관제에 활용하는 연구는 비교적 초기단계에 있으며, 단일 항공기의 궤적을 예측하는 것과 같이 상대적으로 단순한 형태의 문제에만 제한적으로 적용되고 있음.
 - 하지만 기계학습의 우수성을 감안할 때 항공교통분야로의 적용이 빠르게 이루어질 것이 예상되며, 향후 해당분야 연구흐름을 근본적으로 바꾸게 될 가능성이 매우 높다고 할 수 있음.
 - 항공교통분야에 기계학습법을 적용한 국외 연구사례는 많은 경우 궤적예측 문제에 치우쳐 있으며, 최근들어 공항 runway configuration을 예측하는 문제 등 조금 더 다양한 분야에 기계학습을 적용하는 연구가 이루어 지고 있음.
-

○ 관련된 주요 국외 연구동향 및 본 연구와의 차별성은 아래와 같음.

① Receding Horizon Control for Aircraft Arrival Sequencing and Scheduling (Xiao-Bing Hu 등)

-기간: 2005년

-해당 과제는 공항 주변의 공중지연을 감소시키기 위하여 도착 항공기에게 정확한 시퀀싱과 스케줄링을 제공하는 모형을 구축하는 것을 목표로 함.

-해당 과제에 적용되는 알고리즘은 FCFS(First Come First Served)에 기반을 둔 최적화 기법을 사용하며, 기계학습 기법을 사용하는 본 연구와 차이가 있음.

② Using Neural Networks to Predict Aircraft Trajectories (Yann Le Fablec 등)

- 기간:1999년

- 해당 과제는 기계학습 기법을 이용하여 항공기의 궤적의 정확한 예측을 목표로 함.

- 항공기의 수직면 궤적을 예측하기 위한 연구로 시퀀싱 예측을 목표로 하는 본 연구와 차이가 있음.

③ Data-driven Aircraft Estimated Time of Arrival Prediction (Christian Strottmann Kern 등)

-기간: 2015년

-해당 과제는 기계학습 기법을 이용하여 항로 단계에서 항공기의 도착예정시간(ETA, Estimated Time of Arrival) 예측 정확도를 향상시키는 것을 목표로 함.

-시퀀싱 예측모형 개발과 관련된 본 연구개발과 차이가 있음.

제3장. 연구 수행 내용 및 성과

1. 년차별 연구개발 목표 및 결과

구분(연도)	세부 과제명	세부 연구 목표	연구개발 수행 내용	연구 결과
1차 연도 (2016.6~2017.6)	기계학습법을 활용한 항공교통관제용 항공기 시퀀싱 모형 개발	컴퓨터 스스로 데이터를 통해 시퀀싱 기술을 학습할 수 있도록 하며, 실제 관제사에 의한 시퀀싱을 80%이상의 정확도로 예측하는 것을 목표로 함	-Pairwise 항공기 시퀀싱 모형 개발 -인천국제공항에 착륙하는 실제항공기 데이터에 적용하여 제안된 시퀀싱 모형 성능검증 -Global 시퀀싱 기법 개발 및 정확성 검증	-기계학습법을 사용한 항공교통관제용 항공기 시퀀싱 예측모형(<u>학술대회 발표</u>)
		개발된 모형의 활용가능성을 시뮬레이션 및 인터뷰 등을 통해 검토하며, 이를 위한 항공교통관제 real-time 시뮬레이터를 개발함	-시퀀싱 모형 검증을 위한 시뮬레이터 개발	- 항공 교통 관제 용 real-time 시뮬레이터 (<u>국내 등재 학술지</u>)
2차 연도 (2017.6~2018.6)		항공기 시퀀싱 모형에 대한 개선 연구	-1차년도에 개발된 시퀀싱 모형의 성능을 개선하고 검증하기 위한 연구 수행 -시퀀싱 모형을 활용한 새로운 항공기 착륙순서 조연장치 고안	-시퀀싱 모형의 독립변수에 대한 연구를 통해 보다 개선된 모형을 개발하고, 실제 데이터를 활용한 시뮬레이션을 통해 검증(<u>국제 SCI 학술지 게재</u>) -개발된 시퀀싱 모형과 기존 CPS(Constrained

				Position Shifting) 방법을 결합한 항공기 착륙순서 조연장치 고안 (특허출원)
		항공관제 real-time 시뮬레이터 보완개발	-1차년도 결과물을 활용해, HITL 실험에 사용하기 위한 real-time 시뮬레이터 보완개발	-서울 접근 관제공역을 대상으로 real-time 관제를 할 수 있는 시뮬레이터를 기존의 결과물을 활용하여 개발(소프트웨어 등록) -HITL 시뮬레이션 시나리오 개발
		시뮬레이터를 사용해 개발된 모형의 활용성 확인	-시뮬레이터를 활용한 실험을 통해 컴퓨터로부터의 조연정보와 관제사의 업무효율간의 관계에 대한 연구 수행	-HITL 실험을 수행하고, 결과를 분석하는 연구 수행(학술대회 발표, 국내 등재학술지 심사 중)

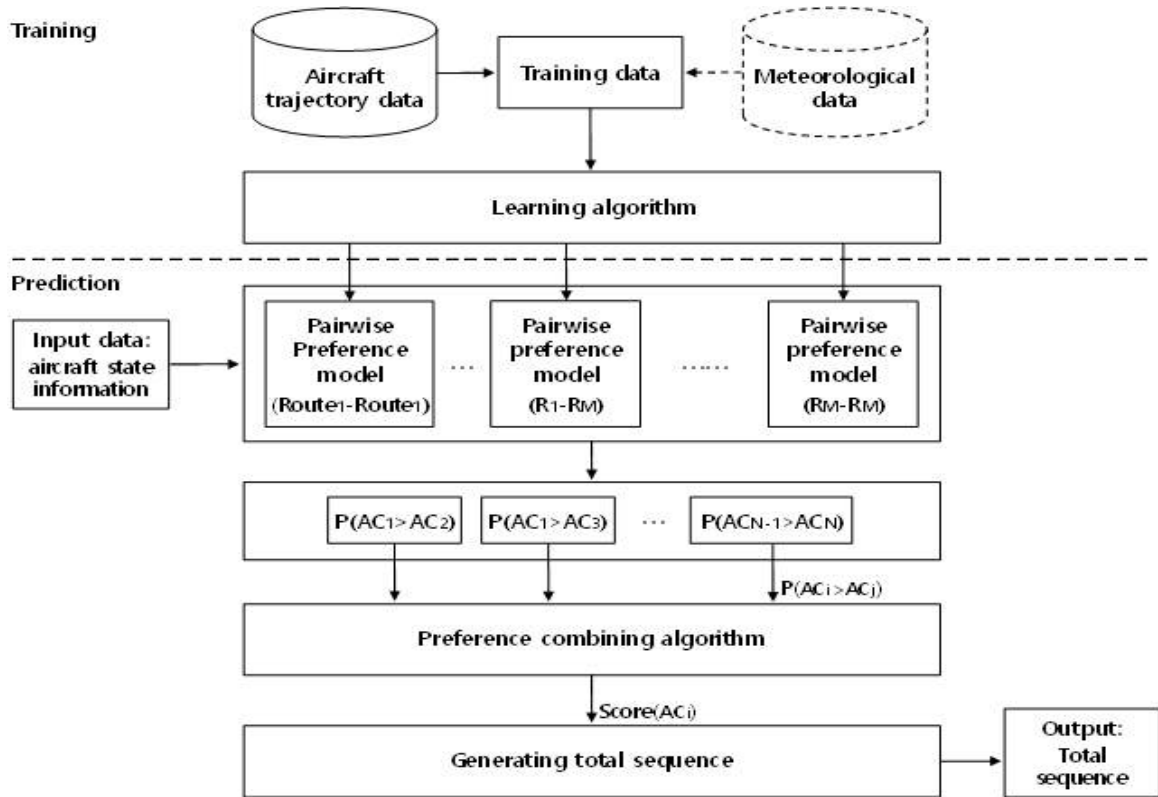
(1) 기계학습법을 이용한 항공기 시퀀싱 모형 개발

<기계학습 기반 시퀀싱 모형 개발>

- Pairwise preference learning 기법을 활용해 공항에 접근하는 n대의 도착 항공기에 대한 착륙순서를 과거의 데이터에 대한 학습을 통해 계산할 수 있는 시퀀싱 모형을 개발함
- n대의 항공기에 대한 시퀀스를 예측하는 문제의 경우, multi-class classification 문제로 생각할 수 있으며, 항공기 대수 등 모형의 feature 값들이 계속해서 변화는 특징을 가짐.
- 따라서 모든 경우에 적용이 가능한 하나의 global 시퀀싱 모형을 만드는 것이 힘들게 되고, 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 pairwise 기법을 제안 하였음.
- 본 연구에서 제안하는 항공기 시퀀싱 모형은 우선, 두 대의 항공기에 대한 시퀀싱 우선순위를 결정하기 위한 pairwise 모형과, 이를 통해 계산된 pairwise 선호도를 이용해 각 항공기의 점수를 구한 후 이를 사용해 n대의 항공기에 대한 global 시퀀스를 구하는 모형으로 구성됨. [그림5]
- 제안된 모형은 우선, 각 항공기의 pairwise 선호도, 즉 $PREF$ 함수를 과거 데이터를 통해 학습하여야 함. $PREF$ 는 AC_i 가 AC_j 에 비하여 선호되는 정도, 즉, 관제사가 AC_i 를 AC_j 보다 먼저 착륙시킬 확률을 나타내며 Logistic regression을 사용해 아래 (식1)과 같이 구함.

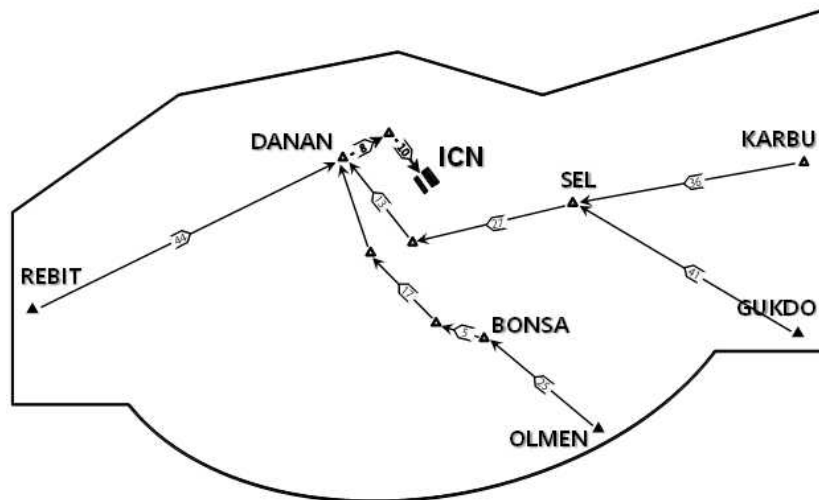
$$PREF(AC_i, AC_j) = P(AC_i > AC_j | X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k}} \quad \text{----- (식1)}$$

- 여기에서 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_k]$ 는 독립변수들이며, $B = [\beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_k]$ 는 독립변수의 계수들을 나타냄.
- 모형의 독립변수를 잘 선정하는 것이 중요한데, 2차년도에 이에 대한 연구를 집중적으로 수행하였으며, 자세한 내용은 아래 나와 있음.



[그림5]제안된 항공기 시퀀싱 모형 구성도(참고문헌 [1])

- Binary classification 모형에는 Support Vector Machine을 비롯해 다양한 모형이 존재함. 이 중 logistic regression은 결과에 대한 통계적 분석 등에 있어서 장점을 가지며 다양한 분야에 오랫동안 활용되어 왔음.
 - 이에 따라 본 연구에서는 Logistic Regression을 pairwise 선호도 모형으로 사용하였으나, 본 연구에서 제안하는 방법은 다른 종류의 classification 모형의 사용을 제한하지 않음.
 - 항공기의 pairwise 선호도는 자기 자신과 상대 항공기가 어떠한 픽스를 통해 접근관제구역에 진입했는지에 따라 달라지게 됨. 따라서 본 연구에서는 공항에 도착하는 항공기가 통과할 수 있는 픽스 조합별로 별개의 pairwise 모형을 구축함.
- 예를 들어 인천공항으로 착륙하는 항공기는 총 4개의 픽스(REBIT, OLMEN, GUKDO, KARBU)를 통과해 공항에 착륙할 수 있으며, 이 경우 총 10개(${}_4C_2+4=10$)개의 pairwise 모형을 구축해야 함.
- [그림6]



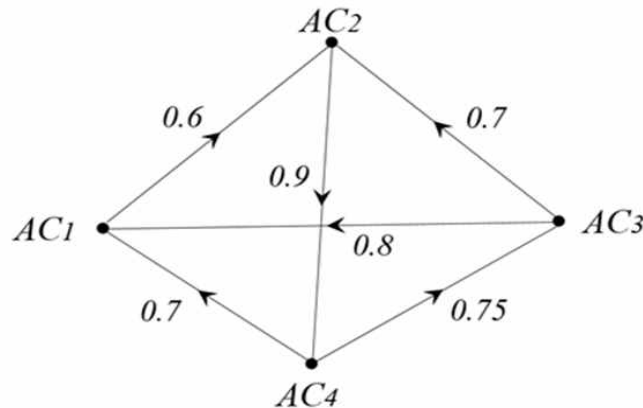
[그림6]인천국제공항에 착륙하는 항공기의 도착절차 (참고문헌 [1])

- 과거의 데이터를 이용해 도착절차별 pairwise 모형이 학습되면, 임의의 n대의 항공기에 대한 도착 순서를 아래와 같은 방법으로 구함.
- 우선, 각 항공기의 선호도 점수(Score)를 산출하는데, 각 항공기 AC_i 의 선호도 점수는 타 항공기 $AC_j (j=1 \dots n, j \neq i)$ 각각에 대하여 AC_i 가 갖는 pairwise 선호도를 모두 합산하여 산출하며, (식2)과 같이 구함.

$$Score(AC_i) = \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j) \quad \text{----- (식2)}$$

- (식2)와 같은 방법으로 각 항공기에 대한 선호도 점수를 구하면, 선호도 점수가 가장 높은 순서대로 도착순서를 배정함. 예를들어, [그림7]은 총 4대의 항공기에 대해, pairwise 선호도 점수를 합산한 후, global 시퀀스를 구하는 과정을 보여주고 있음.

PREF (AC_i, AC_j)		j				Score(i)	Seq(AC_i)
		1	2	3	4		
i	1	0	0.6	0.2	0.3	1.1	4
	2	0.4	0	0.3	0.9	1.6	2
	3	0.8	0.7	0	0.25	1.75	1
	4	0.7	0.1	0.75	0	1.55	3



[그림7] 4대의 항공기 대해 global 시퀀스를 구하는 방법 예시(참고문헌 [1])

- 여기서 주의해야 할 점은 각 항공기의 Score 점수는 그 항공기가 가장 먼저 착륙할 확률의 의미를 가지는 것이 아니며(실제로 [그림 7]에서 보는 바와 같이 1 이상의 값을 가질 수 있음), 확실적인 의미 대신에 각 항공기들 간에 우선 상대적인 우선순위를 나타내 주는 지표라고 생각하여야 함.
- 제안된 방법은, pairwise 선호도 점수가 맞다는 가정하에, global 시퀀스의 정확도(본 연구에서는 정확도 지표로 (식3)에 있는 Spearman's rank coefficient(ρ)를 사용함)를 최대화 하는 global 시퀀스를 제공함.

$$\rho = 1 - \frac{6D(Seq' - Seq)}{n(n^2 - 1)} \quad \text{----- (식3)}$$

-여기에서 $D(Seq' - Seq)$ 는 예측된 시퀀스(Seq')와 실제 시퀀스(Seq)의 차이를 의미하는데, 이는 다시

$D(Seq' - Seq) = \sum_{i=1}^n [Seq'(AC_i) - Seq(AC_i)]$ 로 구해짐. 여기서 $Seq'(AC_i)$ 는 예측된 시퀀스 내에서 i번째 항공기가 가지는 순서를 의미하고, $Seq(AC_i)$ 는 실제 시퀀스 내에서 i번째 항공기가 가지는 순서를

의미함. n 은 항공기 댓수를 의미함.

- 조금 더 정확히 설명하면, (식2)에 의해 global 시퀀스를 정하는 경우, 예측된 시퀀스와 실제 시퀀스 간의 차이, 즉 Spearman's rank coefficient가 틀릴 위험도(risk)를 최소화 하는 시퀀스 결과를 제공함. 본 연구에서는 이에 대한 증명은 아래 <증명1>에 나타난 바와 같이 제시함.

<증명 1: 참고문헌 [1]>

Lemma 1 Let $P(\cdot | A)$ be a probability distribution over S_n . Moreover, let

$$\begin{aligned}\overline{Score}(i) &\equiv n - Score(i) \\ &= n - \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j)\end{aligned}$$

with

$$PREF(AC_i, AC_j) = \sum_{Seq: Seq(AC_i) < Seq(AC_j)} P(Seq|A).$$

Then, $\overline{Score}(i) = \sum_{Seq} P(Seq|A) \cdot Seq(AC_i)$.

Proof.

$$\begin{aligned}\overline{Score}(i) &= n - \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j) \\ &= 1 + \sum_{j \neq i} PREF(AC_j, AC_i) \\ &= 1 + \sum_{j \neq i} \sum_{Seq: Seq(AC_j) < Seq(AC_i)} P(Seq|A) \\ &= 1 + \sum_{Seq} P(Seq|A) \sum_{j \neq i} I_{Seq(AC_i) > Seq(AC_j)} \\ &= 1 + \sum_{Seq} P(Seq|A) \cdot (Seq(AC_i) - 1) \\ &= \sum_{Seq} P(Seq|A) \cdot Seq(AC_i).\end{aligned}$$

Lemma 2 Let $0 \leq Score(1) \leq Score(2) \leq \dots \leq Score(n)$. Then, for all sequences $Seq \in S_n$,

$$\sum_{i=1}^n (i - \overline{Score}(i))^2 \leq \sum_{i=1}^n (i - \overline{Score}(Seq(AC_i)))^2 \quad (A1)$$

Proof. Expanding the right-hand side of (A1) and exploiting that $\sum_{i=1}^n \overline{Score}(i)^2 = \sum_{i=1}^n \overline{Score}(Seq(AC_i))^2$ yields,

$$\begin{aligned}&\sum_{i=1}^n \{i - \overline{Score}(Seq(AC_i))\}^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (i - \overline{Score}(i))^2 \\ &\quad + 2 \left[\sum_{i=1}^n i \cdot \overline{Score}(i) - \sum_{i=1}^n i \cdot \overline{Score}(Seq(AC_i)) \right].\end{aligned} \quad (A2)$$

Since $\sum_{i=1}^n i \cdot \overline{Score}(Seq(AC_i))$ is maximal when $Seq(AC_i) = i$, the second term of the right-hand side of (A2) is always positive, which proves the lemma.

Theorem 1 The expected rank distance

$$\begin{aligned}
 E(D(Seq', Seq) | A) & \quad (A3) \\
 &= \sum_{Seq} D(Seq', Seq) \cdot P(Seq | A) \\
 &= \sum_{Seq} P(Seq | A) \sum_{i=1}^n (Seq'(AC_i) - Seq(AC_i))^2
 \end{aligned}$$

becomes minimal by choosing Seq' such that $Seq'(AC_i) \leq Seq'(AC_j)$ whenever $\overline{Score}(i) \leq \overline{Score}(j)$, or equivalently, $Seq'(AC_i) \leq Seq'(AC_j)$ whenever $Score(i) \geq Score(j)$.

Proof. Expanding the right-hand side of (A3) and exploiting Lemma 1 yields,

$$\begin{aligned}
 E(D(Seq', Seq) | A) &= \sum_{i=1}^n \sum_{Seq} P(Seq | A) \cdot (\overline{Score}(i) - Seq(AC_i))^2 \\
 &\quad + \sum_{i=1}^n (Seq'(AC_i) - \overline{Score}(i))^2
 \end{aligned}$$

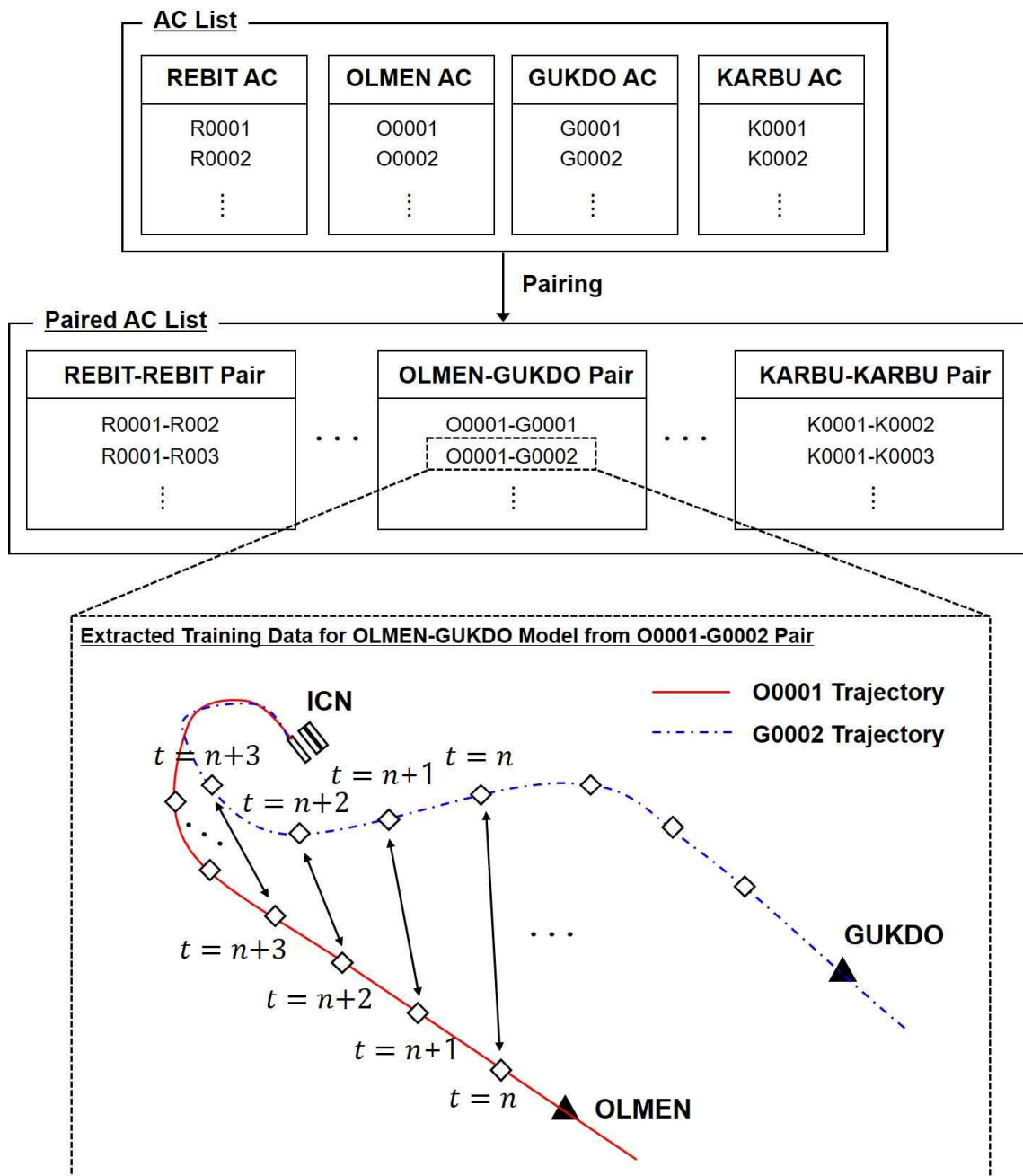
We can observe that the first term of the right-hand side is a constant since it does not depend on Seq' . Thus, we obtain $E(D(Seq', Seq) | A) = c + \sum_{i=1}^n (Seq'(AC_i) - \overline{Score}(i))^2$ and the theorem can be proved using Lemma 2.

- 기계학습법을 사용한 모형이 좋은 성능을 가지기 위해서는 적절한 독립변수를 찾아내는 것이 중요하며, 본 연구에서는 실제 현장에서 근무하는 관제사들과의 논의 및 문헌조사를 통해 항공기 착륙 순서에 영향을 주는 요소들을 찾아냄.
- 관제사들과의 논의 결과, 항공기 착륙순서에 가장 큰 영향을 주는 요소는 활주로까지의 남은 거리인 것으로 나타남.
- 문제는 벡터링이 빈번한 상황에서 활주로까지 남은 거리를 계산하기 어렵다는 점이며, 항공기의 현재 위치에서 최초접근지점(Initial Approach Fix)까지의 직선거리를 변수로 사용하였으나 성능이 좋지 않게 나왔음. 따라서 1차년도에는 항공기의 현재 위치(위도, 경도)를 독립변수로 사용하였음.
- 2차년도에는 1차년도에 시도했던 최초접근지점 대신에, 활주로 시단까지의 직선거리를 독립변수로 사용하였으며, 성능이 좋게 나오는 것으로 나옴. 따라서 최종적으로 개선된 모형에서는 항공기의 위도 경도 좌표 대신에, 현재위치에서 활주로 시단까지의 남은 거리를 독립변수로 사용함.
- 항공기의 도착 게이트에 대한 정보, 착륙 활주로 정보, 항공기 등급 등의 요소가 항공기 착륙순서에 영향을 줄 수 있으나, 본 연구의 대상이 되는 인천국제공항의 경우 해당사항이 없거나 크지 않은 것으로 나타남.
- 주변에 있는 출발 항공기, 또는 동일한 픽스를 통해 앞서 진입한 항공기 또한 pairwise 선호도에 영향을 줄 수 있으며, 이에 대한 분석을 수행함. 하지만 이와 같은 변수들을 PREF 함수에 독립변수로 추가하기 위해서는 추가적인 연구가 필요할 것으로 판단함.
- 항공기의 현재 고도와 속도(ground speed)는 착륙순서에 영향을 주므로 독립변수로 고려함.
- 독립변수간의 상관성을 검토하기 위해 VIF(Variance Influence Factor) 분석을 수행하였으며, 선택된 모든 독립변수들은 나머지 변수들로 설명될 수 없는 효과를 가지고 있는 것으로 나타남(즉 변수간의 공선성(multicollinearity)가 높지 않은 것으로 나타남).

<항적데이터를 사용한 모델 학습>

- 제안된 기법을 학습하고 테스트하기 위한 데이터는 인천공항으로 도착하는 항적자료를 사용함.

- 인천국제공항 15L/R 방향으로 도착하는 3달치 항적 중 5700대의 항공기를 추출하였음. 15L/R 방향으로 착륙하는 항공기만 사용하였고, 또한 서울 TMA로 진입하는 픽스가 명확하게 구분되는 항공기만 사용한 관계로 3달치 중 5700대의 항공기만 사용하게 되었음.
- 항공기 중 REBIT을 통해 진입한 항공기는 1670대, OLMEN을 통해 진입한 항공기는 2100대, GUKDO를 통해 진입한 항공기는 1750대, KARBU를 통해 진입한 항공기는 180대임.
- 추출된 항공기에 대해, [그림 8]에 나타난 바와 같이, 각 픽스 조합에 대해서 항공기 쌍을 추출한 후, 동일한 시각에서의 각 항공기의 위치, 고도 등의 상태정보를 저장해 데이터셋을 구성함. 이와 같은 방법으로 총 320,000개의 pairwise 데이터를 생성하였으며, 이를 이용해 pairwise 선호도 모형을 학습하였음.
- 모형을 학습할 때는 총 데이터를 랜덤하게 10개로 나눈 후 이 중 9/10은 학습에 사용하고, 나머지 1/10은 모형의 정확도를 검증하는데 사용하였음.



[그림8] 모형을 학습하고 테스트 하기 위한 데이터셋을 만드는 과정(참고문헌 [1])

- Pairwise 모형의 정확도를 cross-validation을 통해 검증하였으며, 검증결과 KARBU-KARBU를 제외한 모든 절차 조합에 대해서 90% 이상의 정확도를 가지는 것으로 나타남

- KARBU-KARBU의 경우 KARBU 항공기를 통해 비슷한 시간대에 진입한 항공기 쌍에 대한 데이터가 매우 부족해 나타난 결과이며, [그림9]의 괄호안에 나타난 바와 같이 p-value값이 높아 통계적으로 신뢰할 수 없는 것으로 나타남. 이는 본 연구에서 제안한 방법의 문제는 아니며, 향후 데이터를 추가로 확보하면 해결할 수 있음.
- 각 변수에 대한 계수값들(β_i)은 해당 변수가 pairwise 시퀀스 우선순위에 어떻게 영향을 주는지를 말해줌. 예를 들어, 항공기 pair 중 첫 번째 항공기(AC1)에 대한 계수값이 양수인 경우 변수값이 커짐에 따라 해당 항공기가 우선적으로 착륙할 확률이 높아진다는 의미이며, 음수인 경우는 반대임. AC2에 대해서는 반대로 생각할 수 있는데, 즉 계수값이 양수인 경우 변수값이 커짐에 따라 AC2 항공기가 우선적으로 착륙할 확률이 낮아짐을 의미함.
- 우선 거리에 관한 변수(DIST1, DIST2)의 경우 DIST1에 대한 계수는 음수이며, DIST2에 대한 계수는 양수인 것을 알 수 있음. 이는 항공기의 남은 거리가 커질수록 해당 항공기가 먼저 착륙할 확률이 낮아짐을 의미함.
- 고도변수(ALT1, ALT2) 또한 거리 변수와 동일한 경향을 가지며, 따라서 항공기의 고도가 낮을수록 먼저 착륙할 확률이 높아짐을 의미함.
- 속도변수(SPD1, SPD2)는 조금 복잡한 경향을 가지는데, 일단 같은 픽스로 진입하는 두 대의 항공기의 경우 SPD1의 계수는 음의 값을 가지고 SPD2 계수는 양의 값을 가짐. 이는 앞선 항공기 AC1(같은 픽스로 진입한 항공기쌍의 경우 먼저 진입한 항공기를 AC1이라고 지정함)이 일반적으로 고도가 낮음과 동시에 낮은 속도를 가지기 때문인 것으로 보임.
- 다른 픽스로 진입한 항공기 쌍의 경우 SPD1과 SPD2 모두 한 경우를 빼고는 양의 값을 가지는데, SPD2가 양의 값을 가지는 이유는 먼저 착륙하는 항공기가 나중에 착륙하는 항공기에 비해 더 낮은 속도로 비행하는 경우가 많기 때문인 것으로 보임.
- 하지만 SPD1이 양수라는 의미는 빠른 항공기가 착륙의 우선순위를 가진다는 것을 의미함. 종합하면, 관제사가 항공기의 착륙순서를 결정함에 있어서, 항공기의 속도는 여러 가지 다른 교통상황(예를 들어 항공기의 남은 거리 또는 고도 등)등과 함께 종합적으로 고려되는 것으로 보임.
- 또 한가지는 고도 변수에 대한 계수가 속도 변수에 대한 계수보다 큰 것을 알 수 있는데, 이는 관제사가 항공기의 착륙 순서를 결정할 때 고도를 더 중요하게 생각함을 의미함(본 연구에서는 각 변수를 정규화(normalized)해서 사용하므로 계수의 값을 절대적으로 비교할 수 있음).

Variable	REBIT-REBIT	REBIT-OLMEN	REBIT-GUKDO	REBIT-KARBU	OLMEN-OLMEN
β_0 (constant)	0.00 (1.000)	1.61 (0.000)	1.79 (0.000)	4.65 (0.000)	0.00 (1.000)
β_1 DIST1	-1.12 (0.000)	-0.57 (0.000)	0.00 (0.532)	-3.90 (0.000)	-1.47 (0.000)
β_2 ALT1	-1.54 (0.000)	-1.88 (0.000)	-1.97 (0.000)	-3.82 (0.000)	-3.82 (0.000)
β_3 SPD1	-0.36 (0.000)	0.11 (0.007)	0.00 (0.795)	0.00 (0.546)	-0.72 (0.000)
β_4 DIST2	1.12 (0.000)	1.20 (0.000)	0.47 (0.000)	3.64 (0.000)	1.47 (0.000)
β_5 ALT2	1.54 (0.000)	2.22 (0.000)	2.30 (0.000)	4.26 (0.000)	3.82 (0.000)
β_6 SPD2	0.36 (0.000)	0.00 (0.056)	0.32 (0.000)	2.02 (0.000)	0.72 (0.000)
Accuracy	95.6%	92.3%	92.1%	99.9%	97.6%

Variable	OLMEN-GUKDO	OLMEN-KARBU	GUKDO-GUKDO	GUKDO-KARBU	KARBU-KARBU
β_0 (constant)	1.13 (0.000)	0.55 (0.000)	0.00 (1.000)	-1.66 (0.000)	0.00 (1.000)
β_1 DIST1	-0.78 (0.000)	-0.82 (0.000)	-1.95 (0.000)	-0.92 (0.000)	0.00 (0.297)
β_2 ALT1	-3.27 (0.000)	-2.85 (0.000)	-3.93 (0.000)	-4.48 (0.000)	0.00 (0.185)
β_3 SPD1	0.13 (0.000)	0.82 (0.000)	-0.33 (0.000)	0.00 (0.152)	0.00 (0.892)
β_4 DIST2	1.65 (0.000)	0.84 (0.000)	1.95 (0.000)	1.16 (0.005)	0.00 (0.297)
β_5 ALT2	2.88 (0.000)	2.28 (0.000)	3.93 (0.000)	4.14 (0.000)	0.00 (0.185)
β_6 SPD2	0.25 (0.000)	0.69 (0.000)	0.33 (0.000)	-0.59 (0.000)	0.00 (0.892)
Accuracy	93.5%	88.0%	97.4%	94.9%	50.4%

[그림9] Pairwise 모형의 정확도 검증(참고문헌 [1])

<학습된 모델의 예측정확도 분석>

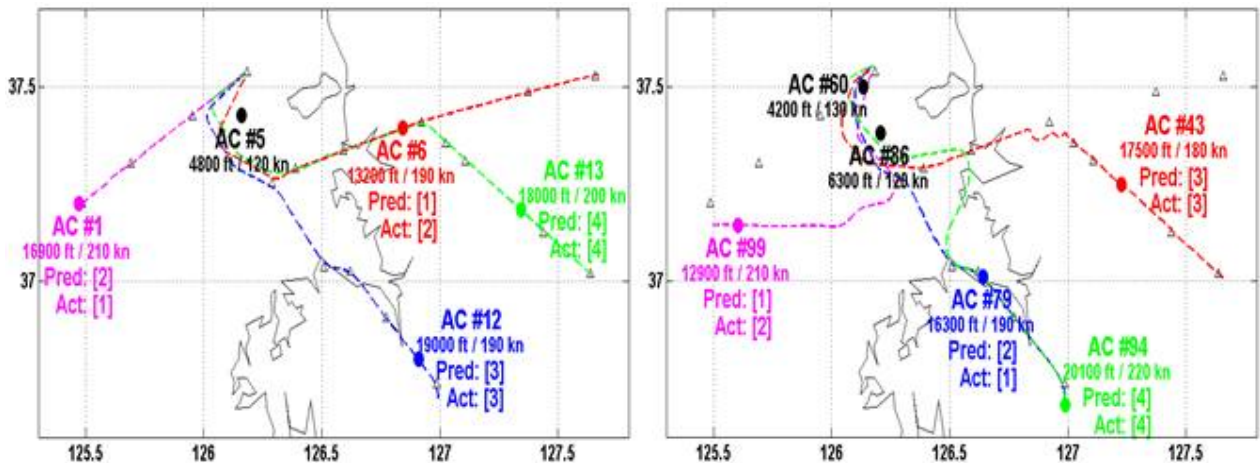
- n대의 항공기에 대한 시퀀싱 학습 정확도를 평가하기 위해 4대의 항공기로 이루어진 140개의 테스트 데이터에 개발된 모형을 적용하였으며, 평균 Spearman's rank coefficient((식4))가 0.8571로 계산되어 목표로 했던 수준의 정확도를 가지는 것으로 나타남.

$$avg \rho = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k \rho_s \quad \text{----- (식4)}$$

-여기에서 ρ_s 는 s번째 테스트 셋에 대한 Spearman's rank coefficient를 의미하며, k는 테스트 셋의 총 갯수를 의미함

- 활주로까지 남은 거리만을 독립변수로 하였을 경우의 정확도는 0.7971로 계산되었으며, 1차년도에 사용했던 위도 경도 변수를 사용했을 경우의 정확도는 0.8086으로 계산됨.
- 개발된 모형의 성능을 개선할 수 있는 방법에 대해 알아보기 위해, 예측이 틀린 경우에 대해 보다 자세한 분석을 수행함.
- 분석 결과 제안된 모형은 착륙순서에 대한 관제사의 일반적인 선호도는 잘 반영하지만, 특별한 교통상황에서 항공교통흐름을 원활하게 하기 위해 적용하는 관제사의 전략은 잘 반영하지 못하는 것으로 나타남.
- 예를 들어 [그림 10]은 개발된 모형에 의한 예측이 틀리게 되는 대표적인 경우를 보여주고 있음.

- [그림 10]의 왼쪽을 보면, 개발된 모형은 AC1이 AC6뒤에 착륙할 것으로 예측하고 있으나(Pred[]), 실제 착륙 순서(Act[])는 반대임.
- 이유는 REBIT방향에서 들어오는 AC1의 경우 다른 픽스의 항공기들과 진입방향이 반대이기 때문에 이에 대한 관제 조종성이 떨어지게 되고, 이와 같은 이유로, 고도나 거리 등을 볼 때 AC6다음에 AC1을 착륙시켜야 함에도 불구하고, AC1을 먼저 착륙시키고 AC6을 지연시키는 것이 전체적인 흐름관리 측면에서 유리하였던 것이라고 생각할 수 있음.

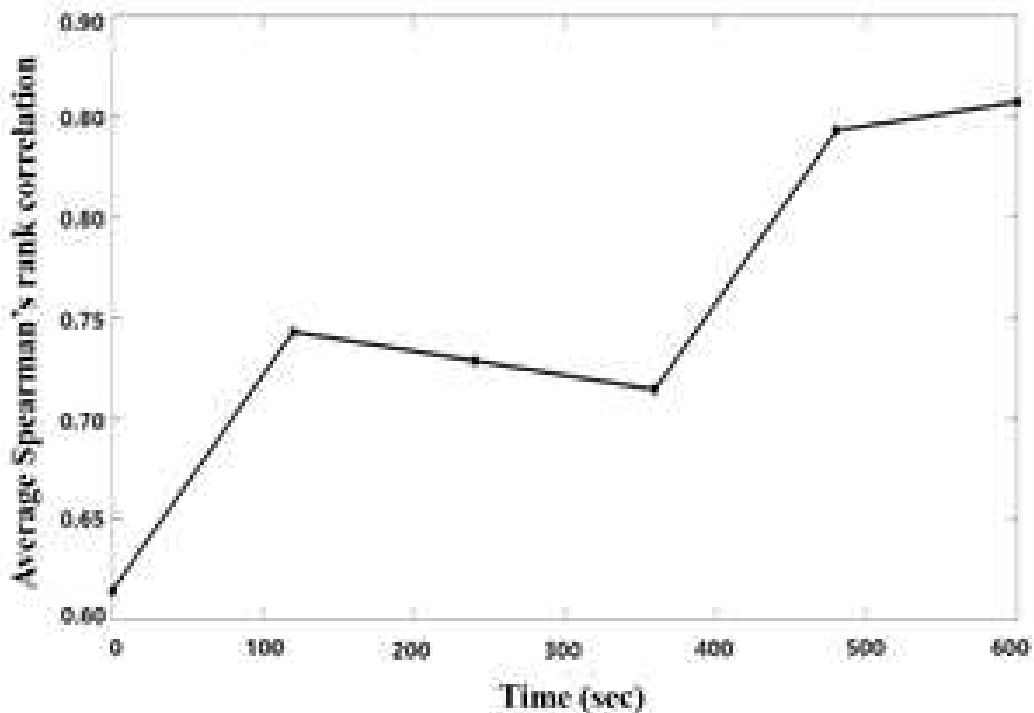


[그림10] 개발된 시퀀싱 모형에 의한 예측이 틀리는 경우 (참고문헌 [1])

- [그림 10]의 오른쪽을 보면, 개발된 모형에서는 AC99가 가장 먼저 착륙할 것으로 예상하였으나, 실제로는 AC79 이후에 착륙함을 알 수 있음. 이는 AC99에 대해 앞선 항공기 AC86과의 거리유지를 위한 벡터링을 수행하는 과정 중에, 나머지 방향에서 접근하는 항공기들과의 간섭 등으로 인해 착륙 우선 순위가 뒤로 밀린 경우에 해당함.
- 이와 같은 분석 결과를 통해 볼 때, 여러방향에서 접근하는 여러대의 항공기에 대해 관제사가 적용하는 보다 상위레벨의 흐름관리 전략을 모델에 학습시키는 것이 예측정확도를 높이는데 필요한 것으로 판단됨.

<모형의 강건성에 대한 연구>

- 2차년도에서는 항공기 시퀀싱 모형의 성능을 개선하고 검증하기 위한 연구가 주로 이루어졌는데, 특히 pairwise 모형에 적용한 독립변수(feature)를 개선하기 위한 연구, 개발된 모형의 강건성에 대한 연구, 그리고 개발된 모형을 활용한 새로운 항공기 착륙순서 결정장치에 대한 연구가 많이 이루어 짐.
 - 개발된 시퀀싱 모형의 경우 각 항공기가 접근관제구역으로 진입하는 픽스를 정확히 알아야 하지만, 실제 상황에서는 항공기의 진입픽스가 명확하지 않은 경우가 있음.
 - 이에 대한 강건성을 분석하기 위해, 항공기 진입픽스에 대한 정보를 인위적으로 틀리게 설정한 후, 개발된 모형에 의한 시퀀싱 정보가 시간에 따라 어떻게 변화는지를 알아봄.
 - 분석 결과, 항공기의 진입픽스가 틀리는 경우 시퀀싱 정확도가 떨어지지만, 시간에 지남에 따라 항공기의 현재 위치에 대한 정보가 계속해서 반영됨으로 인해 정확도가 개선되는 것으로 나타남.
- [그림11]

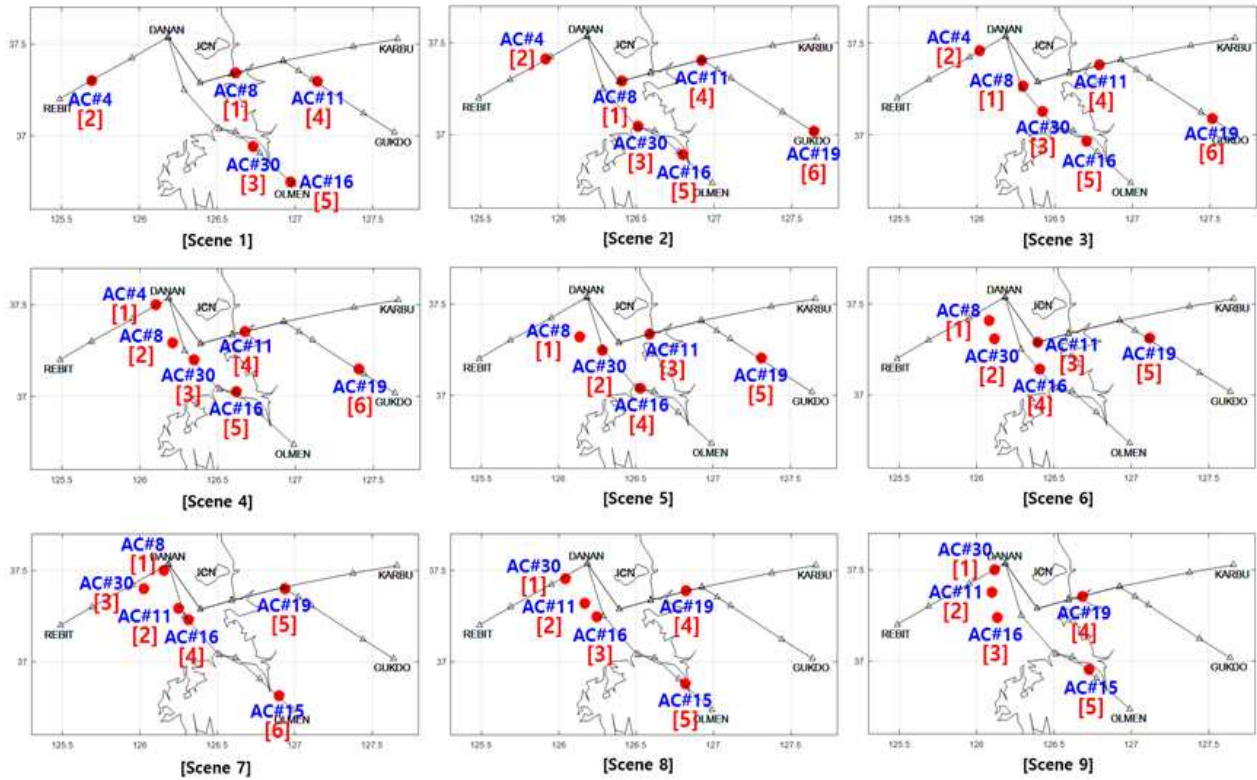


[그림11] 진입픽스에 대한 불확실성이 존재하는 경우 시간이 지남에 따라 정확도가 개선되는 모습

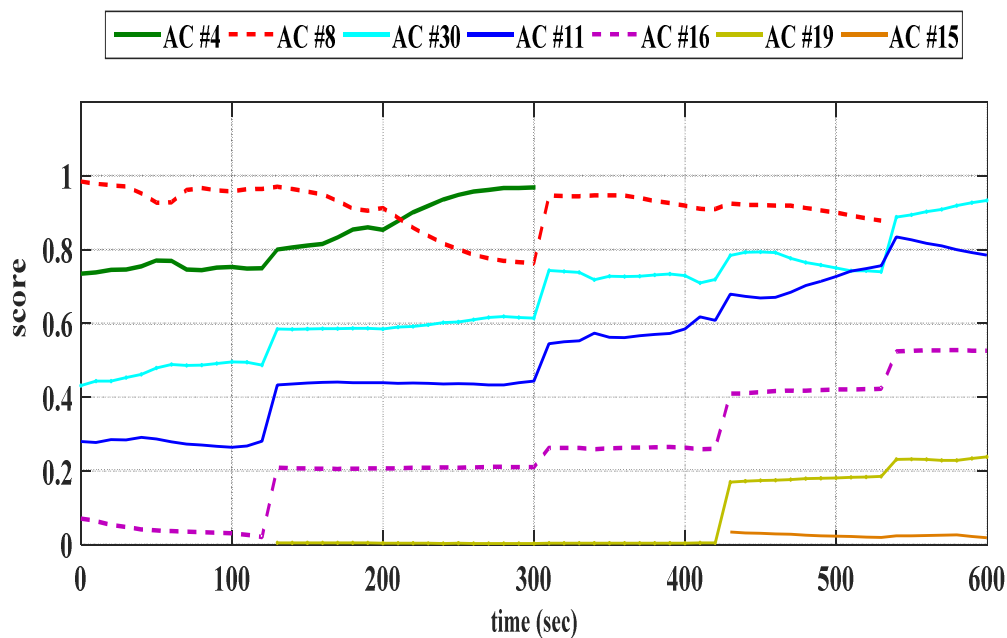
- 개발된 모형이 시간에 따른 상황변화를 반영하여 항공기 시퀀스를 어떻게 업데이트 하는지를 알아보기 위해서 동적인 시뮬레이션을 수행하였으며 결과를 확인함. [그림12]~[그림13]
- [그림 12]는 10분 동안에 서울 TMA를 통해 인천공항으로 착륙하는 항공기들의 스냅샷을 보여주고 있으며, 항공기 아래에 쓰여진 번호가 개발된 모형을 통해 예측된 착륙순서임. 이 기간 동안에 총 7대의 항공기가 서울 TMA를 진입하였으며, 이 중 2대(AC4, AC8)는 인천공항에 착륙함
- [그림 13]은 시간이 지남에 따라 항공기의 스코어가 어떻게 변하는지를 보여주고 있는데, 이 때 스코어 값은 현재 고려되고 있는 총 항공기 댓수에 대해 정규화를 시킴으로서 최대값을 1이 되게 조정한 수치임. 그렇게 않을 경우 항공기 댓수에 따라 각 항공기가 가질 수 있는 최대 스코어가 달라지게 되며 비교가 힘들.
- [그림 12]를 보면 AC8은 GUKDO방향에서, AC4는 REBIT 방향에서 인천공항에 접근하고 있음. 현재 위치로 부터의 남은거리, 고도, 속도 등을 감안할 때 AC8이 먼저 착륙하고 AC4가 두 번째로 착륙한 후, AC30, AC11이 뒤를 이을 것으로 예상됨.
- 하지만 [그림 12]의 Scene3에서 알 수 있듯이, 흐름관리 측면에서 AC4를 먼저 착륙 시키기로 관제사가 결정한 것으로 보이며, 이에 따라 AC8을 서쪽으로 백터링 시켜 AC4 뒤에 위치하도록 함.

하지만 이 때 까지는 개발된 모형은 AC8이 여전히 먼저 착륙할 것으로 예상함.

- 시간이 지나면서 AC8이 더 서쪽으로 이동함에 따라 개발된 모형도 AC8이 아니라 AC4가 먼저 착륙할 것으로 예상하게 되고, 이에 따라 예상 착륙순서를 변경함(Scene4). 이 때가 대략 시작한지 200초 정도가 지났을 무렵이고, [그림 13]에서 알 수 있듯이 AC4의 스코어가 AC8보다 앞서기 시작함.
- AC4가 착륙한 이후, 이로 인해 다른 항공기들의 스코어가 급격히 올라가는 것을 [그림 13]의 300초 부근에서 확인할 수 있음.



[그림 12] 시퀀싱 모형 성능검증을 위한 동적시뮬레이션



[그림 13] 그림10의 동적시뮬레이션에 대해 각 항공기의 스코어가 변화하는 모습

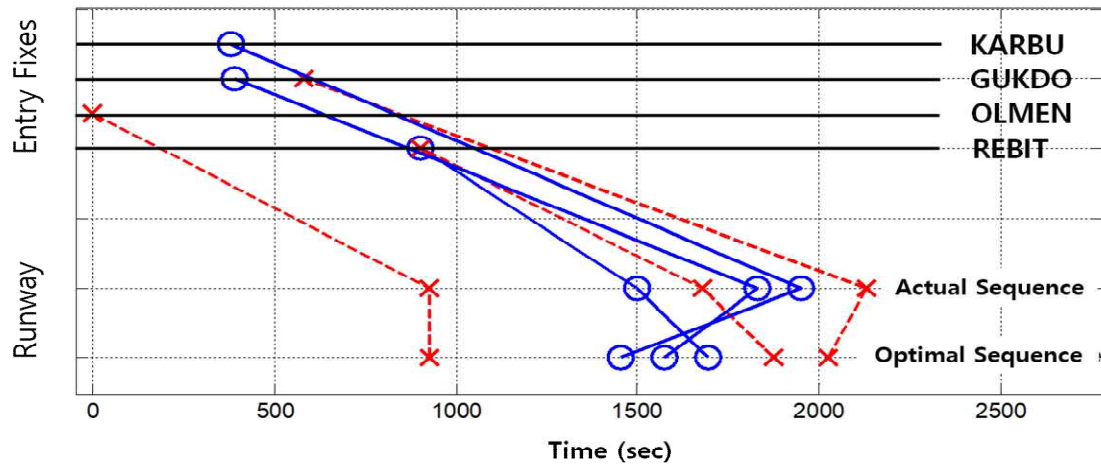
- 또한 [그림 12]의 Scene 7에서 AC15가 새롭게 진입함을 알 수 있는데, 새롭게 진입한 항공기로 인해 나머지 항공기들의 점수가 급격히 올라감을 [그림13]의 420초 부근에서 볼 수 있음
- [그림 12]의 Scene6~Scene8을 보면 AC30과 AC11을 서쪽으로 벡터링 하는 것을 볼 수 있는데, 이 과정 중에 AC11의 시퀀스가 순간적으로 AC30보다 앞서게 되는 상황이 발생함(Scene7). 이는 [그림13]의 530초 부분에서 두 항공기의 스코어가 잠깐 역전되는 것을 통해서도 알 수 있는데, 시간이 지남에 따라 원래대로 회복됨을 볼 수 있음.
- [그림 12] 및 [그림 13]에서 보는 바와 같이 시간에 따라 변화되는 항공기 위치 및 고도 등을 감안하여 시퀀스가 변경되는 것을 확인할 수 있었음. 일부 비정상적으로 많은 양의 벡터링이 가해지는 상황 등에 대해서 시퀀스 예측 정확도가 떨어지는 것을 확인하였으며, 이는 추후 연구를 통해 개선할 필요성이 있음.
- 제안된 기법은 1차년도에 한국항공학회 종합학술대회에 발표되었으며(우수논문 선정), 2차년도에는 IEEE Transaction on Intelligent Transportation System(SCI)에 게재됨.
(DOI: 10.1109/TITS.2018.2829863, 11 May 2018, Early Access)



[그림 14] (좌) 한국항공학회 종합학술대회(2016. 10), (우) SCI저널(IEEE Transaction on ITS)

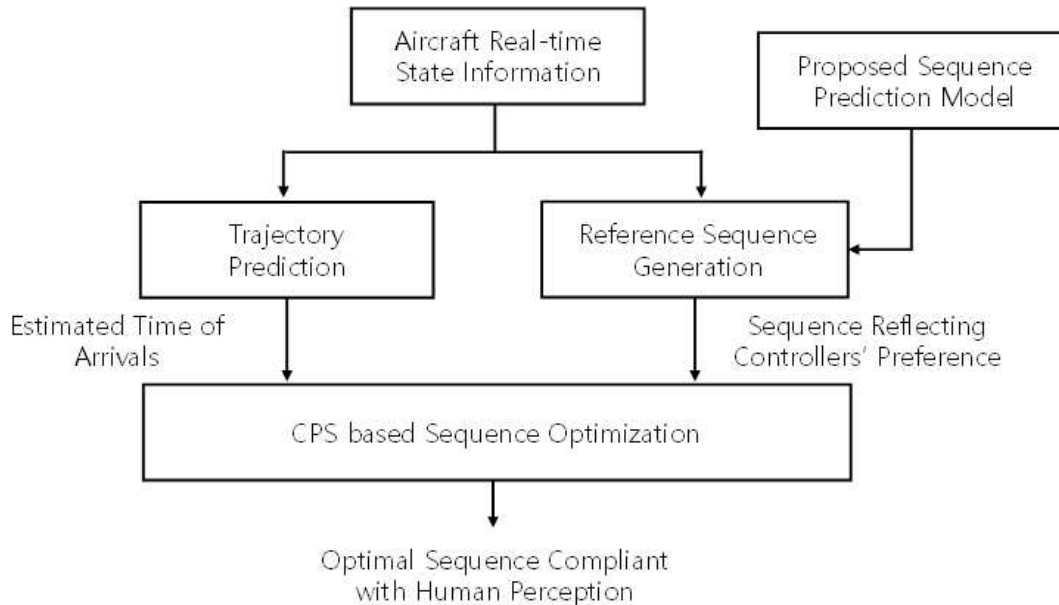
<항공기 착륙순서 조안장치에 대한 연구>

- 기존에 개발된 항공기 착륙순서 조안장치의 경우, 항공기 등급 등을 고려한 최적화된 결과를 관제사에게 제공하는 데에만 초점이 맞춰져 있으며, 따라서 제공되는 조안정보가 관제사에 의해 최종적으로 받아들여지지 않는 경우가 많이 있음. [그림 15]

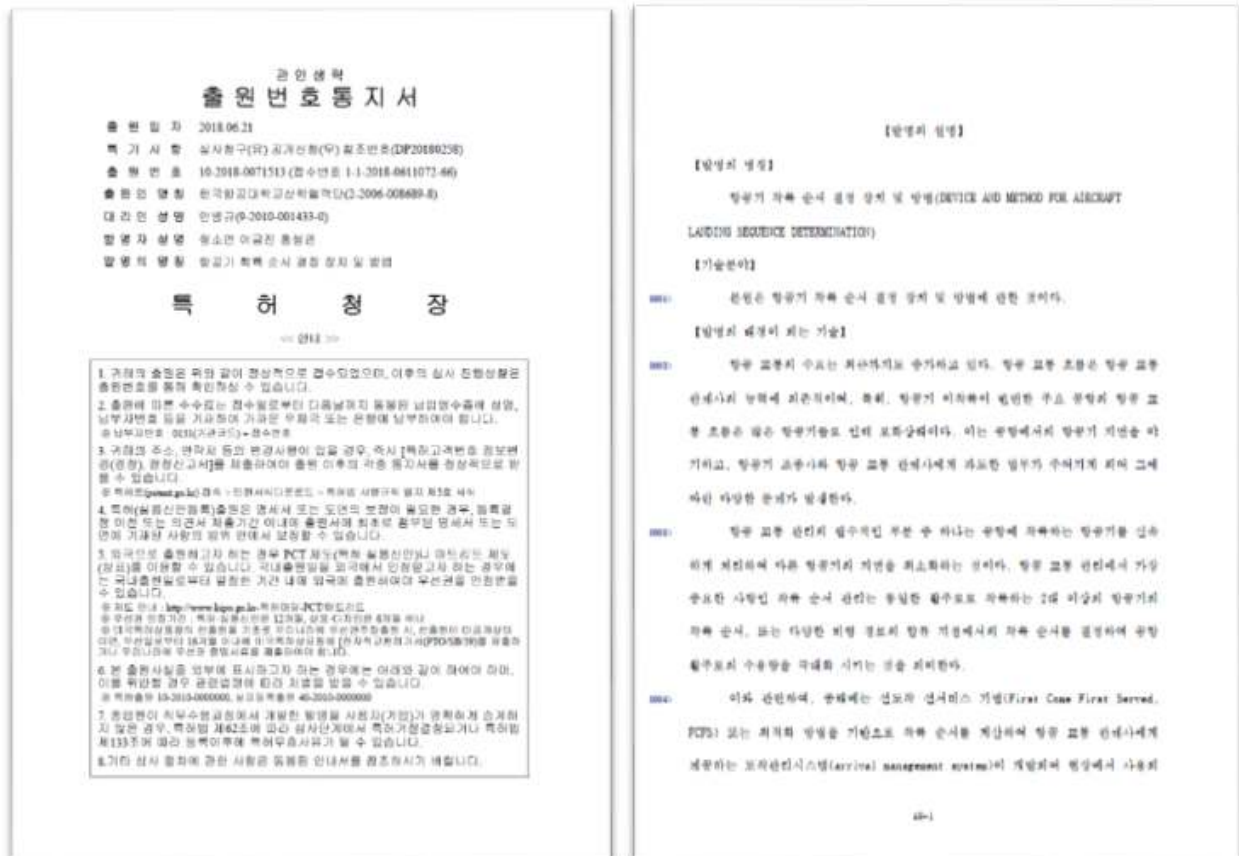


[그림 15] 실제시퀀스 결과와 최적화된 시퀀스 결과와의 차이 예시

- 공항주변의 교통환경은 매우 복잡하며, 따라서 관제사가 머릿속에서 생각하는 착륙순서와 완전히 다른 착륙순서에 대한 조언이 주어지는 경우 받아들여지지 않는 경우가 많음.
- 이와 같은 문제점을 개선하기 위해 본 연구에서 개발된 시퀀싱 모델을 활용한 새로운 항공기 착륙 순서 조언장치를 고안하고 특허를 출원함.
- 고안된 착륙순서 조언장치는 크게 두 부분으로 나뉨. 우선 개발된 시퀀싱 모델을 이용해 관제사의 과거 의사결정과 유사한 착륙순서를 계산한 후, CPS(Constrained Position Shifting)기법을 적용해 앞서 결정된 착륙순서를 일부 조정함으로써 준-최적화된 착륙순서를 최종적으로 결정함.
- CPS 방법은 기준이 되는 착륙순서를 기반으로, 사전에 정의된 MPS(Maximum Position Shifting) 보다 적은 수만큼 각 항공기의 시퀀스를 변경함으로써 준-최적화된 착륙순서를 결정하는 방법으로 이전 연구를 통해 제시되었고 효과가 검증됨.
- CPS 방법을 적용할 때 기준이 되는 착륙순서가 주어져야 하는데, 일반적으로는 선도착-선착륙 (FCFS)에 기반한 착륙순서를 기준 착륙순서로 사용함.
- 하지만 FCFS 방법은 관제사의 의사결정을 충분히 반영하지 않은 착륙 순서로서, 본 제안에서는 CPS의 기준 착륙순서를 본 연구에서 개발된 시퀀싱 모델을 통해 생성된 착륙순서를 사용하는 것을 제안함.
- 새롭게 제안된 착륙순서 결정장치 흐름도는 [그림 16]에 나타나 있음.
- 제안된 착륙순서 조언장치의 성능을 실제 항적데이터에 적용해 평가하였으며, 최적화 모형에 비해 최적화 정도(평균 지연량)는 떨어지지만, 사용자에게 의해 조언정보가 받아들여 질 수 있는 정도(실제 관제사에 의해 결정된 착륙순서와 일치하는 정도)는 높은 것으로 나타남.
 - 평균 지연량: 최적화기법-263.6초, 제안된 장치-383.9초
 - 착륙순서 일치도: 최적화 기법-0.6817, 제안된 장치-0.7174
- 고안된 착륙순서 조언장치에 대한 특허출원을 완료함 (출원번호: DP20180258)



[그림16] 제안된 항공기 착륙순서 결정장치 흐름도(참고문헌 [1])



[그림17] 항공기 착륙순서 조인장치 특허출원

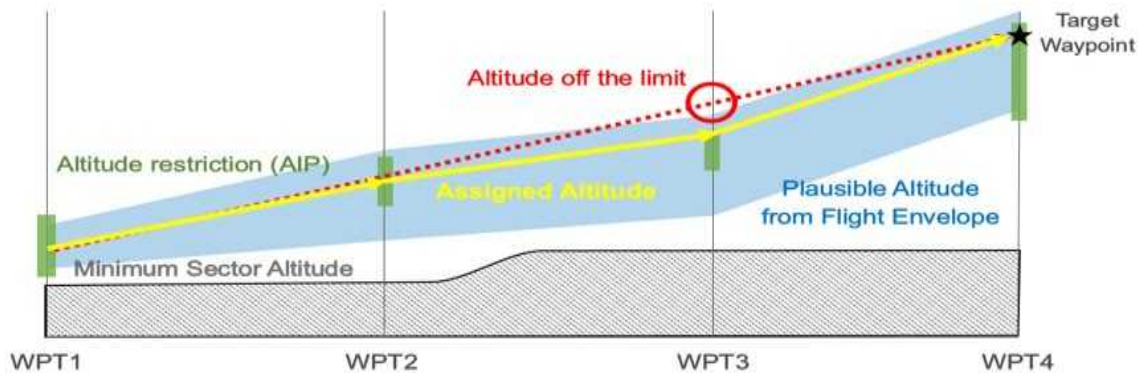
(2) 항공교통관제 real-time 시뮬레이터 개발 및 활용성 검증

<항공교통관제 시뮬레이터 개발>

- 개발된 시퀀싱 모형을 평가하기 위한 항공교통관제 real-time 시뮬레이터를 개발함.
- 본 시뮬레이션은 지면을 평면으로 가정하며, 기상모형은 표준대기 (ISA; international standard atmosphere) 모형을 기반으로 MATLAB을 이용하여 제작되었음. 시뮬레이션 흐름은 크게 데이터

불러오기, 비행계획 및 환경 데이터 입력, r-4DT (Reference 4D trajectory) 생성 및 검증, 외부 항적 데이터 입력, UI 생성, 항공기 생성 및 시뮬레이션, 사용자 명령 처리, 비행 로그 저장 및 시각화 단계로 이루어짐.

- EUROCONTROL BADA (base of aircraft data)에서 제공하는 항공기 성능 계수 중, 항공기 중량, 최대 운항 고도, 최고 및 최저 속도 등의 항공기 운용 한계, 이륙, 상승, 순항, 접근 및 착륙 단계별 추력 설정 (thrust setting) 및 항력 계수 (drag coefficient)와 연료 소모 계수 (trust specific fuel consumption)등을 이용하였음.
- 또한 BADA 항공사 절차 모델(airline procedure model)에서 제시하는 일반적인 항공기 속도 및 고도 운영 기준을 참고하였으며, 그 외 공항, 공역, 항로 및 비행절차 데이터는 항공정보간행물 (AIP; aeronautical information publication)에서 발간된 내용으로 구성하였음.
- 항공기 궤적생성은 크게, 주어진 비행계획에 따라 기준궤적(이하 r-4DT)를 생성하는 부분과, 항공기가 r-4DT를 추종하도록 제어하는 부분으로 이루어짐.
- r-4DT는 사전에 정의된 항공기의 비행계획을 기반으로 주어진 제한조건을 만족하도록 계산된 항공기의 경로(위도, 경도, 고도)와 진대기 속도(True airspeed), 그리고 경로를 구성하는 픽스별 도달시간(CTA, controlled time of arrival)로 구성됨.
- r-4DT를 생성하는 과정은, 일단 항공기의 비행계획 경로를 구성하는 픽스(또는 경로점)에 적절한 제한조건을 부여하는 데서 시작됨. 제한조건이란 각 경로점을 지나는 항공기가 가질 수 있는 고도, 기수, 속도 값의 범위를 의미하며, 운항규제, 절차 제한 사항등을 고려해 구성함.



[그림 18] 운용제한조건을 고려한 r-4DT내 고도값 배정 예시 (참고문헌 [D1])

- 이 후, 항공기의 두 개의 경로점 사이의 항공기 경로 중 위도와 경도를 3차 베지에 곡선으로 (식 5)와 같이 모델링 함.

$$P(\tau) = \begin{bmatrix} x(\tau) \\ y(\tau) \end{bmatrix} = \sum_{i=0}^3 \binom{3}{i} \tau^i (1-\tau)^{3-i} P_i \quad \text{----- (식5)}$$

$$= (1-\tau)^3 P_0 + 3\tau(1-\tau)^2 P_1 + 3\tau^2(1-\tau) P_2 + \tau^3 P_3$$

- 여기서 P_0, P_1, P_2, P_3 는 곡선의 시작점, 끝점, 그리고 조절점을 의미하며, 이는 아래 (식6)과 같이 구할 수 있음. 여기서 λ_0, λ_1 은 P_1, P_2 의 위치를 결정하는 상수이고, $x(0)$ 과 $y(0)$ 은 시작 경로점의 위치를 나타내며, $x(1)$ 과 $y(1)$ 은 끝 경로점, 즉 $\tau=1$ 에서의 항공기 위치를 나타냄. l 은 곡선의 길이를 의미하며, 이를 어떻게 정하는지에 따라 r-4DT의 모양이 달라지게 됨. ψ_0 와 ψ_1 은 각 시작점, 끝 점에서의 항공기 기수를, ψ_w 와 v_w 는 각 풍향, 풍속을 나타냄.

$$\begin{cases} P_0 = \begin{bmatrix} x(0) \\ y(0) \end{bmatrix}, \\ P_1 = P_0 + \left(\lambda_0 \tau + \frac{1}{3} \right) l \begin{bmatrix} \cos(\psi_0) \\ \sin(\psi_0) \end{bmatrix}, \\ P_2 = P_3 + \left(\lambda_1 (\tau - 1) - \frac{1}{3} \right) l \begin{bmatrix} \cos(\psi_1) \cos(\gamma) \\ \sin(\psi_1) \cos(\gamma) \end{bmatrix}, \\ P_3 = \begin{bmatrix} x(1) - v_w t \cos(\psi_w - \pi) \\ y(1) - v_w t \sin(\psi_w - \pi) \end{bmatrix}. \end{cases} \quad \text{----- (식6)}$$

- 고도와 속도는 비행절차 내 각 waypoint에 적절한 고도와 속도값을 부여한 후 이 사이를 선형적으로 모델링 하였음(식 7. 식 8). 각 waypoint에 고도와 속도값 부여 시 항공기 이륙, 순항, 상승성능 등 운용적인 제한을 고려하였음 [그림18].

$$h(\tau) = h(0) + \tau(h(1) - h(0)) \quad \text{----- (식7)}$$

$$v(\tau) = v(0) + \tau(v(1) - v(0)) \quad \text{----- (식8)}$$

- 곡선 매개변수 τ 는 아래 (식 9)과 (식 10)를 통해 시간 t 에 관한 식으로 구할 수 있음. 세그먼트 비행이 시작되는 시간을 0 이라고 하면, l 은 총 곡선의 길이, $s(t)$ 는 시간 t 까지 비행한 거리, t_r 은 해당 곡선을 전부 비행했을 때까지 걸리는 시간으로, t 가 0일 때 τ 는 0이고 t 가 t_r 일 때 τ 는 1이 됨.

$$\tau(t) = \frac{s(t)}{l}, \text{ where } \begin{cases} s(0) = 0, \\ s(t_r) = l. \end{cases} \quad \text{----- (식9)}$$

$$\frac{d\tau(t)}{dt} = \frac{d\tau(t)}{ds} \frac{ds(t)}{dt} = \frac{v(t)}{l} \quad \text{----- (식10)}$$

- 베지에 곡선을 이용하여 생성된 r-4DT는 BADA 항공기 성능계수를 이용하여 검증함. 항공기의 속도 v , 고도 h , 가속도 a , 추력 T , bank angle ϕ 및 flight path angle γ , 그리고 중량 m 에 대하여 r-4DT 내 모든 경우에 BADA에서 제공하는 기종별 항공기 운용 한계식을 만족하는지 확인하며, 만약 해당 범위를 만족하지 않을 경우, 운용 한계 범위에 들어오도록 하는 새로운 제한 조건을 계산 및 적용하여 다시 r-4DT를 생성한 후 검증하는 작업을 반복함.

$$v_{\min} \leq v(\tau) \leq v_{\max}$$

$$0 \leq h(\tau) \leq h_{\max}$$

$$\|\dot{v} + \ddot{h}\| \leq a_{\max}$$

$$0 \leq T \leq T_{\max} \quad \text{----- (식11)}$$

$$|\phi| \leq \phi_{\max}$$

$$|\gamma| \leq \gamma_{\max}$$

$$m_0 \leq m_{\max}$$

$$m_0 - \int (fuel\ flow) dt \geq m_{\min}$$

- 이 때, 항공기 추력 T 는 다음 4장에서 기술되는 total energy model을 통해 (식12)와 같이 계산됨. 항공기의 속도 및 상승하강 프로파일은 앞서 (식7)~(식8)을 이용해 계산할 수 있음

$$(T - D)v = mg_0 \frac{dh}{dt} + mv \frac{dv}{dt} \quad \text{----- (식12)}$$

- (식12) 에서 항력D는 아래와 같이 계산함.

$$C_L = \frac{2mg_0}{\rho v^2 S \cos \phi}$$

$$C_D = C_{D0} + C_{D2}(C_L)^2 \quad \text{----- (식13)}$$

$$D = \frac{1}{2} C_D \rho v^2 S$$

○ 또한 (식11)에서 bank angle ϕ , flight path angle γ 는 아래와 같이 계산할 수 있음.

$$\phi = \arctan\left(\frac{\dot{\psi}v}{g_0}\right) \quad \text{----- (식14)}$$

$$\gamma = \arcsin\left(\frac{\dot{h}}{v}\right) \quad \text{----- (식15)}$$

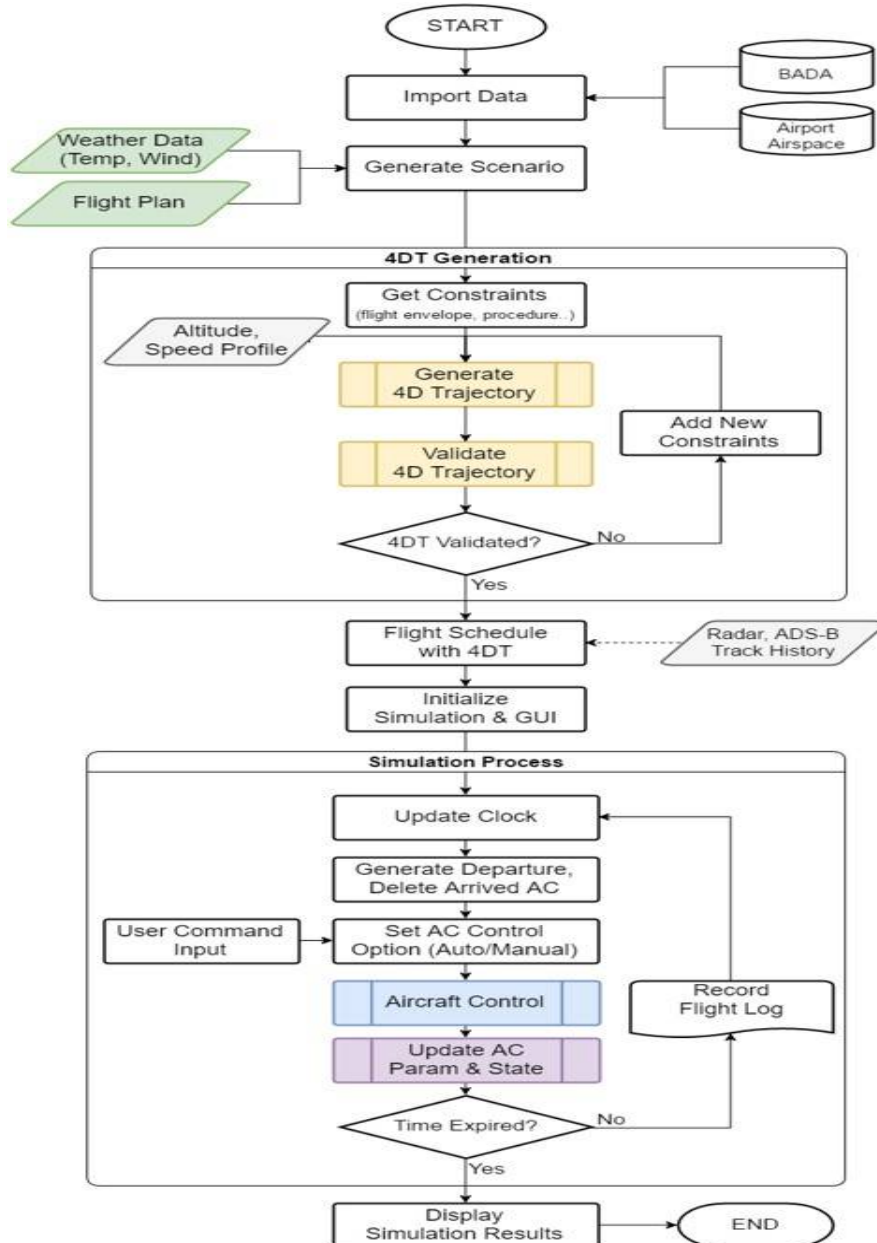
○ 항공기의 위치와 중량변화량은 아래와 같이 계산할 수 있으며, x 는 경도, y 는 위도를 의미함.

$$\dot{x} = v \cos(\psi) \cos(\gamma) - v_w \cos(\psi_w - \pi)$$

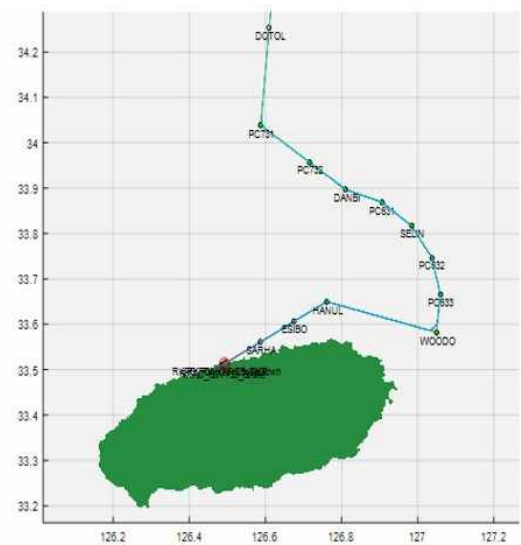
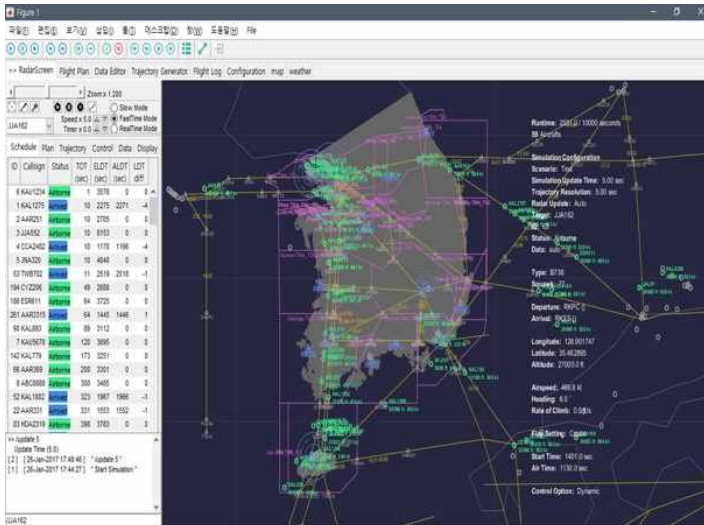
$$\dot{y} = v \sin(\psi) \cos(\gamma) - v_w \sin(\psi_w - \pi) \quad \text{----- (식16)}$$

$$\dot{m} = -fuelflow(T, v)$$

○ r-4DT가 생성되면, 항공기는 이를 따라가도록 제어가 되는 형태로 시뮬레이션이 구성됨.



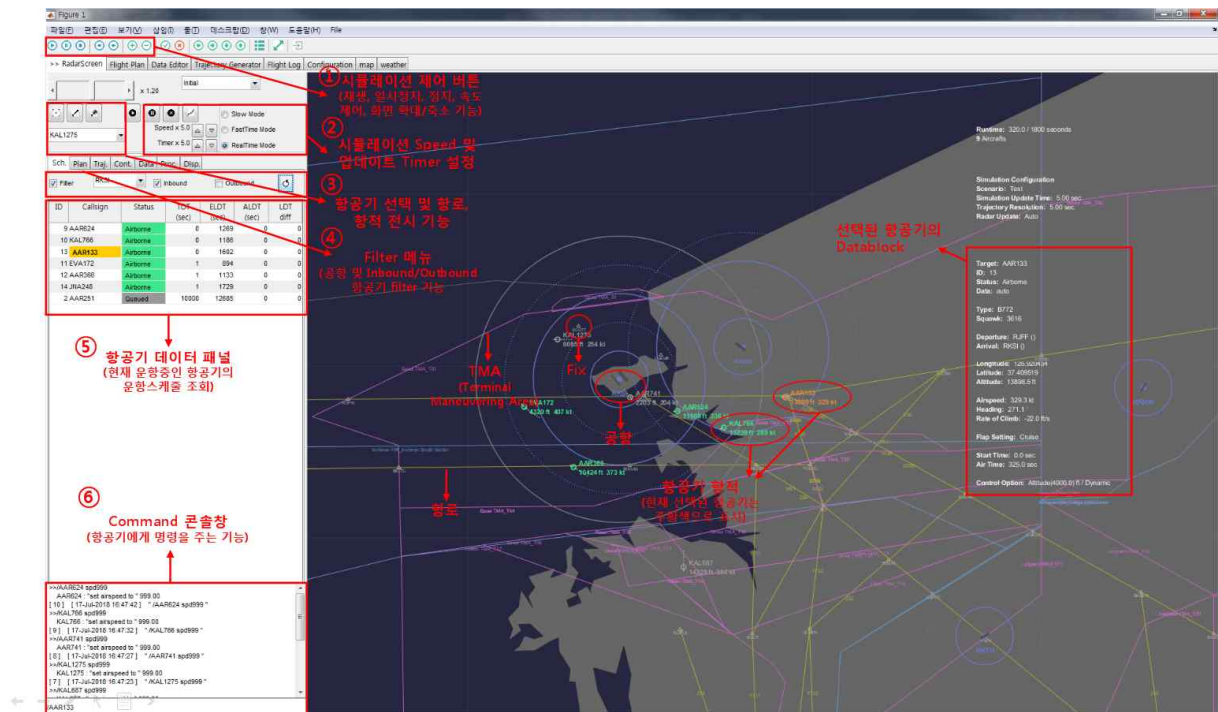
[그림 19] 항공관제 시뮬레이터 흐름도



[그림 20] 시뮬레이션 모형 사용자 인터페이스 및 제주공항 대상 r-4DT 생성 검증

<시뮬레이터를 사용해 개발된 모형의 활용성 검증>

- 1차년도 개발된 시뮬레이터는 fast-time 시뮬레이션에 초점이 맞춰져 있으며, 2차년도에 수행할 실험을 위한 real-time 부분, 특히 사용자가 명령을 입력해 항공기를 조정할 수 있는 부분에 대한 개발을 집중적으로 수행함.
- 서울 TMA를 대상으로 개발한 real-time 시뮬레이터의 화면은 [그림 21]과 같음.



[그림 21] 서울 TMA를 대상으로 구현한 real-time 관제 시뮬레이터 화면

- [그림 21]에 나와 있는 각 주요기능에 대한 설명은 아래와 같음.

①시뮬레이션 제어 버튼

시뮬레이션 제어 버튼은 시뮬레이션 재생, 일시정지, 정지, 속도제어, 화면 확대/축소로 구성되며, 각 기능은 다음과 같음.



(왼쪽부터 오른쪽 순서로)

- 재생: 시뮬레이션 재생
- 일시정지: 시뮬레이션 일시정지
- 정지: 시뮬레이션 종료 (재생 버튼을 눌러도 시뮬레이션이 다시 시작되지 않음)
- 속도제어(감소): 시뮬레이션 속도 감소
- 속도제어(증가): 시뮬레이션 속도 증가
- 화면제어(확대): 시뮬레이션 화면 확대
- 화면제어(축소): 시뮬레이션 화면 축소

②시뮬레이션 Speed 및 업데이트 Timer 설정

시뮬레이션의 진행 속도와 시뮬레이션이 업데이트되는 시간 간격을 조절할 수 있음.

- Speed: 시뮬레이션의 진행 속도 조절 (초 단위)
e.g.) 'Speed x 5.0'인 경우 시뮬레이션 진행 속도가 5배 빠름을 의미
- Timer: 시뮬레이션이 업데이트되는 시간 간격 조절 (초 단위)
e.g.) 'Timer x 5.0'인 경우 시뮬레이션이 5초 단위로 업데이트됨을 의미
- Slow Mode: Timer 시간이 시뮬레이션 Speed보다 큰 경우, Slow Mode로 진행
- FastTime Mode: 시뮬레이션 Speed가 Timer보다 큰 경우, FastTime Mode로 진행
- RealTime Mode: 시뮬레이션 업데이트를 실제 시간과 동일하게 업데이트

③ 항공기 선택 및 참조궤적과 참조점 전시 기능

현재 운항 중인 항공기를 선택하고, 선택된 항공기의 위치확인과 Reference Trajectory, Reference Point를 전시할 수 있음.



- 항공기 선택 Dropdown Menu: 현재 운항 중인 항공기의 Callsign을 선택할 수 있음.

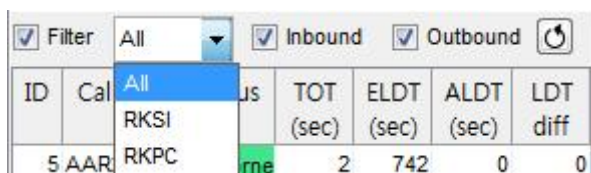


(왼쪽에서 오른쪽 순서로)

- 항공기 위치확인(Target Cam): 선택된 항공기가 움직이는 대로 레이더 화면이 함께 이동
- 항공기 Reference Trajectory 전시: 선택된 항공기의 Reference Trajectory를 흰색 선으로 레이더 화면에 표시
- 항공기 Reference Point 전시: 선택된 항공기의 Reference Point를 전시

④ Filter 메뉴

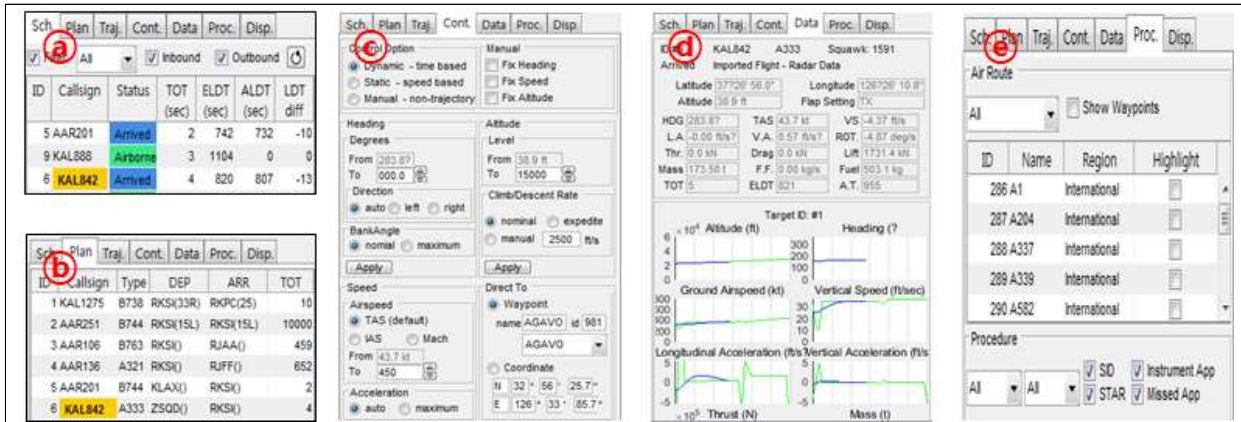
특정 공항을 선택하고, 해당 공항으로 Inbound 또는 Outbound 하는 항공기를 필터링할 수 있음.



- Filter 버튼을 클릭하고 Dropdown Menu에서 대상 공항을 선택한 후 Inbound 또는 Outbound를 선택하고 새로고침 버튼을 누르면, 조건에 맞는 항공기의 항적만 필터링되어 레이더 화면상에 전시할 수 있음.

⑤ 항공기 데이터 패널

현재 운항 중인 항공기의 운항 스케줄, Performance Data, 비행절차를 조회하고, 항공기를 Control 할 수 있음.



㉑ Sch (운항 스케줄)

㉒ Plan (비행 계획)

㉓ Cont (Control Panel)

㉔ Data (Aircraft performance data)

㉕ Proc (비행 절차)

㉖ Command 콘솔 창

: 항공기에게 명령을 내려 항공기를 Control 할 수 있음.

- 시뮬레이션 제어 명령

/pause, /hold : pause simulation

/stop, /end, /exit : stop simulation

/start, /play, /run : start simulation

/update [TIME] : set update time to [TIME] (sec)

/timer [TIME] : set timer to [TIME] (sec)

/simtime [TIME] : set simulation time to [TIME] (sec)

/fasttime, /ftm : fast-time mode - no timer

/realtime, /rtm : real-time mode - set timer & update time to 1 sec

/slow : slow mode

- 항공기 제어 명령

/[CALLSIGN] ? : show information

/[CALLSIGN] hold, /[CALLSIGN] pause : hold aircraft[CALLSIGN]

/[CALLSIGN] (dynamic ; static) : set aircraft[CALLSIGN] control option to dynamic or static

/[CALLSIGN] (hdg[DEG] ; alt[FEET] ; spd[KT]) : set aircraft[CALLSIGN] heading, altitude, airspeed to 000

e.g.) 항공기 Heading Control: /KAU1234 hdg180 (180도로 Heading 조절), /KAU1234 hdg180/r (좌측/우측 선회 명령)

e.g.) 항공기 Altitude Control: /KAU1234 alt12000 (12000ft로 이동), /KAU1234 altm/n (max ROCD/nominal ROCD 적용 명령)

e.g.) 항공기 Speed Control: /KAU1234 spd250 (250kt로 속도 조절)

○ 항공기 착륙순서에 대한 조언정보가 항공교통관제사의 업무효율에 어떠한 영향을 미치는지를 연구하기 위해 개발된 시뮬레이터를 활용한 HITL(Human In The Loop) 실험을 수행함

-실험에 실제 관제사를 참여시키는 것이 현실적으로 어려웠으며, 따라서 국토교통부 관제교육원 수료자를 포함 18명의 학생관제사가 실험에 참여하였음

- 각 피실험자는 인천국제공항으로 착륙하는 6대의 항공기에 대한 모의관제업무를 수행하며, 마지막 항공기를 착륙시키기까지 걸리는 시간을 업무효율로 측정함
- 실험전에 실험목적, 내용, 절차, 주의사항 등에 대해 피실험자에게 아래와 같이 안내하고, 실험 후에는 인터뷰를 수행함.

1. 실험목적

: 도착하는항공기에대한시퀀스정보가관제사능력에미치는영향

2. 실험내용

- 서울TMA를 진입하여 인천공항으로 접근하는 6대의 항공기들을 유도(벡터링)하여 인천공항에 충돌없이 착륙
- 마지막항공기(6번째 항공기)가 Initial Approach Fix를 지나는 순간의 시간을 최종시간으로 기록하고 시나리오종료

3. 실험절차

①시나리오배정

- 5개의 시나리오 배정(1개의시나리오당약20~25분소요)
- 항공기의 실제착륙순서(시퀀스정보)를 알게 될 임의의 2개 시나리오+ 시퀀스정보 없이 본인이 원하는대로 벡터링할 임의의 3개시나리오: 총5개의 시나리오 관제수행

②관제수행

- 각 시나리오별로 해당되는 출도착RWY에 맞춰 6대의 항공기를 인천공항에 착륙
- 도착하는 항공기(관제해야 할 항공기)는 서울TMA 진입 시 해당위치에서 자동으로 생성되며, 서울TMA 밖에 있는 항공기는 Display 상에서 보이지 않음
- 시퀀스정보를 알고 있는 시나리오를 수행할 경우에는, 해당 시퀀스정보에 맞는 순서로 항공기를 착륙 시켜야하며, 시퀀스정보가 없는 시나리오를 수행할 경우에는 자신이 원하는대로 항공기를 유도하여 착륙
- 각각의 항공기가 시나리오별로 해당되는 Initial Approach Fix(SCOTT 또는GOGET)를 통과하는 시간을 측정

③주의사항

- 1) 공항 주변의 동심원간 간격은 5NM
- 2) 항공기간 분리간격 5NM 준수

- 각 피실험자는 총 5개의 비행 시나리오에 대해 관제를 수행하며, 이 중 2개의 시나리오에 대해 항공기 착륙순서에 대한 조언정보를 제공함
 - 비행 시나리오는 인천공항에 착륙했던 실제 항적자료를 사용해 생성함
 - 출발항공기도 시뮬레이션에 추가함으로서, 피 실험자는 도착항공기와 출발항공기 간의 충돌방지도 수행하도록 하였음

1) 1번시나리오

출도착RWY: 15L/R, 16

Initial Approach Fix: SCOTT

출발항공기: 4대

도착항공기: 6대

2) 2번시나리오

출도착RWY: 15L/R, 16

Initial Approach Fix: SCOTT

출발항공기: 6대

도착항공기: 6대

3) 3번시나리오

출도착RWY: 15L/R, 16

Initial Approach Fix: SCOTT

출발항공기: 12대

도착항공기: 6대

4) 4번시나리오

출도착RWY: 15L/R, 16

Initial Approach Fix: SCOTT

출발항공기: 12대

도착항공기: 6대

5) 5번시나리오

출도착RWY: 33L/R, 34

Initial Approach Fix: GOGET

출발항공기: 2대

도착항공기: 6대

○ 피 실험자에게 제공되는 항공기 착륙순서에 대한 조언정보는, 해당 시나리오에 실제로 적용된 착륙순서를 그대로 사용하였음



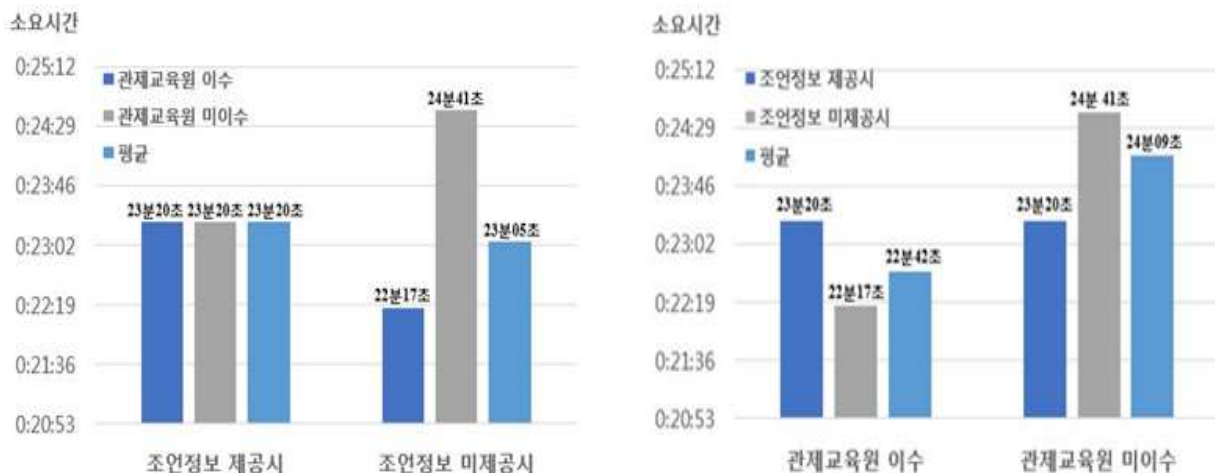
37		AHK128	AHK128	18:21	KAL720	19:07
38		SBI503	SBI503	20:27	SBI503	20:56
39	평균소요시간	22:54				
40						
41	4번 시나리오	JJA8902	JJA8902	10:06	JJA8902	9:17
42		AAR624	AAR624	13:56	AAR624	12:26
43		CSN6089	CSN6089	19:47	KAL388	17:19
44		KAL388	KAL388	21:44	CSN6089	20:12
45		JNA642	JNA642	24:08	JNA642	22:27
46		CSC8903	CSC8903	25:44	CSC8903	24:38
47	평균소요시간	27:08				
48						
49	5번 시나리오	AAR201	AAR201	8:40	AAR201	7:22
50		KAL842	KAL9786	11:08	KAL9786	9:44
51		KAL9786	KAL842	14:01	KAL888	12:26
52		KAL928	KAL888	16:06	KAL842	13:44

[그림 22] 시뮬레이터를 이용해 실험을 수행하는 모습(좌) /결과분석(우)

[표-2] 실험결과: 시나리오 1개당 평균 소요시간

		항공기 도착순서 정보		
		제공	미제공	평균
관제교육원 수료 여부	보유	23분 20초	22분 17초	22분 42초
	미보유	23분 20초	24분 41초	24분 09초
	평균	23분 20초	23분 05초	

- 실험결과 시퀀스 정보가 제공되는 경우와 제공되지 않는 경우, 시나리오 1개당 평균 소요시간이 23분 20초와 23분 05초가 나왔음. 통계적 검증을 하였으며, 두 집단간 통계적으로 유의미한 차이가 없는 것으로 나타남. 이는 피실험자가 주어진 관제업무를 완료하는데 소요되는 시간에 대한 편차가 큰 데 비해, 실험자 수가 부족하기 때문인 것으로 보이며, 향후 추가 실험을 통한 데이터 확보가 필요할 것으로 보임.
- 실험결과 관제교육원 비수료자의 경우 시퀀스 정보가 제공되는 경우 평균소요시간이 1분 21초 감소되는 것으로 나타남. 하지만 관제교육원 수료자의 경우 시퀀스 정보가 제공되는 경우 오히려 평균소요시간이 1분 03초 늘어나는 것으로 나타남.



[그림 23] 조언정보 효과에 관한 실험 결과 그래프

- 관제교육원 수료자의 경우, 시퀀스 정보가 제공되었는데도 소요시간이 오히려 증가하는 이유는, 제공되는 시퀀스 정보(즉, 해당 시나리오에 대해 실제로 적용된 시퀀스)가 피 실험자가 생각하는 시퀀스와 차이가 크기 때문인 것으로 보이며, 실제로 피실험자에 의해 결정된 시퀀스가 해당 시나리오에 실제로 적용된 시퀀스가 같은 경우는 전체 중 21%에 지나지 않았음
-실제 현장에서 근무하는 관제사가 결정한 시퀀스와 피실험자로 참여한 학생관제사가 결정한 시퀀스에 차이가 많이 나는 것으로 판단됨
- 반면에 관제교육원 비수료자의 경우 관제업무에 익숙치가 않기 때문에(실제로 시나리오 1개당 평균 소요시간이 관제교육원 수료자에 비해 1분 30초 가량 많은 것으로 나타남) 제공되는 조언정보가 업무수행에 도움이 된 것으로 나타남.
- 또한, 조언정보가 제공되지 않았을 경우 관제교육원 이수자와 비이수자의 평균 소요시간에 차이가 크게 나타났으나(관제교육원 이수자: 22분 17초, 관제교육원 미이수자:24분 41초), 조언정보를 제공하는 경우 평균 소요시간에 차이가 없는 것으로 나타났음.

- 관제교육원 이수 여부에 따라 조연정보의 효과가 달라지는지를 확인하기 위해 pearson chi-square 테스트를 수행함.
- 특정 시나리오에 대한 조연정보를 제공받은 피실험자 한 명의 소요시간과, 해당 그룹 내에서 동일한 시나리오를 조연정보 없이 수행한 피실험자들의 평균 소요시간을 비교함. 조연정보가 제공되었을 때의 시나리오 소요시간이 조연정보가 없을 때의 소요시간보다 단축된 경우, 조연정보의 효과가 있다고 가정하고 분석을 수행 함.
- [표-3]에 나타나 바와 같이 유의수준 0,1을 기준으로 할 때, 관제교육원 이수 여부가 조연정보의 효과에 영향을 주는 것으로 나타남.

[표-3] 관제교육원 이수여부가 조연정보의 효과에 영향을 주는지에 대한 pearson chi-square 검증

연구 가설	H_0 : 관제교육원 이수여부에 따른 조연정보의 효과는 차이가 없다.			
독립 변수	종속 변수	χ^2 - value	자유도	Asymp Sig. (2-sided)
관제 교육원 이수 여부	평균 소요 시간	2.731	1	0.098
조연정보 유무				

[표-4] 실험 후 인터뷰 결과

피실험자 (시퀀스 정보를 알고 있는 시나리오)	가장 어려운 시나리오	실험 후 느낀점
피실험자1 (2번, 4번)	5번(이유: 동시간대에 Pop-up 되는 항공기가 많아서 복잡함)	5번 시나리오를 제외하고는 나머지 시나리오는 시퀀스정보를 알고 관제할때나, 모르고 관제할때나 난이도가 쉽게 느껴졌다. 쉬운 시나리오의 경우 시퀀스 정보를 알고 있으면 마음의 안정은 되지만, 내가 생각하는 시퀀스와 다르다면 불편함이 없지 않아 있었다.
피실험자2 (1번, 2번)	5번(이유: IAF로 진입하는 두 개의 항적과 IAF와의 직선거리가 비슷해 보일 때 어떤항공기를 먼저 착륙시켜야할지 혼란)	난이도가 쉬운 시나리오의 경우, 시퀀스 정보가 주어졌을 때 내가 생각하는 시퀀스 정보와 많이 다르다면 오히려 해당 시퀀스 정보를 알고 있는 것이 더 부담이 된다. 반면, 관제해야 할 항공기가 많은 시나리오의 경우 시퀀스정보를 준다면 도움이 될 것 같다고 생각한다. 예를 들어, 실제 항공기를 관제할때, 적당한 기준을 정해서 서울TMA내에 도착항공기의 수가 그 기준을 초과할 때 시퀀스정보를 제공한다면 효율적일 것 이라고 생각한다.
피실험자3 (2번, 5번)	1번(이유: 중국에서 들어오는 항로에서 연속적으로 세 개가)	5번 시나리오의 경우 항공기들이 들어오는 간격이 다른 시나리오에 비해 촘촘한데, 시퀀스정보를 알

	들어와서 시퀀스를 구성하기가 어려웠음)	고 있기 때문에 많은 도움이 되었다. 반면, 2번 시나리오의 경우는 항공기간 간격이 충분해서 시퀀스 정보가 없어도 되었을 것이라고 생각한다. 만일 시퀀스 정보를 주는 기계가 실제 관제업무에 도입이 되고, 그 기계가 신뢰성이 좋다면 기계를 전적으로 따를 것이다. 하지만, 서울TMA내에 교통량이 얼마 되지 않는다면, 내가 생각한 시퀀스대로 항공기를 착륙시킬 것 같다.
피실험자4 (3번, 4번)	5번(이유: RWY방향이 다른 시나리오와 다르기 때문에 익숙하지 않았음)	관제를 수행하면서 시퀀스 정보를 알고있는 시나리오와 모르는 시나리오의 난이도 차이가 크게 느껴지지 않았다. 오히려 시퀀스정보를 알고 있다면, 그 시퀀스에 맞게 항공기를 유도해야하기 때문에 더 복잡하고 신경이 많이 쓰여서 비효율적 이었다. 만일 실제로 복잡한 상황에서 항공기를 관제하게 되면, 시퀀스 정보가 도움이 되기는 하겠지만, 단지 그 정보를 참조만 할 뿐, 내가 관제를 하는 것이 심적으로 더욱 편안할 것 같다.
피실험자5 (2번, 4번)	3번(이유: 가장 처음에 실험을 한 시나리오가 3번이고, 딱히 어려운 시나리오가 없었다고 생각함)	시퀀스 정보를 알고 관제를 하는 것이 불편했다. 그 이유는 내가 생각한 시퀀스로 충분히 항공기들을 안전하게 착륙시킬 수 있다고 생각하는데, 시퀀스 정보대로 항공기를 끼워 맞추는 것이 오히려 불편했다. 이번 실험의 시나리오와 같이 교통량이 많지 않고 6대의 항공기만을 착륙 시켜야하는 상황이면 내가 생각한 시퀀스대로 항공기를 착륙시키는 것이 심적으로 편하다고 생각한다. 하지만, 교통량이 많은 복잡한 상황에서는 시퀀스 정보가 있으면 관제하기가 수월할 것 같다.
피실험자6 (1번, 5번)	2번(이유: 딱히 어렵다고 생각된 시나리오는 없었지만, 2번시나리오가 Pop-up되는 항공기간 간격이 좁았던 것 같음)	관제실습을 했었고 시퀀스를 주는 연습을 많이 했기 때문에, 이번 5개의 시나리오의 경우는 시퀀스를 주는 것이 딱히 어렵지는 않았는데, 시퀀스정보를 알고, 그것에 맞춰 항공기를 유도해야 하기 때문에 오히려 시퀀스정보가 불편하고 심적으로 불안했다. 만약 서울TMA에 많은 항공기가 있을 경우 시퀀스정보를 알고 있는 것이 편하기는 하겠지만, 최종적으로 판단하는 것은 내 자신이기 때문에, 시퀀스 정보를 100% 따르지는 않고 조언정도만 할 것 같다. 실제 관제기관에 시퀀스 정보를 주는 시스템이 있으면, 항공기가 많은 경우 내 판단이 흐트러지거나 실수가 발생할 수 있기 때문에 시스템이 필요하다고 생각은 된다.
피실험자7 (2번, 5번)	5번(이유: IAF로 마주하고 접근하는 항공기의 각도를 조절하는 것이 불안했음)	시퀀스 정보를 알고 관제를 하면 그 정보에 맞춰 관제를 해야하기 때문에 부담이 될 줄 알았는데, 오히려 의사결정이 쉬웠고 부담이 덜 되었다. 시퀀스정보가 있는 것이 편한 이유가 관제를 이번에 처음해봐서 그런 것 같기도 하다. 한가지 궁금한 점은 관제경험이 있는 사람이 시퀀스 정보를알고 관제하는 것과 모르고 관제하는 것이 왜 차이가

제4장. 목표 달성도 및 관련 분야 기여도

1. 목표 달성도

연번	핵심성과 (CTE)	핵심성과 설명	성과유형 ¹⁾	연구기관	해당연차	TRL
1	항공교통관제 시퀀싱 모형	기계학습법을 사용한 항공기 관제 시퀀싱 예측 모형	공법기법(예측 모델)	한국항공대학교	2년차	2
2	항공교통관제 시뮬레이터	개발된 시퀀싱 예측 모형의 활용성을 검증하기 위한 real-time 시뮬레이터 개발	시스템	한국항공대학교	2년차	2

- 본 과제의 핵심성과 목표는 두가지 임. 첫 번째는 기계학습법을 사용한 항공기 시퀀싱 예측모형을 개발하는 것이며, 두 번째는 항공교통관제 real-time 시뮬레이터를 개발하는 것임.
- 앞장에서 설명한 바와 같이, 두가지 핵심목표가 성공적으로 달성 되었음. 정성적 성능 관점에서도, 목표로 했던 시퀀싱 예측 정확도 80%를 달성하였으며, 실제 항적자료에 적용해 검증을 함.
- 항공관제 real-time 시뮬레이터 또한 실제 실험을 수행하기에 충분한 성능을 가지는 것으로 확인되었으며, 향후 항공교통관제분야 다양한 연구에 활용될 수 있음.

성과지표	성과 목표	최소 성과 목표	성과달성
SCI(E)급 학술지 게재(2점)	1건	0건	1건
일반학술지게재(1점)	3건	3건	1건(2건*)
특허출원(1점)	1건	1건	1건
특허등록(2점)			
디자인 등록(1점)			
소프트웨어(1점)	1건		1건
하드웨어(1점)			
기타(1점)			
소계(점수)	7점	4점	5점(6점*)

* 논문 1건의 경우 제출 후 심사 중

- 목표로 했던 양적 성과지표는 위의 표에 나타난 바와 같으며, 최소성과 목표를 초과 달성함.
- 짧은 연구기간에도 불구하고, 교통분야 저명학술지인 IEEE Transaction on Intelligent Transportation System에 연구성과가 게재 되었음.
- 또한 연구결과를 학술대회(1차년도: 한국항행학회 학술대회, 2차년도: 한국운항학회 학술대회)에 발표하였으며, 두 건 모두 우수논문으로 선정됨.
- 또한 개발된 시퀀싱 모형을 활용해 새로운 항공기 착륙순서 결정장치에 관한 특허출원을 완료함.
- 개발된 시뮬레이터 관련해서 국내 등재학술지에 1건 게재를 하였음. 실험 관련해 국내 등재 학술지

중 1건을 추가로 게재하려 하였으나, 추가적인 실험을 과제가 종료된 시점까지 수행할 필요가 있었던 관계로 제출이 늦어짐. 현재 한국항공운항학회지에 제출을 완료하였으며 심사 중에 있음.

○ 개발된 시뮬레이터는 소프트웨어 저작권 등록을 완료 하였음.

○ 본 연구과제를 통해 2명의 석사 인력 양성.

-정소연: 2017년 2월 석사졸업(졸업논문: Modeling of Air Traffic Controllers' Sequencing Strategies-Based on Preference Learning Technique), 현재 Stanford 대학 항공우주과 유학 중.

-정현태: 2017년 8월 석사졸업(졸업논문: 4차원 궤적기반운영 항공교통관제 시뮬레이션을 위한 항공기 궤적 모델 연구), 현재 국제항공운송기구(IATA) 인턴 중.

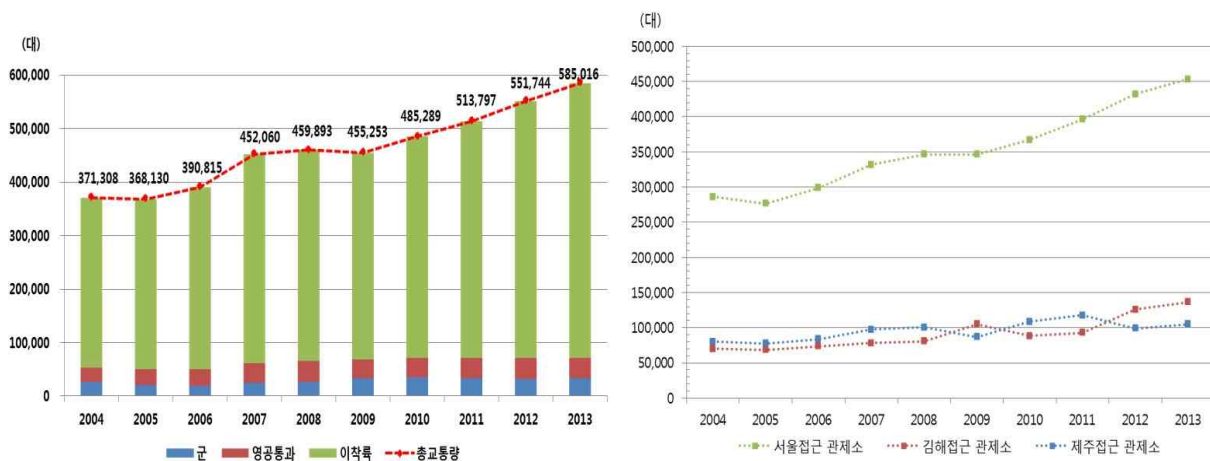
2. 관련 분야 기여도

○ 전 세계적으로 항공교통량이 지속적으로 증가하고 있으며 이로 인한 항공기 지연, 온실가스 배출량 증가 등의 문제가 심각해지고 있음. 우리나라의 경우에도 연평균 5% 정도로 항공교통량 증가가 계속되고 있으며, 일부 공항 및 항로의 경우 수용량 포화로 인한 문제가 이미 나타나고 있음.

-특히 지난 10년간 서울, 김해, 제주 접근관제소에서 처리한 교통량은 연평균 4.77%로 증가 추세

○ 국제민간항공기구(ICAO)에서는 이와 같은 문제를 해결하고자 ASBU(Aviation System Block Upgrade) 계획을 수립하고, 차세대 항공교통체계 도입을 위한 체약국들의 투자 및 연구개발을 독려하고 있음.

○ 미국, 유럽, 일본의 경우 NextGen, SESAR, CARATS 프로그램을 통해 자국의 항공교통체계를 획기적으로 개선시키기 위한 노력을 오래전부터 진행해 오고 있으며, 우리나라도 2015년 차세대 항공교통시스템 구축 계획(NARAE: National ATM Reformation And Enhancement)을 수립하는 등 국가차원의 노력을 기울이고 있음.



[그림 25] 국내 항공교통량 증가 현황(출처: ASBU 국내 적용을 위한 기본 기획연구 최종보고서)

○ 공역의 수용량을 증대시키고 항공기 운항의 안전과 효율성을 개선시키기 위해서는 통신(Communication), 항법(Navigation), 감시(Surveillance) 등 항행안전시설(CNS) 자체에 대한 개선 노력만이 아니라, 개선된 시설을 사용해 항공기를 효과적으로 관리하는 항공교통관리기법(ATM: Air Traffic Management)에 대한 연구개발이 반드시 필요함.

○ 항공교통분야 국내 연구개발의 경우 지금껏 CNS 위주로 투자가 진행되어 왔으며, 비교적 최근 들어서야 ATM 분야에 대한 연구개발이 관심을 받고 있음. 하지만 ATM 관련 국내 연구개발의 경우 국외에서 기존에 연구되었던 운용개념 및 알고리즘을 국내에 적용하는 수준에 그쳐왔으며, 보다 혁신적이고 선도적인 연구개발 노력은 상대적으로 부족하였음.

○ 무인항공기, 자율주행자동차 등 컴퓨터 기술을 사용한 자동화, 무인화 기술이 최근 국내외적으로 많

은 관심을 받고 있음.

- 항공교통분야에서도 교통량 증가에 효과적으로 대응하기 위해 다양한 ATM 자동화 알고리즘에 대한 연구가 활발하며, 향후 기계학습 기법이 항공관제에 본격적으로 적용되면 기존에 인간관제사에 의해 이뤄지던 많은 부분이 자동화 될 것으로 판단됨.
- 따라서 기계학습법을 사용해 항공기 시퀀싱 모형을 개발하고 검증한 본 연구는 해당 분야 국내 기술 발전에 기여할 수 있을 것으로 판단됨.

제5장. 연구개발성과의 활용계획

- 본 연구를 통해 개발되는 시퀀싱 알고리즘 모델은 최적화기법에 기반하여 개발되었던 기존의 알고리즘과는 달리, 관제사의 시퀀싱 패턴을 학습하고 구현하는 방식을 추구함.
- 향후 도착/출발 관리 시스템(AMAN/DMAN)에 적용하여 관제사의 행동패턴을 반영한 시퀀싱 및 스케줄링 알고리즘 개발이 가능할 것으로 기대되며, 관제사의 인지과정과 상충하는 부분이 없기 때문에 실제 운용현장에서 관제사의 시퀀싱 업무를 돕는 실용적인 의사결정보조시스템으로 활용 가능함.
- 본 연구개발에서는 항공기 착륙순서를 결정하는 관제사의 업무가 기계학습기법을 통해 성공적으로 학습할 수 있음을 보여주는데 중점을 두었으며, 향후 후속연구가 필요할 것으로 보임.
- 일단 기계학습법 분야의 보다 다양한 기법을 적용한 후 비교해 볼 필요가 있음. Preference learning 분야에는 collaborative filtering을 비롯해 우수한 기법들이 많이 있으며, 이들을 항공기 착륙순서 예측 문제에 적용해 볼 필요가 있음.
- 본 연구에서는 개발된 시퀀싱 모형을 CPS에 적용한 착륙순서 결정장치를 제안하였으나, 그 밖의 방법으로 활용될 수도 있음. 예를 들어, 기존의 방법과 같이 최적화된 착륙순서를 제공하는 조연장치를 그대로 사용하되, 조연장치에서 나오는 결과가 관제사가 과거에 했던 의사결정과 얼마나 차이가 있는지를 본 연구에서 개발된 모형을 사용해 실시간으로 모니터링 하는 방법이 있음.
- 위와 같은 접근법은 Strategic conformance 라는 개념으로 최근에 활발히 연구가 되고 있으며, 특히 항공교통분야에 다양한 형태의 자동화 툴이 등장하면서 사용자가 받아들일 수 있는 조연에 대한 관심이 높아지고 있음.



[그림 26] 시퀀싱 모형을 활용한 관제사 의사결정보조시스템

- 기계학습기법을 통한 완전히 자동화된 항공교통관제시스템이 가능하기 위해서는 아직 해결해야 할 여러 가지 근본적인 과제가 있음.
- 예를 들어, 기계학습법을 통해 나온 결과물이 보다 해석가능(interpretable) 해야 함. 딥러닝 등 다양

한 기계학습법이 등장하고 있지만, 항공교통관제와 같이 safety critical 한 시스템에 적용되기 위해서는 기계학습 모델에 의한 결과가 조금 더 직관적이고 해석이 용이해야 함. 이와 같은 문제점을 해결하기 위한 연구들이 최근 들어 활발히 이루어지고 있으며, 이와 같은 연구를 지속적으로 모니터링하고, 항공교통분야에 적용하는 연구를 진행해야 할 것임.

- 기계학습법을 통한 완전한 자동화는 보다 많은 시간이 필요하겠지만, 기계학습을 활용해 항공관제의 효율을 높이는 것은 빠른 시일에 가능할 것임.
- 위에서 설명한 바와 같이, 관제사와 컴퓨터 간의 보다 효과적인 협력을 위해 기계학습법을 사용해 관제사의 의사결정 과정을 분석하고 예측할 수 있으며, 또한 항공관제의 일부 특정 분야, 예를 들어 궤적예측 분야 또는 안전 분야 등에 기계학습법이 적절히 활용될 수 있음.
- 기계학습은 4차산업혁명의 핵심분야임. 항공교통분야에의 적용은 이제 막 시작한 단계이지만 향후 매우 큰 영향을 줄 수 있으므로 이에 대한 지속적인 연구 필요.

제6장. 연구 과정에서 수집한 해외 과학기술 정보

제7장. 연구개발성과의 보안등급

- 본 연구는 미래 항공교통 시스템을 위한 창의 선도적 항공교통관리 관련 기술을 연구하는 것으로, 국내외 이해관계자들과 운용 개념 및 연구 개발에 따른 효과를 공유할 필요에 의해 보안성이 필요하지 않은 것으로 판단됨

제8장. 국가과학기술종합정보시스템에 등록된 연구시설·장비 현황

구입 기관	연구시설/ 연구장비명	규격 (모델명)	수량	구입 연월일	구입 가격 (천원)	구입처 (전화번호)	비고 (설치 장소)	NTIS장비 등록 번호

제9장. 연구개발과제 수행에 따른 연구실 등의 안전 조치 이행 실적

- 한국항공대학교 안전관리 규정에 따라 연구실 안전관리를 실행하였음

제10장. 연구개발과제의 대표적 연구 실적

번호	구분 (논문/ 특허/ 기타)	논문명/특허명/ 기타	소속 기관명	역할	논문 게재지/ 특허 등록 국가	영향력 지수	논문 게재일 /특허 등록일	사사 여부 (단독 사사 또는 중복 사사)	특기 사항 (SCI 여부/인용 횟수 등)
1	논문	A Data-driven Air Traffic Sequencing Model based on Pairwise Preference Learning	한국항공 대학교	주저 자	IEEE Trans. on Intelligent Transportation System	4.051	2018.05	단독	SCI
2	논문	항공교통관제 시뮬레이션을 위한 항공기 4D 궤적모델 개발	한국항공 대학교	주저 자	한국항공학회 지		2017.06	단독	국내등재지
3	특허	항공기 착륙 순서 결정 장치 및 방법	한국항공 대학교	주발 명자	대한민국		2018. 6. 21	단독	
4	소프트 웨어 등록	궤적기반운영 구현을 위한 항공교통관제 시뮬레이션	한국항공 대학교	주발 명자	대한민국		2018. 6. 5	단독	
5	학술대 회 발표	항공기 도착순서 결정의 확률적 예측 모형 - 페어 와이즈 비교방식에 기반하여	한국항공 대학교	주저 자	항공학회 종합학술대회		2016. 10. 21	단독	우수논문
6	학술대 회 발표	제주공항 출발항공기 궤적 패턴 분류에 관한 연구	한국항공 대학교	주저 자	운항학회 춘계학술대회		2017. 05. 19	중복	
7	학술대 회 발표	도착항공기에 대한 의사결정 지원 도구가 관제사 능력에 미치는 영향	한국항공 대학교	주저 자	운항학회 춘계학술대회		2018. 05. 25	단독	우수논문
8	논문	도착항공기 착륙순서에 관한 조언정보가 관제사 업무효율에 미치는 영향	한국항공 대학교	주저 자	한국항공운항 학회지		제출 완료 (심사 중)	단독	국내등재지

제11장. 기타 사항

제12장. 참고 문헌

○ 국외 참고문헌

- [1] S. Jung, S. Hong, and K. Lee, “A Data-Driven Air Traffic Sequencing Model Based on Pairwise Preference Learning”, Early Access, May, 2018
- [2] ICAO, Integrated AMAN/DMAN Development Status of Republic of Korea, APANPIRG/26-IP/10, Bangkok, Sep., 2015
- [3] Eurocontrol, “AMAN Status Review 2010,” 2010.
- [4] J. E. Beasley, M. Krishnamoorthy, Y. M. Sharaiha, and D. Abramson, “Scheduling Aircraft Landings—The Static Case,” *Transportation Science*, vol. 24, no. 2, pp. 180 - 197, May 2000.
- [5] A. Ghoniem, H. D. Sherali, and H. Baik, “Enhanced Models for a Mixed Arrival-Departure Aircraft Sequence Problem,” *INFORMS Journal on Computing*, vol. 26, no. 3, pp. 514-530, 2014.
- [6] Y. Eun, I. Hwang, and H. Bang, “Optimal Arrival Flight Sequencing and Scheduling Using Discrete Airborne Delays,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 11, no. 2, pp. 359-373, 2010
- [7] S. Capri and M. Ignaccolo, “Genetic algorithms for solving the aircraft-sequencing problem: the introduction of departures into the dynamic model,” *Journal of Air Transport Management*, vol. 10, no. 5, pp. 345-351, 2004.
- [8] J. Abela, D. Abramson, M. Krishnamoorthy, A. De Silva and G. Mills, “Computing Optimal Schedules for Landing Aircraft,” in *Proceedings of the 12th National Conference of the Australian Society for Operations Research*, Adelaide, Australia, 1995.
- [9] J. E. Beasley, J. Sonander, and P. Havelock, “Scheduling Aircraft Landings at London Heathrow Using a Population Heuristic,” *Journal of the Operational Research Society*, vol. 52, no. 5, pp. 483 - 493, 2001.
- [10] A. T. Ernst, M. Krishnamoorthy, and R. H. Storer, “Heuristic and Exact Algorithms for Scheduling Aircraft Landings,” *Networks*, vol. 34, no. 3, pp. 229 - 241, 1999.
- [11] G. Bencheikh, J. Boukachour, A. E. H. Alaoui, and F. E. Khoukhi, “Hybrid Method for Aircraft Landing Scheduling Based on a Job Shop Formulation,” *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 9, no. 8, pp. 78 - 88, 2009.
- [12] H. N. Psaraftis, “A Dynamic Programming Approach for Sequencing Groups of Identical Jobs,” *Operations Research*, vol. 28, no. 6, pp. 1347 - 1359, 1980.
- [13] J. A. Bennell, M. Mesgarpour, and C. N. Potts, “Dynamic Scheduling of Aircraft Landings,” *European Journal of Operational Research*, vol. 258, no. 1, pp. 315 - 327, 2017.
- [14] J. Tang and H. A. Abbass, “Behavioral learning of aircraft landing sequencing using a society of probabilistic finite state machines,” in *Proceedings of the 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Beijing, China, 2014, pp. 610-617.
- [15] R. G. Dear, “The Dynamic Scheduling of Aircraft in the Near Terminal Area,” *Flight Transportation Laboratory*, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, FTL

- [16] H. Balakrishnan and B. Chandran, "Scheduling aircraft landings under constrained position shifting," in Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, Keystone, CO, 2006, pp. 2175 - 2197.
- [17] J. E. Beasley, M. Krishnamoorthy, Y. M. Sharaiha, and D. Abramson, "Displacement Problem and Dynamically Scheduling Aircraft Landings," Journal of the Operational Research Society, vol. 55, no. 1, pp. 54-64, 2004.
- [18] X. B. Hu, and W. H. Chen, "Receding horizon control for aircraft arrival sequencing and scheduling," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 6, no. 2, pp. 189-197, 2005.
- [19] A. P. Saraf, and G. L. Slater, "Optimal dynamic scheduling of aircraft arrivals at congested airports," Journal of Guidance, Control, and Dynamics, vol. 31, no. 1, pp. 53-65, 2008.
- [20] Y. Le Fablec and J. M. Alliot, "Using Neural Networks to predict aircraft trajectories," in Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence (ICAI'99), Las Vegas, 1999, pp. 524-529.
- [21] M. G. Hamed, D. Gianazza, M. Serrurier, and N. Durand, "Statistical prediction of aircraft trajectory: regression methods vs point-mass model," in Proceedings of the 10th USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar, Chicago, IL, paper 2013-350, 2013.
- [22] A. M. P. De Leege, M. M. Van Paassen, and M. Mulder, "A Machine Learning Approach to trajectory prediction," in Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, Boston, MA, AIAA 2013-4782, 2013.
- [23] K. Tastambekov, S. Puechmorel, D. Delahaye, and C. Rabut, "Aircraft trajectory forecasting using local functional regression in Sobolev space," Journal of Transportation Research, vol. 39, no. 1, pp. 1-22, 2014.
- [24] S. Hong and K. Lee, "Trajectory Prediction for Vectored Area Navigation Arrivals," Journal of Aerospace Information Systems, vol. 12, no. 7, pp. 490 - 502, 2015.
- [25] V. Ramanujam and H. Balakrishnan, "Data-Driven Modeling of the Airport Configuration Selection Process," IEEE Transactions on Human-Machine Systems, vol. 45, no. 4, pp. 490 - 499, 2015.
- [26] J. Fürnkranz and E. Hüllermeier, "Preference Learning: An Introduction," in Preference Learning, Springer, pp. 1 - 18.
- [27] W. W. Cohen, R. E. Schapire, and Y. Singer, "Learning to order things," Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 10, pp. 243-270, 1999.
- [28] M. Parakhin and P. Haluptzok, "Finding the most probable ranking of objects with probabilistic pairwise preferences," in Proceedings of the 10th International Conference on Document Analysis and Recognition, Barcelona, Spain, 2009.
- [29] F. L. Wauthier, M. I. Jordan, and N. Jojic, "Efficient ranking from pairwise comparisons," in Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning, Atlanta, GA, 2013, pp. 109-117.
- [30] T. Joachims, "Optimizing Search Engines Using Clickthrough Data," in Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining,

Edmonton, AB, Canada, 2002, pp. 133–142.

- [31] T. Hastie and R. Tibshirani, “Classification by Pairwise Coupling,” *The Annals of Statistics*, vol. 26, no. 2, pp. 451–471, 1998.
- [32] E. Hüllermeier, J. Fürnkranz, W. Cheng, and K. Bringer, “Label ranking by learning pairwise preferences,” *Artificial Intelligence*, vol. 172, no. 16–17, pp. 1897 – 1916, 2008.
- [33] S. N. McClung and Z. Kang, “Characterization of Visual Scanning Patterns in Air Traffic Control,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2016, no. 5, pp. 1–17, 2016.
- [34] Z. Kang and S. J. Landry, “Capturing and Analyzing Visual Groupings of Multiple Moving Targets in an Aircraft Conflict Detection Task Using Eye Movements,” in *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society 54th Annual Meeting*, San Francisco, CA, vol. 54, no. 23, 2010, pp. 1906–1910.
- [35] K. E. Train, “Discrete choice methods with simulation,” Cambridge University Press, 2003.
- [36] D. W. Hosmer Jr. and S. Lemeshow, “Applied Logistic Regression,” John Wiley & Sons, 2004.
- [37] Z. Galil, N. Megido, “Cyclic ordering is NP-complete,” *Theoretical Computer Science*, vol. 5, pp. 179–182, 1977.
- [38] T. Kamishima, H. Kazawa, and S. Akaho, “A survey and empirical comparison of object ranking methods,” *Preference Learning*, pp. 181–201, 2010, Springer-Verlag.
- [39] C. Spearman, “The proof and measurement of association between two things,” *American Journal of Psychology*, vol. 15, no. 1, pp. 72–101, 1904.
- [40] J. Fürnkranz and E. Hüllermeier, “Pairwise preference learning and ranking,” *Proceedings of the 14th European Conference on Machine Learning (ECML-03)*, vol. 2837 of Lecture Notes in Artificial Intelligence, Cavtat-Dubrovnik, Croatia, 2003, pp. 145–156.
- [41] C. Barnhart, D. Bertsimas, C. Caramanis, and D. Fearing, “Equitable and Efficient Coordination in Traffic Flow Management,” *Transportation Science*, vol. 46, no. 2, pp. 262 – 280, May 2012.
- [42] H. Balakrishnan, and B. Chandran, “Efficient and Equitable Departure Scheduling in Real-Time: New Approaches to Old Problems,” in *Proceedings of the 7th USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar*, Barcelona, Spain, paper 2007–397, 2007.
- [43] Federal Aviation Administration, “Air Traffic Control,” Order JO 7110.65W, 2015.
- [44] J. M. Histon, R. J. Hansman, G. Aigoïn, D. Delahaye, and S. Puechmorel, “Introducing Structural Considerations into Complexity Metrics,” *Air Traffic Control Quarterly*, vol. 10, no. 2, pp. 115–130, 2002.
- [45] S. Jung, and K. Lee, “Probabilistic Prediction Model of Air Traffic Controllers’ Sequencing Strategy based on Pairwise Comparisons,” in *Proceedings of IEEE/AIAA 35th Digital Avionics Systems Conference*, Sacramento, CA, 2016.
- [46] R. R. Clewlow, I. Simaiakis, and H. Balakrishnan, “Impact of Arrivals on Departure Taxi Operations at Airport,” in *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*, Toronto, Ontario Canada, AIAA 2010–7698, 2010.
- [47] J. Hair Jr., W. C. Black, B. J. Babin, and R. E. Anderson, “Multivariate Data Analysis,” in *Preference Learning*, Pearson, 2014.
- [48] K. Feigh, A. R. Pritchett, T. Denq, and T. Jacko, “Contextual Control Modes during an

Airline Rescheduling Task,” Proceeding of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, vol. 50, no. 3, pp. 457–461, 2006.

- [49] J. Rasmussen, “The Role of Hierarchical Knowledge Representation in Decision Making and System Management,” IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics, vol. SMC-15, no. 2, pp. 234–243, 1985.
- [50] S. Amershi, M. Cakmak, W. B. Knox, and T. Kulesza, “Power to the People: The Role of Humans in Interactive Machine Learning,” AI Magazine, vol. 35, no. 4, pp. 105–120, 2014.
- [51] E. J. Bass, and A. R. Pritchett, “Human–Automated Judgment Learning: Applying Interpersonal Learning to Investigate Human Interaction with Alerting System,” in Proceedings of IEEE/AIAA 21th Digital Avionics Systems Conference, Irvine, CA, 2002.
- [52] A. Nuic, User Manual for the Base of Aircraft Data (BADA) Revision 3.12, EUROCONTROL Experimental Centre, EET Technical/Scientific Report No.14/04/22–44, 2014.

○ 국내 참고문헌

- [D1] 정현태, 이금진, “항공교통관제 시뮬레이션을 위한 항공기 4D 궤적모델 개발” , 한국항행학회논문지, Vol. 21, No. 3, 6월, 2017
 - [D2] 김세연, 이금진 외, “도착항공기에 대한 의사결정 지원 도구가 관제사 능력에 미치는 영향” , 한국항공운항학회 춘계학술대회, 5월, 2018
 - [D3] 국토교통과학기술진흥원, ASBU 국내 적용을 위한 기본 기획연구 최종보고서
-

부록 1. 학술대회 논문

No	논문제목		
1	항공기 도착순서 결정의 확률적 예측 모형 – 페어 와이즈 비교 방식에 기반하여		
	논문저자		
	정소연, 이금진		
	학회명	일시	장소
	한국항공학회	2016.10.21	한국과학기술회관

초록	Sequencing the arrival flights is one of the most significant tasks of the air traffic flow management. This paper proposes a new framework to predict the arrival sequences based on a preference learning approach, where we learn the historical sequence data operated by human controllers. Our model works in two stages: it first learns the pair-wise preferences between arrivals, and then it predicts the total sequence of a new set of n aircraft by estimating and comparing the preference probabilities of all the pairs.
----	---

항공기 도착순서 결정의 확률적 예측 모형 — 페어 와이즈 비교 방식에 기반하여

정 소 연¹ 이 금 진¹

¹한국항공대학교 항공교통물류학과

Probabilistic Prediction Model of Arrival Sequencing — based on Pairwise Comparisons

Soyeon Jung¹ KeumJin Lee¹

¹Department of Air Transportation, Transportation and Logistics, Korea Aerospace University

Abstract

Sequencing the arrival flights is one of the most significant tasks of the air traffic flow management. This paper proposes a new framework to predict the arrival sequences based on a preference learning approach, where we learn the historical sequence data operated by human controllers. Our model works in two stages: it first learns the pair-wise preferences between arrivals, and then it predicts the total sequence of a new set of n aircraft by estimating and comparing the preference probabilities of all the pairs.

1. 서 론

최근 항공교통량의 지속적인 증가로 인하여 효율적인 항공교통흐름관리(Air Traffic Flow Management)가 중요해지고 있다. 도착 접근 단계의 항공기에 대한 가장 중요한 항공교통흐름관리 중 하나는 도착순서 결정(Sequencing) 업무이다.

도착순서 결정은 다양한 접근 경로로부터 진입하는 항공기들이 효율적이고 안전한 운항을 할 수 있도록 착륙 순서를 결정하는 업무이다. 항공교통관제사의 순서 결정 업무를 보조하기 위하여 다양한 자동화 시스템들이 개발되어 왔다.[1-5] 이러한 시스템들은 최적화 기법에 기반하여 수학적으로 이상적인 해답을 제공할 수는 있지만, 관제사의 행동 패턴에 대한 분석이 부족하여 실제 운용현장에 활용되기에는 어려움이 있다.

본 연구는 항공교통관제사들의 순서 결정 방법을 반영한 도착순서 예측 모형을 제시하는 것을 목표로 한다. 이를 위하여 인천공항 15 방향 활주로로 착륙하는 항공기들의 항적 데이터를 기반으로 선호도 학습(Preference Learning)을 실시하였다. 도착 절차 pair별로 두 항공기의 도착순서 선호도

모형을 학습한 후, 새로운 n 대의 항공기에 대하여 항공기 쌍(pair)별 선호도를 계산 및 비교하여 도착순서를 예측하였다.

II. 본 론

1. 분석 방법

본 연구가 제시하는 항공기 도착순서 예측 모형은 학습 단계와 예측 단계로 구성된다. 우선, 학습 단계에서는 모든 항공기 쌍 $\{AC_i, AC_j | i \neq j\}$ 에 대한 선호도 함수 $PREF$ 를 학습한다.[6-8] 함수의 결과값은 AC_i 가 AC_j 에 비하여 선호되는 정도, 즉, 관제사가 AC_i 를 AC_j 보다 먼저 착륙시킬 확률을 나타낸다.

$$PREF(AC_i, AC_j) = P(AC_i > AC_j) \\ = 1 - PREF(AC_j, AC_i)$$

위의 식에서 부등호는 두 항공기 간의 선호도 관계를 나타내며, $PREF(AC_i, AC_j)$ 의 결과값이 1에 가까울수록 AC_i 를 AC_j 보다 선호하는 경향이 높음을 의미한다.

$PREF$ 를 계산하기 위한 알고리즘으로는 이항 로지스틱 회귀모형(Binary Logistic Regression Model)을 사용한다.[9-10] 이항 로지스틱 회귀모형은 종속변수가 두 가지 범주를 가지는 질적변수인 경우, 개별 관측치들이 어느 범주로 분류되는지를 분석하는 이산선택모형(Discrete Choice Model)이다. 본 연구의 pair별 도착순서 예측모형의 종속변수는 도착순서가 $AC_i > AC_j$ 인 경우와 반대인 경우에 해당하며, 독립변수는 항공기 정보 및 교통 변수들을 포함한다. k 개의 독립변수를 입력하였을 때 $AC_i > AC_j$ 일 확률은 다음의 식과 같다. 여기에서 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_k]$ 는 독립변수들이며,

$B = [\beta_1 \beta_2 \dots \beta_k]$ 는 독립변수의 계수들을 나타낸다.

$$P(AC_i > AC_j | X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}}$$

동일한 항공기 쌍의 선호도는 두 항공기가 어떤 도착일자 쌍(pair) 조합을 따라 공항으로 진입하는지에 따라 달라진다. 따라서 본 연구에서는 공항으로 진입하는 m 가지 절차가 존재할 경우, $mC_2 + m$ 가지의 서로 다른 pairwise 모형을 구축한다.

다음으로, 예측 단계에서는 새로운 n 대의 항공기에 대한 도착순서를 두 단계에 걸쳐 예측한다. 우선 각 항공기 쌍 $\{AC_i, AC_j\} (1 \leq i < j \leq n)$ 마다 그들의 도착일자 조합에 해당하는 pairwise 모형으로부터 선호도를 측정한다. 그 후, 각 항공기의 선호도 점수(Score)를 산출하고 선호도 점수가 가장 높은 순서대로 도착순서를 배정한다. 각 항공기 AC_i 의 선호도 점수는 타 항공기 $AC_j (j = 1 \dots n, j \neq i)$ 들 각각에 대하여 AC_i 가 갖는 pairwise 선호도를 모두 합산하여 산출하며, 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$Score(AC_i) = \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j)$$

2. 실험 결과

앞서 제시한 도착순서 예측 모형의 성능을 검증하기 위하여, 인천공항 15 방향 환구로로 착륙한 세 달 치의 과거 항적 데이터를 사용하여 모형을 구축한 후 10겹 교차 검증(10-fold Cross Validation)과 스피어만 상관계수(Spearman Rank Correlation) 측정을 실시하였다.



그림 1. 서울접근관계구역(서울 TMA)과 인천공항 RWY 15 방향 표준계기도착절차(STAR)

[그림 1]은 서울접근관계구역(서울 TMA)에 위치한 인천국제공항과 해당 공항의 RWY 15L/R, 16방향 표준계기도착절차(Standard Terminal Arrival Route, STAR)들의 모습이다.

인천공항 15L/R, 16방향 환구로로 착륙하는 모든 항공기는 출발지에 따라 REBIT, OLMEN, GUKDO, KARBU 네 개의 fix 중 하나를 통과하여 서울 TMA에 진입한다. 본 연구는 접근 항공기들을 진입 절차별로 분류하고, 절차들의 조합별로 총 10개의 pairwise 모형을 구축하였다.

각 pairwise 모형의 독립변수로는 두 항공기의 TMA 진입 시간 차이(TD), 진입속도 차이(SD), 진입고도 차이(AD), 각 항공기가 TMA 진입한 시점의 동일 절차상 직전 항공기와 의 진입시간 간격(INT1, INT2), 두 항공기가 모두 TMA에 진입한 시점의 각 절차상 교통량(DEN1, DEN2) 등 7가지 요인을 검토하였다. Wald-검정을 통해 각 변수의 통계적 유의성을 검증해본 결과, 유의수준 0.05 하에서 진입속도와 진입고도 차이(SD, AD)를 제외한 요인들은 모두 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.[10] 하지만, 진입시간 차이(TD) 변수에 비하여 다른 변수들의 영향력이 미미하여 본 연구에서는 TD 변수만을 pairwise 모형의 독립변수로 선정하였다.

TD 변수를 독립변수로 하여 총 10개의 이항 로지스틱 회귀모형을 구축한 결과, TD 변수는 pairwise 도착순서와 양의 상관관계를 가지는 것으로 나타났다. 즉, AC_i 의 TMA 진입 시간이 AC_j 의 그것에 비하여 이룰수록 AC_i 를 AC_j 보다 먼저 착륙시킬 확률이 높아진다. [그림 2]는 두 항공기가 각각 REBIT과 OLMEN 절차를 따르는 경우에 해당하는 로지스틱 회귀모형 그래프이다. x축은 AC_{OLMEN} 과 AC_{REBIT} 의 진입시간 차이를, y축은 AC_{REBIT} 을 먼저 착륙시킬 확률을 나타낸다.

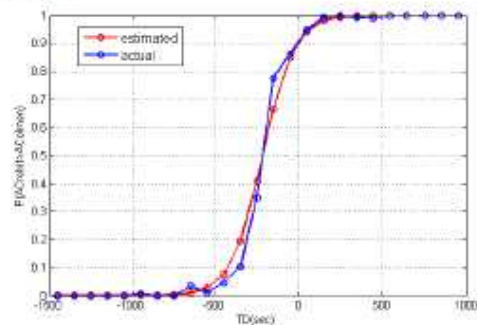


그림 2. 진입시간 차이(TD)에 따른 pairwise 도착순서 확률 (REBIT-OLMEN)

각 pairwise 모형의 성능을 검증하기 위하여 10겹 교차 검증(10-fold Cross Validation)을 실시하였다. 그 결과, 10개의 모형 모두 92% 이상의 예측 정확도를 가지며 이 중 8개 모형이 95% 이상의 예측 정확도를 가지는 것으로 나타났다.

다음으로, 앞서 학습한 10개의 pairwise 모형을 토대로 총 340 세트의 항공기 도착순서를 예측하였다. 각 세트는 1,200 초 이내에 서울 TMA에 진입하여 인천공항으로 접근하는 4

대의 항공기로 이루어진다. 총 6번의 pairwise 선호도 비교를 통해 측정된 pairwise 선호도를 합산하여 4대 항공기의 선호도 점수(Score)를 산출하고, 선호도 점수가 높은 항공기 순서대로 도착순서를 배정하였다.

도착순서 결정 모형의 예측 정확도는 스피어만 상관계수(Spearman Rank Correlation)를 사용하여 측정하였다. 스피어만 상관계수는 두 순위간의 유사 정도를 측정하는 통계량으로, 본 연구에서는 각 도착항공기 세트의 실제 도착순서와 예측 도착순서의 일치도를 평가하였다.[8,11-12] 평균 스피어만 상관계수(avg ρ)는 다음과 같이 정의된다.

$$avg\rho = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k \left(1 - \frac{6D_s}{n(n^2-1)} \right)$$

$$\text{where } D_s = \sum_{i=1}^n \{ seq'(AC_i^s) - seq(AC_i^s) \}^2$$

위의 식에서 $seq'(AC_i^s)$ 는 S번째 세트의 i번째 항공기의 예측 도착순서이고, $seq(AC_i^s)$ 는 해당 항공기의 실제 도착순서이다. n은 하나의 세트를 구성하는 항공기 대수이며, k는 총 도착순서 세트의 개수이다. 각각 4대의 항공기로 이루어진 총 340 세트의 도착순서를 예측하고 성능을 측정한 결과, 제시된 모형은 88.9%의 예측 정확도를 가지는 것으로 나타났다.

III. 결 론

본 연구는 항공교통관제사의 결정 패턴을 반영하는 항공기 도착순서 예측 모형을 구축하기 위하여 선호도 학습(Preference Learning) 기법을 활용한 새로운 접근방법을 제시하였다. n대의 항공기에 대한 도착순서를 예측하기 위하여 각 항공기 쌍의 pairwise한 선호도를 측정하고, 이를 통하여 각 항공기가 갖는 선호도 점수를 비교하여 도착순서를 결정하였다. Pairwise 비교에 기반한 도착순서 결정 모형은 TMA 내의 항공기 대수 혹은 교통 상황 변화에 따른 적응력과 확장성이 뛰어나, 향후 도착 관리에 관한 다양한 연구에 유용하게 활용될 것으로 기대된다.

본 연구에서 제시한 모형을 개선하기 위하여 향후 연구에서는, 기상조건 등 도착순서 결정에 영향을 미치는 기타 요인들에 대한 추가적인 분석을 수행하고 이를 반영한 모형을 구축할 필요가 있다. 또한, 로지스틱 회귀모형 이외의 다양한 기계 학습(Machine Learning) 기법들을 시도해봄으로써 데이터를 가장 정확히 반영하는 pairwise 모형을 선정하여야 한다. 더불어, 관제사의 인지 과정에 대한 심층적인 분석을 통하여 모형에 몇 가지 휴리스틱 알고리즘을 적용시켜 성능을 향상시킬 수 있을 것이다.

후기

본 연구는 국토교통부 국토교통기술촉진연구사업의 연구비 지원(16CTAP-C114846-01)DP 의해 수행되었습니다.

참고 문헌

- [1] S. Chandrasekar and I. Hwang, "Algorithm for optimal arrival and departure sequencing and runway assignment", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2015.
- [2] S. Capri and M. Ignaccolo, "Genetic algorithms for solving the aircraft-sequencing problem: the introduction of departures into the dynamic model," *Journal of Air Transport Management*, 2004.
- [3] X. Zhang, X. Zhang, J. Zhang, and B. Liu, "Optimization of sequencing for aircraft arrival based on approach routes", *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, 2007.
- [4] X. B. Hu, and W. H. Chen, "Receding horizon control for aircraft arrival sequencing and scheduling," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005.
- [5] A. P. Saraf, and G. L. Slater, "Optimal dynamic scheduling of aircraft arrivals at congested airports," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2008.
- [6] W. W. Cohen, R. E. Schapire, and Y. Singer, "Learning to order things," *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1999.
- [7] M. Parakhin and P. Haluptzok, "Finding the most probable ranking of objects with probabilistic pairwise preferences," *International Conference on Document Analysis and Recognition*, 2009.
- [8] E. Hüllermeier, J. Fürnkranz, W. Cheng, and K. Bringer, "Label ranking by learning pairwise preferences," *Artificial Intelligence*, 2008.
- [9] Train, K. E., *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press, New York, 2003.
- [10] Hosmer, D. W. and Lemeshow, S., *Applied Logistic Regression*, John Wiley & Sons, Inc, New York, 2000.
- [11] Charles Spearman, "The proof and measurement of association between two things," *American Journal of Psychology*, vol. 15, no. 1, pp. 72-101, 1904.
- [12] J. Fürnkranz and E. Hüllermeier, "Pairwise preference learning and ranking," *ECML-03*, vol. 2837 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 2003.

No	논문제목		
2	제주공항 출발항공기 궤적 패턴 분류에 관한 연구		
	논문저자		
	채홍아, 정소연, 김소윤, 이금진		
	학회명	일시	장소
	한국항공운항학회 춘계학술대회	2017.05.19	고흥 항공센터

초록	공항에서 출발하는 항공기의 이륙시간을 최적화함으로써 항공로 합류지점에서의 출발-순항항공기 간 간섭을 최소화하기 위한 출발관리시스템(DMAN)에 대한 연구가 활발하다. 본 연구는 출발항공기가 이륙 후 합류지점에 합류하기까지 소요되는 시간을 궤적패턴 별로 분석하는 것을 목표로 한다.
----	---

제주공항 출발항공기 궤적 패턴 분류에 관한 연구

Classification of Departure Trajectory from RKPC

채홍아^{1*}, 정소연², 김소윤³, 이금진⁴

한국항공대학교^{1,4}

초 록

공항에서 출발하는 항공기의 이륙시간을 최적화함으로써 항공로 합류지점에서의 출발-순항항공기 간 간섭을 최소화하기 위한 출발관리시스템(DMAN)에 대한 연구가 활발하다. 본 연구는 출발항공기가 이륙 후 합류지점에 합류하기까지 소요되는 시간을 궤적 패턴 별로 분석하는 것을 목표로 한다.

1. 서 론

지속적으로 증가하는 항공교통 수요에 비해 제한적인 공항의 수용력으로 인해 현재의 공항들은 많은 혼잡을 겪고 있다. 이러한 혼잡을 완화하고, 공항 운영의 효율성을 제고하기 위해 출발관리시스템(DMAN, Departure Management)과 같은 의사결정지원도구가 개발되고 있다. DMAN이란 이륙항공기가 지연 없이 항로에 합류할 수 있도록 최적의 이륙순서와 시간을 결정하는 시스템으로, 합류지점에서의 출발-순항항공기 간 간섭을 최소화하는 것을 목표로 한다.

Fig 1에서 보듯이, 이륙하는 항공기가 항로에 원활하게 합류하기 위해서는 항로를 순항하는 항공기들과의 적절한 분리가 필요하다. 항공기가 출발 이후 합류지점에 이르기까지 걸리는 시간을 정확히 예측할 수 있다면, 이를 토대로 충분한 분리간격이 확보되는 합류 시점을 계산할 수 있을 것이다.



Fig 1. Sequencing of Departure Aircraft

공항마다 이륙을 위한 표준계기출발절차(SID, Standard Instrument Departure)가 설계되어 있으나, 실제로는 공역 교통상황, 기상조건 등을 고려한 벡터링 지시를 받는 항공기들이 많으므로 동일 SID 절차를 이용한다 하더라도 항공기 간 소요시간의 편차가 크다. 본 논문에서는 이러한 편차의 원인을 항공기 궤적 측면에서 분석하고자 하였다.

연구 대상으로는 현재 제 2 공항을 건설하는 등 지속적인 수요 증가를 겪고 있는 제주공항을 선정하였다. 세부적으로는 제주 공항의 11개 SID 절차 중 출발항공기의 20%가 이용하는 KAMIT 1E 절차를 분석하였다. 패턴은 추후 다른 공항, 다른 절차에서도 적용이 가능하도록 포괄적으로 분류하였으며, SID를 정확하게 따라가는 항공기, Direct-to 지시를 따르는 항공기, 그 외 벡터링 지시를 따라 확장된 경로로 운항한 항공기로 3가지이다.

2. 출발항공기 궤적 패턴 분류



Fig 2. KAMIT 1E Procedure

2.3 벡터링을 통한 Path Extension

정해진 SID 절차 경로와는 상관없이, 관제사의 벡터링 지시에 따라 운항한 항공기들로 인 절차보다 긴 거리로 합류 지점에 도달한 항공기들의 궤적 패턴으로, 구체적인 경로는 Fig 7과 같다. 비행방향은 1의 패턴을 기준으로 안쪽과 바깥쪽 모두 존재하며, 궤이는 지점 역시 1개에서 4개까지 다양한 형태를 보인다. 총 958대, 26.7%가 이 분류에 해당한다. 소요시간 평균은 562.6초, 표준편차는 28.4초이며, 히스토그램은 Fig 8과 같다.



참고문헌

- [1] Keum-Jin Lee, Kyu-Sur Jung, Hong-Ah Chai, Se-Yeon Kim, 2016, "Developed transit time prediction model of departure traffic report", MIDAS-P1-ANR-ERT-003.
- [2] Schaper, Melia, and Ingrid Gerdes, 2018, "Trajectory based ground movements and their coordination with departure management." 2018 IEEE/AIAA 32nd Digital Avionics Systems Conference (DASC). IEEE.
- [3] Roy, Kaushik, Benjamin Levy, and Claire J. Tomlin, 2006, "Target tracking and estimated time of arrival (ETA) prediction for arrival aircraft." Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Keystone, CO.

No	논문제목		
3	도착항공기에 대한 의사결정 지원 도구가 관제사 능력에 미치는 영향		
	논문저자		
	김세연, 채홍아, 정현태, 백현진, 정규서, 이금진		
	학회명	일시	장소
	한국항공운항학회 춘계학술대회	2018.05.25	한국항공대학교

초록	본 논문에서는 도착항공기에 대한 조연 정보가 관제사의 업무능률에 미치는 영향을 시뮬레이션 실험을 통해 알아보았다. 시뮬레이션 결과 사용자의 의사가 반영되지 않은 도착항공기에 대한 조연 정보가 제공되는 경우, 관제능률이 오히려 저하되는 것으로 나타났다. 따라서 실제 항공기 관제상황에서 도착순서를 제공하는 의사결정 지원 도구를 도입하기 위해서는 제공되는 정보가 사용자의 의사결정 과정을 얼마만큼 정확히 반영했는지에 대해 충분한 사전 평가가 필요하다. 향후 연구는 본 실험보다 많은 표본의 실험으로 통계적 신뢰성 향상 및 여러 평가 지표를 반영한 관제 능력 평가가 이루어져야 할 것이다.
----	---

도착항공기에 대한 의사결정 지원 도구가 관제사 능력에 미치는 영향

The Effect of Decision Support Tool for the Arrival Aircraft on Air Traffic Controller's Work Efficiency

김세연*, 채홍아, 정현태, 백현진, 정규서, 이금진
한국항공대학교

초 록

본 논문에서는 도착항공기에 대한 조연 정보가 관제사의 업무능률에 미치는 영향을 시뮬레이션 실험을 통해 알아보았다. 시뮬레이션 결과 사용자의 의사가 반영되지 않은 도착항공기에 대한 조연 정보가 제공되는 경우, 관제능률이 오히려 저하되는 것으로 나타났다. 따라서 실제 항공기 관제상황에서 도착순서를 제공하는 의사결정 지원 도구를 도입하기 위해서는 제공되는 정보가 사용자의 의사결정 과정을 얼마만큼 정확히 반영했는지에 대해 충분한 사전 평가가 필요하다. 향후 연구는 본 실험보다 많은 표본의 실험으로 통계적 신뢰성 향상 및 여러 평가 지표를 반영한 관제 능력 평가가 이루어져야 할 것이다.

1. 서 론

항공교통량이 지속적으로 증가함에 따라 공항 및 공역은 극심한 정체로 인한 많은 혼잡과 지연, 관제사의 과도한 업무부하 등 다양한 문제점이 야기되고 있다. 따라서 한정된 수용량을 최대한 효율적으로 활용하기 위하여 도착관리시스템(AMAN, Arrival Manager)과 같은 다양한 의사결정 지원 시스템이 개발되고 있다. 이와 같은 의사결정 지원 도구가 실제상황에서 유용하게 활용되기 위해서는 의사결정 도구가 제공하는 해결책(Solution)이 사용자가 받아들일 수 있는 결과이어야 한다. 과거의 연구에서, 의사결정 도구와 사용자의 해결책 간 유사성이 높을수록 수용도가 높다는 결론을 얻었으며[1], 관제사들을 대상으로 한 실험에서도 같은 결과가 나왔다[2].

본 연구에서는 도착하는 항공기에 대한 조연 정보가 관제사의 업무능률 향상에 어떻게 도움이 되는지를 시뮬레이션 실험을 통해 알아보았다. 이를 위해 일정하게 통제된 5가지 관제상황에 대해 조연이 있을 때와 없을 때의 업무능률을 비교 분석하였다.

2. 시뮬레이션 설명

본 실험에서 사용된 항공교통관제 시뮬레이터는 Eurocontrol BADA(Base of Aircraft Data)에서 제공하는 항공기 성능계수와 Gamma Command Model 및 3차 베지에 스플라인을 활용한 4차원 궤적을 기반으로 한 시뮬레이션 모형이다[3-4].



Fig 1. Graphic user interface of the simulation

3. 실험 목적 및 방법

Fig 2에 나타난 바와 같이, 본 실험의 목적은 도착순서 정보가 있는 경우와 없는 경우 관제사의 업무 능력이 어떻게 변화하는지 알아보는 것이다. 실험대상은 관제 경험이 있는 피실험자 6명과 관제 경험이 없는 피실험자 2명으로 하였다. 피실험자는 5개의 시나리오에 대해서 관제 업무를 수행하게 되는데, 그중 임의의 2개 시나리오에 대해서는 항공기를 어떤 순서로 작륙시켜야 하는지에 대한 도착순서 정보를 알려준다. 시나리오는 서울 TMA(Terminal Maneuvering Area)로 접근하는 항공기의 과거 항적 데이터를 기반으로 작성하였다.

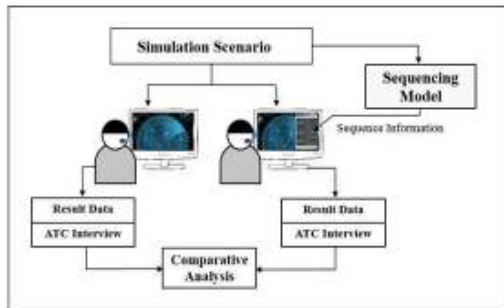


Fig 2. Overview of experiments

피실험자는 앞서 설명한 시뮬레이터를 사용해 서울 TMA로 접근하는 6대의 도착항공기를 충돌 없이 지정된 IAF(Initial Approach Fix)까지 유도하여야 하며, 첫 번째 항공기가 등장한 시각으로부터 마지막 항공기가 IAF를 통과할 때까지의 경과 시간을 결과로써 측정하였다.

4. 결과 분석

Table 1은 항공기 도착순서의 제공 여부와 관제 경험의 유무에 따른 시나리오 평균 소요시간을 비교한 표이다.

Table 1. The average duration required for the scenarios

		항공기 도착순서 정보		
		제공	미제공	평균
관제 경험 여부	보유	23분 08초	21분 53초	22분 23초
	미보유	26분 57초	24분 37초	25분 33초
	평균	24분 05초	22분 34초	23분 10초

피실험자들이 항공기의 도착순서를 알고 관제한 경우 시나리오를 완료하는데 소요된 시간은 평균 24분 05초, 도착순서를 모르고 관제한 경우가 평균 22분 34초로, 항공기의 도착순서를 모르고 관제한 경우가 1분 31초 더 빨랐다. 또한, 관제 경험을 보유한 피실험자들의 시나리오 소요시간은 관제 경험이 없는 피실험자들의 결과보다 3분 10초 더 빠른 결과를 보였다. 한편, 관제 경험이 있는 피실험자들의 경우, 항공기의 도착순서를 모르고 관제한 경우가 도착순서를 알 때보다 1분 15초 더 빨랐고, 관제 경험이 없는 피실험자들의 경우 또한 항공기의 도착순서를 모르는 경우가 2분 20초로 더 빠른 결과를 보였다.

결과적으로, 도착항공기의 순서를 모르고 있을 때의 소요시간이 도착순서를 알고 있을 때의 소요시간보다 더 짧다는 것을 알 수 있었다. 이와 같은 결과가 나온 이유는, 제공된 도착순서가 피실험자가 생각하고 있는 도착순서와 다른 경우, 오히려 관제능력이 떨어지기 때문으로 생각된다.

5. 결론

최근 관제사의 업무 부담을 덜어주기 위한 다양한 종류의 의사결정 지원 도구가 개발되고 있다. 그러나 이러한 도구가 사용자들의 인지 과정에서 경험적 데이터를 충분히 반영하지 못한다면 오히려 사용자의 능력을 저해할 수 있다.

본 연구에서는 항공교통관제 시뮬레이터를 사용해 도착항공기에 대한 작륙순서 정보가 관제사의 업무 능력에 얼마만큼 도움이 되는지를 알아 보았다. 실험 결과 사용자의 의사가 반영되지 않은 정보가 제공되는 경우, 관제능력이 오히려 저하되는 것으로 나타났다. 따라서 실제 항공기 관

제상황에서 도착순서를 제공하는 의사결정 지원 도구를 도입하기 위해서는 제공되는 정보가 사용자의 의사결정 과정을 얼마만큼 정확히 반영했는지에 대해 충분한 사전 평가가 필요할 것이다.

향후에는 피실험자의 수를 늘려 통계적인 신뢰성을 높이는 것이 필요하며, 또한 관제능률 평가에서도 단순히 소요시간만을 비교하는 것이 아니라 조연 정보에 대한 사용자의 수용도, 안전도, 관제 난이도 등 보다 다양한 평가 지표가 도입되어야 할 것이다.

후 기

본 연구는 국토교통과학기술진흥원의 “기계학습법을 활용한 항공관제용 항공기 시퀀싱 모형 개발”과제의 일환으로 수행되었으며 지원에 감사드립니다.

참고문헌

- [1] C. Westin, C. Borst, and B. Hilburn, "Strategic Conformance: Overcoming Acceptance Issues of Decision Aiding Automation?", IEEE Transactions on Human-Machine Systems, Vol. 46, No.1, Feb. 2016.
- [2] B. Hilburn, C. Westin, and C. Borst, "Will Controllers Accept a Machine That Thinks Like They Think? The Role of Strategic Conformance in Decision Aiding Automation", Air Traffic Control Quarterly, Vol. 22, No. 2, pp. 115-136, Aug.2014.
- [3] A. Nuic, User Manual for the Base of Aircraft Data (BADA) Revision 3.12, EUROCONTROL Experimental Centre, EET Technical/Scientific Report No.14/04/22-44, 2014.
- [4] H. Jung, A Study on the Aircraft Trajectory Model for Air Traffic Control Simulation with 4D Trajectory Based Operation, Master's thesis, Korea Aerospace University, Korea, 2017.

부록 2. 학술지 논문

No	논문제목			
1	A Data-Driven Air Traffic Sequencing Model Based on Pairwise Preference Learning			
	논문저자			
	정소연, 홍성권, 이금진			
	기관	학술지명	권호	개제일
	IEEE(Institute of Electrical and Electronics Engineers)	IEEE Trans. on Intelligent Transportation System	Volume: PP, Issue: 99	2018. 05. 11.

초록	The effective sequencing of arriving flights is the primary goal of air traffic management. Although various automated tools have been developed to support air traffic controllers, these tools do not accommodate the cognitive processes of the human controllers, which are necessary for application to actual operations. This paper proposes a new framework for predicting arrival sequences based on a preference learning approach that emulates the sequencing strategies of human controllers by learning from historical data. The proposed algorithm works in two stages: it first learns the pairwise preference functions between arrivals using a binomial logistic regression, and then it induces the total sequence for a new set of arrivals by comparing the score of each aircraft, which sums the pairwise preference probabilities. The proposed model is validated using historical traffic data at Incheon International Airport, and its performance is evaluated using Spearman's rank correlation and a dynamic simulation analysis.
----	---

A Data-Driven Air Traffic Sequencing Model Based on Pairwise Preference Learning

Soyeon Jung, Sungkweon Hong, and Keumjin Lee[✉], *Member, IEEE*

Abstract—The effective sequencing of arriving flights is the primary goal of air traffic management. Although various automated tools have been developed to support air traffic controllers, these tools do not accommodate the cognitive processes of the human controllers, which are necessary for application to actual operations. This paper proposes a new framework for predicting arrival sequences based on a preference learning approach that emulates the sequencing strategies of human controllers by learning from historical data. The proposed algorithm works in two stages: it first learns the pairwise preference functions between arrivals using a binomial logistic regression, and then it induces the total sequence for a new set of arrivals by comparing the score of each aircraft, which sums the pairwise preference probabilities. The proposed model is validated using historical traffic data at Incheon International Airport, and its performance is evaluated using Spearman's rank correlation and a dynamic simulation analysis.

Index Terms—Air traffic sequencing, preference learning, data-driven, pairwise preference, logistic regression, object ranking, air traffic management.

I. INTRODUCTION

TODAY, ever-increasing air traffic demand has reached the capacity of current air traffic control systems, especially in the airspace of major hub airports. This leads to several problems, such as ground and airborne delays, excessive workload for both pilots and air traffic controllers, and consequential environmental pollution. To address these problems, more efficient and seamless management of air traffic is required.

One of the essential parts of air traffic management is to expeditiously handle arriving flights and thereby minimize airborne delays. Arrival sequencing, which is one of the most pivotal tasks in arrival traffic management, is the action of generating a landing sequence for two or more arriving flights approaching the same runway or merging point from diverse air routes. Arrival manager (AMAN) (Fig. 1) is a tool that



Fig. 1. AMAN user interface (OPTAMOS) [1].

supports human air traffic controllers in sequencing arrival traffic into airports [1]. AMAN first predicts the estimated time of arrival (ETA) for the arriving aircraft based on their current states and flight plans. Then, based on this prediction, the tool computes the most efficient landing sequence that maximizes airport throughputs or minimizes flight delays.

A wide variety of research efforts have focused on developing aircraft sequencing models for AMAN [2]–[17]. Many studies have proposed an optimization-based sequencing model, where an objective function (e.g., flight time or runway throughput) is maximized while maintaining the minimum separation requirement between successive aircraft. In one study, sequencing and scheduling landings at an airport was defined as a mixed integer linear programming (MILP) problem [2]. In this work, the optimal sequence of arriving flights and their landing times were determined for both single and multiple runway configurations. Although this work successfully considered various operational constraints with its MILP formulation, computational results showed that it is not applicable in real time, even for modest air traffic volume, because of its high computational cost. Building on previous research, Ghoniem *et al.* [3] enhanced the MILP formulation with a preprocessing and reformulation-linearization technique. This enhanced model reduced the computation time significantly. Taking a different approach, Eun *et al.* [4] proposed sequence and scheduling algorithms using discrete

Manuscript received April 12, 2017; revised September 22, 2017, February 7, 2018, and March 31, 2018; accepted April 18, 2018. This work was supported by the Ministry of Land, Infrastructure, and Transport, South Korea, through the Construction and Transportation Technology Advancement Research Program under Contract 17CTAP-C114846-02. The Associate Editor for this paper was K. Savla. (Corresponding author: Keumjin Lee.)

S. Jung and K. Lee are with the Department of Air Transportation and Logistics, Korea Aerospace University, Goyang 10540, South Korea (e-mail: soyeon.c.jung@gmail.com; keumjin.lee@kau.ac.kr).

S. Hong is with the CNS/ATM Team, Korea Aerospace Research Institute, Daejeon 34133, South Korea (e-mail: sungkweon5050@gmail.com).

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.

Digital Object Identifier 10.1109/ITITS.2018.2829863

1524-9050 © 2018 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission.

See http://www.ieee.org/publications_standards/publications/rights/index.html for more information.

airborne delays to provide advisories adequate for current air traffic control systems. The Lagrangian dual-decomposition method was applied using the branch and bound algorithm, thus reducing computation time.

Because finding the optimal solution for arrival sequencing is an NP-hard problem, numerous researchers have adopted heuristic approaches to find a near-optimal sequence. In some studies, the genetic algorithm (GA) was employed to find feasible and efficient sequences for arriving flights [5]–[7], while in others, improved algorithms for landing schedules were based on combinations of existing heuristics [8], [9]. In one case, a problem of space search heuristic was developed by combining a simple constructive heuristic with a GA [8]. Another study proposed a hybrid method that combines GAs and ant colony optimization [9].

Other researchers have employed arrival-scheduling algorithms based on dynamic programming [10], [11]. Psarftis [10] proposed a dynamic programming approach for aircraft landing schedules that minimizes the total processing cost. The proposed algorithm was computationally efficient but unable to include certain practical constraints such as arrival time windows. Finally, multi-objective formulation for arrival scheduling using dynamic programming and local search heuristics methods was proposed [11].

Although these algorithms provide mathematically optimal or near-optimal solutions, they are not applicable in practice unless they can accommodate the decision-making processes of air traffic controllers or the practical issues that affect actual operations [12]. To this end, a number of decision methodologies have been proposed. Several researchers have introduced constrained position shifting (CPS), where landing flights can be re-sequenced within a maximum number of position shifts from their first-come-first-served (FCFS) order [10], [13], [14]. Some researchers focused on issues arising from the dynamic environment near the terminal airspace. Some studies solved the aircraft sequencing problem using the displacement problem or the receding horizon control algorithm, where new information from dynamic environments is reflected in the model [15], [16]. Others have presented an optimal scheduling algorithm that works within a hierarchical sequencing structure [17].

An alternative approach allowing for the air traffic controllers' decision-making processes in aircraft sequencing includes integrating machine learning algorithms. Though few researchers have applied machine learning to aircraft sequencing, a number of studies have used it to solve other issues in air traffic management (ATM) [18]–[23]. Some focused on predicting aircraft trajectories using learning techniques including artificial neural networks, the generalized linear model, or functional regression [18]–[21]. Others attempted to model the behaviors of human air traffic controllers. In one case, the vectoring patterns applied to arriving flights by controllers were predicted using a hierarchical clustering method and regression models [22]. In another study, controllers' selections of airport runway configurations were modeled using a nested logit model [23].

Unlike these other challenges, the aircraft-sequencing problem is complicated to model using machine learning

algorithms. First, the inputs and outputs of the model cannot be well defined because the number of aircraft requiring sequencing continuously changes. In addition, multiple models might be needed for various traffic conditions caused by the complex geographical and procedural structures involved. In one study, a probabilistic finite-state machine and GA were adopted to solve the aircraft landing sequence problem [12]. Although it showed that the aircraft-sequencing strategies of human controllers could be learned by decision support tools, this work lacks practicability because it used simulated aircraft data.

This paper aims to develop a data-driven sequencing prediction model for arrival traffic based on historical trajectory data. To that end, we define aircraft sequencing as a preference learning problem. Preference learning is a subfield of machine learning that predicts the priority or ranking of a set of items by learning from observed preference information. Preference learning can be classified into three categories depending on the type of preference information observed: label ranking, object ranking, and instance ranking. Label and instance ranking problems are used to build models that predict the ranking of a set of labels for a given instance of an object. Object ranking predicts a total ranking of n objects based on given preference information for the objects [24]. In this paper, we consider air traffic sequencing as an object ranking problem and propose a sequence prediction model based on historical pairwise preference data. To the best of our knowledge, this is the first attempt to develop a data-driven aircraft sequencing model based on preference learning. This study is impactful because it demonstrates, using real trajectory data, that the aircraft-sequencing tasks performed by human controllers can be successfully learned and predicted by this computational model.

The remainder of this paper is organized as follows: Section II describes the problem set-up and the airspace concerned in this study. Section III proposes the analytical framework to learn the pairwise preference models and predict the sequence for new sets of arriving aircraft. In Section IV, the performance of the model is evaluated using practical traffic data and the results are discussed. In Section V, the applicability of the proposed method is demonstrated by suggesting a hybrid arrival-sequencing algorithm based on the combination of a proposed sequence prediction model and an optimization technique with CPS. Finally, the paper ends with conclusions and future works in Section VI.

II. PROBLEM STATEMENT

A. Incheon International Airport and Arrival Flight Flows

Fig. 2 shows Seoul terminal maneuvering area (TMA) and the area navigation (RNAV) standard terminal arrival routes (STARs) to Incheon International Airport (ICN) under the Runway 15/16 configuration. Seoul TMA is bordered by other TMAs and area control center (ACC) sectors. Seoul TMA spans 60 nautical miles (NM) west, 70 NM east, 25 NM north, and 55 NM south from ICN.

Each aircraft scheduled to arrive at ICN enters Seoul TMA through one of four entry waypoints (REBIT, OLMEN,

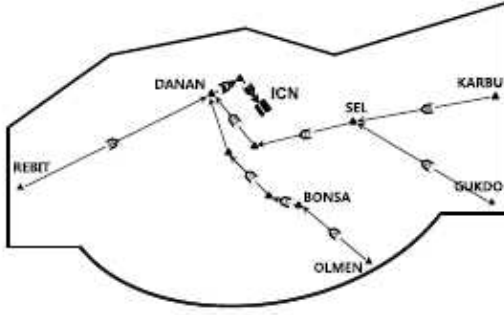


Fig. 2. Seoul TMA and RNAV STARs into Runway 15/16 of Incheon Airport.

GUKDO and KARBU). The flights passing through REBIT come from China and Europe while those passing through OLMEN usually come from Southeast Asia and Jeju. The flights entering through GUKDO usually fly from Japan and Oceania, while those through KARBU are mostly from North America.

Once passing the entry fix, each aircraft is handed off from ACC sector controllers to approach controllers of Seoul TMA. Then the aircraft follows its designated STAR procedure toward the initial approach fix, DANAN, where it is handed off to ICN Control Tower.

B. Problem Statement

This paper predicts the landing sequence of two or more aircraft approaching an identical airport from different arrival procedures. For the prediction, the state information of each aircraft (e.g., longitude, latitude, altitude, speed) is used.

This paper considers both a static and a dynamic setting for the arrival-sequencing problem. For the static case, the model predicts the landing sequence for a fixed number of aircraft at the moment the last aircraft enters Seoul TMA. In the dynamic case, on the other hand, the sequence prediction repeatedly occurs in real time and considers all of the flights inside the TMA at each moment. In the dynamic case, the number of flights constantly changes over time.

III. METHODOLOGY

A. Overview

This paper predicts the arrival sequence of n aircraft approaching an identical destination from different directions based on a preference learning technique. Because the number of features in an aircraft sequencing problem can vary (e.g., the number of aircraft changes dynamically over time), it can be computationally difficult to learn the sequencing behavior of air traffic controllers in all possible conditions of arrival traffic at once. To address this challenge, we suggest to treat the aircraft-sequencing problem as an object ranking problem, where the total ranking of n objects is inferred from learning either individual utilities or pairwise preferences [24]–[27]. In object ranking with pairwise preference learning, the problem of ranking n objects can be decomposed into a set of pairwise ranking problems, where the number of objects is

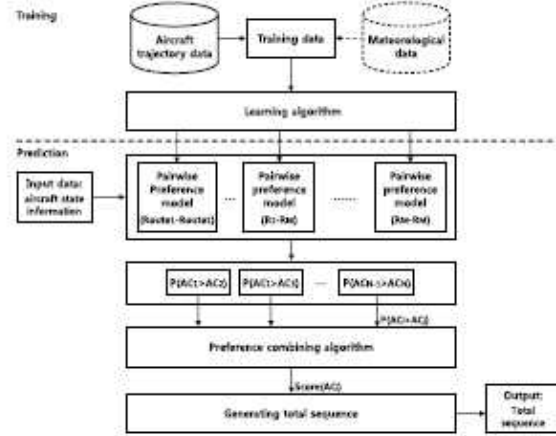


Fig. 3. Schematic diagram of the proposed arrival-sequencing algorithm based on a pairwise preference learning approach.

fixed at two. Therefore, the proposed approach based on object ranking provides enough flexibility to address an aircraft sequencing problem with varying numbers of objects (aircraft).

Ranking by learning utility functions—which map each object to an absolute degree of utility and sorts those utilities to find the total rank—could be more straightforward. However, in most ranking problems, it is difficult to estimate the degree of utility for all objects. Although recent studies have attempted to learn score functions in more indirect ways using classification algorithms and pairwise preferences as constraints [28], this approach is not applicable to multiple categories of preference relationships [29]. Ranking by pairwise comparisons relates each pair of objects to a degree of preference [24], [25], [30]. This framework requires two stages to predict total rank: first, preferences between every pair of objects are estimated; then, a total rank that most agrees with the pairwise preferences is computed.

This paper uses ranking by pairwise comparisons for predicting aircraft sequence. A sequencing algorithm based on pairwise preference learning is compatible with the cognitive processes of air traffic controllers. Evidence supports the explanation that controllers sequence arriving flights based on pairwise comparisons of their state information [31], [32]. This methodology can be computationally efficient and easily extended to complicated problem settings. Because the number of flights continuously changes, and the preference relationship of aircraft depends on the combination of entry waypoints, flexibility is critical for an aircraft sequencing prediction model.

Based on the pairwise preference learning approach, the proposed sequencing method involves two stages: the training stage and the prediction stage. In the training stage, the pairwise preference models, *PREF*, for every combination of two arrival routes are learned using a training dataset. In the prediction stage, given a new set of traffic data, the probabilistic pairwise preferences between each pair of aircraft are estimated based on the learned pairwise models. The total sequence is

determined by comparing each aircraft's score, $Score(i)$, which is the sum of its pairwise preference probabilities over the other aircraft. A schematic of the proposed algorithm is shown in Fig. 3.

B. Pairwise Preference Learning

As the first step, a probabilistic pairwise preference function $PREF$ of a pair of aircraft $\{AC_i, AC_j | i \neq j\}$ is learned using the training data. The output of this function represents the probability or the measure of confidence that AC_i is preferred to (i.e., is sequenced before) AC_j ,

$$PREF(AC_i, AC_j) = P(AC_i > AC_j) \\ = 1 - PREF(AC_j, AC_i) \quad (1)$$

where the inequality indicates the preference relationship between two aircraft. The closer the output value of $PREF(AC_i, AC_j)$ gets to one, the more likely AC_i is to be preferred over AC_j in the landing sequence.

C. Binary Logistic Regression

Among various binary classification algorithms, this paper adopts the logistic regression model to estimate pairwise preferences [33], [34]. Binomial logistic regression is a statistical method frequently applied to classification problems where only two outcomes, usually coded as '1' or '0' are possible. Note that other types of binary classification algorithms are not excluded in the proposed method, although logistic regression has the advantage of providing various statistical data (e.g. the statistical significance of each variable).

In this paper, the dependent variable in the logistic function represents whether the pairwise sequence is $AC_i > AC_j$ or $AC_j > AC_i$, while the independent variables represent various state information about the aircraft. The logistic function, which returns the probability that $AC_i > AC_j$ is true, can be defined as follows:

$$P(AC_i > AC_j | X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k}} \quad (2)$$

where $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_k]$ is a vector of k independent variables, and $B = [\beta_0 \ \beta_1 \ \dots \ \beta_k]$ is the coefficient vector estimated from the training data. Note that in our problem, the preference relationship between a pair of aircraft is dependent on the combination of their arrival routes. Therefore, a total of $mC_2 + m$ pairwise models should be constructed, where m is the number of arrival routes.

D. Generating a Total Sequence

To predict the total sequence of a set of n aircraft, the preference probability for every pair of aircraft $\{AC_i, AC_j | 1 \leq i \leq j \leq n\}$ is first estimated depending on their arrival routes based on the pairwise models. Then, the total sequence that best agrees with the pairwise preferences is determined. As the number of objects gets larger, the possible cases of the total sequence increase exponentially and the problem can become computationally intractable [25], [35], [36].

As a solution to this problem, this paper proposes an algorithm that is simpler but still has a fairly high accuracy. Knowing all the preference probability scores from the

$PREF(AC_i, AC_j)$	i				$Score(i)$	$Seq(AC_i)$
	1	2	3	4		
1	0	0.6	0.2	0.3	1.1	4
2	0.4	0	0.3	0.9	1.6	2
3	0.8	0.7	0	0.25	1.75	1
4	0.7	0.1	0.75	0	1.55	3

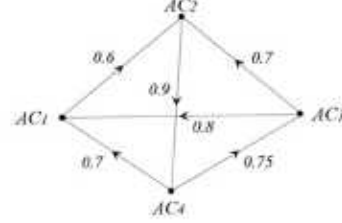


Fig. 4. Example of inducing the total sequence of four aircraft ($n = 4$) using pairwise preference probabilities (adapted from [26]).

pairwise preference functions, the scores of an individual aircraft AC_i is derived by aggregating every score obtained from a pairwise comparison with other aircraft AC_j ($j = 1, \dots, n, j \neq i$).

$$Score(i) = \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j) \quad (3)$$

The total sequence $\widehat{Seq}$ is determined in a way that an aircraft with a higher score comes before one with a lower score. Note that the score function (3) provides a mean to measure and compare the preference of an aircraft over others but does not give the probability of the aircraft landing before all of the other aircraft.

$$Score(i) > Score(j) \Rightarrow AC_i > AC_j \\ \forall i, j \in [1, \dots, n], i \neq j \quad (4)$$

The proposed algorithm is described in a table and a graph in Fig. 4, which provides an example of pairwise preference probabilities among four aircraft and their total sequence. In Fig. 4, every node of the graph corresponds to an aircraft AC_i , and each pair $\{AC_i, AC_j\}$ is connected to an edge directed from the aircraft with a higher preference probability to the one with a lower preference probability. The table illustrates how the total score and the sequence of each aircraft are evaluated.

The proposed algorithm based on the score function (3) may seem arbitrary initially. However, the overall sequence derived by the algorithm can minimize the risk of incorrect estimation with respect to Spearman's rank correlation [30], [37], [38]. Note that a different score function may be used for another type of similarity measure such as Kendall rank correlation. Spearman's rank correlation coefficient is a statistic widely used to measure the degree of similarity between two rankings and is given as follows:

$$\rho = 1 - \frac{6D(Seq', Seq)}{n(n^2 - 1)} \quad (5)$$

where $D(Seq', Seq) \equiv \sum_{i=1}^n |(Seq'(AC_i) - Seq(AC_i))|^2$ is the rank distance between the actual sequence Seq and the estimated sequence Seq' ; $Seq(AC_i)$ is the sequence of AC_i in Seq , and n is the number of aircraft. This coefficient can have a value between -1 (when the estimated sequence is the inverse of the actual sequence) and $+1$ (when the estimated and actual sequences are identical).

Assuming that the pairwise preference functions defined in (1) provide the correct estimations of preference probabilities between a pair of aircraft, the estimated total sequence $\widehat{Seq}$ using (4) yields the prediction that minimizes the expected rank distance $D(Seq', Seq)$ over Seq (and hence maximizes the Spearman's rank correlation) as follows:

$$\widehat{Seq} = \arg \min_{Seq' \in S_n} \sum_{Seq \in S_n} D(Seq', Seq) \cdot P(Seq|A) \quad (6)$$

where A is a set of aircraft and S_n is the set of every sequence permutation of A . This property was proven for the label ranking problem by Hüllermeier *et al.* [30], and the proof for the aircraft sequencing problem is presented in the Appendix.

IV. EMPIRICAL RESULTS

The proposed algorithm was applied to real trajectory data to evaluate its performance. First, the pairwise preference models were constructed using the training dataset. Then, the validity of each pairwise model and the performance of the proposed sequence prediction model were assessed using the test dataset. The performance of the algorithm was evaluated through a static and a dynamic analysis.

Using three months of historical radar surveillance data, a subset of 5700 trajectories of arrivals at ICN using runway 15L/R was extracted. From this, 5200 were used for building a training set, and 500 were used at the evaluation stage as a test set. Only a small portion of three months of data could be used, because we had to be able to clearly determine which entry fixes were passed by each aircraft. Sorting by entry fix, 1670 flights entered Seoul TMA through REBIT, 2100 through OLMEN, 1750 through GUKDO, and 180 through KARBU. The traffic volume from KARBU was considerably lower than the others because it is used only flights from North America.

Using traffic data, we first extracted every pair of aircraft simultaneously flying inside Seoul TMA at any given time. Then, for each aircraft pair, every point on a trajectory was paired with the point with the same time stamp on the other trajectory, as illustrated in Fig. 5. In total, 320000 pairwise data were collected to train 10 different pairwise models. For the static analysis, 140 arrival sequences were used to test the prediction accuracy of the proposed model. Each case consisted of four arrivals to ICN that successively entered Seoul TMA within 1200 seconds, and the sequence was predicted at the moment when the last aircraft passed its entry waypoint. For the dynamic analysis, the sequencing algorithm was applied to a ten-minute real traffic scenario and the results were compared with the actual landing sequence. The number of aircraft and the state information from each aircraft were continuously updated with time, and the estimated sequence was also modified in real-time.

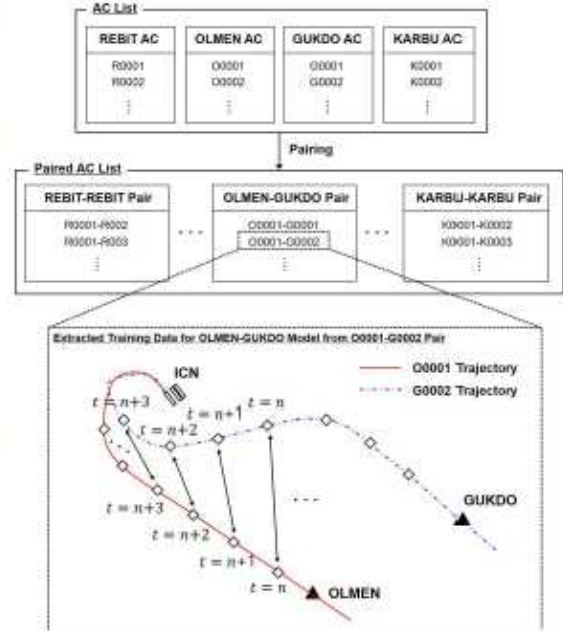


Fig. 5. Process of dataset construction from historical trajectory data.

A. Explanatory Variables

It is crucial to identify an appropriate set of explanatory variables in pairwise preference models. To that end, the opinions of professional air traffic controllers were collected through interviews, and the literature was also combined [39]–[42] towards identifying factors that affect controller's decisions about arrival landing sequencing.

In total, five air traffic controllers with at least three years of professional experience in approach control at Seoul TMA participated in the interviews. Various factors that affect their decisions on aircraft sequencing were identified through a series of informal discussions, and each participant's opinions were reviewed by the others to ascertain whether those factors are commonly agreed upon or not. The factors surveyed from published studies were also discussed during the interview to verify their aptness.

Most air traffic controllers reported that the distance remaining between an aircraft's current position and the runway along its assigned route has the most impact on the aircraft's landing sequence. However, an aircraft is frequently vectored off from the assigned route inside the TMA to maintain safe separations from other aircraft. In this case, the distance should be measured along the trajectory pattern the controllers apply to the aircraft based on their control strategies. Unfortunately, the remaining flight distance along the complete pattern of the vectored trajectory to the runway cannot be measured in real time. Therefore, a direct distance between an aircraft's current position and the runway is used as an independent variable in the proposed model. In future research, a more accurate reflection of controlled trajectory pattern should be established.

Air traffic controllers reported that the ground speed and altitude are also important factors affecting the landing sequence. The aircraft with the greatest ground speed will arrive earlier when two flights have the same distance remaining. Similarly, the aircraft at the lowest altitude has a higher probability of being sequenced before the other.

Other factors could impact landing sequence but are not applied at Seoul TMA. Fairness between arriving flights through different entry fixes is also considered by air traffic controllers when deciding on landing sequence [39], [40]. However, interviews revealed that air traffic controllers at Seoul TMA give greater priority to flow management efficiency than fairness. When the airport is busy, a gate assigned to an arriving aircraft could be occupied by another aircraft. In this case, the air traffic controller might defer the sequence of the affected aircraft. However, gate availability information at ICN is not available in real-time, so it cannot be considered by arrival controllers at Seoul TMA. The assigned or requested runway also plays a role in air traffic controllers' decisions on landing sequence. However, ICN has three parallel runways dependent on each other. Therefore, runway assignment has no impact on arrival sequence because these dependent parallel runways are considered as a single runway with reduced separation requirements [41].

Another factor affecting arrival sequence is aircraft type. Descent speed and altitude profiles depend on aircraft performance and this varies with aircraft type. Therefore, air traffic controllers consider aircraft type when determining arrival sequence based on projected trajectories. Furthermore, various separation standards are applied depending on the types of leading and following flights and air traffic controllers might consider this when maximizing runway capacity. However, the landing sequence into ICN is not currently optimized based on separation standards and aircraft type was considered irrelevant for the purpose of this study.

Traffic distribution across arrival procedures is another deciding factor in landing sequence. Air traffic controllers reported that sometimes a group of aircraft is sequenced collectively within a certain arrival procedure to simplify their cognitive processes when managing a complex high-density traffic situation [42]. They also reported that the sequence of a certain aircraft is sometimes deferred because of nearby departures. Several traffic complexity factors, such as traffic density along each arrival, have already been investigated [43], but further analysis is required to effectively incorporate these factors and accurately reflect the flow management strategies used by air traffic controllers in the model.

Finally, six features were found to be candidate independent variables: the Euclidean distance from the current position of aircraft to the runway, the current altitude, and speed information for both aircraft ($DST1$, $ALT1$, and $SPD1$ for AC1 and $DST2$, $ALT2$, and $SPD2$ for AC2). While the significance of these variables will be verified using various techniques in the subsequent section, other features could also be incorporated. Especially, different variables may be considered for other airspace or airports with different characteristics, and the proposed method does not exclude other types of independent variables.

Although various possible factors that can affect aircraft sequencing have been examined through discussions with professional air traffic controllers, finding the best set of features is still challenging. A more exhaustive list of features could be generated, and various techniques for feature selection and extraction could be applied. Although several comparisons with different sets of variables are given in the subsequent section, further investigations on feature generation and selection should be included in future research. The focus of this paper, however, is on presenting a new framework to predict the landing sequence determined by human controllers.

B. Construction of Pairwise Models

A pairwise preference model for each combination of arrival traffic flows was constructed using a binomial logistic regression. Since ICN has four arrival procedures, as shown in Fig. 2, ten pairwise models were built. For each, we trained the state information of two aircraft (AC1 and AC2) flying inside Seoul TMA at the same time and their landing sequences.

In the models where different entry fixes were used (e.g., REBIT-OLMEN), AC1 represents the aircraft from the first entry point (REBIT) and AC2 represents the one from the second entry point (OLMEN). In models where both entry fixes were the same (e.g., REBIT-REBIT), AC1 and AC2 correspond to the preceding aircraft and the following aircraft, respectively.

After standardizing the scales of all the independent variables, a Wald test was performed for every model to examine the univariate associations between each variable and the pairwise sequence. The Wald test is a hypothesis test based on the null hypothesis that an independent variable is not statistically significant [34]. At a significance level of $\alpha = 0.05$, all but one or two features were statistically significant in most models. In the KARB-OLMEN model, no features were significant. This could have resulted from the lack of training data because the amount of traffic from KARB was remarkably low and two aircraft from this entry point simultaneously flying inside the TMA was rare. As a result, only statistically significant features were selected as independent variables for each pairwise model.

To further verify potential dependencies between variables, variance influence factors (VIFs) were computed. These values measure the degree of multicollinearity in regression analysis [44], [45], and independent variables showing VIFs less than ten are usually considered to provide sufficient variability that cannot be explained by other variables. No significant multicollinearity was found in our model because every independent variable showed a VIF of less than five.

It is important to note that the probability of the KARB aircraft being sequenced prior to other aircraft is not necessarily low, despite the fact that the traffic volume through KARB is much less than those of the other fixes. For example, among the 75 pairs of aircraft for OLMEN-KARB, the proportion of KARB aircraft landing before an OLMEN aircraft is 45%. Therefore, the training data was not considered to be imbalanced.

The estimated coefficients of each variable ($\beta_0, \dots, \beta_6$) are given in Table I and the p-values are indicated in parentheses.

TABLE I
THE ESTIMATED COEFFICIENTS AND THE ACCURACIES OF PAIRWISE PREFERENCE MODELS

Variable	REBIT-REBIT	REBIT-OLMEN	REBIT-GUKDO	REBIT-KARBU	OLMEN-OLMEN
β_0 (constant)	0.00 (1.000)	1.61 (0.000)	1.79 (0.000)	4.65 (0.000)	0.00 (1.000)
β_1 DIST1	-1.12 (0.000)	-0.57 (0.000)	0.00 (0.532)	-3.90 (0.000)	-1.47 (0.000)
β_2 ALT1	-1.54 (0.000)	-1.88 (0.000)	-1.97 (0.000)	-3.82 (0.000)	-3.82 (0.000)
β_3 SPD1	-0.36 (0.000)	0.11 (0.007)	0.00 (0.795)	0.00 (0.546)	-0.72 (0.000)
β_4 DIST2	1.12 (0.000)	1.20 (0.000)	0.47 (0.000)	3.64 (0.000)	1.47 (0.000)
β_5 ALT2	1.54 (0.000)	2.22 (0.000)	2.30 (0.000)	4.26 (0.000)	3.82 (0.000)
β_6 SPD2	0.36 (0.000)	0.00 (0.056)	0.32 (0.000)	2.02 (0.000)	0.72 (0.000)
Accuracy	95.6%	92.3%	92.1%	99.9%	97.6%
Variable	OLMEN-GUKDO	OLMEN-KARBU	GUKDO-GUKDO	GUKDO-KARBU	KARBU-KARBU
β_0 (constant)	1.13 (0.000)	0.55 (0.000)	0.00 (1.000)	-1.66 (0.000)	0.00 (1.000)
β_1 DIST1	-0.78 (0.000)	-0.82 (0.000)	-1.95 (0.000)	-0.92 (0.000)	0.00 (0.297)
β_2 ALT1	-3.27 (0.000)	-2.85 (0.000)	-3.93 (0.000)	-4.48 (0.000)	0.00 (0.185)
β_3 SPD1	0.13 (0.000)	0.82 (0.000)	-0.33 (0.000)	0.00 (0.152)	0.00 (0.892)
β_4 DIST2	1.65 (0.000)	0.84 (0.000)	1.95 (0.000)	1.16 (0.005)	0.00 (0.297)
β_5 ALT2	2.88 (0.000)	2.28 (0.000)	3.93 (0.000)	4.14 (0.000)	0.00 (0.185)
β_6 SPD2	0.25 (0.000)	0.69 (0.000)	0.33 (0.000)	-0.59 (0.000)	0.00 (0.892)
Accuracy	93.5%	88.0%	97.4%	94.9%	50.4%

Features not selected as independent variables are shaded. In logistic models, a positive (negative) coefficient indicates that the corresponding variable has a positive (negative) effect on the outcome. Furthermore, the larger the absolute value of the coefficient, the stronger the correlation between the corresponding variable and the outcome.

Results showed that aircraft closer to the airport and those with lower altitudes have higher landing priorities. Every coefficient for DIST1 and ALT1 variables was negative ($\beta_1, \beta_2 < 0$) and every one for DIST2 and ALT2 was positive ($\beta_4, \beta_5 > 0$). It is reasonable that an air traffic controller would handle an approaching aircraft flying closer to the airport at a lower altitude first.

In the models for same fixes (e.g., REBIT-REBIT), SPD1 had negative coefficients ($\beta_3 < 0$) and SPD2 had positive coefficients ($\beta_6 > 0$). In general, an aircraft that is closer to the airport at a lower altitude is more likely to be flying at a lower speed and this aircraft would thus get higher landing priority. In the models for different fixes (e.g., OLMEN-GUKDO), all SPD variables had positive coefficients except for one. The positive coefficients of SPD2 seem to follow the same tendency as the models for same fixes. But, at the same time, the positive coefficients of SPD1 imply that faster aircraft get higher landing priorities. We can assume that the speed itself does not have a great effect on arrival sequencing, but it is considered along with overall traffic conditions (e.g., aircraft location and altitude).

It is notable that all ALT coefficients have larger absolute values than those of the corresponding SPD variables ($|\beta_2| > |\beta_3|$, $|\beta_5| > |\beta_6|$). This can be explained by approaching aircraft inside the TMA gradually lowering their altitude from entry to landing, whereas its speed cannot be as readily adjusted at any time given speed restrictions. Therefore,

altitude has a greater influence on air traffic controllers' decisions than speed.

To evaluate the performance of each pairwise model, a ten-fold cross-validation was conducted. The entire dataset was randomly partitioned into ten equal-sized subsets. Then, the training and validation processes were repeated ten times, and during each trial a different subset of data was used to test performance. As a result, all trained models, except for KARBU-KARBU, were found to have at least 88% accuracy and the average was 94.6%, as shown in Table I.

C. Static Case

1) *Prediction of Total Sequence*: On the basis of the pairwise preference models, the landing sequences for 140 sets of 4 successive arrivals were generated. For each set, 6 pairs of probability estimates were computed from the pairwise models. Then, the total sequence was determined by calculating the scores of individual flights and ranking them in a descending order, as illustrated in (3) and (4).

The prediction accuracy of the proposed model was assessed using Spearman's rank correlation. The correlation between the estimated and actual sequences for every set of arrivals was evaluated and the average was calculated. The average Spearman's rank correlation coefficient ($avg\rho$) is defined as follows:

$$avg\rho = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k \rho_s \quad (7)$$

where $k = 140$ is the number of sets and ρ_s is the Spearman's rank correlation of the s -th set, which is defined in (5). The average Spearman's rank correlation coefficient of the proposed model was 0.8571.

To analyze the sensitivity of results to the selection of features, we have built two baseline models with the same

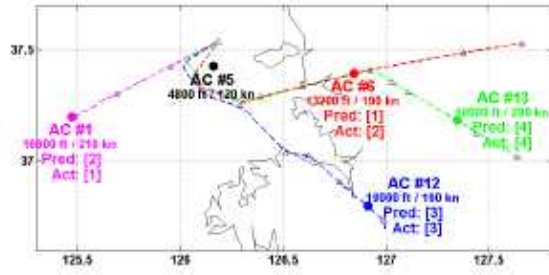


Fig. 6. Example of a false prediction resulting from traffic flow management.

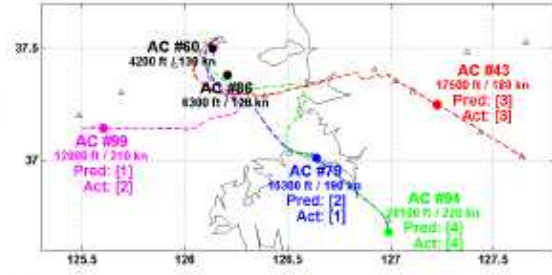


Fig. 7. Example of a false prediction due to an abnormal vectoring operation.

algorithm but with different sets of variables. These models were applied to the same dataset as the current model for evaluation. First, we used only the distance variable. Results showed an average Spearman's rank correlation of 0.7971. This implies that although the remaining distance is the most decisive factor in arrival sequencing, other factors can also affect on the decisions of human controllers.

Next, we used the latitude/longitude of an aircraft's current position instead of the distance to the runway, with the other variables remaining the same as the current model. The average accuracy of the pairwise models was 95.4%, which is almost the same as that of the current model with the distance variable. On the other hand, the accuracy for the total sequence of multiple flights was slightly inferior to the current model showing an average Spearman's rank correlation of 0.8086 which is 2.4% lower in a scale of $[-1, +1]$.

2) *Discussion:* While the proposed model performs well in terms of Spearman's rank correlation, it remains necessary to conduct additional analyses on the resulting data to further investigate the sequencing strategies of human controllers. When a number of aircraft approach an airport, air traffic controllers often employ traffic flow management strategies in compliance with arrival procedures and traffic conditions in the surrounding airspace. Although the proposed model can reflect controllers' general preferences between aircraft along different procedures, this was insufficient for predicting the particular flow management strategies applied under specific traffic conditions.

As shown in Fig. 2, the REBIT procedure has a short track length making arrival speed and rate of descent greater than for flights on other routes at the same distance from ICN. Also, because arrivals from REBIT come from the west while those from other entry fixes come from the east, controllers are likely to experience difficulties in merging aircraft from REBIT into the traffic flow into the runway. For these structural reasons, flights from REBIT have relatively poor control flexibility and air traffic controllers tend to give different priorities to these flights when undertaking traffic flow management. Because our model cannot reflect these factors, it could fail in predicting the sequences involving arrivals from REBIT. For instance, in Fig. 6, our pairwise preference models predicted that AC#1 would land after AC#6 based on their remaining distances, altitudes and speeds. However, in actual operation, AC#1 was the first in the sequence and followed by a series of aircraft

as part of traffic flow management. Fig. 6 shows, for each arrival, its position, aircraft index, altitude (in feet), speed (in knots), predicted sequence (Pred: [-]), actual sequence (Act: [-]), and actual trajectory at the moment the last aircraft of the sequencing set (i.e., AC#13) entered Seoul TMA.

The proposed model can also fail to predict the sequence when an abnormal vectoring operation or unexpected separation failure occurs. In one such case (Fig. 7), the air traffic controller detoured AC#99 to separate it from the preceding aircraft (i.e., AC#86). With time, AC#99 seemed to be vectored farther than the controller intended due to its limited control flexibility. Because of this unusual vectoring operation, the controller sequenced AC#99 after AC#79, although AC#99 had a higher landing priority over AC#79 due to its closer distance to ICN, lower altitude, and higher speed at the moment of prediction. Similarly, among the pairwise models in Table I, the prediction performance of the REBIT-REBIT model was 95.6% inferior to other models for same entry fixes (97.6% and 97.4%).

Various studies have recognized that tasks in complex and dynamic environments require human operators to change their behavior patterns in response to operational constraints such as time or resource availability [46]. The same phenomenon appears to occur in the aircraft-sequencing task as well. Further research to describe the changes in control strategies by air traffic controllers should be performed using various non-computational approaches including a contextual control model [46], [47]. More direct involvement of air traffic controllers in the model-building process might also be desirable. Various interactive techniques between humans and machines could also be incorporated [48], [49].

D. Dynamic Case

1) *Scenario:* A dynamic simulation model was constructed to examine how arrival sequence change with new information. In this case, the number of arriving flights considered in the proposed model and their real-time state information are continuously updated as the traffic situation inside the TMA changes over time. Accordingly, the arrival sequence estimated by the proposed model is also updated in real time.

Fig. 8 shows snapshots of a ten-minute traffic scenario at Seoul TMA; real-time sequencing advisories are indicated in square brackets. For illustrative purposes, altitudes and speeds are not displayed. Within the specified time period, seven

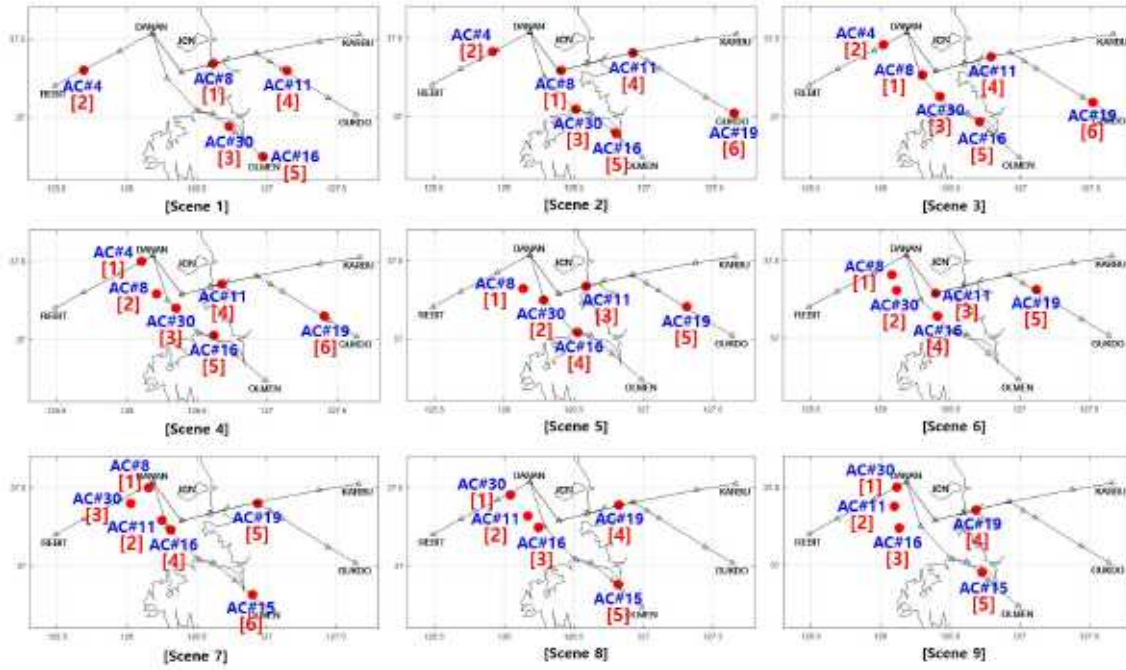


Fig. 8. Ten-minute real-time traffic scenario of Seoul TMA and the dynamic sequencing advisories.

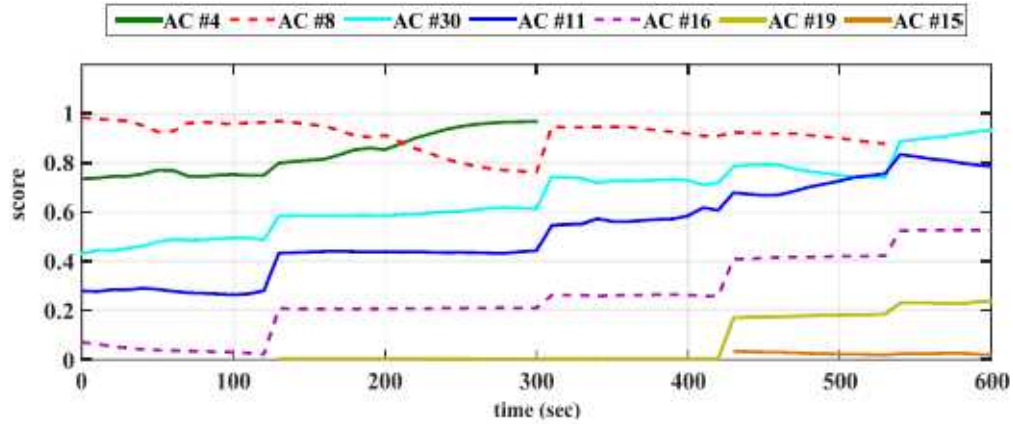


Fig. 9. Score of individual aircraft changing over time in the above scenario in Fig. 8.

arriving flights entered Seoul TMA, and two of them were removed from the sequencing queue as they landed at ICN ([Scenes 4-5] and [Scenes 7-8] in Fig. 8).

Fig. 9 shows how the score of each aircraft, $Score(i)$, changed over time. The scale of the scores varies according to the number of aircraft being considered. For example, in Scene 1, each of the five aircraft can have a maximum score of four. In contrast, in Scene 2, each of the six aircraft can have a maximum score of five. Thus, each score was adjusted

to be between 0 and 1 by dividing it by $(n-1)$, where n is the varying number of aircraft.

2) *Results and Discussion:* The scenario starts with Scene 1 in Fig. 8 where AC#8 has entered Seoul TMA through GUKDO and is continuing along its route, while AC#4 approaches from the opposite direction along the REBIT procedure. Also, AC#11 is flying from GUKDO and following AC#8, while there are two aircraft from OLMEN (i.e. AC#30 and AC#16) in a series. Based on the remaining

distance from ICN, altitude, and speed, the proposed sequencing model predicted AC#8 would arrive at ICN first and followed by AC#4 and the remaining traffic. In Scenes 2-4, it is notable that the controller did not lead AC#8 directly to the initial fix, DANAN, but started vectoring it toward the REBIT procedure and brought it in after AC#4. The controller might have executed this vectoring operation because of the poor flexibility of REBIT traffic, as explained in Section IV-C-2 and Fig. 6. The proposed model fails to reflect the controller's initial intention (Scene 3), but as AC#4 gets closer to DANAN and as AC#8 continued to move west, the model recognized and updated the landing sequence (Scene 4). In the meantime, the proposed model predicted AC#30 would land prior to AC#11. While these two had nearly equal remaining distances, it was more likely that the controller would handle AC#8 and AC#30 in a row as a part of traffic flow management.

As AC#4 was handed off to Incheon tower, it was removed from the arrival queue, and the remaining flights moved up in the queue. For instance, in Scene 5, the landing sequence of AC#8 and AC#30 was updated from 2nd and 3rd to 1st and 2nd, compared to Scene 4. In Scenes 5-9, the controller detoured AC#30 to the west so that AC#11 could be put between AC#30 and AC#16 while ensuring minimum separation. During this process, as shown in Scene 7, the sequences of AC#30 and AC#11 were temporarily reversed to 3rd and 2nd, respectively, before returning to the original sequence (1st and 2nd in Scene 8). This phenomenon might have occurred at the moment when AC#11 became closer to ICN than AC#30.

Fig. 9 can explain how the landing priorities of these aircraft changed over time. It appears that the score of an aircraft starts from near zero when the aircraft enters into the TMA and increases throughout its approach to the airport towards one. Also, the entries or exits of an aircraft are found to increase the scores of the remaining traffic in the queue. As the first aircraft in the sequence lands at the airport and is removed from the queue, its high score is distributed among the remaining traffic, causing their scores to rise sharply. For example, when AC#4 disappeared from the queue at about 300 seconds in Fig. 9, all the remaining scores greatly increased. Likewise, when a new aircraft entered the TMA (e.g., AC#19 near 120 seconds), the entire scale of the scores expanded. The proposed model performs pairwise comparisons including new traffic, and the scores of each aircraft are redistributed. Because the probability that incoming traffic will have landing priority ($=\text{Score}(\text{new})$) is near zero, the redistribution process increases the scores of existing flights. Similarly, redistribution occurs when AC#15 entered the TMA near 420 seconds.

Changes in the scores of involved aircraft during the detour of AC#8 and the temporary reversal of AC#30 and AC#11 (Scenes 2-4 and Scenes 6-8 in Fig. 8) are also seen in Fig. 9. As AC#8 started detouring to the west at around 200 seconds, its score (red-dotted line) dropped sharply below that of AC#4 (green solid line). Also, at a later stage of the scenario, the score for AC#30 was outstripped by that for AC#11 for several seconds at around 520 seconds, and then overtakes it.

3) *Approximate Entry Fix*: In the proposed method, different pairwise models are used depending on the entry fixes of

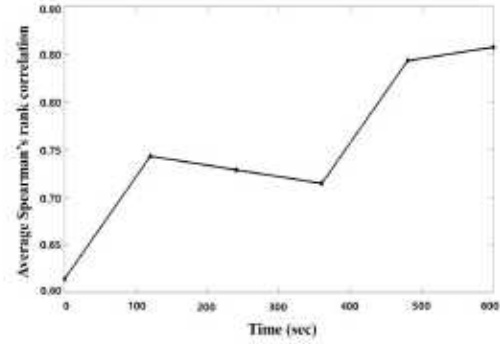


Fig. 10. Time history of the average Spearman's rank correlation between estimated and actual sequences for arrival traffic with approximate entry fix.

aircraft. In real situations, however, the position through which an aircraft enters the TMA is often far from the geographic locations of entry fixes, and the accuracy of the proposed method could be reduced by aircraft with approximate entry fixes. To test how the proposed method can handle an aircraft with approximate entry fix, an additional simulation was conducted.

12 sets of six successive arrivals were collected as test data. To examine the robustness of the proposed method to approximate fix tagging, the entry fix of the last aircraft was assumed to be GUKDO though its actual trajectory passed closely through OLMEN. The landing sequence of each set was estimated using the proposed model and the average Spearman's rank correlation was computed. The estimated landing sequence was updated every two minutes with new state information as the aircraft proceeded to the airport.

As shown in Fig. 10, the average Spearman's rank correlation was initially low due to incorrect fix tagging but quickly recovered. The proposed method could successfully handle aircraft with approximate entry fixes because the current state information is continuously reflected in the model and new data becomes dominant over older data as the aircraft proceeds, though a more thorough investigation with a wider range of scenarios is necessary in future research.

V. APPLICATION: ARRIVAL SEQUENCING

A. Motivation

The optimized aircraft sequence that minimizes or maximizes a certain performance index is often different from that determined by human air traffic controllers. Fig. 11 shows an example from historical data where a considerable difference is found between the two sequences. When aircraft from both the medium and heavy weight categories need to land at ICN through different entry fixes, the optimal sequence that minimizes the total delay based on the minimum separation requirement in Table II differs from the actual sequence determined by air traffic controllers. As shown in the Fig. 11, two thirds of the flights landed in different positions between the actual and optimal sequences and a maximum of three position shifts was seen for the flight through KARB.

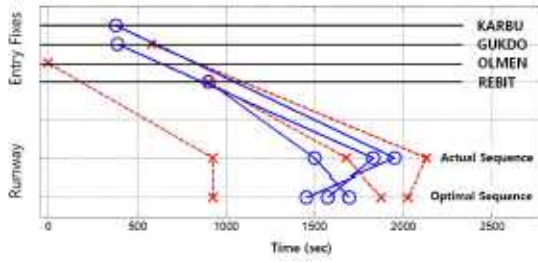


Fig. 11. Example of an optimal sequence that deviates from the actual sequence. Medium-weight aircraft (blue circles) and heavy-weight aircraft (red x's) enter the Seoul TMA through the entry fixes shown. The optimal sequence would land medium-weight aircraft earlier than they actually landed.

TABLE II
MINIMUM SEPARATION REQUIREMENTS (IN SECONDS)

Trailing Leading			
	Small	Medium	Heavy
Small	90	90	90
Medium	150	120	120
Heavy	150	150	120

Because the airspace near airports is highly dynamic and complex, it is often impractical to ask air traffic controllers to apply an optimal landing sequence that deviates from their determination. The optimal sequence based on CPS could alleviate this problem but the limitation from using the FCFS sequence as a reference for position shifting is not eliminated. The FCFS sequence cannot fully reflect the air traffic controllers' cognitive processes and, therefore, considerable differences remain between the CPS sequences based on the FCFS and human controllers' decisions.

B. Hybrid Arrival-Sequencing Algorithm

A hybrid arrival-sequencing algorithm based on the sequence prediction model suggested in Section III together with optimization using CPS was evaluated. Fig. 12 shows a schematic diagram of the proposed sequencing algorithm. Each step of the algorithm is explained as follows.

1) *Reference Sequence Generation by the Proposed Sequence Prediction Model*: A reference arrival sequence for CPS is generated. Unlike the conventional methods with CPS [13], [14], the reference arrival sequence for the proposed hybrid arrival-sequencing algorithm is based on the sequence prediction model proposed in Section III. Compared to the FCFS sequence, the reference sequence from the sequence prediction model is more suitable for human perception because it learns human controllers' preferences from the historical data.

2) *Sequence Optimization With CPS*: The optimal sequence of arriving flights under the CPS constraint is generated based on ETAs and the reference sequence computed in previous steps. The maximum position shifting (MPS) number should be predetermined. Then, given a performance index and various constraints including CPS, an optimal sequence that

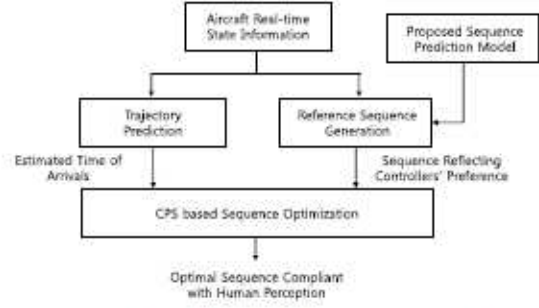


Fig. 12. Schematic of the proposed hybrid arrival-sequencing algorithm based on sequence prediction and the constrained position shifting (CPS) method.

deviates by no more than the MPS number is computed from the reference sequence.

Various objectives can be applied, but average delay minimization and runway throughput maximization are most widely used. Constraints include the minimum separation requirements between successive aircraft and other types of constraints from various operational procedures.

C. Numerical Examples

The proposed hybrid arrival-sequencing algorithm was assessed using real traffic data. The same dataset described in Section IV was used and each test sample consisted of six successive arrivals to consider situations with a higher traffic density. The performance of the proposed algorithm was compared to those with purely optimal sequences (i.e., optimized sequences without the CPS constraint). The performance index for optimization was average delay and the separation requirements between successive aircraft were applied (Table II).

Among a wide range of trajectory prediction techniques, a multiple linear regression model was applied as proposed in [20]–[22], to compute the ETAs of arriving aircraft. In the regression model, the altitude and ground speed at the entry fix were included as independent variables, but other types of trajectory prediction methods with different variables are not excluded in the proposed algorithm.

Table III shows the average delays and average Spearman's rank correlation coefficients for the proposed and comparative methods. Spearman's rank correlation is used to represent the acceptability of the generated sequence as a decision advisory for human controllers. Sequences with higher Spearman's rank correlations are considered to be more acceptable by human controllers because they are more similar to those actually determined by humans.

Results show the trade-offs between average delay and correlation coefficient. The proposed hybrid arrival-sequencing algorithm could increase correlation by 5.2% (from 0.6817 to 0.7174) at the cost of increasing average delay by 5.6% compared to the optimal sequence. For an additional comparison, the correlation coefficient of the reference sequence is 0.8029, 17.8% higher than that found for the optimal sequence. Although an additional study including human controllers' evaluations is still required, results demonstrate that the

TABLE III
PERFORMANCE COMPARISON BETWEEN PROPOSED
AND COMPARATIVE METHODS

Method	Avg. delay (sec)	avg ρ
Reference sequence by proposed prediction model	489.5	0.8029
Optimal sequence	363.6	0.6817
Hybrid sequencing algorithm (MPS=1)	383.9	0.7174

proposed algorithm could provide a more balanced decision advisory to human operators in terms of delay minimization and acceptability to human controllers.

The current level of performance of the hybrid arrival-sequencing algorithm might not yet be great enough to present an immediate benefit for practical air traffic operations. However, the purpose of this study was to show a possible application of the proposed data-driven sequence prediction model to provide decision support for arrival sequencing, while the correlation coefficient of the hybrid sequencing algorithm could be improved by careful adjustment of position shifting. Another possible application of the proposed sequencing prediction model is its use as an indicator of the extent to which air traffic controllers can agree with the sequences generated by an automated sequencing tool. A conflict between the judgments of human operators and decision support tools would be problematic in real operations [49] and the proposed method could alleviate this problem.

VI. CONCLUSIONS

Various decision support systems that help human air traffic controllers have been developed. In order for these systems to fulfill their intended roles, the interaction between the systems and human controllers must be understood. Improper consideration of these interactions often results in solutions from the system that cannot be accepted by the human operators. This paper presents a new computational model to predict landing sequence determined by human controllers using a preference learning method. This research contributes to increasing our understanding of human controller strategies on aircraft sequencing problems and to the development of better decision support systems in the long term.

The pairwise models learned the probabilistic preferences between each pair of arriving aircraft. A different pairwise sequencing model was constructed for each combination of arrival routes using binomial logistic regression. The overall sequence for a new set of aircraft was then determined by combining the pairwise probabilities.

Using this methodology, both static and dynamic simulation studies were performed. The static model predicts the arrival sequence of a given number of aircraft at a particular point in time. The dynamic model continuously updates sequence predictions over time as the number of arriving flights and their positions change in real time. Both models proved that the proposed algorithm is highly accurate, computationally

efficient, and scalable. A possible application for the proposed method in decision support for arrival sequencing was also suggested.

In future works, it will be necessary to elaborate on the proposed sequencing model. First, additional features such as wind and other weather conditions should be considered as independent variables. The nonlinear effects of existing features on sequencing could also be examined. Additionally, other preference learning algorithms (e.g., collaborative filtering) should be further examined. Finally, various non-computational approaches should be developed through in-depth analyses of the cognitive processes of air traffic controllers and be incorporated into the proposed method. More exhaustive simulation studies with various traffic conditions will also be performed.

APPENDIX

Lemma 1 Let $P(\cdot|A)$ be a probability distribution over S_n . Moreover, let

$$\begin{aligned}\overline{Score}(i) &\equiv n - Score(i) \\ &= n - \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j)\end{aligned}$$

with

$$PREF(AC_i, AC_j) = \sum_{Seq: Seq(AC_i) < Seq(AC_j)} P(Seq|A).$$

Then, $\overline{Score}(i) = \sum_{Seq} P(Seq|A) \cdot Seq(AC_i)$.

Proof:

$$\begin{aligned}\overline{Score}(i) &= n - \sum_{j \neq i} PREF(AC_i, AC_j) \\ &= 1 + \sum_{j \neq i} PREF(AC_j, AC_i) \\ &= 1 + \sum_{j \neq i} \sum_{Seq: Seq(AC_j) < Seq(AC_i)} P(Seq|A) \\ &= 1 + \sum_{Seq} P(Seq|A) \sum_{j \neq i} I_{Seq(AC_i) > Seq(AC_j)} \\ &= 1 + \sum_{Seq} P(Seq|A) \cdot (Seq(AC_i) - 1) \\ &= \sum_{Seq} P(Seq|A) \cdot Seq(AC_i).\end{aligned}$$

Lemma 2 Let $0 \leq \overline{Score}(1) \leq \overline{Score}(2) \leq \dots \leq \overline{Score}(n)$. Then, for all sequences $Seq \in S_n$,

$$\sum_{i=1}^n (i - \overline{Score}(i))^2 \leq \sum_{i=1}^n (i - \overline{Score}(Seq(AC_i)))^2 \quad (A1)$$

Proof: Expanding the right-hand side of (A1) and exploiting that $\sum_{i=1}^n \overline{Score}(i)^2 = \sum_{i=1}^n \overline{Score}(Seq(AC_i))^2$ yields,

$$\sum_{i=1}^n (i - \overline{Score}(Seq(AC_i)))^2$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{i=1}^n (i - \overline{\text{Score}(i)})^2 \\
&\quad + 2 \left[\sum_{i=1}^n i \cdot \overline{\text{Score}(i)} - \sum_{i=1}^n i \cdot \overline{\text{Score}(\text{Seq}(AC_i))} \right]. \quad (A2)
\end{aligned}$$

Since $\sum_{i=1}^n i \cdot \overline{\text{Score}(\text{Seq}(AC_i))}$ is maximal when $\text{Seq}(AC_i) = i$, the second term of the right-hand side of (A2) is always positive, which proves the lemma.

Theorem 1 The expected rank distance

$$\begin{aligned}
E(D(\text{Seq}', \text{Seq})|A) &= \sum_{\text{Seq}} D(\text{Seq}', \text{Seq}) \cdot P(\text{Seq}|A) \\
&= \sum_{\text{Seq}} P(\text{Seq}|A) \sum_{i=1}^n (\text{Seq}'(AC_i) - \text{Seq}(AC_i))^2 \quad (A3)
\end{aligned}$$

becomes minimal by choosing Seq' such that $\text{Seq}'(AC_i) \leq \text{Seq}'(AC_j)$ whenever $\overline{\text{Score}(i)} \leq \overline{\text{Score}(j)}$, or equivalently, $\text{Seq}'(AC_i) \leq \text{Seq}'(AC_j)$ whenever $\text{Score}(i) \geq \text{Score}(j)$.

Proof: Expanding the right-hand side of (A3) and exploiting Lemma 1 yields,

$$\begin{aligned}
E(D(\text{Seq}', \text{Seq})|A) &= \sum_{i=1}^n \sum_{\text{Seq}} P(\text{Seq}|A) \cdot (\overline{\text{Score}(i)} - \text{Seq}(AC_i))^2 \\
&\quad + \sum_{i=1}^n (\text{Seq}'(AC_i) - \overline{\text{Score}(i)})^2
\end{aligned}$$

We can observe that the first term of the right-hand side is a constant since it does not depend on Seq' . Thus, we obtain $E(D(\text{Seq}', \text{Seq})|A) = c + \sum_{i=1}^n (\text{Seq}'(AC_i) - \overline{\text{Score}(i)})^2$ and the theorem can be proved using Lemma 2. ■

REFERENCES

- [1] AMAN Status Review 2010, Eurocontrol, Brussels, Belgium, 2010.
- [2] J. E. Beasley, M. Krishnamoorthy, Y. M. Sharaiha, and D. Abramson, "Scheduling aircraft landings—The static case," *Transp. Sci.*, vol. 34, no. 2, pp. 180–197, 2000.
- [3] A. Ghoniem, H. D. Sherali, and H. Baik, "Enhanced models for a mixed arrival-departure aircraft sequencing problem," *INFORMS J. Comput.*, vol. 26, no. 3, pp. 514–530, 2014.
- [4] Y. Eun, I. Hwang, and H. Bang, "Optimal arrival flight sequencing and scheduling using discrete airborne delays," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 11, no. 2, pp. 359–373, Jun. 2010.
- [5] S. Capri and M. Ignaccolo, "Genetic algorithms for solving the aircraft-sequencing problem: The introduction of departures into the dynamic model," *J. Air Transp. Manage.*, vol. 10, no. 5, pp. 345–351, 2004.
- [6] J. Abela, D. Abramson, M. Krishnamoorthy, A. De Silva, and G. Mills, "Computing optimal schedules for landing aircraft," in *Proc. 12th Nat. Conf. Austral. Soc. Oper. Res.*, Adelaide, SA, Australia, 1995, pp. 1–15.
- [7] J. E. Beasley, J. Sonander, and P. Havelock, "Scheduling aircraft landings at London Heathrow using a population heuristic," *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 52, no. 5, pp. 483–493, 2001.
- [8] A. T. Ernst, M. Krishnamoorthy, and R. H. Storer, "Heuristic and exact algorithms for scheduling aircraft landings," *Networks*, vol. 34, no. 3, pp. 229–241, 1999.
- [9] G. Bencheikh, J. Boukachour, A. E. H. Alaoui, and F. E. Khouchi, "Hybrid method for aircraft landing scheduling based on a job shop formulation," *Int. J. Comput. Sci. New. Secur.*, vol. 9, no. 8, pp. 78–88, 2009.
- [10] H. N. Psarafis, "A dynamic programming approach for sequencing groups of identical jobs," *Oper. Res.*, vol. 28, no. 6, pp. 1347–1359, 1980.
- [11] J. A. Bennell, M. Mesgarpour, and C. N. Potts, "Dynamic scheduling of aircraft landings," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 258, no. 1, pp. 315–327, 2017.
- [12] J. Tang and H. A. Abbass, "Behavioral learning of aircraft landing sequencing using a society of probabilistic finite state machines," in *Proc. IEEE Congr. Evol. Comput.*, Beijing, China, Jul. 2014, pp. 610–617.
- [13] R. G. Dear, "The dynamic scheduling of aircraft in the near terminal area," Flight Transp. Lab., Massachusetts Inst. Technol., Cambridge, MA, USA, FTL Rep. R76-9, 1976.
- [14] H. Balakrishnan and B. Chandran, "Scheduling aircraft landings under constrained position shifting," in *Proc. AIAA Guid., Navigat. Control Conf. Exhibit*, Keystone, CO, USA, 2006, p. 6320.
- [15] J. E. Beasley, M. Krishnamoorthy, Y. M. Sharaiha, and D. Abramson, "Displacement problem and dynamically scheduling aircraft landings," *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 55, no. 1, pp. 54–64, 2004.
- [16] X.-B. Hu and W.-H. Chen, "Receding horizon control for aircraft arrival sequencing and scheduling," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 189–197, Jun. 2005.
- [17] A. P. Saraf and G. L. Slater, "Optimal dynamic scheduling of aircraft arrivals at congested airports," *J. Guid., Control, Dyn.*, vol. 31, no. 1, pp. 53–65, 2008.
- [18] Y. Le Fablec and J. M. Alliot, "Using neural networks to predict aircraft trajectories," in *Proc. Int. Conf. Artif. Intell.*, 1999, pp. 524–529.
- [19] M. G. Hamed, D. Gianazza, M. Serrurier, and N. Durand, "Statistical prediction of aircraft trajectory: Regression methods vs point-mass model," in *Proc. 10th USA/Europe Air Traffic Manage. Res. Develop. Seminar*, Chicago, IL, USA, 2013, pp. 1–11.
- [20] A. M. P. De Loege, M. M. Van Praessen, and M. Mulder, "A machine learning approach to trajectory prediction," in *Proc. AIAA Guid., Navigat. Control Conf.*, Boston, MA, USA, 2013, p. 4782.
- [21] K. Tastambekov, S. Puchmorel, D. Delahaye, and C. Rabut, "Aircraft trajectory forecasting using local functional regression in Sobolev space," *Transp. Res. C, Emerg. Technol.*, vol. 39, pp. 1–22, Feb. 2014.
- [22] S. Hong and K. Lee, "Trajectory prediction for vectored area navigation arrivals," *J. Aerosp. Inf. Syst.*, vol. 12, no. 7, pp. 490–502, 2015.
- [23] V. Ramanujam and H. Balakrishnan, "Data-driven modeling of the airport configuration selection process," *IEEE Trans. Human-Mach. Syst.*, vol. 45, no. 4, pp. 490–499, Aug. 2015.
- [24] J. Fürnkranz and E. Hüllermeier, "Preference learning: An introduction," in *Preference Learning*. Berlin, Germany: Springer, 2010, pp. 1–17.
- [25] W. W. Cohen, R. E. Schapire, and Y. Singer, "Learning to order things," *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 10, pp. 243–270, May 1999.
- [26] M. Parakhin and P. Halapczok, "Finding the most probable ranking of objects with probabilistic pairwise preferences," in *Proc. 10th Int. Conf. Document Anal. Recognit.*, Barcelona, Spain, Jul. 2009, pp. 616–620.
- [27] F. L. Wauthier, M. I. Jordan, and N. Jojic, "Efficient ranking from pairwise comparisons," in *Proc. 30th Int. Conf. Mach. Learn.*, 2013, pp. 1–9.
- [28] T. Joachims, "Optimizing search engines using clickthrough data," in *Proc. 8th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, Edmonton, AB, Canada, 2002, pp. 133–142.
- [29] T. Hastie and R. Tibshirani, "Classification by pairwise coupling," *Ann. Statist.*, vol. 26, no. 2, pp. 451–471, 1998.
- [30] E. Hüllermeier, J. Fürnkranz, W. Cheng, and K. Brinker, "Label ranking by learning pairwise preferences," *Artif. Intell.*, vol. 172, nos. 16–17, pp. 1897–1916, 2008.
- [31] S. N. McClung and Z. Kang, "Characterization of visual scanning patterns in air traffic control," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2016, Jan. 2016, Art. no. 8343842.
- [32] Z. Kang and S. J. Landry, "Capturing and analyzing visual groupings of multiple moving targets in an aircraft conflict detection task using eye movements," in *Proc. Hum. Factors Ergonomics Soc. Annu. Meeting*, San Francisco, CA, USA, 2010, pp. 1906–1910.
- [33] K. E. Train, *Discrete Choice Methods With Simulation*. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2003.
- [34] D. W. Hosmer, Jr., S. Lemeshow, and R. X. Sturdivant, *Applied Logistic Regression*. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2004.
- [35] Z. Galil and N. Megiddo, "Cyclic ordering is NP-complete," *Theor. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 179–182, 1977.
- [36] T. Kamishima, H. Kazawa, and S. Akaho, "A survey and empirical comparison of object ranking methods," in *Preference Learning*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010, pp. 181–201.

- [37] C. Spearman, "The proof and measurement of association between two things," *Amer. J. Psychol.*, vol. 15, no. 1, pp. 72–101, 1904.
- [38] J. Fürnkranz and E. Hüllermeier, "Pairwise preference learning and ranking," in *Proc. Eur. Conf. Mach. Learn.*, 2003, pp. 145–156.
- [39] C. Barnhart, D. Bertsimas, C. Caramanis, and D. Fearing, "Equitable and efficient coordination in traffic flow management," *Transp. Sci.*, vol. 46, no. 2, pp. 262–280, 2012.
- [40] H. Balakrishnan and B. Chandran, "Efficient and equitable departure scheduling in real-time: New approaches to old problems," in *Proc. 7th USA/Eur. Air Traffic Manage. Res. Develop. Seminar*, Barcelona, Spain, 2007, pp. 1–10.
- [41] *Air Traffic Control*, document JO 7110.65W, Federal Aviation Administration, 2015.
- [42] J. M. Hoston, R. J. Hansman, G. Aigoin, D. Delahaye, and S. Puechmorel, "Introducing structural considerations into complexity metrics," *Air Traffic Control Quart.*, vol. 10, no. 2, pp. 115–130, 2002.
- [43] S. Jung and K. Lee, "Probabilistic prediction model of air traffic controllers' sequencing strategy based on pairwise comparisons," in *Proc. IEEE/AIAA 35th Dig. Avionics Syst. Conf.*, Sacramento, CA, USA, Sep. 2016, pp. 1–6.
- [44] R. R. Clewlow, I. Simaiakis, and H. Balakrishnan, "Impact of arrivals on departure taxi operations at airports," in *Proc. AIAA Guid., Navigat. Control Conf.*, Toronto, ON, Canada, 2010, pp. 1–20.
- [45] J. Hair, Jr., W. C. Black, B. J. Babin, and R. E. Anderson, "Multivariate Data Analysis," in *Preference Learning*, London, U.K.: Pearson, 2014.
- [46] K. Feigh, A. R. Pritchett, T. Denq, and T. Jacko, "Contextual control modes during an airline rescheduling task," in *Proc. Hum. Factors Ergonom. Soc. Anna. Meeting*, 2006, pp. 457–461.
- [47] J. Rasmussen, "The role of hierarchical knowledge representation in decisionmaking and system management," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-15, no. 2, pp. 234–243, Mar./Apr. 1985.
- [48] S. Amershi, M. Cakmak, W. B. Knox, and T. Kulesza, "Power to the people: The role of humans in interactive machine learning," *AI Mag.*, vol. 35, no. 4, pp. 105–120, 2014.
- [49] E. J. Bass and A. R. Pritchett, "Human-automated judgment learning: Applying interpersonal learning to investigate human interaction with alerting systems," in *Proc. IEEE/AIAA 21st Dig. Avionics Syst. Conf.*, Irvine, CA, USA, Oct. 2002, pp. 7A3-1–7A3-12.



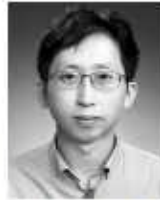
Soyeon Jung received the B.S. degree in air transportation, the B.L. degree in air and space law, and the M.S. degree in air transportation from Korea Aerospace University, South Korea, in 2015 and 2017, respectively. She is currently pursuing the Degree with the Department of Aeronautics and Astronautics, Stanford University.

She was a Research Scientist and a member with the Air Transportation Modeling and Control Laboratory, Korea Aerospace University. Her research interests include decision making in air traffic management and deep reinforcement learning.



Sungkweon Hong received the B.S. and M.S. degrees in air transportation from Korea Aerospace University, South Korea, in 2013 and 2015, respectively. He is currently pursuing the Degree with the Department of Aeronautics and Astronautics, MIT.

He was a Researcher with the Communication, Navigation and Surveillance/Air Traffic Management Team, Satellite Based Augmentation System Research and Development Head Office, Korea Aerospace Research Institute, Daejeon, South Korea. His research interests include air traffic management and machine learning.



Keumjin Lee received the B.S. and M.S. degrees in aeronautical engineering from Seoul National University, South Korea, in 1999 and 2001, respectively, and the Ph.D. degree in aerospace engineering from Georgia Institute of Technology, Atlanta, in 2008.

He was a Researcher with the Air Traffic Management Department, Electronic Navigation Research Institute, Japan, and also with the Department of Aviation Research, Korea Transport Institute, South Korea. He is currently an Associate Professor with the Department of Air Transportation and Logistics, Korea Aerospace University, South Korea. His research interests include modeling and optimization and their applications to air traffic management and airspace design.

No	논문제목			
2	항공교통관제 시뮬레이션을 위한 항공기 4D 궤적모델 개발			
	논문저자			
	정현태, 이금진			
	기관	학술지명	권호	게재일
	한국항공학회	한국항공학회지	제21권 제3호	2017. 06. 30.

초록	Sequencing the arrival flights is one of the most significant tasks of the air traffic flow management. This paper proposes a new framework to predict the arrival sequences based on a preference learning approach, where we learn the historical sequence data operated by human controllers. Our model works in two stages: it first learns the pair-wise preferences between arrivals, and then it predicts the total sequence of a new set of n aircraft by estimating and comparing the preference probabilities of all the pairs.
----	---

항공교통관제 시뮬레이션을 위한 항공기 4D 궤적모델 개발

Aircraft 4D Trajectory Model for Air Traffic Control Simulator

정 현 태 · 이 금 진*

한국항공대학교 항공교통물류학과

Hyuntae Jung · Keumjin Lee*

School of Air Transport, Transportation and Logistics, Korea Aerospace University, Gyeonggi-do, 10540, Korea

[요 약]

본 논문에서는 입력된 비행계획을 바탕으로 4차원 궤적을 생성하고, 이 궤적정보를 기반으로 항공기 운동을 나타내는 시뮬레이션 모델을 개발하였다. 4차원 궤적은 BADA에서 제공하는 항공기 성능 계수와 Total Energy Model 및 베지에 곡선을 활용하여 모델링 하였으며, CTA (controlled time of arrival) 및 속도를 기준으로 하는 두 가지 항공기 제어 방식을 제안하였다. 시뮬레이션 결과 비행시간 및 경로에 대하여 정의된 궤적과 거의 일치하였으며, 바람 조건에 따른 각 제어 방식 별 차이점을 도출하였다. 본 연구에서 개발된 시뮬레이션 모델을 기반으로, 다양한 항공교통관리 분야 연구에 활용할 수 있을 것으로 기대된다. 향후 연구로 실제 항공기가 운항한 경로와 베지에 곡선간의 차이를 줄이기 위해 최적화 기법을 도입할 필요가 있으며, 이를 통해 개발된 시뮬레이션의 활용도를 높일 수 있다.

[Abstract]

This paper presents air traffic control simulation model for generating 4D trajectory, and aircraft dynamic model based on 4D trajectory information. With aircraft parameters from BADA and Total Energy Model, the trajectory is defined through modified Bezier curve and the simulation supports two aircraft control methods based on controlled time of arrival (CTA) or airspeed. The simulation results shown that flight time and path were almost identical to the defined trajectory, and derived the differences of each control methods according to wind conditions. Based on the simulation model developed in this study, it is expected to be applied to various air traffic management researches. Future studies will focus on applying optimization techniques in order to minimize the difference between generated trajectories and actual flight routes. This work will increase utilization of developed simulation futhermore.

Key word : Air traffic control simulation, 4D trajectory modeling, Air traffic management, Point-mass aircraft model, Base of aircraft data.

<https://doi.org/10.12673/jant.2017.21.3.264>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 8 May 2017; Revised 16 May 2017
Accepted (Publication) 24 June 2017 (30 June 2017)

*Corresponding Author

Tel: +82-2-300-0375
E-mail: keumjin.lee@kau.ac.kr

I. 서 론

항공교통산업은 전 세계에서 가장 빠르게 성장하는 산업 중 하나로, 2016년 1월 기준 아시아 태평양 지역은 10.6%의 RPK (revenue passenger-kilogram) 성장을 기록하였다 [1]. 항공교통 수요는 가파르게 증가하는 가운데, 공항 및 공역의 수용량은 한계가 있으며, 수용량을 넘어서는 수요로 인한 운항 지연으로 많은 경제적, 환경적 손실이 발생하고 있다. 새로운 시설을 확충하여 공항 및 공역의 수용량을 늘리는 데에는 많은 시간과 예산이 필요하기 때문에, 주어진 수용량을 최대한 활용하는 효율적인 항공교통관리 (air traffic management)가 국내외 적으로 주목을 받고 있다.

다양한 항공교통관리 기법이 연구되고 소개된 가운데, 이러한 새로운 개념을 실제 운항 환경에 도입하기 전 검증 및 평가하는 방법으로 시뮬레이션이 많이 사용된다. 현재 다양한 기능을 갖춘 항공교통 시뮬레이션이 개발되었고 활용되고 있다. 본 연구에서는 궤적기반운영 (TBO; trajectory based operation) 및 슬롯, 도착관리 등 다양한 항공교통관리 분야 연구에 활용될 수 있는 시뮬레이션을 개발하고자 한다.

II. 시뮬레이션 구성

본 시뮬레이션은 지면을 평면으로 가정하며, 기상모형은 표준 대기 (ISA; international standard atmosphere) 모형을 기반으로 MATLAB을 이용하여 제작되었다. 시뮬레이션 흐름은 그림 2와 같이 데이터 불러오기, 비행계획 및 환경 데이터 입력, 4DT (4D trajectory) 생성 및 검증, 외부 항적 데이터 입력, UI 생성, 항공기 생성 및 시뮬레이션, 사용자 명령 처리, 비행 로그 저장 및 시각화 단계로 이루어진다. 시뮬레이션 UI는 아래 그림 1과 같다.

EUROCONTROL BADA (base of aircraft data)[2] 에서 제공하는 항공기 성능 계수 중, 항공기 중량, 최대 운항 고도, 최고 및 최저 속도 등의 항공기 운용 한계, 이륙, 상승, 순항, 접근 및 착륙 단계 별 추력 설정 (thrust setting) 및 항력 계수 (drag coefficient)와 연료 소모 계수 (thrust specific fuel consumption)를 이용하였다. 또한 BADA 항공사 절차 모델 (airline procedure model)에서 제시하는 일반적인 항공기 속도 및 고도 운영 기준을 참고하였으며, 그 외 공항, 공역, 항로 및 비행절차 데이터는 항공정보간행물 (AIP; aeronautical information publication)에서 발간된 내용으로 구성하였다.

시뮬레이션은 크게 4DT의 생성 및 검증 과정과 항공기를 제어하는 과정으로 이루어지며, 이 때 항공기는 사전에 정의된 4DT를 참조하여 제어된다. 각 과정 별 자세한 내용은 각 3장과 4장에서 기술된다. 또한 본 논문에서는 보다 명확한 의미 전달을 위해 시뮬레이션에서 항공기 제어에 활용되는 기준 4DT를 Reference 4DT (이하 r-4DT)로 지칭하였다.

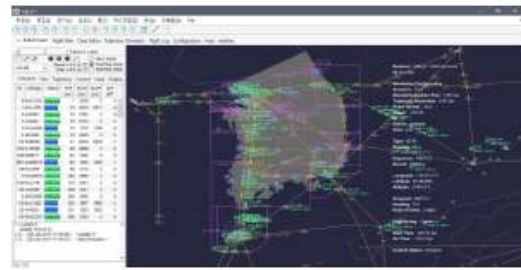


그림 1. 시뮬레이션 사용자 인터페이스(GUI)

Fig. 1. Graphic user interface of the simulation.

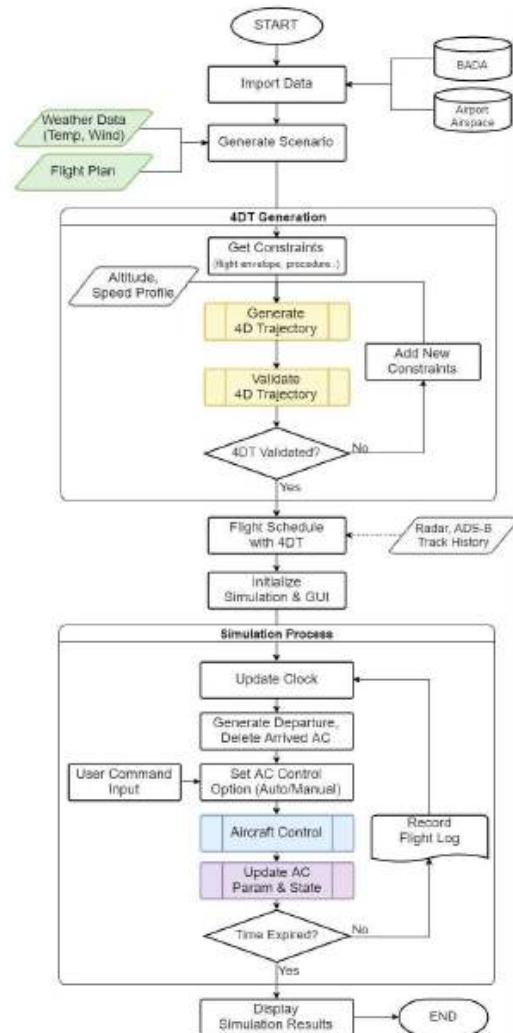


그림 2. 시뮬레이션 흐름도

Fig. 2. Simulation flow chart.

III. Reference 4DT 모델

3-1 비행계획 입력 및 제한 조건 (constraint) 배정 단계

Reference 4-Dimensional Trajectory (r-4DT)는 사전에 정의된 항공기의 비행계획을 기반으로 주어진 제한 조건 (운용 한계, 관제 지시 등)을 만족하도록 계산된 항공기의 경로(위도, 경도, 고도)와 진대기속도 (TAS; true airspeed), 그리고 경로를 구성하는 픽스 (fix) 별 도달 시간 (CTA; controlled time of arrival)으로 구성된다.

r-4DT의 생성은 비행계획에 포함되는 항공기 비행경로점 (waypoint) 정보에 적절한 제한 조건 (constraint)을 배정하는 것에서 시작된다. 여기서 제한 조건이란 경로점을 지나는 항공기가 가질 수 있는 고도, 기수, 그리고 속도 값의 범위를 의미하는데, 항공기 운용한계 (flight envelope), 운항 규제 및 절차상 제한 사항 등 표 1에서 나타난 다양한 요소를 고려해 결정된다.

표 1과 같이 각 요소별 정의된 제한 조건 범위를 하나의 필터로 하여 아래 그림 3과 같이 각 경로점에서 가질 수 있는 고도 및 속도 범위를 구한 뒤, 사전에 정의된 프로파일, 사용자 조건 또는 BADA 항공사 절차 모델을 이용하여 한 가지 값으로 결정한다.

표 1. 4DT 제한조건 배정 순서

Table 1. 4DT constraint assignment process.

Step	Category	Description
1	Flight envelope	Max/min airspeed, max altitude, max thrust, etc.
2	Regulatory constraints	MEA (minimum en-route altitude), MSA (minimum sector altitude), etc.
3	ATC instructions	ATC instructions (airspeed, altitude, heading, etc.)
4	Procedural constraints	Assigned altitude, airspeed, ROCD (rate of climb/descent) in flight procedure for each waypoint
5	Speed/altitude profiles	Pre-defined airspeed, altitude (climb/descent) assignment profiles
6	User defined conditions	Other user defined restrictions or conditions
7	BADA airline procedure model	Airline procedure models defined in BADA

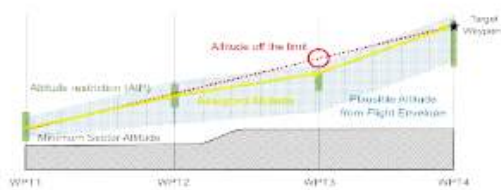


그림 3. 고도 제한조건 배정 예시

Fig. 3. Example of altitude constraint assignment.

3-2 r-4DT 생성 및 검증 단계

본 시뮬레이션에서는 항공기의 r-4DT 중 2차원 경로를 나타내는 위도와 경도를 3차 베지에 곡선 (cubic bezier curve) 으로 모델링하였다[3]. 이전 단계에서 설정된 비행 경로점 별 고도 및 속도 제한 조건을 기반으로 하여, 하나의 경로점에서 다른 경로점까지의 세그먼트를 하나의 베지에 곡선으로 모델링하고 이를 연속적으로 이어 붙여 r-4DT를 완성한다.

3차 베지에 곡선을 그리기 위해서 곡선 시작점(P_0)과 끝점(P_3) 점, 그리고 P_1 , P_2 , 2개의 조절점 (control point)이 필요하며, 곡선 시작점을 0, 끝점을 1의 값으로 갖는 매개변수 τ 로 표현한 곡선의 식은 아래와 같다.

$$\begin{cases} P_0 = \begin{bmatrix} x(0) \\ y(0) \end{bmatrix}, \\ P_1 = P_0 + \left(\lambda_0 \tau + \frac{1}{3} \right) l \begin{bmatrix} \cos(\psi_0) \\ \sin(\psi_0) \end{bmatrix}, \\ P_2 = P_3 + \left(\lambda_1 (\tau - 1) - \frac{1}{3} \right) l \begin{bmatrix} \cos(\psi_1) \cos(\gamma) \\ \sin(\psi_1) \cos(\gamma) \end{bmatrix}, \\ P_3 = \begin{bmatrix} x(1) - v_w t \cos(\psi_w - \pi) \\ y(1) - v_w t \sin(\psi_w - \pi) \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $x(0)$ 과 $y(0)$ 은 각 항공기의 초기 위치를 나타내며, t 는 항공기가 곡선의 시작점에서 출발하여 곡선의 끝까지 걸리는 시간이며, $x(1)$ 과 $y(1)$ 은 곡선 끝 점에서의 항공기 위치를 나타낸다. l 은 곡선의 길이, ψ_0 와 ψ_1 은 각 시작점, 끝 점에서의 항공기 기수를, ψ_w 와 v_w 는 각 풍향, 풍속을 나타낸다. 여기서 λ_0 와 λ_1 은 P_1 과 P_2 위치를 결정하는 상수로 λ_0 와 λ_1 의 값에 따라 곡선의 모양이 바뀌게 된다. 위에서 구한 곡선 시작점, 끝점 그리고 조절점을 이용하여, 항공기 위치를 매개변수 τ 에 대하여 나타낸 식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} P(\tau) &= \begin{bmatrix} x(\tau) \\ y(\tau) \end{bmatrix} = \sum_{i=0}^3 \binom{3}{i} \tau^i (1-\tau)^{3-i} P_i \\ &= (1-\tau)^3 P_0 + 3\tau(1-\tau)^2 P_1 + 3\tau^2(1-\tau) P_2 + \tau^3 P_3 \end{aligned} \quad (2)$$

r-4DT 내 위도 및 경도는 베지에 곡선을 이용하여 나타낸 반면, 고도 h 와 속도 v 는 아래 식 (3)과 식 (4)와 같이 선형적으로 표현하였다. 이렇게 선형으로 처리함으로써 4장에서 기술될 total energy model에서 dv/dt 와 dh/dt 가 상수로 처리되어 계산이 용이하게 된다.

$$h(\tau) = h(0) + \tau(h(1) - h(0)) \quad (3)$$

$$v(\tau) = v(0) + \tau(v(1) - v(0)) \quad (4)$$

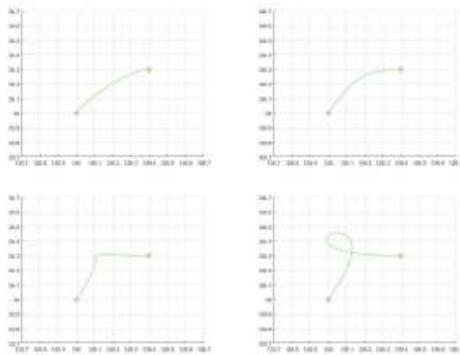


그림 4. 비행소요시간(t)에 따른 r-4DT 세그먼트 생성 예시
Fig. 4. Generated r-4DT segments with given flight time ($t_r=500$, $t_r=1000$, $t_r=2000$, $t_r=4000$).

곡선 매개변수 τ 는 아래 식 (5)와 식 (6)을 통해 시간 t 에 관한 식으로 구할 수 있다. 세그먼트 비행이 시작되는 시간을 0 이라고 하면, l 은 총 곡선의 길이, $s(t)$ 는 시간 t 까지 비행한 거리, t_r 은 해당 곡선을 전부 비행했을 때까지 걸리는 시간으로, t 가 0일 때 τ 는 0이고 t 가 t_r 일 때 τ 는 1이 된다.

$$\tau(t) = \frac{s(t)}{l}, \text{ where } \begin{cases} s(0)=0, \\ s(t_r)=l. \end{cases} \quad (5)$$

$$\frac{d\tau(t)}{dt} = \frac{ds(t)}{ds} \frac{ds(t)}{dt} = \frac{v(t)}{l} \quad (6)$$

예지에 곡선을 이용하여 생성된 r-4DT는 BADA 항공기 성능계수를 이용하여 검증한다. BADA에서 제공하는 기종별 항공기 운용 한계 중 속도 v , 고도 h , 가속도 a , 추력 T , bank angle ϕ 및 flight path angle γ , 그리고 중량 m 에 대하여 r-4DT 내 모든 경우에 아래와 같은 식을 만족하는지 확인한다. 만약 해당 범위를 만족하지 않을 경우, 운용 한계 범위에 들어오도록 하는 새로운 제한조건을 계산 및 적용하여 다시 r-4DT를 생성한 후 검증하는 작업을 반복한다.

$$v_{\min} \leq v(\tau) \leq v_{\max} \quad (7)$$

$$0 \leq h(\tau) \leq h_{\max} \quad (8)$$

$$\|\dot{v} + \ddot{h}\| \leq a_{\max} \quad (9)$$

$$0 \leq T \leq T_{\max} \quad (10)$$

$$|\phi| \leq \phi_{\max} \quad (11)$$

$$|\gamma| \leq \gamma_{\max} \quad (12)$$

$$m_0 \leq m_{\max} \quad (13)$$

$$m_0 - \int (fuelflow) dt \geq m_{\min} \quad (14)$$

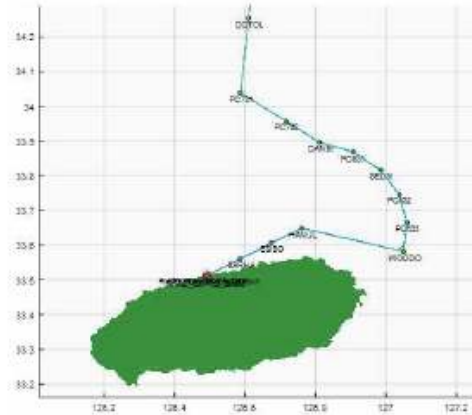


그림 5. 생성 및 검증완료 된 r-4DT 제주공항 접근부 예시
Fig. 5. Generated and validated r-4DT approaching segment to Jeju airport.

식 (10)의 항공기 추력 T 는 다음 4장에서 기술되는 total energy model을 통해 계산되며, bank angle ϕ , flight path angle γ 는 아래 식을 통해 계산된다.

$$\phi = \arctan\left(\frac{\dot{\psi}v}{g_0}\right) \quad (15)$$

$$\gamma = \arcsin\left(\frac{\dot{h}}{v}\right) \quad (16)$$

위 과정을 통하여 생성된 경로점 간의 곡선을 연속적으로 이어 붙여서 그림 5와 같은 최종 r-4DT를 생성한다.

IV. 항공기 운동 모델 및 제어

4-1 항공기 운동 모델

본 시뮬레이터에서는 항공기 운동을 나타내는 식으로 TEM (total energy model)을 사용하였다. TEM 모델은 다른 6자유도 항공기 모델과 같이[4] 항공기의 미시적인 거동을 표현할 수는 없다. 하지만 본 시뮬레이션은 항공기 하나하나의 미시적인 움직임에 집중하는 것이 아닌 항공교통의 전반적인 흐름 및 공역 환경을 관찰하는 것을 그 용도로 하며, 동시에 여러 항공기의 기동을 동시에 계산하여야 하는 특성 상, 상대적으로 계산 비용이 저렴한 TEM 모델이 보다 적합하다고 할 수 있다.

$$(T-D)v = mg_0 \frac{dh}{dt} + mv \frac{dv}{dt} \quad (17)$$

T 는 추력, D 는 항력, v 는 항공기 진대기속도 (TAS; true

airspeed), m 은 항공기 중량을 나타낸다. 위 TEM을 이용하면 항공기 추력 T , 속도 v , 그리고 상승/하강율 (ROCD, rate of climb or descent) $\frac{dh}{dt}$ 중 두 변수를 이용하여 나머지 하나를 계산할 수 있다.

다른 일부 시뮬레이터는 상승 및 하강 단계에서 throttle setting을 고정하여 속도와 상승/하강율을 계산하는 방법을 사용하고 있다 [2]. 그러나 본 시뮬레이터에서는 모든 비행 단계에서 항공기의 속도 및 상승/하강을 프로파일인 r-4DT에서 정의하며, 이 프로파일을 이용하여 항공기 throttle을 계산하여 항공기 움직임을 구현한다. 이렇게 함으로써 레이더 및 ADS-B 항적과 같이 throttle setting 정보가 없는 제적을 구현할 수 있으며, 4DT의 속도와 상승/하강을 프로파일을 변경함으로써 현실적인 항공기 움직임을 구현할 수 있다. 식 (17)에서 항력 D 는 아래와 같이 계산한다.

$$C_L = \frac{2mg_0}{\rho v^2 S \cos \phi} \quad (18)$$

$$C_D = C_{D0} + C_{D2} (C_L)^2 \quad (19)$$

$$D = \frac{1}{2} C_D \rho v^2 S \quad (20)$$

마지막으로 항공기의 위치와 중량변화량은 아래와 같이 계산할 수 있다. 여기서 x 는 경도, y 는 위도이며, v 는 항공기 속도, ψ 는 항공기 기수, ψ_w 와 v_w 는 각 풍향과 풍속을 나타낸다. γ 는 비행경로 각 (flight path angle), ϕ 는 bank angle을 나타낸다. 항공기의 속도와 기수값은 r-4DT의 참조점을 기준으로 제어되는데, 자세한 내용은 다음절에서 설명된다.

$$\dot{x} = v \cos(\psi) \cos(\gamma) - v_w \cos(\psi_w - \pi) \quad (21)$$

$$\dot{y} = v \sin(\psi) \cos(\gamma) - v_w \sin(\psi_w - \pi) \quad (22)$$

$$\dot{m} = -fuelflow(T, v) \quad (23)$$

4-2 항공기 제어: 속도, 고도, 기수 업데이트

이 절에서는 r-4DT에서 정한 참조점 (reference point)의 위치 및 고도, 속도, 도착시간을 만족하도록 항공기를 제어하는 방식에 대해서 설명한다. 항공기를 제어하는 방법으로 본 시뮬레이션에서는 두 가지 방법을 사용한다. 항공기 제어에 필요한 목표속도를 r-4DT내 해당 참조점의 속도(v_r^i)에서 참조하는 static mode와 참조점의 CTA(t_r^i)에서 참조하는 dynamic mode로 구분된다. 우선 r-4DT를 구성하는 참조점의 위치, 고도, 속도 또는 도달 시간 (CTA; controlled time of arrival)의 정보와 현재 항공기의 상태와 비교하고, 현재 참조하고 있는 참조점을 유지할지 또는 다음 참조점의 정보를 이용할지 판단한다.

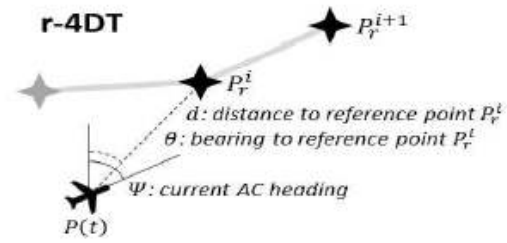


그림 6. r-4DT를 기반으로 하는 항공기 제어 설명

Fig. 6. Aircraft control based on r-4DT.

r-4DT에서 정의된 i 번째 참조점을 P_r^i 라 하며, P_r^i 는 식 (24)와 같이 각 경도, 위도, 고도, 속도 및 시간 정보를 포함한다. 시간 t 에서의 항공기의 위치를 $P(t)$, 고도를 h , 속도를 v 라 하며, 이 때 항공기 위치에서 P_r^i 까지의 거리 및 방향 (bearing)을 각 d , θ 라 하면 아래의 식과 같이 정리된다.

$$P_r^i = \begin{bmatrix} x_r^i \\ y_r^i \\ h_r^i \\ v_r^i \\ t_r^i \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$P(t) = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$d = \left\| \begin{bmatrix} x_r^i - x \\ y_r^i - y \end{bmatrix} \right\| \quad (26)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{x_r^i - x}{y_r^i - y}\right) \quad (27)$$

static mode에서는 그림7과 같이 4DT에서 정의하는 도달시간을 무시하는 대신 4DT에서 정의하는 속도를 준수하도록 항공기를 제어하는 방법이다.

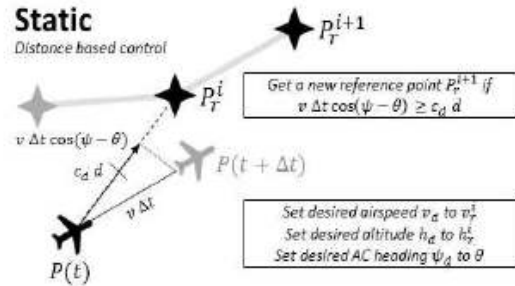


그림 7. Static mode의 참조점 업데이트 및 파라미터 설정

Fig. 7. Reference point and parameter update in static mode.

static mode에서는 식 (28)의 조건과 같이 현재 항공기의 위치와 참조점 간의 거리, 기수를 고려하여, 항공기가 참조점에 일정 거리 이내로 근접하였을 경우 다음 참조점을 참조하도록 한다.

$$i = i + 1 \quad \text{if} \quad v \Delta t \cos(\psi - \theta) \geq c_d d \quad (28)$$

여기서 c_d 는 현 위치와 참조점까지의 거리(d)에 곱하는 상수로 업데이트 기준 threshold를 결정하는 역할을 한다. 참조점 업데이트 판단 이후 항공기 제어에 필요한 목표 속도(v_d), 목표 고도(h_d), 목표 기수(ψ_d)를 식 (29)와 같이 설정한다.

$$\begin{cases} v_d = v_r^i, \\ h_d = h_r^i, \\ \psi_d = \theta. \end{cases} \quad (29)$$

static mode에서는 항공기와 참조점의 거리를 기준으로 참조점 업데이트를 판단하였다면, dynamic mode에서는 그림 8과 같이 r-4DT의 CTA를 기준으로 참조점을 업데이트 한다. t_D 는 허용되는 항공기 지연(delay) 시간이며, c_r 는 시뮬레이션 시간 업데이트 단위에 곱해지는 상수로 참조점 업데이트 기준의 threshold를 결정한다. dynamic mode에서는 목표 속도(v_d), 목표 고도(h_d), 목표 기수(ψ_d)를 식 (31)과 같이 설정한다.

$$i = i + 1 \quad \text{if} \quad t_r^i - (t + t_D) \geq c_r \Delta t \quad (30)$$

$$\begin{cases} v_d = \frac{d \cos(\psi - \theta)}{t_r^i - t}, \\ h_d = h_r^i, \\ \psi_d = \theta. \end{cases} \quad (31)$$

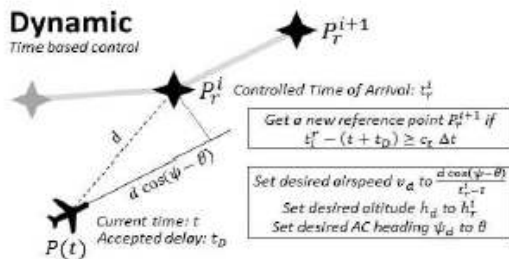


그림 8. Dynamic mode의 참조점 업데이트 및 파라미터 배정
Fig. 8. Reference point and parameter update in dynamic mode.

항공기 목표 속도 v_d , 목표 고도 h_d 및 목표 기수 ψ_d 가 설정되면, 이 목표값들을 이용하여 항공기의 움직임을 제어하게 된다. 속도 및 기수에 대한 제어는 비례제어법칙 (proportional control)을 사용하였으며, 고도의 경우 비례미분제어법칙 (proportional differential control)을 적용하였다 [5,6].

V. 시뮬레이션 결과

인천공항 RWY16 - 제주공항 RWY25으로 향하는 r-4DT를 생성하여 시뮬레이션을 수행하였다. 모든 기종은 B737-800으로, 같은 조건에서 dynamic과 static mode로 각 2회 수행하였으며, 각 mode 별 항공기 1대씩 맞바람($\psi_w = 360^\circ$, $v_w = 10$)의 영향을 적용하였다. 단, 이 때 r-4DT 생성 단계에서는 바람 정보를 제공하지 않고 생성하여, 예고되지 않은 바람의 영향에 의하여 항공기 움직임을 어떠한 영향을 받는지 확인하고자 하였다. dynamic & no wind case를 DY_NW, dynamic & wind case를 DY_WA, static & no wind case를 ST_NW, static & wind case를 ST_WA로 정의하여 지상 횡단 부분을 제외한 비행 결과를 분석한 결과는 그림 9 및 표 2와 같다.

아래 그림 9에서 각 그래프의 x 축은 비행시간을 나타내며, y 축은 순서대로 경도, 위도, 고도, 기수, 진대기속도, 고도 상승/하강, 수평가속도, 수직가속도, 추력, 중량 그리고 누적 연료 소모량을 나타낸다.

ST_WA case를 제외하고는 비행시간 및 거리는 r-4DT와 거의 일치하는 결과를 얻었다. ST_WA는 맞바람의 영향을 받았지만, 이 영향을 상쇄하지 않는 static mode로 운영이 되어 원 r-4DT 보다 106초 늦게 지연된 결과를 갖는다. dynamic mode로 운영된 항목, 특히 DY_WA의 경우에는 r-4DT의 CTA를 준수하기 위하여 추력을 조절하여 속도, 가속도 및 추력 그래프가 static mode에 비하여 변동이 심한 것을 확인할 수 있다. 따라서 비행시간은 r-4DT와 일치하지만, 소모연료량이 static mode에 비해 소폭 많다. static mode로 운영되는 항공기는 CTA를 무시, r-4DT에서 정의된 속도를 유지하여 r-4DT와의 차이는 적으나, 맞바람 등의 영향을 받으면 소요 비행시간이 증가할 수 있다.

표 2. r-4DT, 시뮬레이션 결과 (비행시간, 거리, 소모연료량) 비교
Table 2. Comparison of flight time, distance and consumed fuel between r-4DT & simulation results.

	Flight time (sec)	Flight distance (NM)	Consumed fuel (kg)
r-4DT	3,575 sec	288.79 NM	2177.49 kg
DY_NW	3,575 sec (+ 0.00 %)	288.83 NM (+ 0.01 %)	2175.10 kg (- 0.11 %)
DY_WA	3,575 sec (+ 0.00 %)	288.81 NM (+ 0.01 %)	2213.08 kg (+ 1.63 %)
ST_NW	3,581 sec (+ 0.17 %)	289.24 NM (+ 0.16 %)	2141.10 kg (- 1.67 %)
ST_WA	3,681 sec (+ 2.97 %)	289.25 NM (+ 0.16 %)	2203.01 kg (+ 1.17 %)

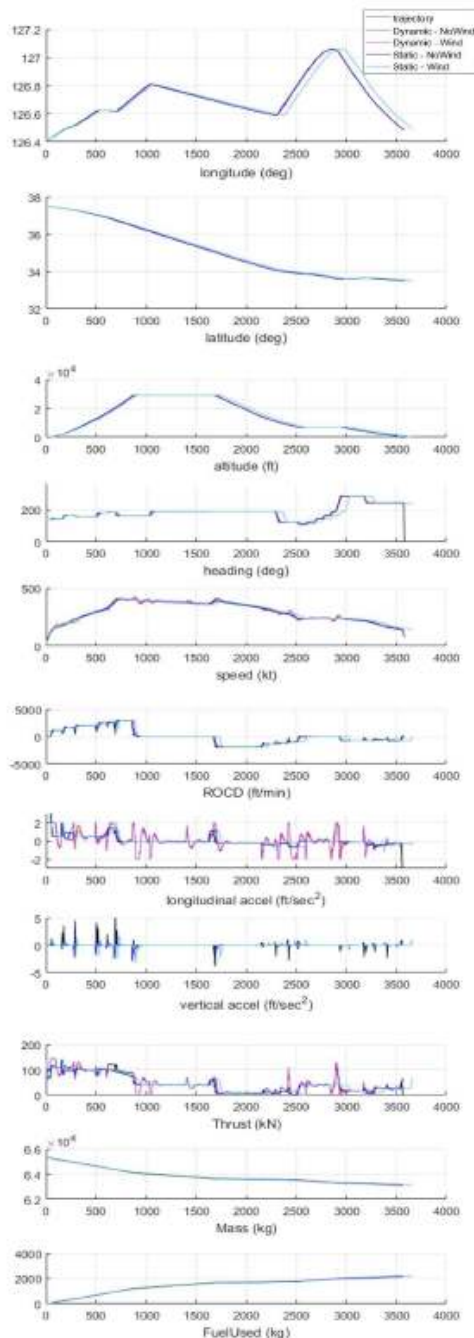


그림 9. 시뮬레이션 결과 비행시간에 따른 운항 계수

Fig. 9. Simulation result: longitude, latitude, altitude, heading, TAS, ROCD, longitudinal and vertical acceleration, thrust, mass and fuel used.

표 3. 각 조건 별 비행계수 RMSE 및 최대 오차

Table 3. Comparison of parameters and RMSE.

RMSE Max. Err	Position NM	Altitude ft	TAS kt	ROCD ft/min	Acceleration ft/s ²	Thrust kN	Fuel Used kg
DY_NW	0.410 1.029	114.1 334.8	8.57 37.17	191.16 1507.12	0.785 4.488	14.62 63.55	32.78 62.20
DY_WA	0.416 1.043	141.0 334.8	12.08 33.70	191.16 1507.12	0.786 4.832	14.54 63.55	23.48 58.47
ST_NW	0.328 0.842	111.5 246.3	1.38 4.68	167.09 1309.78	0.493 4.986	5.92 28.25	38.03 46.15
ST_WA	2.952 6.070	189.9 226.7	11.44 32.54	462.94 2779.67	0.592 5.335	12.11 54.03	27.62 58.17

각 case와 r4DT간의 차이를 확인하기 위하여 시간에 대한 좌표, 고도, 속도, 상승/하강율, 가속도, 추력, 양력, 항력 및 중량 (또는 누적 연료소모량)에 대해 RMSE와 최대편차를 구해보면 표 3과 같다. 바람이 없는 환경에서는 static mode가 r4DT를 가장 잘 따르지만, r4DT에서 고려하지 않는 바람 등의 영향을 받을 경우, 그에 의한 편차가 크게 증가하는 모습을 볼 수 있다. 반면, dynamic mode에서는 바람 유무에 따른 영향이 크지 않다. 따라서 항력이 관제사의 지시 등의 이유로 지정된 속도를 준수하여야 할 경우에는 static 방식을, 지정된 CTA를 준수하여야 할 경우에는 dynamic 방식을 적용하는 것이 적합한 것으로 분석된다.

VI. 결 론

본 논문에서는 다양한 항공교통관리 분야 연구에서 활용될 수 있는 시뮬레이션 모델을 개발하였다. 입력된 비행계획을 바탕으로 r4DT를 생성 및 검증하며, 이 과정을 거친 r4DT를 기반으로 항공기를 제어하는 방식을 따른다. static과 dynamic으로 정의된 두 가지 제어방식을 제안하였으며, 각 방식을 비교한 결과, dynamic은 실시간으로 항공기 추력을 제어함으로 바람의 영향에도 CTA를 준수하는데 반해, static은 r4DT에서 정의된 CTA 대신 속도 기준을 다르게 되어 바람의 영향에 따라 도착 시간에 차이가 발생할 수 있음을 확인하였다.

향후 본 시뮬레이터를 다양한 ATM 분야 연구에 활용할 수 있도록, 다양한 실제 출발 및 도착 항적 경로와 비교하여 r4DT 생성 과정을 개선할 계획이다. 또한 시뮬레이션 검증 이후, 소모 연료를 최소화하도록 r4DT 생성 알고리즘에 경로 최적화 기능을 연구하고자 한다.

Acknowledgments

본 연구는 국토교통과학기술진흥원의 “기계학습법을 활용한 항공관제용 항공기 시퀀싱 모형 개발” 과제의 일환으로 수

행되었으며 지원에 감사드립니다.

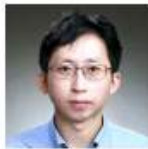
References

- [1] Airbus, Global Market Forecast(GMF) 2016-2035 "Mapping Demand," Airbus S.A.S, Blagnac Cedex: France, D14029465 issue 3, 2016.
- [2] A. Nuic, User Manual for the Base of Aircraft Data (BADA) Revision 3.12, EUROCONTROL Experimental Centre, EET Technical/Scientific Report No.14/04/22-44, 2014.
- [3] T. Miquel and F. Mora-Camino, "Modified bezier curve for 4D reference trajectory definition under flight profile constraint" in *8th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations Conference*, Anchorage: AK, 2008.
- [4] B. L. Stevens and F. L. Lewis, *Aircraft Control and Simulation*, 3rd ed. New York: NY, John Wiley & Sons, 2015.
- [5] L. A. Weitz, Derivation of a Point-Mass Aircraft Model used for Fast-Time Simulation, MITRE, McLean: VA, MITRE Technical Report, MTR150184, 2015.
- [6] H. T. Jung and K. J. Lee, "4D trajectory model for air traffic control simulation," in *The Korean Society for Aeronautical & Space Sciences 2016 Fall Conference*, Jeju: Korea, 2016.



정 현 태 (Hyuntae Jung)

2016년 8월 : 한국항공대학교 항공교통물류우주공학부 (이학사)
2016년 8월 ~ 현재 : 한국항공대학교 항공교통물류학과 석사과정
주관심분야 : 항공교통관리, 궤적기반운영, 기계학습



이 금 진 (Keumjin Lee)

1999년 2월 : 서울대학교 기계항공우주공학부 (공학사)
2001년 2월 : 서울대학교 항공우주공학과 (공학석사)
2008년 6월 : 미국 조지아 공과대학교 항공우주공학과 공학박사
2012년 8월 ~ 현재 : 한국항공대학교 항공교통물류학과 부교수
주관심분야 : 항공교통관리, 데이터기반 항공관제 모델링 및 제어

부록 3. 소프트웨어 저작권 등록

No	발명의 명칭
1	궤적기반운영 구현을 위한 항공교통관제 시뮬레이션
	발명자 성명
	정현태, 이금진
	등록연월일
	2017년 08월 01일

요약	본 발명은 궤적기반운영을 위한 궤적 모형과 시뮬레이션 프로세스로써 아래 사항을 포함함. (1) 3차 베지에 스플라인과 Gamma-Command Model을 이용한 수학적 궤적 모형 (2) 아래 데이터 소스를 이용하여 참조 궤적(Reference Trajectory)를 생성하는 과정 가. 기존 레이더 항적 데이터 나. 입력된 비행 계획 (3) 4차원 궤적의 검증 과정 (4) 참조 궤적을 따라 비행하도록 항공기 동적, 정적 및 수동 유도 및 제어 과정 (5) 실시간 제어 및 사용자 명령 처리가 가능한 interactive GUI
대표도	The figure shows a complex software interface for an air traffic control simulation. It includes a main radar display with various colored lines representing flight paths. Overlaid on this are several key components: a 'Simulation Control' panel on the left with buttons for play, pause, and speed; a 'Target AC Status' window on the right displaying detailed information for a selected aircraft (ID: 25, AAR744); and a 'Console' window at the bottom left showing command logs and system status. The interface is designed for real-time monitoring and control of simulated aircraft movements.

제 C-2018-014052 호



저작권 등록증

1. 저작물의 제호(명칭) 궤적기반운영 구현을 위한 항공교통관제 시뮬레이션
2. 저작물의 종류 컴퓨터프로그램저작물>응용프로그램>과학기술>시뮬레이션 S/W
3. 저작자 성명(법인명) 한국항공대학교 산학협력단
경기도 고양시 덕양구 항공대 학로
4. 생년월일(법인등록번호) 284871-0002174
5. 창작연월일 2017년08월01일
6. 공표연월일 -
7. 등록연월일 2018년06월05일
8. 등록사항 저작자 : 한국항공대학교 산학협력단,
창작 : 2017.08.01

『저작권법』 제53조에 따라 위와 같이 등록되었음을 증명합니다.

2018년 06월 07일

한국저작권위원회



부록 4. 특허 출원

No	발명의 명칭
1	항공기 착륙 순서 결정 장치 및 방법
	발명자 성명
	정소연, 이금진, 홍성권
	출원일자
	2018년 06월 21일

요약	본 발명은 과거 항적자료에 기계학습법을 적용하여 항공교통관제사가 머릿속으로 생각하는 착륙순서와 유사한 기준도착순서를 얻어낸 후, 여기에 CPS 기법을 적용해 도착항공기의 착륙순서를 결정하는 방법에 관한 것이다. 기존의 도착관리시스템에 사용되는 방법은 항공교통관제사가 머릿속으로 생각하는 착륙순서와 일치하지 않는 착륙순서를 제공하는 문제점이 있는데, 본 발명에서는 이 문제를 해결하기 위하여 기계학습을 적용하여 기준도착순서를 생성하였다.
대표도	<pre> graph TD A[항공기 실시간 항적정보] --> B[궤적예측] A --> C[기준도착순서 생성부] D[과거 항적 데이터] --> C B -- "도착예정시간" --> E[CPS 기반 착륙순서 생성부] C -- "기준도착순서" --> E E --> F[항공기 착륙순서] </pre>

관 인 생 략
출 원 번 호 통 지 서

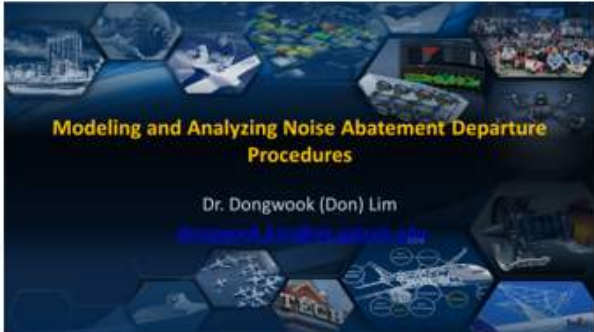
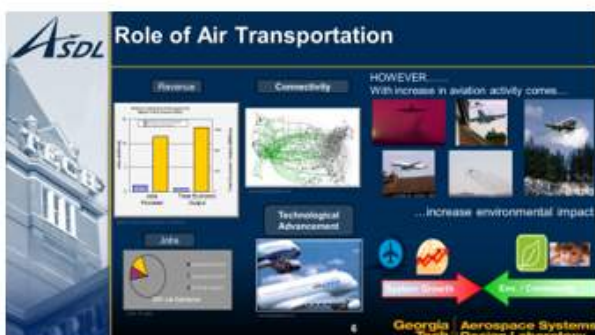
출 원 일 자 2018.06.21
특 기 사 항 심사청구(유) 공개신청(무) 참조번호(DP20180258)
출 원 번 호 10-2018-0071513 (접수번호 1-1-2018-0611072-66)
출 원 인 명 칭 한국항공대학교산학협력단(2-2006-008689-8)
대 리 인 성 명 안병규(9-2010-001433-0)
발 명 자 성 명 정소연 이금진 홍성권
발 명 의 명 칭 항공기 착륙 순서 결정 장치 및 방법

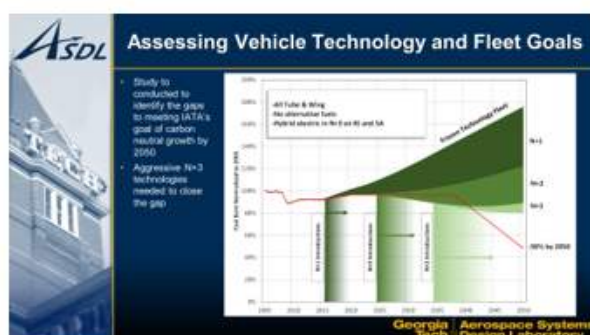
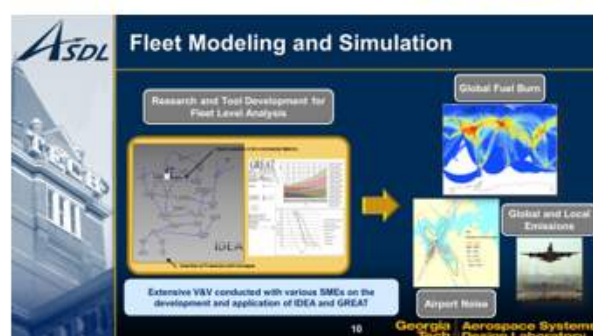
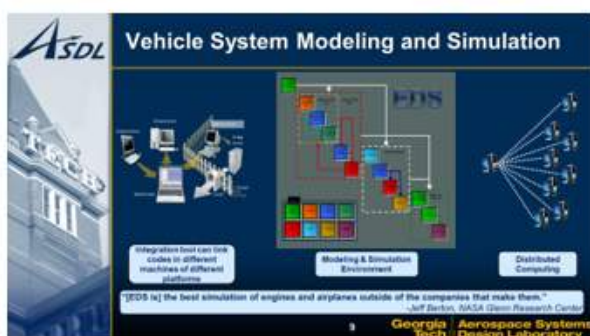
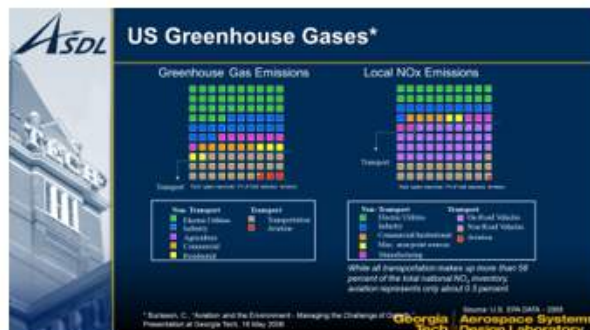
특 허 청 장

<< 안내 >>

1. 귀하의 출원은 위와 같이 정상적으로 접수되었으며, 이후의 심사 진행상황은 출원번호를 통해 확인하실 수 있습니다.
2. 출원에 따른 수수료는 접수일로부터 다음날까지 동봉된 납입영수증에 성명, 납부자번호 등을 기재하여 가까운 우체국 또는 은행에 납부하여야 합니다.
※ 납부자번호 : 0131(기관코드) + 접수번호
3. 귀하의 주소, 연락처 등의 변경사항이 있을 경우, 즉시 [특허고객번호 정보변경(경정), 정정신고서]를 제출하여야 출원 이후의 각종 통지서를 정상적으로 받을 수 있습니다.
※ 특허로(patent.go.kr) 접속 > 민원서식다운로드 > 특허법 시행규칙 별지 제5호 서식
4. 특허(실용신안등록)출원은 명세서 또는 도면의 보정이 필요한 경우, 등록결정 이전 또는 의견서 제출기간 이내에 출원서에 최초로 첨부된 명세서 또는 도면에 기재된 사항의 범위 안에서 보정할 수 있습니다.
5. 외국으로 출원하고자 하는 경우 PCT 제도(특허·실용신안)나 마드리드 제도(상표)를 이용할 수 있습니다. 국내출원일을 외국에서 인정받고자 하는 경우에는 국내출원일로부터 일정한 기간 내에 외국에 출원하여야 우선권을 인정받을 수 있습니다.
※ 제도 안내 : <http://www.kipo.go.kr>-특허마당-PCT/마드리드
※ 우선권 인정기간 : 특허·실용신안은 12개월, 상표·디자인은 6개월 이내
※ 미국특허상표청의 선출원을 기초로 우리나라에 우선권주장출원 시, 선출원이 미공개상태이면, 우선일로부터 16개월 이내에 미국특허상표청에 [전자적교환허가서(PTO/SB/39)]를 제출하거나 우리나라에 우선권 증명서류를 제출하여야 합니다.
6. 본 출원사실을 외부에 표시하고자 하는 경우에는 아래와 같이 하여야 하며, 이를 위반할 경우 관련법령에 따라 처벌을 받을 수 있습니다.
※ 특허출원 10-2010-0000000, 상표등록출원 40-2010-0000000
7. 종업원이 직무수행과정에서 개발한 발명을 사용자(기업)가 명확하게 승계하지 않은 경우, 특허법 제62조에 따라 심사단계에서 특허거절결정되거나 특허법 제133조에 따라 등록이후에 특허무효사유가 될 수 있습니다.
8. 기타 심사 절차에 관한 사항은 동봉된 안내서를 참조하시기 바랍니다.

부록 5. 전문가 세미나 자료

세 미 나	
제목	Modeling and Analyzing Noise Abatement Departure Procedures
개최일시 · 장소	2017년 5월 31일 11:00 한국항공대학교 항공우주센터 204호
발표자	임동욱 (Georgia Institute of Technology)
세미나 내용	
FAA has developed Aviation Environmental Design Tool (AEDT), which models fleet-wide environmental impacts from aviation activities. AEDT has been used for national and global policy making processes including ICAO CAEP' s NO_x, noise, and CO₂ standards. This research conducted sensitivity studies, Monte Carlo simulation, and Global Sensitivity Analysis for the purposes of identifying and quantifying major contributors to output uncertainties as well as identifying gaps in the tools' functionality and areas for further development. A follow-on research investigates how the aircraft weight, takeoff thrust, and departure procedures in AEDT can be improved to better match the reality.	
 Modeling and Analyzing Noise Abatement Departure Procedures Dr. Dongwook (Don) Lim	
 The Georgia Institute of Technology	
 Georgia Tech Program Organization	
 ASDL Organizational Chart	
 Our Sponsors – Worldwide Support	
 ASDL Role of Air Transportation	



ASDL Introduction

- Accurate modeling of aircraft performance is a key factor in estimating aircraft noise, emissions and fuel burn
- Various assumptions are made for aircraft performance module (APM) within the AEDT with respect to:
 - Aircraft load factor
 - Takeoff weight
 - Departure flight profiles, which model maximum engine thrust at takeoff
- The main objectives of this research are:
 - Identify prior relevant research methods and benchmark the current APM assumptions
 - Conduct statistical analysis of real-world performance data
 - Develop a state estimator
 - Document recommendations for APM enhancements

Dr. Dongweok Lim 15 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL Task 1: Literature Review

- ASCENT Project 35: Airline Flight Data Examination to Improve Flight Performance Modeling (2014)
 - Functional relationships between mission range and takeoff weights
 - Observations of amount of reduced thrust
- ACRP 02-37: Integrated Noise Model Accuracy for General Aviation Aircraft (2014)
- ACRP 02-41: Estimating Takeoff Thrust Settings for Airport Emissions Inventories (2014)
 - Reduced takeoff thrust analysis of airline data
 - Takeoff Thrust-Setting Estimator Tool (TTREAT)
- ACRP 02-55: Enhanced AEDT Modeling of Aircraft Arrival and Departure Profiles (in-going)
- Gathering BTS data for weight estimations for comparison to Project 35 results (in-going)
- FAA AC 91-53A and ICAO PANS OPS Chapter 3 Volume II:
 - Recommend that all carriers adopt no more than two procedures for each aircraft type, one for noise abatement of communities close to the airport and one for noise abatement of communities far from the airport
- Reviewed current AEDT APM module and queried current database procedures for various aircraft in the fleet

Dr. Dongweok Lim 16 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL Assessment of AEDT Weight Assumptions

- Project 35 results showed that the AEDT representative range assumption under-predicts weight of the aircraft
 - Weight should be primarily a function of Great Circle Distance
 - Load factor assumption may be too low

Dr. Dongweok Lim 17 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL Takeoff Thrust Assumptions in AEDT

- AEDT modeling assumes maximum takeoff thrust
- Project 35 showed that most aircraft perform reduced thrust takeoffs (94.5 – 97%)
 - For example, B737-800 takes off with 15% reduced thrust on average
- ACRP 02-41 analyzed airline data (US Airways, United Airlines, and British Airways) for actual takeoff thrust used from over 80,000 flights from 450 airports
 - Only about 11% of the departures used 100% thrust
- The frequency and degree of thrust reduction varied by:
 - Aircraft type, Airline, Airport, Aircraft weight
 - Weather, Runway length, Runway condition, Pilot, etc.
- ACRP 02-41 developed a tool named TTREAT that uses a second-order quadratic model to estimate thrust reduction

$$\text{ThrustReduction} = R_0 + \sum_{i=1}^n R_{1i} x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n R_{2ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n R_{3i} x_i^2$$

Dr. Dongweok Lim 18 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL B737-800 Sensitivity to Takeoff Weight and Thrust

- Step 1: AEDT assumed weight and full thrust ICAO A & B (Baseline)
- Step 2: Project 35 weight and full thrust ICAO A & B (Changed weight)
- Step 3: AEDT assumed weight and reduced thrust ICAO A & B (Changed thrust)
- Step 4: Project 35 weight and reduced thrust ICAO A & B (Changed weight and thrust)

Weight Length	Weight Length	AEDT Takeoff Weight (lb)	Proj 35 Takeoff Weight (lb)	Percent in Takeoff Weight
Weight Length 1	350	112,000	117,125	3.6 %
Weight Length 2	650	130,000	141,000	6.6 %
Weight Length 3	1,000	142,000	151,400	6.6 %
Weight Length 4	1,350	150,700	161,200	7.8 %
Weight Length 5	2,000	161,700	174,000	8.6 %

Thrust Type	Proj. Thrust	Reduced Thrust	% Change
Takeoff 1	20800 lbf	22176 lbf	-15 %
Takeoff 2	22504 lbf	25333 lbf	-10 %

Dr. Dongweok Lim Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL B737-800 Sensitivity to Takeoff Weight for ICAO B

- Comparing step 1 (baseline) and step 2 for ICAO B

Dr. Dongweok Lim Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL Takeoff Weight Assumption Impact to Noise

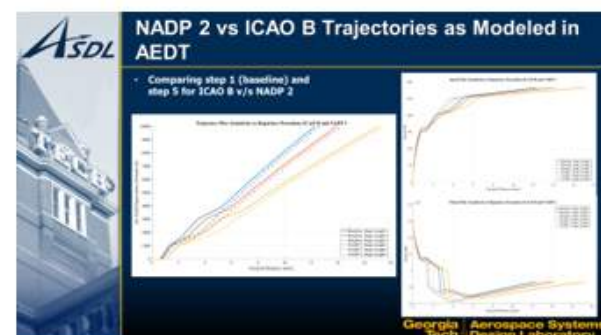
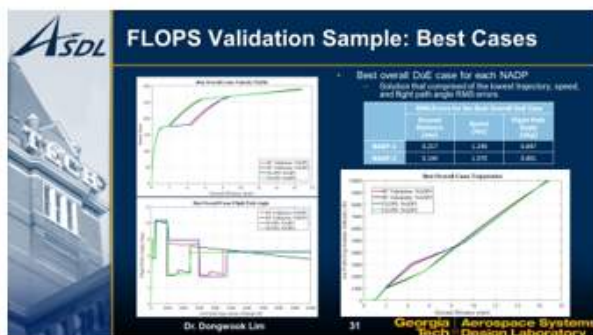
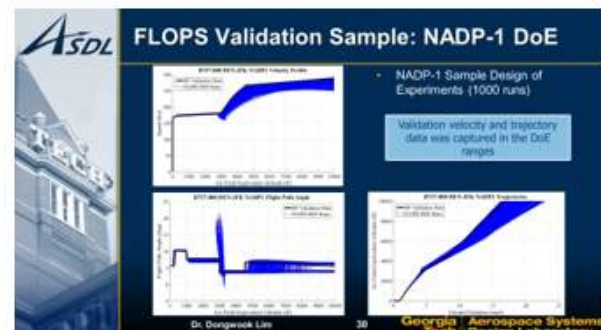
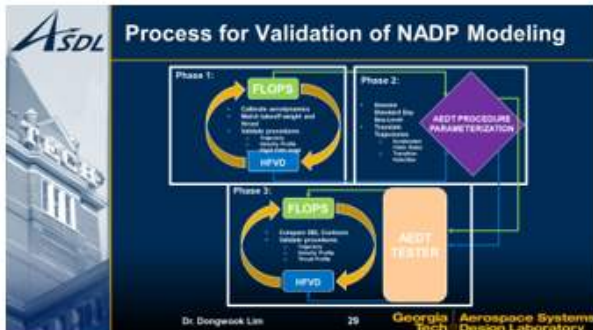
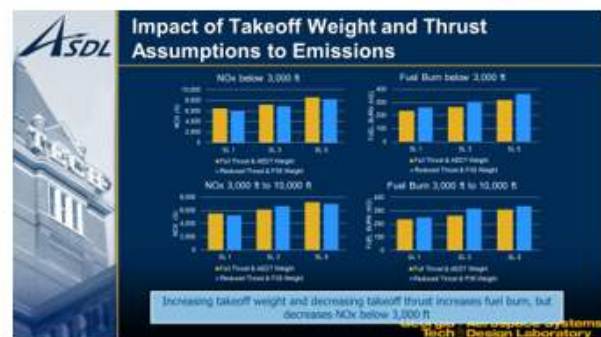
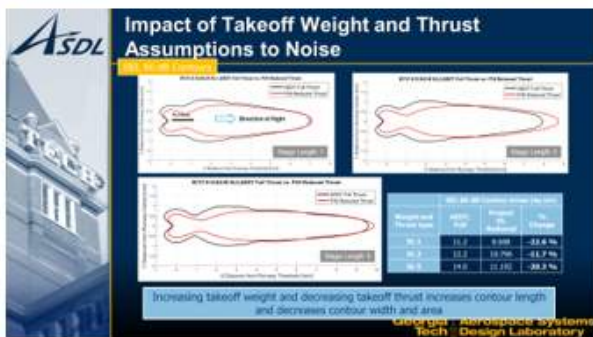
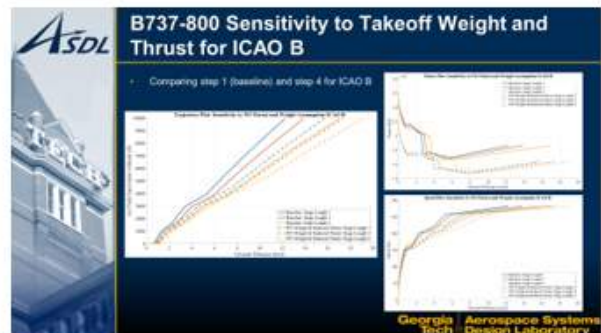
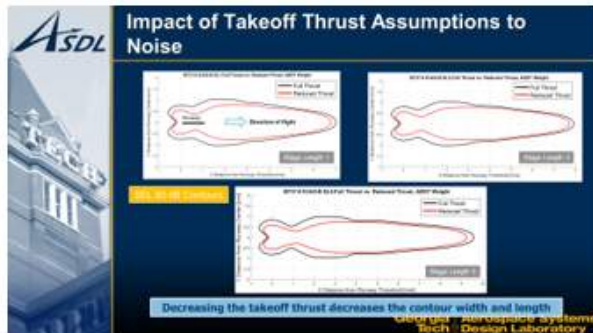
Increasing takeoff weight primarily increases the contour length

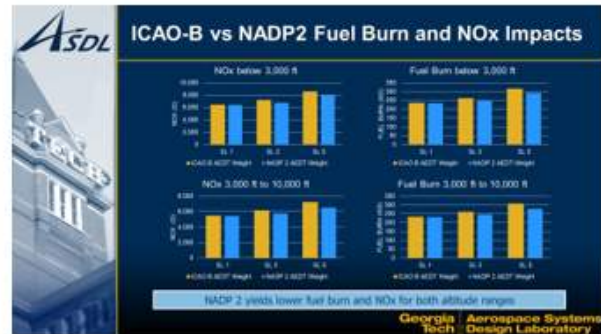
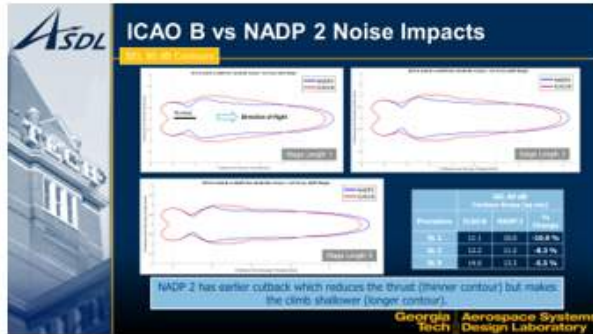
Dr. Dongweok Lim Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL B737-800 Sensitivity to Takeoff Thrust for ICAO B

- Comparing step 1 (baseline) and step 3 for ICAO B

Dr. Dongweok Lim Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory





ASDL Summary

- Summary statement
 - Current procedures in AEDT do not match real world conditions for departure procedures
 - Combination of better weight estimates, reduced thrust, and modeling of current Noise Abatement Departure Procedures will yield more realistic noise and emissions results
 - Results of this research will provide better understanding of the combined impacts of these factors
- Next steps?
 - Comparison of AEDT profiles versus high fidelity data for actual airport altitude and atmospheric conditions
 - Repeat process for other aircraft (Small Twin Aisle, Large Twin Aisle, Regional Jet, Large Quad)
- Key challenges/barriers
 - Access to real flight data and other validation data
 - Iteration/automation of validation process

Dr. Dongwook Lim 35 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL References

- Global and Regional Environmental Aviation Tradeoff (GREAT)
- "CO2 Emission Metrics for Commercial Aircraft Certification: A National Airspace System Perspective." A PARTNER Project 30 Findings Report, NO. PARTNER-COE-2012-002
- Airport Noise Grid Interpolation Method (ANGIM)
- Bernardo, Kirby, & Mavis, "Development of a Rapid Fleet-Level Noise Computation Model," AIAA Journal of Aircraft, Nov. 2014.
- ASCENT Project 35: Airline Flight Data Examination to Improve flight Performance Modeling
- ACRP 02-37: Integrated Noise Model Accuracy for General Aviation Aircraft
- ACRP 02-41: Estimating Takeoff Thrust Settings for Airport Emissions Inventories
- ACRP 02-55: Enhanced AEDT Modeling of Aircraft Arrival and Departure Profiles

Dr. Dongwook Lim 36 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

ASDL Contributors

- Staff:
 - Prof. Dimitri Mavris (PI), Dr. Michelle R. Kirby (Co-PI), Dr. Matthew LeVine, Dr. Yongchang Li, Dr. Dongwook Lim, Dr. Holger Plaender, Mr. Chris Perullo, Prof. JP Clarke, Mr. Jim Brooks
- FAA-AEE
 - Bill He (PM), Joseph DiPardo, Dr. Mohammed Majeed, AEDT Development Team, Dave Senzig (Volpe)
- Graduate Students
 - Ameya Behere, Dylan Monteiro, Vu Ngo

Dr. Dongwook Lim 37 Georgia Tech Aerospace Systems Design Laboratory

9. 뒷면지

주 의

1. 이 최종보고서는 국토교통부에서 시행한 국토교통기술촉진연구사업의 연구보고서입니다.
2. 이 최종보고서 내용을 발표하는 때에는 반드시 국토교통부에서 시행한 사업의 연구개발성과임을 밝혀야 합니다.
3. 국가과학기술 기밀 유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안 됩니다.