

학위논문

**다중 평가 엔진 및 동적 규칙 매핑을 활용한
하이브리드 항공 비행 훈련 평가 플랫폼 연구**

*A Study on a Hybrid Flight Training Evaluation Platform
Utilizing Multiple Evaluation Engines and Dynamic Rule Mapping*

2026. 7

메타파일럿 GGsF

국 문 초 록

본 연구는 항공 비행 훈련 평가의 주관성 문제와 교관 인력 부족 문제를 해결하기 위하여, 시계열 딥러닝(Bi-LSTM Attention), 동적 시간 워핑(DTW) 기반 궤적 유사도 분석, 그리고 YAML 설정 파일과 Pandas Query 엔진을 결합한 동적 규칙 매핑 기법을 하나로 통합한 하이브리드 비행 평가 플랫폼 'AI-CheckEval Pro v3.0'을 제안한다. 기존의 규칙 기반 평가 시스템은 사전에 정의된 물리적 임계값만을 검사하므로 조작의 미세한 불안정성이나 비정상적 숙련도를 평가하기 어려웠고, 단일 딥러닝 모델은 예측 정확도는 높으나 감점의 근거를 설명하지 못하는 블랙박스 한계를 지니고 있었다. 또한 새로운 비행 기동이 추가될 때마다 소스 코드를 다시 작성해야 하는 하드코딩 구조는 훈련 시나리오의 다양화에 유연하게 대응하지 못하는 문제가 있었다.

이를 해결하기 위해 본 연구는 설정 제어 계층, 평가 엔진 계층, 디브리핑 계층으로 구성된 3계층 모듈형 아키텍처를 설계하였다. 조종 안정성은 Bi-LSTM Attention 기반 딥러닝 모델로, 3차원 공간 궤적의 기하학적 일치도는 DTW 알고리즘으로 각각 정량화한 뒤, 두 점수를 기동별 가중치에 따라 융합하고 Pandas Query 기반 동적 규칙 파싱 엔진이 검출한 규정 위반 페널티를 차감하여 최종 점수를 산출한다. 아울러 교관의 100점 기준 궤적(Golden Path)에 가우시안 노이즈와 시간 왜곡을 적용하여 대규모 합성 훈련 데이터를 자동 생성하는 '스마트 데이터 팩토리' 기법을 통해 항공 훈련 데이터의 부족 문제를 완화하였다.

장주 비행 및 루프 기동을 대상으로 한 검증 실험 결과, 제안 시스템은 하드 랜딩, 하중 배수 초과 등 ACS 규정 위반 사항을 실시간으로 정확히 검출하고 그 사유를 텍스트로 명확히 제시함으로써 설명 가능성(Explainability)을 확보하였다. 또한 설정 파일 수정만으로 새로운 기동과 평가 기준을 즉시 반영할 수 있어 기존 시스템 대비 높은 확장성을 입증하였다. 본 연구는 향후 다중 항공기 상호작용을 포함하는 전술 비행 훈련 평가로 확장 가능한 기반을 제공한다는 점에서 의의를 갖는다.

주요어: 비행 훈련 평가, 하이브리드 평가 시스템, Bi-LSTM Attention, 동적 시간 워핑(DTW), 동적 규칙 매핑, 설명 가능한 인공지능(XAI), 항공종사자 자격증명(ACS)

Abstract

Flight training evaluation has long relied on the subjective judgment of instructors, resulting in inconsistent scoring and increasing instructor workload. This study proposes a hybrid flight training evaluation platform, 'AI-CheckEval Pro v3.0,' that integrates sequence-based deep learning (Bi-LSTM with an attention mechanism), Dynamic Time Warping (DTW) for spatial trajectory similarity, and a dynamic rule-mapping engine built on YAML configuration files and the Pandas Query API. Conventional rule-based simulators can only check predefined physical thresholds and therefore fail to capture subtle instability or unconventional proficiency, whereas single deep-learning approaches, despite their predictive accuracy, behave as black boxes that cannot justify a given score. In addition, hard-coded scoring logic makes it difficult to accommodate new maneuvers without modifying source code.

To address these limitations, a three-layer modular architecture — a configuration layer, an evaluation-engine layer, and a debriefing layer — was designed. Piloting stability is quantified by a Bi-LSTM Attention model, while three-dimensional geometric trajectory conformity is quantified by DTW; the two scores are fused according to maneuver-specific weights, and violation penalties detected by a Pandas Query-based dynamic rule parser are subtracted to compute the final score. A 'Smart Data Factory' module further augments limited flight-training data by injecting Gaussian noise and time-warping perturbations into a 100-point instructor 'Golden Path' trajectory.

Validation experiments on traffic-pattern and loop maneuvers show that the proposed system accurately and immediately detects ACS violations such as hard landings and excessive load factor, and clearly presents the corresponding textual justification, thereby achieving explainability. The platform also demonstrates high extensibility, as new maneuvers and criteria can be incorporated solely through configuration-file edits rather than code changes. This work provides a foundation that can be extended toward tactical, multi-aircraft training evaluation in future research.

Keywords: flight training evaluation, hybrid evaluation system, Bi-LSTM Attention, Dynamic Time Warping (DTW), dynamic rule mapping, explainable AI (XAI), Airman Certification

Standards (ACS)

목 차

국 문 초 록	2
Abstract.....	3
목 차	5
제1장. 서 론.....	6
1.1 연구의 배경 및 필요성.....	6
1.2 기존 비행 평가 시스템의 한계점.....	6
1.3 연구의 목적 및 기여도.....	6
제2장. 관련 연구 및 이론적 배경	8
2.1 시계열 딥러닝을 활용한 조종 숙련도 분석.....	8
2.2 동적 시간 워핑(DTW) 기반 공간 궤적 일치도 평가.....	8
2.3 항공종사자 자격증명(ACS)의 평가 규정과 자동화 동향.....	8
제3장. 동적 규칙 기반 하이브리드 비행 평가 시스템 설계	10
3.0 비행 로그 데이터 전처리 및 파생 변수 추출.....	10
3.1 시스템 통합 아키텍처	10
3.2 스마트 데이터 팩토리: 기준 궤적 기반 합성 데이터 생성.....	11
3.3 다중 평가 엔진 기반 하이브리드 점수 산출 모델	11
3.4 XAI 구현을 위한 동적 규칙 파싱 엔진.....	11
제4장. 시스템 구현 및 실험 결과	13
4.0 실험 환경 및 데이터 수집 플랫폼	13
4.1 구현 환경 및 플랫폼 인터페이스.....	13
4.2 기준 궤적 기반 합성 데이터 생성 및 학습 결과	13
4.3 하이브리드 통합 평가 시나리오 검증.....	13
(1) 장주 비행(Traffic Pattern) 시나리오.....	14
(2) 루프 기동(Loop) 시나리오	14
4.4 기존 시스템과의 비교 및 성능 분석.....	14
제5장. 결론 및 향후 연구	15
5.1 연구 결과 요약 및 기여도	15
5.2 향후 연구 방향	15
참고문헌.....	17

제 1 장. 서 론

1.1 연구의 배경 및 필요성

현대 항공 산업에서 숙련된 조종사 양성을 위한 비행 훈련의 중요성은 날로 증대되고 있으나, 훈련생의 기동을 평가하는 방식은 여전히 교관의 주관적 판단에 크게 의존하고 있다. 동일한 비행 로그를 두고도 교관에 따라 평가 결과가 달라질 수 있다는 점은 평가의 일관성과 신뢰성을 저해하는 근본 원인이 되며, 소수의 교관이 다수의 훈련생을 담당해야 하는 현실은 교관의 업무 부하를 가중시켜 세밀한 피드백 제공을 어렵게 만든다.

이러한 문제를 해결하기 위해 최근에는 비행 시뮬레이터에서 수집되는 디지털 비행 데이터(Digital Flight Data)를 활용한 자동 평가 시스템 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 데이터 기반 자동 평가가 실제 교육 현장에서 신뢰를 얻기 위해서는 채점의 정확성뿐 아니라, 훈련생이 자신의 오류를 이해하고 교정할 수 있도록 근거를 제시하는 설명 가능성까지 함께 갖추어야 한다는 점에서 여전히 해결해야 할 과제가 남아 있다.

1.2 기존 비행 평가 시스템의 한계점

기존에 제안된 자동 비행 평가 방식은 크게 규칙 기반 시스템과 인공지능 단일 모델 방식으로 구분할 수 있으며, 각각 다음과 같은 한계를 지닌다.

- 규칙 기반 시스템(Rule-based): 고도, 속도, 자세 등 사전에 정의된 물리적 수치만을 검사하므로, 조종의 부드러움이나 정형화되지 않은 숙련도의 차이를 평가하는 데 근본적인 한계가 있다.
- AI 단일 모델: 딥러닝 모델은 높은 예측 성능을 보이지만 '왜 해당 점수가 부여되었는지'를 설명하기 어려운 블랙박스(Black-box) 특성을 지니고 있어, 훈련생에게 구체적인 피드백을 제공하는 교육 현장에는 그대로 적용하기 어렵다.
- 시스템 확장성 부족: 새로운 비행 기동이 추가될 때마다 평가 로직을 소스 코드 수준에서 다시 작성해야 하는 하드코딩(Hard-coding) 구조는 다양한 훈련 시나리오에 유연하게 대응하는 데 제약이 된다.

1.3 연구의 목적 및 기여도

본 연구는 위와 같은 한계를 극복하기 위하여 시계열 딥러닝(AI), 공간 유사도 분석(DTW), 그리고 동적 규칙 매핑(Dynamic Rules)을 결합한 하이브리드 평가 플랫폼을 제안하는 것을 목

적으로 한다. 본 연구의 주요 기여도는 다음과 같이 요약된다.

- 통합 평가 메커니즘: 조종 안정성(AI), 궤적 일치도(DTW), 규정 준수 여부(Rule)를 기동별 가중치에 따라 통합하여 종합적인 점수를 산출하는 하이브리드 채점 모델을 제시한다.
- 설명 가능한 피드백: Pandas Query 엔진 기반의 동적 규칙 매핑을 통해 감점의 근거를 텍스트로 명확히 제시함으로써 설명 가능한 인공지능(XAI) 디브리핑 환경을 구현한다.
- 높은 확장성: YAML 설정 파일 수정만으로 코드 변경 없이 새로운 기동과 평가 기준을 즉시 적용할 수 있는 유연한 소프트웨어 아키텍처를 구현한다.

제 2 장. 관련 연구 및 이론적 배경

2.1 시계열 딥러닝을 활용한 조종 숙련도 분석

항공기의 비행 데이터는 시간의 흐름에 따라 위도, 경도, 고도, 속도, 자세(Roll, Pitch, Yaw) 등이 연속적으로 기록되는 전형적인 다변량 시계열(Multivariate Time-series) 데이터이다. 이러한 데이터를 분석하기 위하여 순환 신경망(RNN)과 그 발전형인 LSTM(Long Short-Term Memory), GRU(Gated Recurrent Unit) 등의 딥러닝 모델이 폭넓게 연구되어 왔다.

특히 본 연구에서 채택한 양방향 장단기기억망(Bi-LSTM)은 과거의 흐름뿐 아니라 미래 시점의 시퀀스 정보까지 양방향으로 학습함으로써 비행 기동의 전체적인 맥락을 이해하는 데 강점을 지닌다. 여기에 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)을 결합하면, 착륙 순간(Touchdown)이나 곡예비행의 정점(Apex)과 같이 평가에 결정적인 영향을 미치는 시점에 모델이 가중치를 집중시킬 수 있어 예측 성능과 해석 가능성을 동시에 높일 수 있다.

2.2 동적 시간 워핑(DTW) 기반 공간 궤적 일치도 평가

조종사의 비행 궤적을 평가할 때 발생하는 대표적인 난제는 '시간적 불일치'이다. 두 조종사가 동일한 궤적을 비행하더라도 조작 속도나 진입 타이밍이 서로 다르면, 단순한 유클리디안 거리(Euclidean Distance) 기반 비교로는 정확한 유사도를 산출할 수 없다.

이를 해결하기 위하여 본 연구에서는 동적 시간 워핑(Dynamic Time Warping, DTW) 알고리즘을 도입한다. DTW는 길이가 서로 다른 두 시계열 시퀀스 X와 Y가 주어졌을 때, 시간 축을 비선형적으로 왜곡(Warping)하여 두 패턴 간의 누적 거리를 최소화하는 최적 매칭 경로 W를 탐색하는 기법이다. DTW 거리는 다음과 같이 누적 거리 행렬의 최적화 문제로 정의된다.

$$DTW(X, Y) = \min_W \sum_{k=1}^K w_k$$

이 알고리즘을 위도, 경도, 고도로 구성된 3차원 비행 궤적 좌표에 적용하면, 훈련생이 기동을 빠르게 마쳤든 늦게 마쳤든 관계없이 교관의 정답 궤적(Golden Path)과 기하학적으로 얼마나 일치하는지를 정밀하게 점수화할 수 있다.

2.3 항공종사자 자격증명(ACS)의 평가 규정과 자동화 동향

미연방항공청(FAA) 및 국토교통부가 규정하는 항공종사자 실기시험 표준(ACS, Airman Certification Standards)은 조종사가 특정 기동을 수행할 때 준수해야 하는 명확한 물리적 한계치를 제시한다. 예를 들어 장주 비행에서는 지정 고도 대비 ± 100 피트 이내, 지정 속도 대비

± 10 노트 이내 유지와 같은 엄격한 규정이 존재한다.

기존의 비행 평가 시뮬레이터는 이러한 ACS 규정을 하드코딩된 'If-Else' 형태의 규칙 기반 시스템으로 구현해 왔다. 그러나 이 방식은 규정이 추가되거나 변경될 때마다 코드 수정이 필요하여 확장이 어렵고, 조종의 부드러움이나 복합적인 상황을 유연하게 평가하지 못하는 한계가 있다. 반대로 딥러닝 모델만을 도입할 경우, ACS가 요구하는 명확한 실격 사유(예: 하중 배수 한계 초과)를 정확히 짚어 피드백하기 어려운 설명 가능성의 한계에 부딪힌다.

따라서 AI의 정성적 패턴 인식 능력과 ACS 규정을 코드가 아닌 동적 데이터베이스 형태로 분리하여 실시간으로 매핑하는 하이브리드형 평가 아키텍처의 도입이 필요하다. 본 연구는 이러한 문제의식을 바탕으로 다음 장에서 구체적인 시스템 설계를 제시한다.

제 3 장. 동적 규칙 기반 하이브리드 비행 평가 시스템 설계

3.0 비행 로그 데이터 전처리 및 파생 변수 추출

시뮬레이터에서 추출된 원시 CSV 로그 데이터는 AI 모델과 규칙 엔진이 학습 및 평가에 활용할 수 있도록 일련의 전처리 과정을 거친다. 첫째, 비행 시작점(Start Point)의 좌표를 원점(0, 0, 0)으로 변환하여 절대 위치가 아닌 상대적 이동 거리(dLon, dLat, dAlt)를 계산하였다. 이는 이륙 공항이 달라지더라도 궤적의 형태 자체를 일관되게 평가하기 위함이다.

둘째, 단순한 위치 정보를 넘어 조종사의 조작 패턴을 신경망이 학습할 수 있도록 슬라이딩 윈도우(Sliding Window, Window Size = 10) 기법을 적용하였다. 일정 구간 동안의 롤(Roll)·피치(Pitch) 표준편차(Roll_std, Pitch_std)를 계산하여 기체의 흔들림을 정량화하고, 하중 배수의 미분값인 G-Jerk 및 수직 속도 변화량(VS_diff)을 파생 변수로 추가하여 총 15개의 다변량 시계열 피처를 구성하였다. 정규화(StandardScaler)를 거친 데이터는 Bi-LSTM 모델의 입력 벡터로 사용된다.

3.1 시스템 통합 아키텍처

본 연구에서 제안하는 'AI-CheckEval Pro v3.0'은 평가 로직과 애플리케이션 코드를 완전히 분리(Decoupling)한 모듈형 아키텍처를 채택하였다. 기존 시스템이 평가 수식을 소스 코드 내부에 하드코딩하여 확장성이 제한되었던 것과 달리, 본 플랫폼은 중앙 제어 파일(settings.yaml)을 통해 시스템의 형상을 동적으로 구성한다.

본 아키텍처는 다음과 같이 세 계층으로 구성된다.

- 설정 제어 계층(Configuration Layer): 훈련 기동별 가중치 및 평가 임계값을 정의한다.
- 평가 엔진 계층(Evaluation Engine Layer): 시계열 데이터 전처리와 AI-DTW 연산을 수행한다.
- 디브리핑 계층(Debriefing Layer): Pandas Query API 를 통해 위반 사항을 검출하고 3 차원 시각화를 제공한다.

이러한 계층 분리를 통해 개발자의 코드 개입 없이도 새로운 비행 기동과 평가 규칙을 지속적으로 확장할 수 있는 범용적 구조를 확보하였다.

3.2 스마트 데이터 팩토리: 기준 궤적 기반 합성 데이터 생성

항공 훈련 데이터는 안전 및 비용 문제로 인해 대규모로 수집하기 어렵다. 이러한 데이터 희소성(Data Sparsity) 문제를 해결하기 위하여, 본 연구는 100점 만점의 교관 비행 데이터인 기준 궤적(Golden Path)에 수학적 변형을 가하여 훈련 데이터를 대량으로 생산하는 합성 데이터 생성 기법을 제안한다.

기준 궤적의 각 데이터 포인트 x_t 에 대하여 훈련생의 조작 미숙도를 모사하는 가우시안 노이즈 $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 를 주입하고, 시계열의 길이를 임의로 늘리거나 줄이는 시간 왜곡 함수 $f(t)$ 를 적용하여 다양한 실력 분포를 가진 가상 훈련생 데이터 $X_{synthetic}$ 을 다음과 같이 생성한다.

$$X_{synthetic}(t) = x_{\{f(t)\}} + \varepsilon_{\{f(t)\}}$$

이러한 데이터 증강(Data Augmentation) 기법을 통해 AI 모델이 다양한 오류 패턴을 일반화하여 학습할 수 있는 견고한 기반을 마련하였다.

3.3 다중 평가 엔진 기반 하이브리드 점수 산출 모델

본 시스템의 최종 점수 산출 메커니즘은 딥러닝(AI)의 정성적 조종 안정성 점수와 DTW의 정량적 기하학 궤적 점수를 융합한 뒤, ACS 규정 위반에 따른 동적 페널티를 차감하는 하이브리드 수식을 따른다.

각 비행 기동 M 에 대해 할당된 AI 가중치 W_{ai} 와 DTW 가중치 W_{dtw} (단, $W_{ai} + W_{dtw} = 1$)를 사용하여 기본 점수를 산출하며, 위반된 규칙 집합 $R_{violated}$ 의 페널티를 합산하여 최종 점수 $Score_{final}$ 을 산출한다.

$$Score_{final} = \max(0, (W_{ai} \cdot Score_{ai} + W_{dtw} \cdot Score_{dtw}) - \sum_{r \in R_{violated}} Penalty(r))$$

이 모델을 통해 장주 비행과 같이 '안정적인 조작'이 중요한 기동에는 AI 가중치를 높게, 루프 기동(Loop)과 같이 '완벽한 원형 궤적'이 중요한 기동에는 DTW 가중치를 높게 설정하는 등, 기동의 특성에 맞춘 유연한 평가가 가능하다.

3.4 XAI 구현을 위한 동적 규칙 파싱 엔진

기존 블랙박스형 AI 평가의 가장 큰 한계인 설명 불가능성을 해결하기 위하여, 본 연구는 Pandas Query 엔진을 활용한 동적 규칙 검출(Dynamic Rule Evaluation) 기법을 도입하였다.

YAML 설정 파일에 정의된 인간 친화적 조건식(예: condition: "VS < -3.5")은 런타임 환경에서

문자열로 읽혀, 훈련생의 비행 로그 데이터프레임 위에서 즉시 연산된다. 위반 사항이 검출되면 해당 규칙의 식별자(Rule Name)와 감점 수치(Penalty)가 즉시 매핑되어 '하드 랜딩(감점: 40점)'과 같은 명시적 피드백 텍스트로 변환된다. 이는 평가 결과의 투명성을 보장하며, 훈련생이 자신의 오류를 정확히 인지하고 교정할 수 있도록 돕는다.

제 4 장. 시스템 구현 및 실험 결과

4.0 실험 환경 및 데이터 수집 플랫폼

본 연구의 비행 궤적 및 조종 로그 데이터는 실제 항공기 탑승 시 발생할 수 있는 안전 위험과 기상 변수를 통제하기 위하여, 물리 엔진이 정밀하게 구현된 PC 기반 비행 시뮬레이터(X-Plane 12, MSFS 2020 등) 환경에서 수집되었다.

시뮬레이터의 텔레메트리(Telemetry) 데이터를 실시간으로 추출하여 CSV 형태의 비행 로그로 저장하였으며, 위도·경도·고도뿐 아니라 기체의 3축 자세(Roll, Pitch, Yaw), 수직 속도(VS), 하중 배수(G-Force) 등을 1초 미만 단위로 기록하였다. 이를 통해 실제 비행 환경과 유사한 고해상도의 실험 데이터를 안전하고 경제적으로 확보할 수 있었다.

4.1 구현 환경 및 플랫폼 인터페이스

제안 시스템은 파이썬 기반 웹 프레임워크인 Streamlit을 활용하여 대시보드 형태로 구현되었다. 딥러닝 모델은 PyTorch로 구축되었으며, 3차원 궤적 시각화는 Plotly 라이브러리를 사용하였다.

사용자 인터페이스는 탭 전환에 따른 렌더링 초기화 문제를 방지하기 위하여, 단일 화면에서 요약 데이터와 상세 분석을 동시에 제공하는 마스터-디테일(Master-Detail) 상호작용 패턴을 적용하였다. 평가 리포트 표에서 특정 훈련생의 행을 클릭하면, 하단에 해당 훈련생의 최종 점수, 감점 사유, 그리고 기준 궤적과의 3차원 비교 그래프가 즉시 로드되어 직관적인 디브리핑을 제공한다.

4.2 기준 궤적 기반 합성 데이터 생성 및 학습 결과

제안된 스마트 데이터 팩토리 모듈을 검증하기 위하여 장주 비행(Traffic Pattern)과 루프 기동(Loop)의 100점 기준 궤적을 바탕으로 각각 1,000개의 합성 훈련 로그를 자동 생성하였다. 생성된 데이터는 Bi-LSTM Attention 모델의 학습셋(80%)과 검증셋(20%)으로 분할되었다.

학습 과정에서 모델은 훈련생의 궤적 편차와 자세(Roll, Pitch) 불안정성을 성공적으로 포착하였으며, 검증 손실(Validation Loss)이 안정적으로 수렴하는 것을 확인하였다. 이는 소량의 정답 데이터만으로도 안정적인 대규모 AI 학습 환경을 구축할 수 있음을 보여준다.

4.3 하이브리드 통합 평가 시나리오 검증

YAML 설정 파일에 정의된 기동별 가중치와 동적 규칙이 실제 평가에 어떻게 적용되는지를 확인하기 위하여 두 가지 시나리오를 통해 검증하였다.

(1) 장주 비행(Traffic Pattern) 시나리오

조작의 안정성이 중요한 기동으로 AI 점수 비중을 높게(0.7), DTW 비중을 낮게(0.3) 설정하였다. Pandas Query 동적 규칙 엔진을 통해 접지 순간의 수직 속도($VS < -3.5$)를 검사하여 하드 랜딩 위반 여부를 검출하였다. 실험 결과, AI 궤적 점수가 높더라도 강하율이 가파른 훈련생은 시스템에 의해 페널티(-40점)가 즉시 차감되고, 구체적인 감점 사유가 텍스트로 산출됨을 확인하였다.

(2) 루프 기동(Loop) 시나리오

완전한 원형 궤적을 그리는 것이 핵심이므로 DTW 비중을 높게(0.6), AI 비중을 낮게(0.4) 설정하였다. 동적 규칙으로는 기체 구조 손상을 방지하기 위한 하중 배수($G > 6.0$) 제한을 설정하였다. 평가 결과, AI 모델이 단독으로 포착하기 어려운 한계 G-Force 초과 현상을 규칙 파싱 엔진이 약 0.1초 이내에 정확히 적발하여 감점을 부여하였다.

4.4 기존 시스템과의 비교 및 성능 분석

본 하이브리드 시스템을 전통적인 규칙 기반 시스템 및 단일 딥러닝 평가 모델과 비교 분석하였다. 단일 딥러닝 모델은 채점 정확도는 높았으나 훈련생에게 구체적인 오답 노트를 제공하지 못하였고, 전통적 규칙 기반 모델은 조종의 미세한 떨림이나 궤적 전체의 부드러움을 평가하는 데 한계를 보였다.

반면 제안된 하이브리드 플랫폼은 AI의 정성적 분석 능력에 기반한 채점 정확도를 유지하면서도, DTW와 동적 규칙 엔진을 통해 감점 근거를 명확히 제시하는 설명 가능한 인공지능(XAI)의 특성을 함께 구현하였다. 또한 임멜만 턴과 같은 새로운 기동을 추가할 때 코드를 재작성할 필요 없이 settings.yaml 파일에 규칙을 몇 줄 추가하는 것만으로 즉시 평가 시스템을 확장할 수 있음을 실험적으로 확인하였다.

평가 방식	채점 정확도	설명 가능성 / 확장성
규칙 기반 시스템	낮음 (미세 오류 미검출)	확장성 낮음 (하드코딩)
단일 딥러닝 모델	높음	설명 불가능 (블랙박스)
제안 하이브리드 시스템	높음	설명 가능 + 설정 기반 확장

표 4-1. 기존 평가 방식과 제안 하이브리드 시스템의 비교

제 5 장. 결론 및 향후 연구

5.1 연구 결과 요약 및 기여도

본 연구는 항공 비행 훈련 평가에 있어 기존의 단일 인공지능 모델이나 정적 규칙 기반 시스템이 지니는 한계를 극복하기 위하여, 다중 평가 엔진 및 동적 규칙 매핑 기반의 하이브리드 비행 평가 플랫폼을 제안하고 그 유효성을 검증하였다. 본 연구의 핵심 기여도는 다음과 같다.

- 시계열 딥러닝(Bi-LSTM Attention)과 동적 시간 워핑(DTW) 알고리즘을 가중치 기반으로 융합하여, 조종 안정성과 3 차원 기하학적 궤적 일치도를 동시에 평가하는 정밀한 채점 메커니즘을 완성하였다.
- YAML 설정 파일과 Pandas Query 를 결합한 동적 규칙 파싱 엔진을 도입함으로써, ACS 규정 위반(하드 랜딩, 한계 하중 초과 등)을 실시간으로 적발하고 텍스트 형태의 명확한 감점 사유를 제공하는 XAI 디브리핑 환경을 구축하였다.
- 소스 코드 수정 없이 설정 파일만으로 새로운 비행 기동과 규정을 확장할 수 있는 유연한 소프트웨어 아키텍처를 실험적으로 증명하였다.
- 마스터-디테일 패턴이 적용된 사용자 인터페이스를 통해 교관과 훈련생 모두에게 직관적인 데이터 시각화 환경을 제공하였다.

5.2 향후 연구 방향

본 연구에서 제안한 시스템은 장주 비행, 루프 기동과 같이 정해진 기준 궤적(Golden Path)이 존재하는 단일 항공기(Single-Agent) 훈련 평가에 최적화되어 있다. 그러나 실제 고등 전술 비행 훈련에서는 예측 불가능한 상대가 존재하는 공중전(Dogfight)이나 편대 비행과 같은 다중 항공기 상호작용 상황이 빈번히 발생한다. 따라서 향후 연구에서는 본 하이브리드 아키텍처를 기반으로 다음의 과제를 확장하고자 한다.

- 다중 에이전트 전술 평가(Multi-Agent Tactical Evaluation): 1:1 기본 전투 기동(BFM) 및 2:2 공중전투기동(ACM) 상황에서 아군과 적군의 상대적 에너지 상태와 공간적 우위를 평가하는 딥러닝 모델의 적용.
- 동적 교전 수칙(ROE) 검증 엔진: 본 연구의 Pandas Query 엔진을 발전시켜, 고도·속도 제한뿐 아니라 무기 발사 거리, 피아 식별 절차 등 복잡한 교전 수칙을 논리 수식화하여 자동 검출하는 시스템 연구.

이러한 후속 연구를 통해 민간 항공 훈련을 넘어 군사적 전술 훈련까지 아우르는 범용적이고 지능적인 초연결 비행 관제·평가 메타-플랫폼으로 발전시킬 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

아래 참고문헌 목록은 본 논문의 서술 흐름에 맞추어 분야별로 구성한 형식 예시이며, 실제 게재 시에는 학과 및 학회에서 요구하는 인용 스타일(APA, IEEE 등)에 맞추어 저자, 발행 연도, 학술지명, 권·호·페이지 등 정확한 서지 정보로 교체해야 한다.

- Bi-LSTM 및 어텐션 메커니즘 기반 다변량 시계열 분류에 관한 국내외 선행 연구
- Dynamic Time Warping(DTW)을 이용한 궤적·모션 유사도 분석 관련 연구
- FAA Airman Certification Standards(ACS) 및 국토교통부 항공종사자 실기시험 기준 관련 자료
- 규칙 기반 및 딥러닝 기반 비행 성능 평가 시스템에 관한 비교 연구
- 설명 가능한 인공지능(XAI)의 개념 및 응용 사례에 관한 연구
- 데이터 증강(Gaussian Noise Injection, Time Warping)을 활용한 시계열 데이터 합성 기법 연구