

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 46(10), 823-832(2018)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2018.46.10.823

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

회전익항공기 운동모델 개발을 위한 데이터마이닝을 이용한 비행데이터 자동 처리 기법

오혜주*, 조성범*, 최기영**, 노은정***, 강병룡***

Automatic Processing Techniques of Rotorcraft Flight Data Using Data Mining

Hyeju Oh*, Sungbeom Jo*, Keeyoung Choi**, Eun-Jung Roh*** and Byung-Ryong Kang***

Department of Aerospace Engineering, Inha University**

R&D Center, KOREANAIR***

ABSTRACT

In general, the fidelity of the aircraft dynamic model is verified by comparison with the flight test results of the target aircraft. Therefore, the reference flight data for performance comparisons must be extracted. This process requires a lot of time and manpower to extract useful data from the vast quantity of flight test data containing various noise for comparing fidelity. In particular, processing of flight data is complex because rotorcraft have high non-linearity characteristics such as coupling and wake interference effect and perform various maneuvers such as hover and backward flight. This study defines flight data processing criteria for rotorcraft and provides procedures and methods for automated processing of static and dynamic flight data using data mining techniques. Finally, the methods presented are validated using flight data.

초 록

일반적으로 항공기 운동 모델의 충실도는 대상 항공기의 비행시험 결과와 비교하여 검증한다. 따라서 성능 비교를 위한 기준 비행 데이터를 추출하는데, 각종 잡음이 포함된 방대한 양의 비행데이터를 처리하는 것은 많은 인력과 시간이 소요된다. 특히 회전익항공기는 축간 커플링 효과와 후류 간섭 효과 등으로 비선형성이 큰 특성을 가지고 있으며, 제자리 비행, 후진 비행 등의 다양한 기동을 수행하므로 비행 데이터를 처리하는 것이 복잡하다. 본 연구에서는 회전익항공기의 비행 데이터 처리 기준을 정의하고, 데이터마이닝 기법을 이용한 정적 및 동적 비행 데이터 자동 처리를 위한 절차와 방법을 제시한다. 최종적으로 비행데이터를 사용하여 제시한 방법을 검증한다.

Key Words : Rotorcraft(회전익항공기), Processing Flight Data(비행데이터 처리), Data Mining(데이터 마이닝), Big Data(빅 데이터), Flight Mode Classification(비행 모드 분류)

† Received : July 31, 2018 Revised : September 28, 2018 Accepted : September 29, 2018

** Corresponding author, E-mail : kchoi@inha.ac.kr

I. 서 론

항공기 비행 시뮬레이터는 연구를 위해 개발되거나 조종사 훈련 등에서 다양하게 활용된다. 이러한 활용 효과를 높이기 위해 시뮬레이터에 사용되는 운동 모델은 실제 항공기와 유사한 움직임을 모사하는데, 시뮬레이터의 충실도를 평가하고 활용할 수 있는 기준이 필요하다. 회전익항공기 비행 시뮬레이터의 경우, 비행 성능 및 조종 특성을 평가하고 인증하기 위한 FAA의 AC 120-63[1], EASA의 CS-FSTD(H)[2] 등의 기준을 사용하여 운동 모델을 검증한 다양한 사례가 있다[3-8]. 이러한 국제적 기준에서는 정량적 시험과 정성적 시험으로 구분하며, 정량적 시험인 확인 시험(Validation Tests)에서는 운동 모델의 충실도 검증을 위해 비행시험 데이터와의 비교를 요구한다. 따라서 대상 항공기의 비행시험 결과를 가공 및 처리하여 운동 모델과 비교하기 위한 기준 비행 데이터를 생성하는 일은 반드시 필요하다.

보통 비행 데이터에는 다양한 센서와 환경에 의해 각종 잡음이 포함되어 있으며, 특히 회전익항공기의 비행 데이터는 단일 로터에 제자리 비행, 후진 비행 등의 여러 기동들이 포함되어 있다. 이러한 방대한 양의 비행 데이터를 처리하는 일은 많은 인적, 시간적 비용을 요구하나, 비행 로그정보를 참고하여 사람이 직접적으로 데이터를 처리하여 추출하는 것이 일반적이다. 이러한 작업을 효율적으로 수행하기 위해 Young은 고도, 속도, 방위각 상태 정보가 허용 오차 안에 들어갈 경우를 판단하여 정적 트림 상태를 판단하도록 자동화하였으나[9], 이는 회전익항공기의 다양한 기동을 추출하기에 적합하지 않다. 고정익항공기의 비행 데이터를 조종간 입력 정보를 기준으로 패턴인식 기법을 사용하여 추출한 선행 연구도 확인할 수 있었으나[10], 이는 축간 커플링 특성을 가진 회전익항공기의 기동을 뚜렷하게 인식할 수 없어 적합하지 않다.

일반적으로는 성능 검증을 위한 기준을 정의하고, 이에 따라 비행시험을 수행하나 본 연구에서는 보유하고 있는 비행 데이터를 사용하여 연구를 수행하였으므로, 비행 데이터에서 존재하는 운용 범위를 고려하여 성능 검증 기준이 정의된다. 따라서 AC 120-63과 CS-FSTD(H)를 기준으로 비행 데이터에서 존재하는 운용 범위를 고려하여 데이터 처리를 위한 기준을 정의한다. 그리고 비행 데이터의 통계적 수치 값을 사용하여 전처리 과정으로 각종 잡음을 제거한다. 전처리

가 수행된 비행 데이터를 Douglas-Peucker와 K-mean 알고리즘을 사용하여 정적 성능 데이터 자동 추출을 수행하고, 패턴매칭 기법을 활용하여 동적 성능 자동 추출을 수행한다. 추출된 결과는 유사한 기종의 비행 성능 데이터와의 비교를 통하여 검증한다.

II. 본 론

2.1 비행 데이터 처리 기준 정의

일반적인 회전익항공기 운동 모델의 성능평가 기준으로 미국에서는 FAA의 AC 120-63, 유럽에서는 EASA의 CS-FSTD(H)가 널리 사용된다. Fig. 1은 두 평가 기준의 시뮬레이터 요구사항을 나열한 것으로, 유사한 평가 기준을 정의하고 있다. 운동 모델의 충실도를 확인하는 경우 모두 성능 검증과 조종성 검증을 구분하였으며, 각각의 테스트에 따른 허용 오차를 정의하였다. 본 논문에서 항공기 성능은 정적(Static) 트림 성능을 의미하고, 조종성은 동적(Dynamic) 입력에 대한 시간에 따른 항공기 반응을 의미한다. 정적 성능은 엔진을 작동하는 것부터 지상에서의 운항, 무동력 회전(Auto rotation) 등을 확인하고, 저속과 고속에서의 속도 및 상승률 별 트림 값에 대한 기준을 나타낸다. 동적 성능은 조종성으로 장주기와 단주기로 구분하여 조종 입력에 대한 반응 등을 확인한다.

일반적으로 성능 평가 기준은 목표하는 시뮬레이터나 운동 모델의 충실도 등급에 의해 결정되고, 정의된 성능 평가 기준을 충족하는지 확인하기 위해 데이터 확보를 위한 비행시험을 수행한다. 그러나 본 연구에서는 기준에 보유하고 있는 500MD 비행시험 데이터만을 활용하여 연구를 수행하므로, 해당 충실도 등급에 의한 성능 평가를 모두 수행할 수 없다. 따라서 보유하고 있는

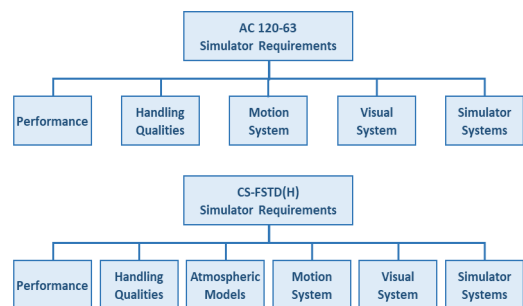


Fig. 1. Simulator requirement of AC 120-63 and CS-FSTD(H)

Table 1. Performance evaluation criteria

Static Trim		Operation range
Level Flight	Hover	0 knots
	Forward	~ 120 knots
Climb & Descent	Climb	~ 400 fpm
	Descent	~ 700 fpm
Dynamic Maneuver		Input range
Long. HQ	Long. (X_b) doublet input	$\pm 10\%$
Low speed HQ	Lat. (X_a) doublet input	$\pm 10\%$
	Collective(X_c) impulse input	$\pm 10\%$
	Pedal(X_p) impulse input	$\pm 10\%$

비행시험 데이터의 운용범위를 고려하여 본 연구를 수행하기 위한 성능 평가 기준을 다음 Table 1과 같이 정의하였다. 보다 다양한 기동을 포함하는 것은 논문에서 제시할 비교적 일반적인 방법을 확대적용시킴으로 가능할 것으로 사료된다.

2.2 비행 데이터 전처리

비행 데이터는 측정 센서의 특성이나 진동 등에 의해 잡음이 포함되어 기록된다. 일반적으로 저역통과필터를 사용하여 1차적인 잡음을 제거하고 필요 시 노치필터 등을 사용하여 추가적인 잡음을 제거한다[11]. 지나친 필터 사용은 비행 데이터 내에 운동 고유 특성을 잃어버리거나 지연 현상 등을 발생시킬 수 있다. 본 연구에서 사용되는 비행 데이터는 1차 필터를 거쳐 잡음이 제

거된 데이터이므로, 수치적 분석을 통한 최소한의 스파이크 잡음 제거를 수행한다. 스파이크 잡음은 케이블 접속의 불안정성이나 센서 내부의 물리적 요인 등으로 인해 발생한다. 이를 위해 통계적 분석을 수행하였으며, 평균, 최대, 최소, 표준편차, 중앙값을 이용하여 다음 식과 같이 스파이크 잡음을 판단하였다. 각 변수의 변화율에 대한 표준편차 값에 일정 인자를 곱하여 이전과의 변화율이 더 클 경우 잡음으로 판단하였으며, 비행 데이터 손실을 줄이기 위해 이전 값으로 대체하였다.

$$(STD_{var} \times factor_{var}) < (Var_t - Var_{t-1}) \quad (1)$$

잡음 제거를 수행한 결과는 다음 Fig. 2와 같다. 점선이 본래의 비행 데이터이고, 실선이 잡음 제거가 수행된 결과이다. 해당 데이터에서 전진 방향 가속도의 경우, 변화율의 표준편차 값 (STD_{A_x})은 0.156이고 인자($factor_{A_x}$)는 30으로 설정하여 가속도의 변화율이 4.68이 넘으면 잡음으로 판정 되었다. 전진방향 가속도(A_x), 롤 및 요 각속도(P, R)에서 스파이크 노이즈가 발생한 것을 확인할 수 있으며 제안한 방법을 통해 제거된 것을 확인할 수 있다.

2.3 정적 성능 데이터 자동 추출

정적 성능 데이터를 추출하기 위해 일정 속도와 상승률을 유지하며 3축의 가속도가 발생하지 않는 구간을 추출해야한다. 그러나 보통 하나의 비행 데이터에는 순항, 가속, 상승 등의 다양한 비행 상태와 기동이 혼합되어 존재한다. 따라서 먼저 비행 데이터 상태에 따라 구간을 구분하고, 구분된 비행 데이터의 트림 상태 여부를 확인한 후 성능 평가 기준에 맞춰 모드를 분류해야 한다. 따라서 본 연구에서는 데이터마이닝 기법을

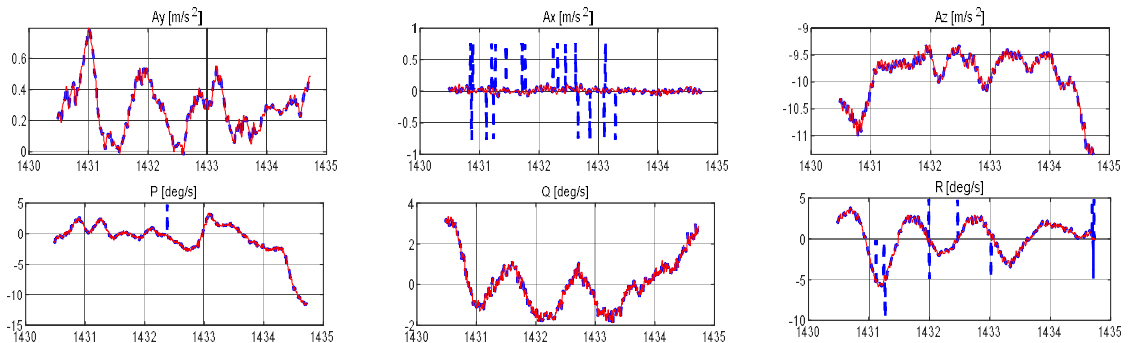


Fig. 2. Results of flight data preprocessing

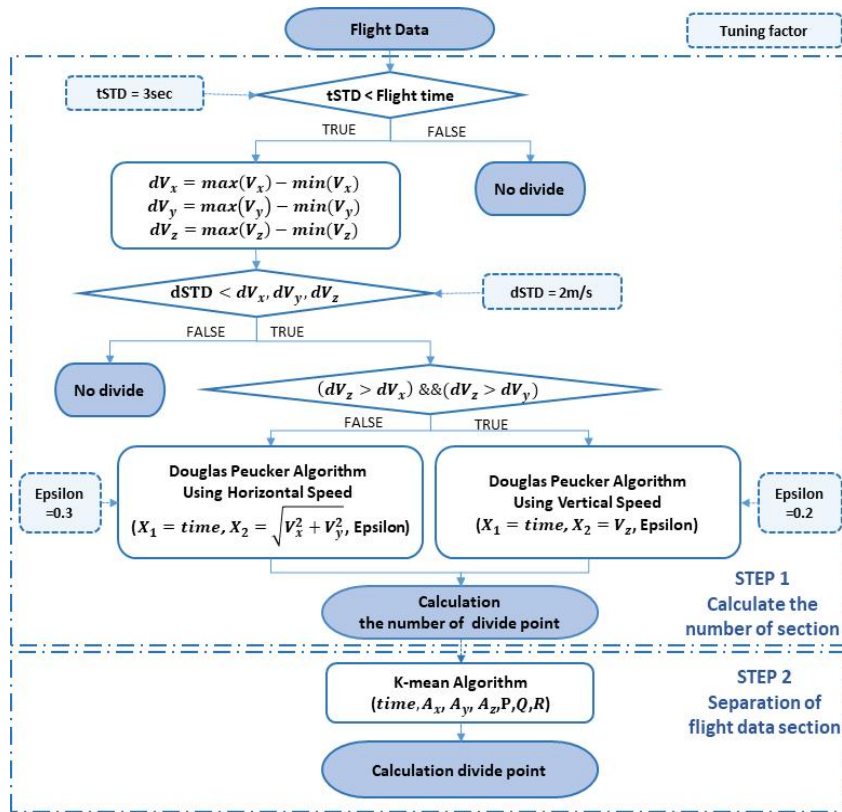


Fig. 3. Flow chart of automatic algorithm for separation of flight data section

이용하여 자동으로 비행 데이터의 구간을 분리하고, 비행 모드를 분류하는 방법을 제시하고 비행 데이터를 사용하여 검증한다. 데이터마닝은 방대한 데이터 안에서 체계적, 자동적으로 통계적 규칙이나 패턴을 찾아내는 것으로 분류, 군집, 예측 등을 위해 다양하게 사용된다.

2.3.1 비행 데이터 구간 분리 알고리즘

여러 비행 상황이 혼합된 데이터에서 구간을 구분하기 위해서, 먼저 몇 개의 비행 상태가 존재하는지 확인해야한다. 그리고 어느 지점에서 구간을 분리하는 것이 적절한지 결정해야한다. Fig. 3은 정적 비행 데이터 자동 구간 분리를 위한 알고리즘으로, 1단계에서 Douglas-Peucker (DP) 알고리즘을 사용하여 구간 개수를 산출하고, 2단계로 K-mean 알고리즘을 사용하여 정해진 개수에 따라 적절하게 구간을 분리한다.

1단계에서 먼저 비행 데이터가 너무 짧은 경우 여러 모드의 트립 상태를 유지하기 어려우므로 구간을 나누지 않고, 속도의 변화가 없을 경우 하나의 비행 상태를 유지한다고 판단하여 구간을 나누지 않는다. 본 연구에서 사용된 비행 데이터

는 로그에 작성된 기준에 따라 구간이 잘라져 있어 이와 같은 기준이 적용가능하다. 다음으로 DP 알고리즘과 시간에 따른 속도 데이터를 사용하여 구간 개수를 산출한다. DP 알고리즘은 벡터 단순화 기법으로 입력된 곡선 궤적 데이터의 수를 줄이기 위해 널리 사용되는 기법이다[12]. 가로 축 전진방향과 옆방향 속도의 최대-최소 차이(dV_x , dV_y)와 세로 축 속도의 차이(dV_z)를 비교하여 입력 데이터를 결정하며, 여기에서 사용된 3sec, 2m/sec 등은 회전익항공기의 특성이나 비행 시험에서 측정 센서 특성에 의해 튜닝되는 요소이다. DP 알고리즘을 통해 구간 개수가 결정되면, 각속도(P , Q , R)와 가속도(A_x , A_y , A_z) 정보를 입력으로 K-mean 알고리즘을 사용하여 구간을 구분한다. K-mean 알고리즘은 주어진 데이터를 k 개의 클러스터로 그룹화 하는 데이터마닝 알고리즘의 하나로써, 각 클러스터의 차이를 사용하여 분산(V)을 최소화 하는 방식이다[13]. 다음 수식과 같이 분산을 계산하여 클러스터의 무게중심을 기준으로 평균값을 재조정한다. 여기서 x_j 는 입력 데이터이고, S_j 는 클러스터이며 μ_j

는 클러스터의 중심이다.

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{j \in S_i} |x_j - \mu_j|^2 \quad (2)$$

클러스터를 설정하고 데이터의 무게 중심을 재조정하는 수식은 다음과 같다.

$$S_i^{(t)} = \{x_p : |x_p - \mu_i^{(t)}|^2 \leq |x_p - \mu_j^{(t)}|^2 \forall j, 1 \leq j \leq k\} \quad (3)$$

$$\mu_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j \quad (4)$$

2.3.2 비행 데이터 자동 분류 알고리즘

일반적으로 비행 데이터를 분류할 때 일정 기준을 가지고 분류하나 구간이 분리된 많은 양의 비행시험 데이터를 사람이 직접 판단하여 분류하는 것은 시간이 많이 소요되며, 다양한 환경 및 인적요소에 의한 영향으로 인하여 일관된 결과를 도출하기 어렵다. 따라서 다음 Fig. 4와 같이 물리적 중요도가 높은 변수를 선정하여 통계 분석 결과를 활용한 자동 분류 알고리즘을 제시한다.

먼저 잘라진 데이터의 비행시간이 일정시간을 초과해야 하는데, 이는 튜닝 요소로서 트림 상태를 유지하는 최소 시간을 의미한다. 다음으로 일반적인 트림 확인 방법과 같이 가속도와 각속도

의 평균 및 표준편차 통계 값을 사용하여 트림 여부를 판단한다. 이때 해당 비행시험 데이터의 통계 값과 전체 비행시험 데이터의 통계 값이 같이 사용되며, 관련 수식은 좌측에 명시되어 있다. 여기서 $mean(X)$ 는 잘라진 해당 비행 데이터에서 변수 X에 해당하는 평균값을 의미하고 $mean(X)'$ 은 전체 비행데이터에서 변수 X에 대한 평균값을 의미한다. 이는 측정 센서의 특성이나 물리적 의미로 인해 각 변수의 측정 범위가 다르며, 전체 데이터로부터 해당 비행시험 데이터의 범위가 의미하는 것을 반영하기 위함이다. 트림이 확인된 비행 구간은 평균 상승률을 기준으로 수평비행과 수직비행으로 나뉘어 분류된다. 본 연구에서는 전진 비행에 대하여 분석하므로 옆 방향(V_y)과 수직방향 속도(V_z), 상승률이 기준 허용치보다 작아야 하며, 전진방향 속도의 평균값을 사용하여 속도 별 수평 비행의 트림 값이 산출된다. 수직 비행 분류는 수평 비행에 비해 상태가 전환되는 구간이 길고 상승률을 유지하는 구간이 짧다. 이 특성을 반영하여 상승률, 수직방향 속도, 옆 방향 속도, 롤 자세 값의 변화가 클 경우는 배제한다. 롤 자세를 기준 변수로 사용하는 이유는 축 간의 커플링 효과로 인해 롤 자세가 유지되지 않는 경우가 많기 때문에 이를 확인하여 정확한 트림 상태를 파악하기 위함입니다. 최종적으로 트림 상태의 비행 구간에서의 평균

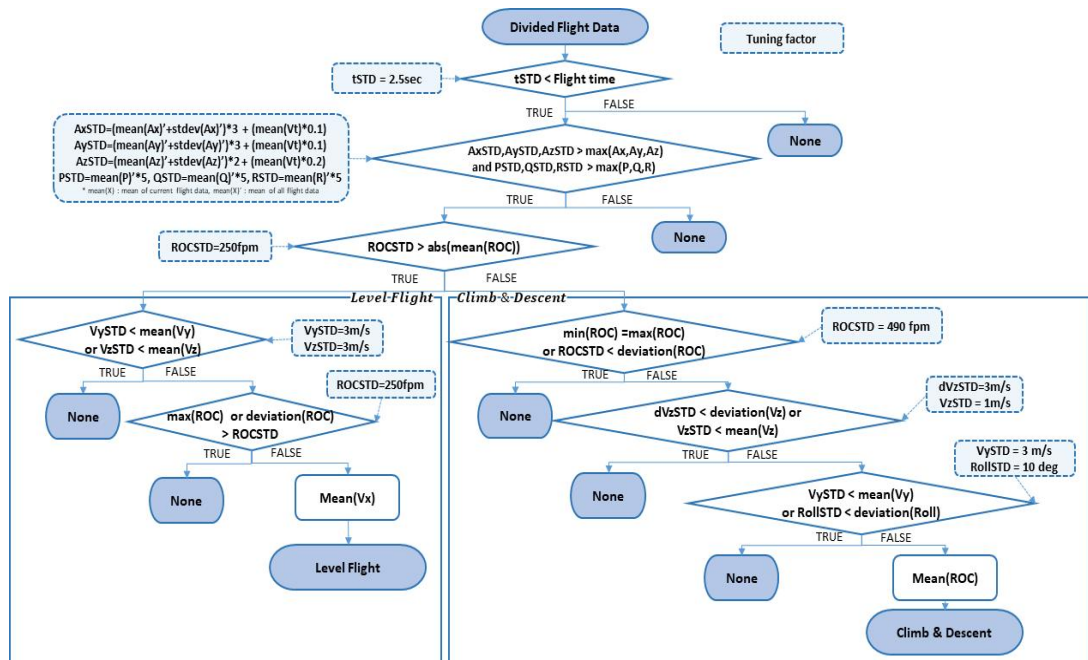


Fig. 4. Flow chart of automatic algorithm for trim condition classification

상승률을 사용하여 수직 비행의 정적 트림 값을 산출한다.

2.3.3 비행 데이터 자동 추출 결과

앞서 제시한 알고리즘을 사용하여 비행 데이터 자동 정적 분류를 수행하였으며, Fig. 5는 하나의 비행 데이터를 자동으로 분류한 결과이다. 실제 비행 상황과 비행 수행 중에 항공기의 중량과 무게중심이 변경되고, 이를 반영한 데이터 처리가 이루어져야한다. 해당 연구에서 사용된 비행데이터는 각 비행 별 중량과 무게중심에 대해 측정된 값이 동일하였으므로, 모든 비행데이터의 중량과 무게중심을 동일한 값으로 설정하여 데이터를 처리하였다.

해당 비행 데이터는 제자리 비행을 수행하다 조종사의 주 로터 콜렉티브 입력에 의해 1,040 fpm의 상승률을 유지하며 상승하는 비행이다. 자동 구간 분리 알고리즘인 1단계를 통해 3개의 비행 모드가 섞여 있음을 확인하였고, 2단계 K-mean 알고리즘으로 세 구간을 구분하였으며, 그림의 세로 굵은 선을 기준으로 분리된 구간을 나타내었다. 다음으로 분리된 구간에 대하여 자동 구간 분류 알고리즘을 통하여 분류를 수행하였다. 수직 방향 속도(V_z) 그래프에서 명시된 것과 같이 첫 번째 구간은 -0.1015 m/s의 아주 작은

속도로 제자리 비행을 수행하는 것으로 분류되었으며, 세 번째 구간은 1,041 fpm의 평균 상승률을 유지하며 상승 비행을 수행하는 것으로 분류되었다. 여기서 세 번째 구간의 상승률 데이터 변화가 큰 것을 확인할 수 있다. 본 연구에서 사용된 비행 데이터의 상승률 데이터는 값의 변화가 크기 때문에, 본 연구에서는 수직 비행 분류 시 수직 속도 값을 사용한다. 두 번째 구간은 제자리 비행에서 상승 비행으로 기동이 바뀌는 구간으로 트림 상태가 유지되지 않아 정적 트림 데이터에서 제외되었으며 이를 통해 제시한 알고리즘이 적절하게 비행 기동 구간을 자르고 분류하는 것을 확인할 수 있다.

이와 같은 방식으로 보유하고 있는 모든 비행 데이터를 사용하여 정적 트림 성능을 나타낸 결과는 Fig. 6과 같다. 점 마커는 사람이 직접 트림 값을 추출한 결과이고, 별모양의 마커는 제시한 자동 추출 알고리즘을 사용한 결과이다. 굵은 실선은 자동 추출한 결과를 곡선 일치(curve fitting) 기법을 사용하여 나타낸 결과이다. 사람이 추출한 결과가 자동으로 추출한 결과에 가려져 보이지 않으나, 수평 비행과 수직 비행의 저속 구간은 사람이 추출한 결과와 자동 알고리즘을 통해 추출한 결과가 유사하다. 그러나 수직 비행의 고속 구간에서 차이가 발생하였는데, 이

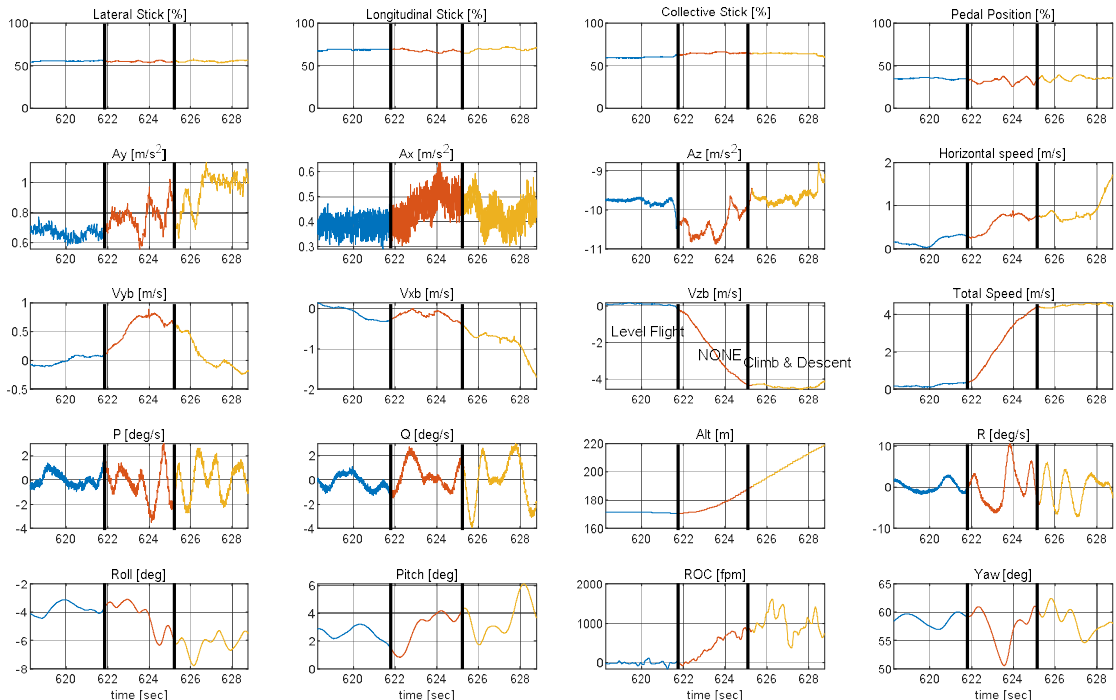


Fig. 5. Results of automatic classification of flight data for static performance

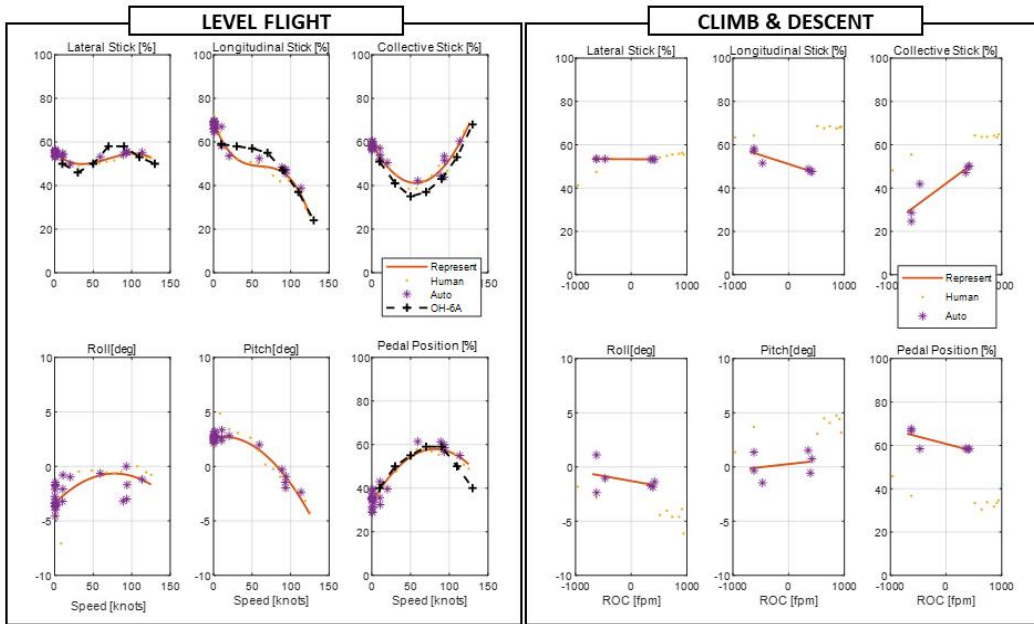


Fig. 6. Static performance results using automatic classification algorithm

는 트림 조건에 만족하지 못하였음에도 불구하고 사람이 고속임을 감안하여 트림으로 판단하였고 자동 알고리즘은 정해진 조건에 만족하지 못하였으므로 트림에서 배제하였다. 이를 통해 자동 알고리즘이 정확한 기준에 대하여 분류하였고, 사람의 개입이 일관된 데이터를 추출하지 못하였음을 확인할 수 있다. 십자 마커는 500MD 헬리콥터와 유사한 체급의 형상을 보유하고 있는 OH-6A의 정적 성능 결과이다[14]. 이는 일반적인 형상과 체급을 가진 헬기의 성능을 검증된 문헌으로부터 획득하여 참고하기 위함이다. 일반적으로 조종입력의 경우 0~100%의 범위로 트림 시 50%와 가까운 위치에 놓이기는 하나, 항공기 특성과 운용범위에 따라 차이가 있으며, 자세의 경우도 주 로터의 회전방향과 장착 각, 꼬리로터의 장착 위치, 무게 중심 등에 의해 트림 값에 차이가 있다. 특히 제자리 비행 시, 꼬리로터의 추력에 의해 발생하는 롤 모멘트를 상쇄시키기 위해 주 로터의 추력이 옆 방향으로 향하고 이 두 힘 사이의 모멘트를 상쇄시키는 방향으로 트림이 결정된다. 본 비행 시험에서는 500MD가 약간의 롤 각이 존재하는 것으로 계측되었는데, 해당 헬기 및 유사 형상인 OH-6A와 관련된 문헌에서는 아주 작은 롤 각을 가지도록 설계되는 것을 확인할 수 있으며 이는 꼬리 로터의 위치 등에 큰 영향을 받는다. 또한 주 로터가 앞쪽으로 기울어 장착되어 있어 비행 시 동체의 피치 각이 양수가 된다.

속도 및 상승률 변화에 따라 일반적인 회전익 항공기와 유사한 트림 경향을 나타냄을 확인할 수 있다. OH-6A 성능 데이터와 비행 데이터의 자동 정적 성능 추출 결과를 비교하였을 때, 세로축 조종간의 저속 구간을 제외하고 전체적으로 유사한 경향을 보이는 것을 확인할 수 있다.

2.4 동적 성능 데이터 자동 추출

동적 성능은 각 조종간에 ±10%의 더블릿 및 임펄스 입력을 주어 반응을 비교하여 검증한다. 방대한 양의 비행 데이터에서 조종사의 조종 입력을 효과적으로 인식하기 위해 패턴 매칭 기법을 활용한 자동 추출 방안을 제시하고, 비행 데이터를 사용하여 검증한다.

2.4.1 비행 데이터 자동 추출 알고리즘

조종사의 입력에 대한 항공기 반응을 확인하는 동적 데이터 추출을 위해 본 연구에서는 패턴매칭 기법을 활용한 Fig. 7과 같은 자동 추출 방안을 제시한다. 패턴 매칭은 주어진 데이터로부터 대상을 인식하는 문제를 다루는 것으로 인지과학이나 인공지능의 한 분야이다. 이는 크게 통계적, 구조적, 신경망 접근법과 템플릿 정합법으로 구분하여 문제를 접근할 수 있다[15]. 본 연구에서는 통계적 및 구조적 접근법을 사용한다.

Figure 7의 오른쪽 상단 실선과 같이 비행 데이터가 주어지면 1단계에서는 통계적 분석을 통한 비행 데이터의 특징 점을 추출한다. 이때 정

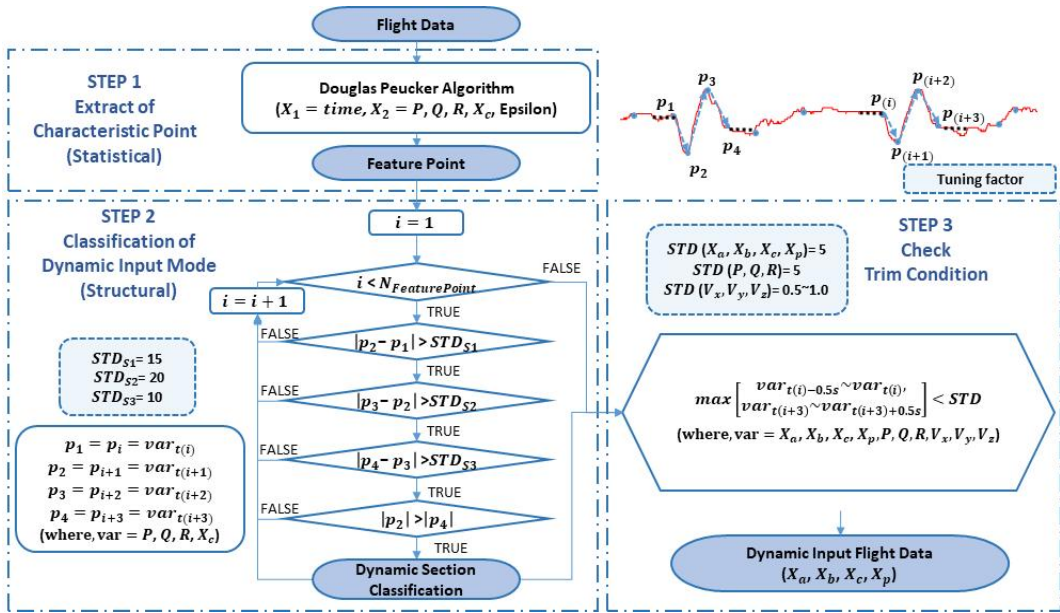


Fig. 7. Flow chart of automatic algorithm for dynamic performance extraction of flight data

적 성능 데이터의 구간 분리 시에 사용했던 DP 알고리즘을 사용하며, 입력으로는 3 축의 각속도와 주 로터 콜렉티브 조종 입력(X_c)을 사용한다. 사이클릭 조종간 입력과 페달 입력을 대신하여 3 축의 각속도 정보를 사용하는 이유는 조종사의 명확한 조종 입력에 대해서 각속도 데이터가 뚜렷한 반응을 보이기 때문에 분류를 수행하기에 더 적합하다.

2단계는 추출된 특징점을 사용한 구조적 분석으로 더블릿 및 임펄스 입력을 찾는다. 더블릿 입력의 경우 한쪽 방향으로 각속도 및 조종 입력이($P_1 \sim P_2$) 일정크기 이상(STD_{S1}) 발생하고 반대 방향으로($P_2 \sim P_3$) 두 배 크기의 일정 입력이(STD_{S2}) 발생한 후 다시 반대 방향으로($P_3 \sim P_4$) 초기 크기 정도 이상의(STD_{S3}) 입력이 발생한다. 4개의 연속된 특징점이 이러한 조건을 만족 할 경우 동적 더블릿 입력이 주어진 것으로 판단하여 해당 구간을 추출한다. 임펄스 입력도 입력의 특성에 맞게 동일한 방법으로 수행한다.

마지막으로, 기동 입력이 주어지기 전과 후에 항공기는 일정 시간 동안 트림과 유사한 안정적인 상태를 유지해야한다. 이는 불안정한 상태에서 조종사 입력이 인가되면 입력에 대한 명확한 반응을 구분하기 어렵고, 조종사 입력 후에 안정을 유지하는데 걸리는 시간을 확인하기 위함이다. 따라서 3단계에서는 구조적 분석을 통해 추출된 동적 분석 구간에 대하여 입력 전 후 약

0.5초간의 트림 조건을 확인한다. 이때에 3축의 각속도와 속도, 그리고 4개의 조종 입력에 대하여 확인한다.

2.4.2 비행 데이터 자동 추출 결과

앞서 제시한 방법을 통하여 동적 비행 데이터 자동 추출을 수행하였다. Fig. 8은 가로축과 세로축의 사이클릭 조종 입력에 대한 자동 추출을 수행한 결과이다. 먼저 점선은 잡음이 제거된 비행 데이터이고, 동그란 마커를 가진 점선은 1단계의 통계적 분석을 통해 추출된 특징점이다. 그리고 두꺼운 세로 방향의 실선은 2단계 구조적 분석을 통해 추출된 동적 입력 구간이며, 실선 안에 색이 칠해진 구간은 3단계 트림 조건 확인을 거쳐 최종적으로 선정된 동적 비행 데이터 구간이다. 가로축 사이클릭 조종 입력(X_a)의 동적 성능 데이터 추출 결과는 조종 입력과 가로축 각속도(P)에서 모두 뚜렷하게 더블릿 조종 입력을 확인할 수 있다. 그러나 세로축 사이클릭 조종 입력(X_b)의 경우 조종사의 세로축 입력이 계속 변경되고 있어 뚜렷하게 구간을 결정하기 어렵다. 대신 세로축 각속도(Q)의 경우 상대적으로 뚜렷한 반응을 확인할 수 있어 구간을 정하기 쉽다. 그리고 가로축은 세 개, 세로축은 두 개의 동적 입력 구간이 존재하였으나 추출되지 않은 동적 입력은 입력 전후에 트림 상태가 유지되지 못해 추출 항목에서 제외되었다.

Figure 9는 주 로터와 꼬리로터의 콜렉티브 입

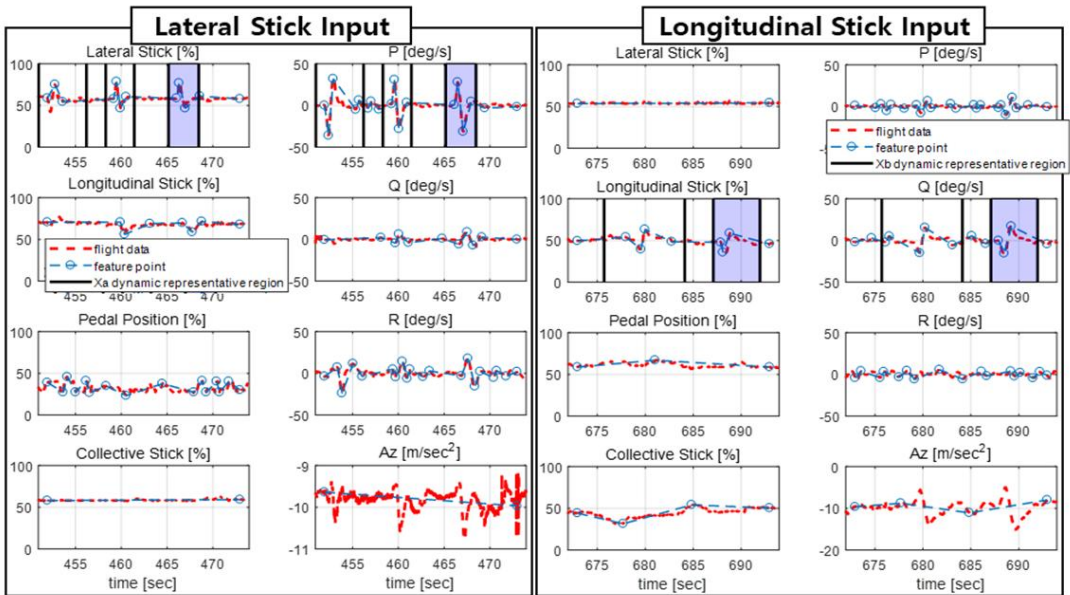


Fig. 8. Dynamic performance results for cyclic inputs using automatic classification algorithm

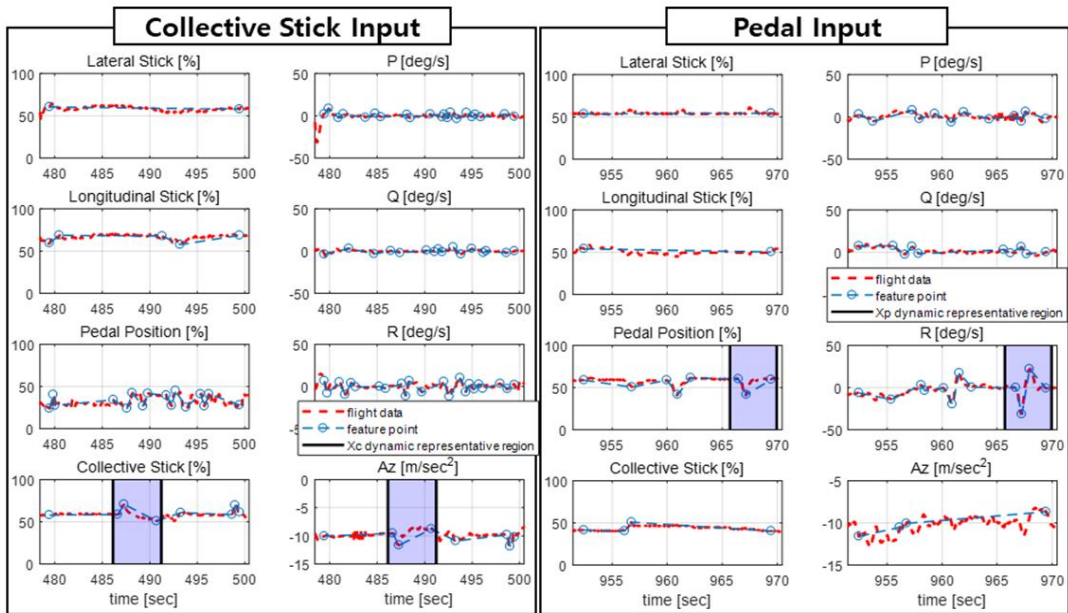


Fig. 9. Dynamic performance results for collective inputs using automatic classification algorithm

력에 대한 비행 데이터 자동 추출 결과이다. 주 로터 입력의 경우 다른 조종 입력에 비해 반응이 지연되어 나타나므로 명확하게 임펄스 입력이 주어지는 경우를 찾기 어려우며 주로 $P_2 \sim P_3$ 구간이 이전 구간에 비해 천천히 입력이 들어간다. 사람도 구간을 명확하게 분류하기 어려움에도 불구하고 제시한 자동 추출 로직을 통하여 적절한

주 로터 콜렉티브 입력에 대한 동적 데이터 구간을 추출하였다. 꼬리 로터의 콜렉티브 입력의 경우 비행 중 지속적으로 조종사가 입력에 변화를 주는 것을 확인할 수 있다. 이로 인해 사람도 직접 입력 구간을 찾는 것이 쉽지 않았으나, 제시한 방법을 통하여 적합한 꼬리 로터 콜렉티브 입력에 대한 동적 성능 분석 구간을 추출하였다.

III. 결 론

본 논문에서는 많은 양의 데이터로부터 의미 있는 데이터를 가공하고 추출하는 데이터마이닝의 다양한 기법을 활용하여, 많은 시간과 인력을 요구하는 비행 데이터 처리를 자동으로 수행하는 방안을 제시하고 검증하였다. 먼저 보유하고 있는 500MD 비행 데이터를 분석하여 성능 평가 기준을 정의하고, 통계적 분석 값을 사용하여 스파이크 잡음을 제거하였다. 그리고 Douglas-Peucker와 K-mean 알고리즘을 사용하여 정적 비행 데이터를 자동 추출하고, 패턴 매칭 기법을 사용하여 동적 비행 데이터를 자동 추출하였다.

본 연구를 통하여 많은 시간과 인력이 요구되는 회전익 항공기의 비행시험 데이터 처리 및 추출 과정을 빠르고 적절하게 자동으로 처리할 수 있다. 이는 복잡한 특성을 가진 회전익항공기의 운동 모델을 개발할 때, 유사성 비교를 위한 기준 데이터로 활용된다.

후 기

본 연구는 산업통상자원부의 항공우주 부품기술개발사업(No.10050504)으로 수행되었습니다.

References

- 1) "Helicopter Simulator Qualification," AC 120-63, *Federal Aviation Administration*, 1994.
- 2) Anon, "EASA CS-FSTD(H) : Certification Specifications for Helicopter Flight Simulation Training Devices," *European Aviation Safety Agency*, June 2012.
- 3) Paul, V., and Giannias, N., "Model development of a level D Black Hawk flight simulator," *Modeling and Simulation Technologies Conference*, 2000.
- 4) Padfield, G. D., Pavel, M., Casolaro, D., Roth, G., Hamers, M., and Taghizad, A., "Fidelity of Helicopter Real Fidelity of Helicopter Real-Time Simulation Models ime Simulation Models," 2005.
- 5) Jeon, D., Jun, H., Choi, H., and Choi, Y., "Development of FAA AC120-63 Level C Flight Simulation Model for KA-32T," *Journal of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 37, No. 4, 2009, pp.

406-412.

6) Vorst, J., Zeilstra, K. D. S., Jeon, D. K., Choi, H. S., and Jun, H. S., "Flight Mechanics Model Development For A Kamov KA32T Helicopter Training Simulator," 2009.

7) Kang, B. R., Kim, C. H., and Jung, S., "Study on helicopter modeling and tuning using flight test result for Handling Quality Simulator," *Asian Australian Rotorcraft Forum and Exhibition*, 2012.

8) TIMSON, E., "Flight simulation fidelity for rotorcraft design, certification and pilot training," *PhD Thesis. University of Liverpool*, 2013.

9) Young, J. K., "Automating the Data Reduction Process for More Efficient Flight Tests and Reducing the Time from Days to Hours," *Master's Thesis, University of Tennessee*, 2010.

10) Lee, C., Park, S., Ahn, S., and Ryu, C., "Flight Test Data Analysis Tool Development by Using Flight Maneuver Auto Detection Algorithm," *Fall Conference of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, 2015, pp.1088-1092.

11) Song, Y., and Hwang, M. S., "A Study on the Aircraft Parameter Estimation from Flight Test Data," *Journal of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 26, No. 6, 2009, pp. 1-12.

12) Douglas, D. H., and Peucker, T. K., "Algorithms for The Reduction of The Number of Points Required to Represent a Digitized Line or its Caricature," *The Canadian Cartographer*, Vol. 10, No. 2, 1973, pp. 112-122.

13) MacQueen, J. B., "Some methods for classification and analysis of multivariate observation," *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*. Vol. 1. No. 14. 1967, pp. 281-297.

14) Nagata, J. I., and John, J. S. Jr., "Engineering Flight Test of the OH-6A Helicopter (Cayuse). Phase D," No. USAAVNTA-65-37. *ARMY AVIATION SYSTEMS TEST ACTIVITY EDWARDS AFB CA*, 1969.

15) Lee, S. W., "Principles of pattern recognition. II," *HONGRUNG Publishing Company*, 1994.