

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 41(6), 465-472(2013)

DOI:<http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2013.41.6.465>

무인기의 정밀 낙하산 착륙을 위한 전개지점 결정

김인한, 박상혁, 박우성, 유창경*

Deploy Position Determination for
Accurate Parachute Landing of a UAV

Inhan Kim, Sanghyuk Park, Woosung Park and Chang-Kyung Ryoo*

Department of Aerospace Engineering, Inha University

ABSTRACT

In this paper, we suggest how to determine the parachute deploy position for accurate landing of a UAV at a desired position. The 9-DOF dynamic modeling of UAV-parachute system is required to construct the proposed algorithm based on neural network nonlinear function approximation technique. The input and output data sets to train the neural network are obtained from simulation results using UAV-parachute 9-DOF model. The input data consist of the deploy position, UAV's velocity, and wind velocity. The output data consist of the cross range and down range of landing positions. So we predict the relative landing position from the current UAV position. The deploy position is then determined through distance compensations for the relative landing positions from the desired landing position. The deploy position is consistently calculated and updated.

초 록

본 논문에서는 요구 위치에 정밀 착륙을 위한 낙하산 전개지점 선정 기법을 제안한다. 무인기-낙하산 시스템을 위해 9-DOF 운동 모델을 구성하였고, 신경회로망을 학습시키기 위한 입출력 데이터 셋을 구성하였다. 입력 데이터 셋은 현재 항공기 위치, 속도정보 및 바람 정보로 구성되어 있고, 출력 데이터 셋은 9-DOF 운동 모델을 시뮬레이션 하여 획득한 착륙 위치 정보이다. 이를 이용하여 nonlinear function approximator를 구성함으로써 현재 위치로부터 상대적인 착륙 지점을 예측할 수 있고, 예측된 착륙 지점과 요구 착륙 지점과의 상대적인 거리 오차를 계산하여 이를 보상해줌으로써 낙하산 전개 지점을 결정할 수 있다.

Key Words : UAV(Unmanned Aerial Vehicle-무인기), Parachute(낙하산), Parachute deploy(낙하산 전개), Parachute landing(낙하산 착륙), Neural Network(신경회로망)

1. 서 론

최근 무인기 시스템이 광범위하게 사용됨에 따라, 무인기 착륙기법이 중요한 요소 중 하나로

써 고려되고 있다. 대표적으로 활주로, 파라포일, 그물망, 낙하산을 이용한 착륙기법이 있다. 첫 번째로 활주로를 이용한 착륙기법은 안전성이 보장되지만 착륙지점이 제한적이다. 두 번째로 파라

† Received: January 4, 2013 Accepted: May 31, 2013

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

<http://journal.ksas.or.kr/>

pISSN 1225-1348 / eISSN 2287-6871

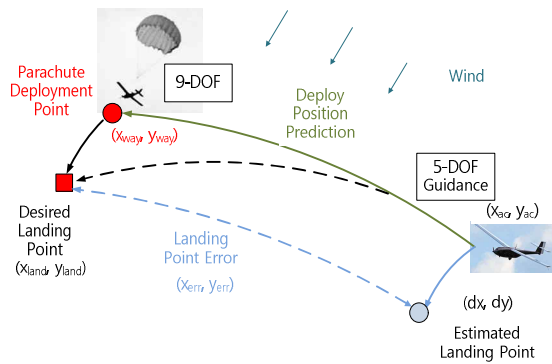


Fig. 1. Process for Parachute Landing of a UAV

포일을 이용한 착륙기법은[1] 높은 정확성을 보장할 수 있지만 실시간 낙하산 제어가 요구된다.

세 번째로 그물망을 이용한 착륙기법은[2] 무인기에 별도의 시스템이 필요 없기 때문에 상대적으로 간단한 구조이지만 별도의 착륙 시스템이 요구된다. 마지막으로 낙하산 착륙기법은 위의 세 가지 기법에 대한 단점을 해결할 수 있을 뿐 아니라 운용상 간단하기 때문에 다방면에서 사용되고 있다. 하지만 별도의 제어장치가 없기 때문에 바람의 영향을 지배적으로 받는다. 따라서 바람 정보를 알 수 있다면 낙하산을 이용하여 원하는 위치에 정밀하게 착륙시킬 수 있다. 본 논문에서는 바람이 고려된 상황 하에서 원하는 위치에 정밀하게 무인기를 착륙시키기 위한 낙하산 전개지점 및 전개시점을 결정하기 위한 기법을 제안한다.

낙하산 전개지점을 결정하기 위해, 현재 비행 상태에서 낙하산 전개를 했을 때 착륙지점을 예측할 필요가 있다. 하지만 full 9-DOF 운동 모델을 이용하여 착륙지점을 예측하는 것은 시간낭비이기 때문에 신경회로망 기법[2]을 적용하여 9-DOF 운동 모델을 대체함으로써 실시간성을 보장할 수 있도록 하였다. 이를 위해 9-DOF 운동 모델(무인기 6-DOF + 낙하산 6-DOF - 3-구속 조건)[3]의 입출력 데이터 셋을 학습시켜 신경회로망을 구성하였다. 다음으로 요구되는 착륙지점과 예측한 착륙지점과의 상대거리를 현재 무인기 위치에서 거리보상을 함으로써 낙하산 전개지점을 결정할 수 있다. 요구되는 위치에 착륙시키기 위한 낙하산 전개지점이 결정되면, 현재 위치에서 전개지점으로 경로점 비행을 하게 된다. 물론 전개지점은 실시간으로 계산되고 갱신된다. Fig. 1은 본 연구에 대한 전체적인 흐름을 나타낸다.

또한 연구 수행을 위해 필요한 단계별 과정 및 변수 식별을 Fig. 2에 나타내었다.

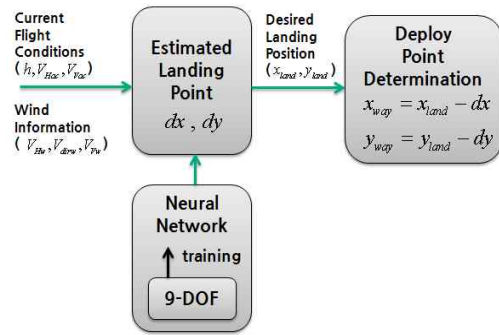


Fig. 2. Process for Deployment Point Determination

II. 시뮬레이션 모델

2.1 무인기 5-DOF 모델 & 유도기법

요구 위치에 착륙시키기 위한 낙하산 전개지점이 결정되었을 때, 무인기는 현재 위치에서 전개지점까지 유도비행을 하게 된다. 무인기는 기본적으로 6-DOF 운동 모델로 구성되지만, 본 논문에서는 옆미끄럼각 β 가 작다는 가정 하에 요(yaw) 운동을 고려하지 않고 롤(roll)-피치(pitch) 운동만을 고려한 5-DOF 운동 모델을 구성하였다. 5-DOF 운동 모델은 오토파일럿 설계가 불필요한 경우 또는 연산량 감소가 필요한 경우에 주로 사용되며, 받음각 및 롤 각 명령에 대한 응답 지연 고려를 통해 full 6-DOF 운동 모델과 유사한 결과를 얻을 수 있다[5].

무인기 운동 모델을 구성한 후에 요구 위치로 유도비행하기 위해 비례항법 유도법칙(Proportional Navigation Guidance Law)을 적용하였다[6]. 비행체의 횡방향 가속도를 산출하여 5-DOF 운동 모델에서 요구하는 받음각 및 롤 각 명령으로 변환시킴으로써 고도 유지 및 경로점 유도를 할 수 있게 구성하였다[7].

2.2 무인기-낙하산 9-DOF 모델

무인기가 전개 지점으로 유도비행한 후에 낙하산 전개가 이루어지면 무인기는 낙하산에 연결되어 착지하게 된다. 이 때 무인기-낙하산 시스템이 사용된다. Fig. 3에 9-DOF 운동 모델에 대한 전체 구성도를 나타내었다[3,8].

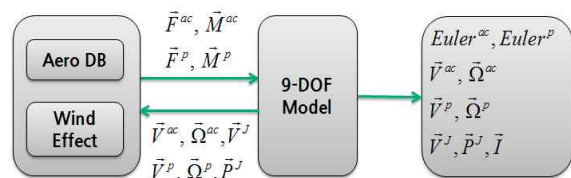


Fig. 3. 9-DOF Dynamic Model

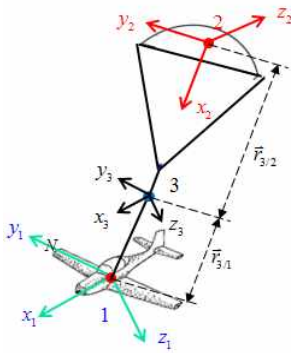


Fig. 4. UAV-Paracute

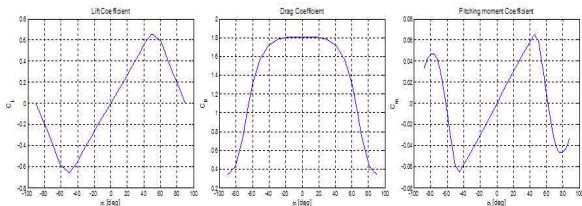


Fig. 5. Parachute Aerodynamic Table

위에서 언급했듯이 기본적으로 비행체의 운동을 기술하기 위해 6-DOF가 필요하다. 때문에 무인기-낙하산 시스템도 12-DOF 운동 모델로 구성되어야만 하지만, Fig. 4를 보면 알 수 있듯이 무인기와 낙하산이 연결되어 있어 3축의 병진운동이 구속된다. 따라서 무인기-낙하산 운동을 기술하기 위해 9-DOF 운동 모델을 구성하였다[8,9].

무인기-낙하산 9-DOF 운동 모델을 구성하기 위해 반드시 필요한 부분이 공력 테이블을 구성하는 것이다. 본 논문에서 낙하산에 대한 공력 테이블의 경우, 착륙 과정 혹은 지상 충돌 시 무인기의 안전성 보장을 위해 종말속도가 약 5~6m/s가 되도록 C_D 값의 크기를 수정하여 사용하였다[10]. 이를 Fig. 5에 나타내었다. 여기서 낙하산의 모멘트 댐핑 계수는 고려하지 않았다.

무인기에 대한 공력 테이블 역시 기존 보유 자료(Yak-54 모델)를 사용하였는데, 본 논문에 적용시키기 위해 몇 가지 가정을 통해 공력 테이블을 재구성하였다. 일반적으로 무인기의 경우, 비행을 위한 받음각 영역은 대략 $-10 \sim 30^\circ$ 정도로 제한되어 있다. 예를 들어 본 연구에 사용된 무인기의 경우 받음각 영역은 $-4 \sim 11^\circ$ 이다. 하지만 낙하산을 이용해 낙하할 경우 바람의 영향에 대해 가능한 받음각 영역은 $-180 \sim 180^\circ$ 로 전 영역에 분포하게 된다. 따라서 모든 받음각 영역에 대한 공력 테이블을 구성해야만 한다. 따라서 본 논문에서는 $-4 \sim 11^\circ$ 까지는 보유 자료를 활용하였고, 그 이외의 영역에 대해서는 에어포일을 평

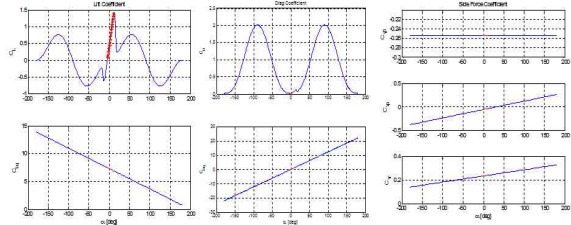


Fig. 6. UAV Aerodynamic Table-Force

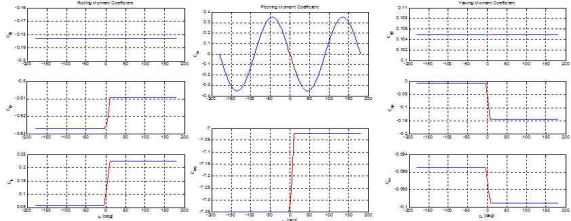


Fig. 7. UAV Aerodynamic Table-Moment

으로 가정하여 양력 계수와 항력 계수의 경우, 아래와 같은 식을 이용해 공력 테이블을 구성하였다[11].

$$C_L = \begin{cases} \text{Given} & -4 \leq \alpha < 11^\circ \\ \sigma(2\text{sign}(\alpha)\sin^2(\alpha)\cos(\alpha)) & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$C_D = \begin{cases} \text{Given} & -4 \leq \alpha < 11^\circ \\ \sigma(2\text{sign}(\alpha)\sin^3(\alpha)) & \text{otherwise} \end{cases} \quad [11]$$

힘에 관련된 다른 공력 미계수에 대해서는 extrapolation을 사용하여 공력 테이블을 구성하는 방식으로 가정을 통해 사용하였다. 모멘트에 관련된 공력 테이블의 경우 역시 가정하였는데, 피칭 모멘트 계수를 제외한 공력 미계수에 대해서는 end point 값을 사용하였고, 피칭 모멘트 계수의 경우에는 sine wave 형태로 공력 테이블을 구성하였다. 이렇게 구성된 무인기의 힘, 모멘트 관련 공력 테이블을 Fig. 6, Fig. 7에 나타내었다.

III. 전개지점 결정

3.1 신경회로망을 이용한 착륙지점 예측

앞서 말한 바와 같이 현재 비행 상태 및 바람 정보를 이용하여 9-DOF 시뮬레이션 모델을 통해 현재 위치로부터 착륙지점을 알 수는 있지만 실시간성을 보장할 수 없다. 이를 해결하기 위해 신경회로망 기법을 사용하였다[9]. 우선 착륙지점을 결정하기 위해 3축에 대한 무인기 위치, 속도,

바람 정보와 같이 9가지의 입력 변수를 결정하였다. 하지만 무인기의 위도, 경도 정보를 원점으로 가정할 수 있고, 수평 속도에 대해서는 무인기 진행 방향으로 고정시킬 수 있기 때문에 3가지 입력 변수를 줄일 수 있다. 이는 입력 변수를 줄임으로써 신경회로망을 학습시키기 위한 시간을 줄이기 위함이다. 이렇게 결정된 입력 데이터의 운용 범위를 Table 1에 나타낸 바와 같이 설정한 후에 9-DOF 시뮬레이션 운동 모델을 통해 Fig. 8과 같이 현재 위치로부터 착륙거리 dx, dy 를 획득할 수 있다.

이 과정을 수만 번 수행 후에 얻은 학습 데이터를 이용하여 weight & bias matrices로 구성된 nonlinear function approximator를 구성할 수 있다. 이러한 전체적인 과정을 Fig. 9에 나타내었다[4].

학습된 데이터를 통해 구성된 nonlinear function

Table 1. Input Data & Operational Range

	단위	운용 범위
고도 (h)	m	100 ~ 150
수평속도 (V_{Hac})	m/s	28 ~ 35
수직속도 (V_{Vac})	m/s	-1 ~ 1
바람속도 (V_{Hw})	m/s	0 ~ 20
바람방향 (V_{Hdir})	deg	-180 ~ 180
바람수직속도 (V_{Vw})	m/s	-5 ~ 5

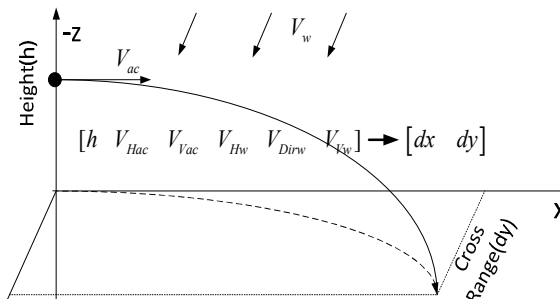


Fig. 8. Output Data Set Aquisition

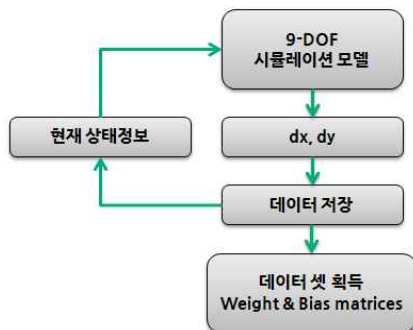


Fig. 9. Neural Network Training Procedure

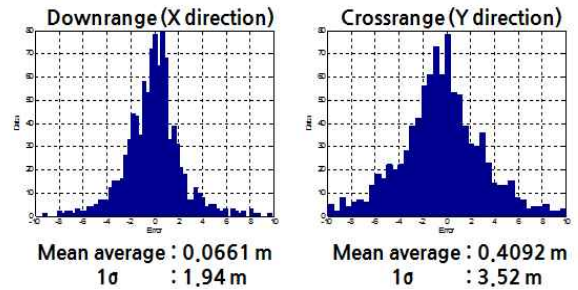


Fig. 10. Neural Network Performance

approximator의 성능을 알아보기 위해 임의의 1000개의 데이터를 분석한 후 오차의 통계적 특성을 알아본 결과를 Fig. 10에 나타내었다.

3.2 낙하산 전개지점 선정 및 전개결정

요구 위치에 착지시키기 위한 낙하산 전개지점 선정 방법은 Fig. 11을 보면 알 수 있다. 앞서 말한 바와 같이 신경회로망을 통해 구성된 nonlinear function approximator를 통해 9-DOF 운동 모델을 대체함으로써 실시간으로 현재위치로부터 상대적인 착륙위치를 예측할 수 있다. 이렇게 예측된 착륙위치와 요구 착륙위치와의 거리 오차를 현재 무인기 위치에서 보상해줌으로써 전개지점을 선정할 수 있다.

무인기의 진행 방향에 따라서 전개지점 및 착륙지점에 오차를 발생시킬 수 있기 때문에 초기에 비선형의 해를 구하는 수치기법의 필요성에 대해 고려해 보았다. 하지만 오차를 발생시키는 어떠한 요인보다 바람의 영향이 지배적으로 착륙 오차를 발생시켰기 때문에 수치기법 보다는 거리 보상을 통해 전개지점을 결정하는 방식을 채택하였다.

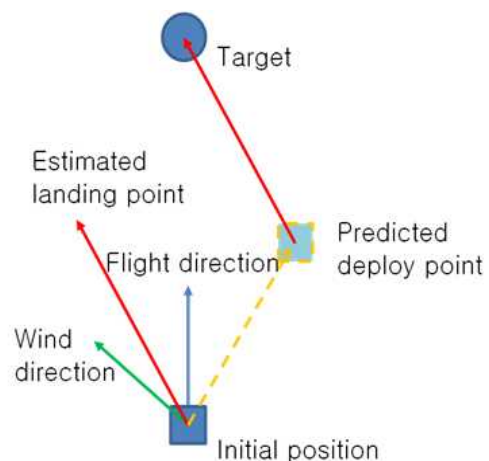


Fig. 11. Deployment Point Determination Technique

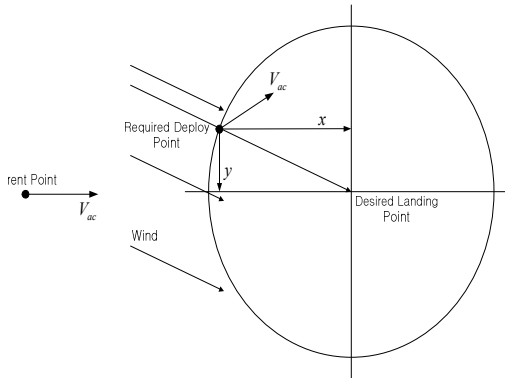


Fig. 12. Deployment Point Shape by Wind

이 때 바람의 크기가 같고 방향이 계속해서 변한다고 가정하면 Fig. 12와 같이 요구 착륙지점으로부터 원에 가까운 형태로 전개지점이 결정된다.

IV. 통합 시뮬레이션

4.1 전체 구성도

지금까지 요구지점에 착륙시키기 위한 낙하산 전개지점을 선정하는 방법에 대해 소개하였고, 각각의 모듈을 구성한 후에 통합한 전체 구성도를 Fig. 13에 나타내었다. 통합 시스템은 바람 모델, 경로점 유도비행을 위한 5-DOF 시뮬레이션 모델, 무인기-낙하산 착륙을 위한 9-DOF 시뮬레이션 모델 이렇게 총 3가지로 구성된다. 초반에 바람 정보와 무인기 상태를 이용하여 착륙지점 및 전개지점을 예측하기 위해 5-DOF 시뮬레이션 모델이 동작하고, 전개시점 이후부터 착륙을 위한 9-DOF 시뮬레이션 모델이 동작하게 된다. 이때 다음과 같은 적절한 가정을 통해 낙하산을 운용하게 된다. 낙하하는 동안 무인기 추력은 작용하지 않고 낙하산을 이루고 있는 각 연결선은 강체로 가정한다. 또한 낙하산이 전개되는 과정은 무시되며 전개 즉시 낙하산은 비행방향에 반대방향 10° 위로 펼쳐진 형상을 이룬다.

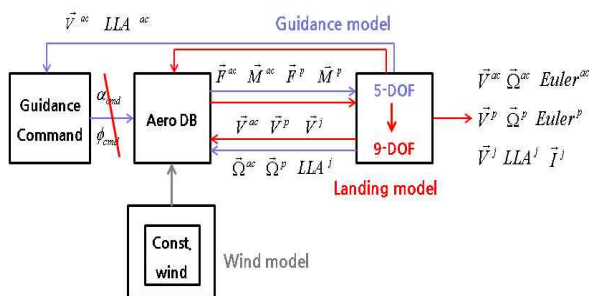


Fig. 13. Schematic Diagram

4.2 단일 시뮬레이션

단일 시뮬레이션 수행을 통해 바람 방향에 따라 예측된 전개지점을 알아보기로 한다. 시뮬레이션 조건은 다른 조건은 같고 바람 방향만 다르게 설정하였다. 이를 Table 2에 나타내었다.

각각의 조건에 따른 시뮬레이션 결과를 Fig. 14 ~ 16에 나타내었다.

Table 2. Single Simulation Conditions

	Case 1	Case 2	Case 3
초기위치	(0, 0, 100) m		
요구위치	(0, 2211.5, 0) m		
비행방향	0 deg		
바람크기	10 m		
바람방향	동풍	북서풍	남동풍

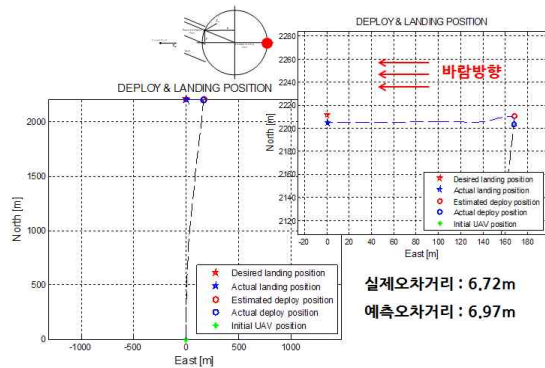


Fig. 14. Single Simulation Result 1

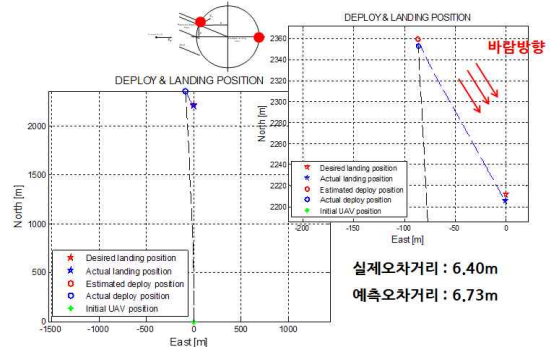


Fig. 15. Single Simulation Result 2

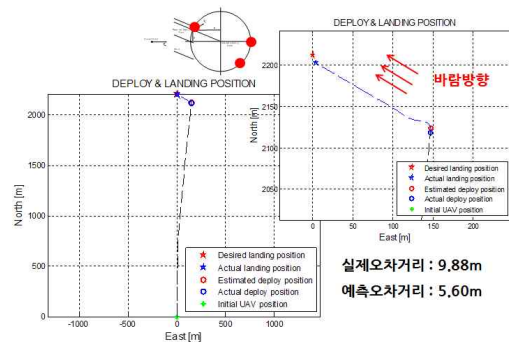


Fig. 16. Single Simulation Result 3

Table 3. Landing Position Error Comparison

갱신 시점	바람모델	예측착 륙오차	실제착 륙오차
1500m	Constant	8.9m	22.8m
100m	Constant	4.7m	17.8m

위의 3가지 결과를 토대로 공통적으로 알 수 있는 사실은 착륙 지점을 선정함에 있어서 바람의 영향이 지배적임을 알 수 있고, 또한 3.2절에서 언급한대로 바람의 방향에 따라 요구지점으로 부터 원에 가까운 형태로 전개지점이 선정됨을 알 수 있다.

다음으로는 단일시뮬레이션 수행을 통해 낙하산의 전개지점을 선정하는 시점에 따른 차이를 비교해보았다. 무인기와 요구낙하위치와의 상대적 거리가 100m가 될 때까지 초기위치에서부터 실시간으로 전개지점을 갱신했을 때의 착륙오차와, 상대적 거리가 1500m가 될 때까지만 실시간으로 전개지점을 갱신했을 때의 착륙 오차를 비교해 보았다. Table 3에서 Constant 바람은 이미 알고 있는 바람 정보를 의미한다. 시뮬레이션 조건 및 결과에 대한 내용을 Table 3에 정리하였다.

Table 3을 보면 알 수 있듯이, 갱신 시점에 따른 결과를 보면, 최대한 마지막까지 전개지점을 갱신했을수록 착륙오차가 작아짐을 알 수 있었다.

4.3 몬테칼로 시뮬레이션

마지막으로 불확실한 상황 하에서 개발한 알고리즘을 검증하기 위해 총 4가지 경우에 대해 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였다. Case 1은 turbulence 바람이 포함되지 않은 경우로, constant 바람 정보만으로 시뮬레이션을 수행하였다. Case 2 ~ Case 4는 turbulence 바람이 포함된 경우이다. 여기서 turbulence 바람이란 constant 바람 성분에 대한 외란을 의미한다. 바람의 난류 성분은 비행체의 속도 변화에 대한 확률 과정으로 나타나는 성분이므로 실질적으로 시간 영역에서 다음 시간의 난류를 예측하기란 매우 어렵다. 따라서 바람을 주파수 영역의 Power spectral density 식으로 모델링해 볼 수 있고, 이렇게 난류를 Power spectral density 식으로 나타낸 모델로서 크게 Dryden 난류 모델과 Von Karman 난류 모델의 2가지 모델이 있다[12,13]. 본 연구에서의 난류 모델은 Dryden 난류 모델을 이용하였다. 난류의 강도에 따른 turbulence lever을 Table 4에 나타내었다.

Table 4. Turbulence Level

	level [m/s]
Light - 1	7.7
Moderate - 2	15.4
Severe - 3	23.1

Table 5. Uncertainty Identification for Environment

	분포	run-wise / path-wise	1σ / range
수평바람 방향	uniform	run-wise	0~180
수평바람 크기	normal	run-wise	6
수직바람 크기	normal	run-wise	1

몬테칼로 시뮬레이션 수행을 위해 Table 4에 나타난 바와 같이 불확실성 요소를 식별하였다. 또한 불확실성 요소가 가우시안 분포(Normal Distribution)를 가지는지 균등분포(Uniform Distribution)를 가지는지에 대해서 결정하였고, 시뮬레이션 수행 시 난수가 초기 값에 대해서만 발생(Run-wise)하는지 시스템 노이즈와 같이 매스텝 발생(Path-wise)하는지에 대해 결정하였다. 가우시안 분포를 가지는 경우에 대해서는 1σ를 나타내었고, 균등분포를 가지는 경우에 대해서는 발생할 수 있는 범위를 나타내었다.

이렇게 식별된 불확실성 요소를 이용하여 Case 1 ~ Case 4까지 각각의 경우에 대해 300회씩 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였고 그 결과를 plot한 Fig.을 Fig. 17 ~ 20에 나타내었다. 그림에서 상대적으로 넓은 분포(갈색)를 가지는 부분은 전개지점, 초록색으로 표시된 부분은 실제착륙

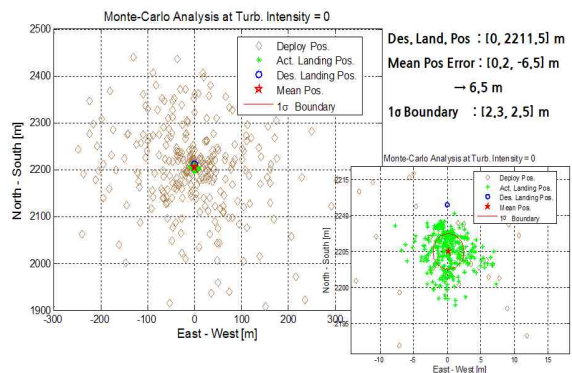


Fig. 17. Monte-Carlo Simulation Result - Case 1

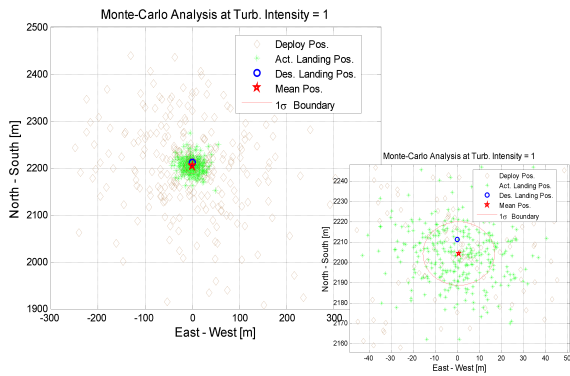


Fig. 18. Monte-Carlo Simulation Result - Case 2

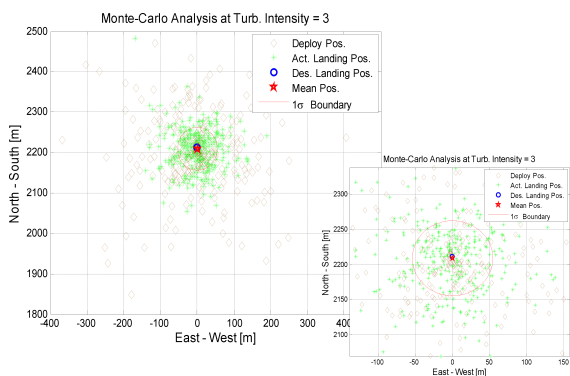


Fig. 19. Monte-Carlo Simulation Result - Case 3

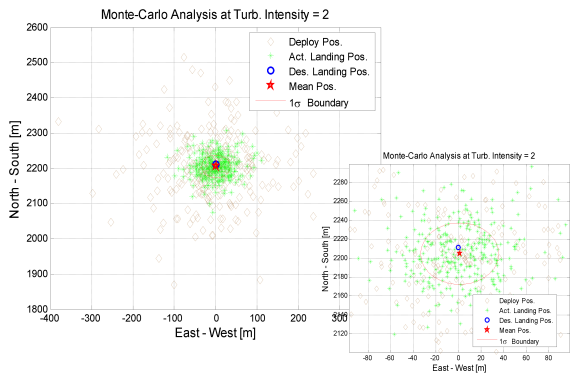


Fig. 20. Monte-Carlo Simulation Result - Case 4

Table 6. Monte-Carlo Simulation Result

시뮬레이션 Case		MPE (m)	1σ boundary (m)
Case 1	no turb.	6.5	2.3, 2.5
Case 2	turb.	7.0	16.3, 15.6
Case 3		6.9	34.6, 32.5
Case 4		2.4	54.2, 53.3

MPE : Mean Position Error

지점을, 파란색 점은 요구착륙위치를 나타낸다. 실제착륙지점의 평균점을 붉은색 별점으로 표시하였고, 이 별점을 기준으로 1σ boundary를 표시하였다. 이는 300회의 시뮬레이션을 통해 획득한 실제착륙지점의 68%가 1σ boundary 내에 들어와 있음을 의미한다.

또한 4가지 경우에 대한 수치적 결과를 통합하여 Table 4-5에 정리하였다. Table 6에서 1,2,3이 의미하는 것은 turbulence intensity이다.

위의 시뮬레이션 결과를 통해 turbulence 바람에 의한 오차가 포함되지 않았을 때 보다 상대적으로 큰 오차를 발생시키는 것을 알 수 있다. 또한 turbulence의 강도를 나타내는 intensity(1,2,3)에 따라 거리오차의 크기가 비례함을 알 수 있고, 정확한 바람 추정을 통해 낙하산을 전개하면 모든 시뮬레이션 경우에 대해서 목표점으로부터 약 50m 반경 이내에 68%의 확률로 착륙시킬 수 있음을 보여준다.

V. 결 론

본 논문에서, 요구되는 위치에 무인기를 착륙시키기 위한 낙하산 전개지점을 선정하는 기법을 제시하였다. 신경회로망 기법을 통해 현재비행상태에서 상대적인 착륙지점을 예측하는 기법을 소개하였고, 이를 시뮬레이션하기 위해 9-DOF 시뮬레이션 프로그램을 개발하였다. 또한 경로점 비행을 시뮬레이션하기 위한 5-DOF 시뮬레이션 프로그램 및 유도루프를 개발하였다. 다음으로 앞의 과정을 이용하여 요구위치 착륙을 위한 낙하산 전개위치 선정 알고리즘을 개발하였다. 마지막으로 이를 통합하여 시뮬레이션을 수행하였다. 단일 시뮬레이션을 통해 낙하산 착륙이 바람의 크기 및 방향에 지배적으로 영향을 받음을 확인할 수 있었고, 몬테칼로 시뮬레이션을 통해 불확실성 요소에 대한 통계적 분석을 수행하였다. 시뮬레이션 결과, turbulence wind의 영향이 다른 불확실성 요소에 비해 가장 크게 나타났고 intensity 2 이하의 turbulence wind 환경에서 낙하산을 운용하였을 때 100m 이내의 3σ를 가짐을 확인할 수 있었다.

References

1) Kwon, H. J., "Development of the GPS guided parafoil system for precision airdrop", The Korean Society for Aeronautical & Space

Sciences, Spring Conference, 2006. 4, pp. 659-662.

2) Huh, S. S., Shim, H. C., "A Vision-based Automatic Landing System for Fixed-wing UAVs using an Inflated Airbag", The Korean Society for Aeronautical & Space Sciences, Spring Conference, 2008. 4, pp. 350-353.

3) O. Prakash and N. Ananthkrishnan, "Modeling and Simulation of 9-DOF Parafoil-Payload System Flight Dynamics", *AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit*, Keystone, Colorado, August, 2006.

4) M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. H. Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, 1996.

5) J. Se-Ah, *Study of Intelligent Pilot Model Based on Basic Fighter Maneuvering for Air Combat Simulation*, Inha University, 2012.

6) P. Zarchan, *Tactical and Strategic Missile Guidance*, Progress in Astronautics and Aeronautics, Vol. 124, 1990.

7) Brian L. Stevens and Frank L. Lewis, *Aircraft Control and Simulation 2nd edition*, JOHN WILEY & SONS, INC., 2003.

8) Giorgio Guglieri, "Parachute Payload System Flight Dynamics and Trajectory Simulation", *International Journal of Aerospace Engineering*, 2012, pp. 1-17.

9) E. Mooij, Q. G. J. Wijnands, and B. Schat, "9 DOF Parafoil/Payload Simulator Development and Validation", *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference*, Austin, TX, August, 2003.

10) Park, J.-h., Yang, Y. R., Cho, T. H., Kim B. S., *Submunition Descent Motions Ballistic Missile Analysis Report*, 2nd edition, Gyeongsang National University, 2008.

11) W. Pointer, G. Kotsis, P. Langthaler, M. Naderhirn, "Using formal methods to verify safe deep stall landing of a MAV", *Digital Avionics Systems Conference (DASC), 2011 IEEE/AIAA 30th*, Seattle, WA, October, 2011.

12) U.S. Military, *U.S. Military Specification MIL-F-8785C*, 1980.

13) S. Gage, "Creating a Unified Graphical Wind Turbulence Model from Multiple Specification", *AIAA, Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit, Austin, Texas, August, 2003*.