

論文

기낭 부력 제어에 의한 비행선 이착륙의 인공지능망 적용

장용진*, 우귀애*, 김종권*, 이대우**, 조점래**

Application of neural network for airship take-off and landing mode by buoyancy control

Yong-jin Chang*, Gui-ae Woo*, Jong-kwon Kim*, Dae-woo Lee** and Kyeum-rae Cho**

ABSTRACT

For long time, the takeoff and landing control of airship was worked by human handling. With the development of the autonomous control system, the exact controls during the takeoff and landing were required and lots of methods and algorithms were suggested. This paper presents the result of airship take-off and landing by buoyancy control using air ballonnet volume change and performance control of pitch angle for stable flight within the desired altitude. For the complexity of airship's dynamics, firstly, simple PID controller was applied. Due to the various atmospheric conditions, this controller didn't give satisfactory results. Therefore, new control method was designed to reduce rapidly the error between designed trajectory and actual trajectory by learning algorithm using an artificial neural network. Generally, ANN has various weaknesses such as large training time, selection of neuron and hidden layer numbers required to deal with complex problem. To overcome these drawbacks, in this paper, the RBFN (radial basis function network) controller developed. The weight value of RBFN is acquired by learning which to reduce the error between desired input output through and airship dynamics to impress the disturbance. As a result of simulation, the controller using the RBFN is superior to PID controller which maximum error is 15M.

초 록

오랜기간 비행선의 이착륙은 사람에 의한 수동으로 이루어졌으나, 자동제어시스템의 개발과 함께 이를 비행선에 적용하여 보다 정확한 이착륙의 필요성이 대두되었으며, 많은 알고리즘이 개발되고 있다. 본 논문에서는 기낭의 압력제어에 의한 비행선의 이착륙제어를 다룬다. 비행선의 운동방정식은 비선형 방정식으로 매우 복잡하여 우선 간단한 PID제어기에 의한 해법을 제시하였다. 그러나, 운항시 대기조건이 빠르게 변하므로 변하는 예측 불가능한 외란에 대해서는 만족스런 성능을 보이지 못하였다. 따라서, 본지에서는 인공 신경망을 이용한 학습 알고리즘을 토대로 원하는 궤적에 빠르게 추종하도록 설계하였다. 일반적으로 인공지능망은 복잡한 문제에 있어서 많은 수의 은닉층과 뉴런이 필요하고 또한 훈련시간이 많이 걸리는 단점이 있기에 이를 해결하기 위해 비행선 이착륙 문제에 대한 일반적인 인공지능망 적용에 대해 연구하였다. 본지에서는 RBFN(radial basis function network)제어기를 설계하였고, 신경 회로망의 가중치는 외란이 인가되거나 부하특성이 비선형적으로 변화되는 것을 고려하도록 기준입력과 실제 비행선 모델의 출력사이의 오차를 최소화하는 방향으로 학습을 진행하였다. 그 결과 최대 15m의 오차를 보이는 PID제어기보다 양호한 결과를 얻었다.

† 2004년 1월 30일 접수 ~ 2004년 12월 30일 심사완료

* 정회원, 부산대학교 항공우주공학과 대학원

** 정회원, 부산대학교 항공우주공학과, 기계기술연구소

연락처, E-mail : baenggi@pusan.ac.kr

부산시 금정구 장전동 산30번지

1. 서 론

비행선은 추력에서 양력을 얻는 일반 고정익 및 회전익 항공기와는 달리 잠수함과 같이 기낭의 부력을 이용하여 양력을 얻는다. 이 때문에 장기체공 능력이 우수하고 에너지 효율이 우수하여 초기에 적잖은 연구가 진행되었었다. 하지만 Hindenburg호의 폭발사고와 항공기의 급격한 발전으로 인해 70년대까지 아무런 발전이 없었다. 하지만 최근에는 가연성 기체 수소를 대체하여 화재위험이 없는 헬륨으로 대체함으로써 안전성이 확보되고 복합재료의 개발로 구조의 개선을 통해 그 활용도가 점점 높아져 지역간 수송, 광고, 관광 등에 많은 수요가 증대되고 있다. 이와 같은 비행선은 기낭의 헬륨으로 양력을 얻기에 고도가 상승함에 따라 기낭의 압력변화는 물론 그 압력으로 인한 외피에 손상을 가져올 수 있다. 따라서 이 착륙시 기낭의 부피팽창을 고려한 공기낭이 필요하며 이를 통해 적정한 수준에서 공기를 흡입 및 방출하는 시스템이 필요하게 되었으며 현대의 대부분의 중형 비행선은 그림 1과 같은 시스템을 적용하고 있다. 하지만 대부분 압력손상을 우려하여 여압용량을 조절하는 역할을 할뿐 공기의 흡입/팽창 시스템을 직접 이착륙하는데 쓰이고 있지는 않다.

본 논문은 이착륙 과정의 설계에 있어 빠른 시간 내에 상승 및 하강을 유도하여 임무 수행을 위한 비행 상태로 전환하는 것이다. 이때 비행선의 자세 및 받음각은 실질적인 상황을 고려하여 지나치게 크게 변화하지 않는 범위 내에서 이루어지도록 한다. 또한 상승 하강 후에 비행 전환에서도 비행선의 자세각 변화가 최소가 되도록 제어를 수행하였다.

비행선의 운동방정식은 비선형 방정식으로 매우 복잡하여 우선 간단한 PID제어기에 의한 해법을 제시하였다. 그러나 비행선의 비선형성과 부력제어 시스템의 불확실성으로 인하여 만족스런 성능을 보이지 못하였다. 따라서, 본지에서는 인공 신경망을 이용한 학습알고리즘을 토대로 원하는 궤적에 빠르게 추종하도록 설계하였다. 일

반적으로 인공신경망은 복잡한 문제에 있어서 많은 수의 은닉층과 뉴런(neuron)이 필요하고 또한 훈련시간이 많이 걸리는 단점이 있기에 이를 해결하기 위해 비행선 이착륙 문제에 대한 특별한 형태의 인공신경망 적용에 대해 연구하였다. 본지에서 설계된 인공 신경망은 방사 기저 함수 신경망(Radial basis function network : RBFN)이며 추후에 설명하도록 하겠다.

II. 운동방정식 및 이상계적생성

2.1 비행선 운동방정식

비행선은 6개의 자유도를 가지는 힘과 모멘트 방정식을 가진다[1][2]. 하지만 이/착륙과 관련해서는 종축 방향의 운동만을 고려하여도 충분하므로 본 논문에서는 종축 운동방정식을 유도하여 적용시켰다. 또한 이/착륙 과정에서 부력을 변화시켜 빠른 상승을 유도하였으며, 초기 이륙시엔 전력소모를 감안하여 엔진의 추력에 대한 틸팅각은 고정시켰으며 임무 고도시 빠른 전환을 위해 틸팅각을 사용하였다. 연구에 적용된 비행선은 부산대학교에서 시험비행한 11M급 연식 모델이며, 또한 공기역학적인 데이터들은 YEZ-2A 모델을 사용하였는데 이는 외형형상차이가 거의 유사하였기에 적용하였다. 좌표축의 중심에 부력 중심을 주었고, 질량 중심은 원점으로부터 $(a_x, 0, a_z)$ 만큼 떨어진 곳에 위치한다. X-형태의 4개의 핀이 달려있으며, 부력중심으로부터 추력기는 (d_x, d_y, d_z) 떨어진 곳에 좌우 측면에 대칭적으로 장착되었다. 따라서 비행선의 운동방정식은 식(1)과 같으며 개념은 수중 운동체의 운동방정식을 이용한 S. V. B. Gomes의 식을 참고하였다[3]. 또한, 비행선의 롤(p), 피치(q), 요(r) 운동을 나타내는 자세각은 방향 여현행렬을 이용하였다.

$$\begin{aligned}
 m_x \dot{U} + (m a_x - \dot{X}_x) \dot{q} + m_x q W - m_x r V \\
 - m a_x (q^2 + r^2) + m a_x p r = X_{ext} \\
 m_x \dot{W} - (m a_x - \dot{Z}_x) \dot{q} + m_x p V - m_x q U \\
 - m a_x (p^2 + r^2) + m_x p r = Z_{ext} \\
 J_{\dot{q}} + (J_x - J_z) p r - J_x (r^2 - p^2) - m a_x \\
 (p V - q U) + (m a_x + \dot{M}_x) \dot{U} - (m a_x \\
 + \dot{M}_y) \dot{W} + m a_x (q W - r V) = M_{ext}
 \end{aligned} \tag{1}$$

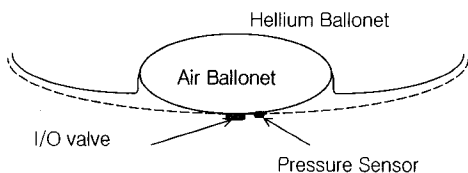


그림 1. 비행선의 기낭 구조

이때, 가상질량과 가상관성모멘트 그리고 외력 $X_{ext}, Z_{ext}, M_{ext}$ 는 다음과 같다.

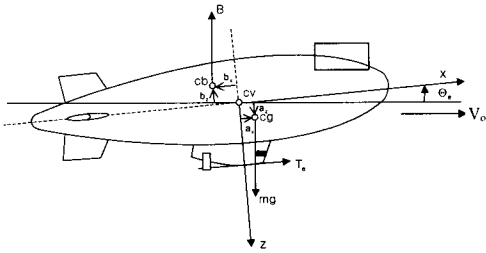


그림 2. 비행선 좌표계

$$\begin{aligned}
 m_x &= m - \dot{X}_{ii} \quad m_z = m - \dot{Z}_{ii} \\
 J_x &= I_x - \dot{L}_y \quad J_y = I_y - \dot{M}_q \\
 J_z &= I_z - \dot{N}_r \quad J_{xz} = I_{xz} - \dot{N}_p \\
 X_{ext} &= X_A + \lambda_{31}(W - B) + 2T \cos \mu \\
 Z_{ext} &= Z_A + \lambda_{33}(W - B) - 2T \sin \mu
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

$$M_{ext} = M_A + (\lambda_{31} a_z - \lambda_{33} a_x)W + 2T(d_z \cos \mu - d_x \sin \mu)$$

여기서, W 는 비행선의 총 무게, B 는 비행선의 부력, λ_{ij} 는 방향코사인벡터의 성분, 그리고 μ 는 추력기의 틸팅각이다.

비행선의 관성모멘트 값들은 표 1과 같으며, 카티아를 이용하여 구하였다.

표 1. 비행선 관성모멘트 <단위 : $kg \cdot m^2$ >

구 분	I_{xx}	I_{yy}	I_{zz}	I_{xz}
기 낭	15.62	124.0	124.0	0
곤돌라	48.17	49.97	3.06	0.87
조종면	8.77	74.38	74.38	0
합 계	72.56	248.35	201.44	0.87

2.2 구동기(모터)의 운동방정식

여압 시스템에 구성된 구동기는 DC전동기이며 전기 에너지를 회전에너지로 변환시킨다. 전동기의 회전자(전기자)에 발생된 토크의 대부분이 외부부하(본 논문에서는 임펠러)를 구동하는데 쓰인다.

DC전동기의 전달함수는 실제 전동기의 선형 근사화로 나타나며, 자기이력(Hysteresis)이나 브러시에 걸리는 전압과 같은 이차적 효과는 무시한다. 입력전압은 계자 또는 전기자 단자에 인가 가능하며, 자장이 포화상태가 아니면 전동기의 공극 자속은 계자전류에 비례하고 전동기에 발생된 토크는 공극자속 Φ 와 전기자 전류에 비례한다고 가정하였다. 전기자전류와 전기자에 가하여진 입력전압은 식 (3)과 같으며 $V_b(s)$ 는 전동기 속도에 비례하는 역기전력 전압이다.

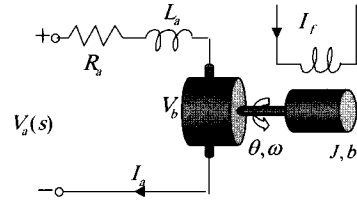


그림 3. DC모터 권선도

$$V_a(s) = (R_a + L_a s)I_a(s) + V_b(s) \tag{3}$$

전동기의 토크 $T_m(s)$ 는 부하에 전달된 토크와 같으므로 식 (4)와 같이 표현가능하며, $T_f(s)$ 는 부하 토크이며 $T_d(s)$ 는 외란 토크이다.

$$T_m(s) = T_f(s) + T_d(s) \tag{4}$$

그러므로 $T_d(s)$ 가 0일 때 전동기와 부하 전체의 전달함수는 다음과 같다.

$$G(s) = \frac{\omega(s)}{V_a(s)} = \frac{K_m}{(Js + b)(R_a + L_a s) + K_b K_m} \tag{5}$$

그리고 대부분의 DC 전동기의 경우, 전기자의 시상수 $\tau_a = L_a/R_a$ (L_a 가 상대적으로 작기 때문)는 무시 가능하므로 아래와 같이 표현 가능하다.

$$\begin{aligned}
 G(s) &= \frac{\omega(s)}{V_a(s)} = \frac{K_m}{(Js + b)R_a + K_b K_m} \tag{6} \\
 J &= 1 \times 10^{-3} \quad [kg \cdot m^2] \\
 b &= 0.2 \times 10^{-3} \quad [N \cdot m \cdot s] \\
 K_m &= K_b = 50 \times 10^{-3} \quad [N \cdot m/A]
 \end{aligned}$$

2.3 이상계적 생성

부력 시스템이 포함된 전체적인 개념도는 아래와 같으며 구동기(Actuator: Motor)의 성능이 이상적이라는 가정아래 PID제어기법을 사용하여 비행선을 제어하였다.

제어를 위해 기준고도 h_r 과 현재고도 h 와의 차를 오차로 두고, 그 오차를 줄이기 위한 제어 입력 u_h 를 사용하였다.

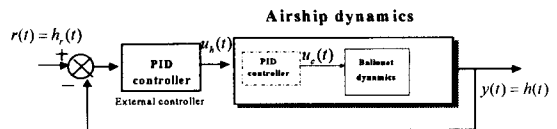


그림 4. 이상계적 생성을 위한 시스템 개념도

$$u_h(t) = K_p e(t) + K_i \int edt + K_d \frac{de}{dt} \quad (7)$$

계산을 위해 Tustin의 근사화를 다음과 같이 수행하였다[4]. 이때 h_p 을 기준값 r 로 두고, 출력값 y 를 그 시각에서의 h 라 하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P(t_k) &= K_p[r(t_k) - y(t_k)] \\ I(t_{k+1}) &= I(t_k) + \frac{K_p h}{T_i} [r(t_k) - y(t_k)] \\ D(t_k) &= \frac{2T_d - h}{2T_d + h} D(t_{k-1}) \\ &\quad - \frac{2K_p h}{2T_d + h} [y(t_k) - y(t_{k-1})] \end{aligned} \quad (8)$$

제어 계인을 선정하기 위해 비행선의 운동 모드를 분석하면, 비행선의 진행 방향축 방향으로 전·후진 운동 즉, OX축 방향으로 진행되는 운동을 나타내는 Surge Mode, 위·아래 운동 즉, OZ축 방향으로의 운동을 나타내는 Heave Mode, 그리고 OY축 방향으로 회전을 나타내는 Pitch Pendulum Mode로 구분 할 수 있다. 여기서 각 운동을 나타내는 모드의 특성을 이용하여 제어 계인을 선정하기 위해 식 (8)을 라플라스 변환하면 식 (9)가 된다. 이 식은 주파수 영역(s-domain)에서 2차 방정식이다. 이것은 일반적인 진동을 나타내는 2차 운동 방정식과 같으며 피치 펜듈럼 모드의 진동을 억제하기 위해, 2차 운동 방정식의 감쇠율과 진동수가 Pitch Pendulum Mode의 감쇠율과 진동수에 관련이 있음을 가정하였다. 이착륙 운동은 OZ 방향운동이 주를 이루며 이것은 비행선의 히브 모드와 관련이 있다. 히브 모드의 고유값, 즉 시정수를 비례 제어 계인에 영향을 준다고 가정하여 기준값으로 두고 식 (9)와 같이 제어 계인을 선정하여 제어기를 설계하였다.

$$\begin{aligned} \frac{u_h(s)}{e(s)} &= K_p \left(T_d s + 1 + \frac{1}{T_i s} \right) \\ \Delta s &= s^2 + 2\zeta \omega_n + \omega_n^2 \\ K_p &= \frac{1}{\lambda_{heave}}, \quad T_d = \frac{1}{2\zeta \omega_n}, \quad T_i = \frac{2\zeta}{\omega_n} \end{aligned} \quad (9)$$

이 때 사용된 제어 계인 값은 아래와 같다.

표 2. 이상궤적 생성 제어 계인 값

Buoyancy controller			Engine Tilt controller		
K_p	T_i	T_d	K_p	T_i	T_d
30[deg]	2.7[sec]	1[sec]	10[deg]	3[sec]	1[sec]

본 논문에서 위 제어계인을 통한 시스템의 해를 이상해로 가정한 이유는 구동기를 고려치 않았을 때의 결과를 구동기가 작동하여 그 값에 수렴시키는데 초점을 두었기 때문이다. 이는 구동기를 통한 부력제어시 이상궤적에 근사시키기 위함이다.

III. 신경망 제어 시스템 설계

전체적인 시스템 블록선도는 기준궤적과의 오차를 최소화하도록 구성하였다[5]. 특히 아래 블록선도에서 보는 바와 같이 신경망을 비행선의 이착륙시스템에 적용하였고 또한 PID 제어기와 비교하였다.

오차 학습 제어기에서는 신경망의 학습 신호로 목표 출력값과 실제 출력과의 차이 즉 고도 오차를 사용하며, 신경망은 PID제어기의 출력(u_c)이 최소화되도록 학습이 이루어진다.

RBF신경망에서의 은닉층은 각각의 입력에 대하여 하나의 파라미터를 갖고 있으며, 이러한 파라미터들은 입력에 대한 연결강도가 아닌 은닉층 노드들의 출력함수들의 중심점에 대한 입력 공간 내에서의 좌표이다. 또한 은닉층의 출력함수는 중심에서 높이가 1인 종 모양의 곡선(Bell-shaped curve)으로 표시된다. 이러한 곡선들의 폭은 분산벡터에 의하여 결정되며, 은닉층의 출력은 입력 공간 내에서의 입력들과 출력함수간의 거리이다. 은닉층의 출력은 입력이 정확히 중심에 위치한 경우 최대값 1을 갖게 되고 입력이 중심과 멀어짐에 따라 감소하게 된다.

그림 6은 모터출력 상태를 예측하기 위하여 입력벡터와 출력벡터에 대한 입출력 관계로 단일 노드로 구성된 출력과 하나의 은닉층으로 구성된 RBF신경망을 보여주고 있다.

은닉층은 그림 6의 오른쪽의 활성화함수는 가우시안 함수로 구성되고 정규분포 확률 함수 형태로 나타나며, 입력벡터 X_p 에 대한 은닉층의 노드 j 의 출력은 식 (10)의 관계를 따른다[6].

$$Z_j = \exp \frac{-\|c_j - X_j\|}{2\sigma_j} \quad (10)$$

식 (10)에서 c_j 는 은닉층 노드 j 에서의 중심벡터이고, σ_j 는 은닉층 노드 j 에서의 분산변수이다. 신경망의 은닉층에 있는 전체 노드 수, 각 노드의 중심벡터와 분산변수는 Kohonen 신경망의 오프라인 학습에서 클러스터링 되어 정해지게 된다. 중심벡터는 분할된 각 클러스터의 평균을 나

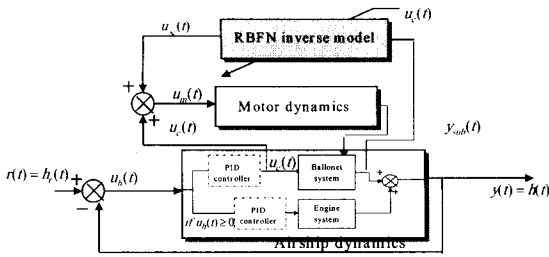


그림 5. 전체 시스템 블럭선도

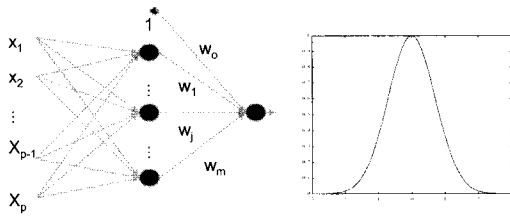


그림 6. RBFN 구조와 은닉층 활성화함수

타내고 분산 변수는 각 클러스터의 산포를 나타낸다. 주어진 입력벡터에 대하여 m개의 노드를 갖는 신경망의 출력 \hat{y}_{i+1} 는 식 (11)와 같이 각 함수와 연결강도의 선형조합으로 표시할 수 있다.

$$\hat{y}_{i+1} = \sum_{j=1}^m w_j(t) Z_j \quad (11)$$

오프라인 학습에서 은닉층의 노드 수, 중심벡터, 분산변수가 정해지면, 출력층과 연결강도벡터 $w(t)$ 는 지도학습에 의하여 최적화되어 진다. 신경망의 학습과정에는 다양한 알고리즘들이 적용되어 질 수 있으나 일반적으로 RMS알고리즘과 RLS(Recursive least square) 알고리즘이 사용된다.[7][8] 본 논문에서는 기저함수의 폭은 고정하고 중심은 적절한 네트워크가 형성될때까지 자기조직화(self-organization) 알고리즘으로 구하고, 은닉층과 출력층의 연결강도벡터 $w(t)$ 는 RMS로 구하였다. 기저함수 중심에 대한 학습에 대해 간략히 설명하면, 각 뉴런의 중심을 임의의 값(0~1)을 초기화하고 폭을 고정(radian=1)하며 학습률 ($\eta=0.038$)과 바이어스를 고정한다. 그리고나서 입력값을 준비하고 해당 은닉층에 대하여 기저함수의 출력을 최대화 하는 함수를 찾아서 식 (12)를 이용하여 중심을 학습한다.

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) + \eta(x_i(t) - c_{ij}(n)) \quad (12)$$

더 이상의 학습이 일어나지 않을 때까지 반복하고 학습이 끝나면 연결가중치벡터를 학습시킬 준비를 한다.

은닉층을 통하여 출력된 값으로 출력 값을 구하면 식 (13)과 같다.

$$o_k(t) = f\left(\sum_{j=0}^{M-1} w_j(t) \cdot \exp\left(-\frac{\|x_j - c_j\|}{2\sigma_j}\right)\right) \quad (13)$$

위에서 구하여진 출력값과 입력값의 차이를 이용하여 LMS알고리즘을 이용하여 식(3.21)과 식(3.22)를 이용하여 연결가중치와 바이어스를 조정한다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(T(t) - o_k(t))Z_j(t) \quad (14)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) + \eta(T(t) - o_k(t))Z_j(t) \quad (15)$$

w_j = 은닉층 j 와 출력간의 연결강도
 o_k = 신경망의 출력값
 T = 출력층에서의 목표값
 η = 학습율(Learning rate) : 0.038

여기서 b_{ij} 라는 바이어스를 사용하였는데 이는 출력이 일정한 가상적인 신경세포를 달고 있는 연결가중치처럼 취급된다. 때문에 뉴런의 활성화에 참여할 뿐 아니라 다른 연결 가중치와 마찬가지로 학습에 의해 조절된다. 바이어스가 첨가된 뉴런의 동작은 단지 가중 합을 구하는 과정에서 바이어스의 값이 추가된다는 점이 다를 뿐이다.

본 연구에서 사용된 RBF신경망의 학습과정은

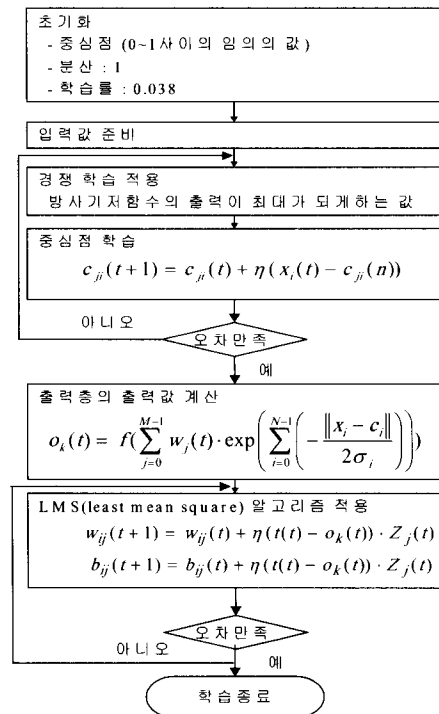


그림 7. 학습 알고리즘

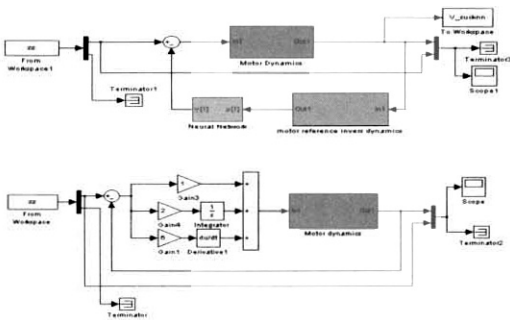


그림 8. 모델 인버스 신경망과 PID제어기

그림 8과 같다. 또한 이착륙시스템의 구성은 그림 7과 같이 PID제어기와 모델 인버스 인공지능경망으로 구성하여 비교하였다.

IV. 시뮬레이션

신경망의 오차 허용범위를 이륙시는 2×10^{-6} 으로 착륙시는 2×10^{-8} 으로 정하여 방사기저합수 신경망(RBFN)을 이용하였으며 그림 9, 그림 10과 같이 13 epoch정도에서 모두 수렴함을 알 수 있다. 이는 은닉층의 적정뉴런의 수가 13개 정도면 양호한 결과를 얻을 수 있음을 의미한다. 만약 일반적인 인공 신경망을 이용한다면 적어도 2층 이상의 은닉층을 가져야 하며 많은 시간이 걸림을 확인하였다.

표 3은 전동기의 PID 제어기의 게인 값들이다. 이렇게 오프라인으로 훈련시킨 신경망과 PID 제어기를 부력 시스템에 적용시켰을 때의 비행선의 이착륙 시스템 성능을 살펴보면 다음과 같다.

표 3. 기준제적 생성 제어 게인값

이륙시스템			착륙시스템		
K_p	T_i	T_d	K_p	T_i	T_d
1	0.2	10	1	2	6

그림 11은 이륙시 공기 방출량을 나타내는데 PID제어기를 사용하였을시 추종성능이 좋지 않음을 알 수 있다. 이에 따라 그림 12과 같이 엔진 틸트각 변화가 상대적으로 많아지게 되고 그에 따라 그림 13와 같이 기준제적 대비 최대 고도차가 약 16m정도의 오차를 보이게 된다. 또한 그림 14에서 보듯이 종축 자세각이 이상제적과 신경망을 사용할 경우와 비교했을 때 20초에서 130초 사이에서 최대 5° 정도의 차이를 보이며 안정화하는데 약간 늦는 성향이 있다. 하지만, 신경망을 이용하여 부력시스템을 제어하였을 경우

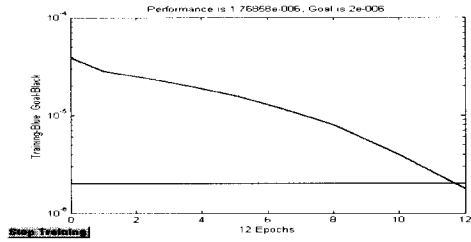


그림 9. 이륙 시스템 훈련 epoch

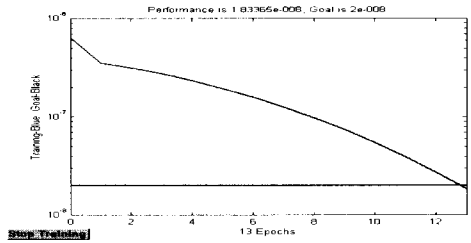


그림 10. 착륙 시스템 훈련 epoch

방출량 측면에서 거의 차이가 없음을 확인하였다. 물론 어느 정도 오차가 누적되면서 그림 12과 같이 틸트각 변화량에 차이를 나타나게 되고 그에 따라 그림 13에서 보듯이 약 5m정도의 오차를 보이며 수렴함을 알 수 있다. 그러나 자세각에서는 거의 차이가 없으며 또한 이상속도 9 m/s에 잘 수렴함을 확인하였다. 물론 속도 측면에서는 PID나 신경망이 거의 차이를 보이지 않았다. 또한 이륙과정에서 순항속도 9 m/s 고도 200m까지 상승하는데 약 170초정도가 소요됨을 확인하였다. 이는 초기 상승률 3 m/s를 유지하다 적정고도 유지를 위해 피드백하는 과정에서 소모된 시간이 더해진 결과이다. 그림 17부터 20까지는 착륙시 결과들로 이륙시와는 조금 경향이 다름을 알 수 있다. 그림 17에서 초기에 전동기에 많은 부하가 걸려(구동기에 의한 흡입 공기가 어느정도 들어오다 내압으로 인해 효율이 떨어지는 현상) 초기 수렴성이 좋지 못함을 알 수 있다. 이는 PID 제어기의 경우가 신경망을 사용하였을 때보다 횡수가 더 많이 발생한다. 또한 신경망을 이용한 경우 약 40초 이전에 수렴을 하나 PID 제어기의 경우 100초정도가 걸려서 수렴을 한다. 물론 흡입 및 방출량의 값이 작음을 고려했을 때 에러가 상당히 작아 보이지만 이는 현재 적용한 비행선이 11M급이고 공기와 헬륨의 비도 일반 중대형 비행선에 비해 비를 달리했기 때문이다. 초기 오차로 인한 고도 차이가 발생함을 제외하면 그림 19와 20에서 같이 자세각과 받음각의 변화는 비슷한 결과를 보였다.

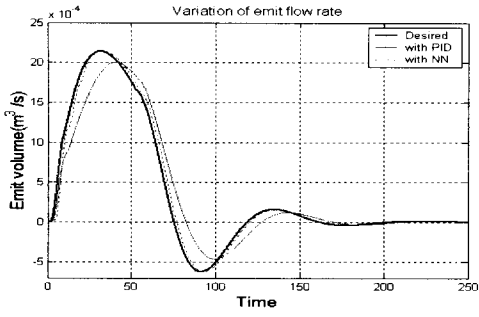


그림 11. 이륙시 공기 방출량

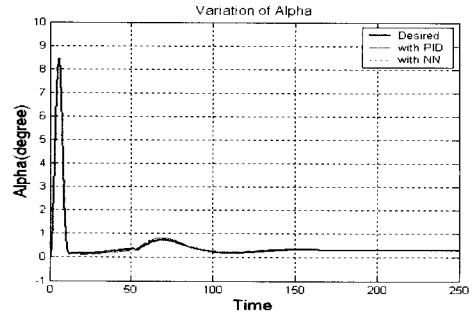


그림 15. 이륙시 받음각 변화

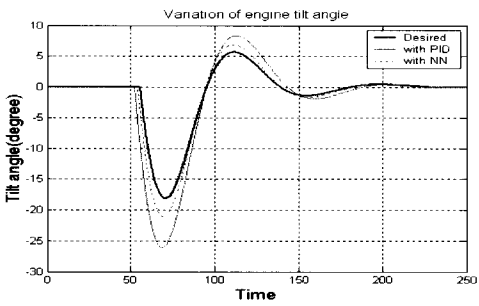


그림 12. 이륙시 엔진 딜트각 변화

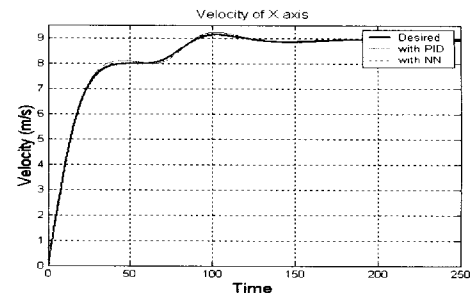


그림 16. 이륙시 X축 방향 속도 변화

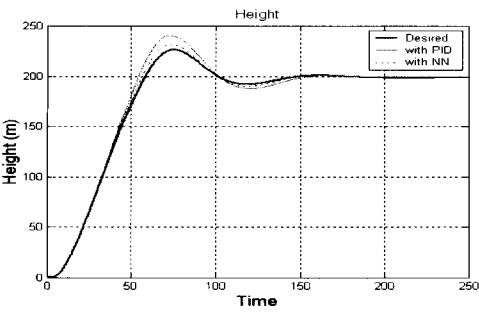


그림 13. 이륙시 고도 변화

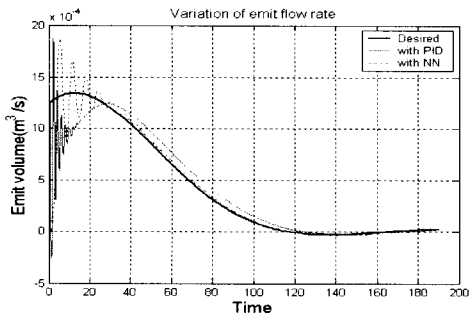


그림 17. 착륙시 공기 흡입량

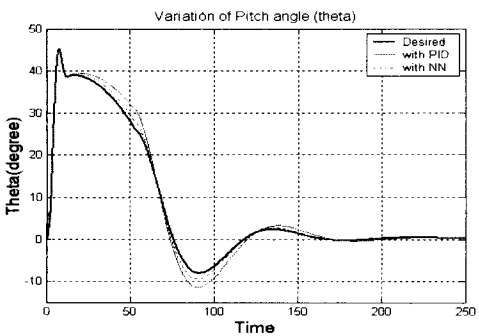


그림 14. 이륙시 증축 자세각 변화

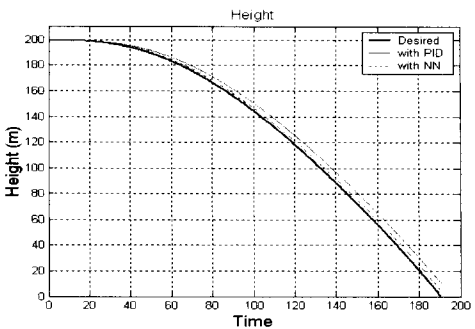


그림 18. 착륙시 고도 변화

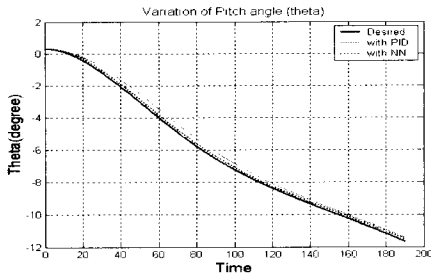


그림 19. 착륙시 증축 자세각 변화

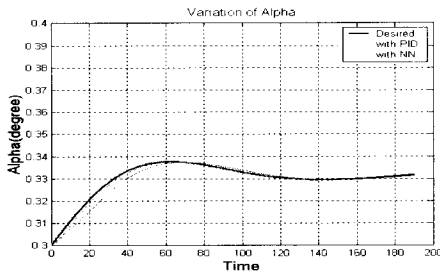


그림 20. 착륙시 받음각 변화

V. 결 론

지금까지 11M급 무인 비행선의 이착륙시스템에 대한 제어시스템에 대해 성능을 검증하여 보았다. 고전제어기법인 PID로도 어느 정도 성능을 기대할 수 있으나, 비행선의 모델 불확실성을 떠나 이착륙시스템의 불확실성으로 인하여 만족할 만한 성능을 보이지 못하여 신경망을 이용하여 새로이 설계하였다.

기존의 신경망에서는 은닉층의 활성화함수(Activation function)로 시그모이드(Sigmoid)나 Step 함수 등을 사용하였으나 본 연구에서는 방사기저(Radial basis)함수를 이용하여 은닉층이 한층이나 양호한 결과를 얻는 신경망을 설계하였다. 대부분의 방사기저함수 신경망은 은닉층이 한층이라는 단점을 극복하기 위해 많은 수의 뉴런을 사용하나 본지에서는 최대 13개의 뉴런을 이용함으로써 계산 시간을 단축시켰다.

본 논문에서는 또한 신경망의 입력 데이터를 비행선 모델과 시변 특성을 고려하여 PID를 통한 새로운 입력을 인가하였으며, 신경 회로망의 가중치는 외란이 인가되거나 부하특성이 비선형적으로 변화되는 것을 고려하도록 기준입력과 실제 비행선 모델의 출력사이의 오차를 최소화하는 방향으로 학습을 진행하였다. 진행결과 이륙시는 PID제어기의 결과 최대 15m의 오차를 보이는

반면 신경망을 사용한 경우 5m도 안되는 양호한 성능을 보였으며 그에 따른 엔진 틸트각 변화와 자세각 변화가 상대적으로 적어 빠른 수렴결과를 얻을 수 있었다. 착륙시에는 초기 전동기 부하에 의한 오차로 인해 고도차에서 약간의 차이를 보이나 자세각의 변화는 두 제어기 모두 비슷한 결과를 얻었다. 이로써 부력 시스템의 신경망 제어기는 착륙시보다 이륙시에 효과적임을 확인하였다. 따라서 장기적은 목표가 성층권 비행선의 부력시스템 설계라고 했을 시는 적절한 결과를 도출했다고 판단된다.

후 기

본 연구는 산업자원부 한국산업기술재단이 지원하는 “지역전략산업 석박사 인력양성사업”의 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

- 1) J. D. Lowe, J. D. Delaurier, "A six-degree of freedom heavy lift airship flight simulation", Institute for Aerospace Studies University of Toronto.
- 2) B. L. Nagabhusan, N. P. Tomlinson, "Flight Dynamics Simulation of a Heavy Lift Airship", J. aircraft, Vol. 18, No 2, 1981/2.
- 3) S. B. V. Gomes, "An Investigation of the Flight Dynamics of Airship with Application to the YEZ-2A", Ph.D. thesis, College of Aeronautics, Cranfield Institute of Technology, Cranfield, 1990.
- 4) K. J. Astrom, T. Hagglund. "Automatic Tuning of PID Controllers".
- 5) D. K. Chaturvedi, R. Chauhan, P. K. Kalra, "Application of generalized neural network for aircraft landing control system", Soft computing 6, pp. 441-448, Springer-Verlag, 2002.
- 6) Yongjin Chang, Guiaee Woo, Jongkwon Kim, Kyeumrae Cho, "Application of neural network for airship take-off and landing system by buoyancy control", ICCAS2003, 2003.
- 7) Alan F. Murray, Applications of Neural Networks, Kluwer Academic Publishers, pp.42-56, 1995.
- 8) C.H. Chen, Fuzzy Logic and Neural Network Handbook, McGraw Hill, pp.98-110, 1996.