

인공 신경망 회귀를 이용한 드론의 기울임 예측

박봉우*, 명노영*, 유헌창*, 최숙경**

*고려대학교 컴퓨터학과

**고려대학교 정보창의교육연구소

e-mail:{bongwoo, mry1811, yuhc, csukyong}@korea.ac.kr

Predicting Slope of Drone with Neural Network Regression

Bongwoo Bak*, Rohyoung Myung*, Heonchang Yu*, Sukyong Choi**

*Dept of Computer Science and Engineering, Korea University

**Creative Informatics & Computing Institute, Korea University

요 약

최근 드론이 상용화되면서 전문가뿐만 아니라 일반 사람들이 실생활에서 드론을 사용하는 사례가 늘어나고 있다. 하지만 드론을 원하는 대로 안정적으로 조종하기 위해서는 오랫동안 훈련을 해야 한다. 현재 드론을 정확하고 안정적으로 비행할 수 있도록 지원하기 위한 여러 가지 연구들이 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 드론이 전복되거나 원치 않는 방향으로 이동하는 것을 방지하기 위해 드론의 기울임 정도를 예측하는 방법을 제안한다. 이를 위해서 드론의 센서 값과 프로펠러의 회전속도 값을 인공 신경망을 이용하여 학습시키고, 그 결과 드론이 기울어지는 방향을 예측한다.

1. 서론

최근 방송, 생활, 오락, 배달[1], 군사 등 많은 분야에서 드론이 활용되고 있다. 드론은 프로펠러의 회전속도가 매우 빠르기 때문에 비행이 불안정한 경우 인명 피해를 야기할 수 있다. 드론을 처음 조종하는 경우 의도한대로 제어하지 못하여 드론이 심하게 흔들리거나 원치 않는 방향으로 이동하거나 심지어 곧바로 추락하는 경우도 있다. 드론이 안정적인 비행을 하지 못하는 가장 큰 이유는 바람, 기온, 기압에 따라 그 움직임이 달라지기 때문이다.

드론은 안정적인 상태를 유지하지 못하면 위험한 상황을 초래할 수 있으므로, 드론의 안정적인 상태를 유지하는 것이 무엇보다 중요하다. 따라서 본 논문에서는 어떠한 환경에서도 수평을 유지하고 안정적으로 비행을 할 수 있도록 인공 신경망 회귀를 통해 Roll, Pitch 값을 예측하는 모델을 제안하고자 한다. 2장에서는 수학적 모델로 드론의 상태를 제어하는 기존 연구와 인공 신경망을 드론에 접목시킨 관련 연구를 살펴본다. 3장에서는 드론의 학습에 사용할 데이터 모델과 어떻게 학습을 시키고 예측할 것인지에 대해 기술한다. 4장에서는 제안한 내용에 대한 평가방법을 설명하고 마지막으로 향후 연구방향에 대해 기술한다.

2. 관련 연구

드론의 안정성을 보장하기 위한 초창기 연구에서는 수학적 모델 이용하여 드론을 제어하려 하였다[2]. 그러나 안정적인 제어를 위한 완벽한 수학적 모델 만드는 것에는 한계가 있다. 따라서 최근에는 각종 센서로부터 수집된 데이터, 카메라로부터 얻은 이미지와 같은 데이터로 학습을 하고 비행을 제어하기 위한 연구[3, 4]들이 주로 이루어지고 있다. 이 연구들 중 대부분은 사용자의 명령에 따른 드론의 비행을 예측하는 데에 집중돼 있다.

관련 연구[2]에서는 뉴턴-오일러 방정식을 이용하여 드론의 비행을 계산하고, 드론의 안정적인 상태를 유지하기 위해 수학적 모델 이용하여 PID(비례-적분-미분)값을 튜닝하였다. 이를 통해 드론에 명령한 입력과 실제 비행 출력의 오차를 줄이고자 하였다. 이것은 현재 가장 많이 사용되는 기법이지만 수학적 모델이 완벽하지 않아 숙련된 조종사가 아니면 안정성을 유지하기 힘든 것이 단점이다.

관련 연구[3]에서는 드론의 경로를 예측하기 위해 인공 신경망을 드론의 비행에 접목시켰다. 이는 사용자가 명령한 값과 실제 비행한 값의 오차를 실시간으로 측정하고 드론의 상태를 학습시켜 사용자가 의도한 것과 최대한 비슷하게 비행을 할 수 있도록 하였다. 하지만 이 연구에서는 드론의 안정성을 고려하고 있지 않다.

3. 드론 데이터로 상태 예측하기

A. 학습 데이터 모델

이 논문은 정부(미래부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임.
(NRF-2016R1610351)

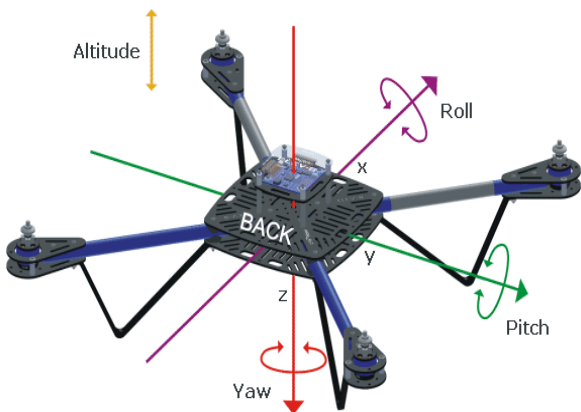
본 연구에서는 드론의 프로펠러 회전속도, 가속도, 자이로 센서 값이 입력으로 주어졌을 때 각 프로펠러의 회전속도에 의해 변하는 기울임의 정도를 학습시켰다.

인공 신경망에 들어가는 입력 벡터를 X, 출력 벡터를 Y 라고 할 때, X와 Y의 인자는 (1)과 같이 구성된다.

$$\begin{aligned}
 X &= (Ch1, Ch2, Ch3, Ch4, Acc_x, Acc_y, Acc_z, \\
 &\quad Gyro_x, Gyro_y, Gyro_z) \\
 Y &= (Roll, Pitch)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

입력은 10개의 인자들로 구성된다. Ch1, Ch2, Ch3, Ch4는 드론의 각 프로펠러들의 회전 속도를 나타낸다. 각 프로펠러의 회전 속도는 드론의 상태를 결정하는 데 가장 큰 영향을 주는 인자로, IMU 센서로부터 읽어온 데이터들이다. Acc_x, Acc_y, Acc_z는 x, y, z축 방향에서의 가속도를 나타내고, Gyro_x, Gyro_y, Gyro_z는 각 x, y, z축의 자이로 센서 값을 나타낸다.

출력은 Roll, Pitch의 2가지 값으로 구성되며 각각의 값은 (그림 1)과 같이 각 축의 기울어진 정도를 뜻한다.



(그림 1) Roll, Pitch, Yaw 정의

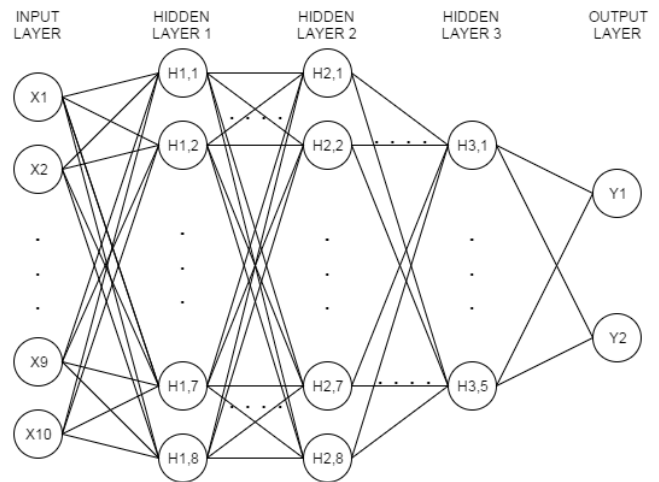
총 168,015개의 입출력 벡터들을 학습시켰다. 이 중 75%는 학습을 위해 사용되는 학습 데이터이고, 25%는 성능평가를 위해 사용되는 검증 데이터이다. 실험에서는 데이터의 각 인자들이 동일한 비중으로 학습에 영향을 줄 수 있도록 입력 벡터 값들을 모두 [-1, 1] 범위로 평준화하였다.

B. 인공 신경망을 통한 학습

데이터를 학습시키기 위해 10개의 입력과 2개의 출력을 갖는 인공 신경망을 구성하였다. 3개의 은닉층(Hidden Layer)를 두어 첫 번째 은닉층에는 8개, 두 번째 은닉층에는 8개, 세 번째 은닉층에는 5개의 은닉 노드를 사용하였다. 또한 노드들의 가중치 값을 갱신하기 위해 역전파(Backpropagation)¹⁾ 기법을 사용하였다.

1) 역전파 기법은 예측된 출력 값과 의도한 출력 값 사이

(그림 2)는 실험에서 사용된 인공 신경망의 구성도이다.

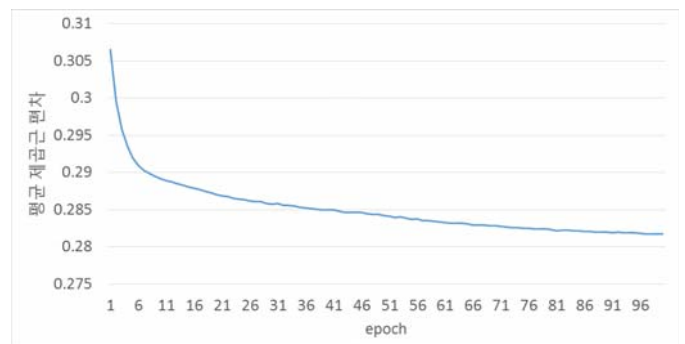


(그림 2) 인공 신경망 구성

4. 성능평가

검증 데이터의 입력을 인공 신경망에 학습시켰을 때 정확하게 예측하는지를 평가하기 위해 예측한 값과 실제 드론의 Roll, Pitch 값을 비교하였다. Epoch²⁾ 값을 100으로 두고 가중치를 갱신시키며 평균 제곱근 편차의 변화를 관찰하였다.

(그림 3)은 Epoch에 따른 평균 제곱근 편차를 보여준다.



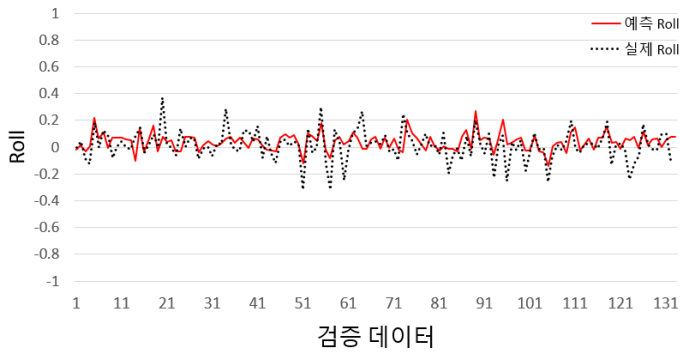
(그림 3) Epoch에 따른 평균 제곱근 편차 값

실험 결과 100번째 Epoch에서 평균 제곱근 편차가 0.281까지 감소됨을 확인할 수 있었다. 이는 Epoch가 늘어날수록 예측 값과 의도한 값의 차이가 점점 줄어드는 것을 의미한다.

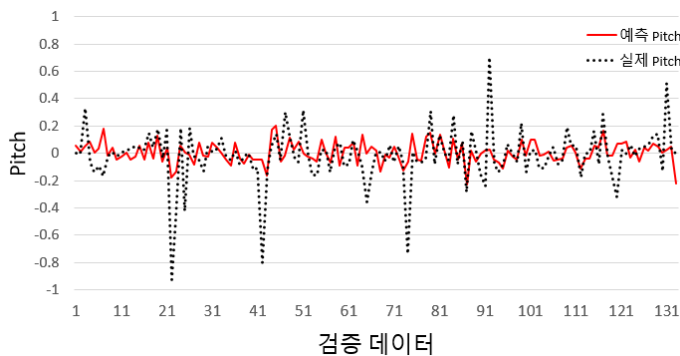
(그림 4)와 (그림 5)는 예측한 Roll, Pitch의 값과 학습된 인공 신경망에 검증 데이터를 입력하여 나온 출력 Roll, Pitch 값을 비교한 그래프이다.

의 오차를 구해 이를 최소화하기 위해 가중치 값을 지속적으로 수정해 나가는 기법이다.

2) Epoch는 학습 데이터 집합을 학습시킨 횟수, 즉 가중치를 몇 번 업데이트 하였는지를 나타내는 수치이다.



(그림 4) 예측한 Roll 값과 실제 Roll 값의 비교



(그림 5) 예측한 Pitch 값과 실제 Pitch 값의 비교

Roll, Pitch 값의 예측으로 드론이 기울어지는 방향은 어느 정도 예측한 것으로 판단된다. 단, Pitch 값의 일부 구간에서 예측 값과 실제 값의 차이가 발생하여 예측의 정확도가 다소 떨어지는 것으로 확인되었다. 이것은 학습 데이터 집합을 늘려 학습의 정확도를 높인다면 해결될 것으로 보여진다.

5. 결론

본 연구에서는 인공 신경망 회귀를 통해 드론의 현재 상태를 나타내는 데이터들로 미래의 상태를 예측함으로써 드론의 안정성을 향상시키고자 하였다. 바람, 기온, 기압과 같은 실제 환경 정보를 이용하여 학습을 더욱 더 강화시킨다면 더 정확한 결과가 나올 것으로 예상된다. 향후에는 Roll, Pitch 값의 정확도를 높이고, 본 연구를 활용하여 드론이 자동으로 수평을 유지할 수 있는 방법에 대해 연구하고자 한다.

참고문헌

- [1] 요나탄, 테메스겐, 김재훈, Yonatan, Ayalew, Kelkile, Temesgen Seyoum, Jai-Hoon Kim “드론 배달 경로를 위한 효율적인 휴리스틱 알고리즘” 한국정보처리학회 VOL 23 NO. 01, pp.166 ~ 167, 2016.
- [2] Luukkonen Teppo. “Modelling and control of quadcopter.” Independent research project in applied mathematics, Espoo, 2011.

- [3] Collotta Mario, Giovanni Pau, and Riccardo Caponetto. “A real-time system based on a neural network model to control hexacopter trajectories.” International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM), 2014.
- [4] Giusti Alessandro, et al. “A machine learning approach to visual perception of forest trails for mobile robots.” IEEE Robotics and Automation Letters 1.2, pp.661-667, 2016.