*※보고서 제목 양식 예 : 이름\_20240403*

|  |
| --- |
| **2024 ALTIS SW 개인 활동 보고서** |

|  |  |
| --- | --- |
| **활동 개요** | 로켓의 각도 추정 방법에 대하여 조사 |
| **일시** | 2024년 5월 5일 |
| **작성자** | 장현주 |
| **활동 내용** | *※ 어떤 활동을 진행하였는지 자세히 쓰기*  (앞서 적었던 보고서에 추가적으로 작성하였습니다.)  **1.칼만필터**: 루돌프 칼만이 만들어낸 제어기법으로 선형시스템에서 최적화된 제어기법이라는 것이 수학적으로 증명이 되었다.  - 상태 예측과 측정 업데이트를 반복적으로 수행하며 자세를 계산하는 과정이다.    **<단계>**   (초기 값 선정) 이전 스텝에서의 결과값이 그 다음 스텝에서의 초기 값으로 들어옴  (추정 값과 오차 공분산 예측) 이전 상태에서 구한 P값에 이미 값이 다 정해진 A를 곱해주고 Q를 더해주어 현재상태의 P를 추측하는 값을 구해주는 것  (칼만이득 계산) 해당 수식 H, R은 이미 칼만필터와 관계없이 정해진 값  (추정 값 계산) 이때까지 구한 값들과 센서로 측정한 값(z\_k)만을 가지고 현재상태의 값을 추정  (오차공분산 계산) 앞에서 구한 값들로 오차공분산(P\_k)를 구해주는것  (측정값을 Z, 예측 값을 K으로 사용)  칼만 Gain을 계산하게 되어 추정값 계산에서 측정값과 예측값의 비율을 결정한다.  >(만일 칼만 Gain이 크다면 측정값이 큰 비율로 들어가게 되고, 칼만 Gain이 작다면 예측 값이 큰 비율로 들어가게 된다.)  **2. 확장 칼만필터:** 칼만필터는 선형시스템을 가정하고 개발되었기 때문에, 실생활에 존재하는 대부분의 비선형 시스템에는 적용 제한된다. 확장 칼만필터는 비선형 시스템까지 확산 가능하다.  **테일러급수 전개를 통한 선형화** EKF 알고리즘: 정리하면 아래와 같습니다.    여기서 칼만 필터에서의 예측 부분은 EKF에서는 비선형 함수로 대체되었다. 그리고 EKF는 선형 시스템 행렬 𝐴𝑡, 𝐵𝑡, 𝐶𝑡에 대응되는 행렬 대신 자코비안 𝐺𝑡와 𝐻𝑡를 사용한다. 여기서 𝐺𝑡는 𝐴𝑡와 𝐵𝑡에 대응되며, 𝐻𝑡는 𝐶𝑡에 대응되었다.  **3.상보필터:** Gyyroscope의 고주파 영역에서의 장점과 Accelerometer의 저주파 영역에서의 장점을 융합하는 기술이다.  가속도(시간에 따라 속도가 변하는 량) + 자이로의 형태를 가진다.    **angle = 0.98 \* (pre\_angle + gyr Data \* dt) + 0.02 \* (accData)**  (angle : 산출할 값, pre\_angle : 이전 각도, gyr Data : read gyro data, dt : 적분할 시간, accData : read acc data)  가속도 센서: 주로 어느정도 기울어 졌는지 각도측정에 사용된다. 이때 각도는 중력 가속도를 이용한다. 연직방향으로 작용하는 중력을 어느 각이 어느정도 받고 있는지 이용하여 기울어진 정도를 측정한다. 이때 mpu6050 기준으로 z축과 다른 축의 값을 atan2 연산하여 연직방향에 비해 얼마나 기울어 졌는지를 측정할 수 있다.  > 가속도 값만 가지고 각도를 측정했을 경우 문제가 발생한다. - 어느 방향으로든 움직일 경우 그 방향으로 가속도가 발생하기 때문이다. 이 가속도는 각도를 측정하고 있는 센서의 값을 이상하게 만든다. 누적되는 값은 아니지만 순간순간의 값이 중요할 경우 치명적이다.  **자이로 센서**: '각속도'를 측정하는 센서로 특정 축을 기준으로 회전하는 속도를 나타낸다.  자이로 값을 적분하면 우리는 각도를 얻을 수 있다.  제일 초기값을 0이라고 했을 경우 각 방향으로 얼마나 움직였는지를 알면 초기값과 비교하여 현재 각도를 알 수 있다.  > 정확한 각도를 측정할 순 없다. - 센서에도 오차가 있기에 매 순간순간 조금씩 틀어지는 값이 발생하고, 소수점 아래 몇 자리 이하는 버리면서 계산을 하기에 적분을 해서 값을 축적하면 축적할수록 실제 각도와 자이로센서가 측정한 각도가 틀어지는 것이다. 이것을 ‘드리프트’ 라고 부른다. 초기에는 보다 정확한 값을 내어놓지만 시간이 지나면 지날수록 부정확 해집니다.  순간순간 데이터는 확신할 수 없지만 평균적인 값은 믿을 수 있는 센서와 순간순간 값은 보다 정확하지만 평균적인 값은 믿을 수 없는 센서를 합쳐서 이상적인 값을 얻는 것을 상보필터라 한다.  4.파티클 필터: 칼만 필터와 달리 상태 변수가 가우시안 분포를 따르지 않는 시스템에도 적용이 가능한 비선형 필터이다.  파티클 만으로 시스템의 확률 분포와 상태 등을 모두 표현한다.  모든 파티클의 가중합이 상태 변수의 추정 값이 된다는 점이 UKF와 비슷하다.     1. 파티클 초기화 - 지정된 갯수(*N*)의 파티클(*pm*​)과 가중치(*wm*​)를 초기화 한다. 예측과 추정과정을 모두 이 파티클들과 각 파티클의 해당 가중치를 기반으로 진행한다.      1. 파티클 예측 - 시스템 모델을 통해 각 파티클의 예측값을 구한다.      1. 파티클 가중치 갱신 - 파티클의 가중치를 갱신한다. 이때 가중치를 갱신하는 방법은 측정값(*zk*​)과 각 파티클 예측 측정값(*zm*−​)의 차이를 기반으로 갱신된다. 측정값과 예측 측정값이 비슷할수록 해당 파티클의 가중치가 커진다. 그 후에 가중치를 0~1사이의 값으로 정규화하는 과정을 거치게 된다.      1. 추정 값 계산 - 각 파티클의 가중치를 고려한 가중합으로 추정값을 계산한다.      1. 재 샘플링 - 리샘플링이라는 과정을 통해 각 파티클의 가중치를 반영해 파티클을 새로 생성한다. 리샘플링을 하는 방법으로는 다양한 알고리즘이 존재하는데 이 책에서는 **순차적 중요도 재샘플링** 만을 다룬다. 새로 생성된 파티클들의 가중치는 동일하게 *N*1​로 초기화한다. 마무리되면 1단계로 다시 되돌아가 일련의 과정을 실행한다. |
| **활동 사진** | *※ 활동하고 있는 모습, 회로도, 완성된 모습, 실행화면 등..* |
| **활동 결과** | *※ 활동 내용을 통해 나온 결과 정리*  로켓에 필터를 사용함에 있어서 칼만 필터를 주로 사용하며 시스템 모델과 실제 측정값을 사용하여 현재 상태를 추정한다. 시스템 모델은 로켓의 운동 방정식을 나타내며, 측정값은 가속도계, 자이로스코프, 마그네틱 센서 등에서 얻은 데이터이다. 그리고 켓의 각도 추정에 칼만 필터를 사용하면, 자이로스코프와 가속도계의 데이터를 결합하여 오차를 줄일 수 있다. 하지만 로켓의 운동은 비선형적 일수 있으므로, EKF를 사용하여 상태를 추정하는 더 유용하다 생각하여 확장 칼만필터가 유용하다고 생각합니다. |
| **참고 문헌** | *※ 보고서 작성에 참고하였던 문헌의 출처(논문, 블로그, 유튜브 등)*  <https://m.blog.naver.com/ysahn2k/221385063966>  <https://pinkwink.kr/242>  https://velog.io/@soup1997/Particle-Filter |

2024년 5월 5일

작성자 : 장현주 (장현주인)