

주파수 변화에 따른 IMU 센서 민감도 분석

이부건¹ · 홍성복² · 백두현² · 임정현² · 윤상후^{3*}

¹대구대학교 통계학과

²위니텍

³전남대학교 통계학과

Analysis of IMU Sensor Sensitivity According to Frequency Variation

Bugeon Lee¹, Seongbok Hong², Doohyun Baek², Junghyun Lim² and Sanghoo Yoon^{3*}

¹Department of Statistics, Daegu University, Gyeongsan, Korea

²Winitech, Daegu, Korea

³Department of Statistics, Chonnam National University, Gwangju, Korea

Abstract

Advancements in sensor technology, particularly Inertial Measurement Units (IMU), are crucial in modern pose estimation. IMUs typically consist of accelerometers and gyroscopes (6-axis), with some models including magnetometers (9-axis). This study investigates the impact of sensor frequency on pose estimation accuracy using data from a 256Hz IMU sensor. The data sets analyzed include "spiralStairs," "stairsAndCorridor," and "straightLine," with frequencies varied to 128Hz, 64Hz, and 32Hz, and conditions categorized as stationary or dynamic. The results indicate that sensitivity remains high at lower frequencies under stationary conditions but declines in dynamic conditions. Performance comparison, based on Root Mean Square Error (RMSE) values, showed that lower frequencies lead to increased RMSE, thus diminishing model accuracy. Additionally, the Extended Kalman Filter (EKF) was tested as an alternative to Madgwick's algorithm but faced challenges due to insufficient sensor noise data.

Keywords: Accelerometer, Extended kalman filter, Gyroscope, IMU, Magnetometer

(Received August 18, 2024; Revised September 4, 2024; Accepted September 5, 2024)

* Corresponding author: statstar77@jnu.ac.kr

1. 서론

센서, 또는 감지기는 어떤 물질의 양이나 물체의 움직임, 온도, 소리 등을 감지하여 측정하는 장치이다. 최근 사물인터넷(IoT)의 발달로 센서에서 관측된 데이터는 다양한 응용 분야에서 활용되고 있다. 특히 관성 측정장치인 IMU(inertial measurement unit)센서는 궤도 측위 및 자세 추정, 자동차 내비게이션, 항공 우주 항법 그리고 로봇 공학 분야에서 큰 주목을 받고 있다. 최근 개발로는 IMU센서를 이용할 수 있는 GPS 장치를 만들어 터널, 건물 내부 또는 전자적 간섭 등, GPS 신호를 사용할 수 없는 경우 GPS 수신기를 사용해 위치 추적을 도와준다. IMU센서는 가속도 센서(Accelerometer)와 각속도 센서(Gyroscope)로 이루어진 6축 센서와 지자기 센서(Magnetometer)도 포함한 9축 센서로 구성되어 있다. 가속도 센서는 가속도를 측정하는 센서로 물체에 동적 힘(가속력, 진동력, 충격력)이 발생했을 때 움직임의 변화에 따른 가속도의 변화(단위:m/s²)를 감지하는 센서이다. 각속도 센서는 대표적인 관성센서로 물체의 회전 변화량인 각속도(단위:rad/s)를 측정하는 센서이다. 마지막으로 지자기 센서는 지구 자기장의 세기(자기속선)와 방향(자북을 기준으로 틀어진 각도)을 측정하는 센서이다. IMU센서는 실내 환경에서 위치 추적, 자세 추정, 제어 시스템 등에서 유용하게 사용된다. 선행 연구를 보면 가속도-자이로 센서 퓨전을 이용한 위치 추적 시스템을 구현하였고, 스마트폰의 IMU센서를 사용한 PDR 방식의 실내 위치 추적 기법을 제안하였다^[1-2]. 또한 AP들의 상대적 세기를 통한 위치를 IMU센서의 위치로 보정하였다^[3]. 가속도센서는 선형 가속도를 측정하고 각속도센서는 회전 가속도를 측정하므로 이 두 센서의 값을 적분하면 속도와 각도가 각각 구해진다. 또한 위치와 방향은 속도와 각도를 다시 적분하여 구할 수 있으므로 IMU센서로 위치가 추정된다.

IMU센서의 위치 추적은 가속도와 각속도로 위치를 추정하는 과정에서 측정 오류가 누적되어 시간이 지날수록 위치 추적 오차가 커지는 문제가 있다.

Kim 등(2023)은 100kHz와 400kHz의 주파수 데이터를 이용하여 행동 감지 알고리즘을 연구하였고, Roh와 Kim(2021)은 낙상사고를 감지하기 위해 20Hz와 18.4Hz의 주파수 데이터를 이용하였다^[4-5]. 일상생활에서 사용하는 스마트폰에 내장 되어있는 IMU 센서는 몇십에서 몇백 주파수를 사용하므로, 기존 연구에서 사용된 주파수와 차이가 있다. 이러한 차이는 위치 추적의 오차에 영향을 미칠 수 있다고 판단된다.

본 연구는 주파수에 따른 민감도를 분석하기 위해 256Hz의 IMU센서를 통해 얻은 데이터 “SpiralStairs”, “StairsAndCorridor”, “StraightLine”를 이용하였다^[6]. 주파수를 256Hz를 기준으로 128Hz, 64Hz, 32Hz로 변환했을 때 가속도 및 각속도 센서의 민감도를 행동 상태(움직임이 있는 상태, 움직임이 없는 상태)에 따라 평균제곱근오차(root mean squared error, RMSE)로 평가하였다. 또한, 확장된 칼만 필터를 이용하여 위치를 추적하였고 “x-IMU 알고리즘” 방법과 비교하는 연구를 진행하였다.

2. 재료 및 방법

IMU 센서를 활용하여 물체의 위치와 방향을 추정하기 위해 “x-IMU 알고리즘”을 채택하였다^[6]. 이 알고리즘은 IMU 센서의 잡음을 제거하기 위해 디지털 필터로서 버터워스 필터를 도입하였으며, 보행자의 보폭에 대한 알고리즘과, 발에 부착된 IMU 센서 값을 약간 조정하였으며, 정확한 방향을 추정하기 위해 쿼터니언을 활용하여 행동 상태와 위치를 표현하였다.

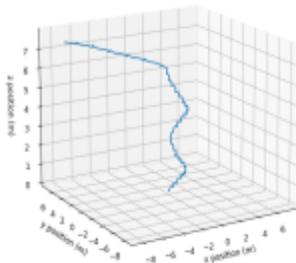
2.1. Madgwick박사의 IMU센서

연구에 사용된 자료는 “spiralStairs”, “stairs-AndCorridor”, “straightLine”이다. 각각 데이터는 256Hz의 IMU센서를 통해 얻은 값으로 가속도계, 각속도계, 지자기계(9축)의 센서값을 포함하고 있다. Fig. 1.은 IMU센서의 x, y, z를 나타낸 그림이다.

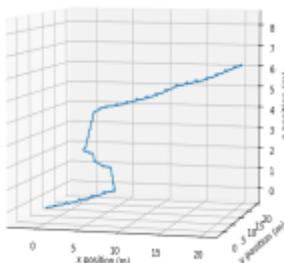


Fig. 1. 발등에 설치된 IMU 센서^[6]

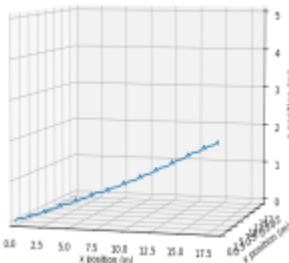
Fig. 1.을 살펴보면 빨간 막대는 물체의 앞뒤 움직임을 나타내는 x축, 초록 막대는 물체의 좌우 움직임을 나타내는 y축, 검은 막대는 물체의 높이를 나타내는 z축을 의미한다. Fig. 2.는 “x-IMU 알고리즘”을 이용하여 위치를 시각화 하였다.



(a) SpiralStairs data



(b) StairsAndCorridor data



(c) StraightLine data

Fig. 2. 데이터 시각화(x-IMU) 알고리즘

2.2. 가속도, 속도, 위치 적분 관계

가속도, 속도 및 위치는 시간에 대한 적분 관계를 맺는다. 가속도는 속도의 변화율이며, 속도는 위치의 변화율이다. 따라서 가속도와 속도를 시간에 대해 각각 적분하면 속도와 위치를 얻을 수 있다. 식 (1)은 가속도를 시간 t 에 대해 적분한다.

$$v(t) = \int a(t)dt \quad (1)$$

식 (1)에서 $v(t)$ 는 시간 t 에서의 속도, $a(t)$ 는 시간 t 에서의 가속도이다. 식 (2)는 속도를 시간 t 에 대해 적분한다.

$$x(t) = \int v(t)dt \quad (2)$$

여기서 $x(t)$ 는 시간 t 에서의 위치, $v(t)$ 는 시간 t 에서의 속도이다. 이러한 원리를 이용하여 IMU 센서에서 얻어지는 가속도계 값으로 위치를 추정할 수 있다.

2.3. 가속도 크기

IMU 센서는 가속도 외에도 회전 성분도 포함하고 있다^[7]. IMU 센서가 회전하면 가속도 센서 축이 변하면서 가속도 데이터도 영향받게 된다. 회전 성분으로 인한 가속도계의 노이즈를 줄이기 위해 세 축의 값을 하나의 값으로 변환한 가속도 크기 ($|\vec{a}|$)로 변환시켰다. 식 (3)은 가속도계 데이터를 하나의 값으로 바꾼 식이다^[8].

$$|\vec{a}| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (3)$$

식 (3)에서 x, y, z 는 가속도계의 세 축의 출력값이다.

2.4. 버터워즈 필터

버터워즈 필터(Butterworth filter)는 시간 도메인에서 측정된 값에 적용되는 필터로 원하지 않은 주파수 영역의 값을 필터 처리할 때 사용된다. IMU 센서를 이용한 실시간 자료 처리에서 노이즈를 제거하고 정확한 신호를 획득하는데 사용된다^[9]. 이 필터는 등분되지 않은 등차수열을 가지고 고차 다항식

의 특성을 사용하여 주파수 응답을 조절한다. 식 (4)는 저역 통과 필터(Low-Pass Filter)식으로 s 는 복소 주파수 변수, w_c 는 컷오프 주파수이다. 그리고 N 은 필터의 차수 즉, 다항식의 차수이며, 필터의 기울기를 결정한다.

$$H(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{w_c}\right)^{2N}} \quad (4)$$

식 (5)는 고역 통과 필터 (High-Pass Filter)식이다.

$$H(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{w_c}{s}\right)^{2N}} \quad (5)$$

저역 통과 필터와 고역 통과 필터식에서 가장 중요한 것은 컷오프 주파수(w_c)이다. 컷오프 주파수 값에 따라서 잡음의 기준이 달라지기 때문에 이 값을 설정하는 것이 버터워스 필터에서 가장 중요하다. IMU 센서는 데이터를 일정한 샘플링 주파수로 측정한다. 샘플링 주파수는 앨리어싱 현상을 방지하기 위해 컷오프 주파수보다 높아야 한다. 앨리어싱 현상은 고주파 신호가 샘플링 과정에서 낮은 주파수 신호로 잘못 표현되는 현상이다. 따라서 일반적으로 컷오프 주파수는 샘플링 주파수의 1/4 이하로 설정된다.

2.5. 오일러각과 쿼터니언

오일러각과 쿼터니언은 3D 공간에서의 회전을 표현하는 데 필수적이다. 오일러각(Euler angles)은 인간이 이해하기 쉽고 직관적인 회전 표현을 제공하고 쿼터니언은 짐벌락(Gimbal lock) 현상을 방지하고, 모든 방향에서의 회전을 부드럽게 표현한다. 오일러각은 공간 내의 물체 회전을 세 가지 각도로 롤(Roll, ϕ), 피치(Pitch, θ), 요(Yaw, ψ)로 표현한다. 롤은 x축을 기준으로 한 회전으로 물체의 좌우가 기울어진 정도를 나타내고, 피치는 y축을 기준으로 한 회전으로 물체의 상하로 기울어진 정도를 나타낸다. 요는 z축을 기준으로 한 회전으로 물체가 좌우로 회전한 정도를 나타낸다. 하지만 오일러 각은 특정 조건에서 회전축이 다른 두 축과 정렬되어

회전을 자유롭게 표현하지 못하는 현상인 짐벌락 현상이 발생한다. 이를 해결하기 위한 쿼터니언은 복소수로 확장한 수 체계로 공간의 회전을 나타낸다. 쿼터니언은 네 개의 성분으로 구성되며 실수부와 허수부로 나뉜다. 실수부는 스칼라로, 허수부는 3차원 벡터로 나뉜다.

$$q = a + bi + cj + dk \quad (6)$$

식 (6)은 쿼터니언의 수식으로 a, b, c, d 는 실수이고, i, j, k 는 $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$ 을 만족하는 각각 서로 다른 허수이다. 쿼터니언은 오일러 각의 문제점인 짐벌락 현상이 발생하지 않고 회전 연산의 효율성이 좋다. 하지만 쿼터니언으로 표현된 회전이 2π 의 배수가 되면 회전을 여러 번 적용하더라도 초기 상태로 돌아오지 않는 문제점이 있다. 따라서 쿼터니언을 사용하여 회전을 표현할 때 회전 각도를 0에서 2π 사이로 정규화하거나, 회전을 여러 번 적용할 때 정규화 과정을 추가하여 회전을 일관되게 유지해야 한다.

2.6. 확장된 칼만 필터

확장된 칼만 필터(Extended Kalman filter, EKF)는 Rudolf Kalman이 제안한 칼만 필터(Kalman Filter, KF)의 확장으로 선형 동적 시스템의 상태만 추정할 수 있는 칼만 필터의 한계를 극복하기 위해 개발된 알고리즘이다. EKF는 평균과 공분산을 기준으로 비선형 시스템을 선형화하는 방법을 사용한다. EKF는 예측 단계와 업데이트 단계를 반복하여 최적의 상태 추정치를 얻는다. 이를 통해 비선형 동적 시스템의 상태를 효과적으로 추정할 수 있다.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}) \quad (7)$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (8)$$

식 (7)과 식 (8)에서 EKF는 비선형이므로 비선형 함수로 표현된다. $f(\cdot)$ 는 비선형 상태 전이 함수, $h(\cdot)$ 는 비선형 관측 함수이다. x_k 는 k 시점의 상태 벡터이며 w_k 와 v_k 는 각각 프로세스 노이즈와 관측 노이즈이다. 두 노이즈는 각각 공분산 Q, R 을 가지는 정규분포를 가정하며 식 (9)와 식 (10)으로 표현된다.

$$w \sim N(0, Q) \quad (9)$$

$$v \sim N(0, R) \quad (10)$$

비선형을 선형으로 만들기 위해 EKF는 편미분 행렬인 야코비안(Jacobian) 행렬을 계산한다^[10]. EKF의 예측 단계에서 현재 상태를 기반으로 다음 상태를 예측하고 업데이트 단계에서는 측정된 데이터를 사용하여 예측값을 보정한다.

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, 0) \quad (11)$$

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + W_k Q_{k-1} W_k^T \quad (12)$$

식 (11)과 식 (12)에서 A 는 $f(\cdot)$ 를 x 에 대하여 편미분한 야코비안 행렬, W 는 $f(\cdot)$ 를 w 에 대하여 편미분한 야코비안 행렬이다. 첫 단계는 다음 상태인 \hat{x}_k^- 를 예측하고, 다음 단계에서 오류 공분산인 P_k^- 를 예측한다. 확장된 칼만 필터의 업데이트 단계에 대한 수식은 식 (13), 식 (14) 그리고 식 (15)이다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (13)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \quad (14)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (15)$$

여기서 H 는 $h(\cdot)$ 을 x 에 대하여 편미분한 야코비안 행렬, V 는 $h(\cdot)$ 을 v 에 대하여 편미분한 야코

비안 행렬이다. 첫 단계에서는 칼만 이득(Kalman gain)인 K_k 를 구하고, 두 번째 단계에서는 측정값 z_k 으로 추정치를 업데이트한다. 마지막으로 오차 공분산 P_k 를 업데이트하여 예측 단계와 업데이트를 반복하여 오차를 줄이고 최적의 추정치를 도출한다^[11].

3. 결과

256Hz를 기준으로 관측된 연구자료를 계통추출을 이용하여 128Hz, 64Hz, 32Hz로 변환하였다. 이후, 데이터를 행동 상태별(움직이는 상태, 움직임이 없는 상태)로 분류하여 가속도계 3축과 CVA, 그리고 각속도계 3축에 대해 주파수와 행동 상태별 유사 정도를 시각적으로 확인했다. 이를 통해 각 주파수에서의 IMU 센서 데이터의 특징을 분석하고, 행동 상태에 따른 차이를 확인했다. 또한 주파수와 행동 상태별 겹치는 비율을 계산하여 비교하였다.

3.1. SpiralStairs data

SpiralStairs를 128Hz, 64Hz, 32Hz로 변환하여 가속도계와 각속도계 그리고 행동 상태별 민감도를 분석한 결과는 Table. 1.이다. 움직임이 없는 상태에서는 주파수에 따른 차이가 없다. 그러나 움직임이 있는 상태에서는 주파수가 감소함에 따라 가속도

Table. 1. spiralStairs data의 행동 상태와 주파수별 유사 비율 결과

behavioral states	IMU 6-DOF & CVA	256Hz vs 128Hz	256Hz vs 64Hz	256Hz vs 32Hz	128Hz vs 64Hz	128Hz vs 32Hz	64Hz vs 32Hz
stationary state	accleration_x	99.74%	99.62%	99.52%	99.77%	99.65%	99.77%
	accleration_y	99.70%	99.54%	99.33%	99.69%	99.45%	99.50%
	accleration_z	99.55%	99.29%	98.86%	99.48%	98.90%	99.19%
	accleration_cva	97.02%	96.68%	96.26%	98.80%	98.40%	98.83%
	gyroscope_x	98.05%	97.77%	97.08%	98.70%	97.36%	98.36%
	gyroscope_y	98.46%	96.79%	94.26%	97.53%	94.72%	96.19%
motion state	gyroscope_z	99.12%	98.48%	97.48%	98.81%	97.77%	98.72%
	accleration_x	93.79%	77.68%	61.16%	80.25%	63.26%	69.94%
	accleration_y	95.86%	89.04%	73.42%	91.31%	75.16%	77.02%
	accleration_z	85.19%	67.68%	52.49%	71.85%	54.78%	65.42%
	accleration_cva	89.64%	78.20%	60.69%	81.90%	65.62%	70.03%
	gyroscope_x	92.79%	84.71%	67.00%	86.11%	69.30%	71.43%
	gyroscope_y	84.70%	67.48%	46.86%	71.43%	49.37%	57.50%
	gyroscope_z	92.78%	83.80%	70.76%	85.80%	71.71%	75.32%

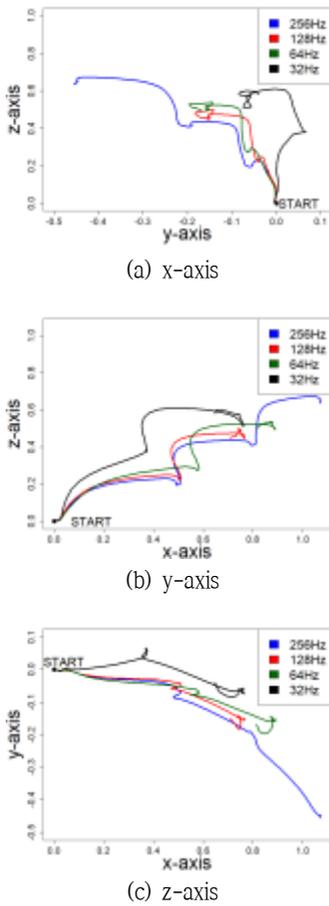


Fig. 3. 주파수별 추정 위치(SpiralStairs)

계값이 감소하는 경향을 보인다. 특히 32Hz에서는 불규칙한 값을 잡지 못해 위치 측정의 정확도가 떨어진다. 즉 움직임이 없는 상태에서 가속도계의 3축과 CVA는 모든 주파수에서 96% 이상의 설명력을 보여준다. 또한, 가속도계의 3축도 모든 주파수에서 94% 이상의 설명력을 보여준다.

움직임이 있는 상태에서 가속도계의 CVA는 256Hz 대비 128Hz에서 89.64%, 64Hz에서 78.20%, 32Hz에서 60.69%로 주파수가 감소함에 따라 유사비율이 감소한다.

Fig. 3은 주파수별 각 축의 위치를 시각화한 그림이다. 256Hz를 기준으로 주파수가 감소함에 따라 위치와 방향의 변화를 시각적으로 확인할 수 있다.

주파수별 RMSE 값을 계산하면 128Hz는 0.56, 64Hz는 0.89, 32Hz는 1.43으로 주파수가 낮아질수록 RMSE 값이 증가하여 모델의 위치 추정 성능이 저하되었다.

3.2. StairsAndCorridor data

StairsAndCorridor에 대한 행동 상태와 주파수별 유사 비율을 정리하면 Table. 2이다. 움직임이 없는 상태에서는 95% 이상의 설명력을 보이나 움직임이 있는 상태에서는 가속도계의 CVA는 128Hz에서 90.66%, 64Hz에서 86.15%, 32Hz에서 52.88%

Table. 2. stairsAndCorridor data의 행동 상태와 주파수별 유사 비율 결과

behavioral states	IMU 6-DOF & CVA	256Hz vs 128Hz	256Hz vs 64Hz	256Hz vs 32Hz	128Hz vs 64Hz	128Hz vs 32Hz	64Hz vs 32Hz
stationary state	accleration_x	99.59%	99.40%	99.13%	99.70%	99.33%	99.30%
	accleration_y	99.77%	99.38%	98.96%	99.47%	99.40%	99.20%
	accleration_z	99.59%	99.18%	97.34%	99.37%	97.46%	98.03%
	accleration_cva	99.65%	99.24%	97.58%	99.40%	97.67%	98.20%
	gyroscope_x	98.59%	97.58%	96.61%	98.07%	96.43%	96.85%
	gyroscope_y	98.36%	96.81%	93.38%	97.43%	94.14%	95.73%
	gyroscope_z	99.10%	98.79%	96.78%	99.17%	96.93%	97.17%
motion state	accleration_x	90.52%	77.14%	62.00%	83.31%	65.37%	73.90%
	accleration_y	93.05%	87.59%	76.19%	91.79%	79.43%	79.64%
	accleration_z	86.92%	76.25%	36.28%	84.50%	39.31%	43.88%
	accleration_cva	90.66%	86.15%	52.88%	76.08%	55.59%	65.95%
	gyroscope_x	80.35%	63.54%	39.70%	67.30%	41.20%	49.92%
	gyroscope_y	78.85%	60.24%	46.04%	63.78%	47.00%	49.24%
	gyroscope_z	87.44%	75.95%	55.04%	78.49%	56.22%	61.71%

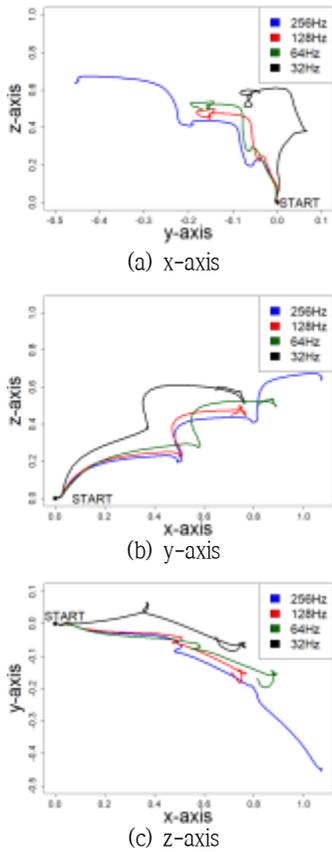


Fig. 4. 주파수별 추정 위치(StairsAndCorridor)

로 주파수가 감소함에 따라 유사 비율이 낮아진다. Fig. 4는 주파수별 각 축의 위치를 시각하면 256Hz를 기준으로 128Hz는 이동 거리가 짧아지고 미세한 방향의 차이가 나타났다. 그러나 64Hz와 32Hz에서는 거리와 방향의 정확성이 현저히 감소하였다. 누적 오차로 인해 32Hz에서는 방향과 거리의 정확성이 크게 떨어졌다.

주파수별로 구성된 모델의 성능을 비교하기 위해 256Hz를 기준으로 RMSE를 계산하면 128Hz는 0.59, 64Hz는 1.44, 32Hz는 5.43이다.

3.3. StraightLine data

StraightLine를 128Hz, 64Hz, 32Hz로 변환하여 가속도계와 각속도계 그리고 행동 상태별 결과를 정리하면 Table. 3이다. 움직임이 없는 상태에서는 가속도계와 각속도계 모두 주파수에 따른 차이가 없지만, 움직임이 있는 상태에서는 주파수가 감소함에 따라 가속도계 값과 각속도계 값의 유사도가 낮았다. 움직임이 있는 상태에서 가속도계의 CVA는 128Hz에서 85.15%, 64Hz에서 80.99%, 32Hz에서 74.02%로 주파수가 감소함에 따라 유사 비율이 감소한다.

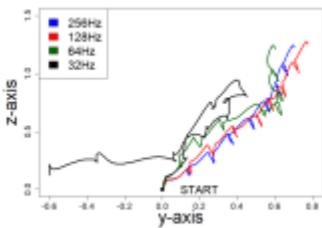
주파수별로 모델의 성능을 비교하기 위해 세 축의 위치를 시각화하면 Fig. 5이다. 회전이 많이 없

Table. 3. straightLine data의 행동 상태와 주파수별 유사 비율 결과

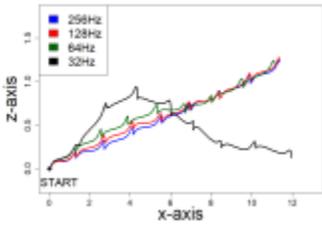
behavioral states	IMU 6-DOF & CVA	256Hz vs 128Hz	256Hz vs 64Hz	256Hz vs 32Hz	128Hz vs 64Hz	128Hz vs 32Hz	64Hz vs 32Hz
stationary state	acceleration_x	99.74%	99.65%	99.66%	99.70%	99.73%	99.87%
	acceleration_y	99.70%	99.54%	99.60%	99.73%	99.76%	99.86%
	acceleration_z	99.69%	99.41%	99.43%	99.61%	99.56%	99.82%
stationary state	acceleration_cva	99.69%	99.41%	99.42%	99.61%	99.55%	99.82%
	gyroscope_x	98.97%	98.33%	98.30%	98.85%	98.35%	98.91%
	gyroscope_y	99.09%	98.69%	98.68%	99.20%	99.03%	99.05%
motion state	gyroscope_z	99.35%	99.10%	98.59%	99.42%	98.81%	98.98%
	acceleration_x	86.13%	65.71%	61.10%	69.47%	60.22%	71.82%
	acceleration_y	92.95%	89.59%	86.78%	90.63%	83.41%	84.40%
	acceleration_z	90.02%	84.00%	76.68%	89.32%	81.07%	85.83%
	acceleration_cva	85.15%	80.99%	74.02%	85.58%	72.94%	78.89%
	gyroscope_x	85.64%	73.55%	59.53%	76.84%	60.86%	67.41%
motion state	gyroscope_y	85.38%	68.98%	50.76%	73.04%	51.59%	55.04%
	gyroscope_z	92.71%	82.29%	66.67%	84.21%	68.40%	73.64%

고 단순 계단을 오르는 동작이라 256Hz를 기준으로 128Hz, 64Hz까지는 약간의 방향의 차이만 보인다. 그러나 32Hz에서는 방향의 오차가 커져 정확도가 떨어지는 것을 확인했다. 즉 주파수가 낮아지면서 발생한 오차는 시간이 지날수록 누적되므로 후 보정을 통한 위치 조정이 필수적이다.

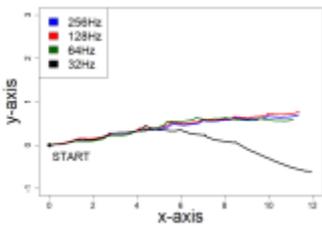
마지막으로 256Hz를 기준으로 RMSE 값을 계산하면 128Hz는 0.12, 64Hz는 0.3, 32Hz는 1.31로 주파수가 낮아질수록 RMSE 값이 커져 모델의 성능이 감소했다.



(a) x-axis



(b) y-axis



(c) z-axis

Fig. 5. 주파수별 추정 위치(StraightLine)

3.4. 확장된 칼만 필터를 이용한 추적

위의 알고리즘은 보행자의 보폭에 기반한 보행 알고리즘과 발이 지면에 닿을 때마다 수정된 추측 항법, 적분 드리프트를 통해 위치를 추적한다. 하지만 이 방법은 IMU 센서를 발에 부착해야 한다는 점과 사람마다 보폭의 차이가 존재한다는 문제점을 가

지고 있다.

본 연구는 EKF를 이용하여 추정치와 예측치의 오차를 최소화 하였다^[12]. EKF를 적용하기 위해서는 IMU 센서에 포함된 불규칙한 변동인 노이즈 값을 고려해야 한다. 이 값은 무작위적이며 필터링이나 평균화를 통해 줄일 수 있다. 연구에서는 초기화 구간으로 설정한 2초 동안의 데이터를 분석하여 각 센서의 데이터 분산을 계산하고 출력하여 노이즈 값을 산출했다^[13]. 또한, 노이즈 값에 따른 민감도를 평가하였다.

StraightLine에 적용시킨 결과는 Fig. 6.이다. 분석결과 각속도계의 잡음은 0.8472, 가속도계의 잡음은 0.0003, 지자기계의 잡음은 0.00008이다. 각속도계의 민감도가 가속도계와 지자기계에 비해 상대적으로 높았다.

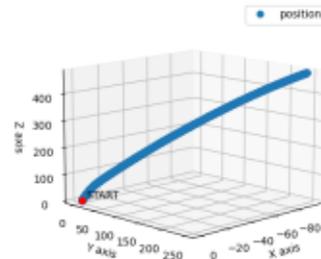


Fig. 6. EKF를 이용한 잡음 추정

4. 결론

본 연구는 IMU센서를 활용하여 주파수가 변화함에 따라 위치 및 방향 추정의 정확도를 분석하였다. 상황별로 256Hz로 관측된 데이터를 128Hz, 64Hz, 32Hz로 변환하여 비교한 결과, 움직임이 없는 상태는 유사성이 높으나 움직임이 있는 상태에서는 주파수가 감소할수록 가속도계의 유사성이 낮았다. 이는 움직임이 없는 상태에서는 주파수가 낮아져도 위치 추정에 영향을 크게 미치지 않지만, 움직임이 있는 상태에서는 높은 주파수를 사용할수록 좀 더 정확한 위치 및 방향 추정이 가능함을 시사한다. 다만 본 연구는 움직임이 있는 상태와 없는 상태만을 비교하였으며, 향후 연구에서는 다양한 움직임(뛰기, 걷기,

기어가기 등)을 포함하여 행동유형에 따른 영향을 파악하는 것이 필요하다. 또한 낮은 주파수를 높은 주파수로 업스케일링 하여 위치를 추적하는 추가 연구도 필요하다.

IMU 센서와 EKF를 활용한 위치 추적에서는 불규칙한 노이즈로 인해 한계가 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 카메라를 이용하여 맵핑(mapping)까지 하는 SLAM방법과 레이저를 사용하여 주변 거리를 측정하는 LiDAR방법이 있다. 이러한 센서 퓨전으로 인해 IMU 센서만을 이용하여 위치를 추적하는 연구는 줄었지만, 최적의 노이즈 값을 도출하면 IMU센서만으로 위치를 추적할 수 있는 가능성이 존재한다^[14-15]. 따라서 노이즈 최적화를 위한 연구는 지속될 필요성이 있다.

향후 연구를 통해 불필요하게 높은 주파수 대신 적절한 주파수를 사용하여 데이터 용량을 줄이고, 노이즈를 최적화하여 스마트폰에 내장된 IMU센서만으로 실내의 매우 정확한 위치를 파악하여 위급 상황시 단순히 건물 내부가 아닌 특정 층수나 위치까지 정확하게 추적할 수 있는 방법으로 활용가능하다.

사사

이 논문은 2022년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2022M3E9A1096505).

참고문헌

- [1] Kang, J. G., "A Study on the Design and Implementation of a Position Tracking System using Acceleration-Gyro Sensor Fusion.", *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 28, pp. 49-54, 2023.
- [2] Lee, J., Park, K. E., and Kim, Y., "A study on indoor positioning based on pedestrian dead reckoning using inertial measurement unit. *Journal of the Society of Disaster Information*", Vol. 17, pp. 521-534, 2021.
- [3] Kim, H., and Jang, B., "Indoor positioning technique using the landmark based on relative AP signal strengths", *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 25, pp. 63-69, 2020.
- [4] KIM, Dong-Eon, MAI, Ngoc-Dau and HAN, Dong Seog., "On-Device Deep Learning-based Multiple Behavior Detection using IMU Motion Sensors.", In:2023 Fourteenth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). IEEE, pp. 194-197, 2023.
- [5] Roh, J. H., and Kim, J. H., "Fall detection based on acceleration sensor attached to wrist using feature data in frequency space", *Smart Media Journal*, Vol. 10, pp. 31-38, 2021.
- [6] Madgwick, Sebastian OH, Andrew JL Harrison, and Ravi Vaidyanathan., "Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm.", *2011 IEEE international conference on rehabilitation robotics*. Ieee, pp. 1-7, 2011.
- [7] S. Reddy, M. Mun, J. Burke, D. Estrin, and M. Hansen., "Using Mobile Phones to Determine Transportation Modes.", *ACMTransactions on Sensor Networks*, Vol. 6, 2010.
- [8] Yang, Hye Kyung, and H. S. Yong., "Real-time physical activity recognition using tri-axis accelerometer of smart phone.", *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 17, pp. 506-513, 2014.
- [9] Quintero, David, et al., "Real-time continuous gait phase and speed estimation from a single sensor.", *2017 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*. IEEE, 2017.
- [10] Haukkanen, Pentti, et al., "The arithmetic Jacobian matrix and determinant.", *Journal of Integrative Natural Sci.*, Vol. 17, No. 3, 2024

- of Integer Sequences, Vol. 20, 2017.
- [11] WELCH, Greg, et al., "An introduction to the Kalman filter", 1995.
- [12] Madgwick, Sebastian., "An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays.", Report x-io and University of Bristol (UK), Vol. 25, pp. 113-118, 2010.
- [13] Kok, Manon, Jeroen D. Hol, and Thomas B. Schon., "Using inertial sensors for position and orientation estimation.", arXiv preprint arXiv:1704.06053, 2017.
- [14] H. Durrant-Whyte and T. Bailey., "Simultaneous localization and mapping: part I,", in IEEE Robotics & Automation Magazine, Vol. 13, pp. 99-110, 2006.
- [15] Wandering, Ulla., "Introduction to lidar.", Lidar: range-resolved optical remote sensing of the atmosphere. New York, NY: Springer New York, Vol. 102. pp. 1-18, 2005.