

Neural Network를 이용한 PDR 시스템의 정확도 향상 기법

곽희권*

¹삼성탈레스 지휘통제그룹

Advanced Scheme for PDR system Using Neural Network

Hwy-Kuen Kwak^{1*}

¹Command and Control Group, Samsung Thales

요약 본 논문에서는 확률신경망 이론을 적용하여 GPS 단절구간에서 보행자의 위치정보의 정확도를 향상시키는 기법을 제안한다. 일반적인 보행 외 옆으로 걷기, 오리걸기, 기어가기 등 여러 보행 형태에 대한 보행 패턴을 학습하고 이에 대한 이동거리를 구하여 관성항법의 적분오차를 최소화하도록 한다. 제안 시스템은 보행자가 휴대할 수 있는 소형/경량화/저전력 설계된 H/W 모듈 형태로 구현을 하였으며, 건물 내에서의 보행자 이동 실험을 통해 제안 시스템의 성능을 검증하였다.

Abstract This paper proposes an improved scheme of pedestrian position information system using neural network theory in a GPS-disabled area. Through a learning/obtaining gait pattern and step distance about walk, run, duck walk, crab walk and crawl, the position estimation error could be minimized by rejecting the inertial navigation drift. A portable hardware module was implemented to evaluate the performance of the proposed system. The performance and effectiveness of the suggested algorithm was verified by experiments indoors.

Key Words : Artificial Neural Network, IMU, Kalman filter, Position information

1. 서론

스마트폰, 웨어러블 컴퓨터 등 모바일 플랫폼의 발전으로 인해 사용자는 목적하는 정보를 언제 어디서나 획득하고 활용할 수 있으며, 편의성과 효율성으로 인해 인간생활은 정보의 홍수 속에 더욱 풍요로워지고 있다.

이러한 모바일 정보 중 핵심정보로 인식되어지는 것이 보행자의 위치정보이다. 보행자의 위치정보는 목적지나 경로 찾기 등 민수분야 뿐만 아니라 군인, 소방대원, 테러진압 경찰 등 활용분야가 다양하며 분실물이나 범주자의 탐색 등에도 활용되어질 수 있다. GPS(Global Positioning System)는 보행자뿐만 아니라 모든 이동체의 위치 인식에 광범위하게 사용되는 기술로서, 위성 통신을 이용하여 대상의 절대적인 위치를 제공한다. 그러나 건물 내부나 숲, 계곡, 광산이나 동굴 등과 같이 GPS 위성신호의 수신에 불가능한 지역에서는 사용할 수 없다

는 단점이 있다. 최근 이러한 단점을 보완하기 위하여 WLAN (Wireless Local Area Network), UWB(Ultra WideBand) 등과 같은 무선통신 기술을 활용하여 GPS 수신불가지역에서 위치를 추정하는 연구가 활발히 진행되고 있다[1,2]. 그러나 이와 같은 통신항법은 인프라가 구축되어 있어야 하며 군 작전, 소방 구출작전 또는 테러진압 등 특수한 환경에서는 활용이 제한된다. 따라서 전천후로 보행자의 위치를 추정하고 제공하는 시스템이 필요하며 이에 대해 관성센서를 이용하여 위치를 추측하는 자체항법 기술(PDR, Pedestrian Dead Reckoning)을 활용한다[3-8].

관성센서를 이용한 기존의 보행자의 위치 추정 방법은 관성센서로부터 축적되는 적분오차를 보행자의 걸음 길이와 보폭을 추정하여 보정하도록 하였다[9-14]. 그러나 이와 같은 방법은 걸음길이와 보폭을 계산하는 과정에서 보행자의 특성(키, 걸음길이, 보폭 등)을 고려하지

*Corresponding Author : Hwy-Kuen Kwak(Samsung Thales)

Tel: +82-31-601-5226 email: hk79.kwak@samsung.com

Received April 23, 2014

Revised July 3, 2014

Accepted August 7, 2014

않고 있으며, 오직 전진 보행에 따른 걸음걸이만을 추정 하였기 때문에 객관성을 유지하기 어렵다[15,16].

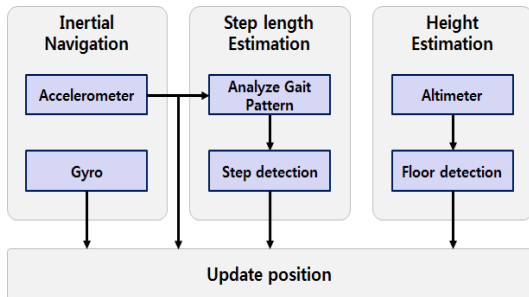
본 논문은 인프라가 없는 환경에서 보행자용 위치정보를 추측하는 관성항법 기반 보행자 항법을 구현하는 과정에 누적오차를 효과적으로 제거하기 위하여 확률신경망(Probabilistic Neural Network)을 활용하는 방법을 제안한다. 보행자의 특성과 보행패턴의 학습을 통하여 정확도를 향상시키고 걸음걸이와 보폭 계산의 오차를 최소화할 수 있도록 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존 연구된 PDR 시스템을 분석하고 제안하는 위치정보 획득 및 추정기법에 대해 설명한다. 3절에서는 이에 대한 실험결과를 제시하여 성능을 검증하고 4절에서 결론을 맺는다.

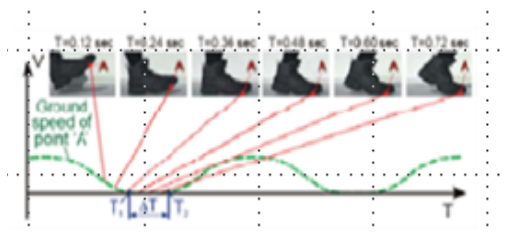
2. 위치정보 획득 방법

2.1 PDR 시스템

GPS가 단절된 구간에서 일반적인 보행자 위치추정 방법은 Fig. 1과 같이 관성센서로 이루어진 관성항법을 기반으로 평면에 대한 거리와 방향을 획득한다. 또한 고도센서를 이용하여 해수면 기준 높이 변화를 구한다.



[Fig. 1] Position estimation process



[Fig. 2] Gait pattern for walk

그리고 Fig. 2와 같은 보행자 걸음걸이의 패턴을 분석하여 출발점을 기준으로 보행자가 이동한 상대적인 거리를 구함으로써 관성센서의 적분오차를 보정한다.

2.1.1 방향각 추정

보행자의 방향각을 측정하기 위하여 롤과 피치는 가속도센서와 자이로로, 요 방향각은 자이로로 이용하여 위치를 추정한다[17].

자이로와 가속도 센서를 이용하여 보행자의 자세 A 를 추정할 수 있으며 식 (1)과 같이 정의된다.

$$A = [\phi \ \theta \ \psi]^T \quad (1)$$

여기서 ϕ 는 롤(roll), θ 는 피치(pitch), ψ 는 요(yaw)를 의미한다. A 는 각속도 \dot{A} 을 통해 구할 수 있으며, \dot{A} 는 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\dot{A} = C^{-1}\omega \quad (2)$$

여기서 C^{-1} 은 자세변환 행렬, ω 는 자이로에서 측정된 각속도를 의미하며 식 (3)과 같이 정의된다.

$$\omega = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$$

$$C^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi \sec\theta & \cos\phi \sec\theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

또한 식 (4)와 같이 가속도센서를 이용하여 획득된 ϕ_a 와 θ_a 와 식 (1)의 ϕ, θ 값을 융합하여 누적 오차를 최소화한다.

$$\phi_a = \tan^{-1}\left(\frac{a_y}{a_z}\right), \theta_a = \sin^{-1}\left(-\frac{a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}}\right) \quad (4)$$

2.1.2 높이 추정

보행자의 높이추정은 수직방향 가속도가 검출되었을 시, 이의 적분을 통하여 높이를 측정할 수 있으며 이에 대한 적분오차를 저역통과 필터와 온도 보정된 고도 센서를 이용하여 최소화한다.

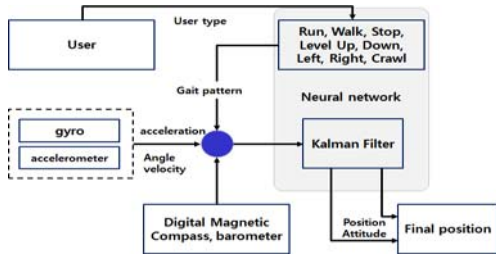
출력된 기압 값의 단위는 헥토파스칼(hPa)의 단위를 가지므로 식 (5)와 같이 미터(m)단위로 표현할 수 있다.

$$h_o = 44330 \times \left(1 - \left(\frac{P}{P_0}\right)^{1/5.255}\right) \quad (5)$$

여기서 h_{baro} 는 고도값을 나타내며, P 는 고도센서에서 출력된 기압, P_0 는 해면기압이다.

2.2 사용자 패턴 분석

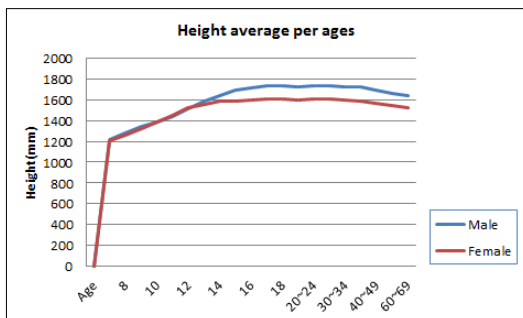
걸음걸이 및 보폭의 크기는 사용자에 따라 동일한 패턴을 구할 수 없다. 그러나 키와 나이, 성별을 기준으로 확률적 분포로 보폭의 크기를 추정할 수 있다. 따라서 사용자에 대한 기본 정보를 입력함으로써 적용대상에 대한 걸음걸이 및 보폭의 일반화가 가능하다. 그리고 걷기, 뛰기, 층간이동, 오리걸음, 기어가기, 좌우걸음(계걸음)의 패턴을 학습함으로써 센서 출력의 결과만으로 이들 움직임의 이동거리를 추정할 수 있다. 본 연구에서는 Fig. 3과 같이 관성항법을 기준으로 사용자 유형에 따른 패턴을 분석하고 적용하여 보행자 위치 정보의 정확도를 향상시키는 기법을 제안한다. 또한, 보조센서를 추가로 사용하여 관성센서로 인한 오차를 최소화하도록 한다.



[Fig. 3] Proposed PDR system

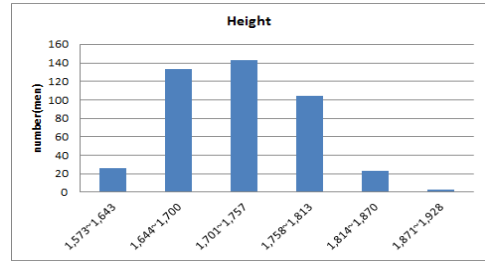
2.2.1 사용자 유형별 분석

사용자 학습을 위해 '사이즈 코리아'에서 2010년도 7~69세, 남녀 14,016명을 대상으로 우리나라 전국 통계치를 검토한 결과, 키는 나이에 따라 가우시안 분포를 갖지 않으며 오히려 Fig. 4와 같이 지수함수와 같은 형태로 분석되었다. 그리고 보행자의 이동거리는 나이보다는 성별에 따라 다른 통계를 보이고 있으며 키와 비례관계인 것을 실험을 통해 유추할 수 있었다.



[Fig. 4] Average Height(male and female)

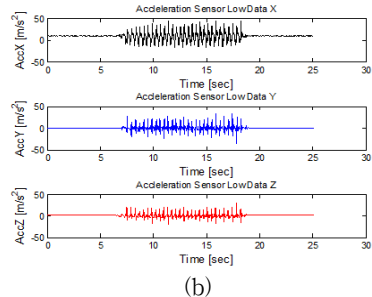
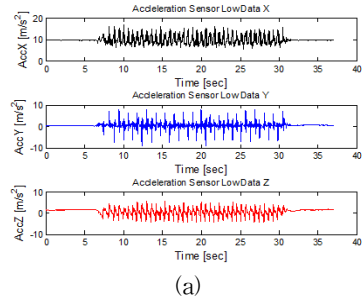
Fig. 5는 30~34세 한국 성인 남자의 키 대비 명수 데이터이다.

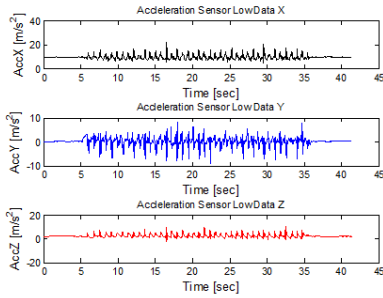


[Fig. 5] Number of each Height(432 person, average 1724.43, variance 56.12)

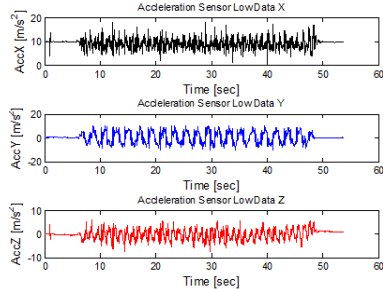
2.2.2 사용자 보행 패턴 분석

'사이즈코리아'에 명시된 한국 사람의 평균 신장을 기준으로 10명이 각각 28m를 이동하였을 시 획득된 데이터를 분석하여 사용자 보행 패턴을 추정하도록 하였다. 본 연구에서는 관성센서모듈을 자체 제작한 프로토타입을 등 쪽 허리에 장착하여 분석·모의·시험하였다. 걷기와 뛰기, 오리걸음의 경우 가속도 센서로 측정된 패턴은 진행 방향 x 축 방향으로 Fig. 6(a)~6(c)과 같이 sine wave 형태를 보인다. 또한 좌우걸음의 경우 Fig. 6(d)와 같이 y 축 방향으로 sine wave 형태를 보이며, 포복이나 기어가기 경우 z 축 방향으로 sawtooth wave 형태를 보이는 것으로 분석되었다.

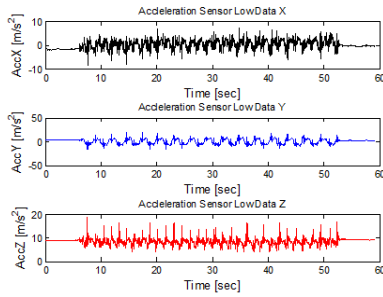




(c)



(d)



(e)

[Fig. 6] Gait pattern(accelerometer)(a) walk (b) run (c) crab walk (d) duck walk (e) crawl

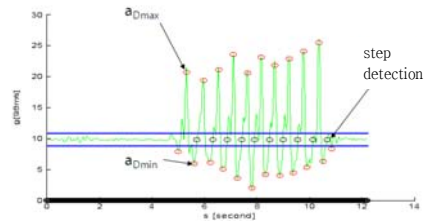
2.3 보폭 결정 함수 및 필터 설계

방향각인 요 방향의 자세 계산은 한 개의 자이로와 두 개의 지자기 센서를 융합하여 계산하였다.

관성항법장치의 가속도를 분석하여 피크값 검출기법과 영교차점 검출 기법을 결합하여 얻는 식 (6)의 a_{3D} 를 이용하여 걸음걸이를 검출하였다.

$$a_{3D} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (6)$$

자세 변화값에 따른 3축의 중력의 변화 정규치(norm) a_{3D} 의 피크값과 영교차점을 Fig. 7과 같이 임계값(threshold)을 교차하며 동시에 최대/최소 피크값을 검출하였을 때 걸음걸이를 검출하였다.



[Fig. 7] Gait detection using acceleration norm

걸음걸이를 검출한 후 걸음걸이의 보폭을 추정하였다. 걸음걸이의 보폭 크기는 걸음을 걸을 때 앞발 뒤축에서 뒷발 뒤축까지의 거리이다.

본 연구에서는 보폭 추정을 위하여 식 (7)과 같이 걸음걸이의 비선형 모델을 적용하였다.

$$s_l = K_{pattern} \cdot \sqrt[4]{a_{3Dmax} - a_{3Dmin}} \quad (7)$$

여기서 s_l 은 보폭, $K_{pattern}$ 은 보폭 결정 상수로서 각 패턴에 따른 학습으로부터 구할 수 있다. a_{3Dmax} 는 Fig. 7에서 보이듯이 한 걸음에서 발생하는 최대 가속도 값, a_{3Dmin} 은 최소 가속도 값이다. 이 때 $K_{pattern}$ 은 패턴인식과 분류에 강한 성능을 보이는 신경망 이론을 활용하여 학습과 호출을 통한 데이터를 바탕으로 추정하였다.

위치획득의 오차를 최소화하기 위하여 이산 칼만 필터를 설계하고 구현하였다.

system propagation

$$x_{k+1} = F_k x_k + w_k \quad (8)$$

measurement update

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (9)$$

$$x_{k=0} \sim N(\hat{x}_0; P)$$

$$w_k \sim N(0; Q_k)$$

$$v_k \sim N(0; R_k)$$

시스템 방정식은 이산화된 식 (8)로서 나타낼 수 있으며 x_k 는 상태변수이며, F_k 는 상태전이행렬, w 는 공정 잡음이다. 측정방정식은 보조센서로부터 측정된 값으로 식 (9)와 같이 나타낼 수 있으며, H_k 는 측정관계행렬, v 는 측정 잡음이다.

보행자 위치의 이동을 계산하기 위한 상태 변수는 항법표준계에서 3축 위치 (X, Y, Z), 가속도 센서부터 구해진 k 번째 보폭 s_k , 식 (1)에서 계산된 A 로부터 구해진 자이로의 k 번째 방향각 λ_g , 방향각 바이어스 b_λ 이며 식 (10)으로 나타낸다.

$$x_k = [X \ Y \ Z \ s \ \lambda_g \ b_\lambda]^T \quad (10)$$

센서로부터 측정된 측정 방정식 z_k 는 고도센서 (barometer)로 측정되는 높이 h_{baro} 의 k 번째 값 h , 식 (7)에서 계산된 보폭 s_l 의 k 번째 값 s_a , 자자기센서로부터 계산된 k 번째 방향각 λ_m 으로서 식 (11)로 나타낸다.

$$z_k = [h \ s_a \ \lambda_m]^T \quad (11)$$

여기서 상태전이행렬 F_k 는 다음 식 (12)와 같으며 측정 관계 H_k 는 식 (13)과 같이 나타낸다.

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cos(x_{(5)k-1}) & -x_{(4)k-1} \times \sin(x_{(5)k-1}) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \sin(x_{(5)k-1}) & x_{(4)k-1} \times \cos(x_{(5)k-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

필터에 사용된 공분산 P (공정 잡음), Q (측정 잡음)은 Table 1에 명시된 각 보행 패턴에 따른 확률 분포에 따라 확률분포가 큰 경우에는 P 를, 작은 경우에는 Q 에 가중치를 두어 계산하였다.

2.4 보행 패턴에 따른 보폭 학습

본 연구는 Fig. 8과 같이 2.2.1에서 구한 사용자 유형에 해당되는 각각의 성별과 키를 input layer로, 2.2.2에서 구한 사용자 보행 패턴을 hidden layer로 하여 사용자 유형에 따른 보행 패턴을 분석하고 식 (7)의 보폭 결정함수 $K_{pattern}$ 을 추정하는 output layer를 구한다. Table 1은 각 layer에 대하여 입출력 관계를 나타낸다.

Fig. 8에서 input layer와 hidden later 간 가중치 ω_{mn}^i , hidden layer와 output layer간 가중치 ω_{nl}^h , 는 식 (14)와 같이 설정한다. ω_{mn}^i 는 모두 동일하며, ω_{nl}^h 는 조건부 확률분포(Conditional Probability distribution)에 따라 결정하였으며 A 는 사용자의 보행 패턴에 따른 이동 거리, B 는 사용자의 유형을 나타냄으로서 사용자의 유형에 따른 보행 패턴의 확률 분포를 구할 수 있다.

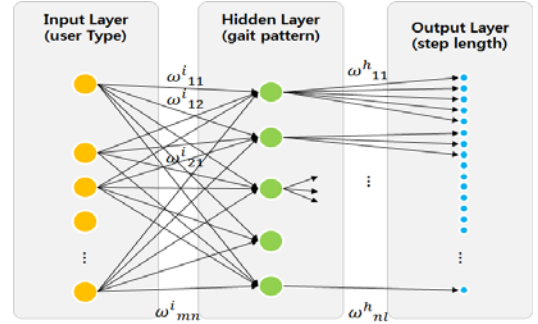
$$\omega_{11}^i(0) = \omega_{12}^i(0) = \dots = \omega_{mn}^i(0)$$

$$\omega_{nl}^h = \epsilon \cdot \frac{P(A|B)}{P(B)} \quad (14)$$

ϵ : s -parameter

A : step length about user pattern

B : user type



[Fig. 8] Step length estimation algorithm, using artificial neural network

[Table 1] Input, hidden, output layers

Input layer		Hidden layer	Output layer
sex	height(mm)	gait pattern	step length decision function
male	1,587~1,643	walk, run, crab walk, duck walk, crawl	equation (7) $K_{pattern}$
	1,644~1,700		
	1,701~1,757		
	1,758~1,813		
	1,814~1,870		
1,871~1,928			
female	1,438~1,485		
	1,486~1,533		
	1,534~1,581		
	1,582~1,629		
	1,630~1,677		
1,678~1,726			

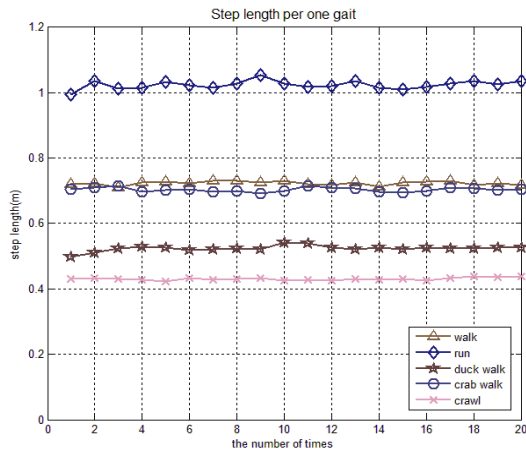
사용자 유형에 따른 보행 패턴과 보행 패턴에 대한 보폭 결정함수를 구하기 위하여 BP(Back Propagation) 알고리즘을 이용하여 각 layer에 대한 가중치를 선정하였다. 그리고 LMS(Least Mean Square) 학습규칙을 적용하여 식 (15), (16)과 같이 각 가중치 ω_{mn}^i , ω_{nl}^h 의 오차가 최소화되도록 학습하였다.

$$\Delta\omega_{nm}^i(k+1) = \eta\delta_{pm}O_{pm} + \alpha\Delta\omega_{nm}^i(k) \quad (15)$$

$$\Delta\omega_{ln}^h(k+1) = \eta\delta_{pl}O_{pl} + \alpha\Delta\omega_{ln}^h(k) \quad (16)$$

여기서, η 는 학습률로써 $0 < \eta \leq 1$ 의 값을 가지며 α 는 모멘텀이다. 그리고 O_{pm} , O_{pl} 은 각각 hidden layer와 output layer의 n , l 번째 노드의 출력이고, $k+1$ 번째 가중치의 오차가 목적 패턴함수에 최소화되도록 수렴한다.

ω_{mn}^i , ω_{nl}^h 을 구하기 위해 동일 구간에서의 10명의 각각 다른 키의 성인에 대한 보행자 이동 실험을 20회 반복하여 패턴에 따른 이동거리를 학습하였다.



[Fig. 9] Experimental result of step length about gait pattern

Fig. 9는 이 중 1.74m 키에 해당되는 성인남자의 동일 구간 보행자 이동 실험을 20회 반복하여 각 보행 패턴에 따라 측정된 보행자 이동거리의 평균값으로서 걷기에서는 약 0.72m, 뛰기에서는 1.02m, 오리걸기에서는 0.52m, 좌우걸음에서는 0.70m, 기어가기에서는 0.43m의 보폭 이동거리 결과를 얻을 수 있었으며 평균과 분산은 Table 2와 같다.

Table 3에서는 앞에서 사전 학습된 보행 패턴에 따른 이동 거리를 적용하여 30m와 50m를 이동하였을 시 오차 결과이다. 보행자의 총 이동거리가 30m에서 50m로 증가함에 따라 위치 오차가 커지는 결과를 보이지만 최대 3% 이하의 위치오차를 보이는 것을 확인할 수 있다.

[Table 2] Probability density per gait pattern

result(m) Probability	average	variance	graph
P_{174}^{walk}	0.72	0.48	
P_{174}^{run}	1.02	0.34	
$P_{174}^{duckwalk}$	0.52	1.5	
$P_{174}^{crabwalk}$	0.70	1.83	
P_{174}^{crawl}	0.43	2.35	

[Table 3] Step number and position error per stride distance

Distance Data Gait pattern	30m						50m					
	SN ¹⁾	SD ²⁾	ASL ³⁾	M ⁴⁾	CE ⁵⁾	E ⁶⁾	SN ¹⁾	SD ²⁾	ASL ³⁾	M ⁴⁾	CE ⁵⁾	E ⁶⁾
Walk	40	40	0.72	29.56	0.44	1.46	70	70	0.72	50.85	0.85	1.70
Run	29	29	1.02	29.48	0.52	1.73	49	49	1.02	49.34	0.64	1.28
Crab walk	43	43	0.70	30.73	0.73	2.43	72	71	0.70	49.22	0.78	1.56
Duck walk	58	57	0.52	29.15	0.85	2.83	96	94	0.52	48.88	1.12	2.24
Crawl	70	68	0.43	29.24	0.76	2.53	116	113	0.43	48.52	1.48	2.96

1) Step number
2) Step detection number
3) Average of step length

4) Measurement(m)
5) Circular error(m) ; Distance - Measurement
6) Error(%) = Circular error/Distance × 100

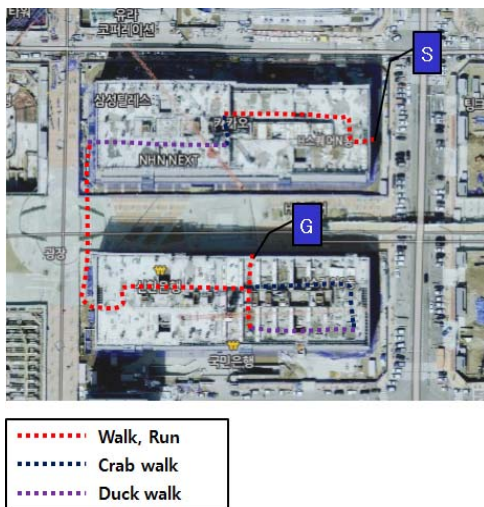
3. 실험 결과

제안 기법의 성능을 검증하기 위해 실제 보행자가 구현된 하드웨어 모듈을 허리에 장착한 후 GPS 통신이 불가능한 실내를 이동하여 위치를 추정한 결과를 지도에 확인하는 실험을 실시하였다. Table 4는 자체 제작한 관성항법장치의 관성센서 사양이다.

[Table 4] Specifications of IMU

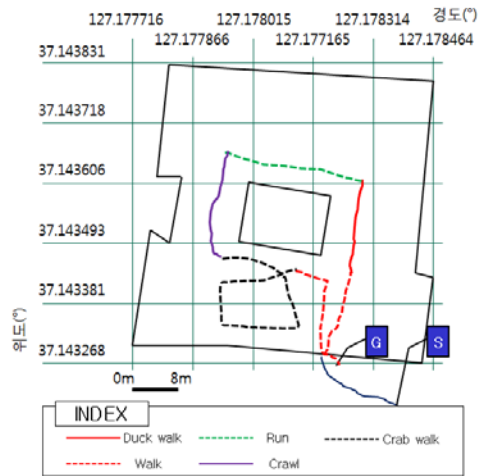
EBIMU-9DOF	
Accelerometer	
Range	±16g(max.)
Sensitivity	0.06~0.49 mg
RMS noise	< 0.02 %/° C
Gyroscope	
Range	±2000 deg/sec
Sensitivity	7.6~60.9 deg/sec
RMS noise	±0.04 %/° C

Fig. 10은 1.81m의 성인남자가 GPS 단절구간에서 앞의 알고리즘을 적용하여 각 보행 패턴에 따라 추정된 위치정보를 위치 1:5000이상 대축척 위성지도에 도시한 것이다. 실험결과 사용자의 보행 패턴을 변경하면서 주행한 결과 11분간 건물 내에서 총 466m의 거리를 이동시 제안기법을 통해 추정된 최대 위치오차 거리는 7.82m로 측정되었으며, 이에 따른 위치오차율은 1.67%의 결과를 얻었다.



[Fig. 10] Experimental result of position estimation for indoor and outdoor 1

Fig. 11은 GPS와 연동하여 GPS가 끊기는 시점을 출발점으로 하여 실내에서의 측정된 위치정보를 측지좌표계로 계산한 결과이다. 1.74m의 성인남자가 앞의 알고리즘을 적용하여 GPS 단절구간에서 각 보행 패턴에 따라 추정된 위치정보를 지도에 도시하였다. 실험결과 사용자의 보행 패턴을 변경하면서 주행한 결과 158m의 GPS 단절구간에서 이동시 제안기법을 통해 추정된 최대 위치오차 거리는 3.04m로 측정되었으며, 이에 따른 위치오차율은 약 1.94%의 결과를 얻었다.



[Fig. 11] Experimental result of position estimation for indoor and outdoor 2

4. 결론

본 논문에서는 GPS 수신불가 지역에서 관성센서를 활용한 추측항법 기반의 보행자용 위치정보 시스템을 제안하였다. 제안 시스템은 관성센서를 이용하여 보행자 유형에 따른 보행 패턴을 분석하고 및 패턴에 따른 이동 거리를 신경망 방법을 이용하여 학습하여 위치정보의 오차가 최소화되도록 하였다. 건물 내에서의 보행자 이동 실험을 통해 선회, 걷기, 뛰기, 오리걷기, 좌우걷기, 기어가기 등 비선형적인 보행자의 이동에 상관없이 이동거리당 위치오차는 약 3% 미만의 결과를 얻어 제안된 시스템의 성능을 검증하였다.

References

- [1] S. H. Fang and T. N. Lin, "Principal Component Localization in Indoor WLAN Environments", IEEE Trans. on Mobile Computing, vol.11, no.1, pp.100-110, January, 2012.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TMC.2011.30>
- [2] Y. Zhou, C. L. Law, Y. L. Guan and F. Chin, "Indoor Elliptical Localization Based on Asynchronous UWB Range Measurement", IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, vol.60, no.1, pp.248-257, January, 2011.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TIM.2010.2049185>
- [3] C. Huang, Z. Liao and L. Zhao, "Synergism of INS and PDR in Self-Contained Pedestrian Tracking with a Miniature Sensor Module", IEEE Sensors Journal, vol.10, no.8, pp.1349-1359, August, 2010.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/JSEN.2010.2044238>
- [4] J. Borenstein, L. Ojeda and S. Kwanmuang, "Heuristic Reduction of Gyro Drift For Personnel Tracking Systems", The Journal of Navigation, vol.62, no.1, pp.41-58, January 2009.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/S0373463308005043>
- [5] S. H. Shin, C. G. Park and S. Choi, "New Map-Matching Algorithm Using Virtual Track for Pedestrian Dead Reckoning", ETRI Journal, vol.32, no.6, pp.891-900, December 2010.
DOI: <http://dx.doi.org/10.4218/etrij.10.0110.0037>
- [6] I. Skog, P. Handel, J. O. Nilsson and J. Rantakokko, "Zero-Velocity Detection-An Algorithm Evaluation", IEEE Trans. On Biomedical Engineering, vol.57, no.11, pp.2657-2666, November, 2010.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2010.2060723>
- [7] D. Alvarez, R. C. Gonzalez, A. Lopez and J. C. Alvarez, "Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices", Proc. of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference, pp.5964-5967, August, 2006.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.2006.259593>
- [8] W. Chen, "An Effective Pedestrian Dead Reckoning Algorithm Using a Unified Heading Error Model", Position Location and Navigation Symposium, pp.340-347, May, 2010.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2010.2060723>
- [9] W. Zijlstra and A. L. Hof, "Displacement of the pelvis during human walking: experimental data and model predictions", Gait & Posture, vol. 6, no. 3, p. 249, 1997.
DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0966-6362\(97\)00021-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0966-6362(97)00021-0)
- [10] H. Weinberg, "Using the adxl202 in pedometer and personal navigation applications", Application Notes, American Devices, 2002.
- [11] S. Cho and C. Park, "MEMS Based Pedestrian Navigation System", The Journal of Navigation, vol.59, pp.135-153, 2006.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/S0373463305003486>
- [12] D. Villanueva, A. Trujillo, E. Fermon, E. Cardiel, and P. Hedz, "Method for Monitoring Acceleration of the Trunk During Gait", In Proc. of the Second Joint EMBS/BMES Conf., vol.2, pp.1758-1759, Oct. 2002.
- [13] B. Auvinet, D. Chaleil and E. Barrey, "Accelerometric gait analysis for use in hospital outpatients", Rev. Rhum. Engl. Ed. vol.66, pp.389-397, Jul. 1999.
- [14] L. Ojeda and J. Borenstein, "Personal Dead-Reckoning System for Gps-Denied Environments", IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics, pp. 1-6, Sep. 2007.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/SSRR.2007.4381271>
- [15] S. W. Lee and K. Mase, "Activity and Location Recognition Using Wearable Sensors", IEEE Pervasive Computing, vol. 1, no. 3, pp. 24-32, 2002.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/MPRV.2002.1037719>
- [16] S. P. Tseng, W. L. Li, C. Y. Sheng, J. W. Hsu and C. S. Chen, "Motion and attitude estimation using inertial measurements with complementary filter", Proc. of 2011 8th Asian Control Conference(ASCC), May, 2011.
- [17] S. P. Tseng, W. L. Li, C. Y. Sheng, J. W. Hsu and C. S. Chen, "Motion and attitude estimation using inertial measurements with complementary filter," Proc. of 2011 8th Asian Control Conference(ASCC), May, 2011.

곽 휘 권(Hwy-Kuen Kwak)

[정회원]



- 2005년 2월 : 충남대학교 전자공학과 (공학학사)
- 2007년 2월 : 충남대학교 전자공학과 (공학석사)
- 2011년 2월 : 충남대학교 전자공학과(공학박사)
- 2010년 12월 ~ 현재 : 삼성탈레스 C4I 연구소 지휘통제그룹 전문연구원

<관심분야>
항법시스템, 로봇제어