

기계학습을 통한 예측 DGPS 항법 알고리즘

Predict DGPS Algorithm using Machine Learning

김홍표¹ · 장진혁¹ · 구상훈¹ · 안종선² · 허문범² · 성상경¹ · 이영재^{1*}

¹건국대학교 항공우주정보시스템공학과

²한국항공우주연구원 항법기술연구실

HongPyo Kim¹ · JinHyeok Jang¹ · SangHoon Koo¹ · Jongsun Ahn² · Moon-Beom Heo² · Sangkyung Sung¹ · Young Jae Lee^{1*}

¹Department of Aerospace Information Engineering, Konkuk University, Seoul, 05029, Korea

²Navigation R&D Division, Korea Aerospace Research Institute, Daejeon 34133, Korea

[요 약]

DGPS (differential GPS) 방식의 위치해 계산 방식은 기준국 수신기와 동적 수신기와의 의사거리 보정정보 (PRC; pseudo-range correction) 실시간 통신을 통해서 위치해를 계산하는 방식을 말한다. 실제 동적으로 움직이는 수신기에서는 기준국 수신기와의 통신이 단절되어 PRC 실시간 통신이 단절되는 상황이 발생한다. 논문에서는 DGPS 방식의 위치해 계산 방식에서 PRC 를 받는 실시간 상황 중간에서 수신기에 의사거리 보정 정보전송이 끊긴 상황을 가정하여, 수신기에서 기존에 수신했던 PRC 정보를 사용하여 가상의 PRC 모델을 기계학습 알고리즘을 통해 실시간 생성하는 predict DGPS를 제안한다. predict DGPS 방식을 검증하기 위해 고정되어있는 기준국의 수신기에서 실제 PRC와 본 논문에서 제안한 가상의 PRC를 적용하여 위치해를 비교, 분석하였다. 또한 실제 도로에서 PRC 통신이 단절된 시나리오를 가정하여, predict DGPS 방식을 적용한 위치해 계산 방식이 기존 방식의 위치해 계산과 비교하여 향상된 위치해를 보여 줄수 있음을 보였다.

[Abstract]

Differential GPS (DGPS) is known as a positioning method using pseudo range correction (PRC) which is communicating between a reference receiver and moving receivers. In real world, a moving receiver loses communication with the reference receiver, resulting in loss of PRC real-time communication. In this paper, we assume that the transmission of the pseudo range correction is interrupted in the middle of real-time positioning situations, in which calibration information is received in the DGPS method. Under the disconnected communication, we propose 'predict DGPS' that real-time virtual PRC model which is modeled by a machine learning algorithm with previously acquired PRC data from a reference receiver. To verify predict DGPS method, we compared and analyzed positioning solutions acquired from real PRC and the virtual PRC. In addition, we show that positioning using the DGPS prediction method on a real road can provide an improved positioning solution assuming a scenario in which PRC communication was cut off.

Key word : GPS, DGPS, Machine learning, Navigation, Nonlinear regression.

<https://doi.org/10.12673/jant.2018.22.6.602>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 29 November 2018; Revised 3 December 2018

Accepted (Publication) 17 December 2018 (30 December 2018)

*Corresponding Author ; Young Jae Lee

Tel: +82-2-458-3358

E-mail: younglee@konkuk.ac.kr

1. 서론

GPS (global positioning system)은 미국 국방성에서 개발되었으며 범지구를 대상으로 하는 위성항법시스템 중 하나이다. 199년 FOC (full operational capability)가 선언된 이후로 지구 전역에서 GPS를 이용한 사용자의 위치를 계산할 수 있게 되었다 [1].

GPS의 기본 원리는 위성에서 송신하는 신호를 지상의 수신기에서 받아 위성과 수신기 간의 거리를 측정한다. 동시에 위성은 자신의 위치 정보를 지상의 수신기에 송신함으로써 사용자는 삼변측량의 원리를 통해 자신의 절대 위치를 계산할 수 있다. [2].

위성 신호를 통한 수신기의 위치해 계산 방식은 단독 측위, DGPS (differential GPS), RTK (real time kinematic) 방식 등이 존재한다. 본 논문에서는 단독 측위 방식과 DGPS 방식에 대해서만 논한다. 단독측위 위치해 계산 방식은 1기의 수신기를 삼변측량의 원리를 적용하여 위치해를 계산하는 방식이다. DGPS는 2기 이상의 수신기를 사용하여 위치해를 계산하는 방식이며, 1기의 수신기는 알려진 고정된 좌표점에서 위성 신호를 수신하여 의사거리 보정정보 (PRC; pseudo-range correction)를 다른 기기에 전송하여 오차를 보정하여 계산하는 방식이다 [1]. 자세한 계산 식은 2절에서 다루도록 한다.

이전 논문에서는 위성의 양각 (elevation angle)에 따른 PRC를 지수함수 형태로 정의된다는 것을 보였으며, 해당 모델을 사용한 위치해 계산 시 위치해가 향상되는 것을 보였다 [3]-[4].

그러나 이전에는 장시간의 긴 데이터를 누적하여 PRC 모델을 형성하였기 때문에, 위성 양각의 따른 PRC의 평균값을 모델에 적용하였다. 그림 1은 오차 모델 방식의 예를 보여준다.

본 논문에서는 DGPS 방식의 위치해 계산 방식에서 보정 정보를 받는 실시간 상황 중간에 수신기에서 PRC 전송이 끊긴 상황을 가정, 종래에 수신했던 PRC 정보를 사용하여 가상의 PRC 모델을 기계학습 알고리즘을 통해 생성하는 것을 제안하여, 실시간 PRC 모델을 생성한다. 본 논문에서는 이러한 가상의 PRC를 머신러닝 기법을 통해 생성하여 위치해를 계산하는 방식을 predict DGPS라 한다.

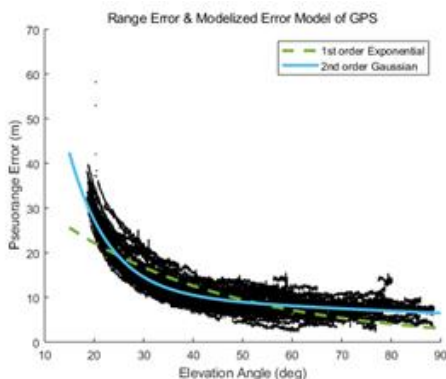


그림 1. 15시간의 GPS 데이터로 생성한 PRC 모델 [4]
Fig. 1. PRC model generated from 15 hours of data [4].

본 논문에서 가상의 PRC를 구하는 방식은 IRLS (iteratively reweighted least squares)방법을 사용 하였으며, 첫 번째 반복문에서 임의 공분산을 생성하여 GLS (generalize least square)가 실행되어 잔차가 실행되고, 이후 반복문에서 얻은 각 관측값의 잔차를 기반으로 가중치를 재계산하는 방식이다 [5]. 이때 PRC 모델은 2차 지수함수 모델을 가정한다. 따라서 가상의 PRC를 레퍼런스 수신기에서 검증하고 실제 도로 시험에서의 효용성을 확인한다. 이는 3절에서 자세히 다루도록 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 먼저, 2절에서 GPS 관측 모델과 단독측위 위치해 계산 방식, DGPS 계산 방식을 간략히 소개한다. 또한 머신러닝 기법을 이용한 PRC 모델링 함수를 검증하는 쿡의 거리 (Cook's Distance)에 대해서 간략히 설명한다. 3절에서는 머신러닝 기법을 이용한 PRC 모델링을 설정하는 과정을 설명한다. 그 후 모델링 된 PRC 함수가 실제 데이터를 잘 추정함을 검증한다. 그리고 기준 수신기에서 샘플 데이터 구간을 달리 적용한 가상의 PRC를 사용하여 위치해를 계산, 실제 PRC 데이터를 사용한 위치해와 비교한다. 4절은 실제 도로에서 GPS와 관성항법시스템을 결합한 Novatel 사의 SPAN 데이터를 기준으로 하여, 단독측위, predict DGPS, DGPS와의 위치해를 비교한다.

II. GPS 관측 모델 및 위치해 계산 방식

2-1 GPS 관측 모델 및 단독측위 방식 위치계산

위성항법시스템에서 사용자의 위치해는 위성으로부터 얻은 의사거리를 통한 삼변측량으로 계산이 된다. 의사거리 측정값은 위성에서 송신된 항법 신호가 지상의 수신기 안테나까지 도달하는데 걸리는 시간의 빛의 속도를 곱하여 계산된다. 위성과 수신기 사이의 거리는 3축의 유클리디안 거리와 두 시스템 사이의 시계 오차로 표현된다. 일반적으로 위성의 시계 오차는 방송되는 항법 메시지를 사용하여 보정이 가능하며, 식 (1)을 통해 의사거리를 나타낼 수 있다.

$$P_r^s = \sqrt{(x^s(t) - x_r)^2 + (y^s(t) - y_r)^2 + (z^s(t) - z_r)^2} + c\Delta t_r - T^s + \epsilon \quad (1)$$

P_r^s 은 위성으로부터 측정된 의사거리를 나타내며 $x^s(t), y^s(t), z^s(t)$ 는 수신기에서 계산된 지구중심고정좌표계에서의 위성의 위치, x_r, y_r, z_r 은 지구중심고정좌표계에서의 사용자의 위치, c 는 빛의 속도, Δt_r 은 지상 수신기의 시계 바이어스, ΔT^s 은 위성의 시계 바이어스, ϵ 은 기타 오차들을 나타내며 대표적으로 전리층, 대류층, 다중경로 오차, 백색 잡음이 존재한다. 사용자의 위치를 추정하기 위해 사용자의 위치와 수신기의 시계 바이어스를 변수로하는 식 (2)에 대하여 1차 테일러 시리즈를 통해 선형화를 수행한다.

$$\rho_r^s = \sqrt{(x^s(t) - x_r)^2 + (y^s(t) - y_r)^2 + (z^s(t) - z_r)^2} + c\Delta t_r \quad (2)$$

ρ_r^s 는 오차가 제거된 수신기와 위성 간의 거리를 말한다. 선형화를 수행 후 식을 정리하면 식 (3)을 얻는다.

$$P_r^s + c\Delta T^s = \rho_{r0}^s - \frac{x^s(t) - x_{r0}}{\rho_{r0}^s} \Delta x_r - \frac{y^s(t) - y_{r0}}{\rho_{r0}^s} \Delta y_r - \frac{z^s(t) - z_{r0}}{\rho_{r0}^s} \Delta z_r + c\Delta t_r + \epsilon \quad (3)$$

식 (3)를 모든 가시 위성에 대해 확장하여 관측된 위성 N기에 대한 행렬 형태로 바꾸면 식 (4),(5)과 같이 표현된다.

$$\Delta P_r^s = P_r^s + c\Delta T^s - \rho_{r0}^s - \epsilon = H\Delta x \quad (4)$$

$$H = \begin{bmatrix} -\frac{x^1(t) - x_{r0}}{\rho_{r0}^1} & -\frac{y^1(t) - y_{r0}}{\rho_{r0}^1} & -\frac{z^1(t) - z_{r0}}{\rho_{r0}^1} & 1 \\ -\frac{x^2(t) - x_{r0}}{\rho_{r0}^2} & -\frac{y^2(t) - y_{r0}}{\rho_{r0}^2} & -\frac{z^2(t) - z_{r0}}{\rho_{r0}^2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -\frac{x^N(t) - x_{r0}}{\rho_{r0}^N} & -\frac{y^N(t) - y_{r0}}{\rho_{r0}^N} & -\frac{z^N(t) - z_{r0}}{\rho_{r0}^N} & 1 \end{bmatrix}$$

$$\Delta x = \begin{bmatrix} \Delta x_r \\ \Delta y_r \\ \Delta z_r \\ c\Delta t_r \end{bmatrix} \quad (5)$$

최소자승법으로 위치 보정 값 (corrections)을 추정된 후 초기 선형화 지점 (nominal point)을 보상하여 사용자 위치를 추정할 수 있다. 이러한 계산 방식을 단독측위라 한다 [1]. 식(6)와 (7)은 최소자승법에 의한 계산을 나타낸 식이다.

$$\Delta \hat{x} = (H^T H)^{-1} H^T \Delta P_r^s \quad (6)$$

$$\hat{x}_r = x_r + \Delta \hat{x} \quad (7)$$

x_r 은 x_r, y_r, z_r 의 값을 가지는 벡터로서 지구중심좌표계에서 수신기의 위치를 의미하며, \hat{x}_r 은 최소자승법 계산에 의한 보상된 최종 사용자 위치이다.

2-2 DGPS

DGPS는 2개 이상의 수신기에서 사용되는 실시간 위치 측정 방식 중 하나이며, 1기의 수신기는 기준점으로서 이미 알려진 좌표가 존재한다. 기준점의 수신기에서는 PRC를 계산하여 다른 수신기들에 실시간 전송을 하게 된다. 기준 수신기로부터 의사거리 보정 값을 수신한 수신기는 위치해를 계산

할 시, 위성으로부터 받은 의사거리에서 PRC를 차분하여 향상된 위치해를 얻을 수 있다. 레퍼런스 수신기가 위성으로부터 수신하는 신호와 송신하는 PRC모델은 식 (8),(9)로 나타낼 수 있다.

$$P_r^s = \rho_r^s + \Delta \rho_r^s + \Delta \rho^s + \Delta \rho_r = \rho_r^s + PRC \quad (8)$$

$$PRC = \rho_r^s - P_r^s \quad (9)$$

$\Delta \rho_r^s$ 는 위성의 방송 궤도력과 수신기의 위치로 인해 발생하는 오차이다. $\Delta \rho^s$ 는 위성에 의해 발생하는 오차이며 위성 시계 오차가 있다. $\Delta \rho_r$ 는 지상의 수신기에 의존하는 오차이며 전리층 오차, 대류층 오차, 다중경로 오차, 백색 잡음 등이 있다 [6]. 그림 2는 DGPS의 원리를 모사한 것이다.

2-3 쿼의 거리

본 논문에서는 모델링된 PRC 함수에 사용된 데이터의 아웃라이어를 파악하기 위해 쿼의 거리를 사용했다. 쿼의 거리는 추정된 회귀 식에 대해서 데이터의 타당성을 검증하는 통계량으로, 0.5가 넘어가면 관측된 데이터가 아웃라이어라고 판단할 수 있다 [7]. 쿼의 거리 통계량은 식 (10)으로 구할 수 있다.

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\hat{Y}_j - \hat{Y}_{j(i)})^2}{(p) \cdot MSE} \quad (i=1, \dots, n) \quad (10)$$

C_i 는 i 번째 데이터에 대한 쿼의 거리 통계량을 나타내며, p 는 예측 변수의 개수이다. \hat{Y}_j 는 전체 데이터를 사용한 모델값에 의한 예측치를 나타내며, $\hat{Y}_{j(i)}$ 는 i 번째 데이터를 제외한 모델의 예측치를 나타낸다. MSE (mean squared error)는 실제 데이터와 예측치 들로 구해지는 평균 자승 오차를 나타낸다.

III. 실험 및 분석

3-1 실험 환경

머신 러닝 알고리즘을 통해 얻은 PRC를 검증하기 위하여 위치를 알고 있는 기준국에서 위치해 검증을 시행하였다. 데이터 수집은 2018년 7월 24일에 20분간 3시간 간격으로 이루어졌다. 데이터 수집에 사용된 기기로는 Novatel FLEX6-G1S-000-000 수신기와 Novatel GNSS-750 안테나를 이용하여 수집하였다. 데이터의 샘플링 간격은 1초로 설정하였고, 데이터 수집 장소는 대한민국 서울 건국대학교이다. 데이터 처리와 curve fitting을 위한 프로그램은 MATLAB 2018a를 사용하였다. 그림 3은 데이터수집 장소의 위치와 환경을 보여준다.

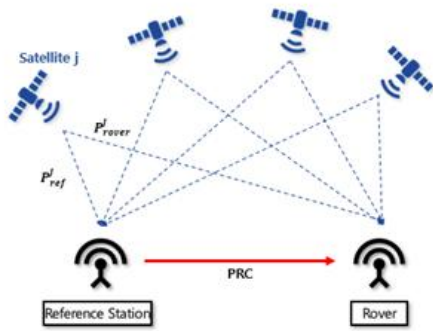


그림 2. DGPS 기본 개념도
Fig. 2. Basic conceptual of DGPS.

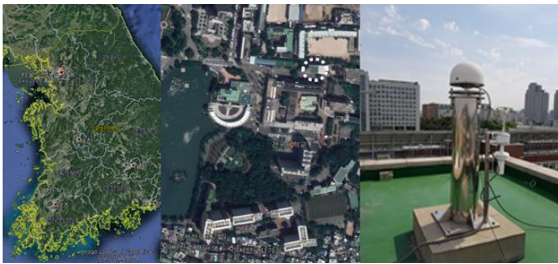


그림 3. 실험 장소 및 환경
Fig. 3. Experiment location and environment.

$$f_{\text{model}}(\theta) = c_1 e^{c_2 \theta} + c_3 e^{c_4 \theta} \quad (\theta: \text{위성의 양각}) \quad (11)$$

3-1 모델링 된 PRC 설정

본 논문에서의 의사거리 측정오차는 위성의 양각이 낮아짐에 따라 오차는 증가하는 것으로 가정하였다. 그 경향성은 지수함수 꼴로 나타나게 되며 본 논문에서는 2차 지수함수 모델로 설정하였다 [3],[4]. 식 (11)은 모델 함수를 보여주며, 머신러닝을 알고리즘을 통하여 a, b, c, d를 획득한다.

데이터 수집에 사용된 안테나는 사전에 위치가 알려진 곳에 설치되었으므로, 위성과 수신기 사이의 의사거리 오차를 계산할 수 있다. 이때 위성 시계 바이어스는 항법 메시지로 위성에서 수신되기 때문에 제거하여 계산하였다. 그림 4~7은 샘플링 타임을 각각 10초, 60초, 300초, 600초로 설정하여 의사거리 측정 오차를 머신러닝 알고리즘을 통해 모델링 하였다. 샘플링 시간이 10초, 60초인 경우를 보아, 샘플링 시간이 작을 경우 데이터 표본이 너무 적어 낮은 양각에 대해서 크게 발산하는 경향이 보였다. 반면에 샘플링 시간이 600초인 경우, 샘플링 시간이 300초인 경우와 크게 변화하는 양상이 적었다. 또한, 샘플링 시간이 길 때 PRC의 최댓값이 증가하게 되는데 이는 누적된 백색 잡음에 의한 영향으로 판단된다.

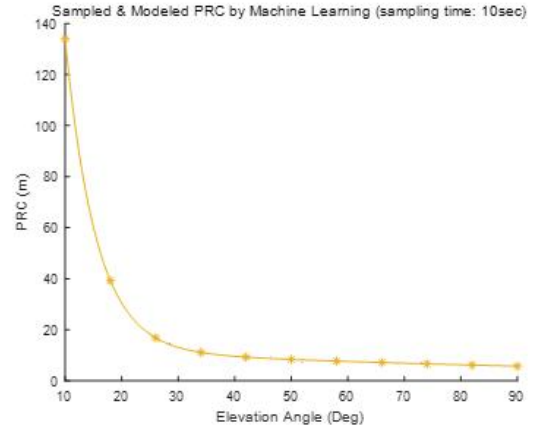


그림 4. 샘플링 된 PRC와 머신러닝 알고리즘을 통해 모델화된 PRC 함수 (샘플링 시간: 10초)
Fig. 4. Sampled PRC and modeled PRC by machine learning algorithm (sampling time: 10sec).

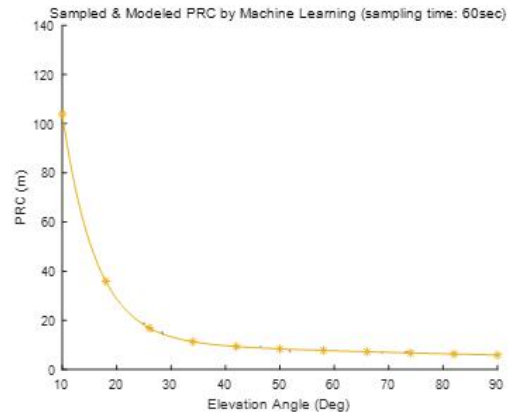


그림 5. 샘플링 된 PRC와 머신러닝 알고리즘을 통해 모델화된 PRC 함수 (샘플링 시간: 60초)
Fig. 5. Sampled PRC and modeled PRC by machine learning algorithm (sampling time: 60sec).

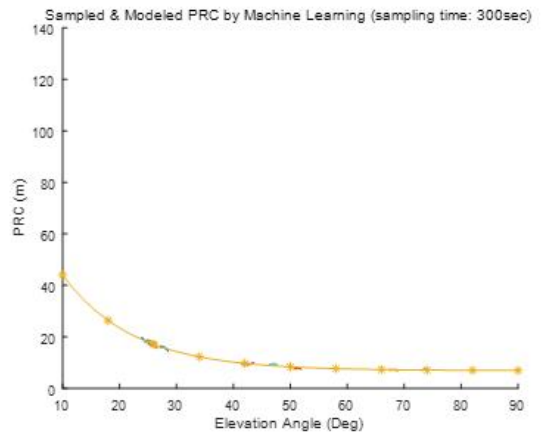


그림 6. 샘플링 된 PRC와 머신러닝 알고리즘을 통해 모델화된 PRC 함수 (샘플링 시간: 300초)
Fig. 6. Sampled PRC and modeled PRC by machine learning algorithm (sampling time: 300sec).

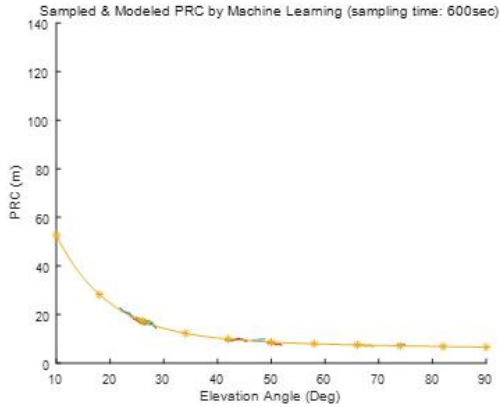


그림 7. 샘플링 된 PRC와 머신러닝 알고리즘을 통해 모델화된 PRC 함수 (샘플링 시간: 600초)

Fig. 7. Sampled PRC and modeled PRC by machine learning algorithm (sampling time: 600sec).

3-1 모델링 된 PRC 검증

본 논문에서는 모델링 된 2차 지수함수 모델을 검증하기 위하여 실제 데이터와 추정 회귀 모델함수 간의 평균 제곱근 오차를 계산하였다. 또한,

그림 8~11은 샘플링 시간 별 잔차 히스토그램(좌)과 쿡의 거리 (우)를 나타낸다. 모든 그래프가 아웃라이어는 없는 것으로 판단이 되며, 샘플링 데이터가 너무 적을 때 잔차들의 그래프가 전체적으로 고르게 나오는 것으로 확인되었다. 샘플링 된 데이터가 누적될수록 0에 근접한 잔차를 가지는 분포로 수렴됨을 볼 수 있다.

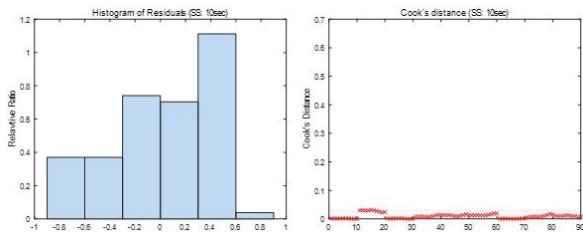


그림 8. 잔차 히스토그램, 쿡의 거리 그래프 (샘플링 시간: 10초)
Fig. 8. Residual histogram, Cook's distance (sampling time: 10sec).

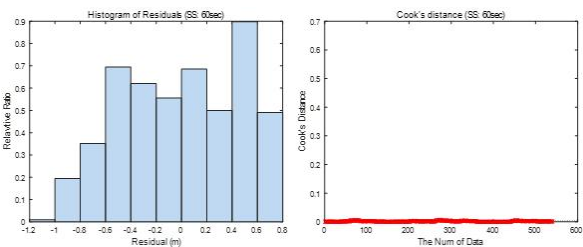


그림 9. 잔차 히스토그램, 쿡의 거리 그래프 (샘플링 시간: 60초)
Fig. 9. Residual histogram, Cook's distance (sampling time: 60sec).

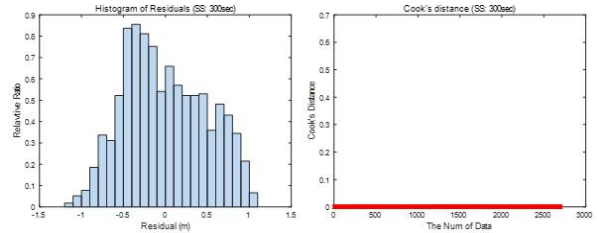


그림 10. 잔차 히스토그램, 쿡의 거리 그래프 (샘플링 시간: 300초)
Fig. 10. Residual histogram, Cook's distance (sampling time: 300sec).

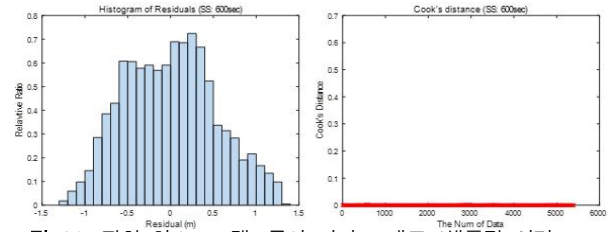


그림 11. 잔차 히스토그램, 쿡의 거리 그래프 (샘플링 시간: 600초)
Fig. 11. Residual histogram, Cook's distance (sampling time: 600sec).

표 1. 실제 데이터와 모델 PRC를 적용한 위치해 비교
Table 1. Comparison of horizontal mean error with real data modeled PRC

sampling time (sec)	RMS from real data (meter)	RMS from modeled PRC (meter)
10	0.8219	1.2753
60		1.0649
300		0.4802
600		0.5584

표 1은 앞서 연구된 데이터를 실제 위치 해 계산 시 적용하였으며, 수평과 수직을 구분하여 RMS (root mean square)를 비교하였다. 모델링 검증에 사용된 데이터는 600초의 GPS 데이터를 사용하였다. 모델링 된 PRC는 각각 10초, 60초, 300초, 600초의 샘플링 시간으로부터 얻은 추정 회귀 모델함수를 적용하였다.

수평오차는 실제 데이터보다 작아지는 것을 확인하였으며, 이는 그림 4의 양각이 10도에서 PRC의 크기를 참고했을 때 그래프를 잘 추정하는 것을 알 수 있다. 이 결과는 실제 데이터에서 백색 잡음이 없어지면서 나오는 현상으로 보인다.

IV. 실제 데이터의 모델 PRC 적용

실제 위치해에 모델링 된 PRC를 적용해 보기 위하여 야외 실험 데이터를 사용하였다. 야외 실험은 2014년 7월 1일에 1Hz로 얻은 GPS 데이터를 사용하였다. SPAN 데이터를 기준으로 하여 DGPS를 통해 얻은 위치해와 가상의 PRC를 적용한 predict DGPS를 비교하였다.



그림 12. SPAN 데이터의 위치 해
Fig. 12. Positioning plot from SPAN data.

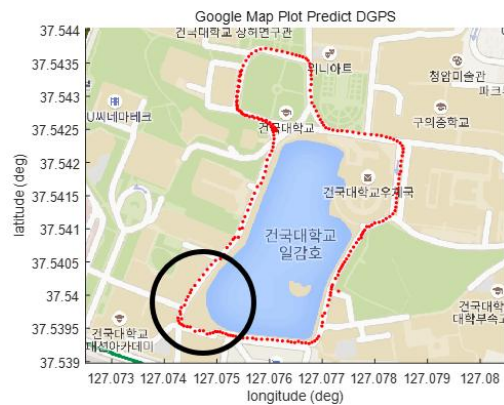


그림 13. Predict DGPS의 위치해
Fig. 13. Positioning plot from predict DGPS data.



그림 14. 단독측위의 위치해
Fig. 14. Positioning plot from stand-alone data.

표 2. 수평 평균 오차 비교 (단위: meter)
Table. 2. Comparison of horizontal mean error (unit: meter)

DGPS	predict DGPS	stand-alone
1.3899	2.0832	2.1829

그림 12~14는 같은 GPS 시간을 가진 각각의 DGPS, predict DGPS, 단독측위 데이터의 위치해를 출력한 것이다. 단독측위 방식에 비해 predict DGPS가 SPAN과 차이가 나는 부분이 제거된 것을 확인 할 수 있다.

표 2는 SPAN 데이터를 기준으로 위치해 수평오차를 meter 단위로 분석한 것이다. 데이터는 그림 9~11에서 확인된 SPAN 데이터와 비교했을 때, 위치해가 불안정한 부분 (원 안에 찍힌 데이터)을 비교하였다. 위치해 오차는 수평오차를 평균의 제곱으로 나타내었다. 비교군은 DGPS, predict DGPS, 단독측위 방식의 총 3가지 방법이다. 위치해는 DGPS 방식이 가장 좋음을 보였으며, predict DGPS가 수평오차를 판단했을 때 단독측위 보다는 향상된 것을 확인하였다. 단독측위에 비해 predict DGPS에서 아웃라이어가 생기지 않음을 가시적으로 확인하였다.

V. 결론

본 논문은 위성항법시스템에서 흔히 사용하는 위치해 계산 방식인 DGPS에서 수신기 간 통신 상황이 단절된 상황을 가정하였다. 이를 극복하는 방식으로 수신기 자체에서 누적된 데이터를 통해 PRC를 추정하는 predict DGPS 방식을 제안하였다. 본 논문에서는 PRC의 모델 함수를 2차 지수함수 모델로 가정한 후, 기준 수신기에서 측정된 데이터의 누적 시간을 각각 달리 조정하여 누적된 데이터의 시간의 길이에 따른 추정 함수를 검증하였다. 추정 함수를 검증한 결과 함수 추정을 위한 데이터가 너무 적으면 모델 함수에 대한 데이터의 잔차가 고르게 분포되었다. 누적 데이터가 많아질수록 데이터의 잔차가 0의 부근에 많아지게 되어 함수가 신뢰성이 있는 것으로 확인하였다.

또한, 본 논문에서는 predict DGPS 방식의 위치해 계산 방식을 검증하기 위하여 실제 데이터와 가장의 PRC를 적용한 데이터와의 위치해를 비교하였다. 기준 수신기에서는 수평오차와 RMS에서 예측된 PRC를 적용한 위치해 계산 방식이 위치 오차가 적음을 보였다. 이는 실제 데이터에서는 모델링의 한계, 백색 잡음 등의 원인으로 관측된 위성이 양각이 증가하지만, PRC가 커지는 현상이 있었다. 그러나 제안하는 방법에서는 양각과 PRC가 항상 반비례하게 모델링이 되었기 때문에 기존의 문제점을 해결한 것으로 판단된다.

실제 야외 실험 데이터를 통해서 제안하는 방식을 검증하였다. 제안하는 predict DGPS의 경우 종래의 DGPS 방식보다는 위치해 구간에서 좋은 성능을 내지 못 하였지만, 단독측위 방식 보다는 좋은 성능을 보여주었다. 특히 위치해를 지도에 출력하였을 때, 위치해가 레퍼런스 값 (SPAN 데이터)과 많이 벗어나는 현상을 제거해 주는 현상을 보였다. 따라서 본 논문에서 PRC 통신이 끊겼을 상황을 가정하였을 때, 좋은 측위 방법으로 사용될 수 있을 것이다.

predict DGPS 방식은 기계학습 분야가 많이 연구됨에 따라

모델 함수의 정확도가 향상될 것이며, 특히 저가형 수신기에서 소프트웨어 알고리즘을 통해 DGPS을 모사할 수 있을 것이라 기대된다.

Acknowledgments

본 연구는 국토교통부 교통물류연구사업의 연구비 지원 (18TLRP-C13269-03)에 의해 수행되었습니다.

References

[1] B. Hoffmann-Wellenhof, H. Lichtenegger, and E. Wasle, *GNSS: GPS, GLONASS, Galileo & More*, 1st ed. Mörlenbach, Austria: Springer Wien New York, 2008.

[2] G Xu, *GPS Theory, Algorithms and Applications*, 2nd ed. Meppel, Germany: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.

[3] D. H. Won, J. Ahn, S. W. Lee, J. Lee, S. Sung, H. W. Park, J. P. Park, and Y. J. Lee 2012, "Weighted DOP with

consideration on elevation-dependent range errors of GNSS satellites," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol 61, No. 12, pp. 3241-3249, Dec. 2012.

[4] H. Kim, J. Jang, J. P. Park, G. I. Jee, and Y. J. Lee, "Satellite selection method according to signal levels of multi-constellation GNSS," in *Proceedings of the 31st International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2018)*, Miami: FL, pp. 3746-3752, 2018.

[5] P.W. Holland, and R.E. Welsch, "Robust regression using iteratively reweighted least-squares," *Communications in Statistics: Theory and Methods*, Vol. A6, No. 9, pp. 813-827, Jan. 1977.

[6] H. Lichtenegger, DGPS fundamentals, Reports on Geodesy, *Warsaw University of Technology*, Vol. 11, No. 41, pp. 7-19, 1998.

[7] R. Dennis Cook, "Detection of influential observation in linear regression," *Technometrics*, Vol. 19, No. 1, pp. 15-18, Feb. 1977



김 홍 표 (HongPyo Kim)

2018년 2월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 (공학사)
2018년 3월 ~ 현재: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 석사과정
※관심분야 : 다중 위성항법, 위성 선택 알고리즘, 안드로이드 위성항법



장 진 혁 (JinHyoek Jang)

2015년 8월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 (공학사)
2015년 9월 ~ 현재: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 통합과정
※관심분야 : 다중 위성항법 신호 무결성 감시, 위성 고장 탐지 알고리즘, 위성 궤도설계, 다중 위성항법



구 상 훈 (SangHoon Koo)

2017년 2월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 (공학사)
2017년 3월 ~ 현재: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 석사과정
※관심분야 : 한국형 위성항법 궤도설계, 위성 고장 탐지



안 종 선 (Jongsun Ahn)

2007년 2월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 (공학사)
2009년 2월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 (공학석사)
2015년 8월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 (공학박사)
2015년 9월 ~ 2016년 12월: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 박사후 연수연구원
2016년 12월 ~ 현재: 한국항공우주연구원 항법기술연구실 선임연구원
※관심분야: 위성항법, 정밀항법, 무결성



성 상 경 (Sangkyung Sung)

1996년 2월 서울대학교 제어계측 (공학사)
2003년 2월: 서울대학교 전기정보공학부 (공학박사)
2007년 2월: 삼성전자 Communication R&D Center, Global Standard and Research Team 선임연구원
2007년 3월 ~ 현재: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 교수
※관심분야: 하드웨어 항공전자시스템, 관성센서, 통합 항법 이론 및 적용



이 영 재 (Young Jae Lee)

1982년 2월: 서울대학교 항공우주공학과 (공학사)
1985년 2월: 서울대학교 항공우주공학과 (공학석사)
1990년 8월: The University of Texas at Austin Aerospace engineering Ph.D
1992년 2월: The University of Texas at Austin Researcher
2013년 3월: UCLA Exchange Professor
1992년 2월 ~ 현재: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 교수
※관심분야: 다중위성항법, 다중위성항법 신호 무결성 감시, GBAS, RTK, 고도 결정, 궤도 결정