

온라인 L1 최적화를 통한 탐색기 비정렬 효과 제거 기법

Optical Misalignment Cancellation via Online L1 Optimization

김 종 한* · 한 유 덕* · 황 익 호*

(Jong-Han Kim · Yudeog Han · Ick Ho Whang)

Abstract - This paper presents an L1 optimization based filtering technique which effectively eliminates the optical misalignment effects encountered in the squint guidance mode with strapdown seekers. We formulated a series of L1 optimization problems in order to separate the bias and the gradient components from the measured data, and solved them via the alternating direction method of multipliers (ADMM) and sparse matrix decomposition techniques. The proposed technique was able to rapidly detect arbitrary discontinuities and gradient changes from the measured signals, and was shown to effectively cancel the undesirable effects coming from the seeker misalignment angles. The technique was implemented on embedded flight computers and the real-time operational performance was verified via the hardware-in-the-loop simulation (HILS) tests in parallel with the automatic target recognition algorithms and the intra-red synthetic target images.

Key Words : L1 Optimization, Alternating Direction Method of Multipliers, Optical Misalignment Cancellation

1. 서 론

최근의 유도무기체계에 널리 적용되는 스트랩다운 탐색기는, 고전적인 김발 형식의 탐색기 대비 기계적인 구조물이 최소화되므로 저가화 및 생산/정비의 용이성 등의 장점을 갖고 있다. 그러나, 유도탄 유도에 직접적으로 사용되는 시선각속도 정보가 제공되지 않으며, 유도탄의 운동에 의해 탐색기 추적 정보의 신뢰도가 영향 받을 수 있고, 또한, 탐색기가 유도탄 기체에 장착될 때 불가피하게 발생하는 광축 비정렬이 유도 성능 저하를 유발할 수 있다는 단점을 갖고 있다.

한편, 탐색기 영상 상에서 표적 위치에 특별한 특징점을 설정하기 어려운 표적의 경우, 표적 주변의 특징적 구조물 또는 자연적 지형물을 특징점으로 삼아 표적점과 추적점을 다르게 설정함으로써 추적과 표적 인식을 수행하는 사시 유도 (Squint guidance) 기법을 사용할 수 있다. 이 경우에는 유도탄이 표적에 매우 근접하게 되면, 추적점이 탐색기 시야에서 사라지게 되어 종말 호밍 구간 중 초/중반부에서만 탐색기 추적 정보를 활용할 수 있게 된다. 유도 알고리즘은 초/중반부의 제한적인 정보만을 사용하여 종말 유도를 수행하게 되므로, 이와 같은 환경은 유도탄의 종말 유도 성능을 저하시키는 결과를 낳게 된다.

본 논문에서는, 스트랩다운 영상탐색기를 사용한 고정표적 대응 사시유도 임무에 대해, 영상탐색기 장착 비정렬각에 의해 유

발되는 유도 성능 저하에 대해 분석하고, 그에 따라 저하된 유도 성능을 회복시키기 위하여 영상탐색기 장착 비정렬에 의한 효과를 제거하기 위한 기계학습 기반 기법을 소개한다.

탐색기 추적 데이터와 항법장치의 항법 자료를 활용하여 항법 장치의 위치 바이어스를 추정하게 되면 추정 신호에 실제 위치 바이어스와 스트랩다운 탐색기 장착 비정렬에 의한 효과가 섞여 나타나게 되는데, 기계학습 및 인공지능 분야에서 매우 다양하게 활용되고 있는 기술 중 하나인 L1 최적화 기법을 사용하여 두 가지 신호를 분리해냄으로써 실제의 항법장치 위치 바이어스를 계산할 수 있고 탐색기 장착 비정렬에 의한 유도 성능 저하를 상당 부분 해소할 수 있음을 보였다.

제안된 기법은 탐색기 오차 모델링 등의 부체계 모델링을 포함한 비선형 6DOF 시뮬레이션을 통하여 성능이 검증되었으며, 실제 유도탄 탑재 컴퓨터에 구현되어 실시간 동작 성능이 검증되었다. 탐색기의 자동 표적 인식(Automatic target recognition, ATR) 알고리즘과 적외선 합성 표적 영상 등을 함께 적용한 모의 비행시험을 수행함으로써, 실제적 환경 하에서의 운용 성능을 검증하였다.

2. 스트랩다운 영상탐색기 활용 항법정보 보정

스트랩다운 영상탐색기로부터 제공되는 표적 추적 정보를 활용하여, 다음의 그림 1과 같이 항법장치의 항법 위치 바이어스를 추정한다.

유도탄이 종말 호밍 단계에 진입하면, 탐색기로부터 표적 시선각 λ_{SKR} 가 제공되며, 또한 유도탄의 탑재 컴퓨터는 항법 정보와 임무 자료에 기술된 표적 정보로부터 항법 위치 기준의 시선각

* Corresponding Author : Agency for Defense Development, Korea.

E-mail: jonghank@add.re.kr

* Agency for Defense Development, Korea.

Received : May 25, 2017; Accepted : June 23, 2017

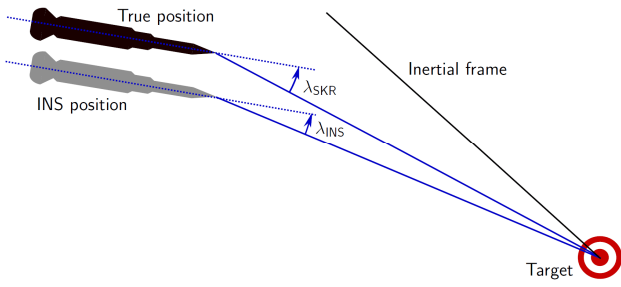


그림 1 스트랩다운 탐색기 활용 항법 위치 오차 추정

Fig. 1 INS Position bias estimation using strapdown seeker's tracking data

λ_{INS} 를 계산할 수 있다. 즉, λ_{SKR} 는 실제로 표적이 보이는 방향이며, λ_{INS} 는 항법장치 기준으로 표적이 보아야 할 각도라고 볼 수 있다. 실제로 항법 알고리즘을 통해 계산되는 자세각 정보는 매우 정확하며 위치정보는 상대적으로 크게 발생하는 경우가 많으므로, 자세각 정보의 오차는 무시할 수 있다고 가정하면, λ_{SKR} 와 λ_{INS} 의 차이는 전적으로 항법장치의 위치 바이어스에서 기인함을 알 수 있으며, 탐색기와 항법장치가 동체축과 정확히 정렬되어 장착되어 있다고 가정하면, 관성좌표계에서 이 위치 정보 바이어스는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$e^I = R_{go} C_B^I (\sin \lambda_{INS} - \sin \lambda_{SKR})$$

여기서, R_{go} 는 유도탄으로부터 표적까지의 남은 비행거리이며, C_B^I 는 유도탄 동체좌표계로부터 관성좌표계로의 좌표변환함수를 나타낸다. 종말 비행 구간에서 항법장치의 위치 바이어스의 변화는 크지 않으므로 e^I 는 거의 고정된 값으로 계산될 것이다. 그러나 실제로 탐색기와 항법장치는 동체축 대비 작은 각도로 어긋난 채로 장착되며, 이 비정렬 각도를 ϵ_{SKR} , ϵ_{INS} 라 하면, 관성좌표계에서의 항법 위치 바이어스는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} e^I &= R_{go} C_B^I (\sin(\lambda_{INS} - \epsilon_{INS}) - \sin(\lambda_{SKR} - \epsilon_{SKR})) \\ &\approx R_{go} C_B^I (\sin \lambda_{INS} - \sin \lambda_{SKR}) \\ &\quad - \cos\left(\frac{\lambda_{INS} + \lambda_{SKR}}{2}\right) R_{go} C_B^I (\epsilon_{INS} - \epsilon_{SKR}) \end{aligned}$$

마지막 식 우변의 첫 번째 항은 우리가 실제로 계산을 통해 추정한 위치 바이어스이며, 두 번째 항은 비정렬에 의해 나타나는 효과로 볼 수 있다. 두 번째 항을 자세히 보면, 탐색기의 시야가 그다지 넓지 않으므로 $\cos((\lambda_{INS} + \lambda_{SKR})/2)$ 는 항상 1에 가까운 값이며, 유도탄 자세 변화가 급격하지 않다면 좌표변환함수의 변화가 크지 않으므로, 비정렬에 의해 나타나는 효과는 R_{go} 의 변화에 따라 선형적으로 감소함을 알 수 있다. 그러므로, 계산을 통해 추정한 위치 바이어스에서 선형 성분과 상수 성분을 효과적으로 분리해낼 수 있다면, 장착 비정렬에 의한 효과를 제거

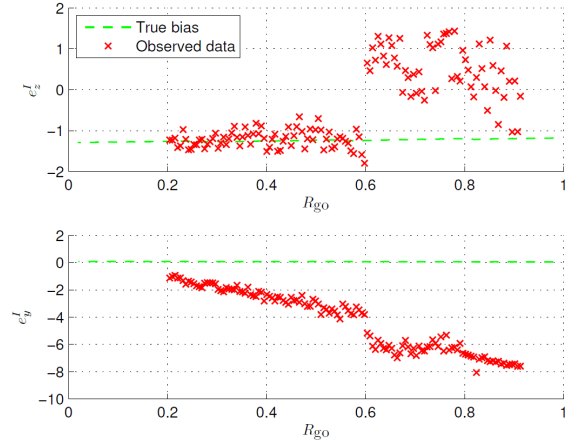


그림 2 호밍 구간동안 계산된 항법 위치 바이어스

Fig. 2 Raw e^I collected during a single homing flight

할 수 있음을 알 수 있다.

표적 합성 영상과 탐색기를 적용한 HILS에서 획득된 정보를 통하여 계산된 위치 바이어스의 예를 그림 2에 보였다. 수평축은 유도탄과 표적 간의 정규화된 거리를 의미하며, e_z^I 와 e_y^I 는 각각 관성축 y , z 방향에 대한 항법 위치 바이어스를 나타낸다. 참고로, 양 축 모두 적당한 상수로 스케일링되어 표현되어 있으며, 사시유도 수행으로 인해 표적과 인접한 $R_{go} < 0.2$ 영역에서는 탐색기 추적정보가 제공되지 않는다. 녹색 점선은 실제 항법 위치 바이어스를 나타내는데, 전술한 바와 같이 호밍 구간 동안 거의 일정한 값을 유지함을 확인할 수 있다.

우선 e_z^I 정보를 살펴보면, $R_{go} > 0.6$ 영역에서는 탐색기가 정확히 표적을 추적하지 못하면서 e_z^I 가 실제 값과 큰 차이가 있지만, $R_{go} = 0.6$ 에서 탐색기의 추적점 보정이 수행되며 그 이후에는 특별한 비정렬 효과 없이 실제 위치 바이어스로 수렴함을 알 수 있다. 이제 e_y^I 를 살펴보면 e_y^I 와는 달리 전체적으로 0이 아닌 기울기를 갖는 직선 근처에 계산값들이 분포되어 있으며, 추적점 보정 이전인 $R_{go} > 0.6$ 에서는 오차가 더 증가함을 알 수 있다. 이 기울기를 따르는 선형 감소 성분이 탐색기와 항법장치 비정렬에 의해 나타나는 효과가 되며, 이 성분은 R_{go} 가 0으로 접근하면서 사라지게 된다. 즉, 사시유도 상황과 같이 추적정보가 중단된 경우에는 이 기울기를 따라 $R_{go} \rightarrow 0$ 방향으로 외삽하여 $R_{go} = 0$ 과 e_y^I 축이 만나는 지점을 계산하면 이 값이 바로 비정렬 효과가 제거된 실제 항법 위치 바이어스가 됨을 알 수 있다.

다음 장에서는 이 방법을 실제로 구현하기 위한 L1 최적화 기법을 소개한다.

3. L1 최적화를 통한 비정렬 효과 제거

전 장에서 살펴본, 비정렬 효과가 포함되어 있는 e_y^I 방향 데이터를 다시 살펴보자. 전술한 바와 같이 적색으로 표시된 데이

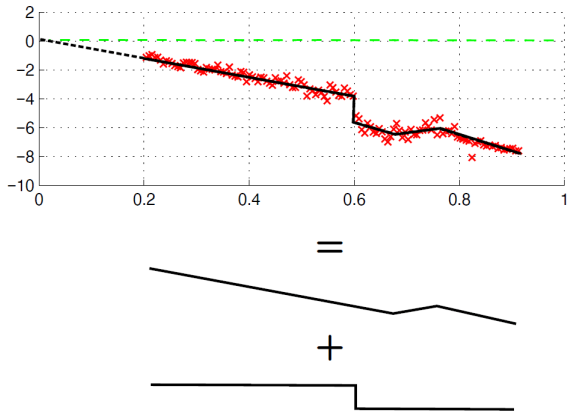


그림 3 상수 성분과 선형감소 성분 분리
Fig. 3 Separating the constant bias and the gradient components

터를 기반으로, 임의의 스텝 불연속이 일어나는 시점 및 기울기의 변화가 일어나는 시점을 자동 검출하여 표적 근접 순간의 기울기를 찾게 되면, 그 기울기로 외삽하여 표적 명중 순간의 항법 위치 바이어스를 찾을 수 있고 그 값은 탐색기와 항법장치의 비정렬에 의한 효과가 제거된 최적의 항법 위치 바이어스가 된다. 이를 위하여 적색으로 표시된 데이터를, 그림 3과 같이 직선들의 조합(Piecewise linear)으로 구성되는 성분과 임의의 스텝함수의 조합으로 구성되는 성분 등 두 성분의 합으로 표현하기 위한 L1 최적화 문제를 구성하기로 한다.

첫 번째 성분인 직선들의 조합으로 구성된 성분은 기울기가 변화하는 시점의 개수가 많지 않다는 특징이 있으며, 두 번째 성분인 스텝함수의 조합으로 구성되는 성분은 함수값의 변화가 일어나는 시점이 많지 않다는 특징이 있으므로, 이 두 가지 특징을 이용하여 L1 최적화 문제를 다음과 같이 구성한다. 참고로, 희소 해를 탐색하기 위한 근사 기법으로 Basis cardinality 기반의 Orthogonal matching pursuit (OMP) [7] 방법과 L1 최적화 방법 등이 일반적으로 사용되는데, 우선 다루고자 하는 문제에서 찾은 해가 직접적으로 희소하지 않고 (해의 선형함수가 희소함), 잡음이 추가된 데이터에 피팅되는 희소 파라미터를 찾고자하는 목적이 포함되어, L2놈 기반의 회귀 성능과 희소 성능이 함께 고려되어야 하므로, OMP 기법은 해당 문제를 다루기에 적절치 않다.

탐색기 추적정보와 항법장치 항법정보를 비교하여 얻은 항법 위치 바이어스 계산치(e^j)를 $y \in \mathbb{R}^N$ 라 부르기로 하자. 여기서 N 는 누적된 데이터의 개수를 의미한다. 그러면 상수 성분과 선형감소 성분 분리 문제를 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$\underset{v,w}{\text{minimize}} \quad (1/2)\|W(y - v - w)\|_2^2 + \lambda\|Dv\|_1 + \eta\|Gw\|_1$$

여기서, $\lambda > 0$ 와 $\eta > 0$ 는 선형 조합 성분과 스텝 조합 성분의 검출 비율을 조정하기 위한 가중치 설계 파라미터이며, W 는 유도탄과 표적간의 거리에 따른 영상 해상도 변화를 고려하여 계산 데이터 신뢰도를 반영하기 위한 가중치 파라미터이다. 변수

r_k 는 데이터 y_k 가 획득된 시점에서의 유도탄과 표적 간의 상대 거리를 나타낸다.

$$W = \text{diag} \left([r_1 \ r_2 \ \dots \ r_N] \right)^{-1} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

또한, G 는 입력변수의 1차 기울기를 계산함으로써 변수의 변화량을 표현하는 선형 연산자이며, D 는 입력변수의 2차 기울기를 계산함으로써 기울기의 변화량을 표현하기 위한 선형 연산자이다.

$$D = \begin{bmatrix} \frac{1}{d_1} & -\frac{1}{d_1} & -\frac{1}{d_2} & & & & \\ & \frac{1}{d_2} & -\frac{1}{d_2} & -\frac{1}{d_3} & & & \\ & & \dots & \dots & \dots & & \\ & & & \frac{1}{d_{N-2}} & -\frac{1}{d_{N-2}} & -\frac{1}{d_{N-1}} & \frac{1}{d_{N-1}} \\ & & & & & & \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(N-2) \times N}$$

$$G = \begin{bmatrix} -\frac{1}{d_1} & \frac{1}{d_1} & & & & \\ & -\frac{1}{d_2} & \frac{1}{d_2} & & & \\ & & \dots & \dots & & \\ & & & -\frac{1}{d_{N-1}} & \frac{1}{d_{N-1}} & \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(N-1) \times N}, \quad d_k = r_{k+1} - r_k$$

그러므로 목적 함수 중 L1 norm으로 표현된 마지막 두 항은 v 의 기울기의 변화 횟수를 제한하고, w 의 불연속 변화 횟수를 제한하는 기능을 한다. 즉, 이 문제를 통하여 찾고자하는 변수 v 는 그림 3에서 첫 번째에 보인 선형 조합 성분이며, 변수 w 는 그림 3에서 두 번째에 나타난 스텝 조합 성분이 되며, $v+w$ 가 우리가 찾고자 하는 데이터 학습 결과로 적색 데이터에 내포된 전체의 경향을 표현하게 된다.

이와 같은 형태의 문제는 Primal-dual 알고리즘 등의 Interior point method를 사용하여 높은 정확도의 해를 찾아낼 수 있으나 [2,4,5], Primal-dual 알고리즘에서 반복적으로 수행하게 되는 Newton step 연산에서 매우 큰 행렬을 다루어야 하는 단점으로 인해 유도탄 탑재컴퓨터 구현 시 실시간 연산에 불리할 것으로 판단하였으며, 빠른 초기 수렴과 계산량 절약 등의 이점으로 기계학습 분야에서 많이 적용되고 있는 ADMM (Alternating direction method of multipliers) 기법을 [1] 통해 최적해를 탐색하기로 하였다. 이를 위해, 새로운 변수 $x \in \mathbb{R}^{2N}$ 를 정의함으로써, 이 문제를 다음과 같이 간단히 표현하자.

$$\underset{x}{\text{minimize}} \quad (1/2)\|W(y - Ax)\|_2^2 + \|Fx\|_1$$

여기서 $A = [I \ I]$ 로 하고, $F = \text{diag}([\lambda D \ \eta G])$ 로 정함으로써 이 문제는 원래의 문제와 동일한 문제가 되며, 또 다른 변수 $z \in \mathbb{R}^{2N-3}$ 를 도입하여 다음과 같이 ADMM 형태로 표현할 수 있다.

$$\underset{x,z}{\text{minimize}} \quad (1/2)\|W(y - Ax)\|_2^2 + \|z\|_1$$

$$\text{subject to} \quad Fx - z = 0$$

그러면 다음과 같이 변수별로 분리된 세 단계의 최적화를 반복 수행함으로써 이 문제를 매우 효율적으로 해결할 수 있다.

x-update step: (multiobjective weighted least squares)

$$\begin{aligned} x^{k+1} &= \underset{x}{\operatorname{argmin}} \left((1/2) \|W(y - Ax)\|_2^2 + (\rho/2) \|Fx - z^k + u^k\|_2^2 \right) \\ &= (A^T W^T W A + \rho F^T F)^{-1} (A^T W^T W y + \rho F^T (z^k - u^k)) \end{aligned}$$

z-update step: (l_1 proximal minimization)

$$\begin{aligned} z^{k+1} &= \underset{z}{\operatorname{argmin}} \left(\|z\|_1 + (\rho/2) \|Fx^{k+1} - z + u^k\|_2^2 \right) \\ &= \mathcal{S}_{1/\rho} (Fx^{k+1} + u^k) \\ &= (Fx^{k+1} + u^k - 1/\rho)_+ - (-Fx^{k+1} - u^k - 1/\rho)_+ \end{aligned}$$

Dual update step: (dual ascent)

$$u^{k+1} = u^k + Fx^{k+1} - z^{k+1}$$

첫 번째 *x*-update step은 성능 지수가 L2 놈의 조합으로 이루어진 전형적인 Multiobjective weighted least squares 문제가 되므로, 직접적 최적해를 쉽게 계산할 수 있으며, ADMM 형태의 변환으로 인해 Primal-dual 기법에서보다 작은 크기의 행렬을 다룰 수 있게 되지만, 여전히 데이터 개수의 2배에 달하는 크기의 변수에 대한 선형방정식 문제를 반복적으로 다루게 되므로, 탑재 컴퓨터에 구현하여 온라인 최적화를 수행하기는 간단치 않다. 그러나, 나타나는 A , W , F 등이 대부분 0으로 이루어진 희소행렬(Sparse matrices)이므로, 희소행렬 연산 기법을[3] 구현하고, 희소행렬의 LDL 분해와 Caching을 통한 선형방정식 해결[3] 형태로 구현함으로써, 계산량을 크게 줄일 수 있었고 실시간 동작에 도움이 됨을 확인하였다. 참고로, 일반적으로 n -변수 선형 방정식 해결을 위해서는 $O(n^2)$ 이상의 연산량을 필요로 하나, 밴드 크기 k 의 희소행렬의 경우 $O(kn)$ 수준의 연산으로 해결이 가능하다[2].

두 번째 *z*-update step은 성능 지수에 L1-놈과 L2-놈이 조합되어있는 형태로 최적해가 직관적이지는 않으나, Convex analysis 및 Subdifferential calculus 등의 분석을[6] 통하여 직접해를 계산할 수 있으며, 행렬 및 벡터 연산과 Soft thresholding 등의 단순 연산으로 계산 가능하다. 마지막의 Dual update step 역시 행렬 및 벡터 연산만으로 계산 가능하므로, *z*-update step과 Dual update step에 소요되는 계산량은 크지 않다.

제안된 기법을 탑재 컴퓨터에 구현함으로써 수행된 HILS를 통하여 그림 2와 같은 데이터에 대해 전체적인 경향을 파악한 결과를 그림 4에 나타내었다. 추정 결과, $R_{go} = 0.6$ 근처에서 나타나는 추적점 이동을 성공적으로 검출해 내었으며, 이후 나타나는 직선의 기울기를 민첩하게 파악해냄으로써 광축 비정렬각을 추정해 내고 외삽하여 비정렬 효과가 제거된 항법 위치 바이어스를 종말단계까지 비행하지 않고도 성공적으로 추정해냄을 확인할 수 있었다. 참고로, 그림 4의 결과는 모든 정보가 누적된, $R_{go} = 0.2$ 에 도달한 시점에서의 추정 결과를 나타낸다.

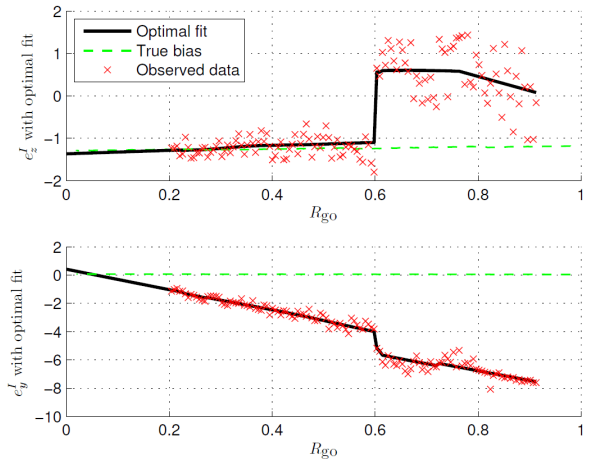


그림 4 L1 최적화를 통한 기울기/상수성분 분리 및 항법 위치 바이어스 추정 결과

Fig. 4 Gradient/bias separation and position bias estimation via L1 optimization

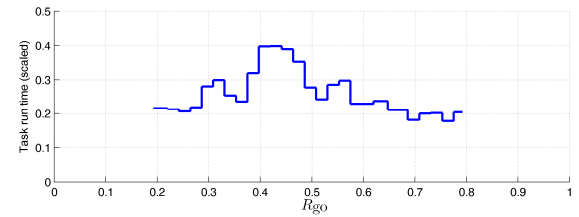


그림 5 탑재 알고리즘 실행 시간

Fig. 5 Task run time (scaled)

탑재된 기법은 탐색기 추적 정보를 누적하여 매 4샘플마다 실행되며, 최초 정보 누적을 위해 $R_{go} = 0.8$ 에 도달하는 시점부터 탐색기 정보 제공이 종료되는 $R_{go} = 0.2$ 까지 실행되도록 구성하였다. HILS를 통하여 예측된 알고리즘 실행 시간을 나타낸 그림 5를 통해 탑재 알고리즘의 실시간 동작 성능을 확인할 수 있다. 참고로, 실행 시간은 탑재 알고리즘에 할당된 제한 시간에 대한 비율로 나타내었다.

4. 결 론

본 논문에서는 기계학습 분야의 문제에 널리 적용되고 있는 L1 최적화 기법을 통하여 스트랩다운 탐색기 적용 사시유도 시 마주치게 되는 광축 비정렬 효과를 제거하기 위한 연구를 수행하였다.

탐색기 추적 정보와 항법장치 정보를 비교함으로써 얻어진 데이터에서 기울기 성분과 상수 성분을 분리해내기 위하여, 기울기의 변화와 갑작스런 불연속의 횡수를 제한하기 위한 L1 최적화 문제를 설계하고 ADMM 기법을 통하여 해결하였으며, 탑재 컴퓨터 구현을 위하여 희소행렬 연산 및 희소행렬 분해 기법을 적용

하였다.

시뮬레이션과 합성 영상 기반의 HILS를 통하여 성능을 검증한 결과, 고전적 칼만 필터나 L2 놈 기반의 데이터 피팅 기법은 다룰 수 없던 데이터 불연속에도 강인한 추정 기법이 설계되고 탑재컴퓨터에서 실시간 동작 가능함을 확인하였다. 이 연구는 컨벡스 최적화 기반의 기계학습 기법을 유도탄 탑재컴퓨터 구현함으로써, 실시간 연산 가능함을 보였다는 데 의의가 있다.

References

- [1] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Pelato, and J. Eckstein, "Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers," *Foundations and Trends in Machine Learning*, vol. 3, no. 1, pp. 1-122, 2010.
- [2] S. Boyd, and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, Cambridge University Press, 2004.
- [3] T. A. Davis, *Direct Methods for Sparse Linear Systems*, SIAM, 2006.
- [4] S.-J. Kim, K. Koh, S. Boyd, and D. Gorinevsky "L1 Trend Filtering," *SIAM Review*, vol. 51, no. 2, pp. 339-360, 2009.
- [5] K. Koh, S.-J. Kim, and S. Boyd, "An Interior-point Method for Large-scale L1-regularized logistic regression," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 1, no. 8, pp. 1519-1555, 2007.
- [6] R. T. Rockafellar, *Convex Analysis*, Princeton University Press, 1970.
- [7] Y. C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad, "Orthogonal Matching Pursuit: Recursive Function Approximation with Application to Wavelet Decomposition," in *Proc. 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pp. 40-44, Nov. 1993.

저 자 소 개



김 종 한 (Jong-Han Kim)

2001~현재 : 국방과학연구소 연구원/선임연구원
2012.6 Ph.D., Dept. of Aeronautics and Astronautics, Stanford University
2001.2 공학석사, KAIST 항공우주공학과
1999.2 공학사, KAIST 항공우주공학과
관심분야: 유도탄 유도제어, 컨벡스 최적화, 머신러닝 등.



한 유 덕 (Yudeog Han)

2013~현재: 국방과학연구소 연구원
2013.2 KAIST 미래자동차학제 석사
2011.2 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사
관심분야: 컴퓨터비전, 컨벡스 최적화, 머신러닝 등.



황 익 호 (Ick Ho Whang)

1995~현재: 국방과학연구소 수석연구원
1995.2 공학박사, 서울대 제어계측공학과
1990.2 공학석사, 서울대 제어계측공학과
1988.2 공학사, 서울대 제어계측공학과
관심분야: 유도탄 유도제어, 칼만필터 및 추정론, 자율이동체 정보처리 등