



SVM을 이용한 GPS 재밍 탐지에 대한 연구

이영중*, 이길재**, 나성웅***

A Study on GPS Jamming Detection Using Support Vector Machine

Young-Joong Lee*, Gil-Jae Lee**, and Sung-Woong Ra***

요 약

기존의 GPS(Global Positioning System) 재밍탐지 방법으로 DGPS, ELINT 전자전수신기가 사용되었으나, 제한사항들이 존재한다. 본 논문은 이동형 장치를 이용하여 GPS 재밍을 탐지하는 것이 목적이다. 이러한 GPS 재밍탐지를 위해 GPS 재밍에 대한 내성이 다른 다중의 GPS 수신기 채널을 구성하고, 수신기에서 출력되는 경위도 좌표의 분포를 이용하여 GPS 재밍의 종류와 신호세기를 탐지하는 방법을 제시한다. 기계학습인 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 학습 및 시험을 수행하였다. 시험결과 94.29% 정확도로 재밍 종류와 신호세기를 탐지하였고, 다중 클래스 SVM의 모호성 해결을 위해 kNN(k Nearest Neighbors) 분류법을 적용한 결과 97.14%까지 정확도를 향상하였다. 제안 방법을 통해 이동형 장치에서 단독으로 GPS 재밍 종류와 신호세기를 탐지할 수 있고, 이러한 정보는 재밍을 경고하여 피해를 최소화하는데 사용 가능할 것으로 판단된다.

Abstract

Although DGPS(Differential GPS), ELINT electronic warfare receivers were used as traditional GPS jamming detection methods, restrictions exist. This paper aims to detect GPS jamming using mobile equipment. For this GPS jamming detection, we configured a multiple GPS receiver channels with different tolerance against GPS jamming and suggest how to detect GPS jamming types and signal strength using the distribution of latitude and longitude coordinates output from the receiver. The learning and testing was performed using SVM(Support Vector Machine). The results showed 94.29% accuracy in jamming type and signal strength, and improved accuracy up to 97.14% as a result of applying the kNN(k Nearest Neighbors) classification method to resolve ambiguity of multi-class SVM. The proposed method allows the detection of GPS jamming types and signal strength alone on mobile equipment, which is judged to be available to give a warning and minimize damage.

Keywords

GPS, GPS jammer, GPS jamming detection, multiple GPS receiver channel, SVM, kNN, machine learning

* 국방과학연구소 책임연구원(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3495-7014>
** 국방과학연구소 선임연구원
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2436-2191>
*** 충남대학교 전자전과정정보통신공학과 교수
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1708-3186>

• Received: Oct. 15, 2018, Revised: Dec. 11, 2018 Accepted: Dec. 14, 2018
• Corresponding Author: Young-Joong Lee
Electronic Warfare PEO, Agency for Defense Development
YuSeong P.O. Box 35, DaeJeon, 34186, Korea,
Tel.: +82-42-821-2866, Email: youngcenter@add.re.kr

1. 서 론

GPS(Global Positioning System) 재밍이 세계적으로 항공기, 선박, 교통에 많은 피해를 계속적으로 주고 있고, 최근에는 각광받는 무인자율화 자동차와 드론에까지 그 피해가 증가하고 있다. GPS 재밍에 대한 대응책은 크게 두가지로 나뉜다. 첫째, GPS 재밍에 대한 내성확보이다. CRPA(Controlled Reception Pattern Antenna), AE(Antenna Electronics), EGI(Embedded GPS&INS) 등 GPS 내성을 갖춘 군용 장비들이 운영되고 있다. 둘째, GPS 재밍을 탐지하여 주변에 경보함으로써 피해를 최소화하는 방법이다 [1]. 이러한 탐지방식은 GPS 수신기 내부정보(예상 신호세기 이상 신호 수신, 항법정보의 급격한 변화)를 이용하는 방법과 고감도 수신기로 탐지하는 방법 등이 있다. 하지만 이들 방식은 모두 제한사항들이 있다.

L1 C/A코드 신호가 GPS 수신기에 도달하는 신호레벨은 -130dBm 수준이며 이보다 3-6dB 큰 신호를 재밍으로 판단하는 방법이다. 또한 GPS 수신기는 현재 추적중인 위성의 궤도력, 도플러변이 등을 모니터링하는데 이런 정보의 갑작스런 변화를 재밍으로 판단하는 것이다. 하지만 기만재밍으로 포획된 이후에는 매우 안정적으로 기만재밍을 따라가므로 기만되었는지 조차 알 수 없다[2][3].

고감도 수신기는 주파수 대역폭을 L1 C/A 코드 대역인 2.046MHz 만큼 열어야 한다. 이 경우 열잡음에 의해 고감도 수신기의 Noise Floor가 결정되고 수신기는 미약한 세기의 GPS 재밍을 탐지할 수 없다[4]. GPS 신호도 LPI 특성을 갖지만 미약한 신호세기로도 재밍효과가 있는 기만재밍 신호도 LPI 특성을 갖는다. 역설적으로 GPS 수신기는 GPS 재밍 신호를 수신하는데 최적화된 수신기이고 재밍종류에 따라 탐지(재밍 증상 발현)된다. GPS 재밍 내성이 다른 다중 GPS 수신기 채널을 이용한 탐지방식이 제안되었다[5].

본 논문은 다중 GPS 수신기로 구성된 채널에서 출력되는 경우도 좌표의 상대거리를 변수로 다중 클래스 학습을 수행하는 것이 목적이다. 기계학습은 곡선의 이진 분류에 용이한 SVM(Support Vector

Machine)을 선택하였다. 다중 클래스 학습은 One Against One(OAO) 방식의 경우 학습기 수와 시험시 판별을 위한 데이터 처리량이 증가한다. 다중 클래스에 따른 모호성 발생시 OAO는 가장 많은 결과가 나온 클래스를 선택한다. 이동형태의 탐지기 H/W에 부합하도록 학습기의 수를 적게 설정하는 One Against All(OAA) 다중 클래스 학습 방법을 선택하였고, 모호성 발생시 단순 계산으로 모호성을 해결하기 위한 kNN(k Nearest Neighbors) 분류법을 적용하였다.

본 논문은 GPS 재밍에 대한 내성이 다른 다중 GPS 채널로부터 상대좌표를 도출하고, 새롭게 제안하는 SVM 머신러닝과 모호성 분류를 위한 kNN 적용으로 GPS 탐지를 측면에서 SVM과 kNN 적용한 SVM을 비교하였다. 이러한 GPS 재밍탐지 방법을 통해 단일 플랫폼에서 GPS 재밍을 탐지할 수 있음을 확인하였다.

II. 관련 연구

2.1 다중 GPS 수신기 좌표간 상대 좌표

기존의 다중 GPS 수신기 채널 구성을 통한 재밍 탐지방식에서 구성한 채널 1, 2, 3은 그림 1과 같다 [5].

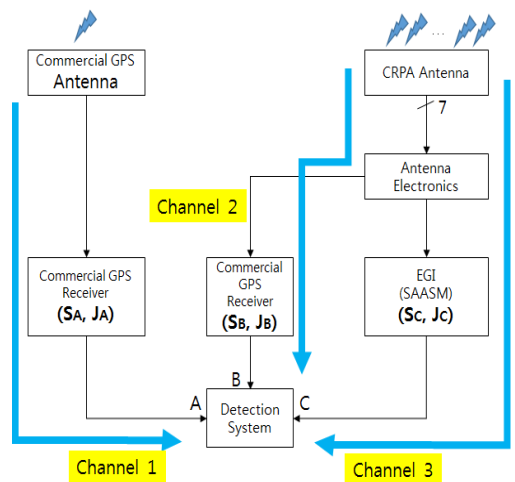


그림 1. 다중 GPS 수신기 채널 구성
Fig. 1. Multiple GPS receiver channel configuration

GPS가 사용하는 WGS-84(World Geodetic System 1984) 좌표계(위도, 경도, 고도)에서 임의의 점 P를 지구 중력중심 좌표(X, Y, Z)로의 변환은 식 (1)과 같다. WGS-84 타원체의 한 점이 수평면에 접하는 평면과 이 수평면을 지나는 법선이 만나서 이루는 E-N-U(East-North-Up) 항법 좌표계와 WGS-84 좌표계의 관계는 그림 2와 같다[6].

$$\begin{aligned} X &= (N+h)\cos\phi \cos\lambda & (1) \\ Y &= (N+h)\cos\phi \sin\lambda \\ Z &= \left(\frac{b^2}{a^2}N+h\right)\sin\phi \end{aligned}$$

단, ϕ, λ, h : WGS-84 위도, 경도, 고도위도, $N = \frac{a}{\sqrt{1-e^2(\sin\phi)^2}} - \frac{a^2}{\sqrt{a^2(\cos\phi)^2 + b^2(\sin\phi)^2}}$ 은 모유 선 곡률반경(횡곡률 반경), $f = \frac{a-b}{a} = 0.003352811$ 는 편평율, $e = \sqrt{2f-f^2}$: WGS-84 이심률, a, b : 장반경(6378137m), 단반경(6356752.298m), P는 항법 좌표계의 원점이며 Lat, Lon, h는 WGS-84 좌표로 표시되는 원점의 위도, 경도, 고도를 나타낸다. WGS-84 좌표체 R_e 와 항법 좌표체 R_l 간에 변환관계는 식 (2), (3)과 같이 나타낼 수 있다. 다중 GPS 수신기의 채널 1의 A 경위도 좌표, 채널 2의 B 경위도 좌표, 채널 3의 C 경위도 좌표로부터 계산된 WGS-84 좌표를 각각 P1(X1, Y1, Z1), P2(X2, Y2, Z2), P3(X3, Y3, Z3)라 하고, 채널 3의 C 경위도 좌표가 가장 안정하므로 기준 좌표로 설정하면, P1-P3, P2-P3간 상대 좌표는 $(\Delta X_{1-3}, \Delta Y_{1-3}, \Delta Z_{1-3})$, $(\Delta X_{2-3}, \Delta Y_{2-3}, \Delta Z_{2-3})$ 과 같고, 상대 거리 r_1, r_2 는 식 (4)와 같다[6].

$$R_l = T_e^l R_e \quad (2)$$

단, $R_l = [\Delta E \ \Delta N \ \Delta U]$ 은 항법 좌표계에서의 벡터, $R_e = [\Delta X \ \Delta Y \ \Delta Z]^T$ 는 WGS-84 좌표계에서의 벡터이고, $T_e^l = \begin{bmatrix} -\sin\lambda & \cos\lambda & 0 \\ -\sin\phi\cos\lambda & -\sin\phi\sin\lambda & \cos\phi \\ \cos\phi\cos\lambda & \cos\phi\sin\lambda & \sin\phi \end{bmatrix}$ 이다.

$$\Delta E = -\sin\lambda \cdot \Delta X + \cos\lambda \cdot \Delta Y \quad (3)$$

$$\Delta N = -\sin\phi\cos\lambda \cdot \Delta X - \sin\phi\sin\lambda \cdot \Delta Y + \cos\phi \cdot \Delta Z$$

$$\Delta U = \cos\phi\cos\lambda \cdot \Delta X + \cos\phi\sin\lambda \cdot \Delta Y + \sin\phi \cdot \Delta Z$$

$$r_1 = \sqrt{\Delta E_{1-3}^2 + \Delta N_{1-3}^2 + \Delta U_{1-3}^2} \quad (4)$$

$$r_2 = \sqrt{\Delta E_{2-3}^2 + \Delta N_{2-3}^2 + \Delta U_{2-3}^2}$$

잡음과 기만재밍이 인가될 경우 GPS 채널간 상대거리 r_1, r_2 를 2차원 평면상에 도시하면 분포는 그림 3과 같이 표현된다. 재밍이 없을 경우 그림 3의 A 영역에 분포할 것이다. 매우 작은 저출력 잡음이 인가되면 B 영역에 분포할 것이다.

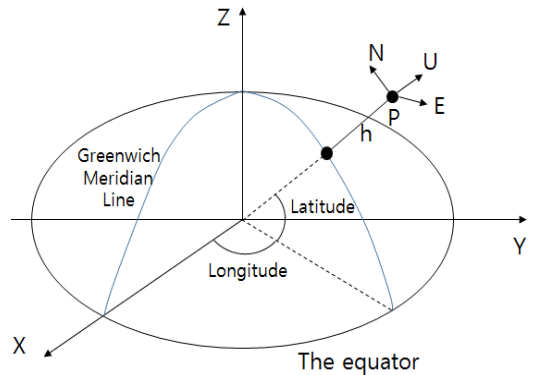


그림 2. WGS84 좌표계와 항법 좌표계 관계
Fig. 2. Relation between WGS84 and navigation coordinate

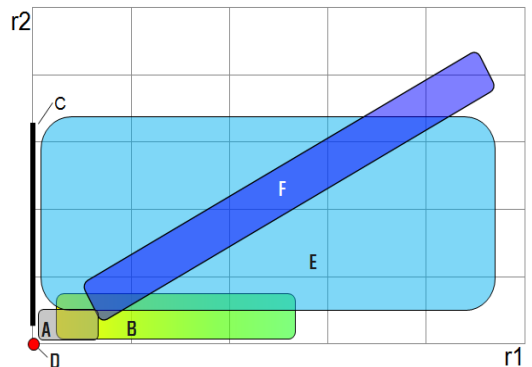


그림 3. 재밍 종류에 의한 각 채널의 좌표 분포
Fig. 3. Position distribution of each channel by jamming kind

잡음 출력이 커져 채널 1의 좌표가 소실되면 r1을 계산할 수 없어 0인 y축 C 영역에 매핑하였다. 잡음 추력이 더 커져서 채널 2의 좌표까지 소실되면 r2도 계산할 수 없어 원점 D로 매핑하였다. 기만재밍의 경우 매우 작은 저출력 기만이 인가되면 B 영역에 분포할 것이다. 기만 출력이 커져 채널 1의 좌표가 포획되면 E 영역에 분포하며 기만 출력이 더 커져 채널 2 좌표도 포획되면 F 영역에 분포하게 된다. 이러한 상황(클래스)에 따른 다른 분포는 기계학습을 가능하게 한다.

III. SVM을 이용한 GPS 재밍 탐지 학습

3.1 SVM

SVM은 바닉(Vapnik)에 의해 1992년 처음 소개된 알고리즘이며, 두 클래스를 분류하는 효율적인 기계 학습 방법중 하나로 패턴 인식 분야에서 널리 사용되고 있다. SVM은 확률 기반이 아닌 기하학적으로 최적의 결정경계(Decision Boundary)를 선정하는 방법이다. 그림 4는 SVM의 기본개념이다. +1, -1 두 클래스(y_i)에 대해 ○와 □로 표시된 훈련 데이터(x_i)를 분리하는 최적의 분리 초평면(Hyperplane)은 마진($\frac{1}{\|w\|}$)을 최대로 하는 Support Vector를 찾는 것이다. 이는 결국 훈련 데이터(x_i)와 클래스(y_i)를 가지고 학습을 통해 초평면을 정의하는 법선벡터(w)와 바이어스(Bias)를 찾는 것이다[7]-[10].

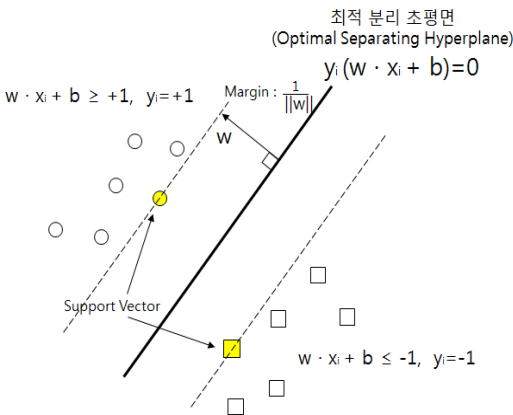


그림. 4. SVM 최적 분리 초평면
Fig. 4. SVM optimal separating hyperplane

즉, SVM은 $(w \cdot x_i + b)y_i \geq 1$ 과 같은 제약조건(Constraint)에서 법선벡터 w 의 크기($\|w\|$)를 최소화하는 초평면을 정의하는 w , b 를 찾는 것이다. 제약조건이 주어질 경우 최소값을 찾는 수학적 도구로서 라그랑지 승수(Lagrange Multipliers)가 주로 사용된다. 라그랑지 함수가 식 (5)의 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 만족할 경우 식 (6)과 같이 간단히 문제 해결을 위한 형태로 표현할 수 있다. w 와 b 에 대해 최소가 되어야 하므로 w 와 b 에 대한 라그랑지 함수의 편미분은 0이어야 하고 이를 풀면 식 (7)과 같다. 또한 서포트 벡터를 제외한 모든 벡터들에서 α_i 는 0을 의미한다. 라그랑지 승수는 식 (8), 최적 초평면은 식 (9)로 나타낼 수 있다. 이렇게 훈련 데이터로부터 학습을 통해 최적 초평면이 정해진 후 임의의 테스트 데이터 x_T 를 대상으로 시험을 수행하면 식 (10)을 이용하여 클래스를 분류할 수 있다[7]-[10].

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial w} L(w, b, \alpha) = 0, & \frac{\partial}{\partial b} L(w, b, \alpha) = 0 \\ \alpha_i \geq 0 \\ \alpha_i ((w \cdot x_i + b)y_i - 1) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w \cdot w - \sum_{i=1}^N \alpha_i [(w \cdot x_i + b)y_i - 1] \quad (6)$$

단, α_i 는 라그랑지 승수, N 은 학습 데이터 개수이다.

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i y_i = 0, \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (7)$$

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j - \sum_{k=1}^N \alpha_k \quad (8)$$

$$w^* = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i, \quad b^* = -\frac{1}{2} w^* \cdot [x_r + x_s] \quad (9)$$

단, x_r 과 x_s 는 클래스 $y_r = 1, y_s = -1$ 을 만족하는 서포트 벡터들이다.

$$f(x) = \text{sign}(w^* \cdot x_T + b^*) \quad (10)$$

3.2 다중 GPS 채널별 상대 좌표

GPS 위성신호와 재밍신호는 그림 5와 같이 combiner를 사용하여 구성하였다. 재밍 출력은 상용 GPS 수신기 입력단, 군용 AE 입력단 기준으로 실험하였다. 잡음재밍은 L1, L2 대역에 대해 A MHz 잡음을, 기만재밍은 수백 m 이격하는 스푸핑을 인가하였다. 신호세기별로 No Jam, 잡음재밍, 기만재밍 시 채널별 좌표간 거리차 r_1 , r_2 분포(단위 : m)는 그림 6과 같다.

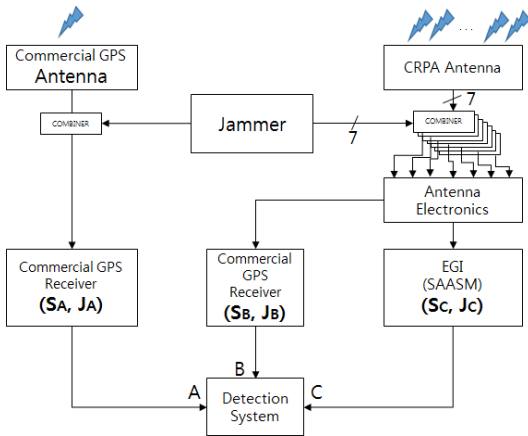
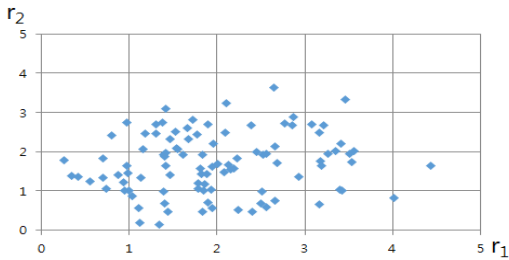
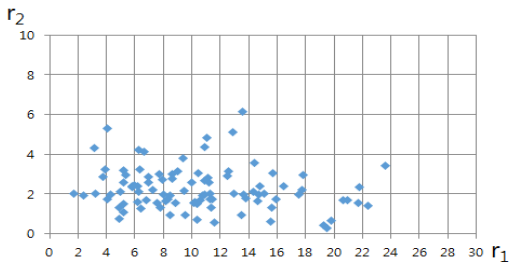


그림 5. 다중 GPS 수신기와 재머 구성

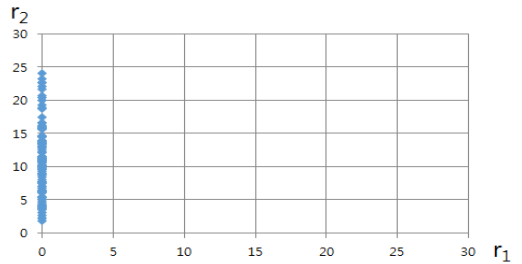
Fig. 5. Multiple GPS receiver and jammer configuration



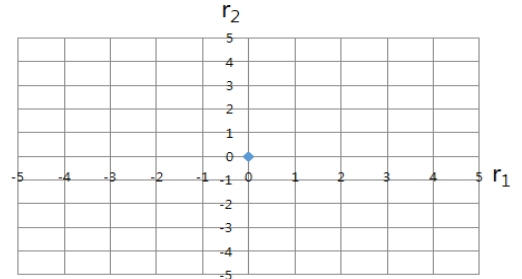
(a) No jam



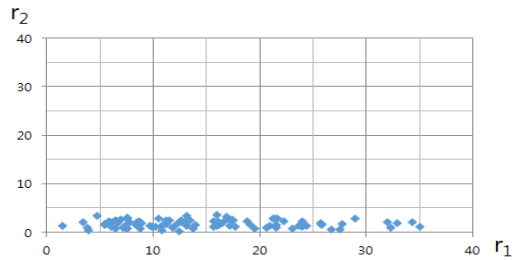
(b) Very low power noise(VLPN)



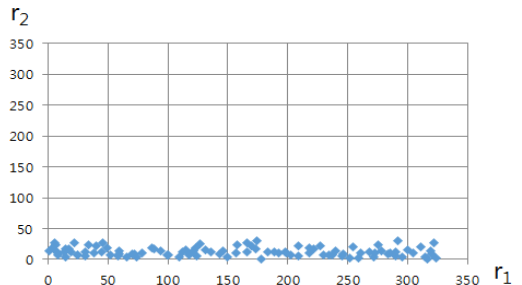
(c) Low power noise(LPN)



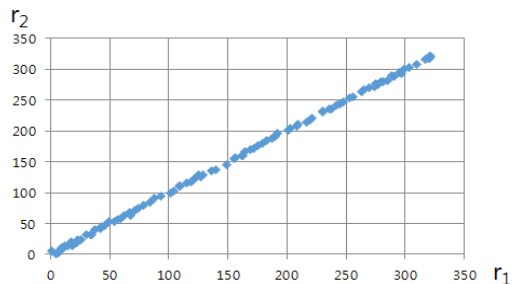
(d) High power noise(HPN)



(e) Very low power deception(VLPD)



(f) Low power deception(LPD)



(g) High power deception(HPD)

그림 6. 재밍출력에 따른 r_1 , r_2 분포

Fig. 6. r_1 , r_2 distribution by jamming power

잡음재밍으로 채널 경위도 좌표가 소실되면 거리차를 구할 수 없으므로, 이 경우 0으로 적용하였다. 재밍이 없을 경우는 일정 거리 이내의 분포를 보이다, 잡음재밍이 인가되면 정확도가 저하되어 거리차 분포가 점차 증가하게 된다. 잡음재밍 출력이 더 증가되면 1번 채널 경위도 좌표가 소실되고, 출력이 더 증가하면 2번 채널 경위도 좌표까지 소실된다. 기만재밍이 인가되면 정확도가 저하되어 거리차 분포가 점차 증가하게 된다. 기만재밍 출력이 더 증가되면 1번 채널 경위도 좌표가 재밍에 포획되어 재밍 시나리오에 따라 이격하고, 출력이 더 증가하면 2번 채널 경위도 좌표까지 포획되어 재밍 시나리오에 따라 이격한다. 이렇게 재밍출력에 따라 1, 2, 3번 채널에서 제공되는 경위도 좌표는 다른 내성을 보이며, 재밍의 종류와 출력세기를 판단할 수 있다.

GPS 재밍에 따른 r1, r2의 좌표분포는, 잡음이 없는 정상 상태에서는 GPS 위성과 수신기의 상태에 따라 차이가 있으나 안정적으로 특정 영역에 위치한다. GPS 잡음재밍이 인가되어 재밍출력이 증가할 경우, 1번 채널 좌표가 소실되어 r1을 0으로 매핑하는 LPN 상태에 도달하기 전까지는 그림 6(b)의 VLPN처럼 정확도가 계속 저하되어 r1, r2의 분포가 확산하다(특히 r1), LPN 상태에 도달하고 계속하여 재밍출력이 증가할 경우 r2는 y축상에서 증가하다 HPN에 해당하는 2번 채널 좌표까지 소실되어 r2도 0으로 매핑되어 원점으로 도달한다. GPS 기만재밍이 인가되어 재밍출력이 증가할 경우, 1번 채널 좌표가 포획되기 전까지 그림 6(e)의 VLPD처럼 정확도가 계속 저하되어 r1, r2의 분포가 확산하다(특히 r1), LPD 상태에 도달하고 계속하여 재밍출력이 증가할 경우 HPD에 해당하는 2번 채널좌표까지 포획되어 r1, r2가 기울기가 1에 가까운 분포로 이탈하게 된다. 이러한 이탈분포는 기만재밍의 시나리오에 따라 달라진다.

3.3 기계학습

SVM 기계학습을 위해 SVM의 feature는 r1, r2로 정의하였고, 그림 6의 거리차 분포가 선형이 아닌 비선형 분포를 보이므로 커널(Kernel)함수를 이용한

비선형 SVM을 적용하였다. 커널함수는 식 (11)과 같이 가우스 함수와 형태가 유사하여 가장 대표적으로 사용하는 RBF(Radial Basis Function) 함수를 적용하였다. 클래스는 No Jam(클래스 1), VLPN+VLPD(클래스 2), LPN(클래스 3), HPN(클래스 4), LPD(클래스 5), HPD (클래스 6)의 6개로 구성하였다.

그림 6의 각 상태별 100개의 실험 데이터를 확보하여 학습과 시험에 각각 50%씩에 해당하는 350개씩의 데이터를 사용하였다. 단 No Jam을 제외한 5개 클래스중 No Jam 클래스1의 영역에 들어오는 데이터는 클래스 1로 조정(클래스 1~6까지 데이터 수 56, 95, 50, 50, 50, 49)하는 전처리 과정을 수행하였다. 재밍이 인가되어도 안정적인 No Jam의 영역에 들어오는 데이터는 결국 안정적인 범위에 존재하기 때문이다. 6개 클래스에 의한 멀티 클래스 구현을 위해 OAA(One Against All) 방법을 적용하였다.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{11}$$

OAA 방법을 통해 여러 클래스로 분류될 경우 모호성이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 모호성을 해결하기 위하여, kNN 최근접이웃 분류 알고리즘을 적용하였다. kNN은 그림 7과 같이 ○와 □로 표시된 클래스가 있을 때, 새로운 데이터 △가 입력될 때, 어느 클래스로 분류할지 결정하는 알고리즘이다. kNN은 가장 인접한 k개의 데이터들을 대상으로 거리를 계산하여 거리가 가까운 클래스로 분류한다.

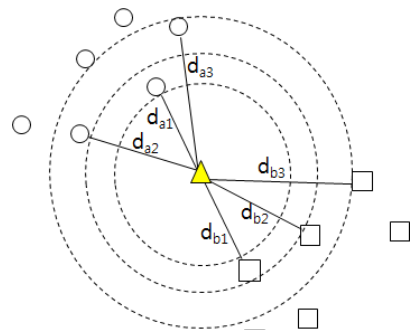


그림 7. kNN 분류 알고리즘
Fig. 7. kNN classifying algorithm

거리의 계산은 대표적으로 식 (12), (13)의 맨하탄 (Manhattan)과 유클리디언(Euclidean) 거리 계산법이 있다. 본 논문에서는 맨하탄과 유클리디언 두 가지의 거리 계산법을 모두 고려하였다[11][12].

$$D_{M(A-B)} = \sum_{i=0}^k |A_i - B| \quad (12)$$

$$D_{E(A-B)} = \sqrt{\sum_{i=0}^k (A_i - B)^2} \quad (13)$$

단, A는 동일 클래스의 학습 데이터, B는 모호성 테스트 데이터, k는 B와 인접한 A 데이터의 개수이다

분석 순서는 그림 8과 같이, 350개의 Train 데이터로부터 r1, r2를 계산하고 r1, r2를 feature로 정의하였다. 그림 6에서 좌표가 소실되어 거리를 계산할 수 없을 때 0으로 지정하였으나, SVM의 용이한 식별을 위해 -100으로 매핑하였다. 따라서 r1이 소실될 경우 x좌표가 -100이되고, r2까지 소실될 경우

(-100, -100)으로 매핑된다. 테스트 데이터를 로드하여 r1, r2를 계산하고 학습과 시험을 수행하였다.

RBF 커널함수의 σ 가 작으면 RBF 함수값이 첨예해지므로 서포트 벡터간의 경계를 첨예하게 나누어 미식별 확률이 증가하고, σ 가 크면 둔감하게 나누어 오분류 확률이 증가한다. 그림 9는 $\sigma=1, 0.5, 0.1$ 일 때, 클래스 1에 대해 Train과 테스트(Classified) 결과를 보여준다.

그림은 대표적으로 클래스 1에 대한 설명이다. OAA 구현을 위해 클래스 1이외는 클래스 -1로 정의하여 $\sigma=1, 0.5, 0.1$ 일 때 테스트한 전체 그림이 (a), (c), (e)이고, 클래스 1부근에서 확대한 그림이 (b), (d), (f)이다.

$\sigma=1$ 일 때, 클래스 1과 나머지 다른 클래스를 -1로 구분하여 학습/시험한 결과는 그림 9(b)와 같다. 작은 동그라미가 서포트 벡터이고, 경계선은 커널함수의 크기가 적용된 3차원값을 2차원 평면에 매핑한 것이다.

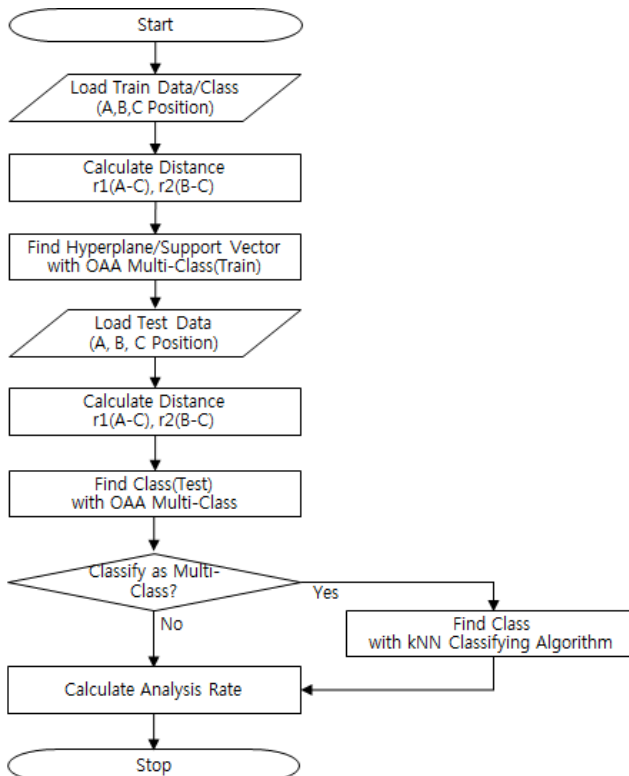
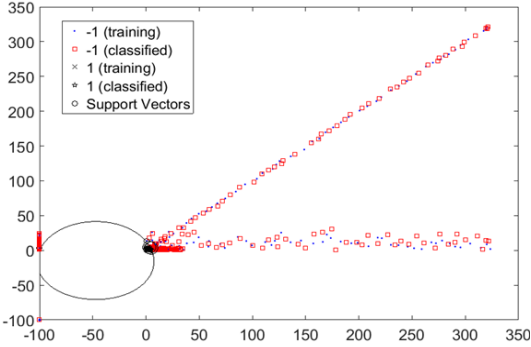
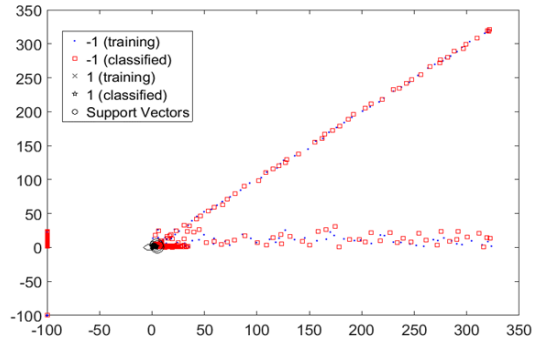


그림 8. SVM 분석 흐름도
Fig. 8. SVM analysis flowchart

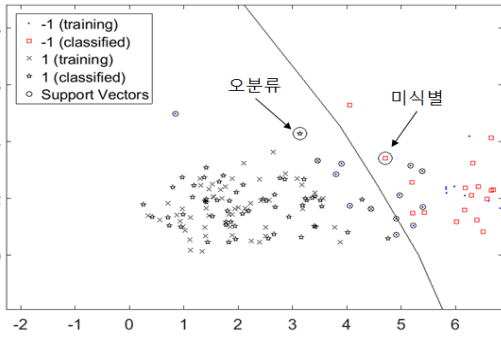
18 SVM을 이용한 GPS 재밍 탐지에 대한 연구



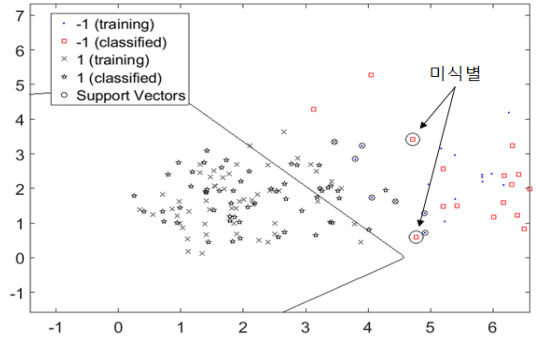
(a) Whole result(class 1, $\sigma=1$)



(e) Whole result(class 1, $\sigma=0.1$)



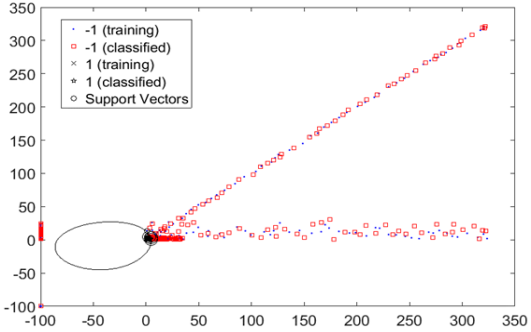
(b) Enlarged result(class 1, $\sigma=1$)



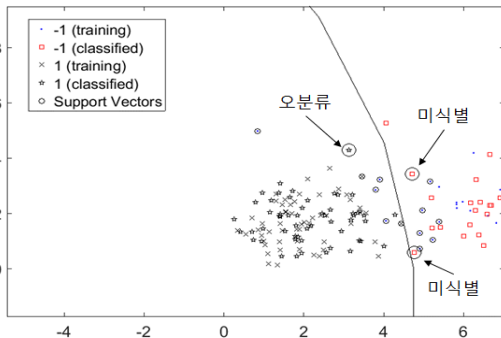
(f) Enlarged result(class 1, $\sigma=0.1$)

그림 9. 클래스 테스트 결과

Fig. 9. Class test result



(c) Whole result(class 1, $\sigma=0.5$)



(d) Enlarged result(class 1, $\sigma=0.5$)

시험 데이터 식별결과 큰 동그라미는 미식별 또는 오분류를 나타낸다. 클래스 1의 시험 데이터이지만 식별되지 않은 미식별이 1건, 클래스 1의 시험 데이터이지만 클래스 2로 오분류 1건이 발생했다.

$\sigma=0.5$ 에 대한 결과는 그림 9(d)와 같다. 시험 데이터 식별결과, 미식별이 2건, 클래스 1의 시험 데이터이지만 클래스 2로 오분류 1건이 발생했다. $\sigma=0.1$ 에 대한 결과는 그림 9(f)와 같다. 시험 데이터 식별결과, 미식별이 2건 발생했다.

이렇게 시험한 결과가 다중 클래스로 분류되어 모호성이 발생한다면, kNN 알고리즘을 적용하였다. 최종적으로 SVM 학습과 kNN 모호성을 보완한 SVM 분석틀을 비교하였다.

IV. 시험결과

SVM의 kNN, σ 에 따른 GPS 재밍탐지 정확도를 정리하면 표 1, 그림 10과 같다.

표 1. kNN, σ 별 GPS 재밍탐지 정확도

Table 1. GPS Jamming detection accuracy by σ , kNN

k	Distance	$\sigma=1$	$\sigma=0.5$	$\sigma=0.1$
	No kNN	93.14	94.29	88.57
1	Manhatan	96.57	95.43	89.14
	Euclidean	96.57	95.43	89.14
2	Manhatan	97.14	96.00	89.43
	Euclidean	97.14	96.00	89.43
3	Manhatan	96.86	96.00	89.43
	Euclidean	96.86	96.00	89.71
4	Manhatan	96.57	95.71	89.14
	Euclidean	96.29	95.43	89.43
5	Manhatan	96.29	95.43	89.43
	Euclidean	96.00	95.14	89.43
6	Manhatan	96.00	96.29	89.71
	Euclidean	96.00	95.43	89.71

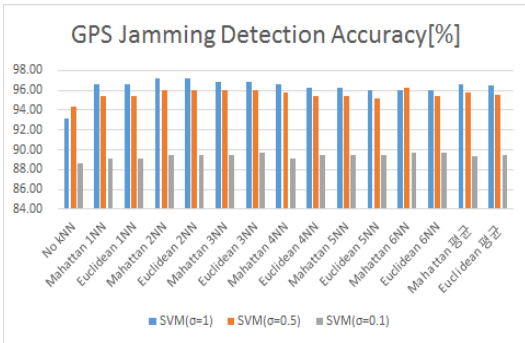


그림 10. kNN, σ 별 GPS 재밍탐지 정확도

Fig. 10. GPS jamming detection accuracy by σ , kNN

kNN 없이 SVM만으로 학습한 결과, $\sigma=0.5$ 일 경우가 94.29%로서 가장 우수한 정확도를 보인다. kNN을 적용할 경우, $k=2$ 일 경우 정확도가 97.14%로서 가장 우수하며, 이 값은 2.85%의 정확도 개선 효과를 나타낸다.

이상의 시험결과를 종합하면 다음과 같다.

SVM은 σ 가 작으면 초평면의 곡률이 첨예해지므로 중복성이 덜 발생하나 분류를 못하는 확률이 증가한다. 반면 σ 가 크면 초평면의 곡률이 둔감해지므로 중복성이 다소 발생하나, 분류를 못하는 경우는 줄어들게 된다. 따라서 GPS 재밍탐지에는 모호성이 발생하더라도 미분류가 생기지 않는 적절한 첨예도로 곡선의 분류가 우수한 SVM을 적용하는 것이 효과적이다.

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 상용 GPS 수신기와 군용 GPS 수신기를 이용하여 GPS 재밍에 대한 내성 특성이 각기 다른 3개의 채널에서 출력되는 GPS 경위도 좌표에 대하여, 재밍의 종류와 세기를 판단할 수 있는 방법을 제시하였다.

SVM 머신 러닝을 통해 350개의 r1, r2 좌표 데이터로 학습을 하고, 350개의 시험을 수행하였다. 또한 OAA 다중 클래스 SVM 사용에 따른 모호성을 해결하기 위하여 kNN 분류법을 적용하였다.

kNN 없이 SVM만으로 학습한 결과, $\sigma=0.5$ 일 경우가 94.29%로서 가장 우수한 정확도를 보인다. kNN을 적용할 경우, $k=2$ 일 경우 정확도가 97.14%로서 가장 우수하며, 이 값은 2.85%의 정확도 개선 효과를 나타내었다.

SVM은 σ 가 작으면 초평면의 곡률이 첨예해지므로 중복성이 덜 발생하나 분류를 못하는 확률이 증가한다. 반면 σ 가 크면 초평면의 곡률이 둔감해지므로 중복성이 다소 발생하나, 분류를 못하는 경우는 줄어들게 된다. 따라서 GPS 재밍탐지에는 모호성이 발생하더라도 미분류가 생기지 않는 적절한 첨예도로 곡선의 분류가 우수한 SVM을 적용하는 것이 효과적이다.

본 논문은 실제 GPS 재밍 적용을 통해 성능을 입증하였다. GPS 내성이 다른 3채널의 GPS 수신기 구성과 SVM 기계학습을 통해 이동형 GPS 재밍탐지가 가능할 것으로 판단된다.

References

- [1] Ki-Yun Kim, "Analysis of Anti-Jamming Techniques for Satellite Navigation Systems", Journal of KICS, Vol. 38C, No. 12, pp. 1216-1227, Dec. 2013.
- [2] M. Jones, "The Civilian Battlefield-Protecting GNSS Receivers from Interference and Jamming", Inside GNSS, pp. 40-49, Mar. 2011
- [3] S. K. Jeong, T. H. Kim, C. S. Sin, and S. U. Lee, "Technical Trends of Smart Jamming for

GPS Signal", ETRI Electronics and Telecom. Trends Vol. 27, No. 6, pp. 75-82, Dec. 2012.

- [4] K. C Yoon, "GPS Jamming Countermeasures", STC EW R&D Center, pp. 1-9, Feb. 2012
- [5] YoungJoong Lee and SungWoong Ra, "A Study on Real Time GPS Jamming Detection Possibility Using Commercial GPS Receiver and Military EGI Receiver with Anti-jamming Function", Journal of KIIT, Vol. 16, No. 5, pp. 53-65, May 2018
- [6] Young-Joong Lee, In-Seon Kim, and Joo-Rae Park, "A Study on Directrion Finding Accuracy Analysis for Airborne ESM", Journal of the KIMST, Vol. 11, No. 6, pp. 63-73, Dec. 2008
- [7] Stephen Marsland, "Machine Learning: An Algorithmic Perspective", CRC Press, 2009.
- [8] Sung-Wook Park and Jong-Wook Park, "The Performance Improvement of Face Recognition Using Multi-Class SVMs", Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 41, No. 6, pp. 43-49, Nov. 2004
- [9] C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition", Data Mining and Knowledge Discovery 2, Vol. 2, No. 2, pp. 121-167, Jun. 1998
- [10] YounJoung Kang, Jaell Lee, JinHo Bae, and ChongHyun Lee, "Target Classification Algorithm Using Complex-valued Support Vector Machine", Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 50, No. 4, pp. 942-948, Apr. 2013
- [11] Hee-Sung Lee, Eun-Tai Kim, and Dong-Yeon Kim, "Pattern Recognition System Combining KNN rules and New Feature Weighting algorithm", Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 42, No. 4, pp. 43-50, Jul. 2005
- [12] Kohavi, R. Langlry, and Y. Yun, "The utility of feature weighting in nearest neighbor algorithms", European Conference on Machine Learning, ECML'97. 1997

저자소개

이 영 중 (Young-Joong Lee)

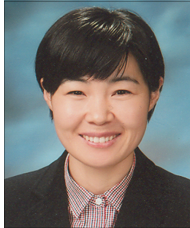


1996년 2월 : 전북대학교
전자공학과(공학사)
1998년 2월 : 전북대학교
전자공학과(공학석사)
2019년 2월(예정) : 충남대학교
전자전파정보통신공학과(공학박사)
1998년 2월 ~ 현재 : 국방과학

연구소 책임연구원

관심분야 : 디지털 신호처리, GPS/SAR 재밍/재밍탐지, 전자전장비

이 길 재 (Gil-Jae Lee)



1997년 2월 : 공주대학교
정보통신공학과(공학사)
1999년 2월 : 충남대학교
전파공학과(공학석사)
1999년 2월 ~ 2005년 6월 :
㈜에이에스비(초고주파 부품
개발)

2006년 12월 ~ 현재 : 국방과학연구소 선임연구원
관심분야 : GPS 재밍탐지 항법장비, 자체보호장비, 항전장비 체계연동 분야

나 성 웅 (Sung-Woong Ra)



1976년 2월 : 서울대학교
전기공학과(공학사)
1978년 2월 : 한국과학기술원 전기
및 전자공학과(공학석사)
1992년 8월 : 한국과학기술원 전기
및 전자공학과(공학박사)
1980년 ~ 현재 : 충남대학교

전자전파정보통신공학과 교수

관심분야 : 통신, 디지털 신호처리, 영상처리