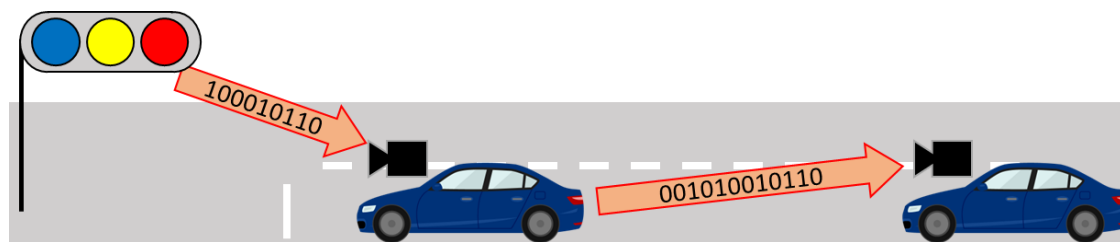


路車間可視光通信における CS-SVMと時空間勾配を用いた LEDアレイ捕捉手法

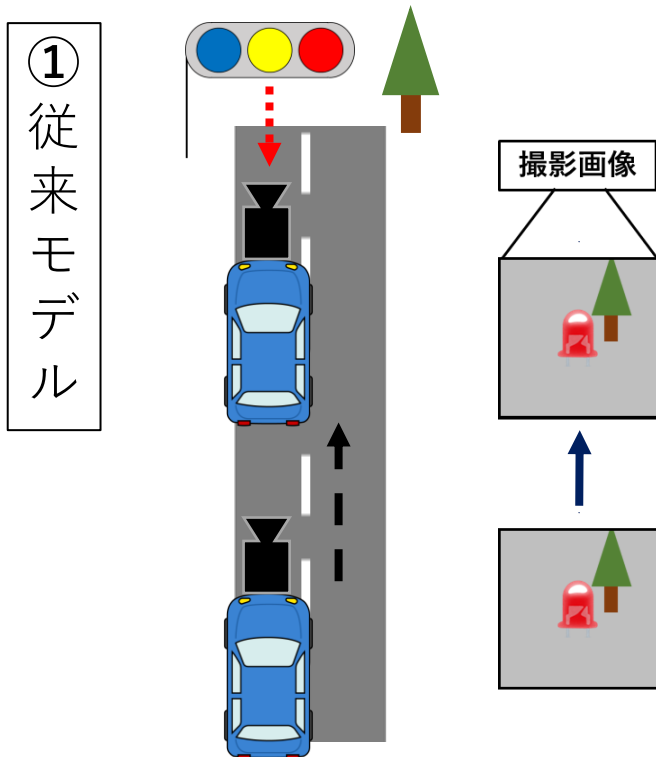
○中村 建翔^(a), 山里 敬也 (名大), 木下 雅之 (千葉工大)
岡田 啓, 藤井 俊彰 (名大), 荒井 伸太郎 (岡山理科大)
鎌倉 浩嗣 (千葉工大), 圓道 知博 (長岡技科大)



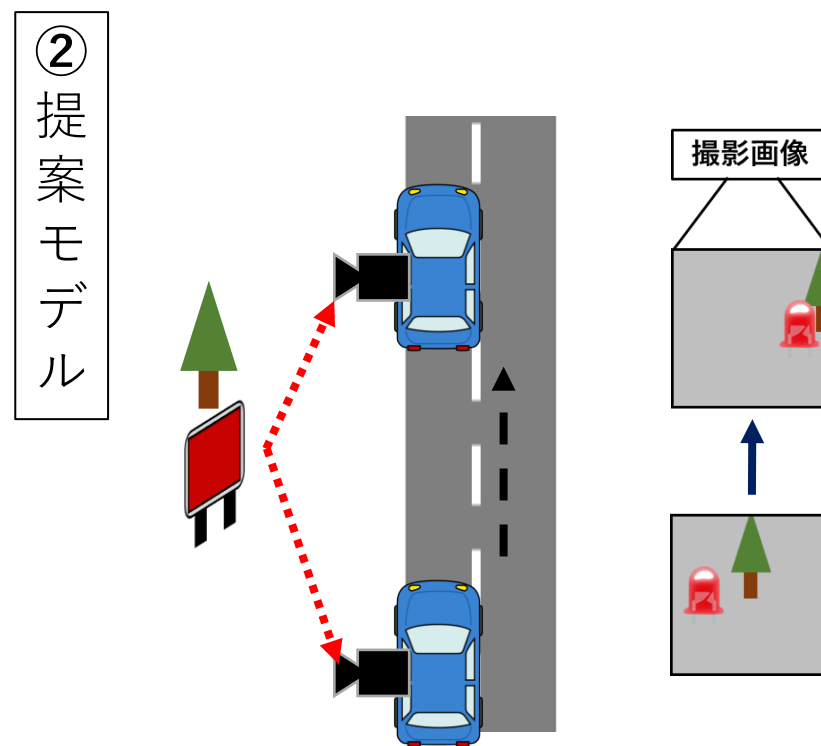
(a) : kenakamu@katayama.nuee.nagoya-u.ac.jp

2022/07/14
CS研究会
@屋久島環境文化村センター

- 送信機が受信機の前後にあるモデル^{[3][4]①}がほとんどで、
受信機が送信機を横切るモデル^②は少ない



撮影画像内の送信機・背景
の位置があまり**変化しない**



撮影画像内の送信機・背景
の位置が大きく**変化する**

[3] : S.Usui, T.Yamazato, S.Arai, T.Yendo, T.Fujii, and H.Okada, "Utilization of spatio temporal image for LED array acquisition in road to vehicle visible light communication," 20th World Congress on Intelligent Transport Systems, Oct. 2013.

[4] : 臼井俊亮, 山里敬也, 岡田啓, 藤井俊彰, 高橋桂太, 圓道知博, 荒井伸太郎, "路車間可視光通信のための時空間勾配を特徴量とした LED アレイ捕捉手法," 電子情報通信学会論文誌 (B), Vol.J97-B, No7, pp.536-545, July 2014.

➤ 時間勾配と空間勾配の2つの特徴量を元にLEDを検出

- ✓ 時間勾配：撮影画像内の点灯・消灯の変化を検出
- ✓ 空間勾配：撮影画像内の点灯を検出

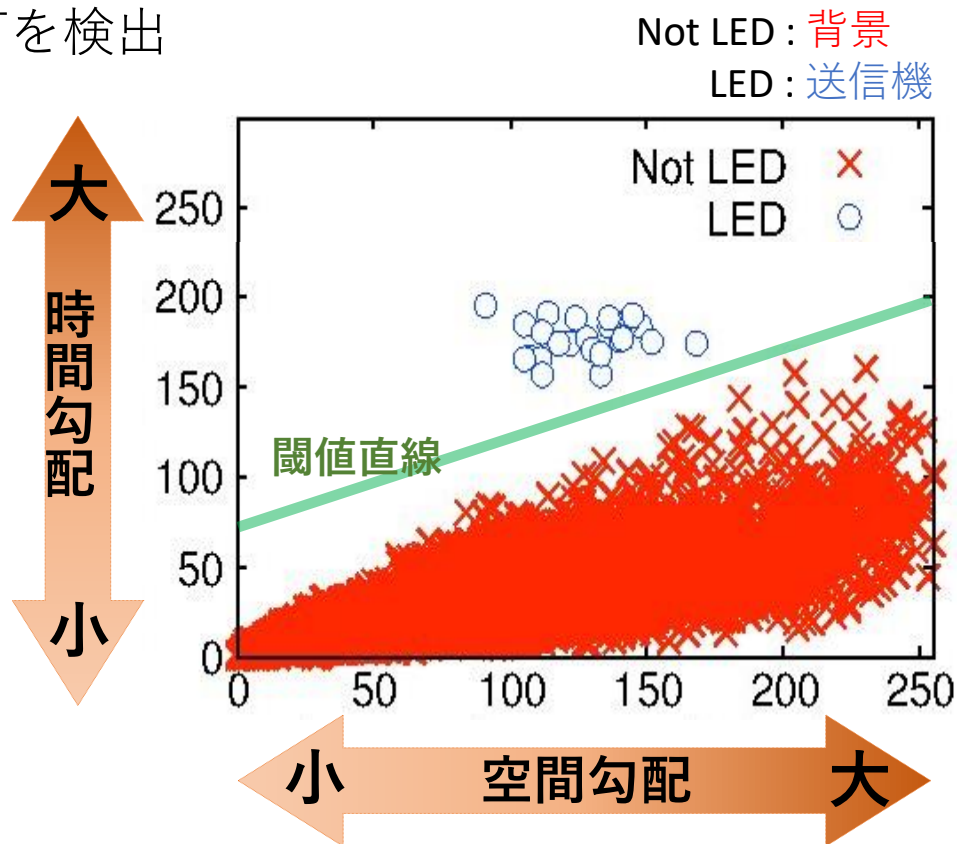
➤ LED送信機：点灯消灯を繰り返す

⇒ 時間勾配Ⓐ，空間勾配Ⓐ

➤ 背景(自然光)：常に点灯

⇒ 時間勾配Ⓑ，空間勾配Ⓐ

閾値直線を引くことで
送信機と背景を二分

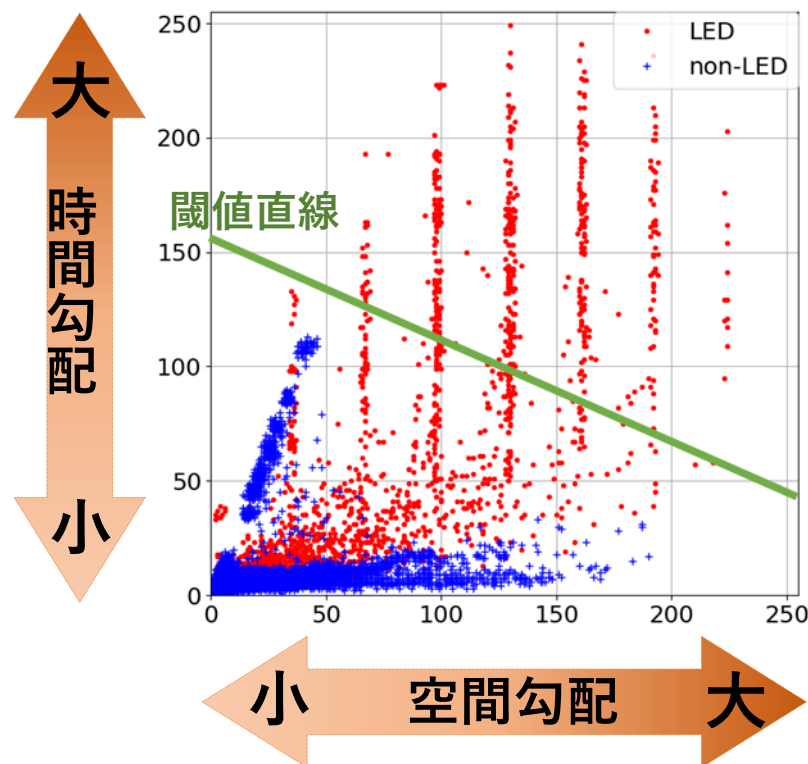
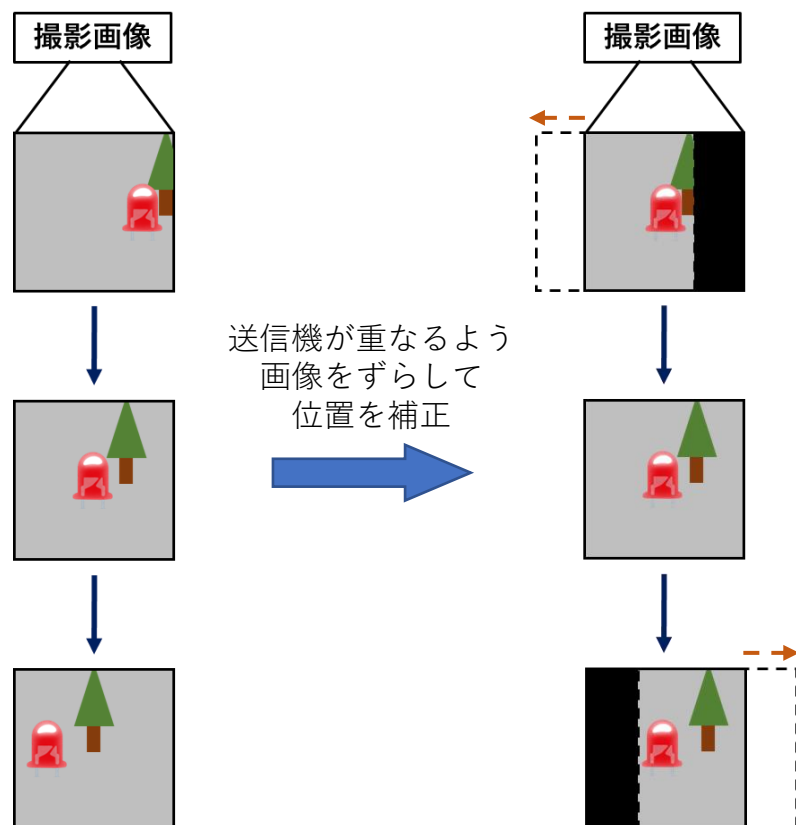


[3] : S.Usui, T.Yamazato, S.Arai, T.Yendo, T.Fujii, and H.Okada, "Utilization of spatio temporal image for LED array acquisition in road to vehicle visible light communication," 20th World Congress on Intelligent Transport Systems, Oct. 2013.

➤ 先行研究では、送信機の移動を補正することでLEDを検出

✓ 背景の移動は補正しきれない

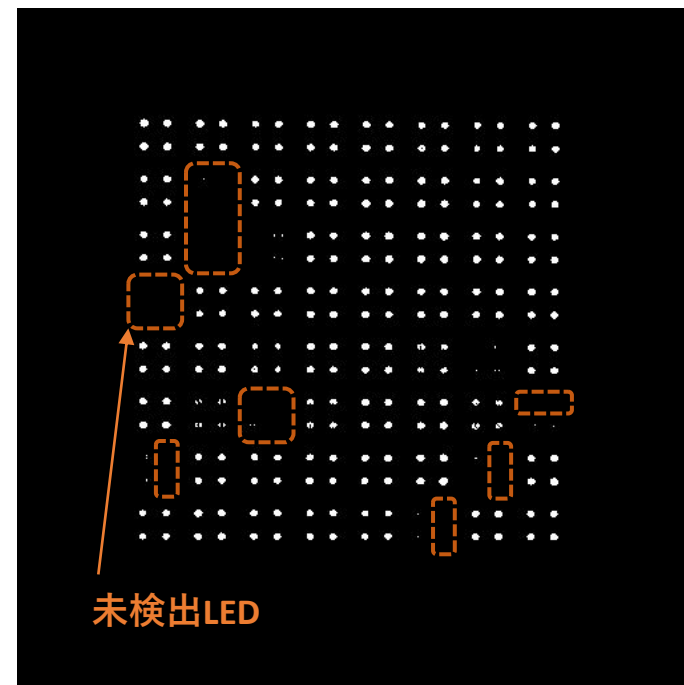
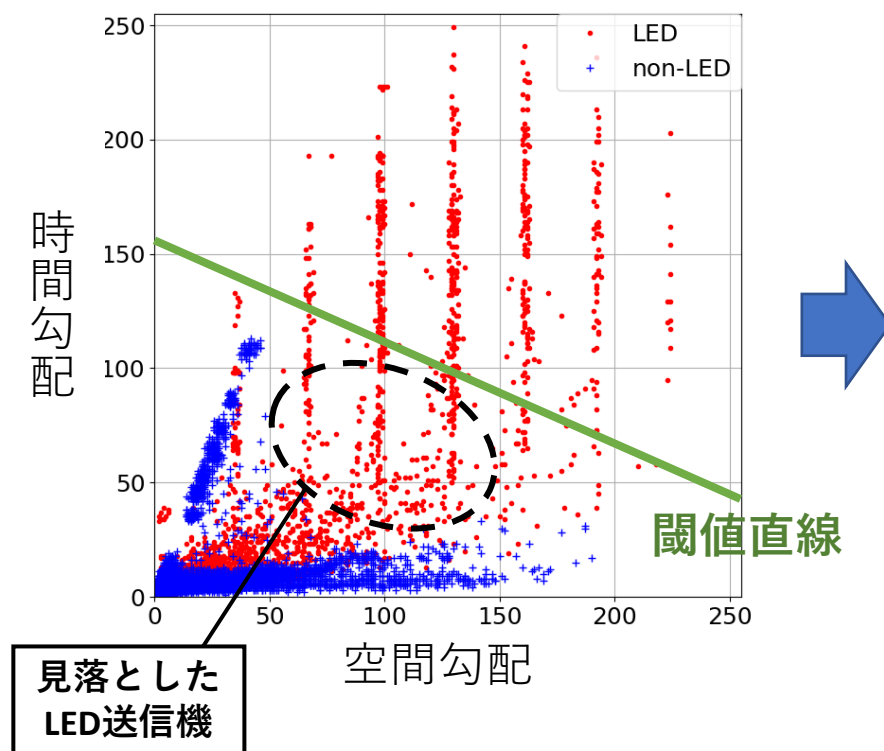
⇒ 移動を点灯消灯の変化と誤検出。背景の時間勾配Ⓢ



- 先行研究^[5]の閾値直線では、LEDの見落としが発生
⇒ より多くのLEDを検出できる、複雑な閾値曲線が必要

先行研究の閾値直線

検出結果



[5] : K. Nakamura, R. Huang, T. Yamazato, M. Kinoshita, K. Kamakura, S. Arai, T. Yendo, T. Fujii, "Roadside LED Array Acquisition For Road-to-Vehicle Visible Light Communication Using Spatial-Temporal Gradient Values," IEICE Communications Express, Aug 2022.

研究目的

撮影画像内の送信機が移動する環境における LEDアレイ検出の性能向上

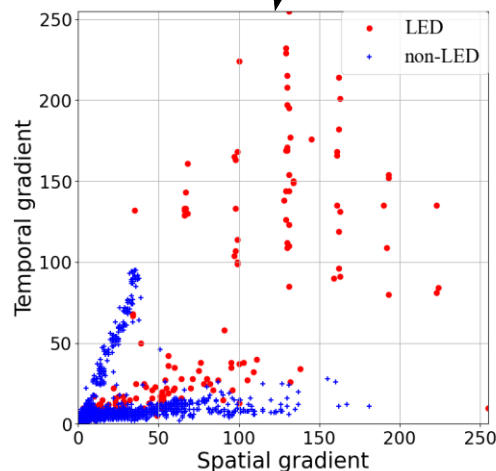
発表内容

- ▶ 時空間勾配を分類の機械学習モデル CS-SVM (Cost-Sensitive Support Vector Machine) ^[6] で学習して得られる決定領域を閾値として用いたLEDアレイ検出手法の提案

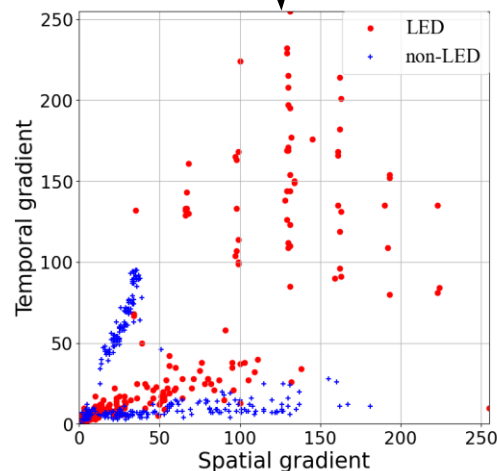
[6] : D. Cheng, M. Wu, "A Novel classifier — Weighted Features Cost-sensitive SVM," IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData), pp.598-603, Dec 2016.

➤CS-SVMによる学習の流れは以下の通り

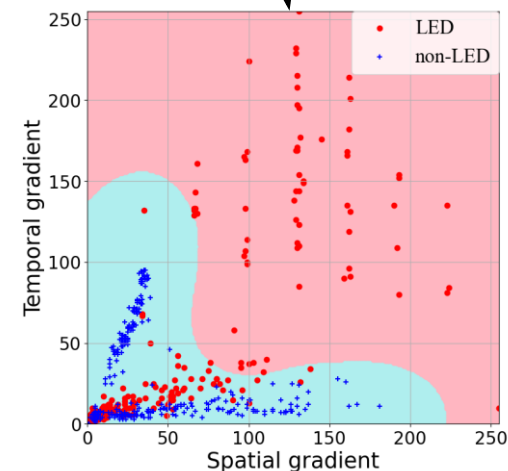
時空間勾配を特徴量に
持つラベル付きデータ
セットを作成



背景データに対して
 k 平均法アンダー
サンプリング^[7]による
データ分布の均一化



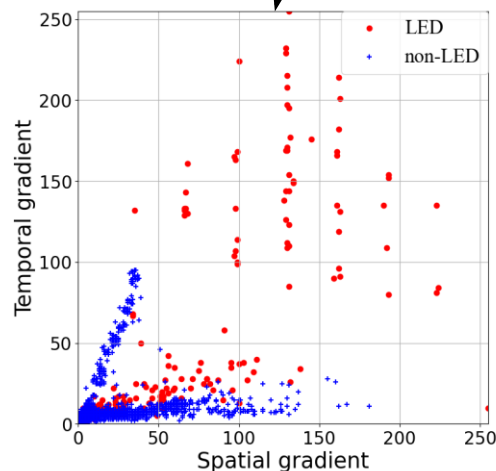
提案手法であるCS-SVM
による学習を行い
閾値曲線を導出



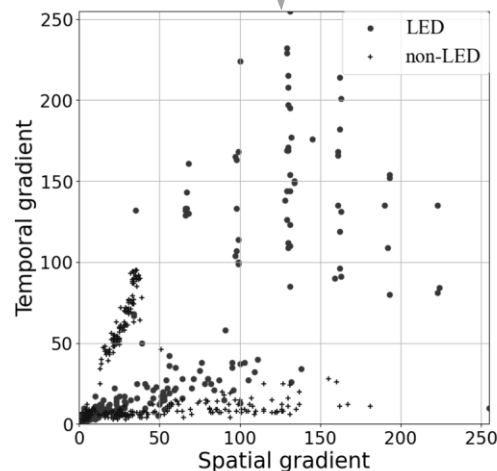
[7] : C.M. Bishop and N.M. Nasrabadi, Pattern Recognition and Machine Learning, springer, 2006.

➤CS-SVMによる学習の流れは以下の通り

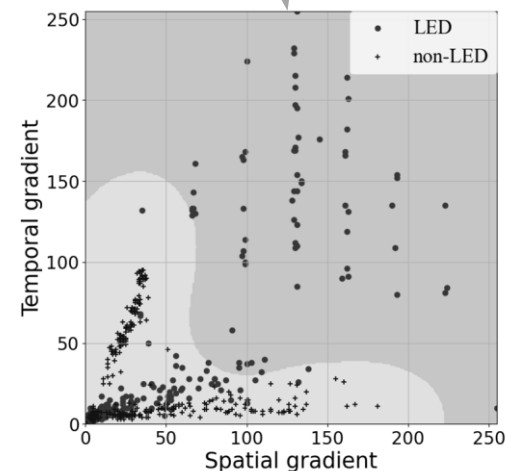
時空間勾配を特徴量に
持つラベル付きデータ
セットを作成



背景データに対して
 k 平均法アンダー
サンプリングによる
データ分布の均一化

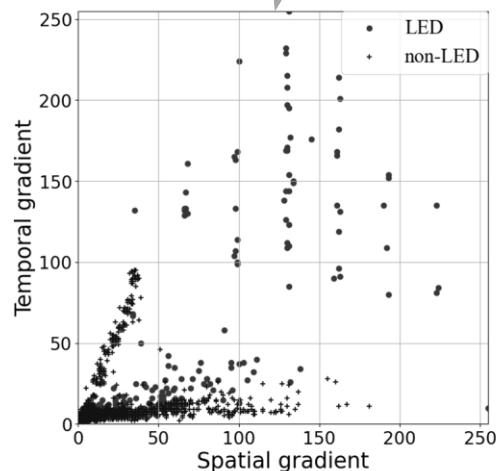


提案手法であるCS-SVM
による学習を行い
閾値曲線を導出

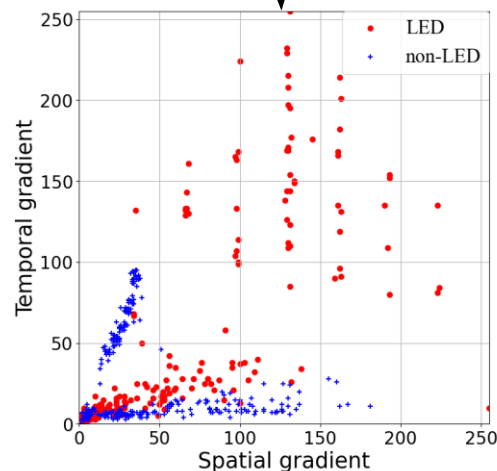


➤CS-SVMによる学習の流れは以下の通り

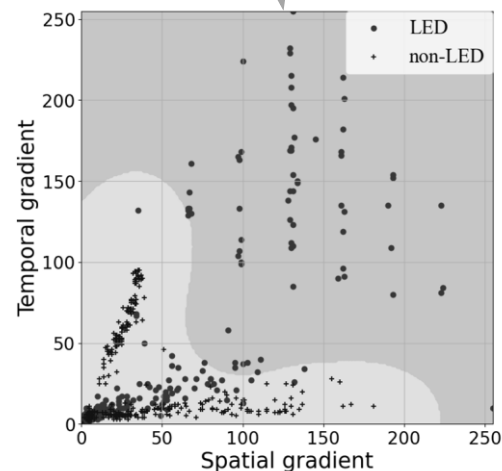
時空間勾配を特徴量に
持つラベル付きデータ
セットを作成



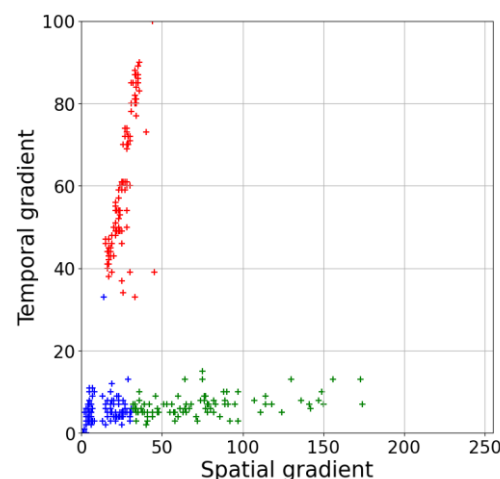
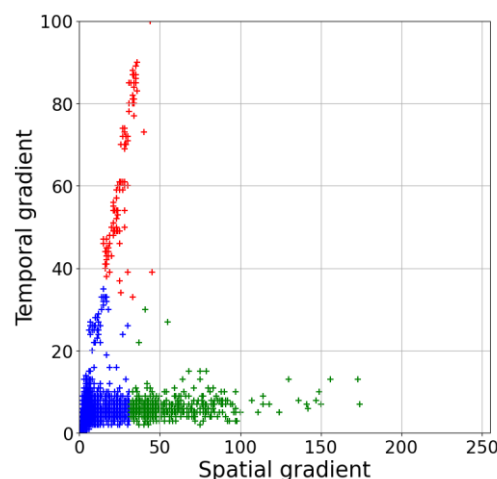
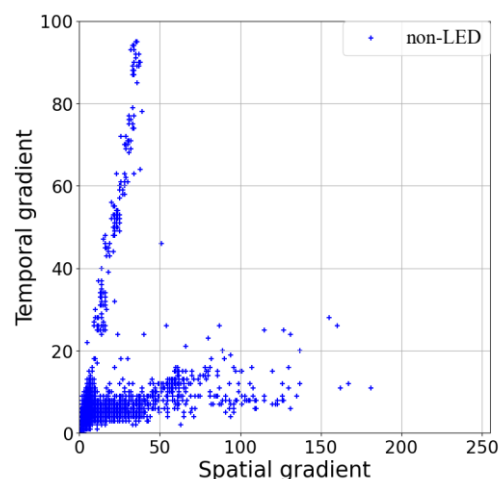
背景データに対して
 **k 平均法アンダー
サンプリングによる
データ分布の均一化**



提案手法であるCS-SVM
による学習を行い
閾値曲線を導出

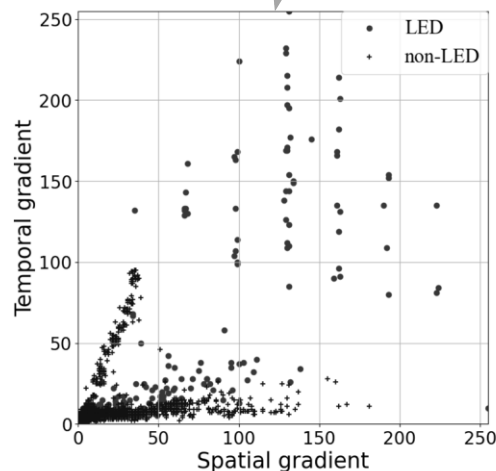


- 機械学習では、データ分布の偏りは学習結果に偏りを生む
⇒ 背景データに対し、 k 平均法アンダーサンプリング^[7]を行う
- 背景データを k 平均法を用いて3つのクラスタに分け、各クラスタでそれぞれアンダーサンプリング
 - ✓ 各クラスタのデータ数は以下の通りに変化
赤：117→117, 青：5489→116, 緑：442→95
⇒ データ分布の偏りを解消できた

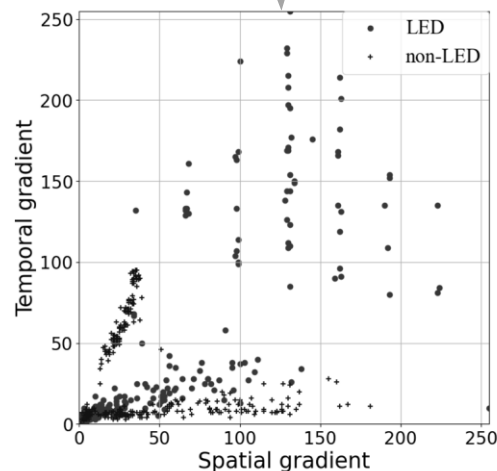


➤CS-SVMによる学習の流れは以下の通り

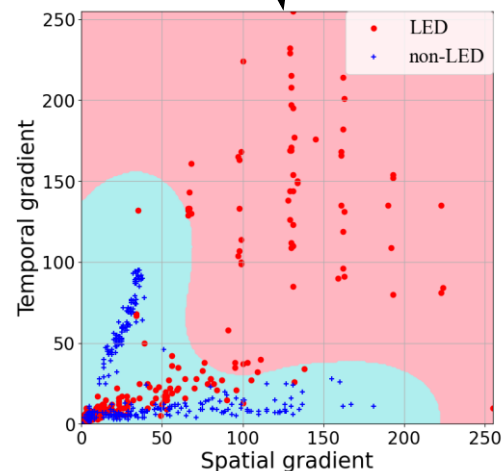
時空間勾配を特徴量に
持つラベル付きデータ
セットを作成



背景データに対して
 k 平均法アンダー
サンプリングによる
データ分布の均一化

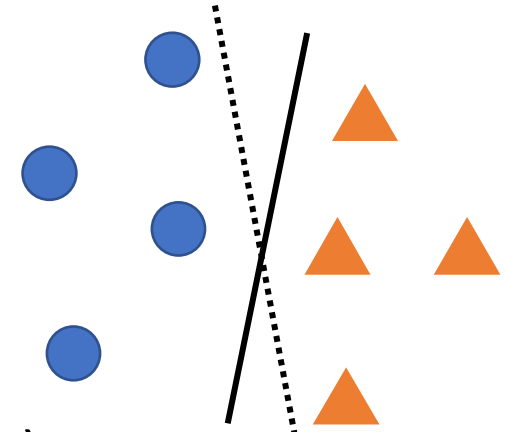


提案手法であるCS-SVM
による学習を行い
閾値曲線を導出



➤ SVM (Support Vector Machine)

- ✓ 教師あり学習の分類モデル
- ✓ 境界とデータとの距離であるマージンが最大となる境界線を導出



➤ CS-SVM (Cost-Sensitive Support Vector Machine)

- ✓ SVMの中で、誤検出のコスト(許容量)を別々に設定できる

➤ 本研究ではCS-SVMを用いた

- ✓ 背景を送信機と誤検出するコストを大きく(許容しない)し、送信機を背景と誤検出するコストを小さく(許容する)した

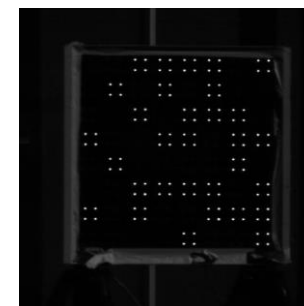


背景を誤検出することなく送信機を検出できる
閾値曲線を導出することができる

- 送信データはOOK変調
- 撮影実験は2回行った
- 送信機と背景のラベル付けは目視で行った
- 時空間勾配は先行研究^[5]と同様に算出

実験諸元

受信機	高速度カメラ
送信機	LEDアレイ 16x16個
F値	16
LED表示速度	1000Hz
撮影速度	2000fps
受信解像度	512 × 512
撮影距離	5m
車両速度	25km/h



[5] : K. Nakamura, R. Huang, T. Yamazato, M. Kinoshita, K. Kamakura, S. Arai, T. Yendo, T. Fujii, "Roadside LED Array Acquisition For Road-to-Vehicle Visible Light Communication Using Spatial-Temporal Gradient Values," IEICE Communications Express, Aug 2022.

➤ カーネルは以下の 2 パターンを採用

- ✓ Radial Basis Function (RBF, 放射基底関数)
- ✓ Polynomial (Poly, 多項式関数)

C : 誤判別を許容する指標, 大きいほど許容しなくなる

γ : 決定境界の複雑さ, 大きいほど複雑な決定境界になる

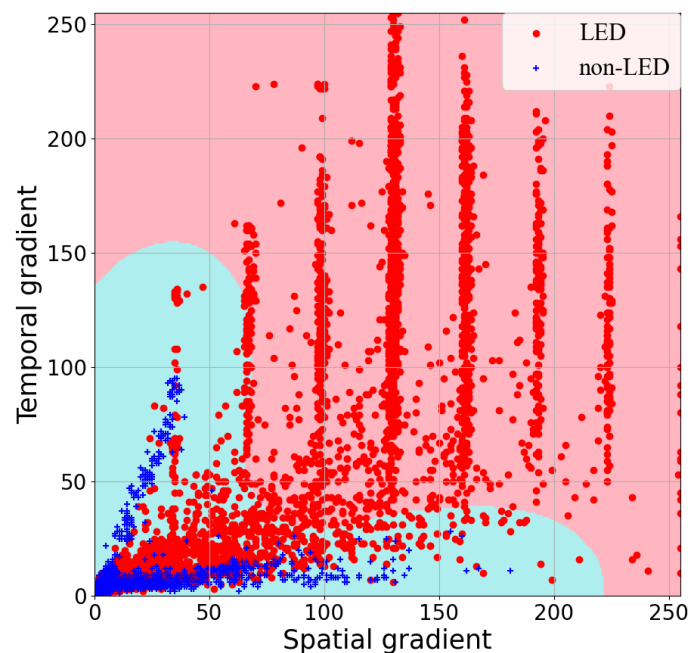
$class_weight$: 各クラスの重み, 今回は「**送信機 : 背景 = 1 : 100**」

カーネル関数	Radial Basis Function (RBF)	Polynomial (Poly)
コストパラメータ C	0.1	1
カーネルパラメータ γ	0.001	0.01
重みパラメータ $class_weight$	送信機 : 1 背景 : 100	送信機 : 1 背景 : 100
トレインデータ	送信機データ : 256画素 背景データ : 328画素	
テストデータ	送信機データ : 6400画素 背景データ : 6114画素	

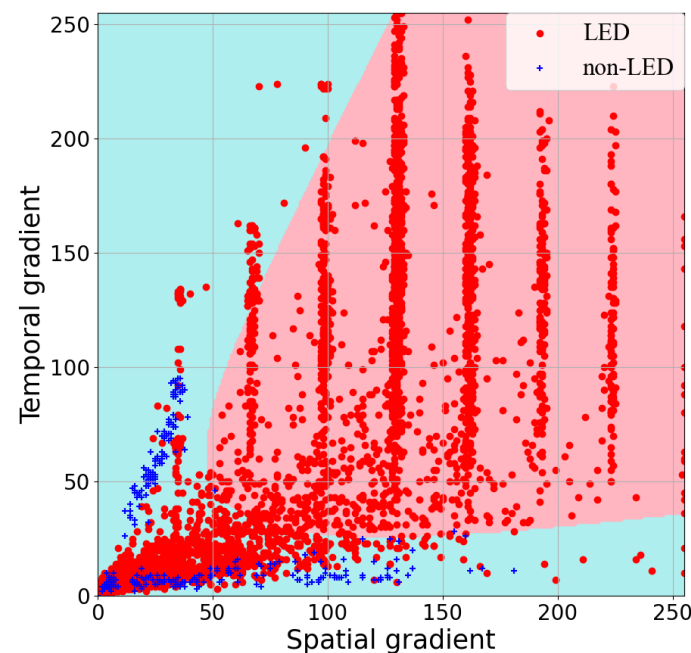
➤ CS-SVMによる, RBF及びPolyカーネルの学習結果を示す

✓ 従来手法では見落としていた領域も検出可能

CS-SVM : RBFカーネル

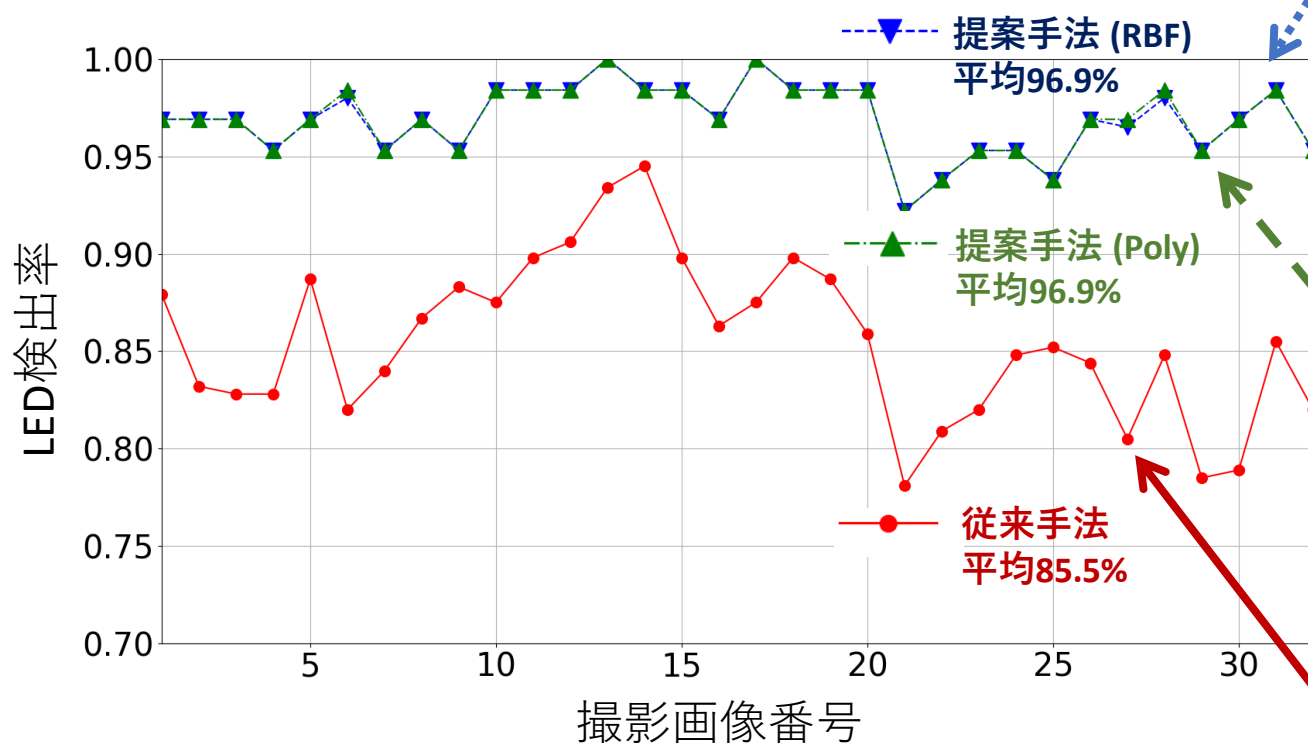


CS-SVM : Polyカーネル



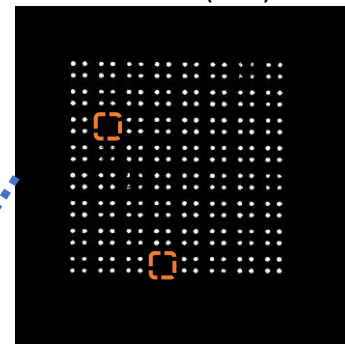
➤ 従来手法と提案手法でLED検出率を比較

- ✓ 右図のLED検出画像からも，提案手法ではLED検出率が向上していることがわかる

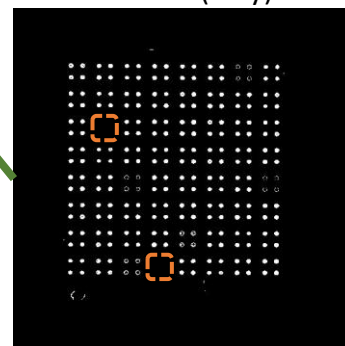


各手法の検出画像 (□未検出LED)

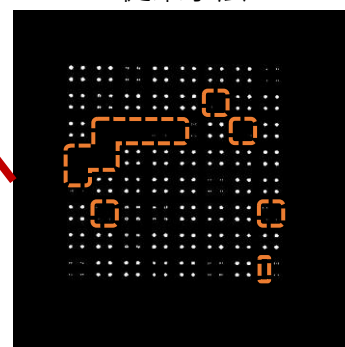
CS-SVM (RBF)



CS-SVM (Poly)



従来手法



提案手法

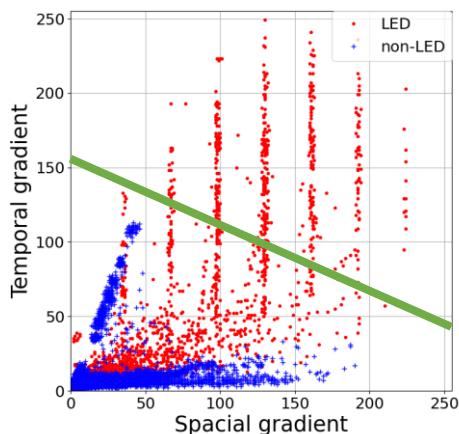
研究目的

撮影画像内の送信機が移動する環境におけるLEDアレイ検出の性能向上

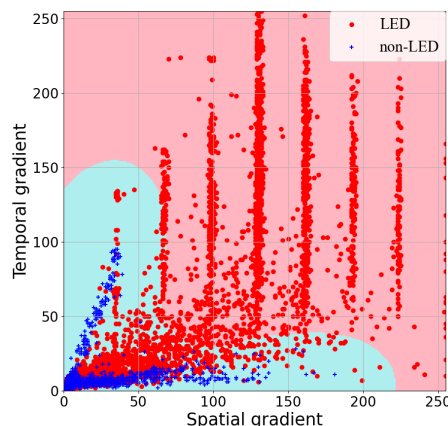
➤ まとめ

- ✓ 時空間勾配とCS-SVMを用いたLED送信機検出手法を提案した
- ✓ 従来手法と提案手法のLED検出率を比較し、提案手法がより多くのLED送信機を検出できることを示した

従来手法



提案手法：CS-SVM (RBF)



提案手法：CS-SVM (Poly)

