

MaaS(Mobility as a Service)の 中核となる交通モード検知技術

大阪産業大学 工学部 電子情報通信工学科
教授 熊澤 宏之

平成31年2月28日

背景

- スマートフォンの普及
 - 人がセンサを持って移動
 - スマートフォンの通信機能を利用して、移動に関する様々な情報が収集可能になる。
 - “移動するセンサ”
- 従来は、固定センサ
 - インフラにセンサを設置し、通信ネットワークで情報を収集
 - インフラにセンサを設置するコスト
 - 様々な規制

目的

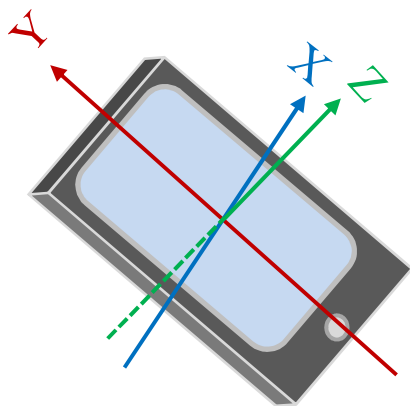
- スマートフォンで収集したデータの活用
 - センサデータ: GPS、加速度、回転(ジャイロ)等
- 交通モード検知
 - 交通モード: 徒歩、バイク、バス、車、電車
 - センサデータを分類することで交通モードを判定
 - 機械学習を利用
 - 機械学習による検知エラーをいかにして削減するか

検知に利用するセンサデータ

- センサデータ
 - 加速度: スマホの傾きを補正したものを活用
 - 速度: 位置(GPS)の差分から速度を計測
- 特徴量の計算
 - 特徴量: 平均、分散、第三四分位数など
 - ある時間幅ごとの統計量として算出
 - 計算に際して、時間幅は1サンプルずつシフト

加速度データの前処理

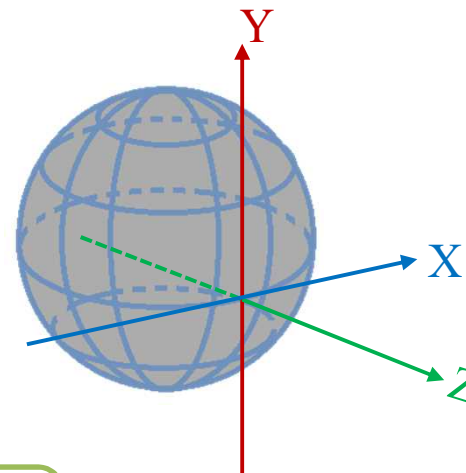
デバイス座標系



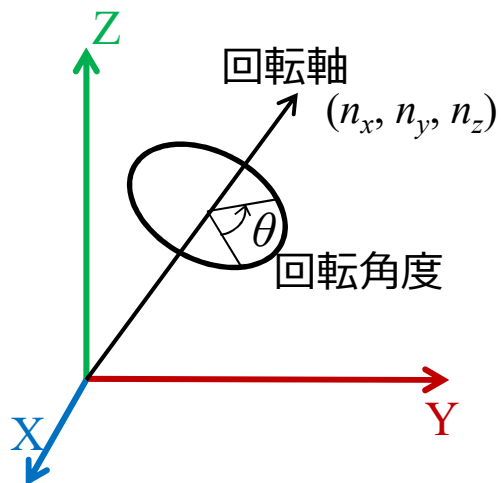
傾き補正



参照座標系



四元数⇒回転行列

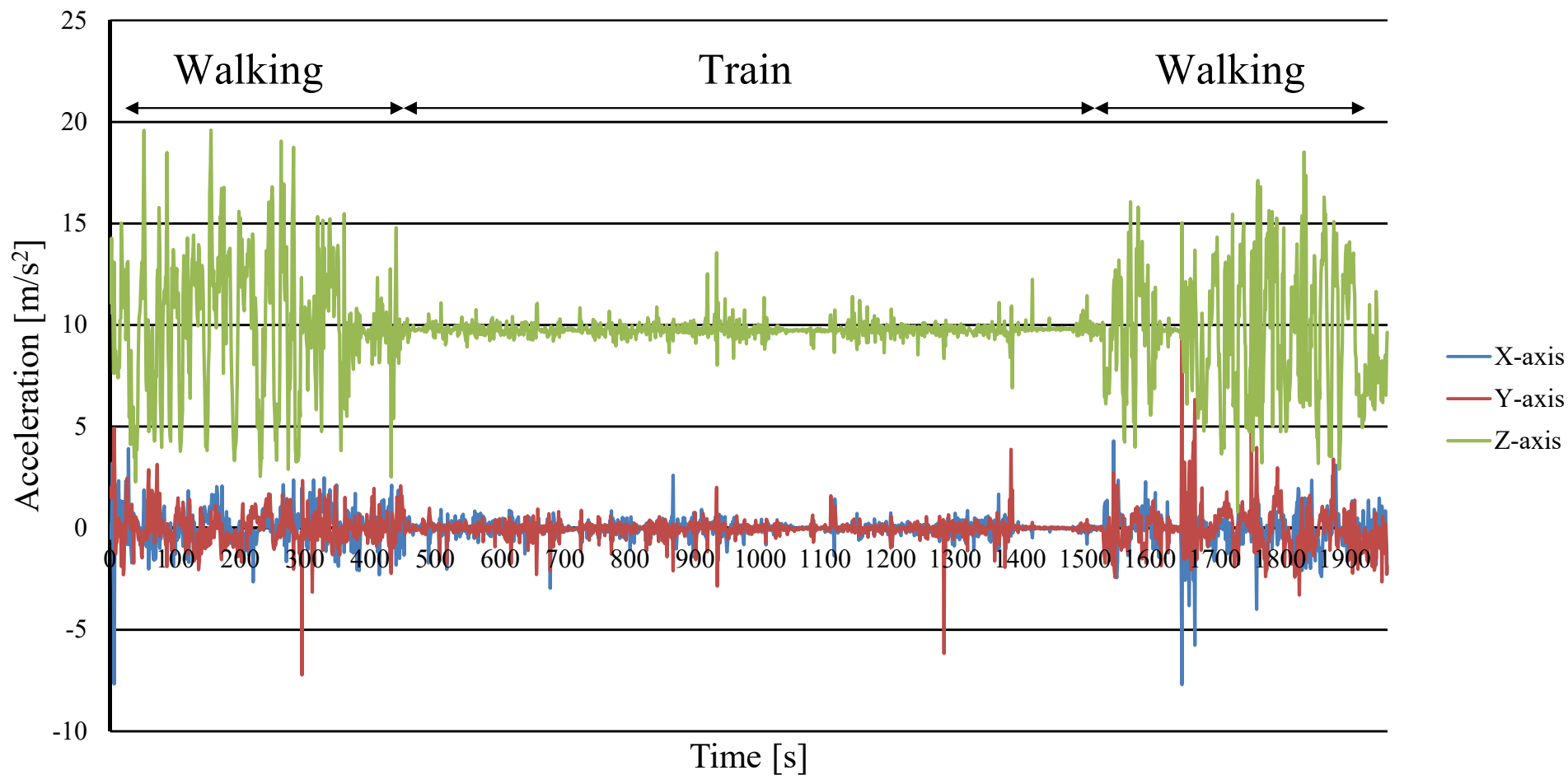


四元数の定義

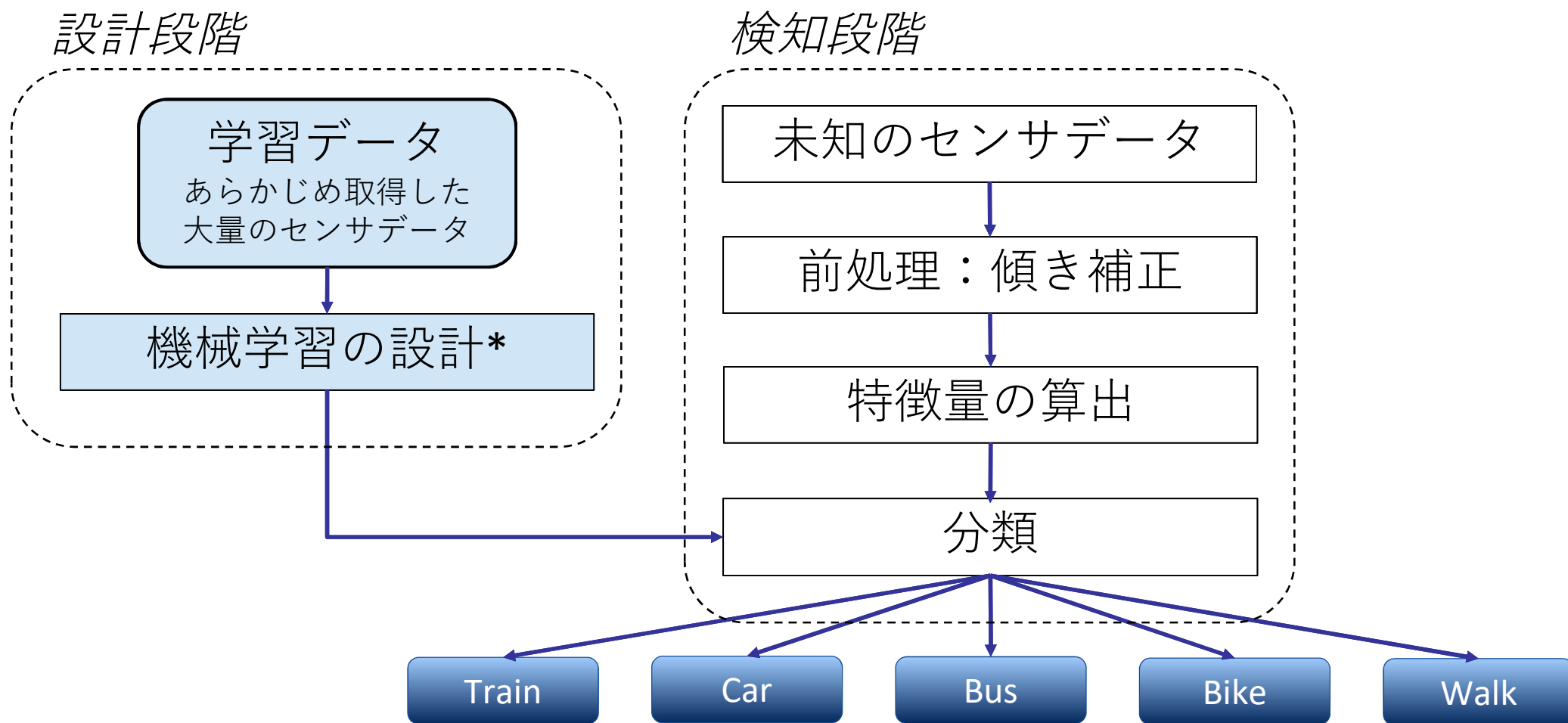
$$[\cos(\theta/2) \quad n_x * \sin(\theta/2) \quad n_y * \sin(\theta/2) \quad n_z * \sin(\theta/2)]$$

ここで、 (n_x, n_y, n_z) : 回転軸 θ : 回転角度

移動時の加速度変化の様子

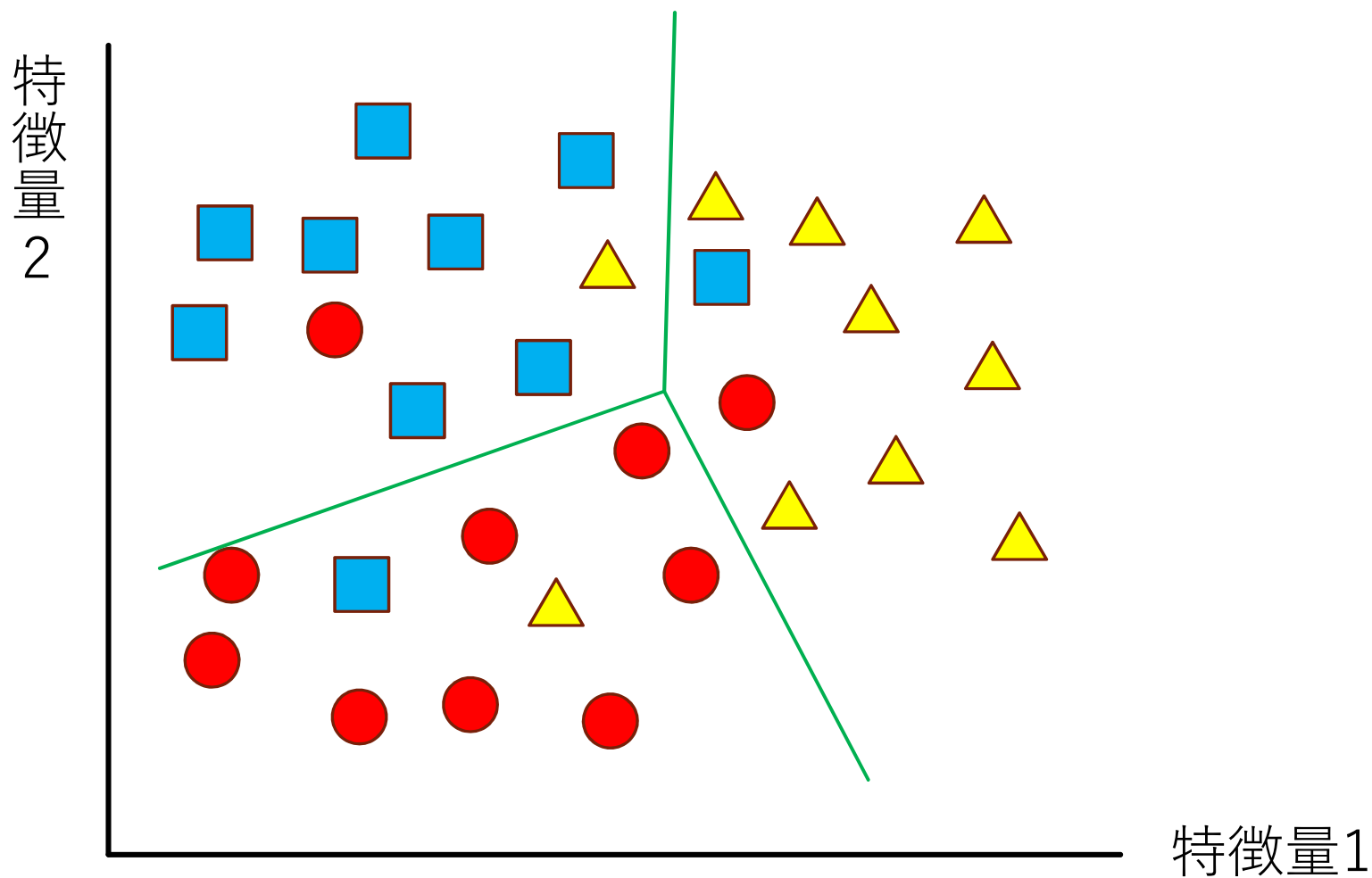


交通モード検知のフロー



*機械学習として決定木を使用

機械学習とは



大量のデータを学習することで分類境界を決定

評価指標

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

混同行列

		予測値	
		+	-
正解値	+	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	-	FP (False Positive)	TN (True Negative)

評価結果

決定木のサイズ	2913	1229	165	41	23
Accuracy (%)	92.5	88.5	81.7	76.1	73.1

決定木のサイズ41に対する混同行列

		機械学習で推測した交通モード					Recall (%)
		Bike	Train	Bus	Walk	Car	
実際の交通モード	Bike	10482	40	475	514	489	87.4
	Train	75	8653	1870	78	1324	72.1
	Bus	1499	1036	7181	93	2191	59.8
	Walk	636	31	307	10955	71	91.3
	Car	940	695	1765	236	8364	69.7
Precision (%)		76.9	82.8	61.9	92.2	67.2	Accuracy 76.1%

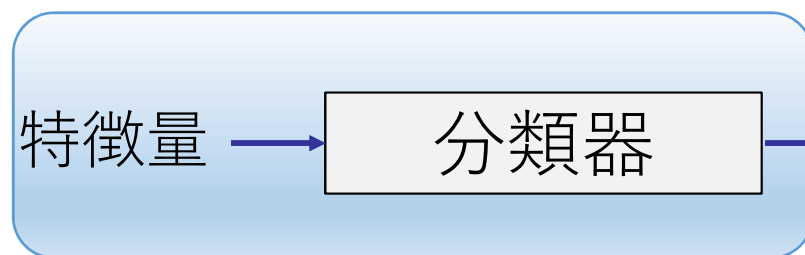
従来技術とその問題点

- 機械学習の特長
 - 学習データの特徴を計算機が学習し、未知データを分類
 - 人間がアルゴリズムを考える必要がない。
 - ある分野では人間の認識精度を上回る。
- 問題点
 - ある程度の分類誤りは不可避？
 - 過学習による未知データへの対応力低下
 - 学習データでの精度を上げ過ぎ

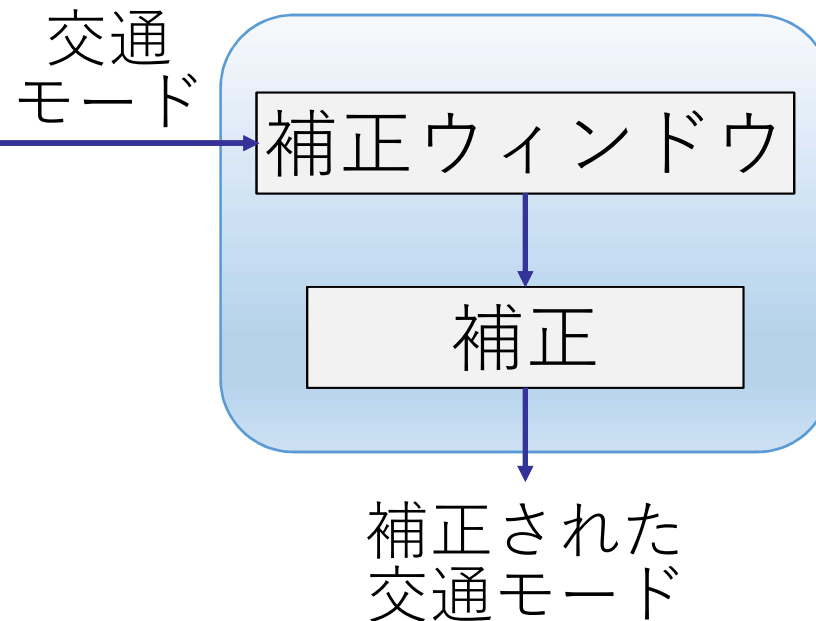
提案方式

- 仮定：人の交通モードは短時間の間に頻繁に変化しない。
- 機械学習の後処理による補正方式

通常の機械学習

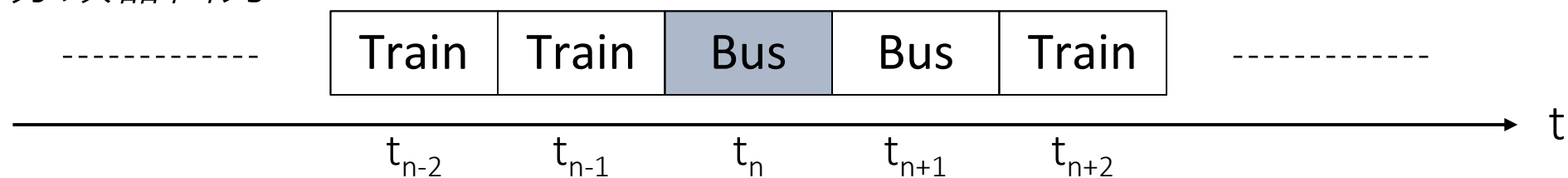


後処理



多数決による補正方式

分類器出力

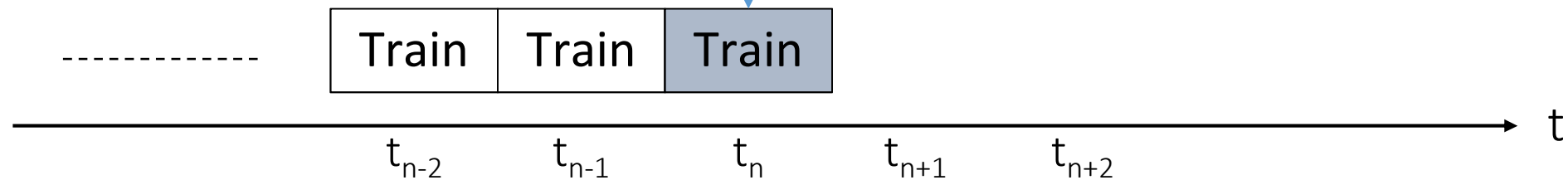


補正ウィンドウサイズ: 5

3 Trains and 2 Buses

補正された交通モード

多数決



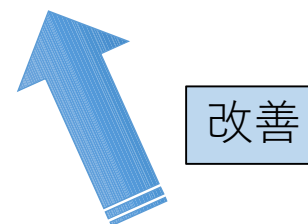
多数決による補正方式・評価結果

補正後のAccuracy

補正ウィンドウサイズ	9	19	29
Accuracy (%)	78.2	81.3	84.0

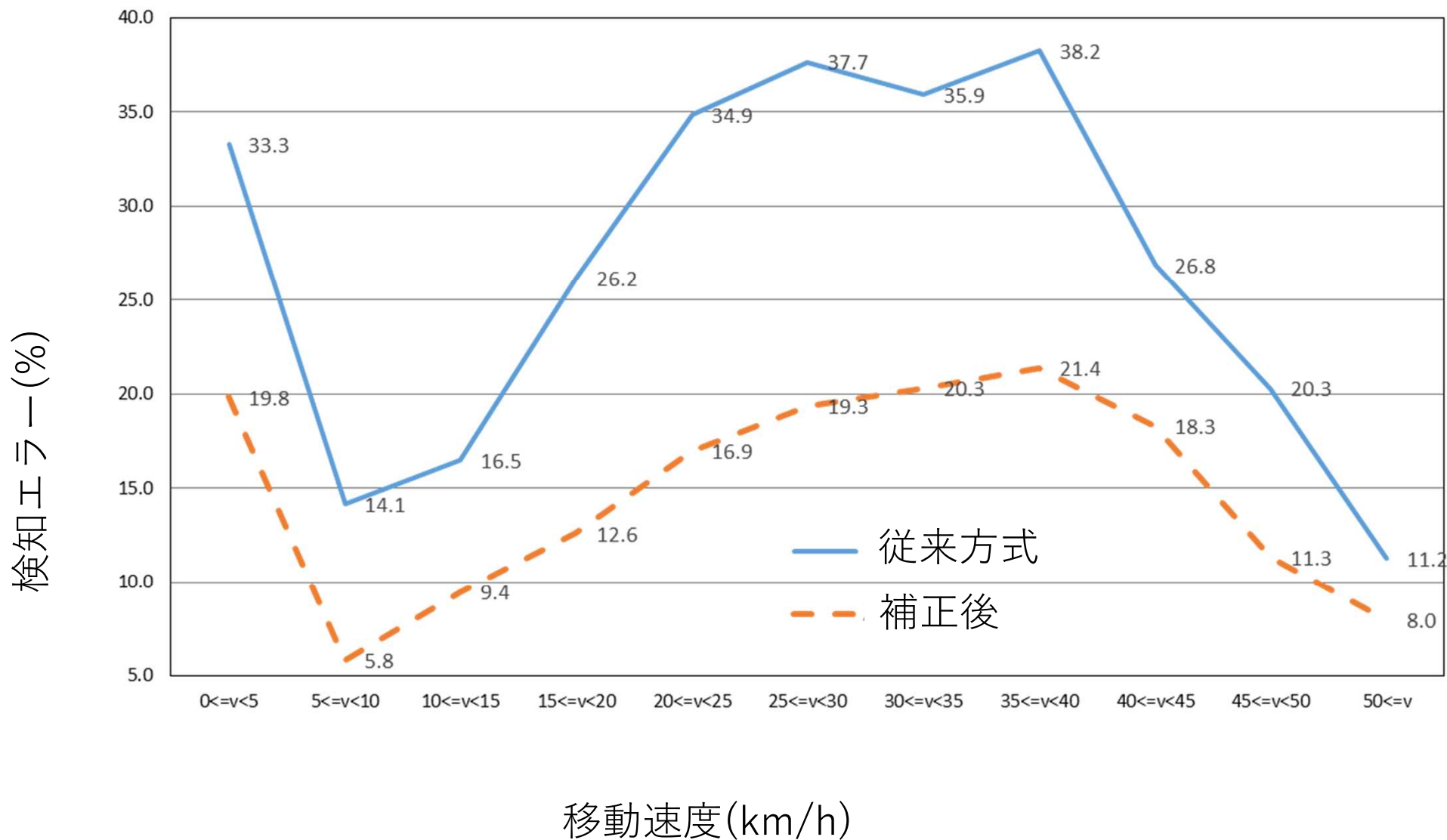
従来方式

木のサイズ	2913	1229	165	41	23
Accuracy (%)	92.5	88.5	81.7	76.1	73.1



改善

検知エラーと移動速度との関係

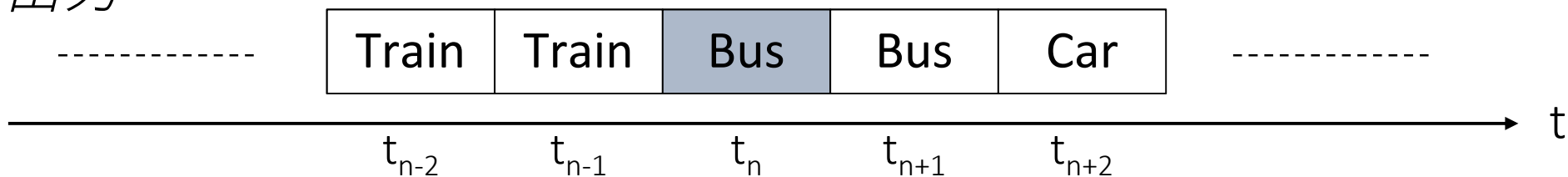


更なる改善の提案

- トリップの定義: 0km/hからスタートし、0km/hでストップするまでのシーケンス
- 仮定: 一つのトリップ中は、同じ交通モードが継続
- 多数決に基づいた方式の改善
 - 一つのトリップ中で、より確度の高い交通モードを抽出
→ 速度域5~10km/h、50km/h以上に着目
 - その交通モードに対して、より大きな重みを付けた「重み付き多数決」

重み付き多数決による補正方式

分類器出力



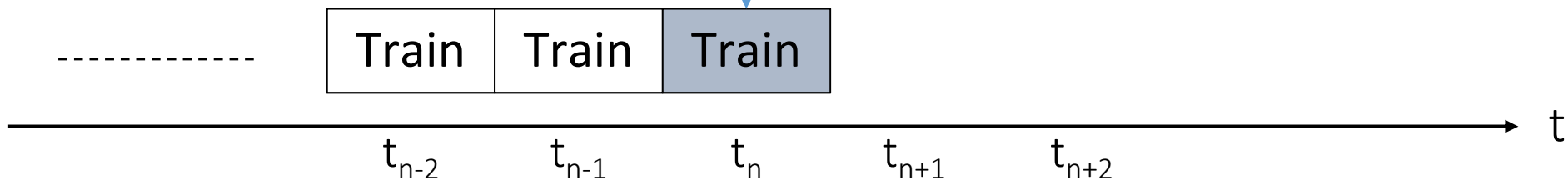
補正ウィンドウサイズ: 5

4 Trains, 2 Buses and 1 Car

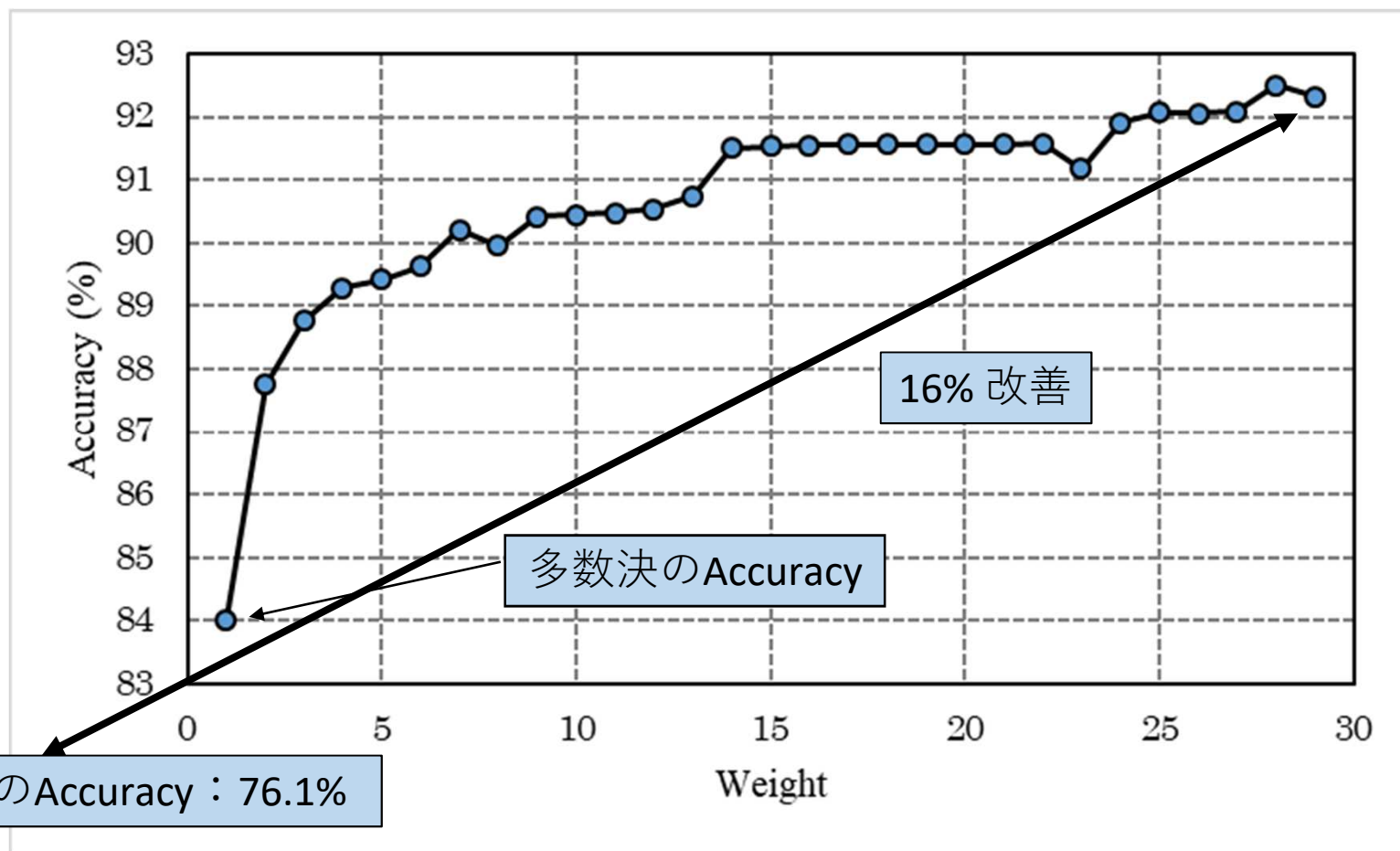
Trainの重み: 2

補正後の交通モード

重み付き多数決



重み付けとAccuracyとの関係



元々の決定木のAccuracy : 76.1%

多数決のAccuracy

16%改善

8%改善

新技術の特徴・従来技術との比較

- 機械学習だけを用いた場合のAccuracy(あるいは、検知エラー)を大幅に改善可能
- 「機械学習の後処理」との位置づけ
 - 処理負荷は極めて小さい: 適当な長さの補正ウィンドウ内で多数決あるいは重み付き多数決を計算
 - 後処理なので、機械学習アルゴリズムに依存しない。
→ 決定木以外にもDeep Learning等へも適用可能

想定される用途

- 人がどのような手段で移動しているかを検知
 - 従来、交通モードは、アンケート調査により調べていた。
 - 自動化することでより正確なデータが集まる。
 - データ収集のリアルタイム化が可能
- 交通モードが分かると
 - 移動状況に応じた情報提供
 - ライフログ取得
 - 交通需要・混雑度把握
 - 公共交通利用時の乗り換えなど移動経路把握
- アイデア次第で様々な可能性がある。

実用化に向けた課題

- 提案する後処理に速度情報を利用
 - 地下など、GPSを受信できない場合に機能しない。
 - 速度情報が無い場合、機械学習そのもののAccuracyが低下するという問題もある。
- ハードウェア依存
 - 機械学習がセンサの特性に影響を受ける
- 実証実験
- プライバシー
 - プライバシー保護
 - 情報提供のインセンティブ

企業への期待

- 以下のような分野で、人や物の移動に関わる魅力的なアプリケーションの創出を検討したい。
 - 交通事業(鉄道、道路……)
 - 交通情報提供
 - 人流分析・スマートシティー
 - 物流
- 実証実験への協力
 - 種々ハードウェア、交通モード、人に関わるデータ収集

本技術に関する知的財産権

- 発明の名称 : 移動モード判定装置
- 出願番号 : 特願2018-044419
- 出願人 : 大阪産業大学
- 発明者 : 熊澤宏之

お問い合わせ先

大阪産業大学 地域社会連携課
産学連携コーディネーター 鈴木 栄久

TEL 072-875-3001

FAX 072-875-6551

e-mail sangaku@cnt.osaka-sandai.ac.jp