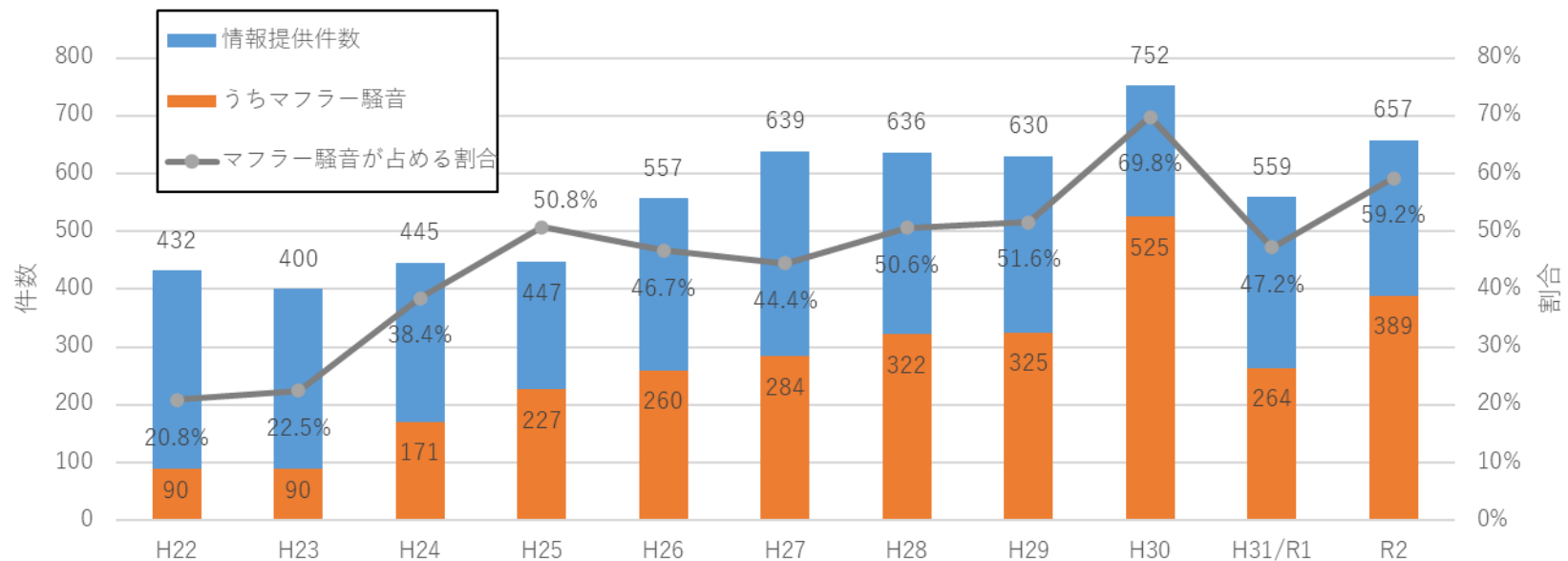


# AIを用いた走行騒音から 不正改造車両の判定方法

環境研究部 主任研究員 宝渦 寛之

# 背景

- 道路沿線の住民感情を著しく損ねる存在として、大きな騒音を発する車両の存在が挙げられる
- 特にマフラーを交換することにより騒音が問題となる件数は、増加傾向にあるとのデータもあり、対策が必要な状況にある



不正改造車 110 番への情報提供件数の推移（強化月間中）

提供：国土交通省

# 背景

---

- 騒音をまき散らす車両についての報道が増えている
- 各地で取り締まりが強化され、街頭検査が行われている

# 背景

- 街頭検査においては、近接排気騒音試験により検査が行われ、試験の結果が規制値を超過した場合、整備命令が発令される
- 本講演では、このような車両を“不正改造車両”と呼ぶ
- 近接排気騒音試験は、車両を停止させた状態で、エンジン回転数を規定の値まで引き上げた後にアクセルを離し、その間の最大騒音レベルを評価する
- この試験法は、走行中の車両を停止させること及びエンジン回転数測定のための計測機器の取り付けに手間を要する
- また空ぶかしによる試験であることから、試験自体が苦情の原因となりうる
- 近接排気騒音試験を行わず不正改造車両を推定できれば、効率的な取り締まりに資することが可能となる

# 背景

- 不正改造車両を簡便に推定する方法として、走行騒音を活用することが考えられる

## 公道：走行騒音



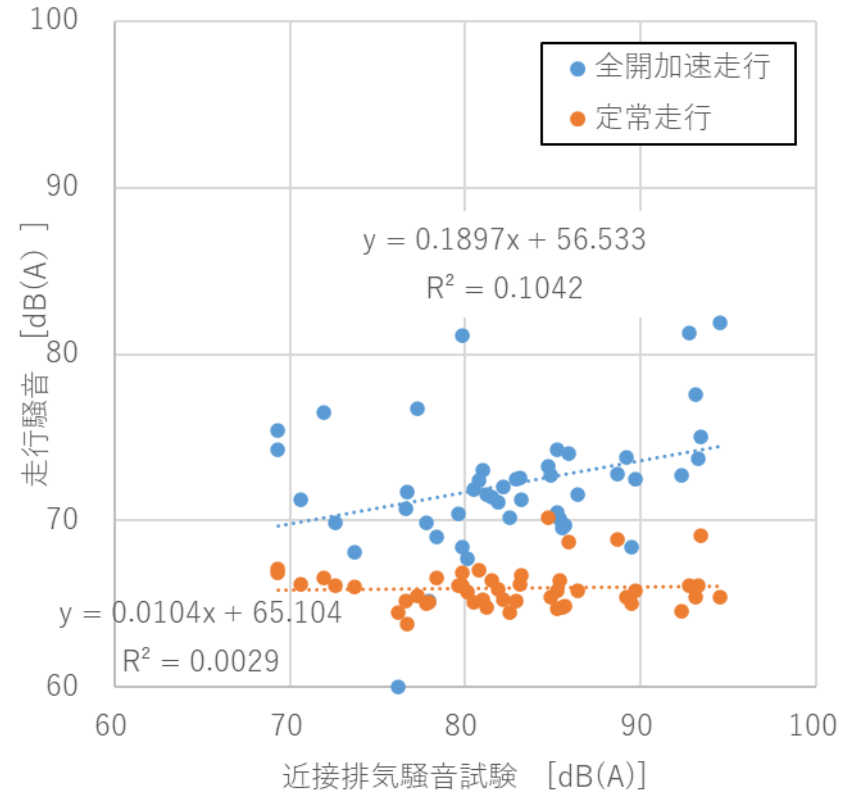
## 街頭検査：近接排気騒音試験



- 車両状態の違い
- 測定位置の違い

- 両者の単純な相関は低いと言われている
- 騒音レベルの閾値を設けることも考えられるが、測定距離や走行方法により、同じ車両でも異なる騒音レベルとなるため容易ではない

# 背景



- 両者の単純な相関はかなり低い
- この原因として、測定位置における音源寄与（エンジン、吸排気、ドライブチェーン等）の違いが考えられる

# AIの活用

---

- 近年、様々な分野において、AI（Artificial Intelligence）の活用が進んでおり、従来技術では解決が困難であった多くの課題の解決に貢献している
- 特に画像処理の分野において顕著な成功を収めており、本研究にて適用の可能性を検討する

# 目的

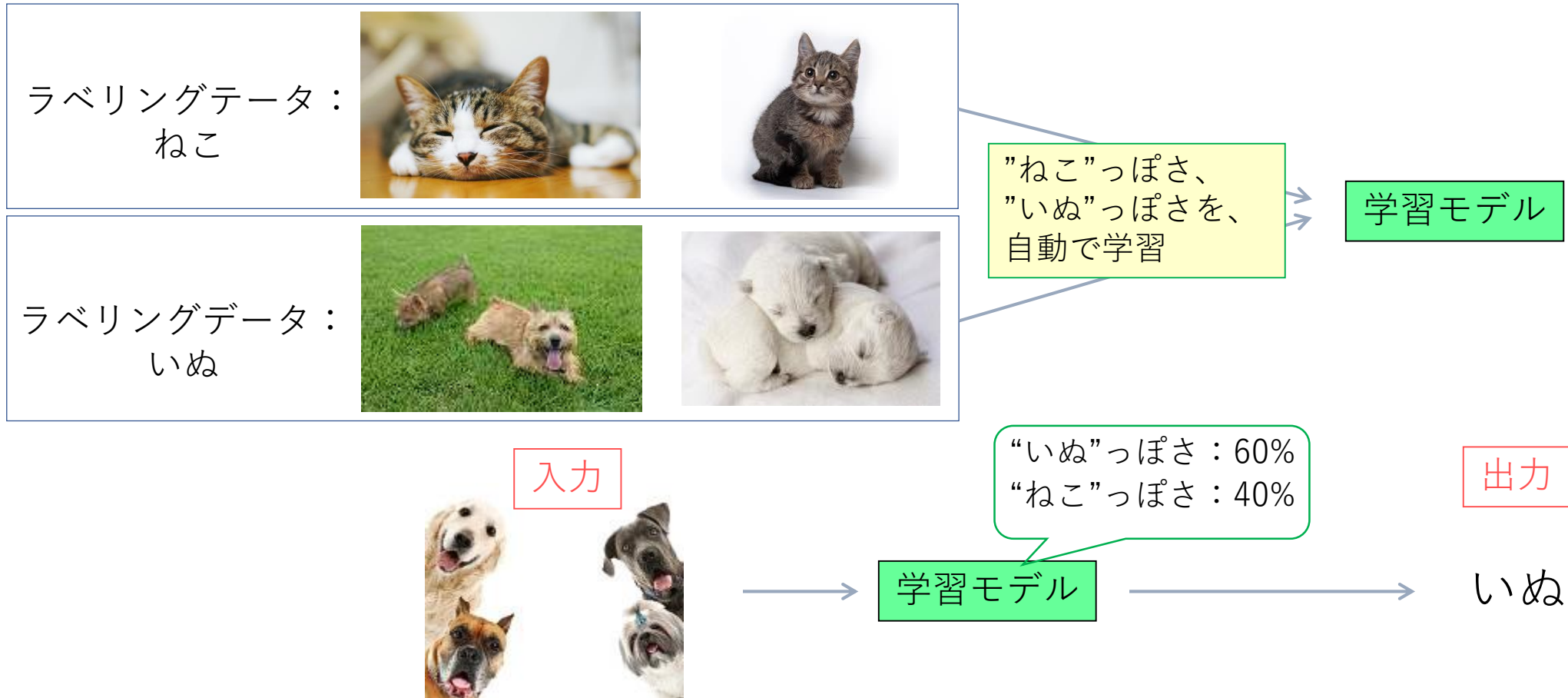
---

- 街頭検査の効率化のため、走行騒音から不正改造車両を判定可能なAIモデルを、深層学習により作成することを目的とする
- 本講演では研究の第一段階として、対象を単独で走行する二輪車に限定し、AI適用の可能性を検討した結果を報告する



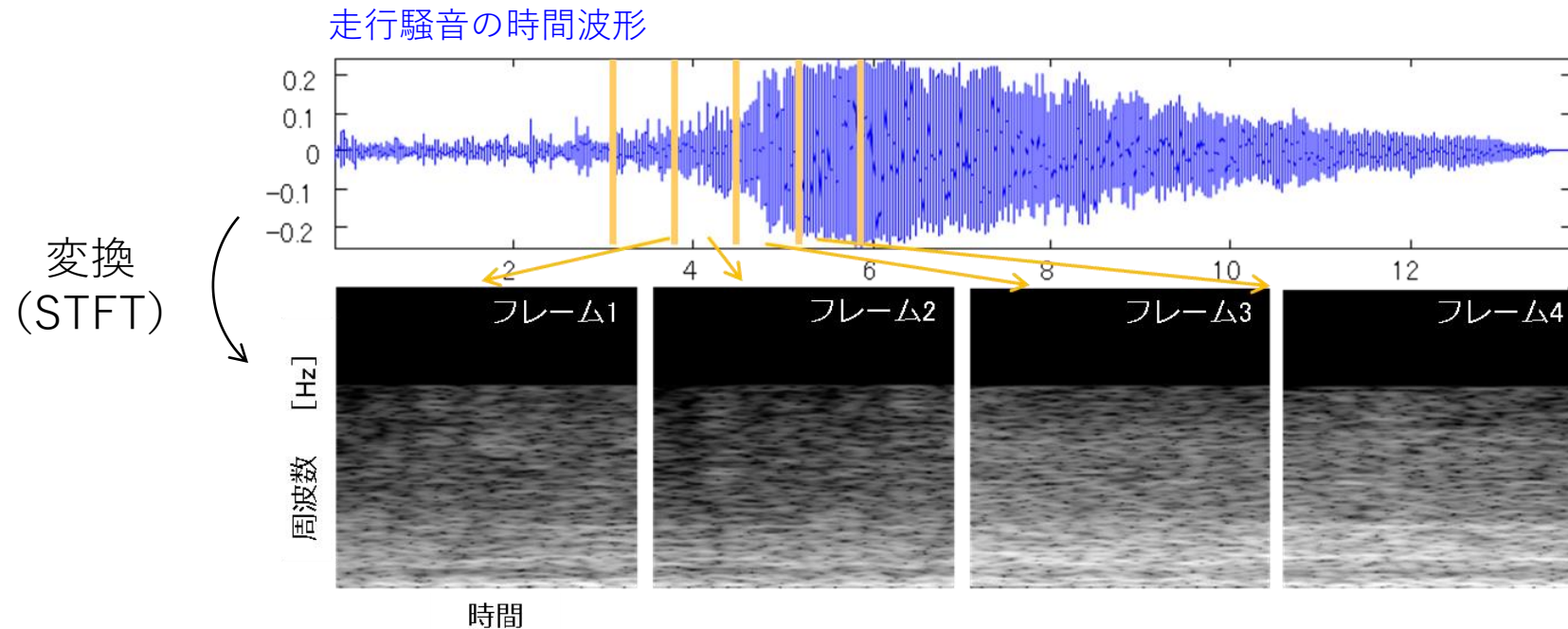
# 深層学習：教師あり学習の分類

- 深層学習とは機械学習の一種で、与えられた入力データに対して、出力を得るプロセスを”自動で学習”し、得られたモデルにより答えを求める方法



# AIモデルの作成：事前処理

- 走行騒音は時間－周波数のコンターマップに変換し、変換画像に対し学習を行う
- 変換画像は、それぞれの最大値にて正規化を行う
  - ✓測定距離が変わると騒音レベルも変わるため、周波数パターンに着目する方が有効
  - ✓AIは変化の大きな所を特徴として捉えるため、特徴を強調する意味で有効



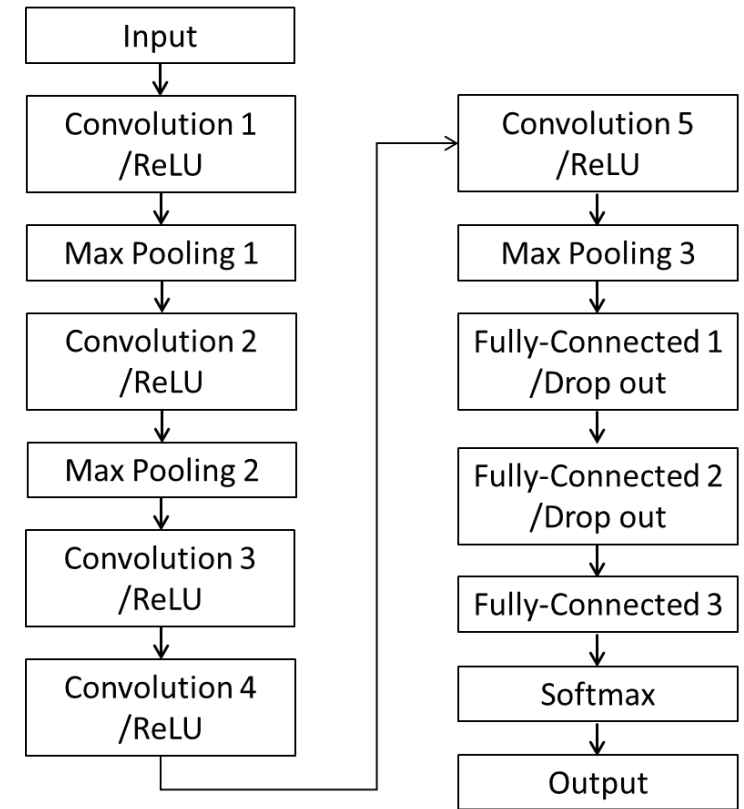
# AIモデルの作成：学習データの測定

- ここで行う分類は、“不正改造車両”、“適法車両”、“その他”とした
- これらのデータは既存のものにはないため、テストコース上にて測定を行った
- 様々な走行方法の車両に適用可能とすべく、様々な速度、加速度で車両を走行させ、学習データを測定した



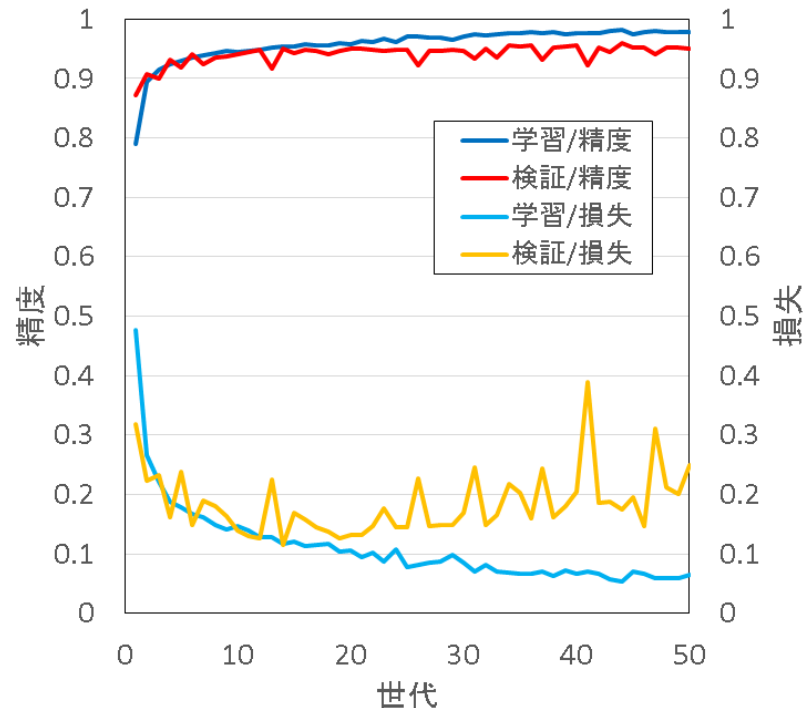
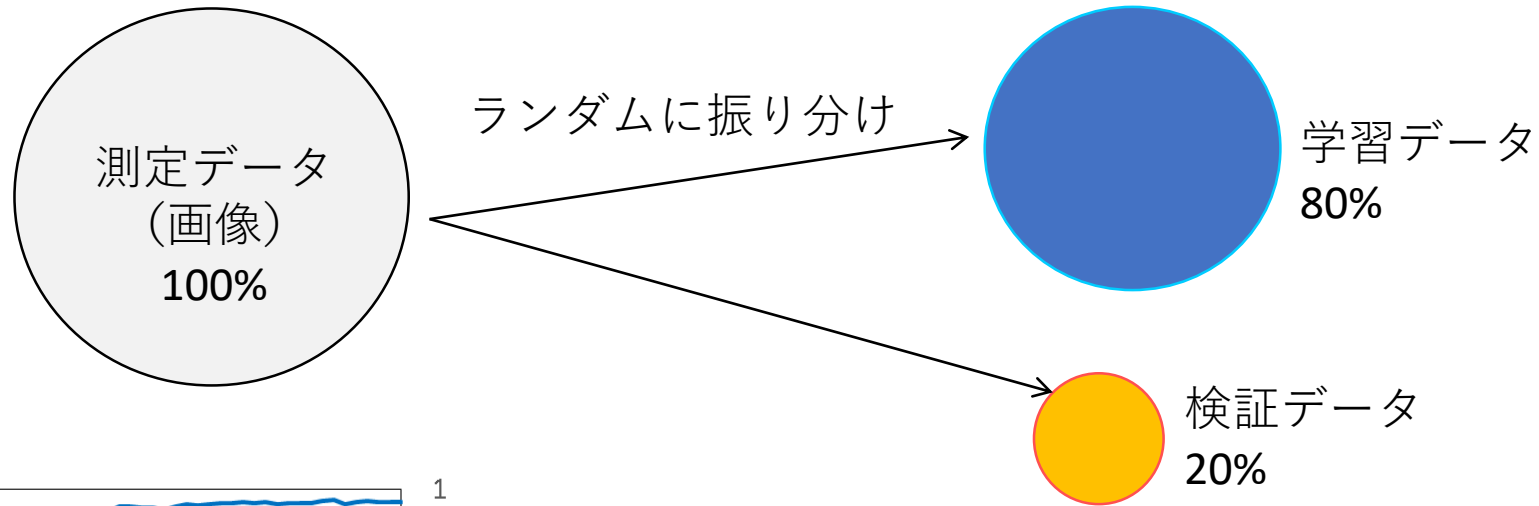
# AIモデルの作成：深層学習

- 深層学習とは、多層のニューラルネットワークを重ねたものをいう
- 5つの畳み込み層（Convolution）、3つの全結合層（Fully-connected）、プーリング層（Max pooling）に加え、ドロップアウト層（Drop out）、ソフトマックス関数（Softmax）からなるAlexNetを使用した
- AlexNetは、当時の画像分類コンテストにて、圧倒的な性能を示した



AlexNetの構成

# AIモデルの作成：計算の実行



- 「精度」は、○×の正解率を意味する
- 「損失」は、導出した確率を評価する (低い値が高評価)
- 学習・検証いずれも、90%以上の精度であった
- 30世代あたりから検証/損失が増加し、過学習の可能性があるので、  
→以降では、25世代のモデルを採用した
- 学習データ以外の車両データを用いて、汎用性を検討する必要がある

# 公道での騒音測定

- 学習データとは無相関の車両について精度検証を行うべく、公道での騒音測定を行った
- 街頭検査実施地点より上流側に騒音計とカメラを設置し、車両外観等から、通過騒音と検査結果を照合した



街頭検査



通過騒音測定

# AIモデルの検証：山間部

- 測定した時間帯において、AIモデル適用の前提条件となる単独走行する二輪車は6台であった
- 6台中5台について正しく判別することができ、正解率は83%であった
- 近接排気騒音試験の値が、規制値（94dB）近辺となる車両が多くあった  
これらは聴感で判断することは難しいと考えられるが、高い精度で判別できた

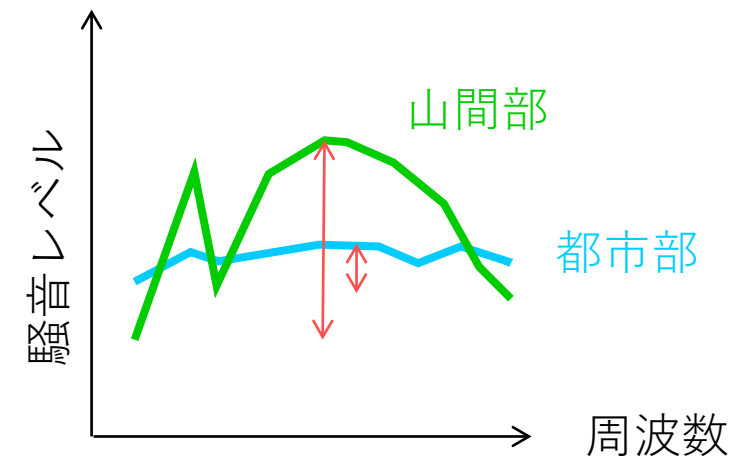
AIの予測した確率 [%]			AIの予測	街頭検査結果	近接排気騒音 試験結果 [dB]
不正改造車両	適法車両	その他			
26.3	63.4	10.3	適法車両	適法車両	93
11.1	50.6	38.3	適法車両	不正改造車両	99
23.0	56.3	20.7	適法車両	適法車両	88
1.4	98.1	0.5	適法車両	適法車両	87
0.1	99.9	0.0	適法車両	適法車両	82
67.4	18.8	13.7	不正改造車両	不正改造車両	98

# AIモデルの検証：都市部

- 全ての車両は街頭検査員によるスクリーニングの結果、問題ないとされており、近接排気騒音試験を実施することなく適法車両と判定されている
- 判定結果は、適法車両を不正改造車と誤判定することはなかったものの、“適法車両”を“その他”と判定することがあった。正解率は60%であった
- 山間部より結果が悪化した原因として、通過騒音と暗騒音との差が考えられる。都市部では生活騒音や突発音により暗騒音が高いことや、騒音が問題とならない車両であったため、対象車両の走行騒音と暗騒音の差が小さく、不正改造車両の特徴量として検出されなかった可能性がある

AIの予測した確率 [%]			AIの予測	街頭検査結果	近接排気騒音試験結果 [dB]
不正改造車両	適法車両	その他			
0.5	99.1	0.4	適法車両	適法車両	実施せず
5.3	92.7	2.0	適法車両	適法車両	実施せず
12.4	37.1	50.4	その他	適法車両	実施せず
3.8	26.9	69.2	その他	適法車両	実施せず
3.5	76.1	20.4	適法車両	適法車両	実施せず
24.0	54.4	21.6	適法車両	適法車両	実施せず

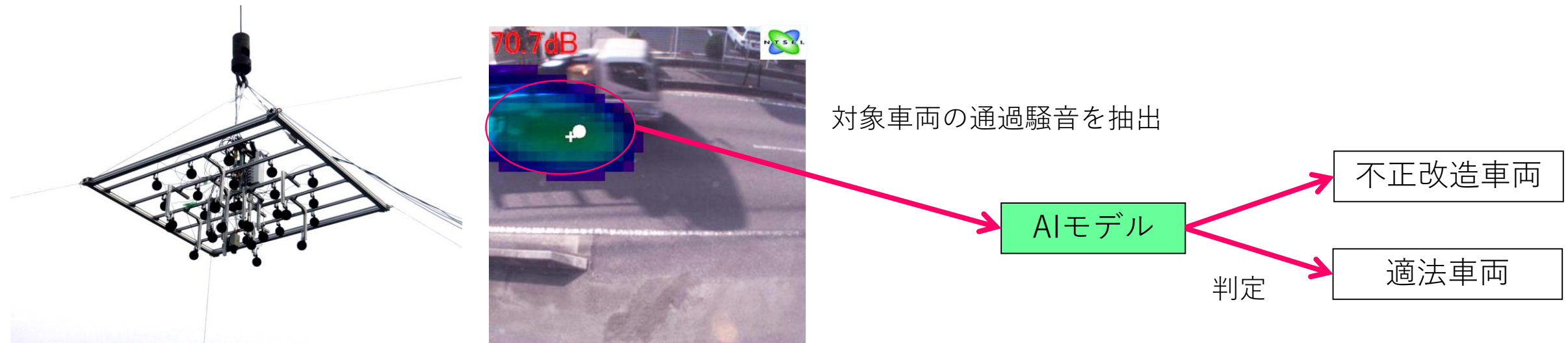
20台中の6台を抜粋して表示





# 今後の予定

- 公道測定の結果から、SN比の高い測定を行うことが重要と考えられる
- 交通安全環境研究所では、これまでにマイクロホンアレイを用いた交通流中の通過騒音の抽出技術の開発を行ってきた
- マイクロホンアレイを用いることにより、実路においてもSN比の高い測定が可能となると考えられるため、今後は、AIによる不正改造車両の判定方法とマイクロホンアレイによる通過騒音の抽出を組み合わせることを検討する



# まとめ

- 研究の第一段階として、対象を単独走行する二輪車に限定してAIモデルを作成し、その検証を行った
- その結果、前提条件を十分に満たす場合については、学習データとは無相関な一般の車両についても、車両情報や走行条件等の情報を与えることなく高精度に判定することができた
- 一方、暗騒音や他の車両の影響が混入しSN比が悪化すると考えられる環境においては、判定精度の悪化が確認された
- 今後、マイクロホンアレイを組み合わせSN比の高い計測を行うことにより、単独走行する二輪車という前提条件にとらわれず、交通流中から不正改造車両を検出可能なシステムを開発することが可能であると考えられる