

MIMS共同研究集会

高度な自動運転を実現するための数理の現状と課題

本研究集会の狙い

明治大学 研究知財戦略機構研究特別教授
先端数理科学インスティテュート & 先端科学ELSI研究所

萩原一郎



開催趣旨

- ① 日本独自のEnd-to-End(E2E)式自動運転技術はないとされている。
- ② このことは、経済安全保障の観点からも問題とされ、日本独自の「ほぼ自動で安全に走行できるAIモデルのロジック構築」が求められており、我々MIAD(明治大学先端科学ELSI研究所)の技術が一部で期待されている。
- ③ ここで、E2Eとは、入力（センサーデータ）から出力（車両の制御）までのすべてをAI（学習ベース）で実現する自動運転のアプローチである。
- ④ MIADの高速・高精度の画像処理技術、因果の分かる独自の機械学習技術FQHNN、唯一リアルタイムで処理できるエネルギー最適制御EOCの組合せにより、認知、判断、制御で圧倒的な優位性を有することが示されつつある。

これらをベースに日本発のE2E技術に昇華ために何をすべきか議論する。

本日のプログラム

- 13時00分～13時30分： 萩原一郎(明治大) ①：開催趣旨とMIADにおけるE2E AI 技術
開発の現状について
- 13時30分～14時00分： 滝川桂一((株)テクノプロ/明治大)
②：E2E開発動向と今後
- 14時00分～14時30分： 安部博枝((株)アビライト/明治大学)
③：自動運転レベル3のための協調制御
- 14時30分～15時00分： ディアゴ・ルイス((株)インターローカス/明治大学)
④：ドライブシミュレータを用いた自動走行
実証実験の代替
- 15時15分～15時45分： 橋口真宜(エイチエム工学教育研究所/明治大学)
⑤：E-to-E自動運転へ向けたEOCファミ
リーの設計と有効性の評価
- 15時45分～16時15分： 岡村宏(芝浦工業大学/明治大学)
⑥：E2Eのための評価項目
- 16時15分～17時00分：
⑦：総合討論及び閉会の辞

MIMS共同研究集会

MIADにおけるE2E AI 技術開発の現状について

明治大学 研究知財戦略機構研究特別教授
先端数理科学インスティテュート & 先端科学ELSI研究所

萩原一郎



人・物・金の巨大な巨大戦艦に何故、我々が勝てるのか

① 因果がわかり、高速高精度の(FQ)HNN

走りながら、賢くできる。

何故、独自のなのか。第2次AI時代以来、逆伝播法(BNN)が信奉されたので、見向きもされなかった。

因みに、BNNの流れを汲む、現在の第3次AIブームを牽引するCNN(Convolutional Neural Network)やその様々な発展バージョンでは、因果はわからないし、走りながら賢くできることは困難👉物凄い量の学習が必要・

② 唯一、リアルタイムで解ける最適制御EOC

制御関数の中の仮想物理量の与え方が困難であったため普及しなかったことも我々にとって幸運だった。

機械学習技術：最終的に次の三つの演算に帰着される。

1 最適化解析(計算時間長い、因果が分からない)

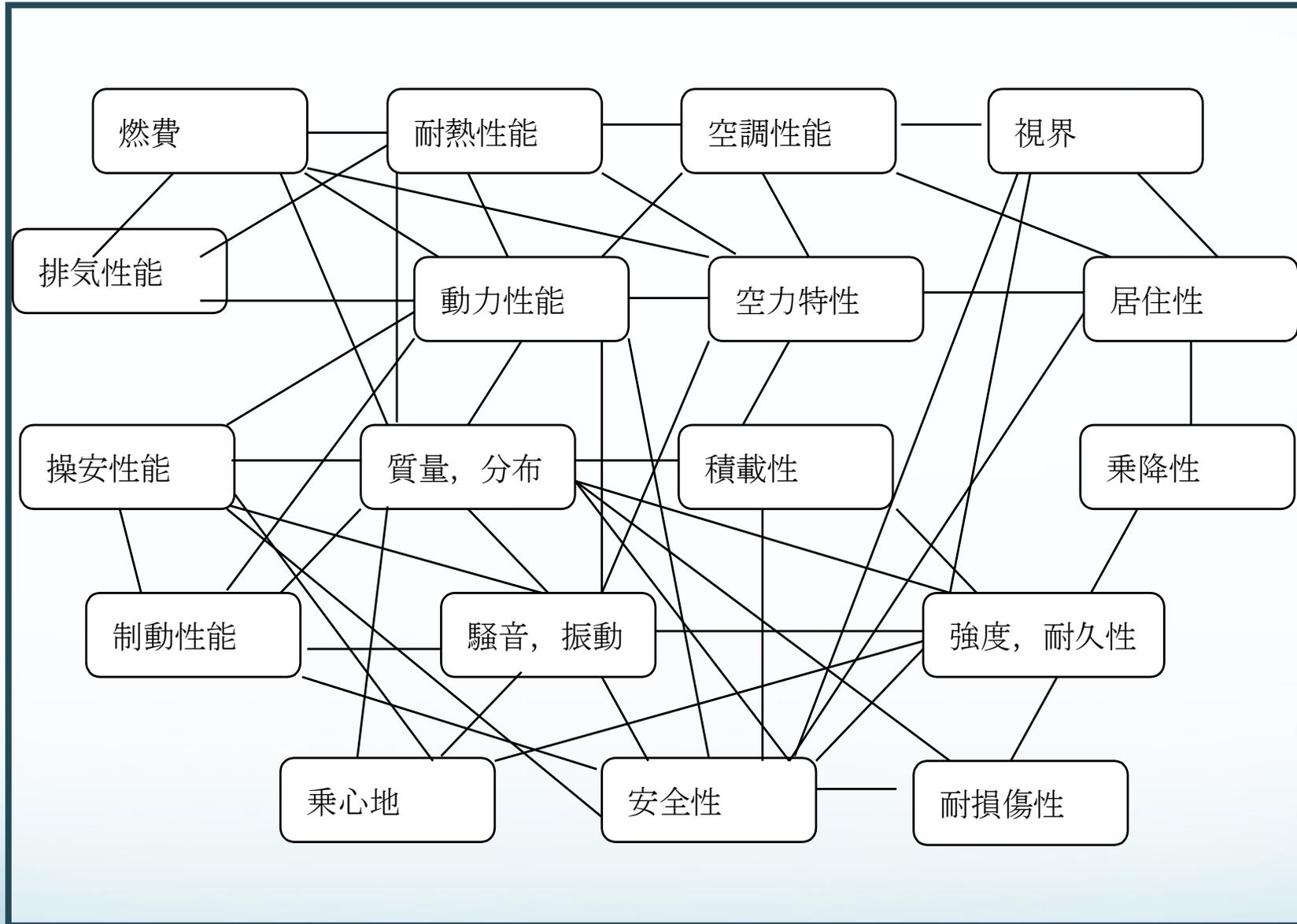
逆伝播法(第2次AIを牽引)、
CNN(深層学習技術; Convolutional Neural Network:
第3次AIを牽引)

2 連立方程式(計算時間短い、因果がわかる) ホログラフィックニューラルネットワーク(HNN)

3 固有値解析(計算時間短い、因果がわかる) ファジィ定量化理論第2類(Fuzzy Quantification Theory Type II) FQHNN(Fuzzy Quantification Theory Type II aided HNN)

○ 因果が分かるとは、私のこれまでの研究例から

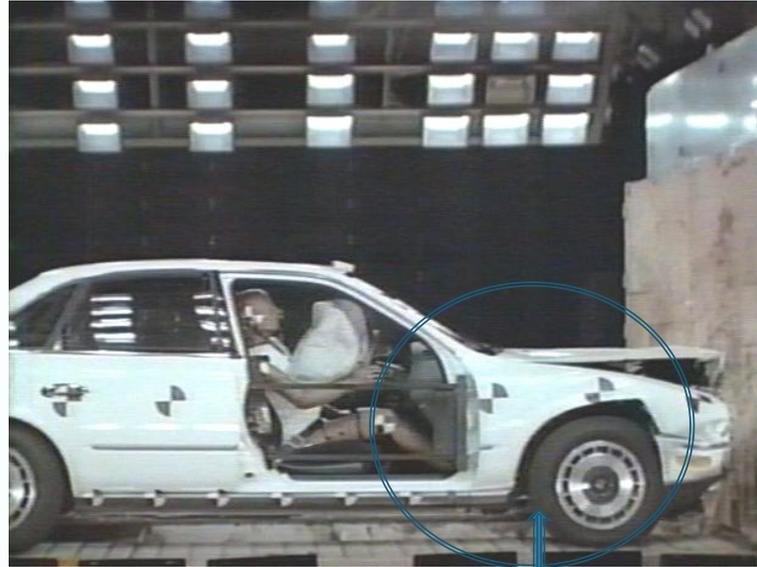
日産自動車(株)に24年開いたことで様々な経験



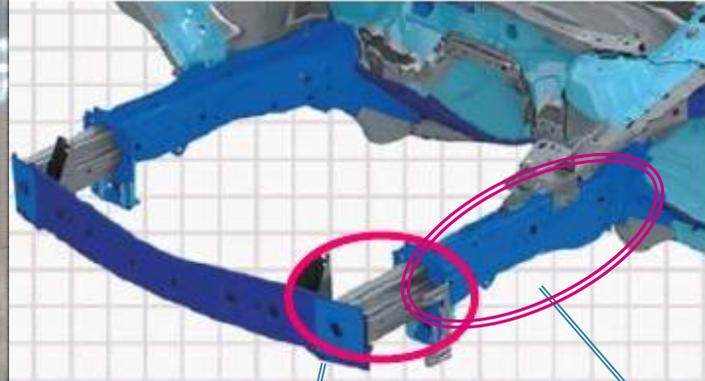
互いにトレードオフの関係のある性能間の関連

日本車追い出すべく1967年米国陸運局が厳しい安全基準を課す

自動車産業は今何が重要項目か、わかる産業。1970年～1990年は「衝突」であった。「ビードの発明で一応の決着」

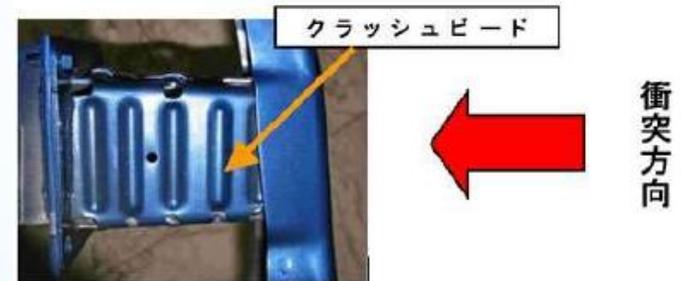


前部構造で、可能な限りエネルギー吸収



クラッシュボックス

サイドメンバー



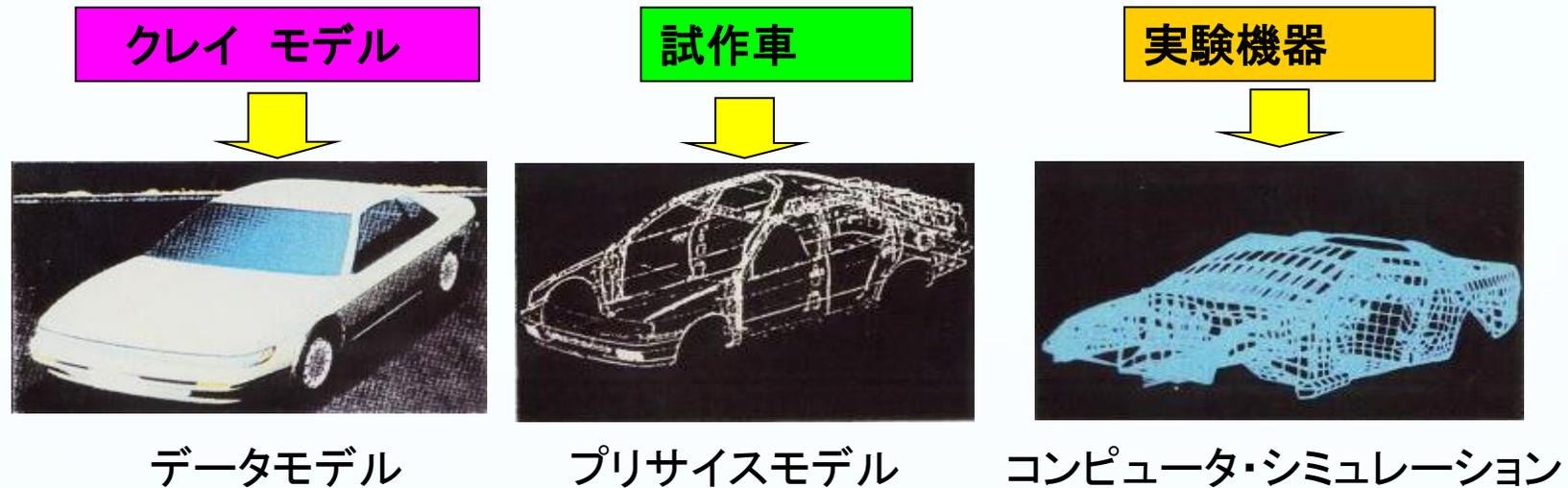
クラッシュビード

衝突方向

エネルギー吸収材の基本特許の取得
萩原一郎，津田政明，北川裕一，
ビードの配置決定方法，
第2727680号(1991)。

車のエネルギー吸収材；中空矩形断面柱構造から
ビード付き中空矩形断面柱構造へ

衝突シミュレーションの成功により 計算科学(シミュレーション)による開発スタイルの変革



自動車開発スタイルの変革

開発期間：40～60ヶ月→12～20ヶ月と大幅に短縮

ソフトハードの時代：計算科学シミュレーションなしでは

新しいハードも誕生しない

→日本メーカーが最も上手に使用

→その結果、新しいハード70～80%は日本の自動車メーカーから誕生

→残された課題：乗り心地、操縦安定性、音質、など心に関する特性

ドライバーの満足度を表情で測るコンセプトの提唱（萩原一郎、計測と制御、1996年）

新しい感性工学からのアプローチ：運転者の表情でドライバーの満足度把握

自動車自身が人間の感情を読みとる！

機械はどうやって人間の感情を見知できるのだろう？

画像データ

音声データ

サーモデータ

知ってましたか？

人間はコミュニケーションで

言語：7%

表情：55%

だったなんてこと

まずは表情の認識！

機械はどうやって人間の感情を見知できるのだろう？

画像データ

音声データ

サーモデータ

表情認識

使えそうなデータは全部つかっちゃえ

センターフュージョン



心理学面での表情認識: 6基本表情の認識

- 怒り, 嫌悪, 恐怖, 悲しみ, 幸福, 驚きの6つの基本的な表情.
- 人種や, 文化, 性別などに関係なく万国共通.



怒り (anger)



嫌悪 (disgust)



恐怖 (fear)



幸福 (happiness)



悲しみ (sadness)



驚き (surprise)

6基本表情

FAU (Facial Action Unit) の種類

AU No.	AU 名	AU No.	AU 名
1	眉の内側を上げる	20	唇両端を横に引く
2	眉の外側を上げる	23	唇を固く閉じる
4	眉を下げる	24	唇を押えつける
5	上瞼を上げる	25	顎を下げずに唇を開く
6	頬を持ち上げる	26	顎を下げて唇を開く
7	瞼を緊張させる	27	口を大きく開く
8	唇を互いに接近させる	28	唇を吸い込む
9	鼻にしわを寄せる	29	下顎を突き出す
10	上唇を上げる	30	顎を左右にずらす
11	鼻唇溝を深める	32	唇を噛む
12	唇両端を引き上げる	35	頬を吸い込む
13	唇を鋭く引き上げる(頬を膨らませる)	41	上瞼を(力なく)下げる
14	えくぼを作る	42	薄目
15	唇両端を下げる	43	閉眼
16	下唇を下げる	44	細眼にする
17	下顎(おとがい)を上げる	45	まばたく
18	唇をすぼめる	46	ウィンクする

			眼球の回転

(AU は全体で 44 個あるが、番号は途中が抜けているので 46 までである)

オーソライズされているFAUのリスト

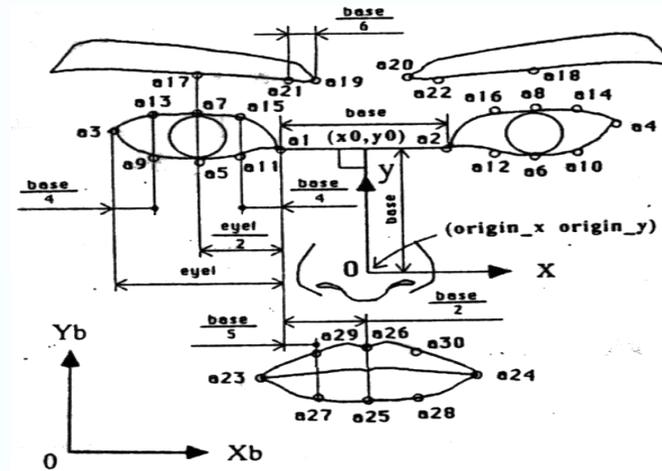
FAUにより表現した6基本表情

Expression	Facial Action Unites
Surprise(驚き)	1+2+5+26
Fear(恐怖)	1+2+4+5+7+20+26
Disgust(嫌悪)	4+9+17
Anger(怒り)	4+5+7+10+26
Happiness(幸福)	6+12(+26)
Sadness(悲しみ)	1+4+15

階層型NNによる6基本表情認識(小林ら)

● 手順

1. AUに対応する30特徴点を指定し
中立の顔表情からの移動量を計算
2. ニューラルネットワーク (NN) へ
移動量を入力, 6基本表情を出力
3. NN による学習と表情認識



顔の特徴点

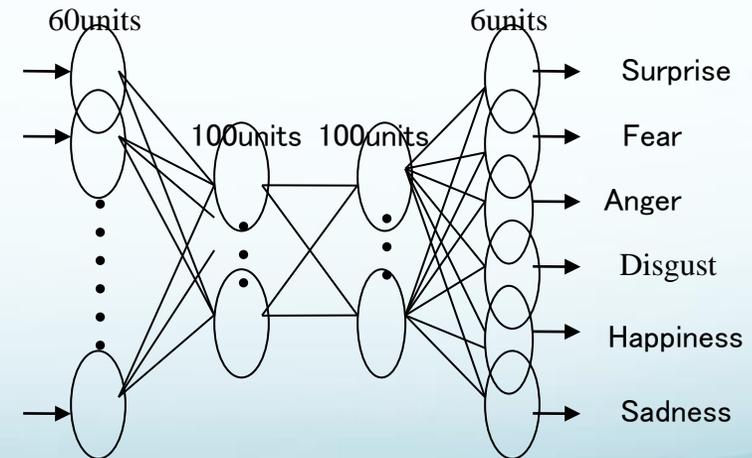
:シグモイド関数 $sig(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

$$W_{k,j}^{(n+1)} \leftarrow W_{k,j}^{(n+1)} - \eta \frac{\partial R(W)}{\partial W_{k,j}^{(n+1)}}$$

$R(W)$ が二乗誤差 $\frac{1}{2} \sum_j (t_j - y_j^{(N)})^2$ であるとき

$$W_{k,j}^{(n+1)} \leftarrow W_{k,j}^{(n+1)} - \eta \delta_j^{(n+1)} y_k^{(n)}$$

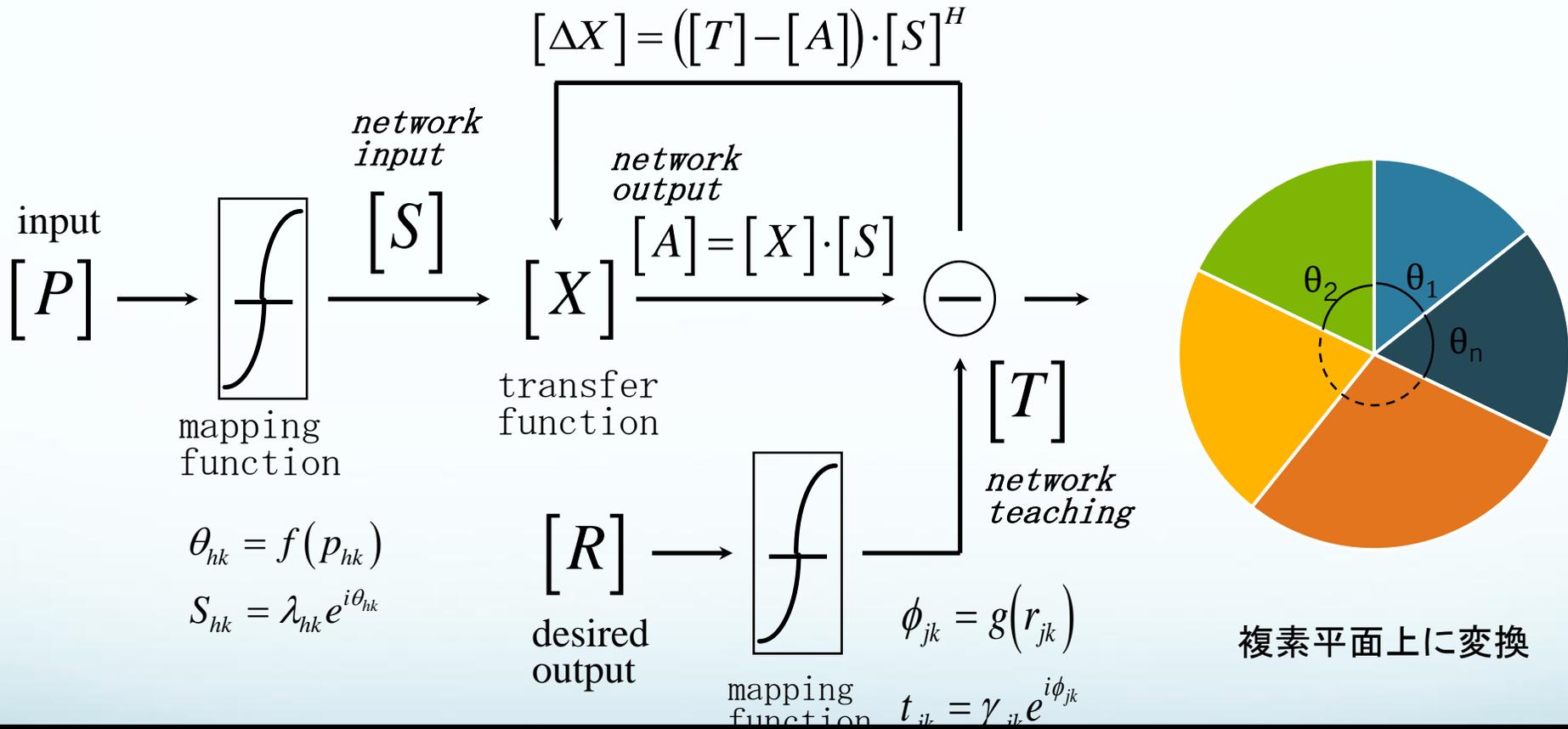
$y_k^{(n)}$ は第 n 層の第 k ノードの出力



6基本表情認識用BNN

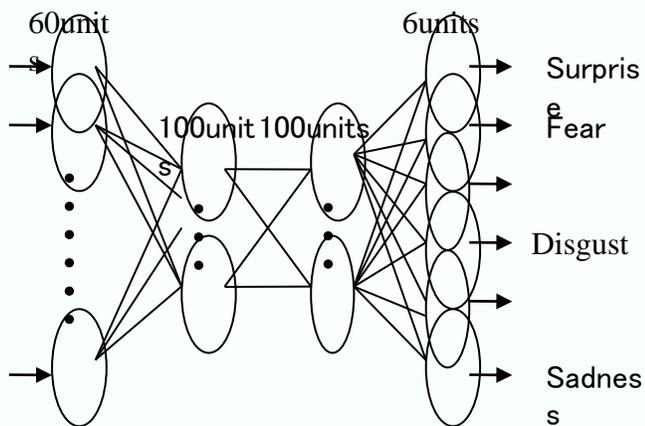
(バックプロパゲーションニューラルネットワーク)

HNNは、入出力データの複素平面への写像により、入出力関係が線形に表せる事を利用したニューラルネットワークである。例えば、非線形関数： $r=f(p)$ を近似する。

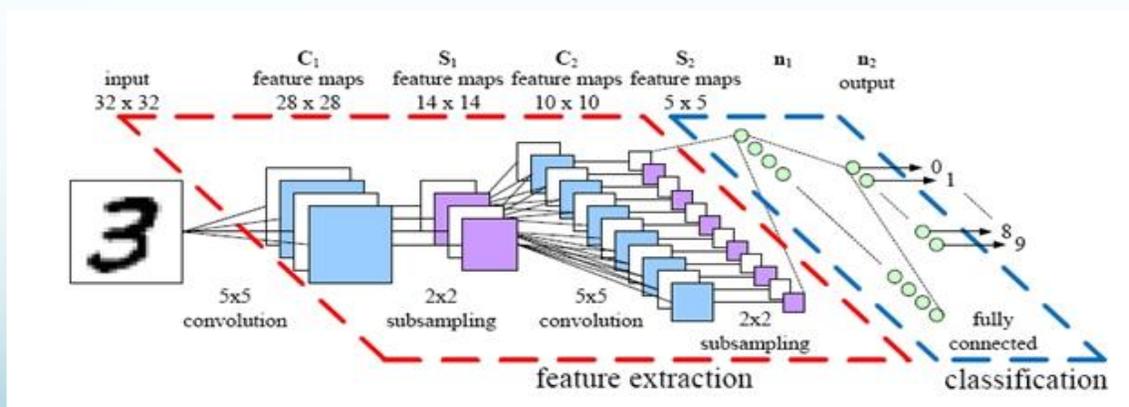
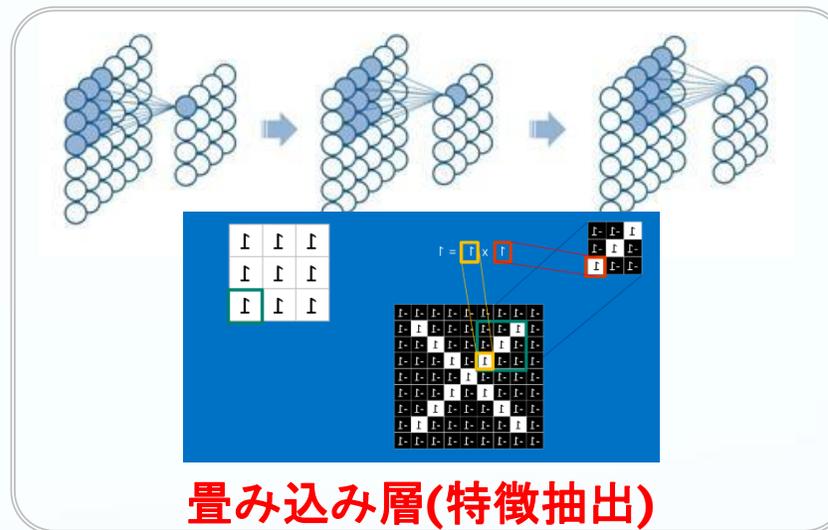


私だけがBNNを捨てホログラフィックニューラルネットワーク(HNN)に邁進

第3世代AIを牽引する畳み込みニューラルネットワーク(CNN): ネオコグニトロン+BNN



逆伝播ニューラルネットワーク (BNN)
前後の層に含まれるニューロン同士網羅的に結線



畳み込みニューラルネットワーク (CNN)
(畳み込み層とプーリング層のペアの繰り返し)



左寄りに映っている犬

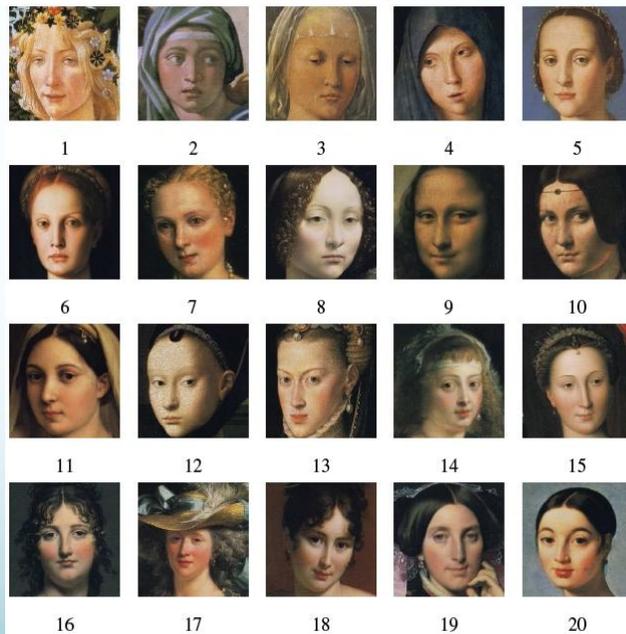
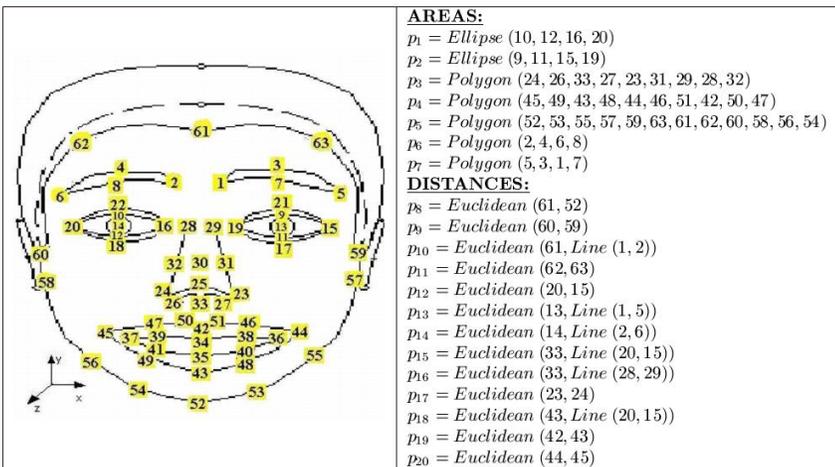


右寄りに映っている犬

プーリング層(ロバスト性)

CNN: ニューロン同士の結合適切に制限、結合強さ共通

研究の背景 ~HNNを用いた癒し解析システム~

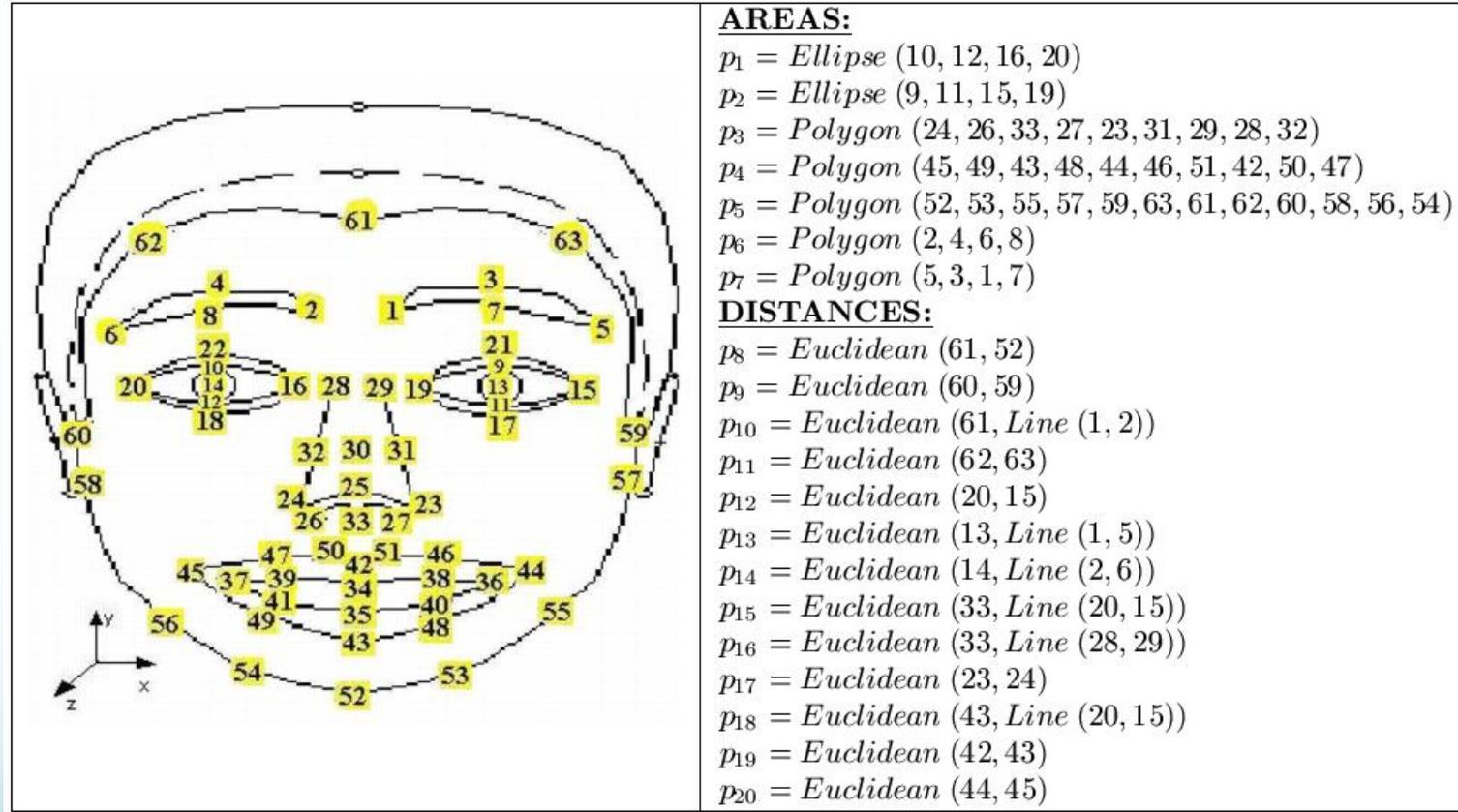


“0” - 癒されない
 “1” - どちらでもない
 “2” - 癒される



HNNの入力データ

❖「癒し計測システム」で使用した63の特徴点



HNNの入カデータ

❖正規化した17の顔パラメータ

Face parameters		
Area parameters: p_1 (right eye), p_2 (left eye), p_3 (nose), p_4 (mouth), p_5 (face), p_6 (right eyebrow), p_7 (left eyebrow).		
Distance/size parameters: p_8 (face height), p_9 (face width), p_{10} (forehead height), p_{11} (forehead width), p_{12} (eye-eye), p_{13} (left eye-eyebrow), p_{14} (right eye-eyebrow), p_{15} (eye-nose), p_{16} (nose height), p_{17} (nose width), p_{18} (eye-mouth), p_{19} (mouth height), p_{20} (mouth width)		
Normalization		
$x_1 = p_1/p_5$	$x_7 = p_{12}/p_9$	$x_{13} = p_{14}/p_8$
$x_2 = p_2/p_5$	$x_8 = p_{15}/p_8$	$x_{14} = p_{19}/p_8$
$x_3 = p_3/p_5$	$x_9 = p_{18}/p_8$	$x_{15} = p_{20}/p_9$
$x_4 = p_4/p_5$	$x_{10} = p_{10}/p_8$	$x_{16} = p_{16}/p_8$
$x_5 = p_6/p_5$	$x_{11} = p_{11}/p_9$	$x_{17} = p_{17}/p_9$
$x_6 = p_7/p_5$	$x_{12} = p_{13}/p_8$	

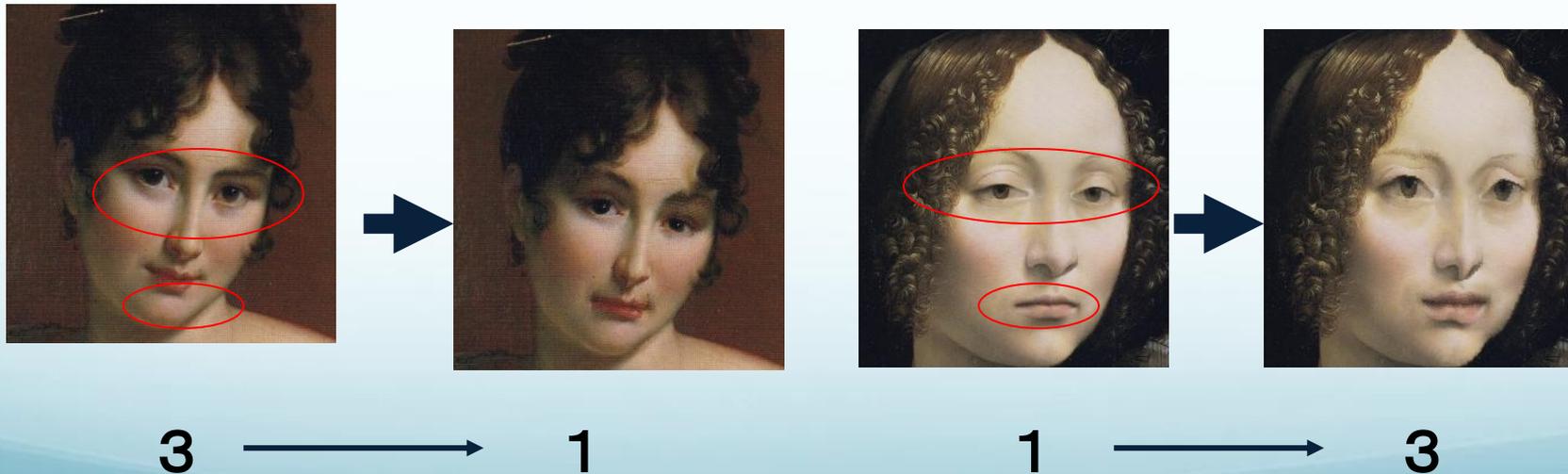


被験者114人の癒し構造

15歳-70歳 (日本人102人, 外国人12人, 女性47人, 男性67人)

HNNではどこで癒されたか分かる。
この被験者は口元と目元が重要らしい

- 印象は主観的・質的
- HNN 分析は物理的パラメータにより癒しを定量的に表現可能に
- 絵画の表情をパラメータを用いて変形させた



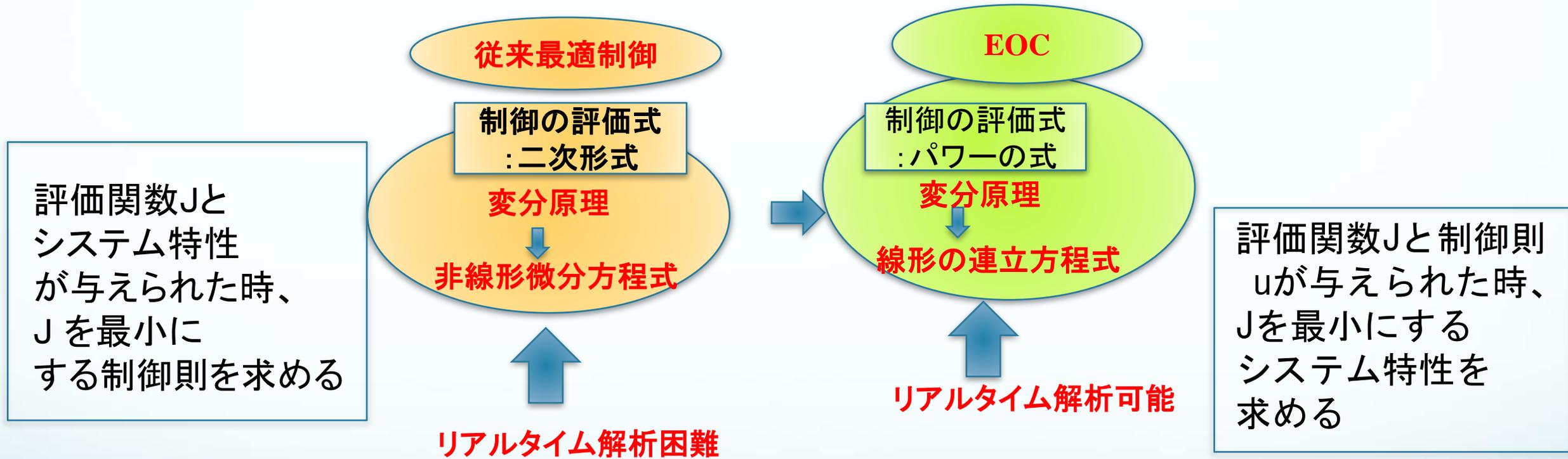
EOCは何故、唯一リアルタイム最適制御なのか

○

10年前に成功した「最適制御の枠組み」の変更

新しい最適制御理論位置付け:

リアルタイムで唯一つ対応が可能なエネルギー最適制御(EOC)



文部科学省が選ぶ「2006年から2021年の間になされた産学連携の模範例6件の中に選ばれる。」

ヒヤリハット対策を学習させた知能自動走行車の実現

回避経路を決めその通りに走行させる👉 (ドライバーとの協調制御)

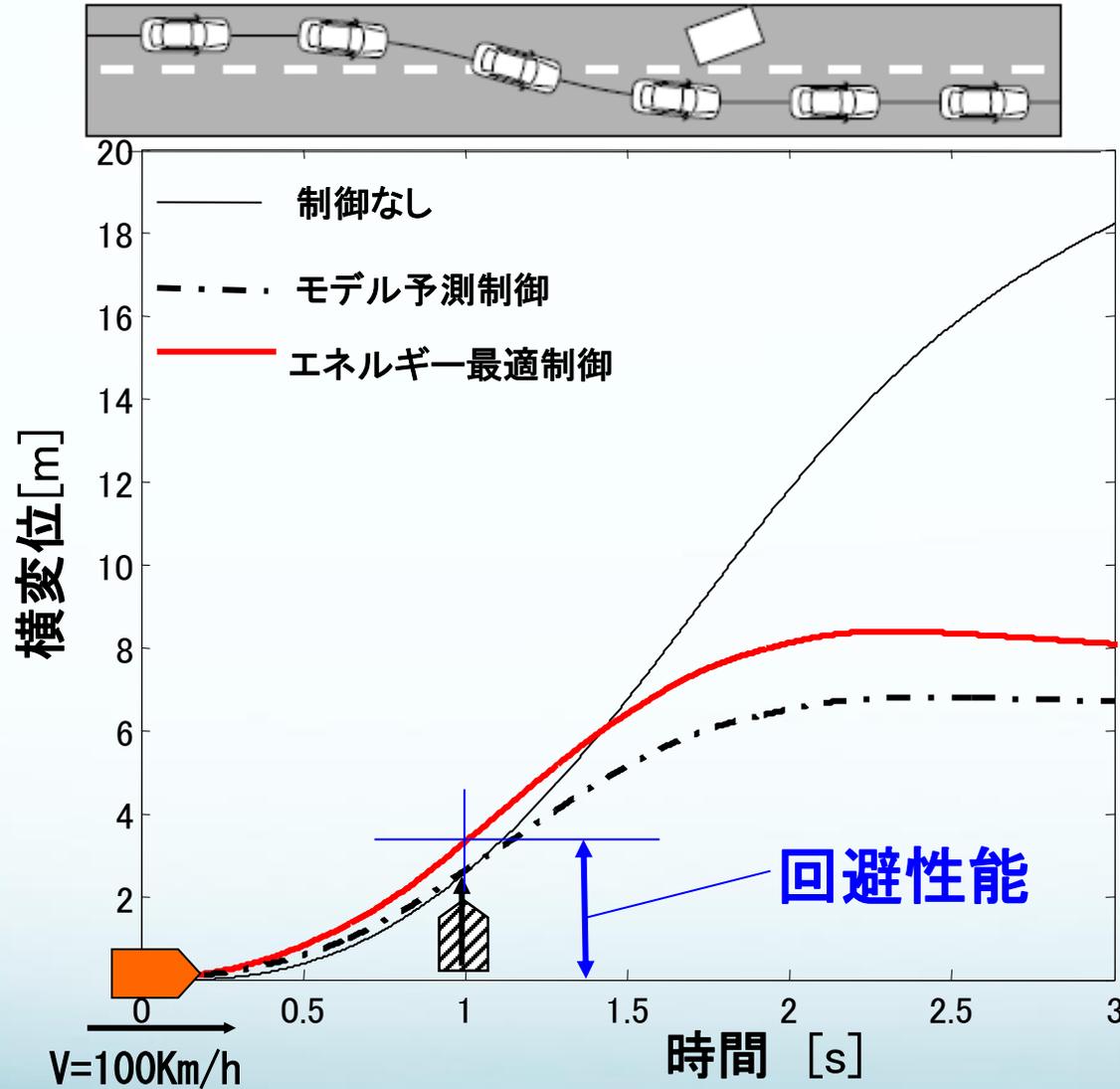


研究者 萩原 一郎

明治大学 先端数理科学インスティテュート(MIMS) &
自動運転社会総合研究所(MIAD)

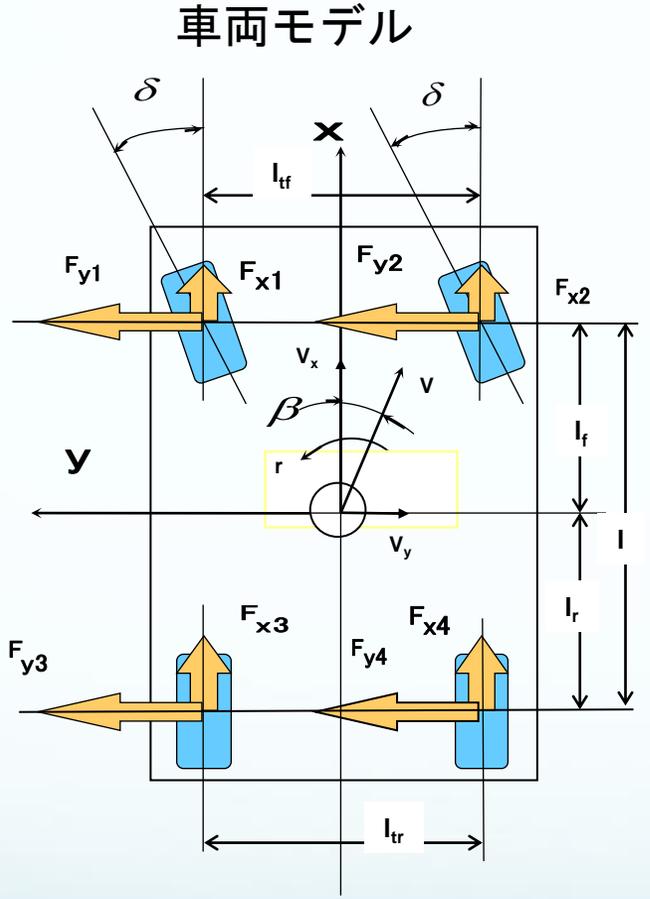
数学アドバンストイノベーションプラットフォーム(AIMaP)」
全国13の数理科学分野で業績を挙げている研究機関

緊急回避性能シミュレーション結果(横変位)



- 前方(到着時間1秒)に障害物を発見
⇒ドライバーが、急激なハンドル操作によって障害物を回避するという状況を想定しシミュレーション
- 車速100[km/h]の直進状態から振幅120[deg]の正弦波状の操舵を2秒間再び直進状態に戻す
- 制御なしの場合:横すべり大
⇒ヨー角ゼロの状態に戻っていない。
- エネルギー最適制御:
目標値以上のヨーレートが発生⇒回避性能の目安となる1sec時の横変位が大きく発生⇒緊急回避性能が高い。

車両モデル、運動方程式、エネルギー最適制御



m : 車両質量
 I_z : ヨー慣性モーメント
 β : 横すべり角
 δ : 前輪舵角
 V : 車速
 r : ヨーレート

$$\begin{aligned}
 m\dot{V}_x - mrV_y &= X \\
 m\dot{V}_y + mrV_x &= Y + u \\
 I_z\dot{r} &= M + I_f u \\
 X &= \sum F_{xi} \quad Y = \sum F_{yi} \\
 M &= (F_{y1} + F_{y2})l_f - (F_{y3} + F_{y4})l_r \\
 &\quad + \frac{1}{2}(-F_{x1} + F_{x2} - F_{x3} + F_{x4})l_t
 \end{aligned}$$

$$L = r_1(\hat{r} - r)M + r_a u r + r_b P$$

仮想パワー \rightarrow $r_1(\hat{r} - r)M$
 散逸パワー \rightarrow $r_a u r + r_b P$
 $P = Yv_y + Mr$

$$\int \frac{\partial L}{\partial q} dt - \frac{\partial L}{\partial \dot{q}} + \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \ddot{q}} \right) = 0$$

$$u = \frac{r_1}{r_a} \left\{ -(\hat{r} - r) \frac{\partial M}{\partial r} + M \right\} - \frac{r_b}{r_a} \frac{\partial P}{\partial r}$$

我々の戦略は如何に

これまでのヒヤリハットを含め、EOCで解いておき、それを(FQ)HNNで学習させる。

論文「萩原一郎，橋口真宜，米大海，内田博志、エネルギー最適制御理論に基づく操舵による緊急衝突回避の検討,日本機械学会論文集, 2023 年 89 巻 922 号, 発行日: 2023/06/25, [早期公開] 公開日: 2023/06/08]. DOI: 10.1299/transjsme.22-00272].

で仮想関数 F から仮想物理量を得る。

$$F(t, Y, \varphi, \dot{Y}, \dot{\varphi}, Y_{obj}(t), \varphi_{obj}(t)) := \frac{1}{2}a(Y - Y_{obj})^2 + b(Y - Y_{obj})\dot{Y} + c(\varphi - \varphi_{obj})\dot{\varphi} + d(\varphi - \varphi_{obj})\dot{\varphi}$$

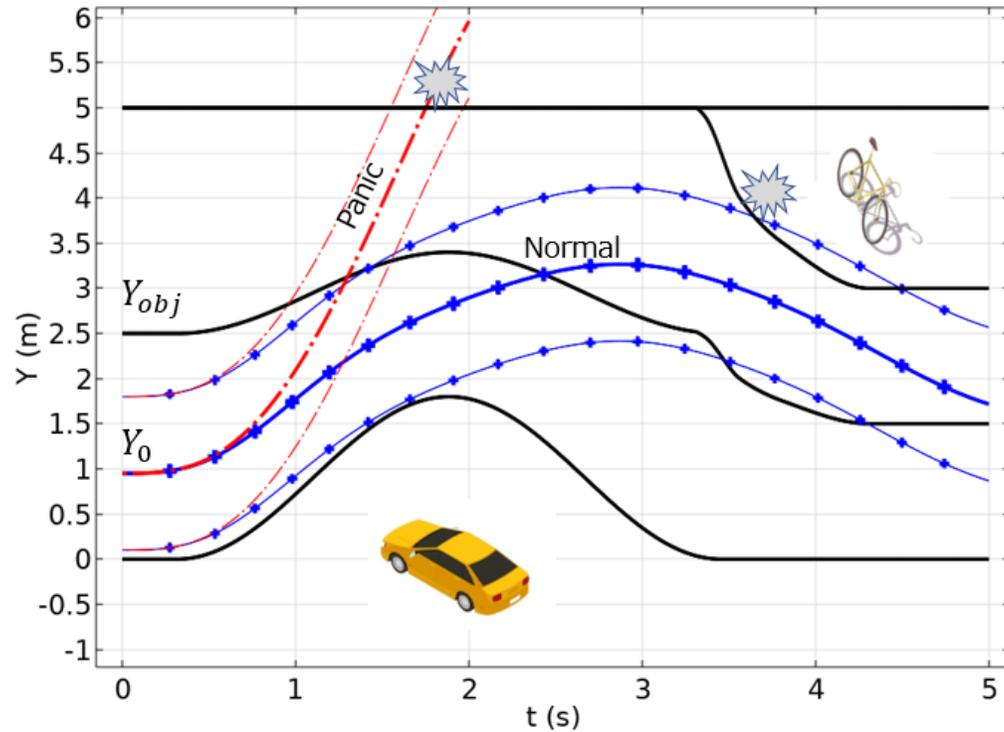
右辺第1項: 目標軌道に対する位置誤差を最小二乗の意味で最小化する項

第2項と第4項: 位置(角度)誤差と速度(角速度)誤差をともにゼロに近い値に維持するための項

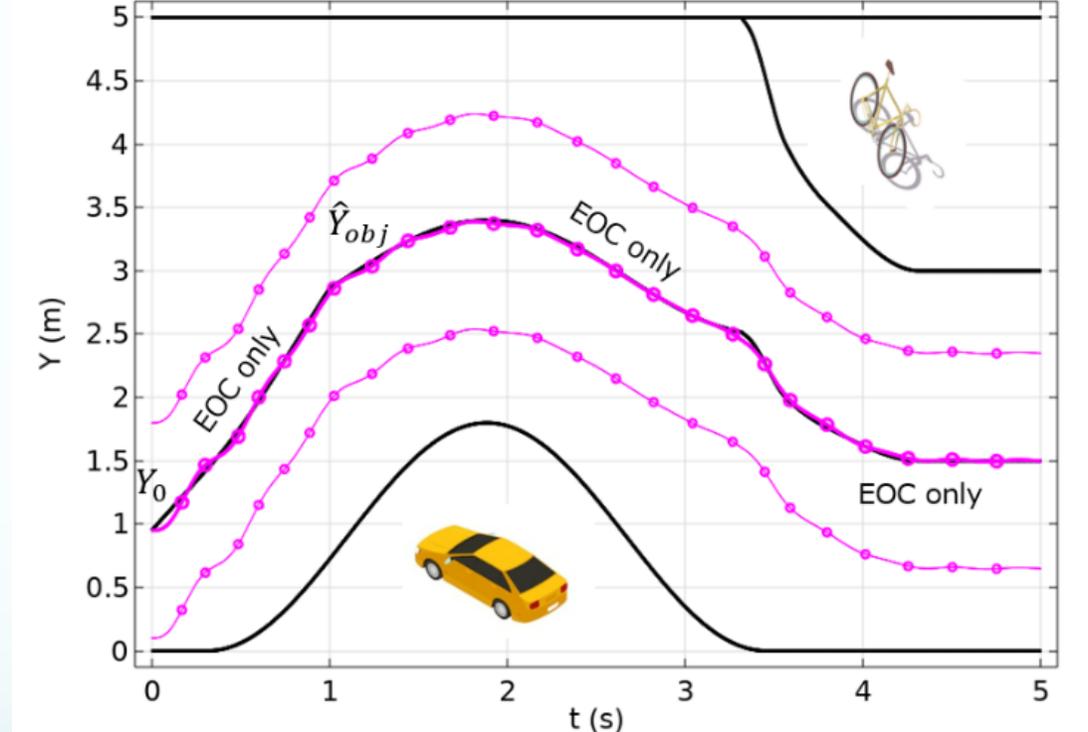
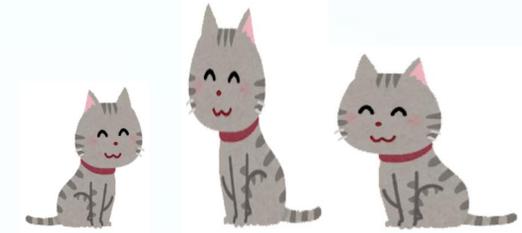
第3項: 指定軌道に対する回転誤差を抑える項

a, b, c, d は未定係数であり数値実験を通じて決定。 これらをFQHNNで学習させておく。

Without EOC



With EOC



ツシマヤマネコの交通事故が多発していることから、環境省、長崎県、対馬市は、「ツシマヤマネコ交通事故非常事態宣言」を発令いたしますので、お知らせいたします。 <https://kyushu.env.go.jp/twcc/spot/121211.html>

ツシマヤマネコ（対馬山猫、*Prionailurus bengalensis euptilurus*）は、哺乳綱食肉目ネコ科に属するベンガルヤマネコの極東亜種。日本では長崎県の対馬にのみ分布する。

最近の関連する論文

橋口真宜、ディアゴ・ルイス、劉芳、福永光輝、佐々木淑恵、萩原一郎、E-to-E自動運転へ向けたEOCファミリーの設計と有効性の評価(第1報:車体座標系EOCと横加速度制御)、日本機械学会論文集に投稿。

安部 博枝、ディアゴ・ルイス、南畑淳史、萩原一郎、自動運転システムとドライバーの協調制御を目指したリアルタイム集中度計測のための一考察、日本機械学会論文集、2025年91巻944号、発行日：2025/04/25, DOI:10.1299/transjsme.24-00222.

萩原一郎, 橋口真宜, 米大海, 内田博志、エネルギー最適制御理論に基づく操舵による緊急衝突回避の検討,日本機械学会論文集, 2023年89巻922号, 発行日: 2023/06/25, [早期公開] 公開日: 2023/06/08]. DOI: 10.1299/transjsme.22-00272].

Diago,L.,Abe,H.,Minamihata.A. and Hagiwara,I., Pattern Classification with Holographic Neural Networks: A New Tool for Feature Selection, Innovation in Machine and Deep Learning Case Studies and Applications, edited by Rivera,G.,Rosete A., Dorronsororo,B. and Valdez,N.R., Book series :Studies in Big Data (Springer),2023-6.

日産が開発したグラウンド・トゥルース・パーセプション (Ground truth perception) 技術(2022年4月26日)



強力な視力を自動走行車に付与するもの
ホンダも類似のコンセプトこの直後発表

まとめ

1 日産自動車(株)のコンセプト:**グラウンド・トゥールース・パーセプション**は素晴らしい。

しかし、それを最も安価に実現するのは、
我々の戦略:EOCで様々な事故回避モデルを構築し、
それを(FQ)HNNで学習させる戦略に基づくものとする。

2 これを自動車メーカーと組むなどして確認し、我が国発のE2Eシステムで世界を席巻したい。

E2E自動運転制御の開発動向と今後

2026.3.18

明治大学
滝川 桂一

目次

1. 自動運転技術の動向

2. 現状のE2E-AIの課題

3. SDV開発を考慮したE2E自動運転車の開発要素

4. テクノプロ コンサルティングパートナーズのご協力できること

5. まとめ

目次

1. 自動運転技術の動向

2. 現状のE2E-AIの課題

3. SDV開発を考慮したE2E自動運転車の開発要素

4. テクノプロ コンサルティングパートナーズのご協力できること

5. まとめ

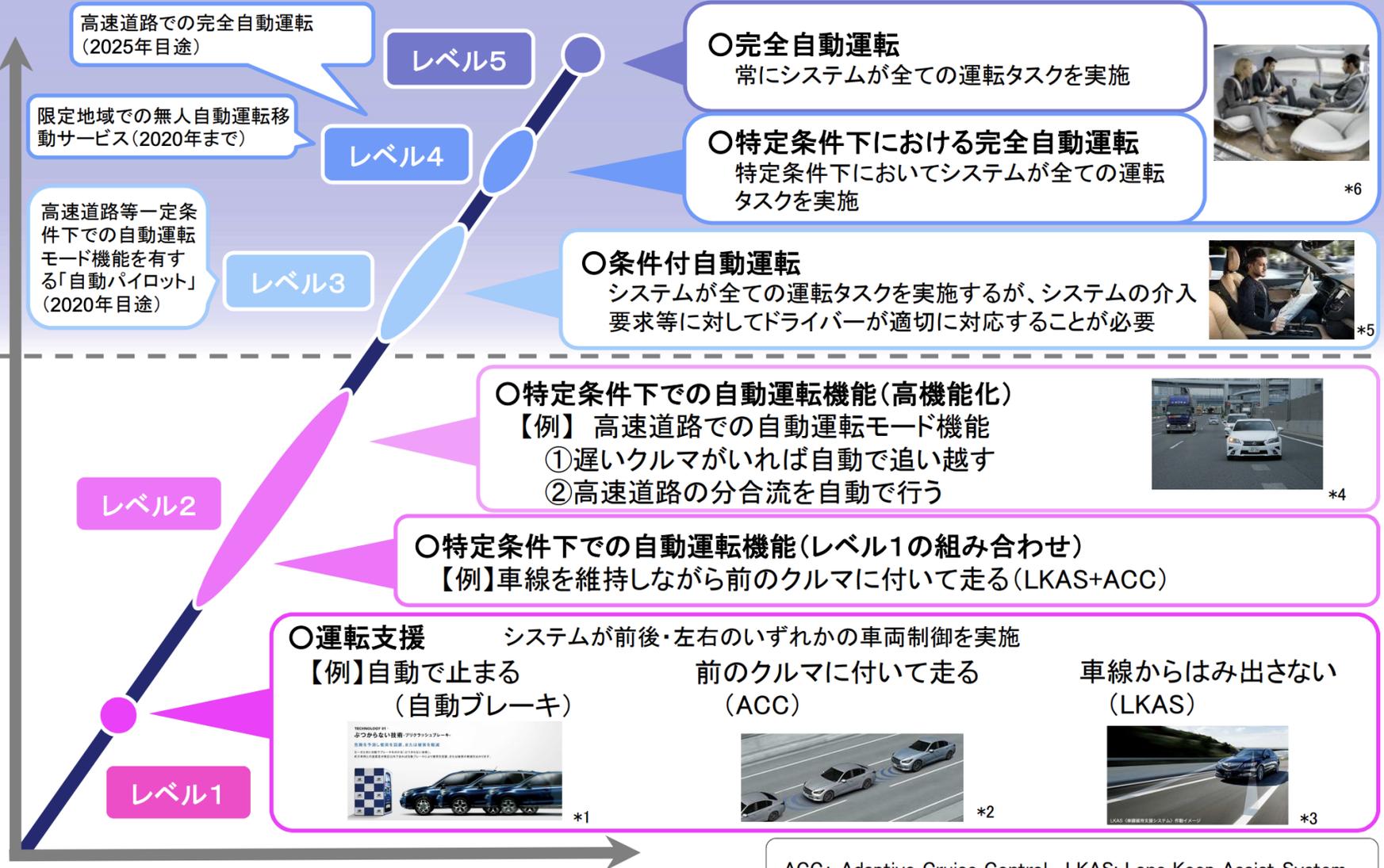
自動運転のレベル分けについて

AD

ADAS

システムによる監視

ドライバーによる監視



ACC: Adaptive Cruise Control, LKAS: Lane Keep Assist System

官民ITS構想・ロードマップ2017等を基に作成

*1 (株)SUBARUホームページ *2 日産自動車(株)ホームページ *3 本田技研工業(株)ホームページ
*4 トヨタ自動車(株)ホームページ *5 Volvo Car Corp.ホームページ *6 CNET JAPANホームページ

事業化を目指した技術進化の方向性

トラック

バス

タクシー

乗用車



自動運転レベル: AD(レベル4)狙い バス・トラックは現状L2
制御方式: HDマップ+LiDAR認識+ルールベース
走行可能なエリア: 市街地(限定ルート)

自動運転レベル: ADAS(レベル2+)
制御方式: NOA式+カメラ認識+End-to-End AI
走行可能なエリア: 高速道路・市街地(限定無し)

現時点でトラック・バス用と乗用車用の自動運転技術開発は異なる方向に向かっている

事業化を目指した技術進化の方向性

乗用車



自動運転レベル: ADAS(レベル2+)

制御方式: NOA式+カメラ認識+End-to-End AI

走行可能なエリア: 高速道路・市街地(限定無し)

特に乗用車用自動運転技術が大きく変化しており、本日はこのお話をします

2024年までの、大手自動車メーカーの自動運転車の動向

メーカー	車種例	法的レベル	実用機能・特徴	ハンズオフ可否	街中対応	備考
テスラ	モデル3 / モデルY / S / X	レベル2	高速＋一部市街地支援（FSD）、自動車線変更、交差点通過（米国）など	△（監視必須）	△（日本では制限あり）	OTAで常に進化。FSDは名称に反し、法的にはレベル2扱い。
ホンダ	レジェンド（限定販売）	レベル3	渋滞時の完全自動運転（Traffic Jam Pilot）	◎（一定条件下）	×	世界初のレベル3市販車。100台限定販売。
日産	スカイライン / アリア / セレナ	レベル2+	高速道路でのハンズオフ、自動車線変更（ProPILOT 2.0）	◎（高速道路）	×	高精度地図ベース。ナビ連動で実用性高。
トヨタ / レクサス	MIRAI / クラウン / LS / アルファード	レベル2+	高速＋渋滞時のハンズオフ、ナビ連動走行支援（Advanced Drive）	◎（条件付き）	×	高速道でのストレス軽減に特化。
メルセデス	Sクラス / EQS	レベル3	渋滞時の完全自動運転（Drive Pilot、ドイツ・米国などで提供）	◎（特定エリア）	×	国・州によって提供エリアが限定。
BMW	7シリーズ	レベル3	渋滞時の自動走行（欧州でDrive Pilot導入）	◎（法的条件あり）	×	欧州中心。将来的に提供国拡大予定。
スバル	レヴォーグ / レガシィ / WRX S4	レベル2+	GPS・地図連動の自動加減速・レーン維持（アイサイトX）	◎（渋滞時・高速）	×	精度の高い「準天頂衛星みちびき」を活用。

- ✓ ホンダ・メルセデス・BMWがレベル3を上市しているが、走行可能な条件が厳しく実用的な商品とは言い難い
- ✓ 現時点での、世界の自動車メーカー競争はレベル2+ (ADAS)。まずはテスラのようにレベル2+で、広範囲を走行可能な自動運転車を上市することが事業の成功につながると考えられている。

市販乗用車の自動運転の実力比較

メーカー	機能	機能分類
トヨタ・ホンダ・日産(US,日本向け)	車間維持・衝突軽減・周辺監視・自動駐車など	あくまで「運転支援」
テスラ(FSD対応時)	車間維持・自動停止・自動停止だけでなく、右左折も可能	一般道でもほぼ自動で走行できる
中国企業(Huawei・BYD等)	一般道でも、テスラ同等の自動走行が可能(US、日本では未許可)	一般道でもほぼ自動で走行できる

注意:現状の各社の自動運転の機能を類別するとレベル2なのでドライバーの注意義務が常に必要ではある。

- ✓ 今までの日本の製品は、「運転支援機能」程度の機能の商品であり、自動運転レベルではない
- ✓ テスラとBYD・Huawei・Xiaomi・Momentaなどの中国企業は、一般道や高速道路の境なく、目的地までアクセルやハンドル操作を高度に支援できるNavigation on Autopilot(NOVA) +End-to-End AI(E2E) 方式ADAS。(現状はテスラはUS国内のみ。中国企業は中国国内のみ。)

主要な自動運転技術開発企業の動向

企業名	主要技術・アプローチ	2026年の最新動向
Tesla(米国)	FSD v13+ (Full E2E)	映像入力から操作出力までを単一の巨大モデルで完結。2026年初頭にモデル規模を10倍に拡大し、強化学習による「人間らしい粘り強い運転」を強化。
Momenta(中国)	E2E+ルールベース	プランニング部分はE2Eモデルで、高速道路と一般道のL2+自動運転技術を商用化済み。2024年以降多くの自動車メーカーの中国向け車両のL2+制御として採用されている冗長系としてルールベース制御を使用。
Wayve(英国)	E2E+ルールベース	プランニング部分はE2Eモデルで、高速道路と一般道のL2+自動運転技術を構築済み、商用化も近い。冗長系と監視はルールベースの緊急ブレーキ制御等が組み込まれた構成
Waymo(米国)	Hybrid E2E / Foundation Model	信頼性の高いモジュール型をベースにしつつ、Transformerベースの軌道予測・計画モデルを統合。安全性(Safety Layer)を物理的な制約として残す堅実派。
Huawei (中国)	ADS 4.0 (VLA Model)	視覚・言語・アクションを統合したVLA(Vision-Language-Action)モデルを実車搭載。自然言語での指示(例:「路肩に止めて」)と複雑な状況判断を両立。

プランニング部分をE2E-AIで行う制御方法が注目されている

テスラの乗用車用自動運転技術

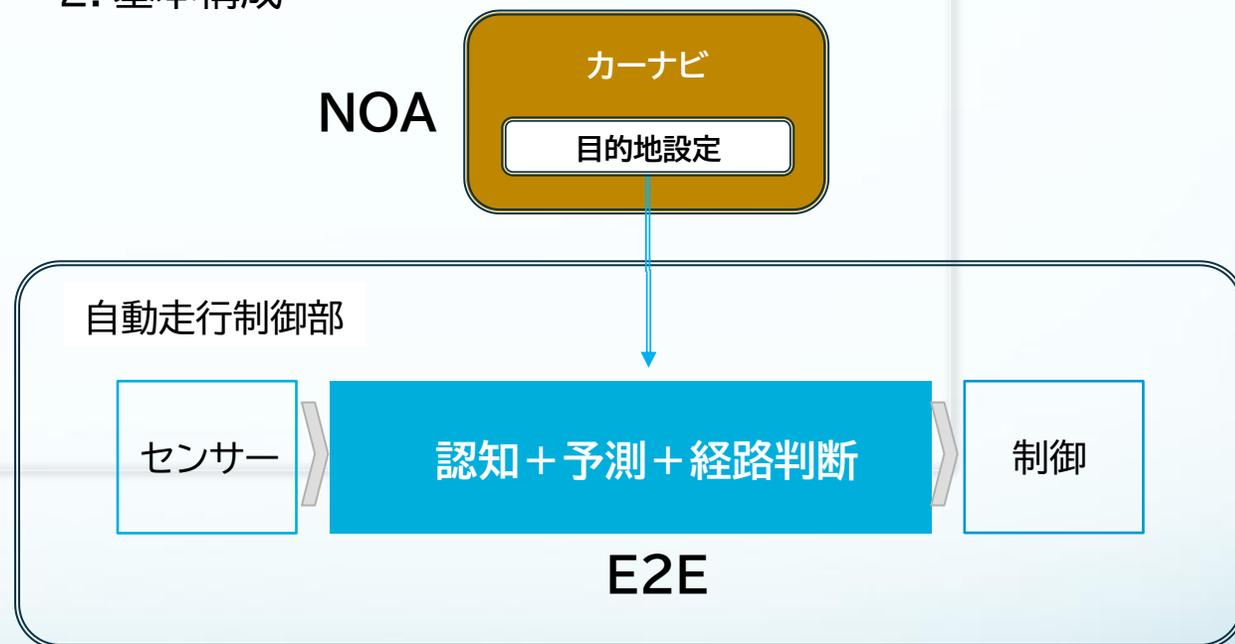
Navigation on Autopilot (NOA)式自動運転+ End-to-End AI (E2E)制御型

- ナビのルートに基づき、高速道路や幹線道路を中心に自動走行を実現する高度運転支援技術
- ドライバーの常時監視を必要とし、必要性に応じて操作を引き継げる状態であることが前提になるレベル2相当の仕様

1. バスで実証試験している自動運転との違い

	従来の自動運転	テスラの自動運転
方式	固定ルート設定	カーナビ連携(NOA)
走行可能エリア	限定的な市街地	限定のない市街地～高速道路
主センサー	LiDAR	カメラ
(副センサー)	カメラ、レーダー等	ミリ波レーダー
判断ロジック	ルールベース	End-to-End AI制御
HDマップの必要性	あり	無し
高性能SoCの必要性	なし	あり
無人運転	可能	不可能
遠隔監視	必要	不要
事故責任	システム(管理者)	ドライバー
主な開発企業	Waymo, Baidu等	Momenta, Wayve等

2. 基本構成



- 認識、予測、経路判断の全領域をAIで行うシステム。End-to-End AI型(E2E)自動運転と呼ぶ

「カーナビ+カメラ+E2E-AI」で、限定ルートでなくとも自動で走行できる技術である

NOA + E2E-AI型の自動運転の商品価値(中国市場)

中国市場でのNOA + E2E車の普及状況

- 2024年時点で**搭載車は100万台を突破**
- **80%以上のユーザーが「非搭載なら購入しない」と回答**。(高速も一般道も自動走行可能なタイプ)
- NOA + E2E-AI型の自動運転は今や「次世代モビリティ」の差別化要素として不可欠な存在になっている。

中国OEMの強みと戦略

- 多センサー構成でも低価格を実現: 複数個のLiDARやミリ波を搭載。国産化と垂直統合でコストを抑制。
- 国家支援とIT企業の参入: HuaweiやBaiduなどが開発に関与し、OTAやサブスク型NOA機能で収益化。
- 都市部NOAへの注力: 複雑な交通環境への対応を進め、将来的なレベル4自動運転を見据えた開発が進行中。

中国市場での日本の自動車OEMの動向

- **中国市場ではトヨタ・ホンダ・日産ともにMomenta製自動走行技術**による自動運転車を中国市場に投入予定。
- 但し、Momenta技術による自動運転車の商品化は中国市場のみの模様

出典: マッキンゼー中国(McKinsey China)「2024年中国自動車消費者洞察(China Auto Consumer Insights 2024)」

NOA + E2E-AI型の自動運転車の商品価値は大きい。米国や日本でも高速道路～市街地をほぼ自動で走れるレベル2 + 自動運転車の実現が求められている

中国での日系自動車メーカーの市販自動運転車の技術動向(2025)

トヨタ

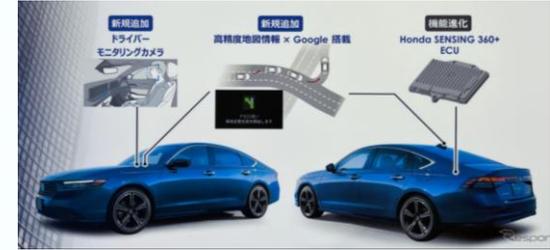
○广汽トヨタのbZ3X(2025年3月発売開始)

- **Momenta**と共同開発したE2E-AI方式の先進運転支援システムを搭載
- Navigation On Autopilot(NOA)機能により、目的地を設定するとシステムが運転を支援



ホンダ

- 具体的には、車内でのサポート等を行うAI技術として**DeepSeek**に加え、先進運転支援機能に **Momenta**と共同開発した
- 2025年8月20日、**Helm.ai**と量産車向けの先進運転支援システム(ADAS)を対象とした複数年にわたる共同開発を契約



日産

- **Momenta**のE2E-AIやDeepSeekの大規模言語モデル(LLM)等、中国企業の智能化技術を導入した
- 2025年10月に**Wayvy**のE2E-AI式自動運転技術を取り込んだPro Pilot2の開発経過を発表。2027年発売予定



出典:各種公開情報より作成

- 中国では高速道路や一般道をほぼ自動で走行可能な技術が商品化されている。
- 米国では3月17日より中国製ソフトウェアは搭載禁止。米国で販売できない。
- 現時点で、製品レベルのE2E-AI技術は日本にはない。

自動運転技術の動向の整理

1. 商用車用自動運転制御

1. 日本では、限定環境でのレベル4自動運転の実現を優先して進めていおり、ルールベース制御で開発を進めてきた。
2. 基本的な構成はHDマップを前提とし、LiDER+ルールベース制御での構成となっている

2. 乗用車用自動運転制御については

1. 乗用車では、限定無しで走行可能なことを重視し、レベル2の高度化アプローチ(レベル2+)の製品化が進んでおり、E2E-AI制御による方法による製品化が進んでいる。
2. 既に中国では、E2E-AI制御の自動運転車が数多く上市しており、搭載車両は100万台越えである。この機能がなければ購入しないとのアンケート結果も出ている
3. しかし、アメリカでは中国及びロシア製ソフトウェアを自動車に搭載することを禁止する大統領令13873号(Executive Order 13873)が、2026.3.17より実施される為、同盟国製の技術で構成されることが求められている。

日本製又は同盟国の技術による自動運転車の製品化が求められている

目次

1. 自動運転技術の動向

2. 現状のE2E-AIの課題

3. SDV開発を考慮したE2E自動運転車の開発要素

4. テクノプロ コンサルティングパートナーズのご協力できること

5. まとめ

乗用車用自動運転技術の制御方法の特徴と課題

ルールベース (モジュール型)

E2E AIベース

特徴

- ・ プログラムされた交通ルールや運転ルールに基づく
⇒ **判断根拠が明確**
⇒ まれに発生する事象に完全に対応するプログラム作成は困難
- ・ センサー（カメラ、LiDAR、レーダー等）や高精度三次元地図による環境認識
⇒ **走行エリアが限定**
（高精度三次元地図整備済みエリア）

- ・ AIモデルで認識や制御を処理
⇒ **判断根拠がブラックボックス化**
- ・ LiDAR、レーダー、高精度三次元地図を必ずしも必要としない（カメラのみでの制御する技術を開発する者あり）
⇒ 地図整備済みのエリアに**走行エリアが限定されない**
（L5実現に必要な要素）
- ・ 学習データの選別が必要（悪い運転習慣データの排除等）

開発 メーカー等

(日本) 日産
(米国) Waymo
(中国) Apollo go(Baidu)、Pony.ai
※ 一部にAIも活用している場合あり



(日本) Turing
(米国) Tesla、(英国) Wayve
(中国) HUAWEI、Momenta



2025年5月29日 経産省 第4回モビリティDX検討会事務局資料から作成

◎ E2E-AI型では未知の交通状況にも対応可能になり、ルートやエリア限定なくどこでも走行可能になる

✖ 現在のAI制御は判断根拠がブラックボックスであり、製品の安全保証が課題

現状のE2E-AIの課題の整理

課題カテゴリー	内容と具体的なボトルネック
保証責任と解釈性	E2Eモデルは「ブラックボックス」であり、事故発生時に「なぜその判断をしたか」が不明 事故後調査において法的な証拠能力を持たせるためのフレームワーク構築も必要になる
検証・妥当性確認フロー	従来のソフトウェアテスト(Vプロセス、全ルート網羅)が通用しない。統計的な安全性をどう証明するかが未確立
エッジケースと頑健性	学習データに含まれない未知の環境(Out-of-Distribution)での挙動不安。シミュレーションと現実の乖離が出た場合の判断
法規制・認可基準対応	責任の所在(メーカー、所有者、ソフトウェア開発者)の再定義。 OTA(無線更新)で進化し続けるAIを継続的に監視・評価する新しい法枠組みの構築
学習・運用環境	AIや機械学習の対応範囲や安全性の向上と信頼性評価・保証。アップデートやサイバーセキュリティ対応などが、継続的にできるDevOpsやMlops環境の構築が必要
SoC性能と車載環境	高性能なSoCは、消費電力、発熱やコスト等の問題があり、高い処理能力を要求するAIの構造では、車載での利用が難しいことが想定される

製品化を進める為には、「製品化課題」の克服が必要になる

推定されるE2E-AIの機能と要件の整理

一般的なE2E構成

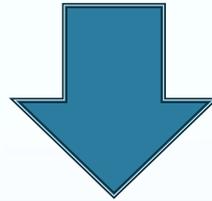
現状の
基本機能

1. カメラ映像から、障害物や他車、歩行者などを識別（認識）
2. 学習から平時と異常時をして、判断基準を持つ（予測）
3. 自動で危険を判定し、回避や経路決定などを行う（判断）

CNN-AIによる認識

CNN-AIによる予測

機械学習による判断



解決が必要
な課題

1. ブラックボックスでなく、安全保証ができること
 1. 判断の根拠がわかること
 2. 事故後調査で法的な証拠能力がわかること
2. 学習後の安全性保証・認証方法

自動運転制御方法の変化とまとめ

1. 自動運転技術の最新動向: モジュール型からE2Eへ

現在の技術トレンドは、第1世代の従来のルールベース・システムから、第2世代となるAIネイティブなシステム(E2E-AI)への移行されています。

以前 •AV 1.0(モジュール型): 認識・予測・経路判断を個別のプログラムで構築。人間のエンジニアが書いた数百万行のコード(If-Thenルール)に依存。



今 •AV 2.0(E2E-AI型): センサーデータ(画像、LiDAR等)をニューラルネットワークに入力し、直接走行軌跡や操作量を出力。



NEXT? •AI制御方法・VLAモデル(Vision-Language-Action): 2025~2026年にかけて、言語理解と視覚理解を統合したモデルが登場。「なぜその操作をしたか」を自然言語で説明できる、あるいは指示できる段階に到達。

第2世代のE2E-AIの課題を解決する手段としてVLA等が検討中である

VLAに勝る「なぜその操作をしたか」がわかるE2E-AIの登場が期待されている

高度な自動運転を実現するための数理の現状と課題

自動運転レベル3のための協調制御



明治大学 研究知財戦略機構
先端数理科学インスティテュート
安部 博枝

1. 研究概要

2. 研究目的

研究1 . . . 研究内容と結果

研究2 . . . 研究内容と結果

3. 今後の課題



人間の心理の動きを現象と捉えて分析する新しい領域への挑戦

顔表情からリアルタイムに集中度や疲労度などの状態をAIにより予測し、システムへフィードバックする



MIMIS研究PJ,2018

MIMIS研究PJ,2020,2023

MIMIS研究PJ,2024,2025

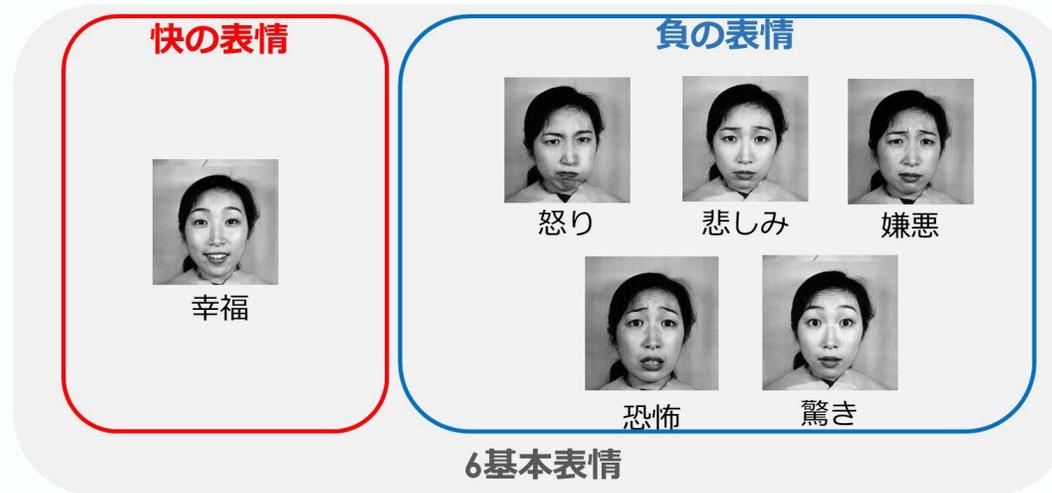
診療技量への適用

介護空間への適用

自動運転への適用



本表情 (Ekman, P.)



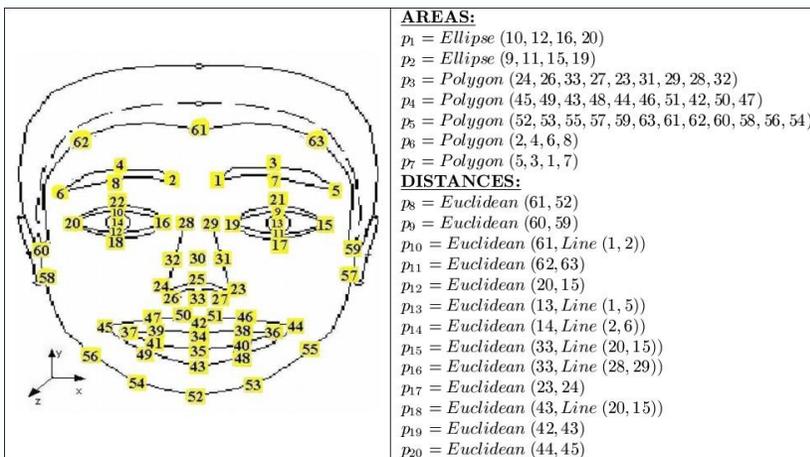
FAU (Facial Action Unit) の種類

AU No.	AU 名	AU No.	AU 名
1	眉の内側を上げる	20	唇両端を横に引く
2	眉の外側を上げる	23	唇を固く閉じる
4	眉を下げる	24	唇を押えつける
5	上瞼を上げる	25	顎を下げずに唇を開く
6	頬を持ち上げる	26	顎を下げて唇を開く
7	瞼を緊張させる	27	口を大きく開く
8	唇を互いに接近させる	28	唇を吸い込む
9	鼻にしわを寄せる	29	下顎を突き出す
10	上唇を上げる	30	顎を左右にずらす
11	鼻唇溝を深める	32	唇を噛む
12	唇両端を引き上げる	35	頬を吸い込む
13	唇を鋭く引き上げる(頬を膨らませる)	41	上瞼を(力なく)下げる
14	えくぼを作る	42	薄目
15	唇両端を下げる	43	閉眼
16	下唇を下げる	44	細眼にする
17	下顎(おとがいがい)を上げる	45	まばたく
18	唇をすぼめる	46	ウィンクする
			眼球の回転

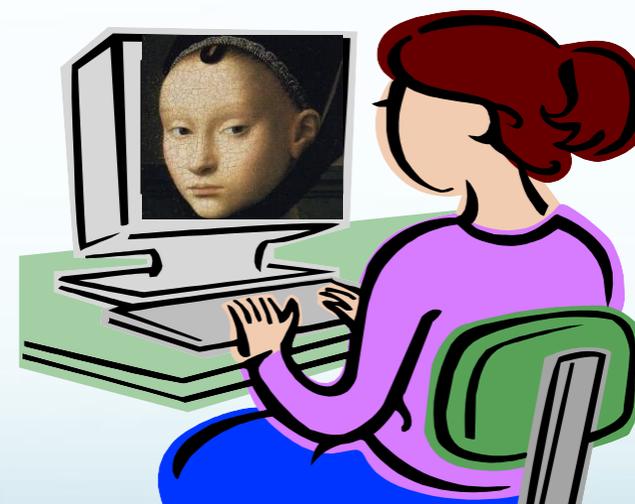
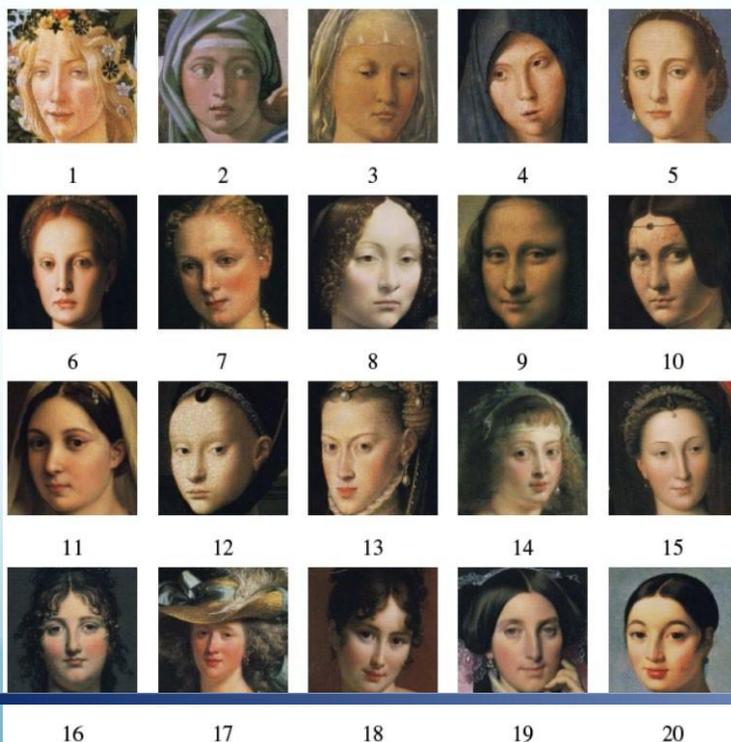
FAUによる6基本表情

Expression	Facial Action Unites
Surprise (驚き)	1+2+5+26
Fear (恐怖)	1+2+4+5+7+20+26
Disgust (嫌悪)	4+9+17
Anger (怒り)	4+5+7+10+26
Happiness (幸福)	6+12(+26)
Sadness (悲しみ)	1+4+15

システム (Diago et al. 2008年)

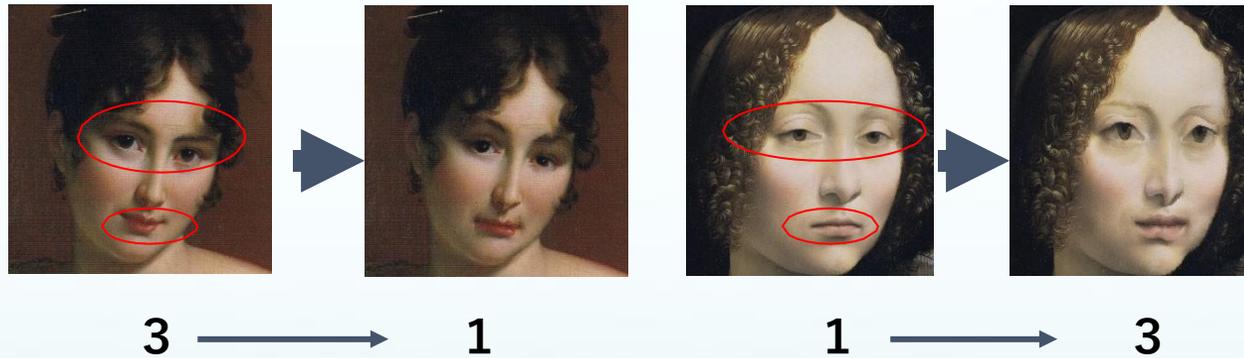


“0” - 癒されない
 “1” - どちらでもない
 “2” - 癒される



情の要素抽出

- 印象は主観的・質的であるが、個人の癒やしの特徴を明確化
- HNN 分析により、癒しを定量的に表現可能
- 絵画の表情をパラメータを用いて変形させた



究内容

研究1：自動走行車における感性問題の学習・予測精度向上に関する研究感性に関する予測率は、昨今の機械学習技術を用いても精度は低い。我々の機械学習技術では、判断のしにくいデータを判別でき、これらのデータは判断に利用しないことで、この分野で画期的な予測率向上が得られる可能性があり、検討を行う。

研究2：最適制御による安心感向上に関する研究

レベル3では運転者、レベル4では複数車両の監視人、レベル5では乗員の顔表情を捉えることが重要。レベル5では、安全だと理解できても運転手が不在だと安心できない、という心理が働いてしまうためである。

研究3：研究1，2の融合研究

顔表情で状況を判断できるようにすることが、自動運転車両の推進に極めて重要である。

究内容

研究1：自動走行車における感性問題の学習・予測精度向上に関する研究感性に関する予測率は、昨今の機械学習技術を用いても精度は低い。我々の機械学習技術では、判断のしにくいデータを判別でき、これらのデータは判断に利用しないことで、この分野で画期的な予測率向上が得られる可能性があり、検討を行う。

研究2：最適制御による安心感向上に関する研究

レベル3では運転者、レベル4では複数車両の監視人、レベル5では乗員の顔表情を捉えることが重要。レベル5では、安全だと理解できても運転手が不在だと安心できない、という心理が働いてしまうためである。

研究3：研究1，2の融合研究

顔表情で状況を判断できるようにすることが、自動運転車両の推進に極めて重要である。

表情予測の適用実現性を検証する 研究1 研究目的

自動運転走行中のドライバーの表情から集中度をリアルタイムで計測し、
ドライバーの回避行動能力を判断する

システムから運転者への権限移譲に関する課題

■人の情報処理過程



[稲垣 2012]

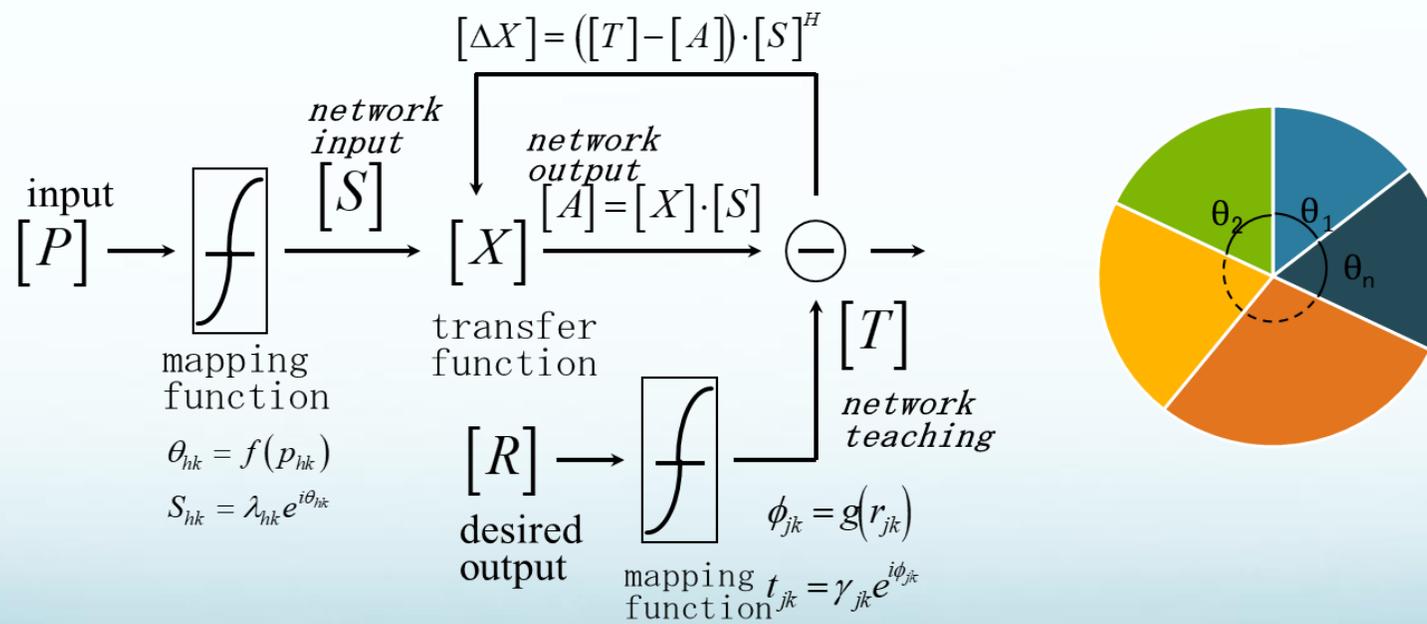
■レベル3の処理過程



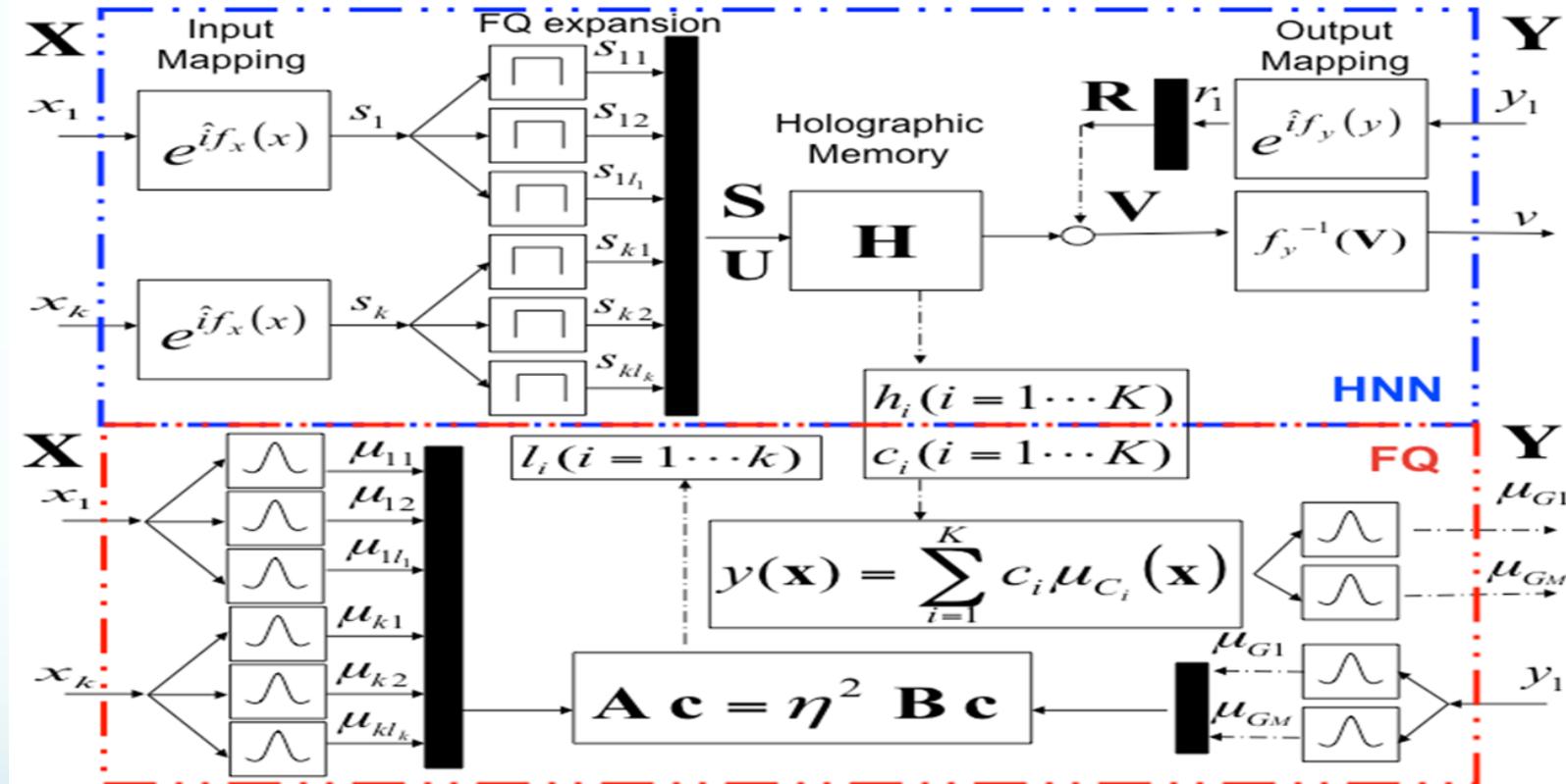
- ・運転者の注意持続(覚醒度低下の防止)
- ・システムからのRtl(Request to Intervene)のHMI (Human Machine Interface) のデザイン

Holographic Neural Network(HNN)の特徴

- HNNは、入出力データの複素平面への写像により、入出力関係が線形に表せる事を利用したニューラルネットワーク
- 収束性が良く、逆マトリクスの成分を確認することにより、パラメータと対応させることができることから因果の重みを評価できる



ファジィ数量化理論 II 類をHNNに組み入れたFQFNNの構造



FQHNNの時系列での表現を得て、リアルタイムに精度良くドライバーの集中度を、**脳波**を教師データとして**顔表情**で計測が行えるかを検討し、得られた結果により、論文掲載に至った。



◆日本機械学会論文集◆

Vol.91, No.944, 2025 公開日：2025年4月25日

自動運転システムとドライバーの協調制御を目指した
リアルタイム集中度計測のための一考察

安部 博枝, Diago Luis, 南畑 淳史, 萩原 一郎

成果①

- ✓ 6基本表情の動画データセットを用いて、時系列領域の機械学習アルゴリズムで定評のあるLSTMと、時系列型FQHNNの比較検討を行い予測結果と計算速度ともにFQHNNの優位性を示し、FQHNNを用いた、リアルタイム集中度計測の可能性が得られた。

Table1 LSTM and FQHNN prediction rate comparison: The best prediction rate is 26.67% among all subjects so that it is not easy for LSTM to be applied. On the other hand, the best prediction rate is 83.33% among all subjects so that good prediction rates can be obtained even with a small amount of data with time series type FQHNN.

Method	Accuracy	
	Best score	Average
LSTM_1fm/sec	20	16.75
LSTM_30fm/sec	26.67	17.46
FQHNN_1fm/sec	53.33	29.68
FQHNN_30fm/sec	83.33	54.29

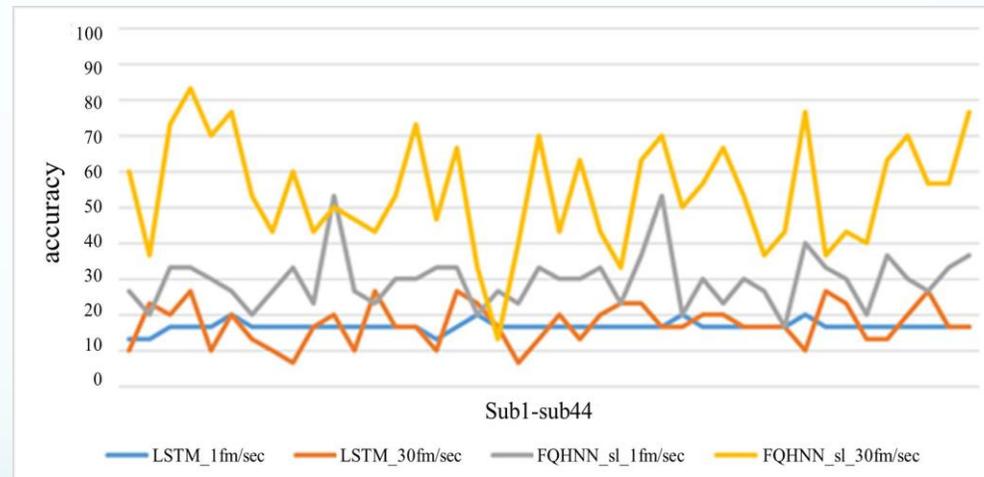


Fig.4 Trend of prediction rate by subject :The prediction rate is higher with 30fm/sec than with 1fm/sec for both LSTM and FQHNN so that the more data used, the higher the prediction rate.

- ✓ 自動運転時の顔表情モニタリングに用いるオブジェクト抽出アルゴリズム, ①Viola-Jonesの OpenCVと, ②RGB-H-CbCr Skin Color Filterの特質を比較し, ドライバーや状況によって使用する抽出アルゴリズムの選択方法を示した。

Table 2 Comparison of face extraction algorithms used in the system that minimizes feature point extraction loss by accurately extract only the face among huge number of frames generated in real time.

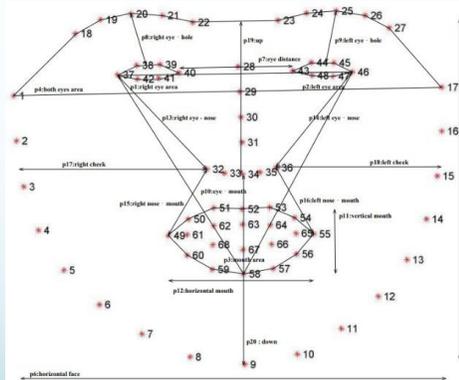
System	Settings		Sub1		Sub2		Sub3		
			Number of images	Success rate	Number of images	Success rate	Number of images	Success rate	
Viola-Jones	Haar Cascade Classifier	OpenCV	Success	381	28.1%	841	62.5%	953	70.9%
			Failure	976		504		392	
Color	RGB-H-CbCr Skin Color Filter	RGB	Success	759	55.9%	0	0.0%	1,325	98.5%
			Failure	598		1,345		20	
Total number of still images		frame		1,357		1,345		1,345	

Table 3 Three subjects with characteristics such as different skin colors, beards, and whether or not they wear glasses are selected as subjects in multiple experimental locations with different lighting and backgrounds.

		
Sub1 Fresh-colored : Brown Background : None Illumination : Dark Others : Glasses Yes	Sub2 Fresh-colored : White Background : Books Illumination: Dark Others : Beard Yes	Sub3 Fresh-colored : Yellow Background : None Illumination: Bright Others : Glasses Yes

- ✓ 因果を明確に示すことのできるFQHNNの特性をいかし、各被験者の集中度に影響の強い顔パラメータを明らかにすることを試みた。その結果、被験者によっては、20の顔パラメータから1/3程度にパラメータを減らしても予測精度が下がらないことを示した。これはカメラで確実に捉える必要な個所が減ることを意味することから、より確実に必要な情報が得られることとなる。

Table 7 Accuracy comparison for each subject. It is better accuracy to use only parameters with a large influence than using all parameters for Sub1, Sub2 and Sub8.



	All parameters (p 1~p 20)		Eyes group (p 1,2,7,8,9,13,14)		Mouth group (p 3,10,11,12,15,16)		Face move (p 17,18,19,20)	
	Accuracy	κ coefficient	Accuracy	κ coefficient	Accuracy	κ coefficient	Accuracy	κ coefficient
Sub1	66.67	0.51	75.00	0.55	66.67	0.56	66.67	0.56
Sub2	77.78(max)	0.56(max)	77.78	0.56	66.67	0.42	88.89	0.54
Sub3	58.33	0.50	0.00	0.33	41.67	0.55	41.67	0.55
Sub4	43.75(min)	0.50	31.25	0.55	37.50	0.52	25.00	0.44
Sub5	66.67	0.41(min)	66.67	0.49	50.00	0.49	16.67	0.47
Sub7	50.00	0.53	50.00	0.53	50.00	0.54	50.00	0.54
Sub8	56.25	0.48	50.00	0.53	50.00	0.53	62.50	0.48
Sub9	60.00	0.49	33.33	0.58	13.33	0.36	53.33	0.47
Sub10	68.75	0.45	43.75	0.44	62.50	0.45	37.50	0.54
Sub11	73.33	0.42	20.00	0.56	13.33	0.42	53.33	0.45
Sub12	60.00	0.45	53.33	0.46	40.00	0.58	53.33	0.46
Ave	61.96	0.48	45.56	0.51	44.70	0.49	49.90	0.50

究内容

研究1：自動走行車における感性問題の学習・予測精度向上に関する研究
感性に関する予測率は、昨今の機械学習技術を用いても精度は低い。我々の機械学習技術では、判断のしにくいデータを判別でき、これらのデータは判断に利用しないことで、この分野で画期的な予測率向上が得られる可能性がある、検討を行う。

研究2：最適制御による安心感向上に関する研究

レベル3では運転者、レベル4では複数車両の監視人、レベル5では乗員の顔表情を捉えることが重要。レベル5では、安全だと理解できても運転手が不在だと安心できない、という心理が働いてしまうためである。

研究3：研究1，2の融合研究

顔表情で状況を判断できるようにすることが、自動運転車両の推進に極めて重要である。

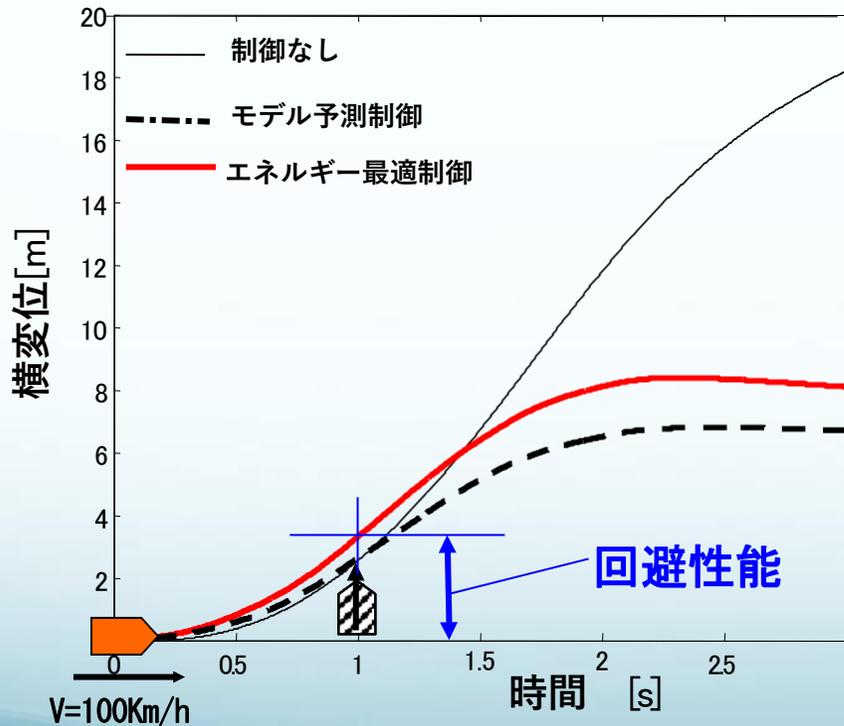
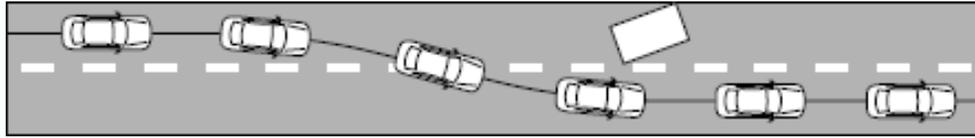
表情予測の適用実現性を検証する **研究2 研究目的**

1. 自動運転走行中のドライバーの**表情から安心感をリアルタイムで計測**するためのシステムを構築する
2. 危険回避において安心感を向上させるための**制御技術の有効性を評価**する

新しい最適制御理論：リアルタイムで対応が可能な唯一のエネルギー最適制御

日本応用数学会招待論文, IEEEジャーナル論文, 日本自動車技術会論文賞

緊急回避性能シミュレーション結果(横変位)



前方（到着時間1秒）に障害物を発見

ドライバーが、急激なハンドル操作によって障害物を回避するという状況を想定しシミュレーション

車速100[km/h]の直進状態から振幅120[deg]の正弦波状の操舵を2秒間再び直進状態に戻す

制御なしの場合：横すべり大
⇒ヨー角ゼロの状態に戻っていない。

エネルギー最適制御：
目標値以上のヨーレートが発生
⇒回避性能の目安となる1sec時の横変位が大きく発生⇒緊急回避性能が高い。

自動運転走行中の乗員の表情から安心感を計測するための実験環境の整備

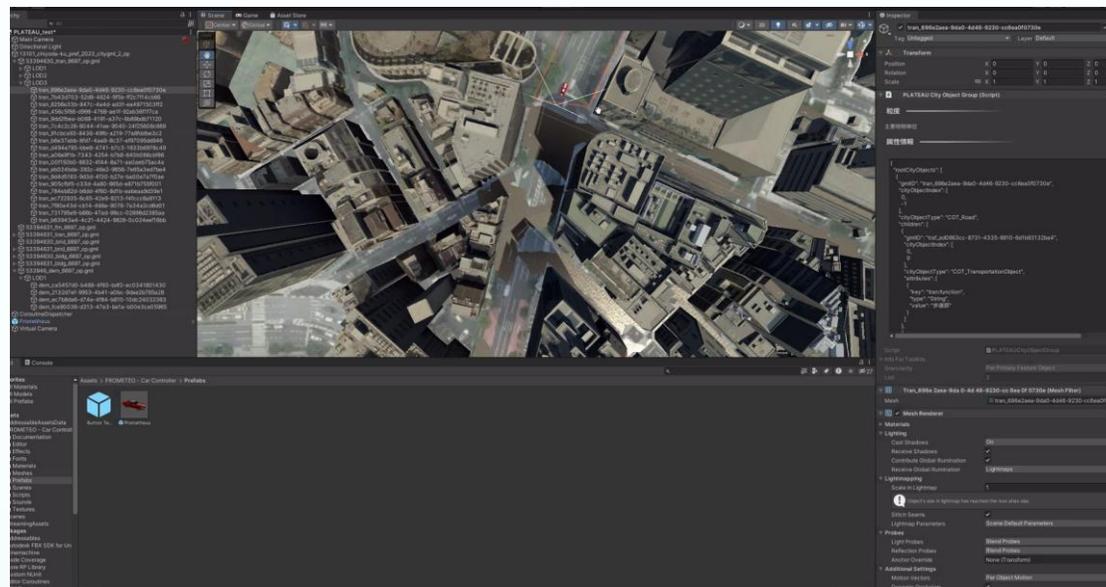
研究② 研究項目

- 1 デジタルツインで千代田区道路の再現
1/10スケールモデル：ドライブシミュレータ
- 2 危険シーンの仮想千代田区ロードへの反映



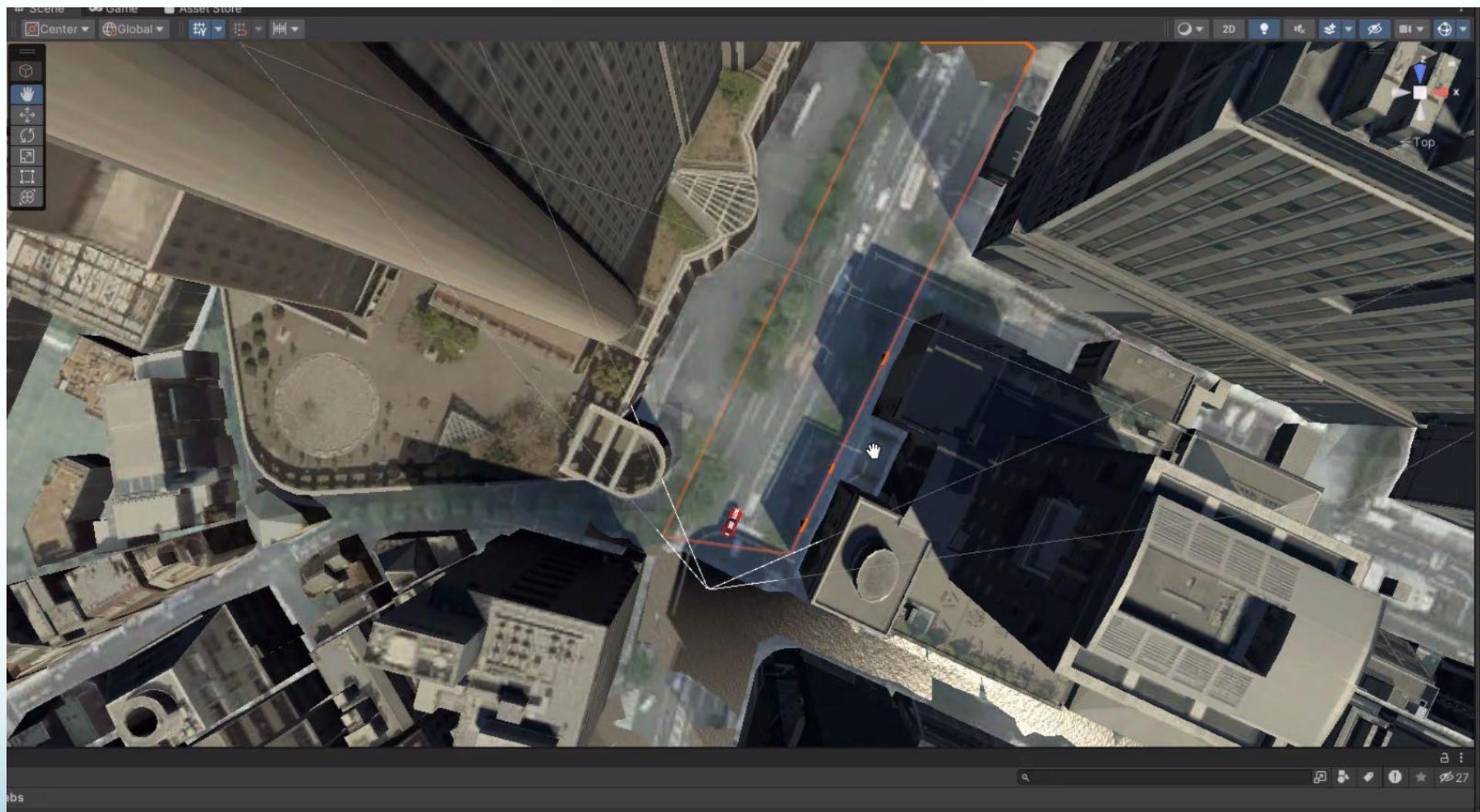
- 3) 危険を避ける際、従来の位置制御に加え、速度及び加速度の連続性を加味した制御関数とした場合の検討
パニックの前後での速度、角速度、さらに加速度の連続性を確保するなど高度な安全・安心技術の折り込みで安心感の醸成を図る。

1) デジタルツインで千代田区道路の再現 研究2 研究内容



シミュレータ上で再現された千代田区道路

千代田区の道路の1/10スケールモデル



シミュレータ上で再現された千代田区道路
(Project PLATEAU)

研究2 実験環境

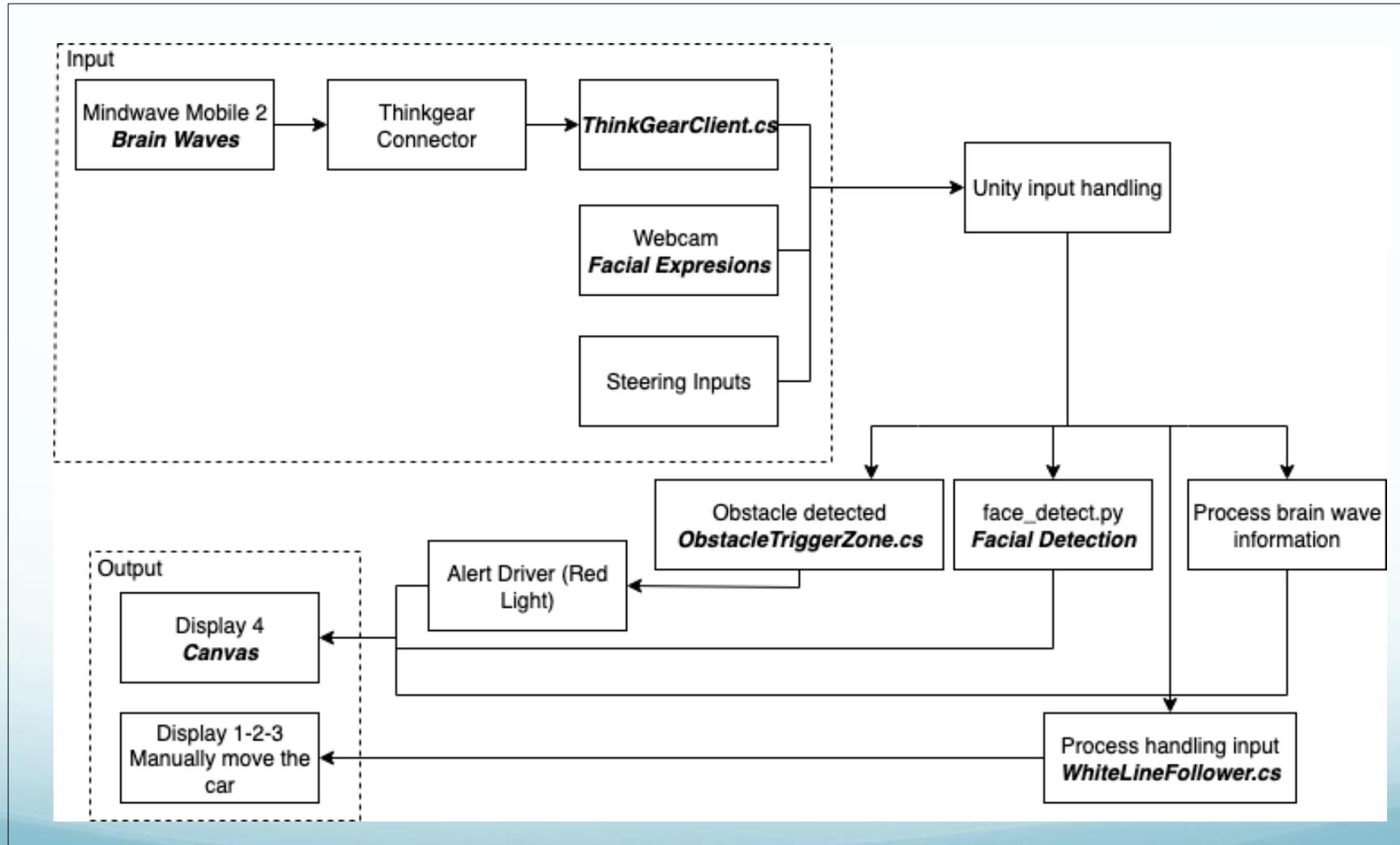


デジタル自動走行システムでの実験環境の構築

実験環境：明治大学グローバルフロント

研究2 実験のためのシステム構築

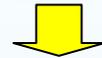
デジタル自動走行システムの構築



とめ

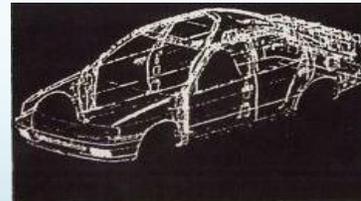
- 製造業界ではCAEにより、クレイモデルから3次元データ、試作車の替りに詳細なデジタルデータ、実験の代わりにシミュレーションと、製造スタイルの変革により開発期間の大幅な短縮が得られた。
- 自動走行車の実証実験にかわるものとしてドライブシミュレータに本邦の成果であるFQHNN（機械学習モデル）EOC（制御技術）を組み入れた実験精度の向上を図った

クレイモデル



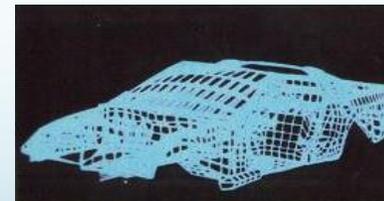
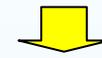
データモデル

試作車



プリサイズモデル

試作車実験

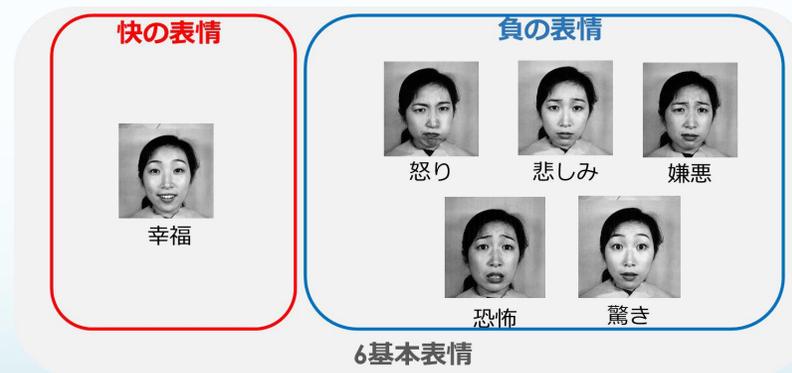


コンピュータ・シミュレーション

の課題

自動走行車では、高速で車がすれ違う時など、**安全だと分かっている、不安な気持ちになる**といわれている

- この不安感は、経路変更や障害物回避といった場面の**加速度の不連続性が一つの要因**とされる。EOCでは、加速度の不連続性を最小にする制御関数を選ぶことを目指す。
- 顔表情では、エクマンの6基本表情が定義されているが、「安心」をいずれかに当てはまるか、癒し（ディアゴラ、2008年）や集中度（安部ら、2025年）のように**新たな表情の指標を定義するか**を検討する。



- ハンドルのあるレベル3とハンドルのないレベル4、5で**不安感の構造がどのように異なるか**、これまでになく新たな概念を目指す。

ご清聴ありがとうございました



「ドライブシミュレータを用いた自動走行 実証実験の代替」

ドライブシミュレータによる人間中心自動運転 制御

Human-Centered Autonomous Driving
Control via Drive Simulator

Luis Diago
(明治大学)

Overview

W

Introduction

- Background/Problem/Objective
/Related Works/Contribution

Methodology

- Drive Simulator experiments (L3–L5)
- Near-miss scenarios (hiyari-hatto)
- Psychological data acquisition

FQHNN modeling + EOC Control

Conclusions and Future Works

Background

自動運転は進展

Autonomous driving is advancing

安全だが安心ではない

Safe but not reassuring

心理的要因が重要

Psychological factors matter

Problem

従来は安全性のみ

Focus only on safety

不安は未モデル化

Anxiety not modeled

不安は制御に未統合

Anxiety not integrated into control

Safety ≠ perceived safety

安全 ≠ 安心

User anxiety limits adoption

不安が普及を妨げる

Objective

不安のモデル化

Model anxiety

制御に統合

Integrate into control

Research Question

Can psychological states be embedded in control?

Can anxiety be minimized alongside energy?

Related Work / 関連研究

Affective Computing (Picard, 1997)

Emotion as dynamic system (Scherer, 2009)

Human-in-the-loop control (Sheridan, 2016)

Risk-aware planning (Sadigh et al., 2016)

Gap in Literature / 研究ギャップ

Emotion modeled but not used in control

Control optimized but not human-aware

Lack of integration between psychology and EOC

Contribution / 本研究の 貢献

Integration of anxiety into control cost

Use of Drive Simulator for safe experiments

FQHNN-based modeling of psychological state

Framework / フレームワーク



Overview

W

Introduction

- Background/Problem/Objective
/Related Works/Contribution

Methodology

- Drive Simulator experiments (L3–L5)
- Near-miss scenarios (hiyari-hatto)
- Psychological data acquisition

FQHNN modeling + EOC Control

Conclusions and Future Works

Advantages of DS

安全

Safe

低コスト

Low cost

再現性

Reproducible

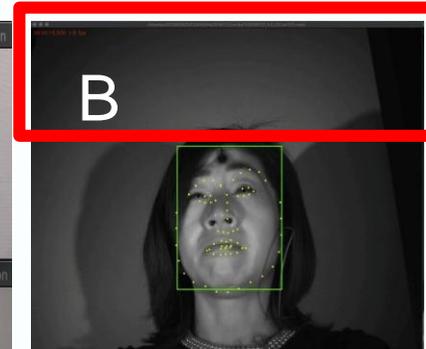
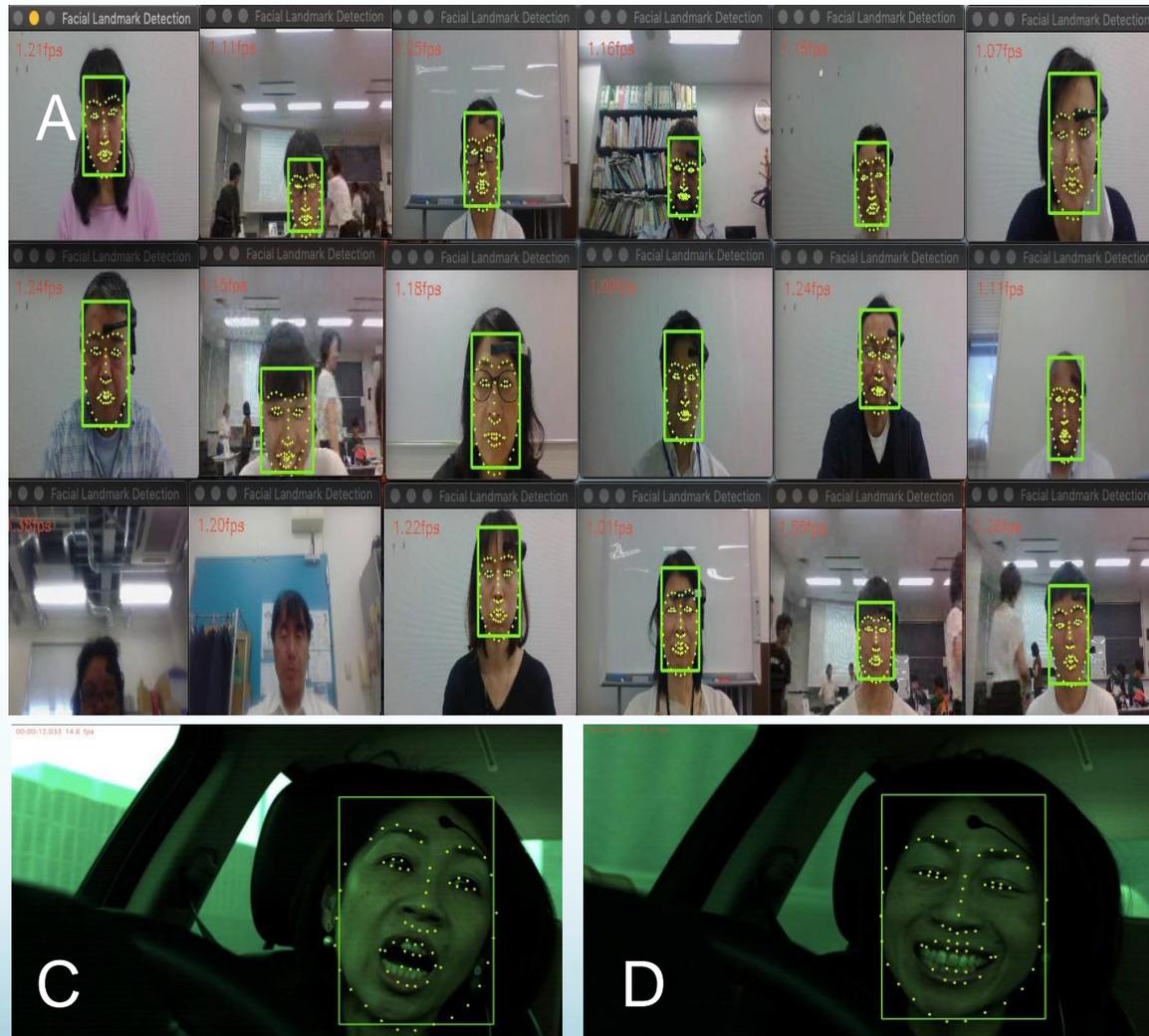


実車: 高コスト - 危険

研究集会:高度な自動運転を実現するための数理の現状と課題 (3)

DS Experiments (3)

Enviroments



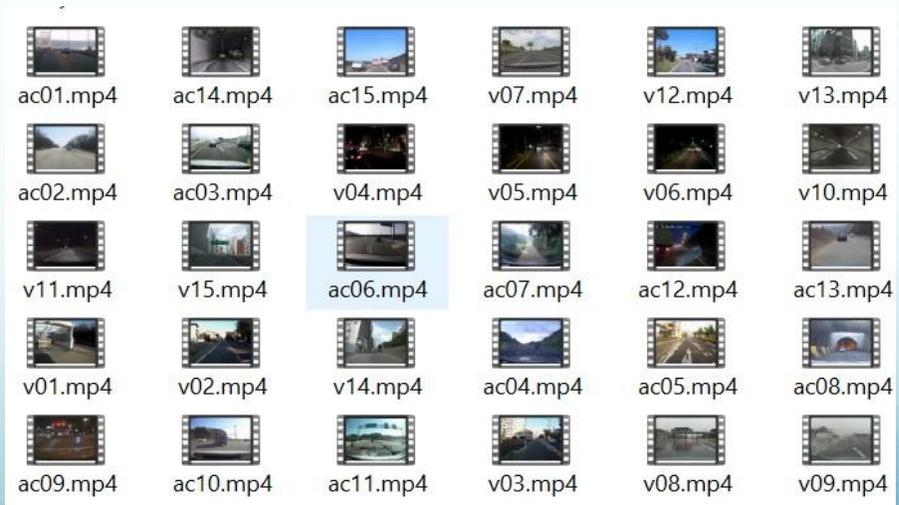
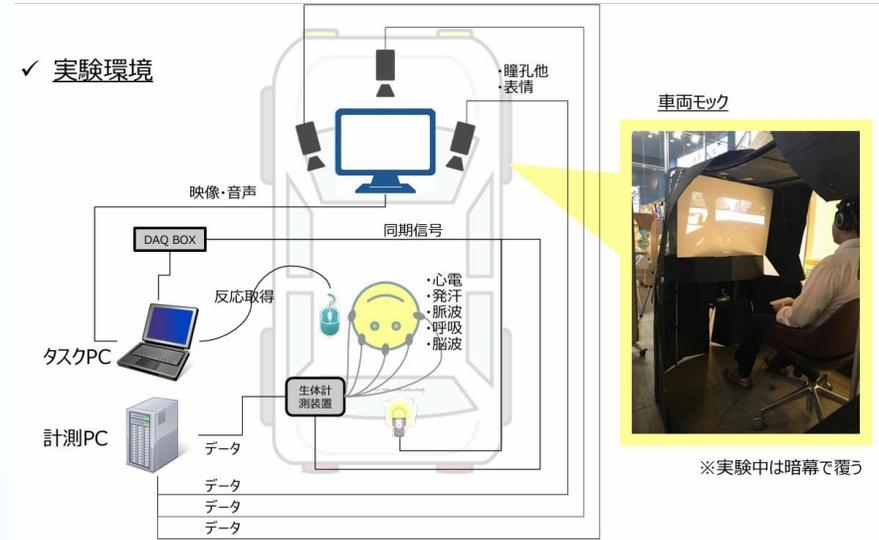
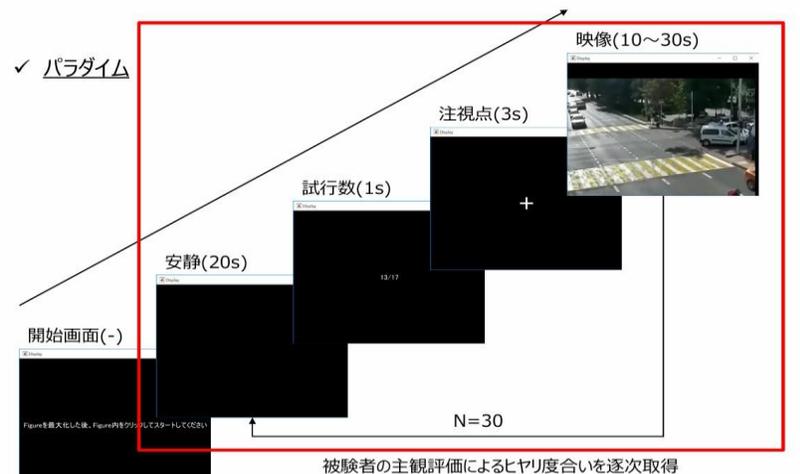
Row ID	ECG	EEG	GSR	Mark	Pulse	Resp	CLOCK
0	0.92	-6.34	-7.93	4.01	-175.16	-14.95	11:57:52.000
1	6.64	-18.32	-39.64	4.01	-611	-52.04	11:57:52.010
2	16.17	-27.18	-75.84	4.01	-819.5	-68.67	11:57:52.020
3	35.02	-26.18	-94.11	4.01	-764.19	-63.16	11:57:52.030
4	43.11	-20.38	-100.36	4.01	-688.97	-61.88	11:57:52.040
5	48.45	-14.81	-100.01	4.01	-622.6	-62.03	11:57:52.050
6	47.61	-16.95	-98.27	4.01	-533.64	-62.8	11:57:52.060
7	42.27	-19.24	-98.81	4.01	-397.54	-61.8	11:57:52.070
8	46.01	-16.34	-96.09	4.01	-288.68	-61.12	11:57:52.080
9	51.73	-9.16	-95.84	4.01	-126.18	-60.81	11:57:52.090
10	62.1	-7.33	-95.79	4.01	2.82	-60.58	11:57:52.100
11	79.42	-10.53	-95.77	4.01	131.83	-61.88	11:57:52.110
12	87.21	-10.69	-95.73	4.01	276.93	-62.95	11:57:52.120
13	78.43	-7.63	-95.66	4.01	374.5	-61.65	11:57:52.130
14	62.03	-5.57	-95.58	4.01	506.18	-59.59	11:57:52.140
15	43.56	-12.14	-95.48	4.01	595.21	-56.16	11:57:52.150
16	28.31	-17.02	-95.39	4.01	682.33	-51.35	11:57:52.160

L3

Experiment

レベル3-5 Level 3-5 ヒヤリハット Near-miss scenarios

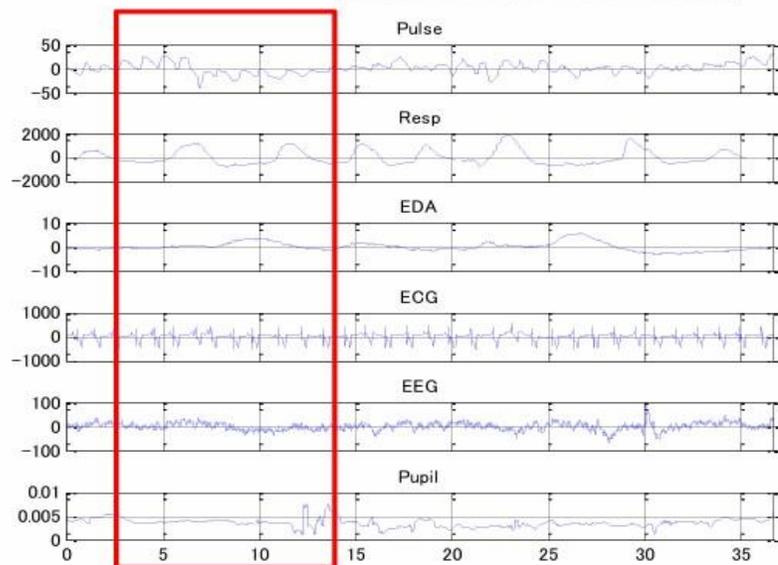
実験デザイン



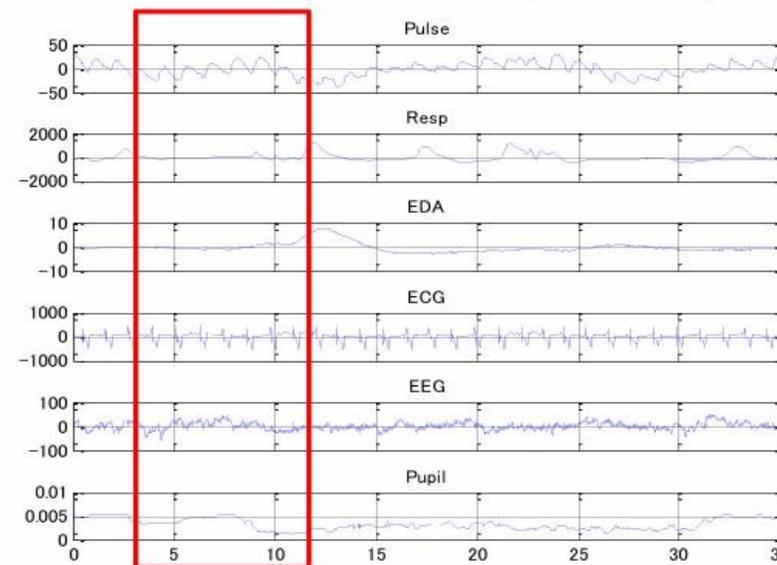
Example

✓ 計測データ例

ヒヤリ度：低



ヒヤリ度：高



動画再生区間 (Video Stimulus)

Overview

W

Introduction

- Background/Problem/Objective
/Related Works/Contribution

Methodology

- Drive Simulator experiments (L3–L5)
- Near-miss scenarios (hiyari-hatto)
- Psychological data acquisition

FQHNN modeling + EOC Control

Conclusions and Future Works



自動運転システムとドライバーの協調制御を目指した
リアルタイム集中度計測のための一考察

安部 博枝^{*1}, Diago Luis^{*1,*2}, 南畑 淳史^{*3}, 萩原 一郎^{*4}

A consideration for real-time attention measurement for cooperative control between autonomous driving system and driver

Hiroe ABE^{*1}, Luis DIAGO^{*1,*2}, Atsushi MINAMIHATA^{*3} and Ichiro HAGIWARA^{*4}

^{*1,*4} Institute for Advanced Study of Mathematical Sciences & Institute of Autonomous Driving, Meiji university
1-1, Kanda-Surugadai, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8301, Japan

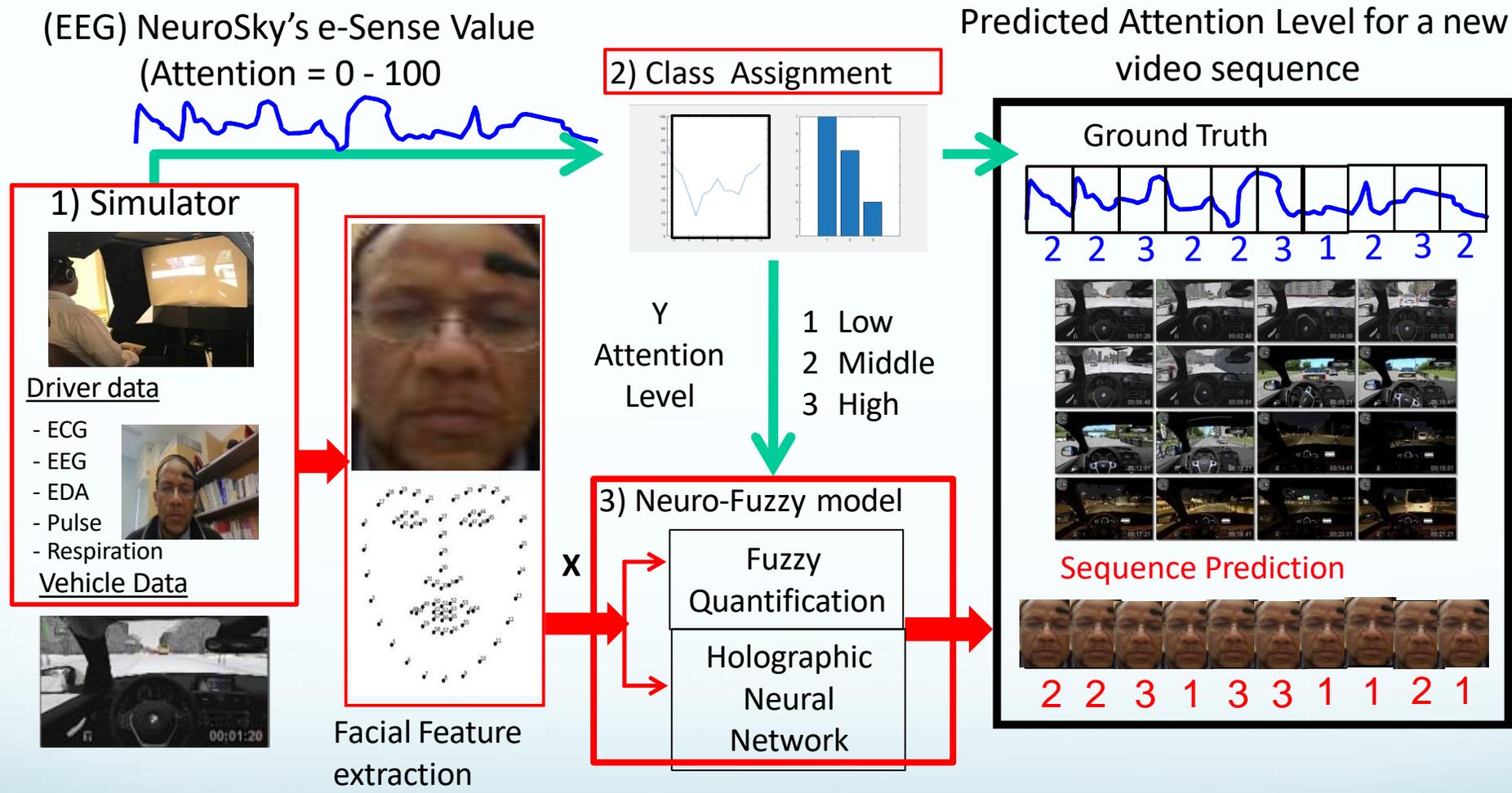
^{*2} Interlocus CO., LTD. 4259-3 Nagatsuda town Midori-ku Yokohama Kanagawa 226-8510 Japan

^{*3} Faculty of Sociology Department of Sociology, Kansai University of International Studies
3-1 Suwayama-cho Cyuo-ku Kobe Hyogo 650-0006 Japan

Received: 5 October 2024; Revised: 27 January 2025; Accepted: 9 March 2025

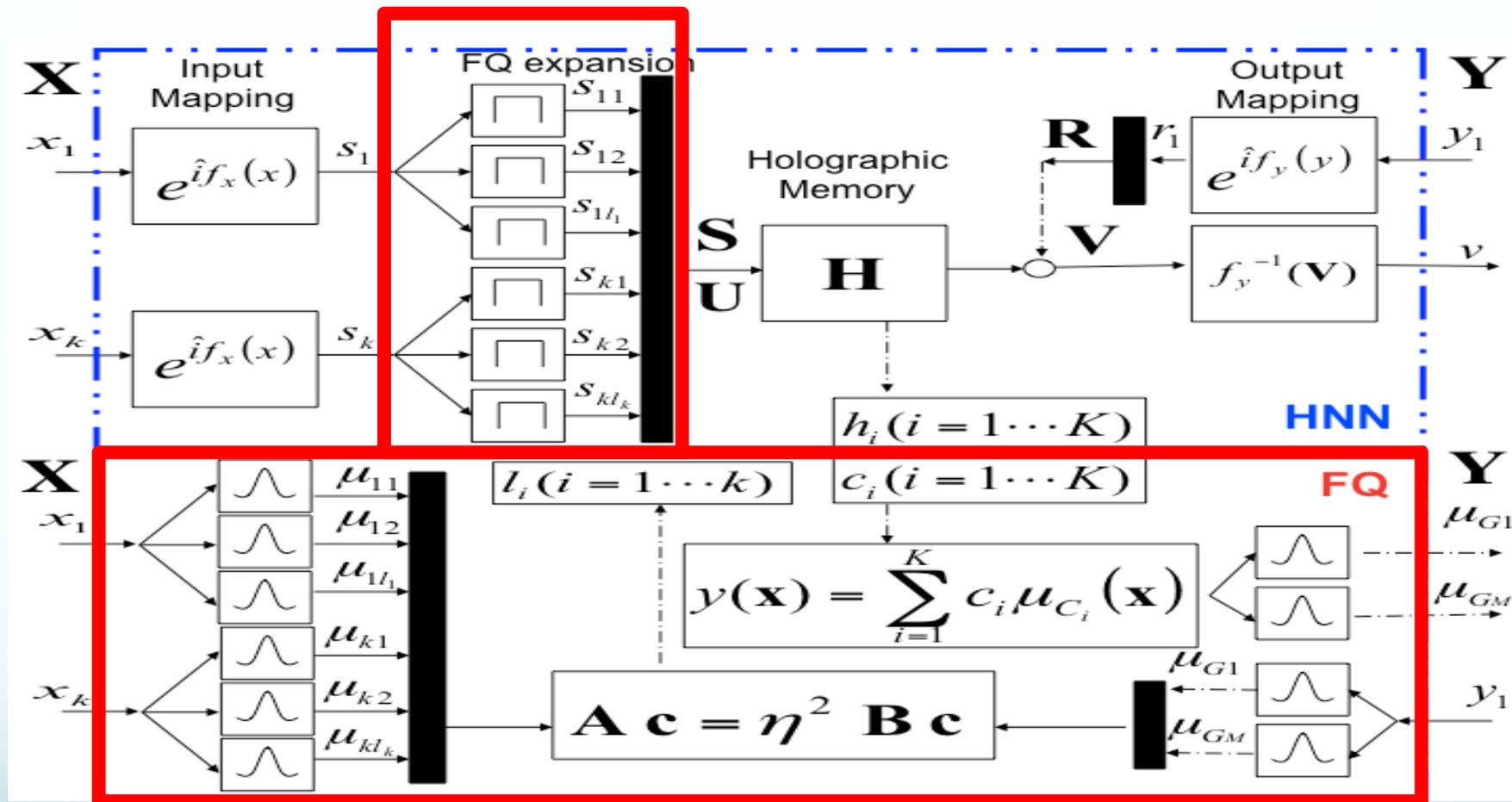
Exploring **Fuzzy-Quantized Holographic Neural Networks (FQHNN)** for Driver Monitoring in Conditional Driving Automation

Approach



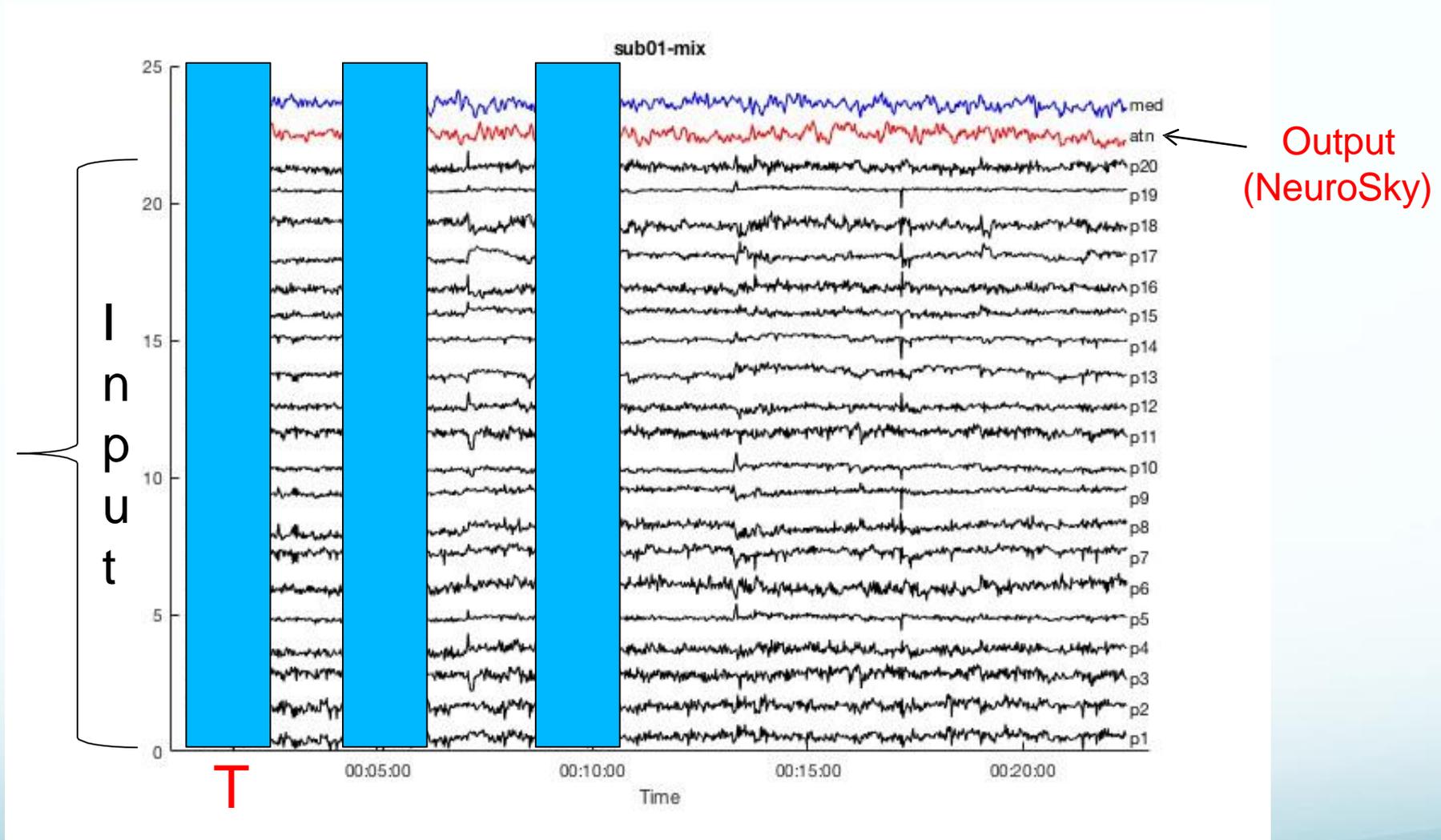
Diago Marquez, L. A. ., Abe, H. ., Adachi, K. ., & Hagiwara, I. . (2021). Exploring Fuzzy-Quantized Holographic Neural Networks for Driver Monitoring in Conditional Driving Automation. *Cuban Journal of Digital Transformation*, 2(1), 46–65

FQHNN - Architecture



[3] LA. Diago, T. Kitaoka, and I. Hagiwara : Neuro-Fuzzy Quantification of Personal Perceptions of Facial Images based on a Limited Data Set, IEEE Transactions on Neural Networks 2011

Series



Anxiety Estimation

3. State-Space Formulation

3.1. Augmented state

Let $x(t) \in \mathbb{R}^n$ denote the vehicle state vector, which may include position, velocity, and orientation variables, $u(t) \in \mathbb{R}^m$ denote the control input vector, such as steering and longitudinal acceleration and $A(t) \in [0, 1]$ denote the latent anxiety state, normalized so that larger values correspond to higher anxiety. Then, the augmented state is defined as

$$X(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ A(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+1}. \quad (1)$$

3.2. Vehicle and anxiety dynamics

The vehicle dynamics are represented by

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)), \quad (2)$$

where $f(\cdot)$ is the nonlinear vehicle dynamics mapping.

4. Anxiety Estimation

Anxiety is not directly measurable as a physical variable. Accordingly, it is treated as a latent state and estimated from multimodal in-cabin observations, following affective computing principles [1, 7].

4.1. Multimodal observation model

Let the observable feature vector be

$$F(t) = \begin{bmatrix} F_{\text{face}}(t) \\ F_{\text{voice}}(t) \\ F_{\text{posture}}(t) \\ F_{\text{physio}}(t) \\ F_{\text{cabin}}(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^d, \quad (7)$$

where:

- $F_{\text{face}}(t)$ contains facial and ocular features such as eye openness, blink rate, gaze direction, and facial tension;
- $F_{\text{voice}}(t)$ contains vocal features such as pitch, speech rate, and breathing-related acoustic patterns;
- $F_{\text{posture}}(t)$ contains posture and micro-movement descriptors, including seat-pressure-derived features;
- $F_{\text{physio}}(t)$ contains physiological features such as heart rate (HR), heart rate variability (HRV), and electrodermal activity (EDA);
- $F_{\text{cabin}}(t)$ contains contextual cabin variables such as illumination, noise, vibration, and temperature.

4.2. Estimator

The latent anxiety state is estimated through a FQHNN as

$$\hat{A}(t) = f_{\theta}(F(t)), \quad (8)$$

where $\hat{A}(t) \in [0, 1]$ is the estimated anxiety level and $f_{\theta}(\cdot)$ is a nonlinear mapping parameterized by θ .

The estimator in (8) is used as an approximation of the latent state $A(t)$, while the state-space dynamics govern its temporal evolution. This separation avoids redundancy between estimation and dynamics.

5. Optimal Control Formulation

The control objective is defined by the cost functional

$$J = \int_{t_0}^{t_f} (E(x(t), u(t)) + \lambda A(t)) dt, \quad (9)$$

where J is the total cost over the control horizon $[t_0, t_f]$ and $\lambda \geq 0$ is a trade-off parameter between control performance and psychological comfort.

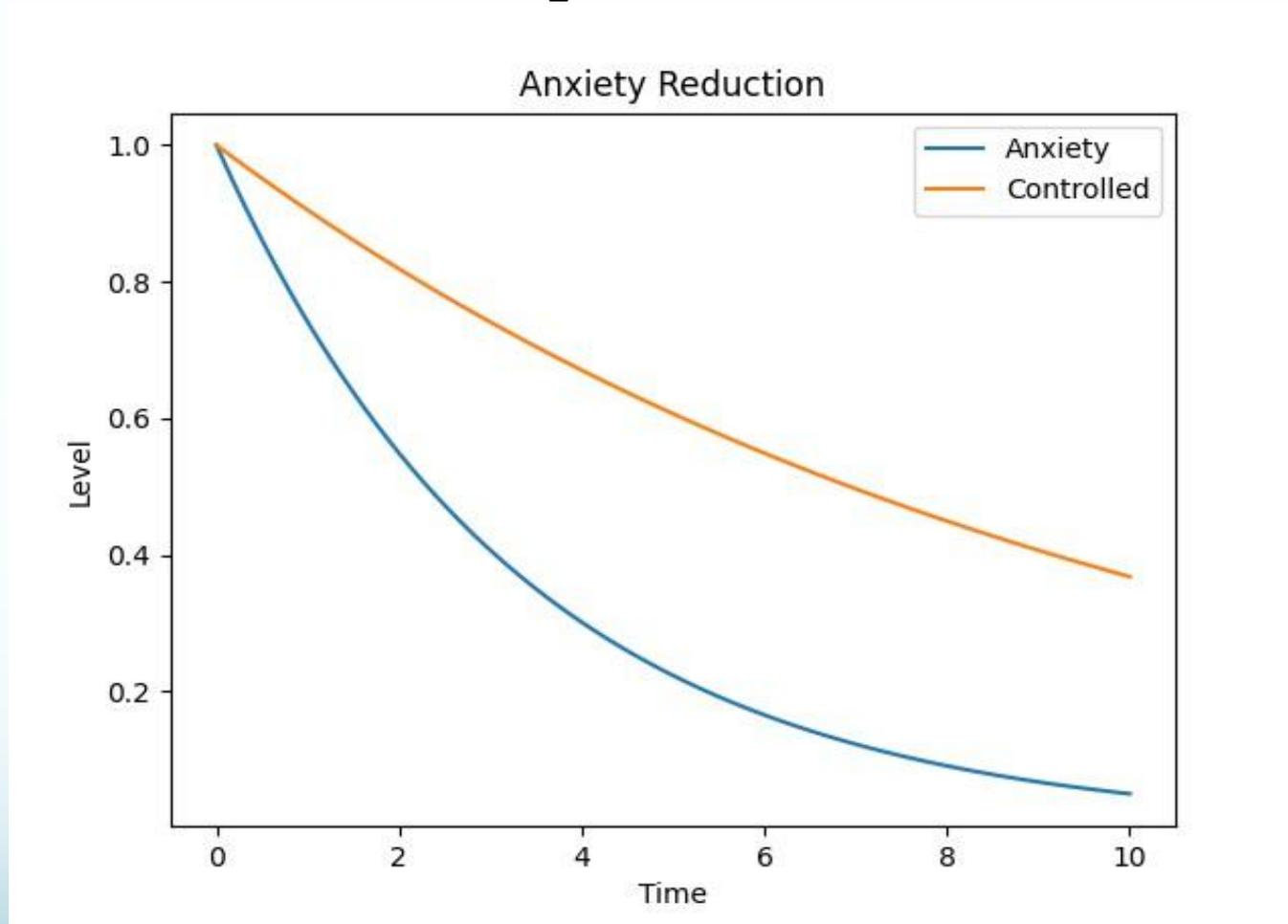
The nominal control term is defined as

$$E(x(t), u(t)) = x(t)^T Q x(t) + u(t)^T W u(t), \quad (10)$$

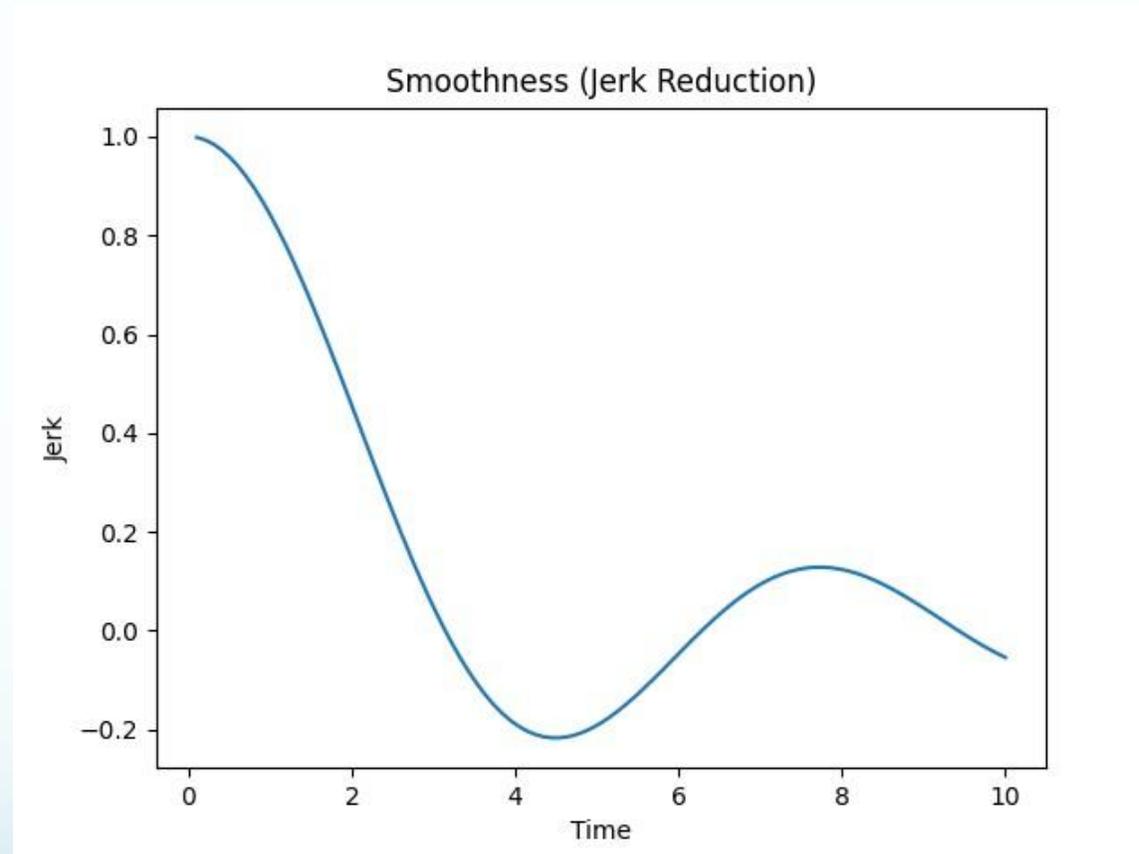
where $Q \succeq 0$ is the state weighting matrix and $W \succ 0$ is the control weighting matrix.

This formulation penalizes both control-related performance degradation and elevated anxiety levels.

Anxiety Reduction / 不安低減



Smooth Control (Jerk) / 滑らか制御



位置づけ (Positioning)

Abe	Attention monitoring
Hashiguchi	Motion optimization (EOC)
Okamura	Evaluation metrics
(This research)	Psychological control integration

Overview

W

Introduction

- Background/Problem/Objective
/Related Works/Contribution

Methodology

- Drive Simulator experiments (L3–L5)
- Near-miss scenarios (hiyari-hatto)
- Psychological data acquisition

FQHNN modeling + EOC Control

Conclusions and Future Works

論

Human-centered control improves acceptance

人間中心制御で受容性向上

Future: real-world validation

今後: 実環境検証

「ドライブシミュレータを用いた自動走行 実証実験の代替」

Thank you very much!

Luis Diago
(明治大学)

明治大学先端数理科学インスティテュート研究集会オンライン開催
「高度な自動運転を実現するための数理の現状と課題」
2026年3月18日15:15-15:45

E-to-E自動運転へ向けた EOCファミリーの設計と 有効性の評価

橋口真宜
エイチエム工学教育研究所/明治大学

目的

現在、全自動運転の研究開発は、認知・判断の過程を従来の物体検出・物体追跡・走路計画・物体回避といった複数の階層処理の連鎖を経て制御を行う自動運転方式から、ニューラルネットワークの援用により一括制御へ向かう自動運転方式E-to-Eを目指している。

1. エネルギー最適制御EOCを従来の地面固定座標から車体固定座標に変換し、レーンチェンジ、90度コーナリング、正弦波走行を設定シナリオとし、EOCのパラメタを最適化し、所期のE-to-E 技術を可能とした。
2. 更に、他の最適制御では困難な、横加加速度（ジャーク）も制御することにより、全自動運転で、問題となる「安全だが安心ではない」という課題も解消できることを示す。

内容

E-to-Eにおける制御系の役割

EOCの車両固定座標系への拡張

EOCファミリーの設計

複数シナリオによるパラメタの最適化

EOCファミリーの有効性

まとめ

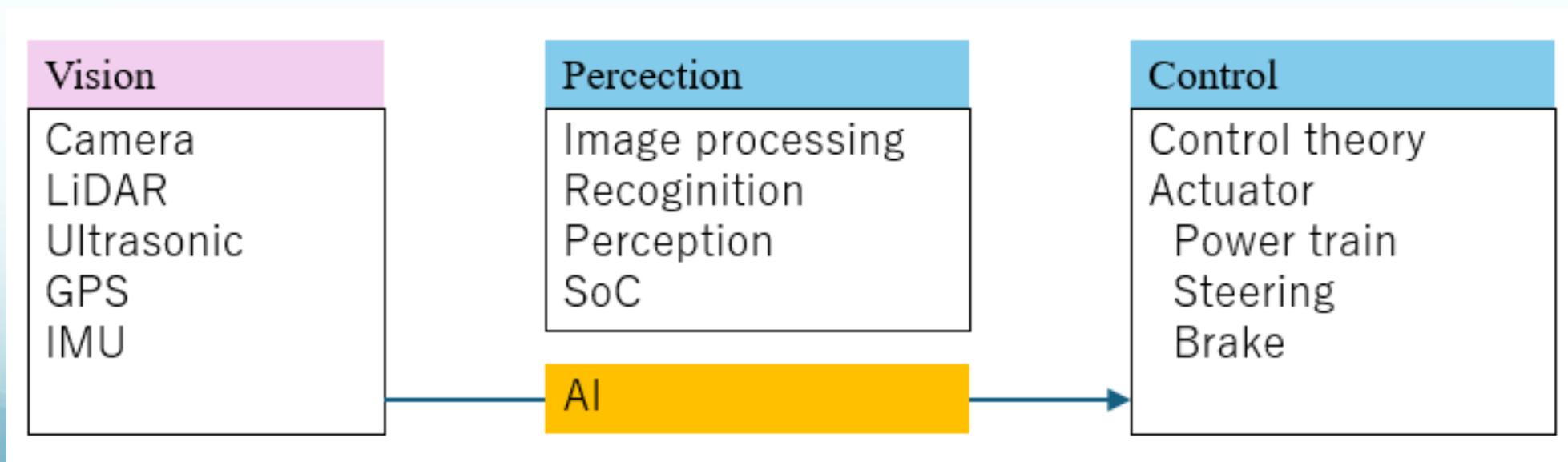
E-to-Eにおける制御系の役割

1. ビジョン主導型E-to-E 自動運転における様々なレベルの情報に**高速で対応できる制御**

認知・判断の過程（パーセプション）を従来の物体検出・物体追跡・走路計画・物体回避といった複数の階層処理の連鎖を経て制御を行う自動運転方式（モジュラーE-to-E）から、**単独のNeural Network（NN）で一括処理し制御へ向かう自動運転方式（モノリシックE-to-E）を目指している。**

2. 「安全とわかっていても安心できない」という課題解決の手段になり得る**明解な制御**

全自動運転車が単なる走る機械ではなく、乗員の快適性を確保することが全自動運転が社会に浸透していく重要な要素であることを示唆している。



E-to-Eにおける制御系の役割

1. ビジョン主導型E-to-E 自動運転における様々なレベルの情報に**高速で対応できる制御**

EOC制御

最適制御量を**リアルタイムで算出**するアルゴリズム

従来の制御

MPCなど、最適化アルゴリズムの反復解法に基づくので処理時間がかかる。

EOC制御

最適制御量をリアルタイムで算出

エネルギー最適制御理論に基づく操舵による緊急衝突回避の検討

時速100kmでの検討 2023

萩原 一郎^{*1}, 橋口 真宜^{*2}, 米 大海^{*2}, 内田 博志^{*3}

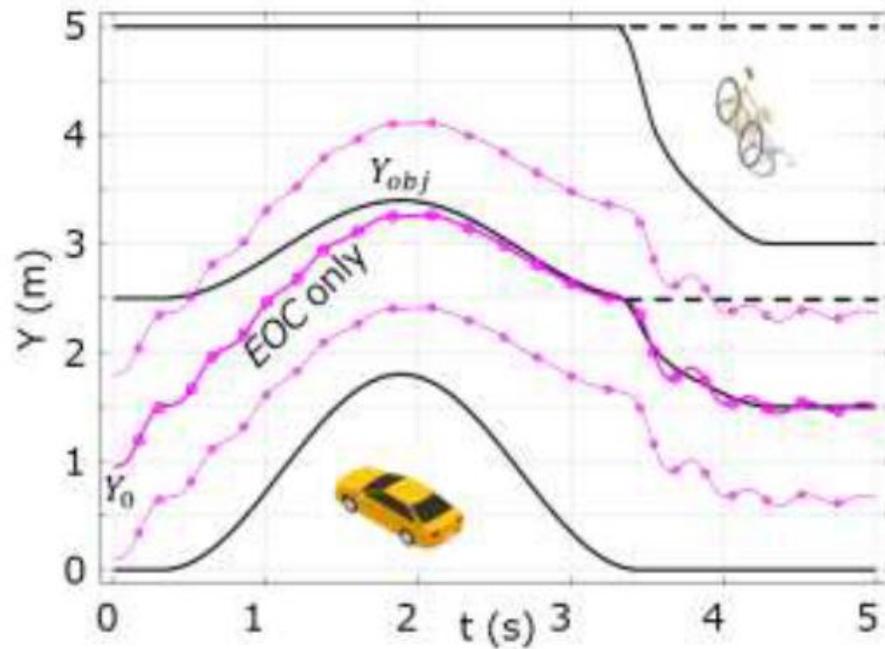


Fig.9 New *EOC* model with virtual function designed by Eq. (16) improves followability to the specified trajectory.

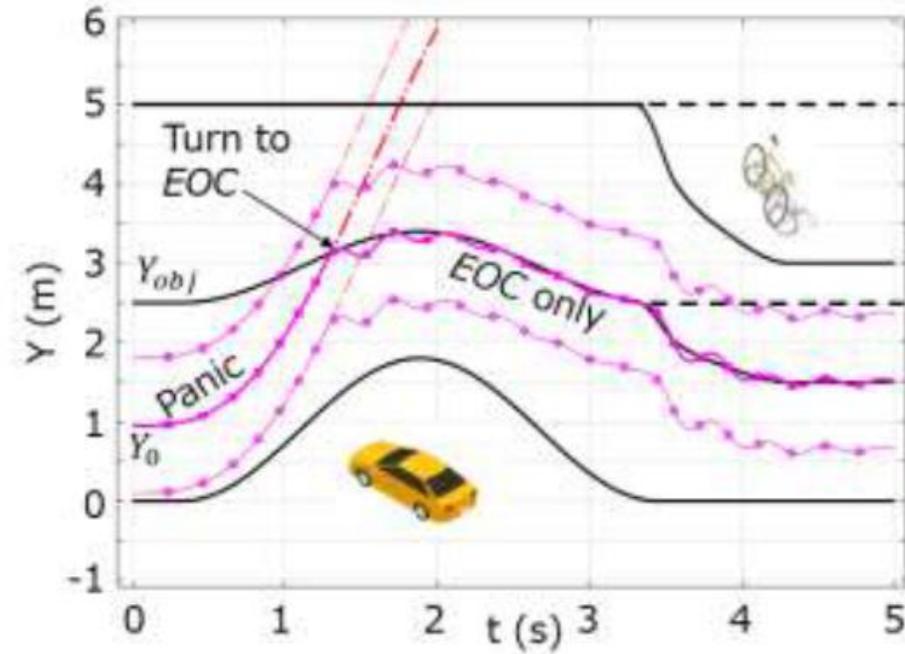


Fig.10 Followability when switching from panic driver to new *EOC* was examined and successful handover from panic driver to *EOC* was shown

E-to-Eにおける制御系の役割

2. 「安全とわかっていても安心できない」という課題解決の手段になり得る **明解な制御**

EOC制御

物理原理に基づいて最適制御量をリアルタイムで算出するアルゴリズム
および直感的な設計が可能

ヒトの不安感

加速度、加加速度（ジャーク）

物理的な視点を取り入れることで解決できる。

解決例：

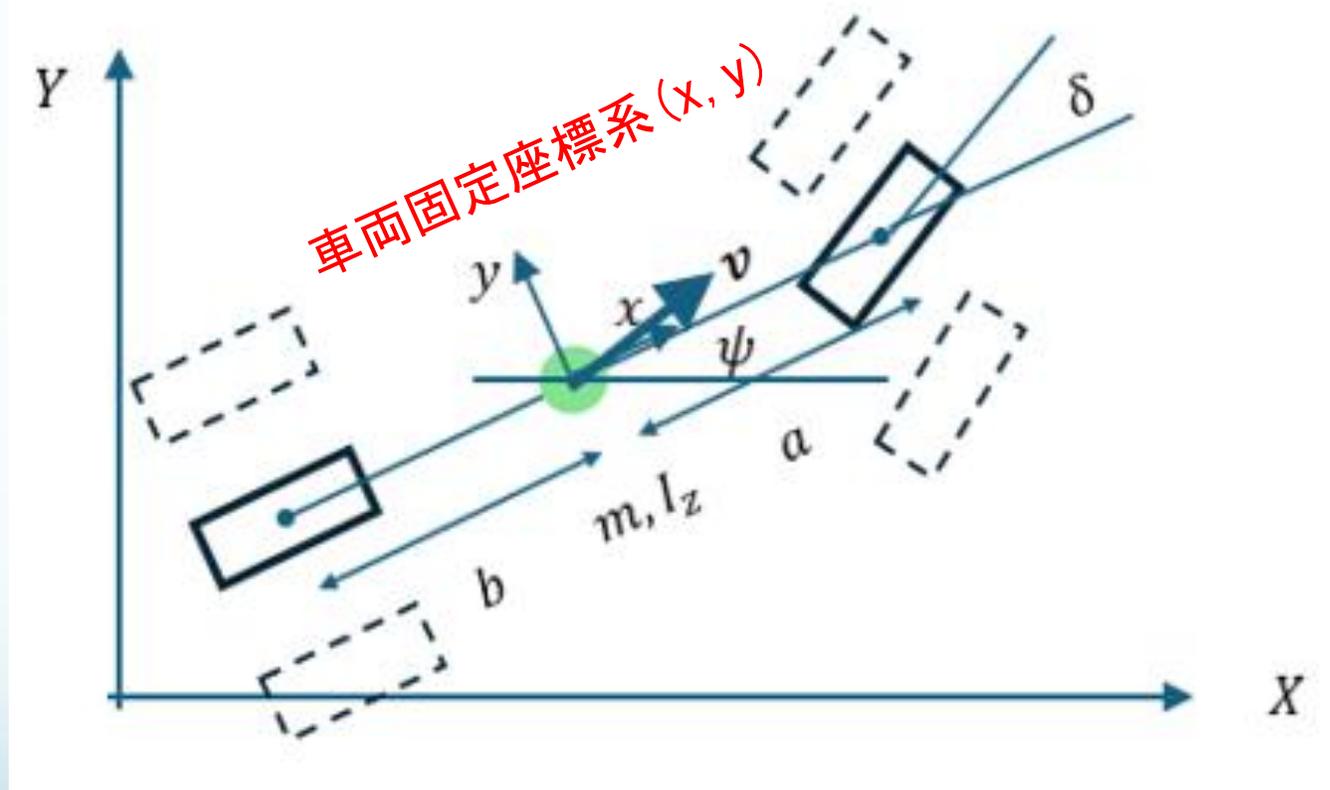
高速道路の曲率設計は、ドライバーがハンドルを急に回すことなく、時速100km超の速度でも安全かつ滑らかにカーブを通過できるよう、主に「直線」「クロソイド曲線（緩和曲線）」「円弧」の組み合わせで構成。

曲率＝物理では加速度に対応する。つまり、加速度制御が重要。

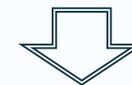
EOCは物理原理と直結しており、設計が明解。

EOCの車両固定座標系への拡張

地面固定座標系：マップ情報などに利用



地面固定座標系 (X, Y)



車両固定座標系：E-to-Eではこの座標系での環境画像情報を直接、制御に利用



EOCの車両固定座標系への拡張

アクセル・ブレーキ

進行方向速度

$$\dot{v}_x = \boxed{\alpha_x} - \frac{1}{2} \frac{S}{m} C_d |v_x| v_x - \frac{F_{yf} \sin \delta}{m}$$

横方向速度

$$\dot{v}_y = \frac{F_{yf} + F_{yr}}{m} - v_x r + \frac{1}{m} \boxed{U_1} \quad \text{EOC制御量}$$

$$\dot{r} = \frac{aF_{yf} - bF_{yr}}{I_z} + \frac{a}{I_z} \boxed{U_1} \quad \text{EOC制御量}$$

前後輪の力

$$F_{yf} = -C_f \left(\frac{v_y + ar}{v_x} - \delta \right), F_{yr} = -C_r \left(\frac{v_y - br}{v_x} \right)$$

横方向加速度

$$\alpha_y = v_x r + \dot{v}_y$$

EOCファミリーの設計

標準EOC

目標軌道からのずれ、ずれ速度、ヨー角のずれ

$$\frac{dU_1}{dt} = F(e_y, \dot{e}_y, e_\psi)$$

最適化EOC

加速度、加加速度

$$\frac{dU_1}{dt} = F(e_y, \dot{e}_y, e_\psi) + G(\alpha_y, \dot{\alpha}_y)$$

係数にパラメタが含まれており、これはシナリオを与えて最適化する。(後述)
これらのパラメタに物理的な意味付けができる点で明解な制御と言える。

EOCファミリー

$$\frac{dU_1}{dt} = RHS(t) \quad \text{標準EOC, 最適化EOC : リアルタイム処理}$$

前進Euler法 : 計算が軽い

$$\dot{U}_1(t) \equiv \frac{dU_1}{dt} \approx \frac{U_1(t + \Delta t) - U_1(t)}{\Delta t}$$

$$\frac{U_1(t + \Delta t) - U_1(t)}{\Delta t} = RHS(t)$$

$$U_1(t + \Delta t) = U_1(t) + \Delta t RHS(t)$$

次の状態 現時刻の状態

複数シナリオによるパラメタの最適化

物理的視点に基づき
直感的な設計および因果分析

アクセル・ブレーキ

進行方向速度

$$\dot{v}_x = \boxed{\alpha_x} - \frac{1}{2} \frac{S}{m} C_d |v_x| v_x - \frac{F_{yf} \sin \delta}{m}$$

横方向速度

$$\dot{v}_y = \frac{F_{yf} + F_{yr}}{m} - v_x r + \frac{1}{m} \boxed{U_1} \quad \text{EOC制御量}$$

$$\dot{r} = \frac{aF_{yf} - bF_{yr}}{I_z} + \frac{a}{I_z} \boxed{U_1} \quad \text{EOC制御量}$$

前後輪の力 $F_{yf} = -C_f \left(\frac{v_y + ar}{v_x} - \delta \right), F_{yr} = -C_r \left(\frac{v_y - br}{v_x} \right)$

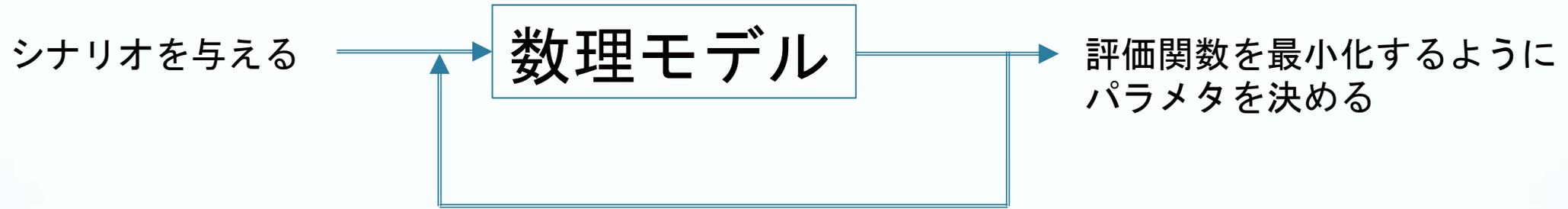
横方向加速度

$$\alpha_y = v_x r + \dot{v}_y$$

EOC制御

$$\frac{dU_1}{dt} = \mathbf{RHS}(t)$$

複数シナリオによるパラメタの最適化



評価関数

標準EOC

横偏差の二乗誤差を積分した評価関数

快適化EOC

乗員の快適性を表す横加速度および横ジャークを明示的に入れた評価関数

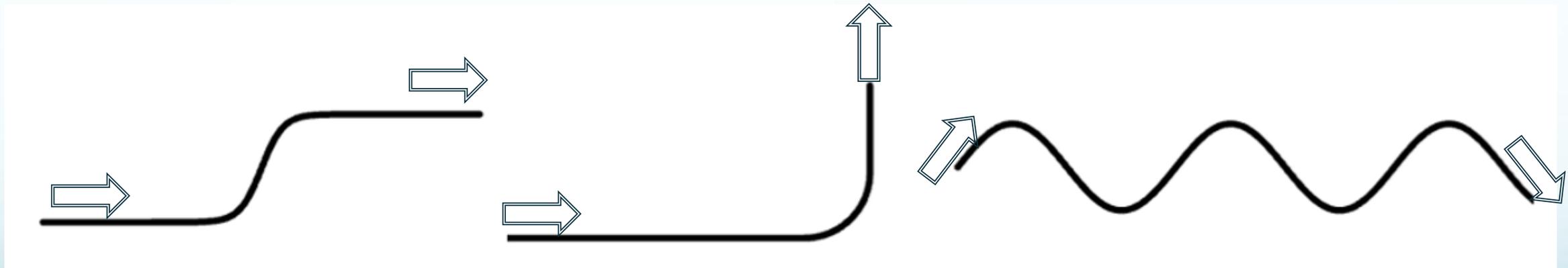
複数シナリオによるパラメタの最適化

標準EOC

- ①直線路でのレーンチェンジ（進路変更量(m)：2.0, 進路変更時間(s)：2.0, 6.0)
- ②曲率半径の決まった 90° コーナ（曲率半径は30m）

最適化EOC

- ③複数の振幅 A (0.4m, 0.6m, 1.0m) と④波長 λ (20m, 30m, 40m) の組み合わせで設定し、**横加速度レベルと横ジャークレベルが十分に变化する条件**



レーン変更

コーナーリング (90度)

正弦波形経路

複数シナリオによるパラメタの最適化

最大車速は40 km/hとし、試験路の全長は180 mとする。
パラメタを決定するために利用するシナリオの
平均時間 T_s は約17秒である。

各シナリオにおいてあらかじめ設定した有限個の候補値に対する離散パラメタサーチ
(**グリッドサーチ**)を用いた。

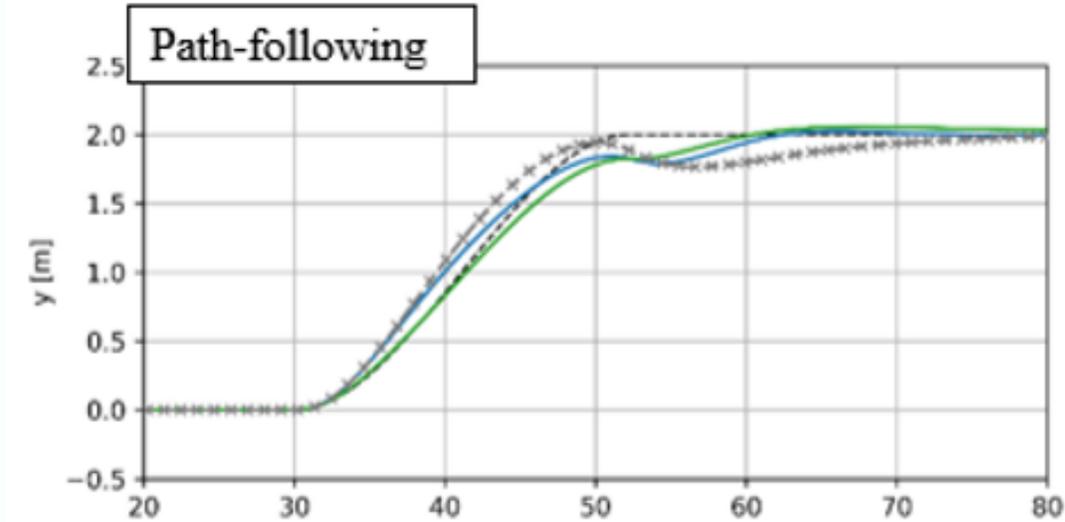
標準EOCはシナリオ1 (2ケース) × シナリオ2 (1ケース) × 5(k_d) × 4(γ) × 7(k_e) = **280点**,

快適化EOCはシナリオ3 (9ケース) × 7(k_{human}) × 6(k_{acc}) × 7(k_{jerk}) = **2646点**,

のグリッドサーチを実施した。

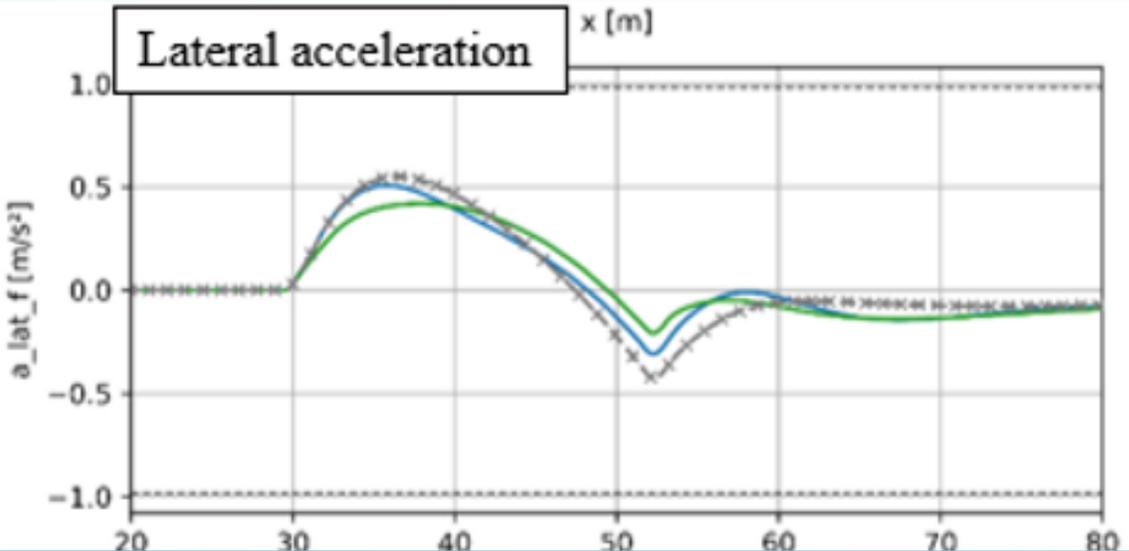
EOCファミリーの有効性

経路追従性

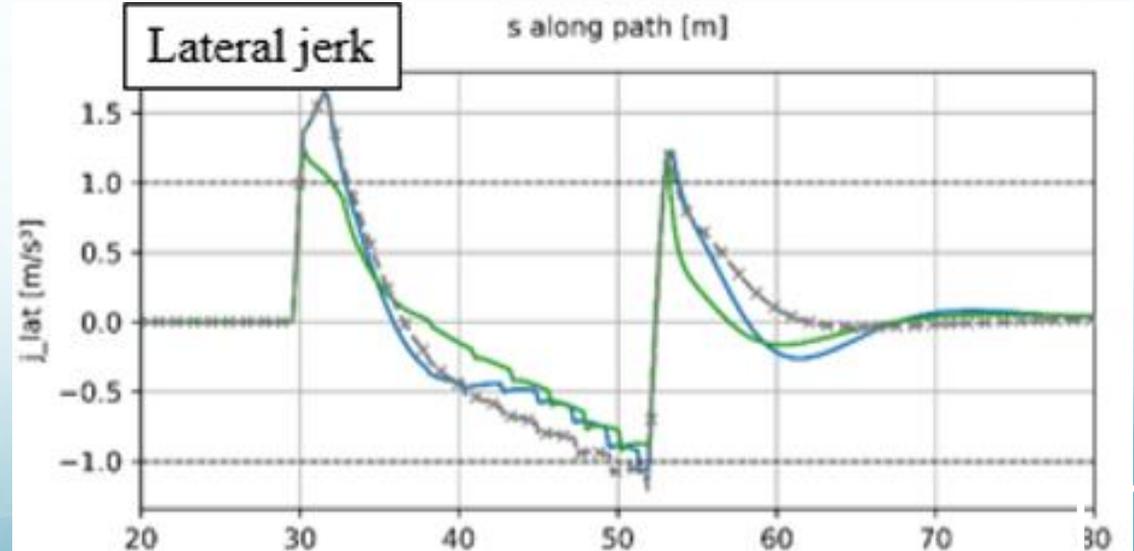


- 指定経路
- 標準EOC
- 最適化EOC

最適化EOC 横加速度の抑制



最適化EOC 横加加速度の抑制

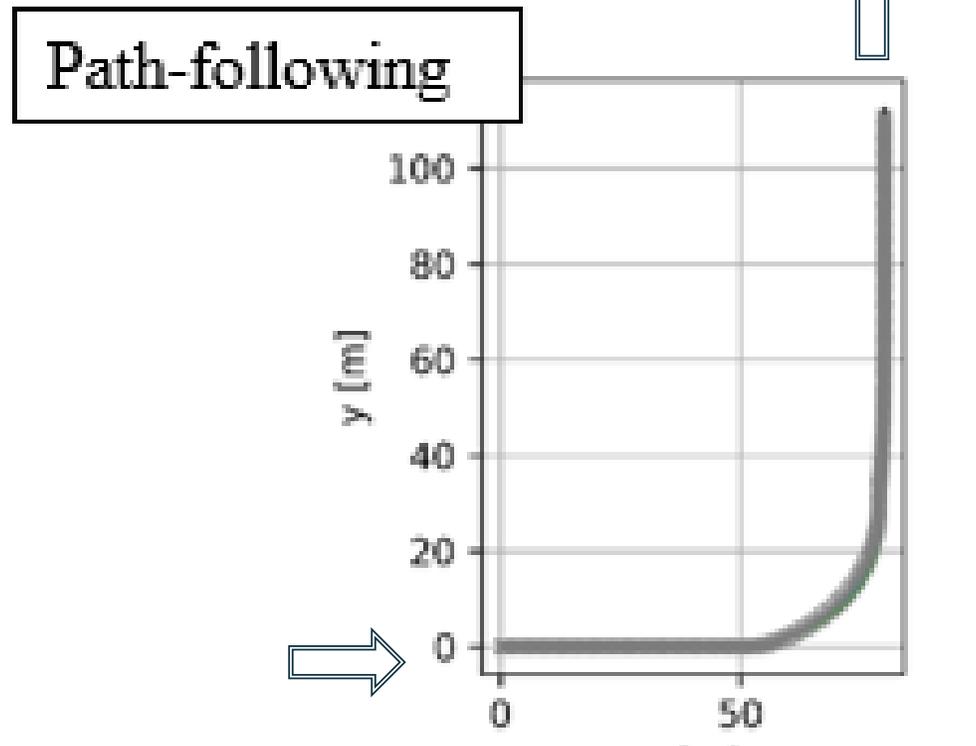


EOCファミリの有効性

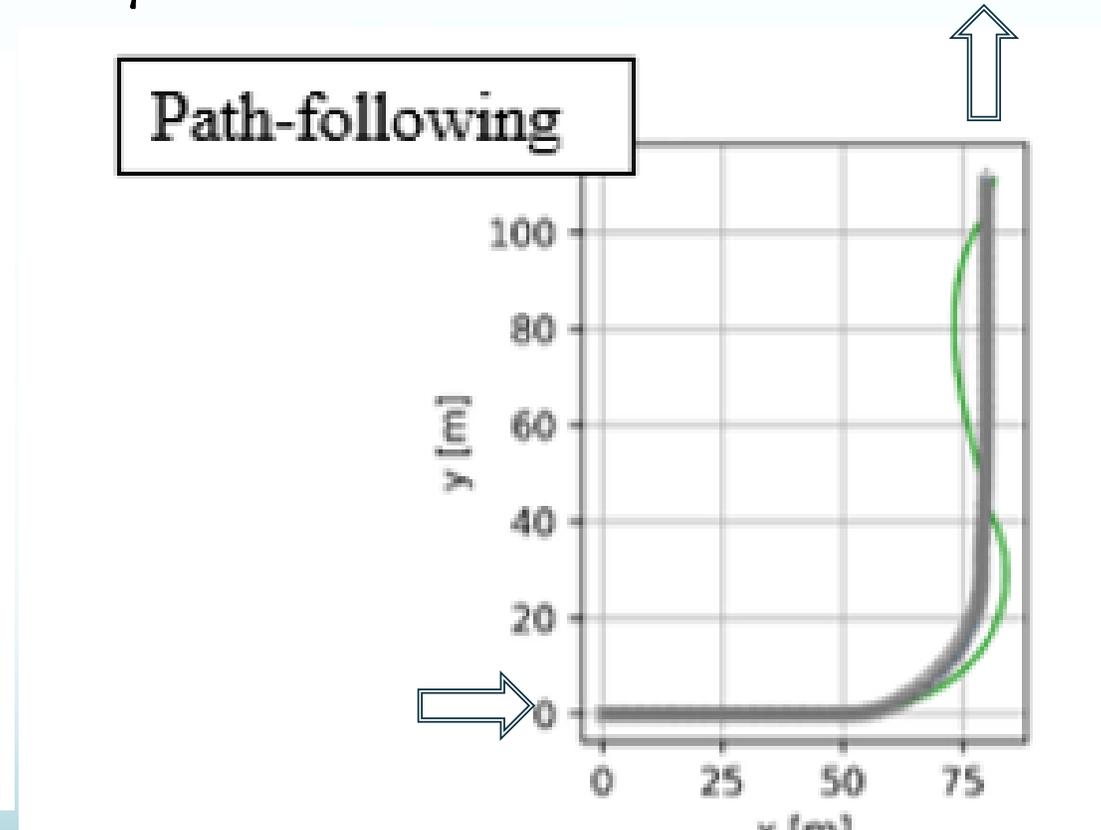
路面摩擦係数が低下した場合、**最適化に振ると経路追従性が悪化する例**を示す。
標準EOCと最適化EOCのトレードオフによる非線形制御で解決できる。

- 指定経路
- 標準EOC
- 最適化EOC

$\mu = 0.9$

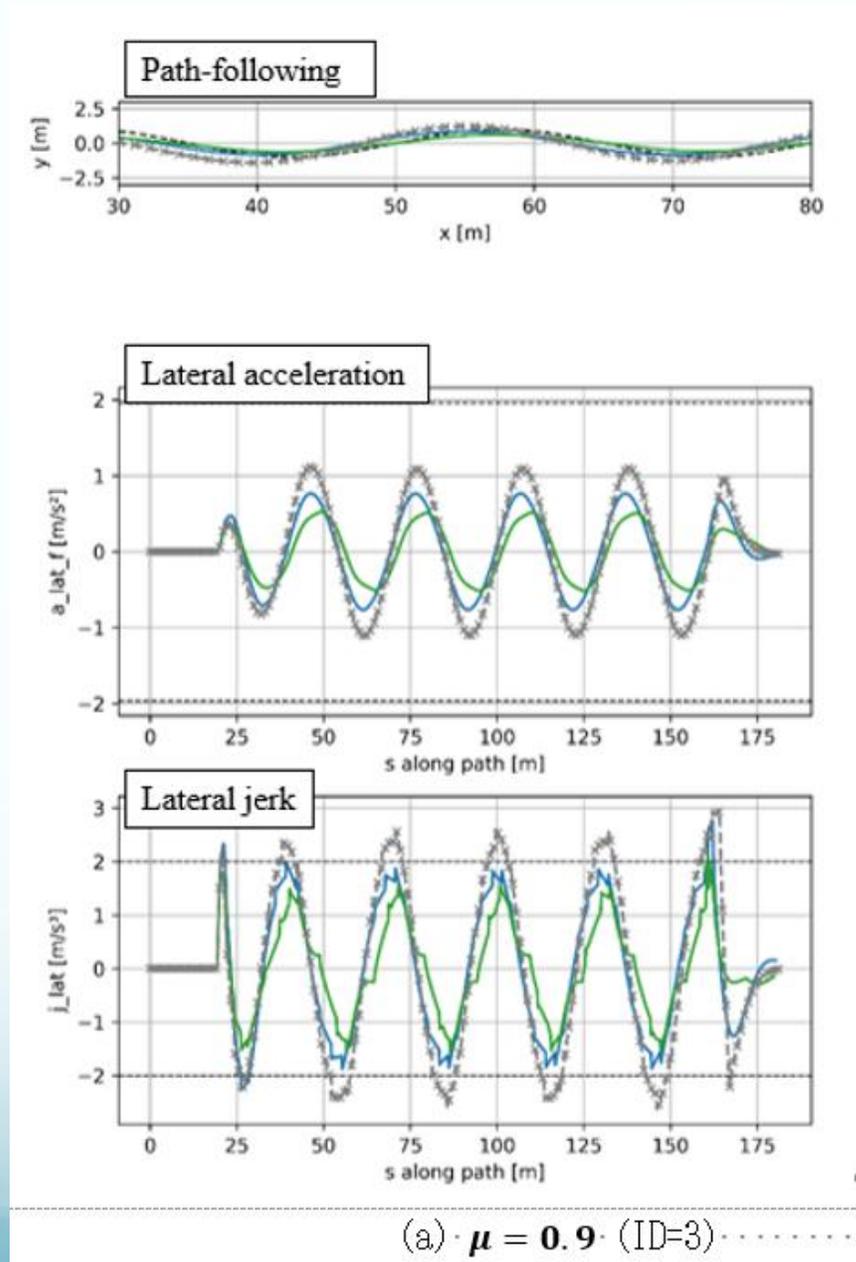


$\mu = 0.6$



EOCファミリの有効性

正弦波



..... 指定経路
—— 標準EOC
—— 最適化EOC

最適化EOC
横加速度の抑制

最適化EOC
横加加速度の抑制

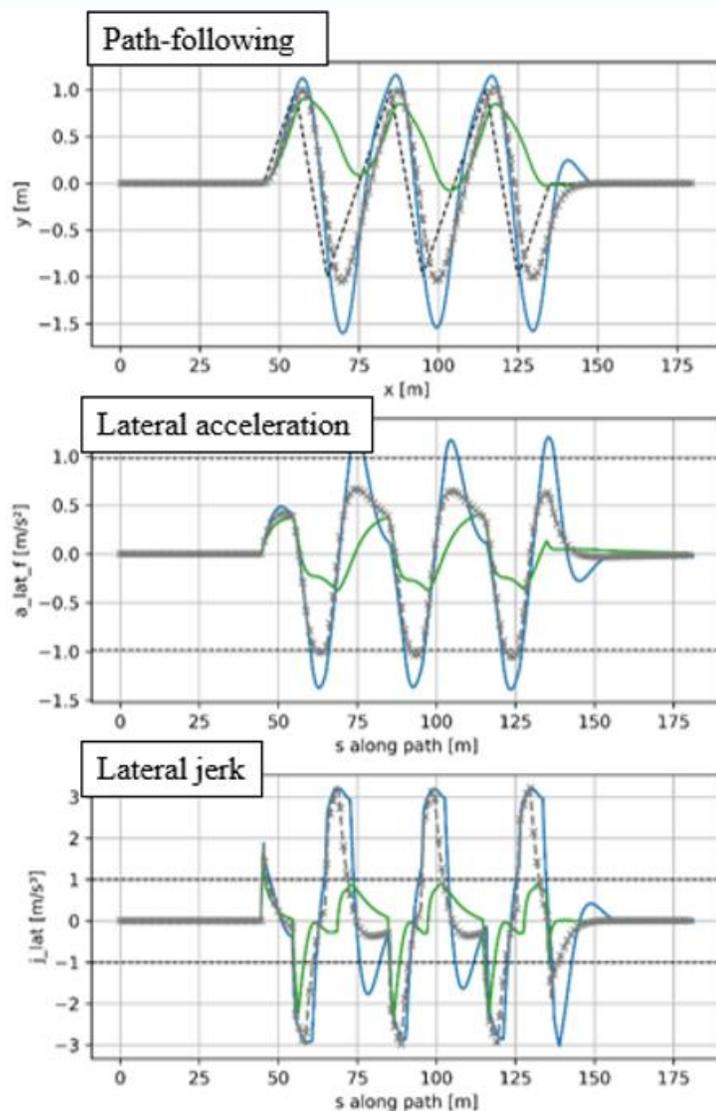
(a) $\mu = 0.9$ (ID=3)

EOCファミリーの有効性

正弦波の折れ線近似経路での走行性の検討例
(パラメタは前述の最適化値を使用してそのまま走行)

最適化EOC
横加速度の抑制

最適化EOC
横加加速度の抑制



..... 指定経路

————— 標準EOC

————— 最適化EOC

最適化EOCは平滑経路を設計できる

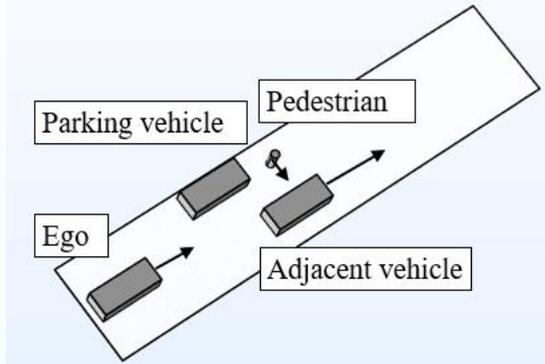
標準EOCは不連続経路への追従性良好
一方で加速度の大きさと変化が増える

最適化EOCは加速度の大きさと変化を
大幅に低減できる

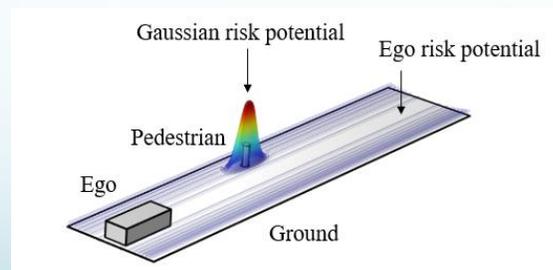
EOCファミリーの有効性

ビジョン型E-to-Eの処理内容を簡素化（例えば折れ線化）すると処理速度の改善につながる。
EOCファミリーは簡素化された経路設定においてもロバストである。
つまり、EOCはビジョン型E-to-Eの簡素化にも貢献すると期待される。

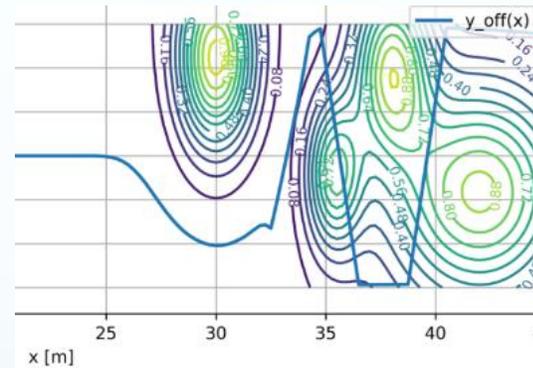
実状況



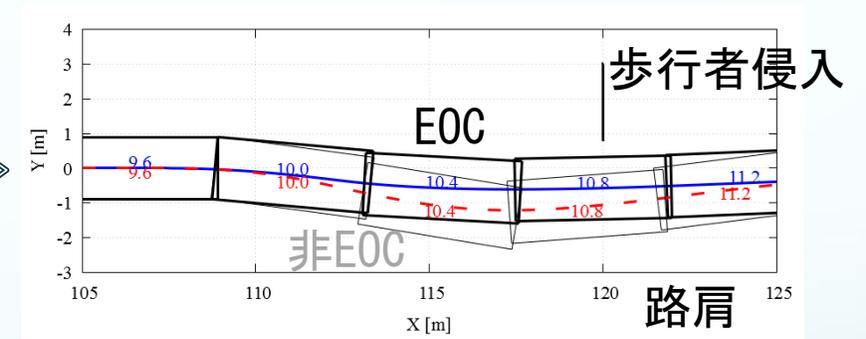
ポテンシャル認識例



折れ線による処理の簡素化



EOCによる回避例



日本：地域創成：狭小幅路→安心

まとめ

- (1) 車体固定座標系に拡張した**標準EOC**，さらに横加速度および横ジャークの制御則を加えた**快適化EOC**を含むEOCファミリーを定義した。
- (2) レーンチェンジ，90度コーナリング，正弦波走行を設定シナリオとし，それらのシナリオにおける数値シミュレーションを通じて**EOCファミリーのパラメタの最適化手順**を示した。
- (3) 標準EOCは**ロバスト**である。
- (4) 標準EOCと快適化EOCをもつEOCファミリーによる制御によれば安全性と快適性をバランスさせる**非線形制御**ができる。

「E2Eのための評価項目」

AI 深層学習ニューラルネットワークの活用と社会実装への効果(MaaS対応)

「E2Eのための評価項目」

「要旨」

車の自動制御での走行を安全にかつ快適に行うかの課題を考える。走行時の衝突回避のために、走行周辺の静的Mapと移動体での位置と速度ベクトルをいかに速く、正確に把握できるが重要であるが、更に、対象物のプロパティの把握も重要となる。

具体的には、画像センサーから得られる非構造化データである画像情報から、判断を可能とするデータをいかに抽出するかである。

対象物の位置と速度は、LiDAR SLAM等の手法があるが、安全運転のための評価項目には、対象物のプロパティをも含める画像情報が必要である。

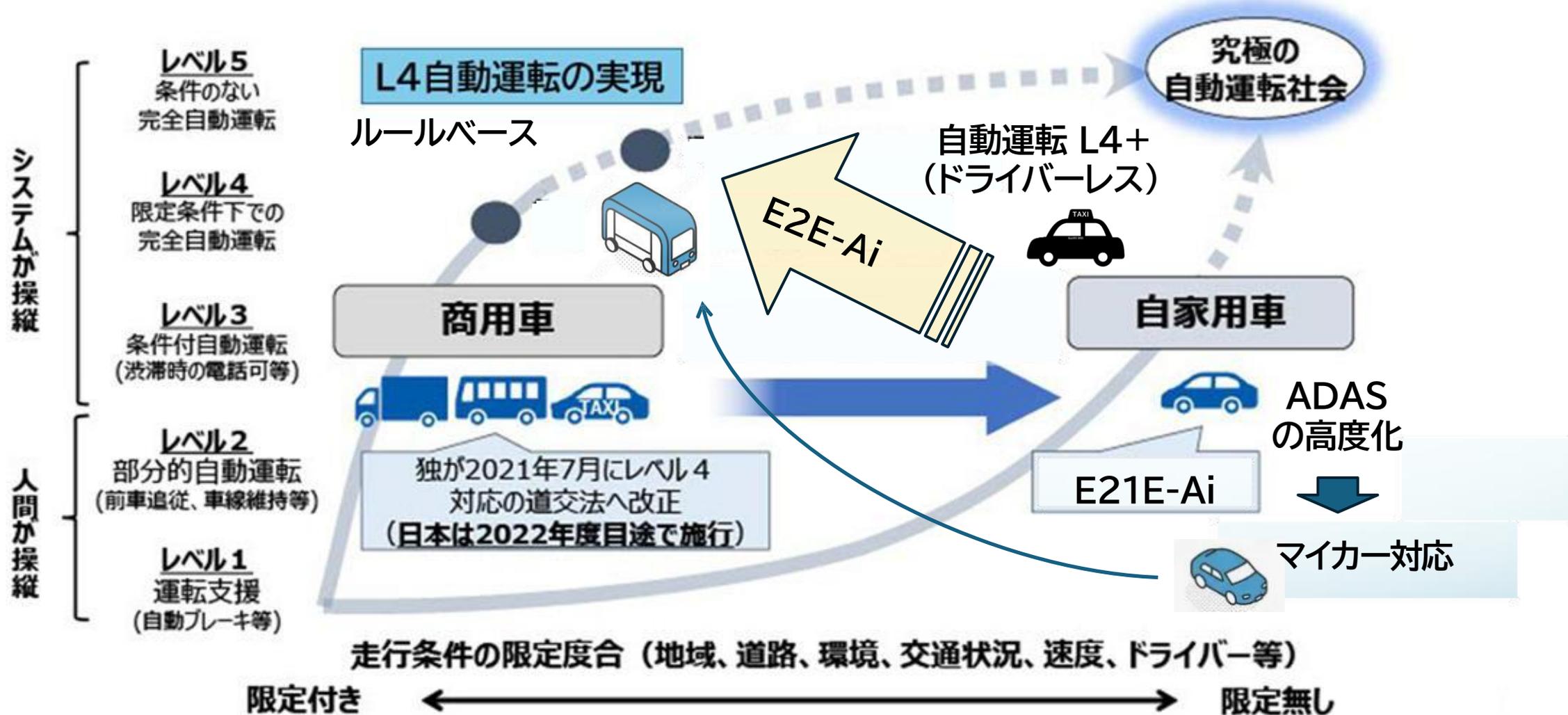
そのためには、ニューラルネットワークの深層学習が有力な手段であり、その正確度と因果説明性による安全・安心保障がキーポイントとなる。更に、より有効な多様なプロパティ(評価項目)の取得には、その分効率の良い深層学習手法が求められる。

社会実装に適合するために、システムの安全性、安心・信頼性、説明・保障性等が問われる。と同時に、高性能のデバイスとしての車両の提供ではなく、車両へ求められる付加価値・行動変容が魅力的で、需要を喚起する商品力の提供が求められる。

一歩を獲得できず

→MaaSへの寄与小

自動運転技術の社会実装アプローチ(日本の国プロ)



E2E-AI のねらい

➡安心・安全性、正確性・信頼性、柔軟性・SDV

超高齢社会として求められる対応



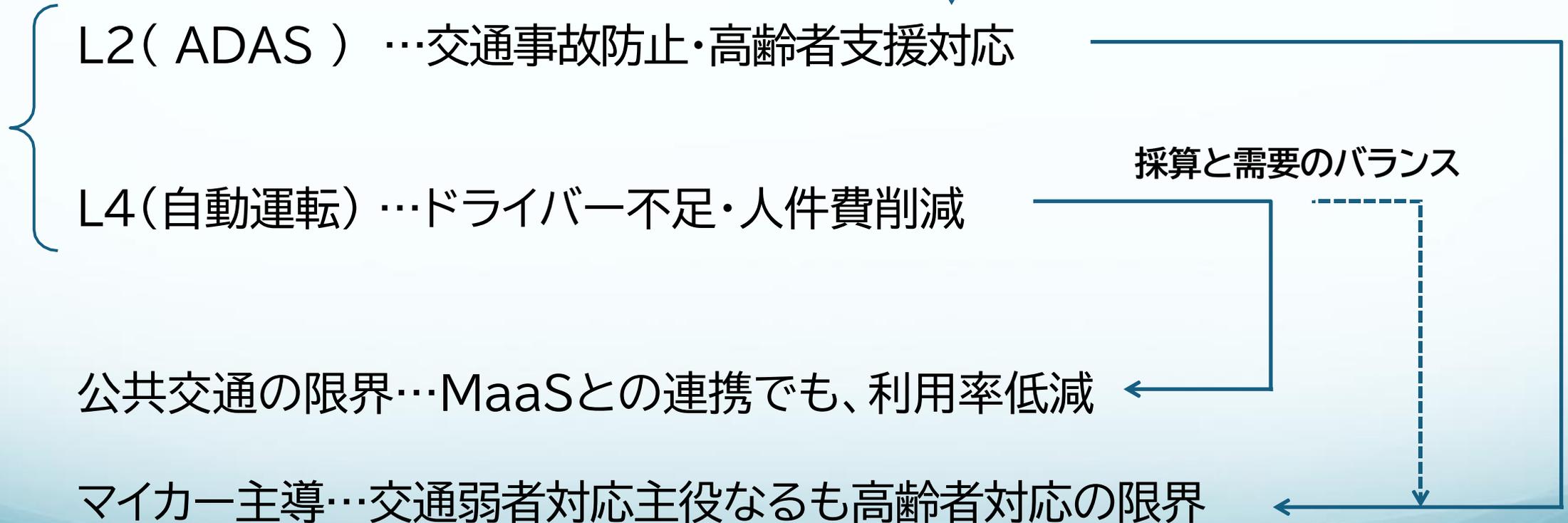
L2(ADAS) …交通事故防止・高齢者支援対応

L4(自動運転) …ドライバー不足・人件費削減

採算と需要のバランス

公共交通の限界…MaaSとの連携でも、利用率低減

マイカー主導…交通弱者対応主役なるも高齢者対応の限界



自動運転ソフトウェアの分類

- (モジュール型) 従来型のアプローチ。高精度3次元地図が必須で地図更新も含めたコストが課題。
- (E2E) 新たなアプローチ。出力がブラックボックスであることが課題。

→HNNで対応可能

モジュール型

→3DMap+道路インフラ連携

- 認識、予測、経路判断等の各領域が個別のモジュールに分かれているアプローチ。
- 個々のモジュールがコーディング(ルールベース)か機械学習かはケースバイケース。



E2E

→走行路センサ+AI深層学習

- 認識、予測、経路判断等の全領域を統合したアプローチ。機械学習。



HNN : Holographic Neural Network(ホログラフィックニューラルネットワーク)

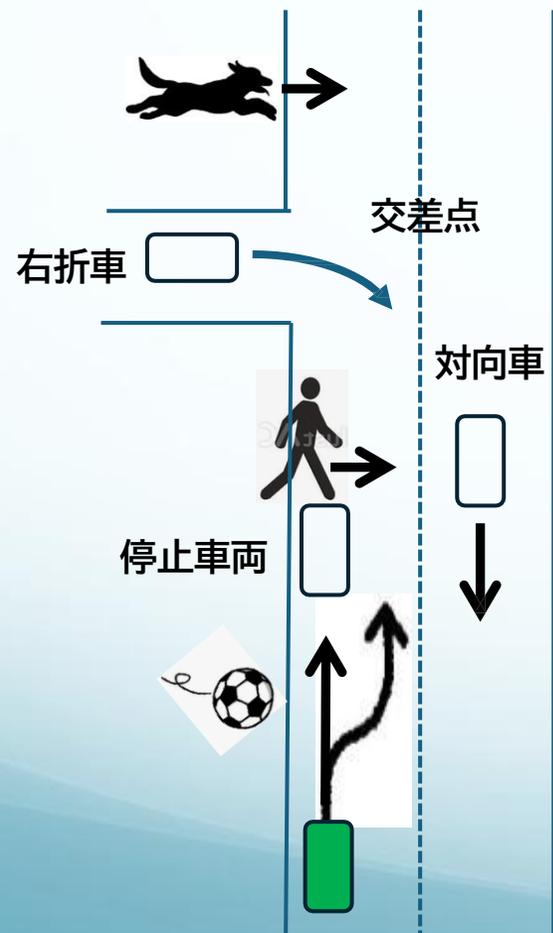
資料…黒藪 誠: 自動運転の普及に向けた経済産業省の取組,経産省,2026.12

道路状態のリスク抽出
 ・道路μ、霧等視界
 ・道路段差、勾配変化

先読み運転・総合視力
 によるリスク回避
 運転手 > 自動運転

	所要時間 sec	
	ドライバー	自動運転
画像処理	0.9 (7.5/15m)	0.1>>
回避処理		0.1>>
回避動作	1/1/1.3	←
停止距離 m	12/33 m	←

複合リスク時の通行

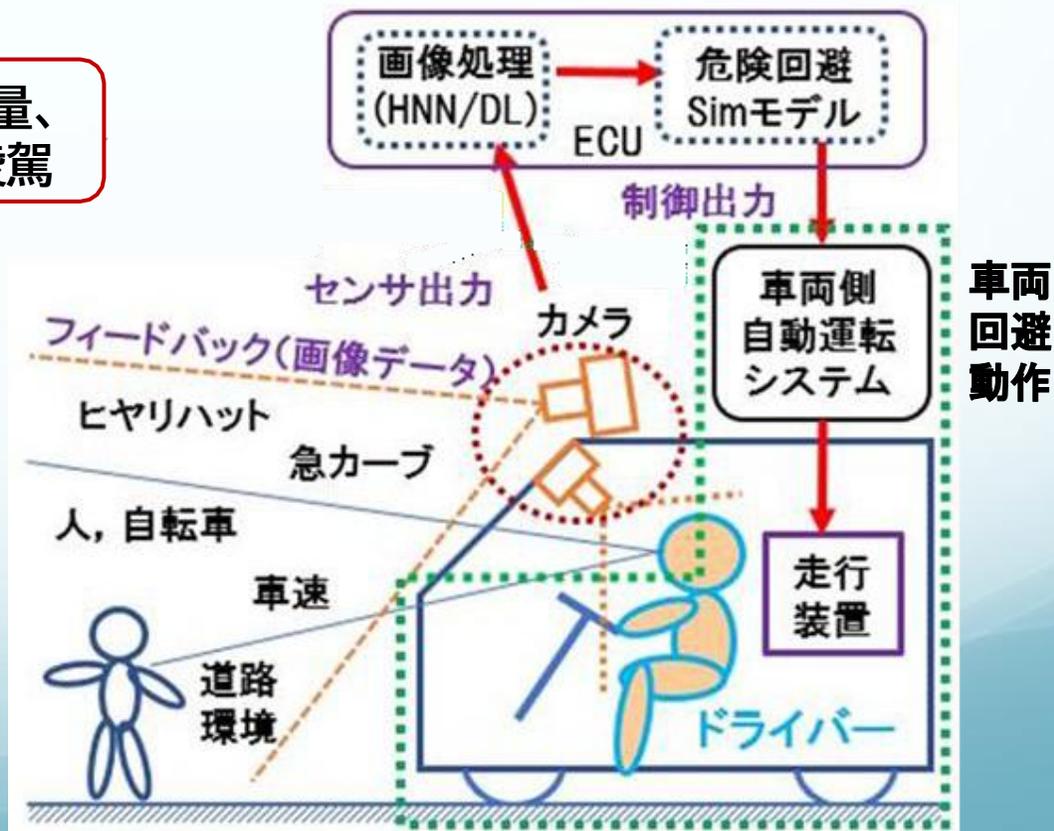


衝突対象物との相対速度に対する
 (1) 認知・判断時間…個人差、体調
 (2) 正確度…未知の対象・道路環境
 (3) 先読み…適正車速、適正ルート

(注) 相対速度 : 30/60 km/h で走行時、Dry

HNN…正確度、学習能力、演算量、
 因果説明性でCNNを凌駕

対象物多数抽出



車両
回避
動作

E2E-AI のねらいとHNN深層学習の相性

	高スキル運転手	自動運転システム (朱書:HNN利用)	
センサー	(基準)	E2E-AI (カメラ…フル活用)	現用(LiDAR+カメラ) 3DMap連携
視覚情報認識能力	主として両眼の視力	カメラの画像のみ (カラー・画像質感の検出) (コスト安価, メーカー多)	カメラ+LiDAR (夜間視野, 逆光等で有利) (距離の直接測定, 点群のみ)
画像の認識・正確度 (認知度の品質)	標準(高水準)	対象物の類別・特徴検出は 中～ 高位 , AI方式により差有	点群像のため検出は中～高位 ・特徴検出は低位 ・距離・接近速度は高位
認知能力の客観性	標準(アナログ的)	因果・学習履歴の 明示化可能	3DMap依存, 学習履歴不明確
対象物距離・速度	中位(アナログ的)	高位(やや時間遅れ有)	高位(正確で速い)
リスク検知率	標準(∞ 車速)	中～ 高位可能	中位(カメラ画像との連携必要)
緊急衝突回避動作	標準	最適回避可能 ・複合リスク対応可能(QOC等)	ファジー制御主体 ・複合リスク対応不十分
走行エリアのリスク (予知能力)	長年の感覚	走行環境リスクの リアル学習可能	走行環境認知が低位 (カメラによる補間必要)
未知の走行エリア	長年の感覚	リスク認知と リアル学習可能 ・AI方式により差有	リスク認知は低位 (カメラによる補間必要)

CNN方式とHNN式との安全性保障比較

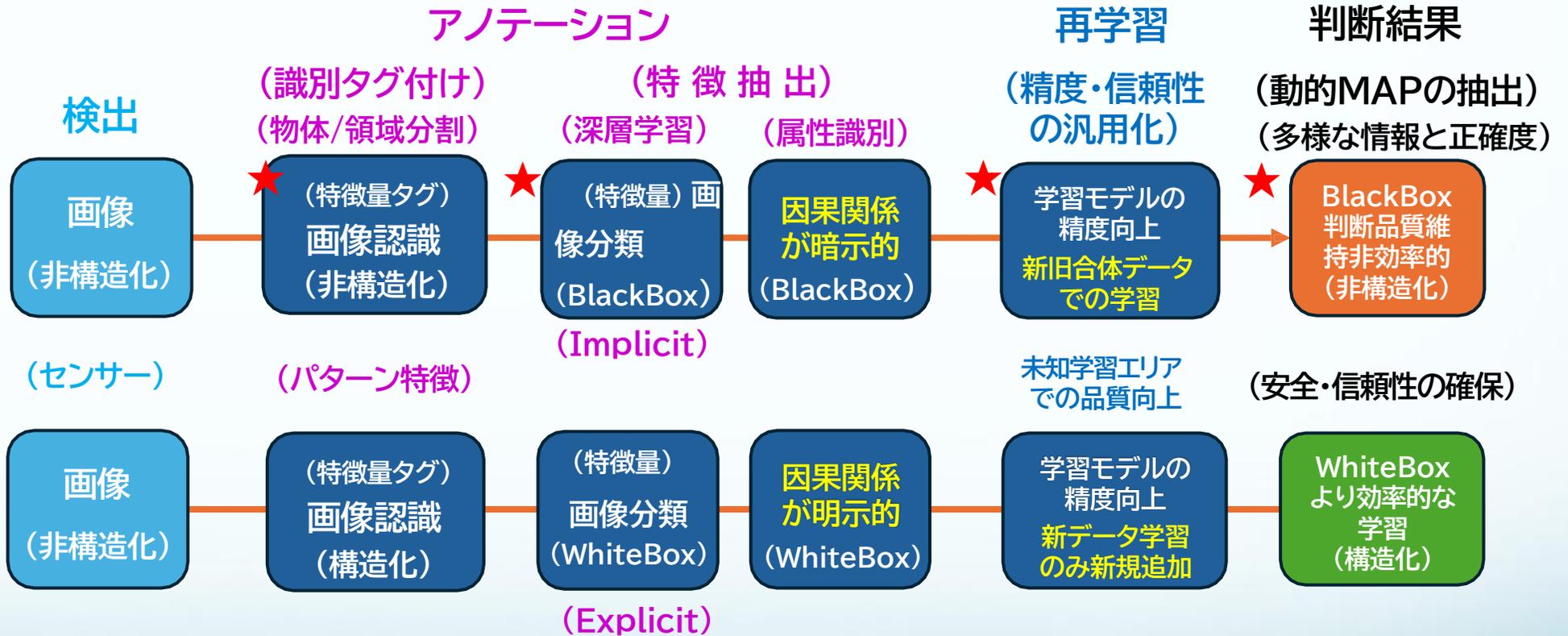
CNN : Covolutional Neural Network(畳み込みニューラルネットワーク)
 HNN : Holographic Neural Network(ホログラフィックニューラルネットワーク)

課題

判断部にAIを用いて障害物などを検出して自動走行するシステムを構成するが、学習により判断結果が変わるので安全性保証が難しい

*1 : モデルのパラメータ(重み)を勾配情報を過去の勾配等を考慮して更新する手法

現在主流のAI構成
CNN方式



★: 処理時間多大

- CNN/HNNは、NNの近似方式が間接的/直接的のため、因果が非明示的/明示的
- 非構造化は、定型形式レスで表示、構造化は、表形式で数値化などで定義

- アノテーションは、教師データなどのふるまい情報を付与し、全般的な行動を定義する
- BlackBoxは、因果関係が非明示的であり、WhiteBoxは、因果が明示的で、ルール化容易

HNN方式は、因果関係が構造化され明示的であり、判断の正確度維持に効率的で、その履歴も明確である

HNN方式

…非構造化データを構造化して扱う

➡複素数平面へ写像し、線形連立方程式表示:

- (1) [入力]=[伝達関数(重み係数)][出力]の方程式解法
…2次関数の最適化問題のため収束が早い
- (2) 特徴表示として、寄与大きい重み係数群のみでも
正確度は維持できる。…因果がわかる、明示的

対象物の抽出

HNN…判定の収束速度速い、方程式の解法
…正確度高い

CNN…収束遅い(1オーダ以上)、畳み込み演算解法
収束しない場合もある。

アノテーションの品質向上

HNN…説明変数の増加
…2次元的に演算量増加

CNN…マトリックス多層化
…3次元的に演算量増加

教師データの構築

HNN…学習速度速い
…因果が定量的に明示可能(構造化)
CNN…学習速度遅い、
…因果履歴が間接的(非構造化)

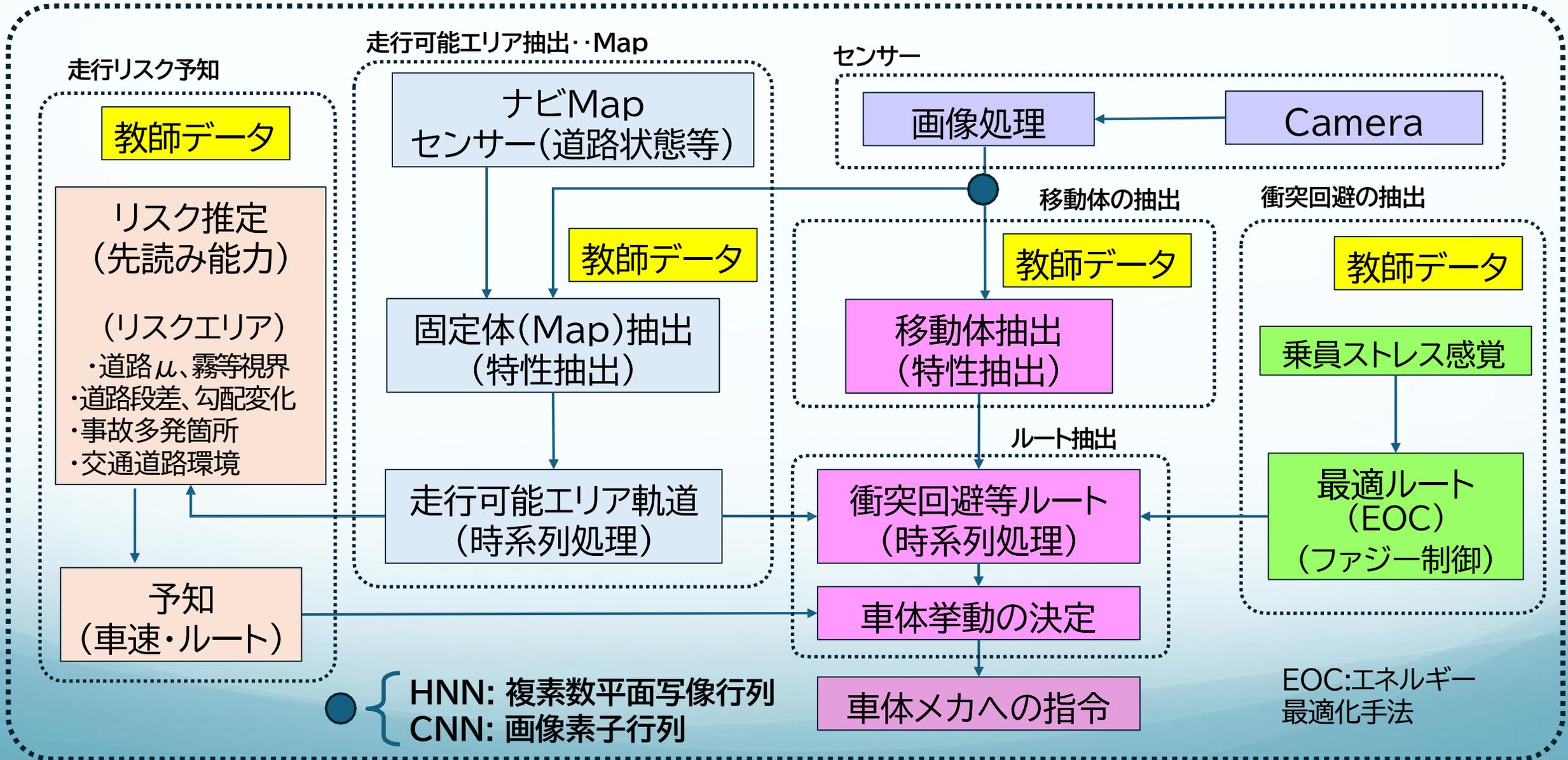
教師データの蓄積

- HNN…走行時リアルタイム蓄積可能
 - (アディショナルに)
- CNN…データセンターとの連携が必要
 - (既存データとの融合)

CNN方式

- …一貫して、非構造化データのまま扱う
- [畳み込み層(特徴値)とプーリング層(抽出エリア)]
- 多層化 特徴値の拡張

層学習(NN)の適用



自動運転・道路仕様と最高速との所要コストの関係

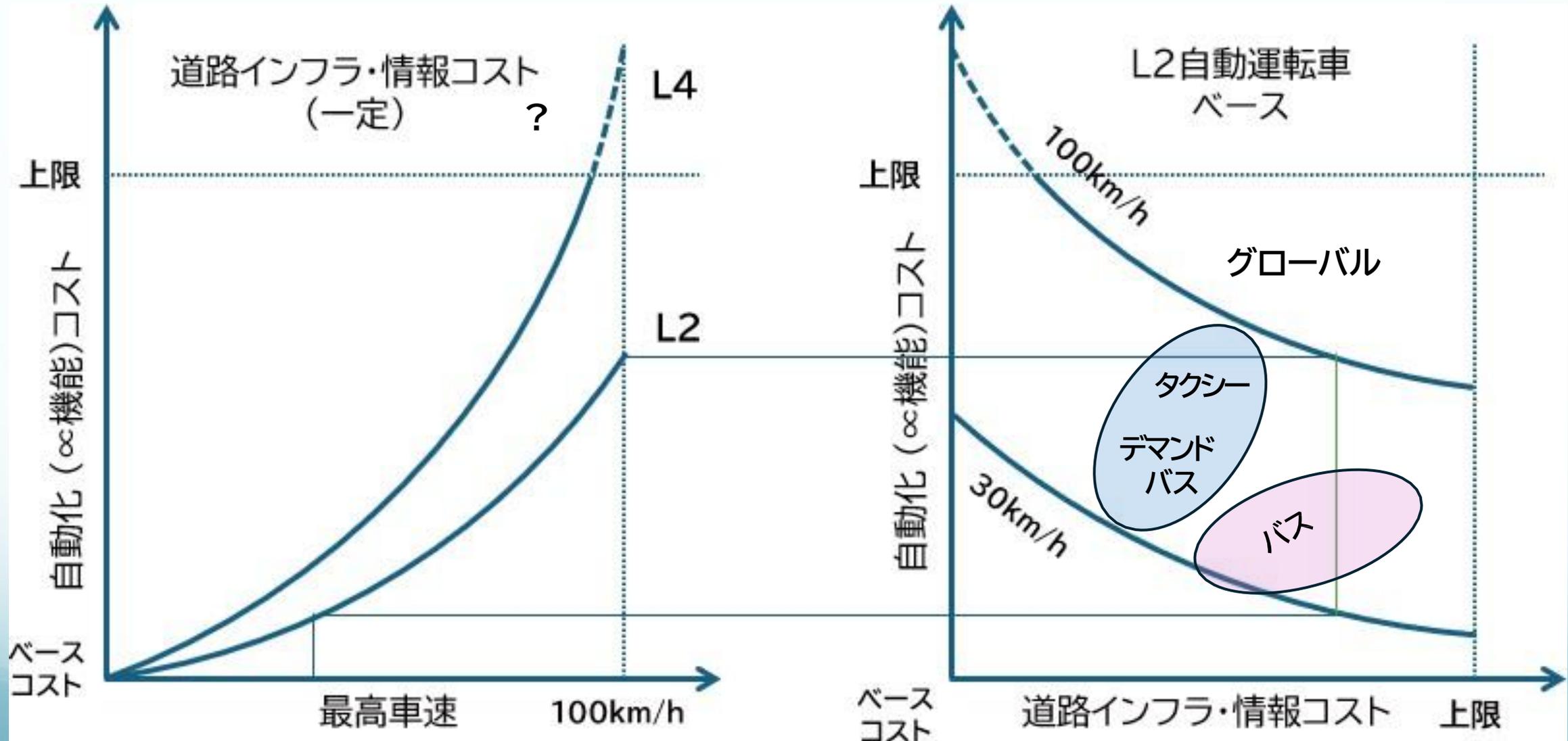
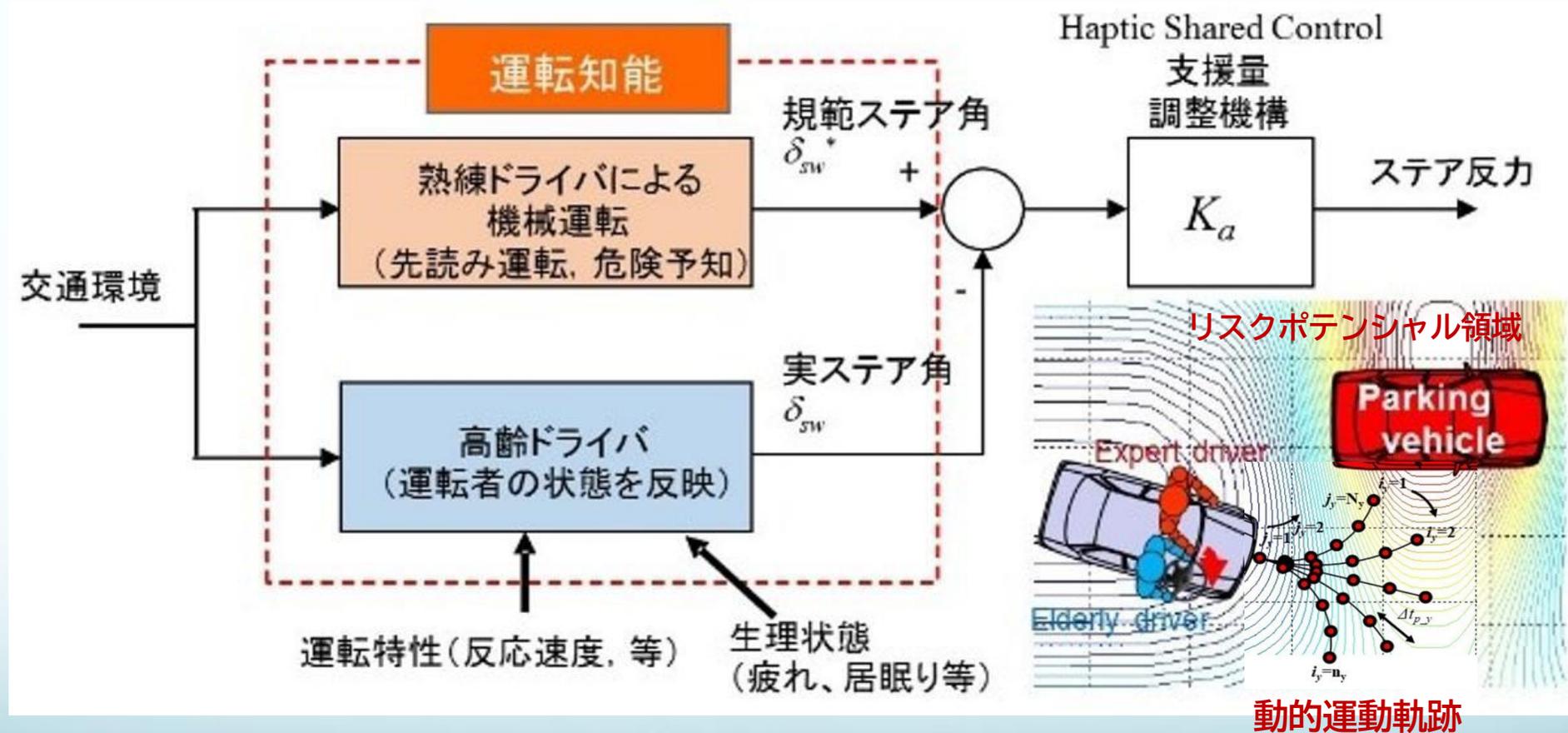


図 熟練者並みの運転知能システム

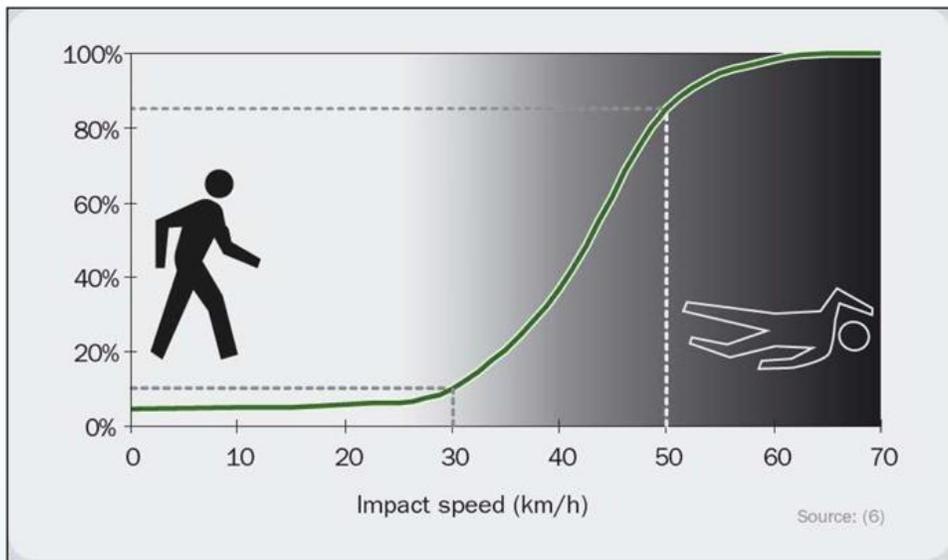
人間機械協調制御 (Shared control)

リスクポテンシャル最適化理論



正常な機械運転ができるのであれば、協調制御は不要では？

衝突時の走行速度と歩行者が致命傷となる確率



※ Speed management - A road safety manual for decision-makers and practitioners - より

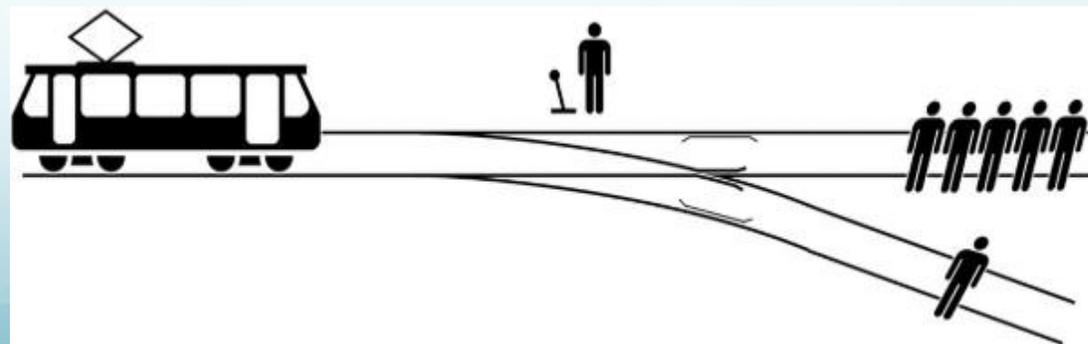
- 30km/hの場合 → 致死率: 約10%
- 50km/hの場合 → 致死率: **80%以上**

速度: 増大 → 致死率: 上昇

移動体のプロパティを迅速に、正確に把握する必要がある

トロッコ問題(trolley problem)

「ある人を助けるために他の人を犠牲にするのは許されるか？」
という形で功利主義と義務論の対立を扱った倫理学上の問題・課題のひとつ



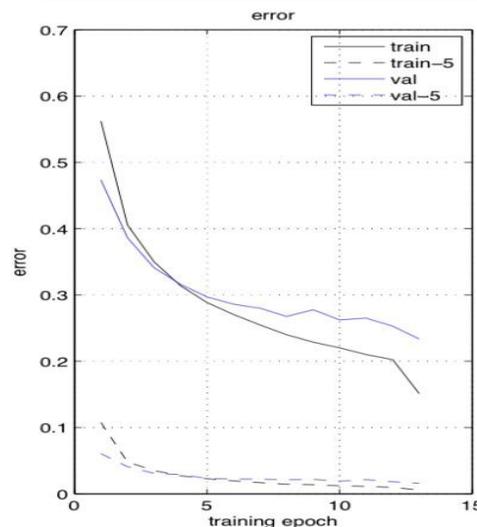
独自のディープラーニングシステム

CIFAR-10 dataset - 60000 32x32 color images in 10 classes

Here are the classes in the dataset, as well as 10 random images from each:



CNN



HNN

Field	Value	Min	Max
x	<50000x3072 single>	<Too many elements>	<Too many elements>
y	<50000x1 single>	1	10
mapp	<1x2 cell>		
mpar	<1x2 cell>		
mdata	<1x2 cell>		
expn	<1x2 cell>		
epar	<1x2 cell>		
edata	<1x2 cell>		
S	<50000x3072 single>	<Too many elements>	<Too many elements>
R	<50000x1 single>	-0.5878 + 0.8090i	-0.0000 + 1.0000i
X	<3072x1 single>	-8.8167e-05 - 4.1639e-05i	0.0207 - 0.0152i
p	50000	50000	50000
n	3072	3072	3072
LF	16.2760	16.2760	16.2760
trainmethod	'penalty'		
rmse	5.1472	5.1472	5.1472

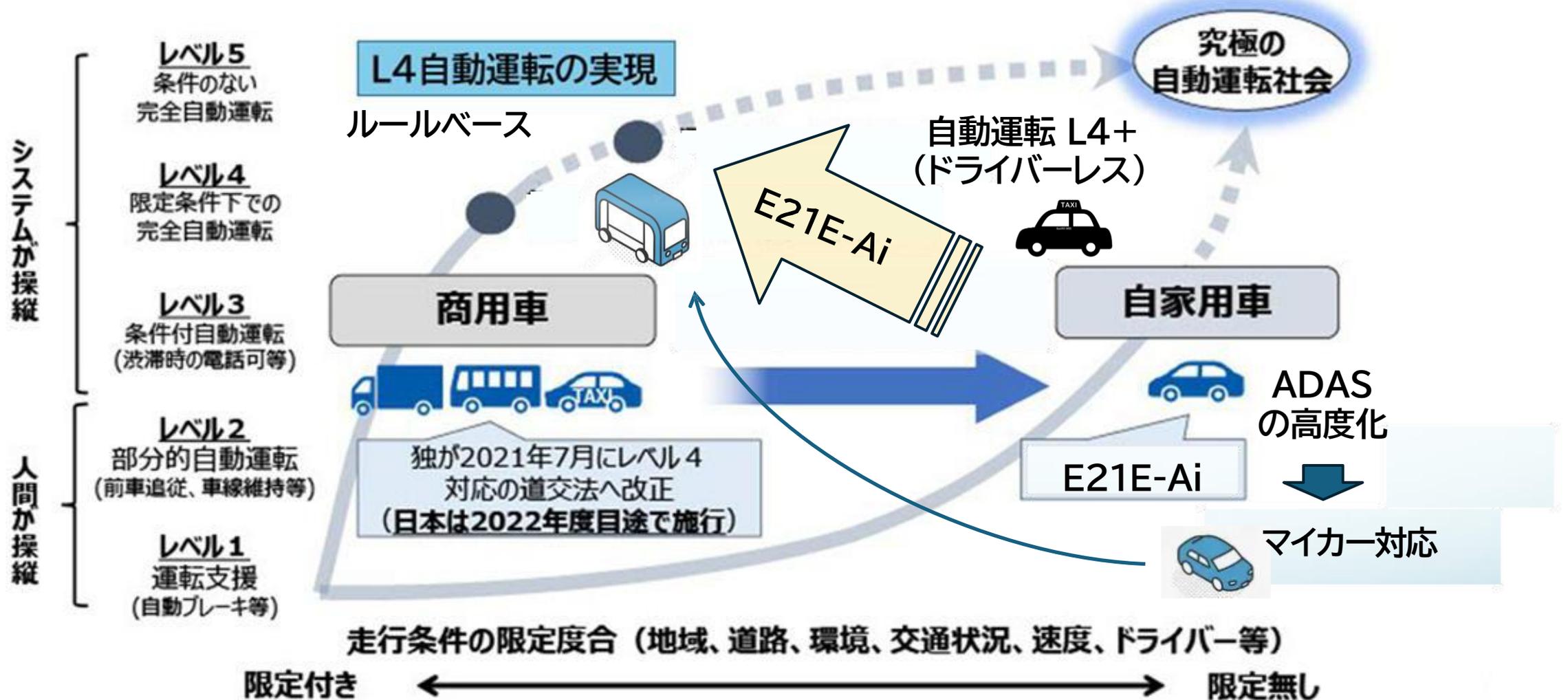
10時間（発散）

10分程度 Test_error = 9.147%

我々のグループで進めているHNNでは、飛行機、自動車、鳥、猫、鹿、犬カエル、馬、船、トラックの計10種類6万枚位の画像で学習し、CNNでは上図のように発散するところ、90%以上の正答率が得られている。世界最高速

二本線方式では、効果小/ニ→MaaSへの寄与小

自動運転技術の社会実装アプローチ(日本の国プロ)



新スマートモビリティの可能性

—マイカーの代替え公共交通手段はあるか?—



● MaaSの必要性

(1) 運転手不足, 人件費コスト負担大

(2) 交通のDX化による運行効率化に寄与



E2E-AI
学童等の交通弱者への対応



E2I-E-Ai

(4) 公共交通の利用低減とマイカー志向の増大
MaaSだけでは、および、自動運転だけでは、
→公共交通の衰退は止められない

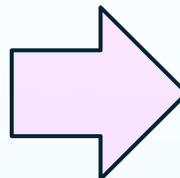
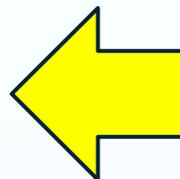
自動運転・電動化に期待されること

- (1) 既存公共交通の復活 → 利用者の増大
- (2) スマートモビリティの活用 → 提案と普及
- (3) 地域内の移動の活発化 → 福祉・観光・経済の振興



Point to Area

PULL



PUSH



地域が求めるもの

- (1) コミュニティの活発化
→ 地域の振興
- (2) 容易移動への行動変容
→ 新モビリティが補助
- (3) 地域内外の交流・観光
→ 街の賑わい

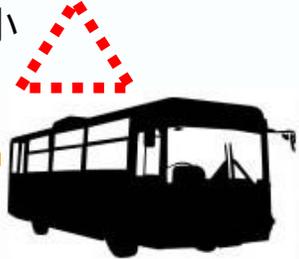
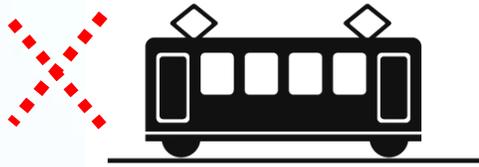
Point to Point

地方地域のモビリティ

基幹公共交通の衰退

鉄道路線の廃止

路線バスの縮小



公共交通 ⇔ マイカー

主：Point to Point
従：Point to Area

コンパクトシティ・プラス・ネットワーク

デマンドバス



自由移動性



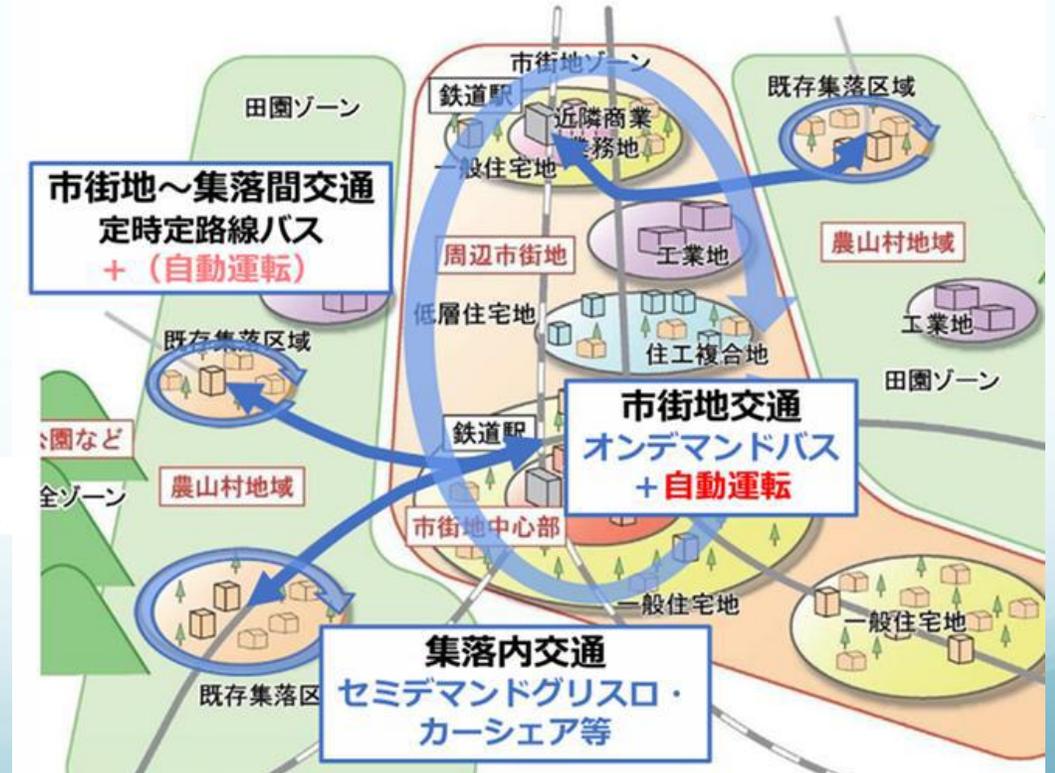
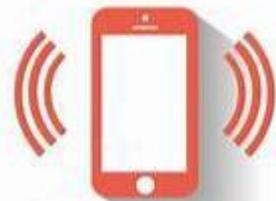
交通弱者



連絡船の縮小



観光



マイカー志向強まる

(Point To Point方式の移動では街 マイカー志向からの脱却 のにぎわい厳しい)

- ➡魅力のある，利用したくなる交通機関
 - ➡便利で使い勝手が良い移動方式
 - ➡行きたいと思うエリアがある
(仕方がなくて，行くエリアではなく)
- } マイカーに対抗できるか?

Point To Area
(住宅) (広域タウン
エリア駅)

方式の移動

(街中歩行生活)



- (1) 交通弱者救済対応
- (2) 街のにぎわい推進

観光にも寄与
(訪問先地域生活の体験)