

# 機械学習を用いた危険予測システムアーキテクチャの提案

M2021SE006 加地智也

指導教員：野呂昌満

## 1 はじめに

近年の自動車では、ADAS(Advanced Driver Assistance Systems) や AEB(Advanced Emergency Braking System) など運転支援向けの様々なシステムが実用化され搭載されている。この運転支援システムは事故などの想定された状況を考え設計されておりその想定を超えた状況になった場合システムが期待通り機能しないことがある。上述の問題や自動運転の実現に向けより高度なシステムなどの実用化が期待されている。上述の研究分野においては、機械学習を用いたアプローチが注目されている。AIを一部導入した運転支援システムなどを含め機械学習を用いて危険予測システムを実現しようとする試みもあるが未だ実現困難な問題となっている。

機械学習を用いた危険予測システムは、車載センサを用いて検出と予測を行う。一般にこの検出と予測についてリアルタイム性と予測精度の両立と言う対立する要求が存在する。危険予測システムについてソフトウェア工学的観点からの研究が未だ十分に行われていない。

本来、自動車のハードウェアはプロダクトラインで開発されており、車載ソフトウェアも同様にプロダクトライン開発すべきである。その基礎としてソフトウェアアーキテクチャの定義が必須である。ソフトウェアアーキテクチャとして定義することは対立する要求への解決策だけでなく機械学習アプリケーションにとって健全なモジュール性や一般化に対して重要である。

本研究では対立する要求に対し、周辺の状態をコンテキストと捉え、NN (Neural Network) を選択する。これにより素早く検出や予測を行うべきか、時間的余裕があり精度の高いモデルで予測を行うのかを選択可能とする。上述のようなコンテキスト指向を導入した機械学習モデル選択器を導入する事で対立する要求の解決を目指す。本提案アーキテクチャでは、NN を選択するコンテキスト指向を取り入れて、2段階に分割した機械学習コンポーネントから選択する構造である。

以上を踏まえた本研究での研究課題を以下に示す。

- RQ1 危険予測システムのリアルタイム性、予測精度という互いに対立する要求を解決するアーキテクチャの提案。
- RQ2 プロトタイプの実装を行い提案アーキテクチャの実現可能性を示す。
- RQ3 アーキテクチャの実現可能性および対立要求の解決可能かについて妥当性を評価する。

## 2 関連研究

### 2.1 自動運転システム

自動運転システムは、複数の機能の要素から構成されておりそれらは認知、判断、制御の三要素である。自動

運転技術の研究は早期の実現に向けて盛んに行われているが未だ実用化は遠く、現在は運転支援システムや一部区間、特定状況下での自動運転の使用のみとなっている。この一般的な自動運転システムの概要を図1に示す。

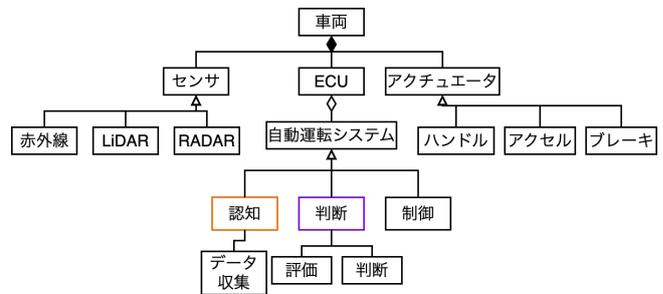


図1 自動運転システム

### 2.2 物体検出

センサなどから物体を検出する技術は多様であるが、既存のセンサ類より広範囲の認知を可能とする LiDAR センサを用いた3次元物体検出を用いる。3次元物体検出は3次元の物体の位置を特定して認識する技術である。

3次元物体検出では用いるデータとして3次元点群データを用いたものがある。これを実現するために2次元のCNN や1次元のCNN を用いた幾つかのアルゴリズムがある。

3次元の点群データを分割して2次元に落とし2D CNN(Convolutional Neural Network) を応用して物体検出を行う PointPillars[7] や、LiDAR の特性を活用し波形データのまま1D CNN を使用し即座に物体検出を行うアルゴリズムもある。本研究ではこれらの技術を活用する。

### 2.3 危険予測システム

自動車を運転する際ベテラン運転手はその時の状況による情報からだけでなく過去の事象や経験から危険予測や運転行動をとる。橋本ら [5] によると、コンピュータが運転手の代わりに運転を行う自動運転の場合でも「危険予測をした上で運転行動の意思決定を行うシステム」が必要であると述べ、危険予測システムについて定義を行っている。

### 2.4 先行研究

C.Gary ら [4] の研究では事故のリスク評価として物体検出にCNN とリスク評価にLSTMを用いて並行で実行する《2-stream Dynamic-Attention Recurrent Convolutional Neural Architecture》を提案している。Gray らのアーキテクチャでは実行時のリアルタイム性に重視しており危険度の予測精度は約79%となっている。

水谷ら [9] が提案しているアーキテクチャでは、偽造画像検出を行う複数のNNをコンテキストを用いてNNを

選択し検出を行うメタレベルアーキテクチャを設計した。偽造画像の検出に単一の NN で行う事は困難とし、この問題に対し偽造画像の分類結果をコンテキストとし偽造画像を検出する NN を選択することで解決した。

著者の卒業研究 [6] では、2 段階機械学習アーキテクチャを提案した。提案アーキテクチャは、先行研究での単一機械学習の危険予測システムに対し 2 段階の機械学習のアプローチを取った。2 段階に分割することは実行時間や変更容易性という観点で有効であった。

上述のアーキテクチャは自動運転システムにならなければならないとする機能毎にそれぞれの機械学習を用いるという手法で危険予測システムに必要な物体検出と危険予測の機能を 2 段階に分割し実行する構造とした。

### 3 問題解決へのアプローチ

本研究では、機械学習技術の研究成果を踏まえ、危険予測の対立要求は機械学習コンポーネントを含むソフトウェアアーキテクチャ中心開発で解決できる問題と捉えた。

問題解決に向けて、2 段階の機械学習を用いた危険予測システムアーキテクチャに水谷ら [9] の NN を複数から選択するコンテキスト指向を取り入れた。危険予測システムでは物体検出と危険予測を分割しておりそれらをコンテキスト指向で選択するアーキテクチャを提案する。提案アーキテクチャの評価及び議論を行うために、ここでは設計したアーキテクチャに対しコンポーネントの変更など議論を行い、提案アーキテクチャに従ってプロトタイプの実装を行った上でデータセットを用いて実験を行い評価する。

## 4 アーキテクチャ

### 4.1 概要

本研究のアーキテクチャの設計指針を以下に示す。

- 自動運転システム (図 1) を参考に 2 段階危険予測システムアーキテクチャの定義

● コンテキスト指向を統合し提案アーキテクチャを定義  
本研究では実行時特性であるリアルタイム性と予測精度の両立、開発における非機能特性の実現を目的とするアーキテクチャの設計を行う。機械学習を用いるアプリケーションにとってリアルタイム性と予測精度という要求は対立しており完全に両立させることが不可能である。

アーキテクチャを定義する上でこの対立する要求に対応するために機能毎に使用する機械学習を 2 段階に分割する。分割した機械学習モジュールは複数配置可能とする構造としてアーキテクチャを定義する。複数の機械学習モジュールを周辺状況に応じて選択する構造としてコンテキスト指向を導入する。コンテキスト指向による選択構造と 2 段階のアーキテクチャを統合し、提案アーキテクチャとする。

以下では、提案アーキテクチャの詳細を示す。提案アーキテクチャは、変更容易性の保証のために多相型とコンテキスト指向を導入した。参照アーキテクチャは、自動運転システムを参考に定義を行う。参照アーキテクチャのコンポーネントに関連するコンポーネントを詳細化し概

念アーキテクチャとして定義する。具象アーキテクチャは、概念アーキテクチャに実際に推論を行うという観点からコンポーネントを詳細化し定義する。

### 4.2 参照アーキテクチャ

本研究の参照アーキテクチャは、自動運転システムの参照アーキテクチャを基に認知と判断を機械学習コンポーネントが実行するよう統合し、コンテキスト指向を導入した構造として定義を行う。図 2 は自動運転システムに統合を行った構造である。参照アーキテクチャ (図 2) では、青点線の右側に自動運転システムの構造を取り、赤点線の下側にコンテキスト指向の構造を取り入れた。認知および判断は左上の機械学習コンポーネントが推論を行う。

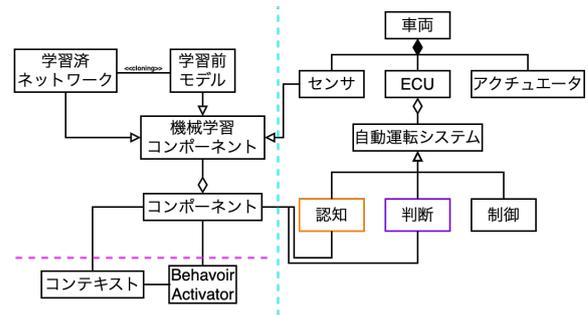


図 2 参照アーキテクチャ

### 4.3 概念アーキテクチャ

概念アーキテクチャの定義は図 3 に示すように、参照アーキテクチャ (図 2) を基に関連するコンポーネントを埋め込んだ。本研究で採用する 2 段階の機械学習アプローチを緑枠線内に配置し、機械学習コンポーネントも二つのモデルやネットワークを含めている。自動運転システムは必要な構造のみを標準化し青枠線内の構造とし、NN を選択するコンテキスト指向は赤枠線内に配置した。

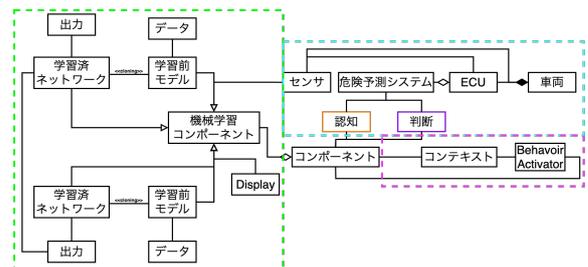


図 3 概念アーキテクチャ

### 4.4 具象アーキテクチャ

具象アーキテクチャは実際に使用するコンポーネントを詳細に記述した。図 4 に示すように、危険予測システムに使用するコンポーネントなどを詳細に記述し設計を行なった。物体検出と危険予測に使用する NN として、1D CNN, PointPillars(2D CNN), LSTM, QRNN を選定した。

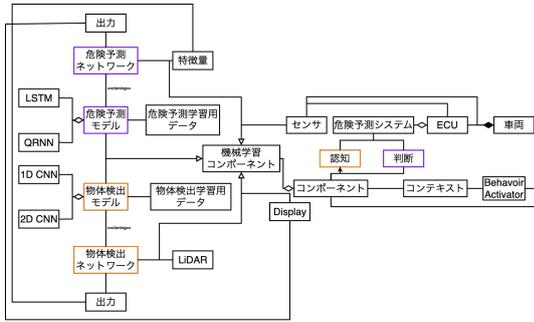


図4 具象アーキテクチャ

## 5 実験

### 5.1 プロトタイプの実装

プロトタイプ実現にあたり、ここでは具象アーキテクチャの動的振る舞いについて考慮する必要があるの以下で図5を用いて説明する。図4のアーキテクチャに従いプロトタイプの実装を図5に示すように行う。プロトタイプの実装では物体検出と危険予測、アルゴリズムによる機械学習モデルの選択器を作成し、テストデータを入力し実験を行う。

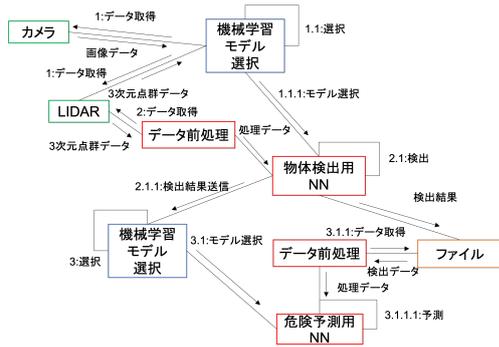


図5 プロトタイプのコミュニケーション図

### 5.2 データセット

本研究ではテストデータとして、KITTI Dataset[3]及びAll in One Drive[10]を使用して実験を行う。それぞれのデータセットには様々な走行シーンのLiDARデータが含まれている。このLiDARデータは同一の形式になっており物体検出をする際にデータセット毎に分けてNNを変更する必要がなく事故のシーンも含まれている事からこの二つを採用した。

## 6 考察

提案アーキテクチャでは、変更容易性を保証するために多相型とコンテキスト指向を取り入れ統合したアーキテクチャとしている。以下では、上述の観点から考察をする。

### 6.1 対立する要求

本研究では、使用する機械学習モデルを選択する事でリアルタイム性と予測精度を考慮したアーキテクチャを

提案した。機械学習モデルの選択の基準については、物体検出にかかる時間を用いており周辺の車両台数などの環境によって変化し、台数の多い場面では0.40s前後で少ない場面では0.25s前後であった事から約0.32sとした。

危険予測の機械学習モデルの選択ではLSTMとQRNNから選択を行った。選択については単純な条件分岐で行ったので選択時間は結果に影響しないものとなった。

実験結果から幾つかの例を表1に示す。提案アーキテクチャでは物体検出と危険予測の機能を独立の機械学習コンポーネントとして採用した。これにより危険予測に必要な物体検出と危険予測というそれぞれの機能に特化した技術を使用することができた。

物体検出と危険予測を行うシステムについて、QRNNのリアルタイム性が向上した場合アーキテクチャを支持できる。今回はLSTMとQRNNの予測精度について切り替えの確認はできたが、リアルタイム性については確認できなかった。

表1 物体検出から危険予測までの時間と精度

シーン	物体検出	危険予測	合計時間	精度
1	0.27s	0.24s(LSTM)	0.51s	約 80%
2	0.26s	0.23s(LSTM)	0.49s	
3	0.25s	0.22s(LSTM)	0.47s	
4	0.24s	0.21s(LSTM)	0.45s	
5	0.35s	0.23s(QRNN)	0.58s	約 50%
6	0.41s	0.21s(QRNN)	0.62s	

### 6.2 アーキテクチャの実現可能性

本研究で提案したアーキテクチャを基に作成したプロトタイプ(図5)では、物体検出にPointPillars、危険予測にLSTMおよびQRNNを採用し実装を行った。対立する要求の解決の検証に向け1D CNNを使うことも可能であったが、検証には3つの実装で十分であったので1D CNNを除いた実装を優先的に行った。

プロトタイプを用いた実験から危険予測の性能について、LSTMの学習及びテストで精度が約80%と先行研究と同等の予測精度は得られる事が確認できた。プロトタイプの実装では危険予測に単一の機械学習モデルでなく2つの機械学習モデルを採用しアーキテクチャが示す構造が実現可能か確認でき、実験を行えた。この点においては実装を通して提案アーキテクチャの実現可能性について確認できたと考えられる。

QRNNに関しては、理論上の性能ではLSTMを使用した場合よりも高速に動作し多少の予測精度劣化で実用可能であるとされていたが、実際の推論速度は同程度で精度は低い結果となった。

LSTMとQRNNは計算速度が同程度で、精度に違いがあったので精度について高い場合と低い場合の切り替えを確認できた。提案アーキテクチャのモジュール性や変更容易性という観点から見るとLSTMとQRNNを複雑な変更なしに容易に付け加え二つの機械学習モデルを使用できた。この点については実装を通して確認でき

たと考える。

機械学習の学習については KITTI Dataset に対して他のデータセットを追加することで対応したが、過学習が起きているのでより大きなデータセットや偏りのないデータセットが必要だと考える。

### 6.3 アーキテクチャの妥当性

提案アーキテクチャで採用した機械学習コンポーネントなどの新技術の追従など必要に合わせて変更や追加などがあつた場合、提案するアーキテクチャ枠組みで対応可能かどうかを考察する。

本提案アーキテクチャで行っている物体検出や危険予測について、アーキテクチャで対応可能かどうかを考察するための新技術追加で考察する項目は以下の2つである。

- 1 機械学習技術の進化版や新たな技術が提案された場合の変更や追加する場合
- 2 新たな機能を追加などする場合

一つ目に、本研究で用いた機械学習技術の発展や改良、新技術の提案などで高精度の技術や実行時間の短縮された技術が提案された場合、多相型で対応可能である。

新技術が現在使用しているセンサの入力に対応しているのであれば機械学習コンポーネントのみの変更や追加で対応できる。この場合提案アーキテクチャの多相型で対応可能であり新たな技術に切り替え得ることができる。

物体検出に関わる技術の場合、必要なセンサ類に追加や変更が必要となる場合もある。単純なセンサの追加や変更で済む場合は多相型で対応可能である。

入力の異なるセンサの追加や NN へのデータ入力と出力のデータの形が変わるなどする場合、新たなコンポーネントの追加や変更などが必要となる可能性がある。これは多相型およびコンテキスト指向による変更が必要である。

二つ目に危険予測を行なった結果などの単なる警告等の出力ではなくアクチュエータなどを動かす動作支援となった場合、単純な警告の追加や変更であればコンテキストの変更と多相型で対応可能である。単純な警告でなく運転制御などを行おうと考えた場合、制御に必要な情報を内包した構造に対応しなければならないと考える。この場合、概念アーキテクチャの変更はないが具象アーキテクチャを必要に応じて変更する必要がある。

## 7 まとめ

本研究では、機械学習技術を用いた危険予測システムについてのリアルタイム性と予測精度という対立する要求の両立という課題を解決する機械学習システムアーキテクチャの提案を行い、課題解決に向けたアーキテクチャの定義とアーキテクチャを基にしたプロトタイプを作成し実験を行った。

実験の結果から、対立する要求に対し定量的評価につながる結果を一部得る事ができた。機械学習の過学習などの問題で予測精度や実行時間について新たな課題となる結果もあつた。

提案アーキテクチャについて機械学習技術の進歩などの追従という観点で定性的に考察を行い、プロトタイプの実験結果から定量的に考察を行った。定量的な実装の観点から最適な対立への解決策としては物体検出及び危険予測の両 NN の選択である。本研究では危険予測についてリアルタイム性や予測精度と言った対立する要求や、新技術の追従という点で有効なアーキテクチャを提案する事ができた。本研究で提案するアーキテクチャの対立要求への解決は今後の更なる課題とする。

本研究を通して今後の課題としては以下の4つである。

1. 機械学習選択モデル選択器への人工知能技術の導入
2. 機械学習モデルを追加変更することでアーキテクチャの変更容易性を定量的に確認
3. アーキテクチャのより詳細な妥当性評価のためにドライビングシミュレータなどへの適用
4. 使用した機械学習モデルの更なる実験

## 参考文献

- [1] 青木 啓二, “自動運転車の開発動向と技術問題”, 情報管理, Vol.60, pp.229-239, 2017.
- [2] J. Bradbury, et al, “QUASI-RECURRENT NEURAL NETWORKS”, *ICLR*, 2017.
- [3] A. Geiger, et al, “Vision Meets Robotics: The KITTI Dataset”, *International Journal of Robotics Research*, Vol.32, No.11, pp.1231-1237, 2013.
- [4] C. Gray, et al, “Traffic Risk Assessment: A Two-Stream Approach Using Dynamic-Attention”, *16th Conference on Computer and Robot Vision (CRV)*, pp.166-173, 2019.
- [5] 橋本 康平他, “論理知識型 AI に基づく自動運転のための危険予測システムの構築と評価”, 第 61 回制御システム情報学会研究発表講演会, Vol.31, No.5, pp.191-201, 2018.
- [6] 加地 智也他, “2 段階機械学習を用いた危険予測システムアーキテクチャの提案”, *SIGSE2022 論文集*, Vol.2022-SE-210 No.16.
- [7] A. H. Lang, et al, “PointPillars: Fast Encoders for Object Detection from Point Clouds”, *Proc. of CVPR 2019, IEEE*, pp.12697-12705, 2019.
- [8] 竹内 栄二郎, “自動運転システムにおける情報処理技術の最新動向: 2. 環境認識 (認知) 技術”, *情報処理*, Vol.57, No.5, pp.441-445, 2016.
- [9] Akira Mizutani, et al, “Design of Software Architecture for Neural Network Cooperation: Case of Forgery Detection”, *Proc. APSEC2021*, pp. 130-140.
- [10] W. Xinshuo, et al, “All-In-One Drive: A Large-Scale Comprehensive Perception Dataset with High-Density Long-Range Point Clouds”, 2020.