

# 家庭・施設内における転倒予見を実現する 犬型見守り支援ロボットの開発

一関工業高等専門学校 未来創造工学科 電気・電子系 助教

川合 勇輔

## 1. はじめに

近年では日本では少子高齢化が世界に先駆けて進行しており、労働人口不足解消の観点でもロボットによる支援が注目されている。本研究では、ドラえもんの世界のように人々とロボットが共存・共生できる世の中を実現することを目的とし、家庭・施設内の様々な地形、すなわち不整地に対応する家庭・施設内パートナーとしての犬型ロボットを開発する。特に、転倒予見による家庭・施設内における生活者支援や災害時避難誘導などを実現することを目的に移動ロボットに着目した見守り支援ロボットシステムを開発する。

## 2. 技術的課題

### 2.1 行動認識のための予見 AI 技術課題

本研究で目指す行動予測、例えば転倒予見状態を犬型ロボットによって観測実現するためには、カメラによる認識が必要である。初めに当初目的であった MMAction2 を使用して検討を進める<sup>[1]</sup>。MMAction2 はいくつかの行動データを学習した訓練モデルを持ち、その学習済みモデルを活用すること

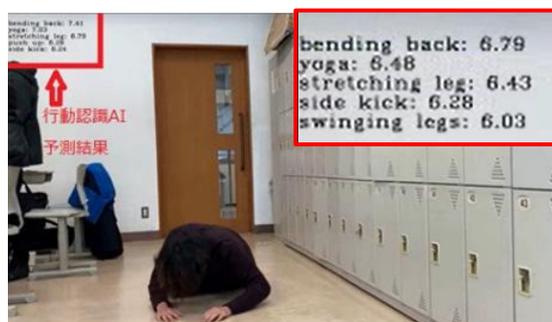


図 2.1 MMAction2 で転倒予見した様子

ことで行動予測が可能になる。しかしながら、本手法の問題点として訓練データをファインチューニングや転移学習するなどの個別タスクへのカスタマイズが可能な情報が開示されておらず、本研究で使用するロボットシステムとの連携が出来ない状況であることが判明した。既存のサンプルコードを元に MMAction2 で転倒予見した結果を図 2.1 に示す。図 2.1 のように行動確率が表示されているが、これ以上の改良が難しい。そこで、この問題に対して独自の行動検出モデルの開発が新たに必要である。

### 2.2. 4 脚移動ロボットの設計課題

通常、金属製の板金加工を活用してロボットを構築するが、4 脚移動ロボットは常時姿勢を維持するためにエネルギー消費が生じる、従って長期間の駆動のためには軽量の機体を設計する必要がある。

## 3. 行動予見 AI 技術と 4 脚ロボットの開発

### 3.1. YOLO を用いた行動検出モデルの開発

前述の通り、MMAction2 で本研究用にカスタマイズすることは難しい。そこで、方針転換した。本研究では、YOLO を用いた行動検出モデルを開発する。本研究では、Ultralytics 社の YOLOv8 を採用する<sup>[2]</sup>。カメラ情報を元に作業者の状態検出を行うシンプルなディープニューラルネットワーク(DNN)モデルを作成しその評価を行う。今回検討したモデル作成手順は以下の通りである。



図 3.1 骨格情報のデータ抽

1. 学習データの作成
2. YOLOv8 を用いた骨格推定による行動認識向けのデータセット作成
3. データ水増し処理
4. 行動認識モデルの学習

### 3.2 学習データの作成

行動検出モデルを作成するために、はじめにデータセットとして、Dao Duy Ngu、Le Van Thien、ImViA によって提供された「Dataset Video For Human Action Recognition」(2022) を採用する<sup>[3]</sup>。このデータセットは「Fall Down」、「Lying Down」、「Sit down」、「Sitting」、「Stand up」、「Standing」、「Walking」の計 7 つの人間の行動を含む動画で構成されている。動画を元に、YOLOv8 の事前学習済みモデルを用いて骨格推定を行い、各フレームから行動認識に必要なデータを生成した。具体的には動画の各フレームを解析し、関節位置のデータを抽出した。抽出したデータ例は図 3.1 に示す。さらに、データの水増しを行うために、回転および関節位置の再推定を実施する。元のフレームから得られた関節位置に回転行列を適用することで、異なる視点からのデータを生成する。本アプローチにより、モデルの訓練に使用するためのデータセットを作成し、最終的に約 30,000 の動画ファイルに相当するデータを得ることが出来た。

### 3.3 モデルの学習

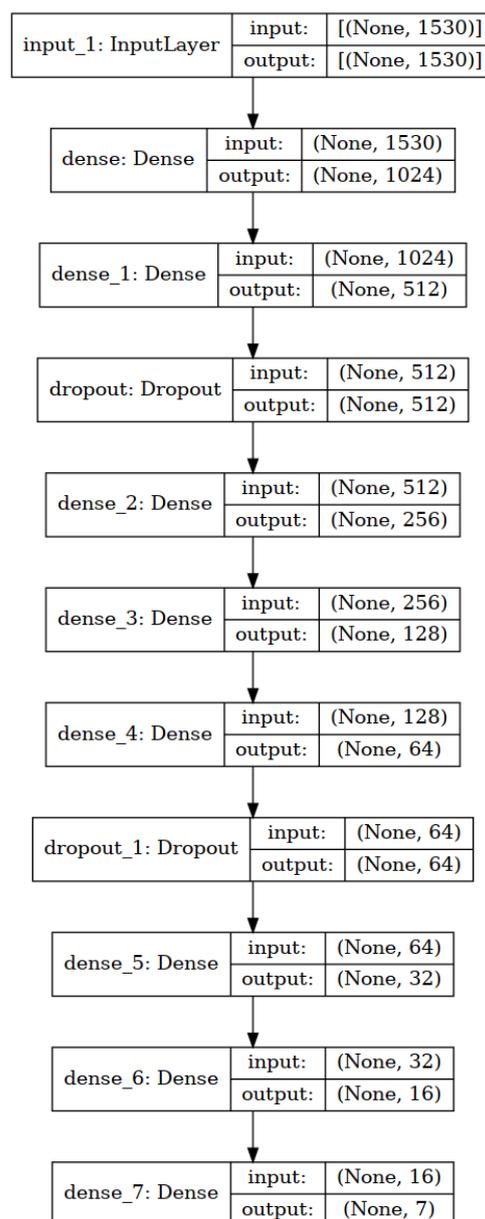


図 3.2 行動認識 AI のモデル概要

本研究では Tensorflow 及び Keras を用い DNN モデルを構築し、前節で作成したデータセットを用いて学習を行った。その際、訓練データを CSV ファイルから読み込み、各動画の終わりから 30 フレーム分に対応する関節位置データをモデルの入力データとした。約 30,000 の動画ファイルに相当するデータのうち約 2,400 のデータをテストデータ、約 4,200 のデータを検証用データ、残りの 24,000 のデータを訓練データとして使用した。モデルは Sequential API を使用して定義され、入力層の後に複数の隠れ層を配置し、最終的に出力層を設けた。モデルの概要を図 3.2 に示す。隠れ層にはそれぞれ異なるユニット数を設定し、ドロップアウト層を導入することで過学習を防止した。活性化関数には SeLU 関数及び SoftMax 関数を使用した。損失関数には「categorical crossentropy」を、最適化アルゴリズムには「Adamax」を選定し、評価指標として「accuracy」を用いた。学習プロセスでは、訓練データを用いて 200 エポックの学習を行い、早期停止機能を設定して検証損失の改善が見られない場合に学習を中止するようにした。学習を開始したところ、損失が徐々に減少し、56 エポックで学習が終了した。学習した結果、図 3.3 に示す学習曲線が得られた。図 3.3 より、学習曲線では訓練精度と検証精度の両方を示している。訓練過程において、訓練データに対する精度及び検証データに対する精度は徐々に向上している。一方、訓練データおよび検証データの損失も徐々に減少し、安定した学習結果が得られていることがわかる。学習したモデルによるテストデータの推論では約 73% の正解率が得られた。

### 3.4 行動予見 AI の実装

本研究の実装では、NVIDIA 社の Jetson Orin Nano をテスト環境として採用し、ROS(Robot Operating System)の ROS-Noetic を通じて全体の制御を行った。カメラ画像は Intel 社の RealSense D455 から取得し、RealSense-ROS ライブラリを介して Jetson Orin Nano にリアルタイムで送信される。データの処理は ROS のトピックを通じて連携され、並行してデータが効率的に処理されるように構成した。取得したカメラ画像に対して YOLOv8 の事前学習済みモデルを用いて骨格推定を行い、各フレームに映る人物の関節位置をリアルタイムで抽出した。その後、関節位置データを前節で作成したモデルに入力し、行動を推論した。システムの稼働が安定した状態

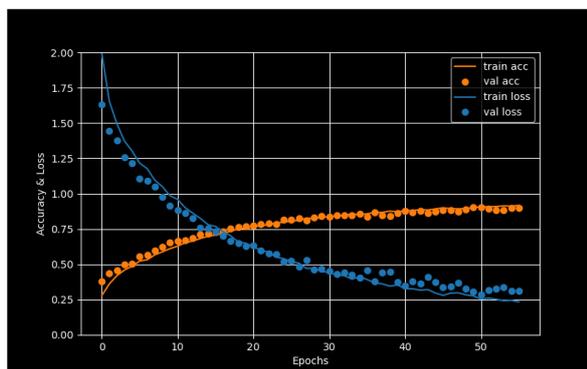


図 3.3 行動認識 AI の学習精度と損失

表 3.1 実行時間の計測

	Average execution time[ms]
Pose estimation by YOLO	24.65
Predict with DNN model	38.5

表 3.2 使用リソースの最大

Maximum CPU usage	69.2[%]
Maximum memory usage	833[MB]
Maximum GPU usage	96.3[%]
Maximum GPU memory usage	3.300[MB]

で実行時間を 10 回計測し、その平均値を算出した結果を表 3.1 に示す。また、同様に jetson-stats を用いて可視化したリソース使用量の最大値(10 回計測したリソース使用量の平均値) を表 3.2 に示す。表 3.2 より、本研究で採用するモデルでは GPU のリソースの 96.3%を使用して いる。これは本アルゴリズムがリソースを最大限消費する仕様になっているためである。また、メモリ リソースを 833MB、GPU メモリリソースを 3,300MB も使用しているため、リソース使用量を削減するためのアルゴリズムの改良や、軽量なモデルの導入についても今後検討が必要と思われる。

### 3.5 4 脚ロボットの機体設計

本研究では、移動用犬型ロボットを設計した。通常、金属製の板金加工を活用してロボットを構築するが、4 脚移動ロボットは常時姿勢を維持するためにエネルギー消費が生じる。従って長期間の駆動のためには軽量の機体を設計する必要がある。本研究では、Solidworks を活用して応力解析を行いつつ、金属部材が必要な箇所は金属部材、それ以外の箇所は 3D プリンタにて造形したパーツやアクリル板を使用して構築する。図 3.4 に示す。本設計モデルは申請時に構築していた犬ロボから改良を加えている。申請時の機構では強度設計に問題があった。そこで 3D プリンタ造形、アクリル板、金属部材

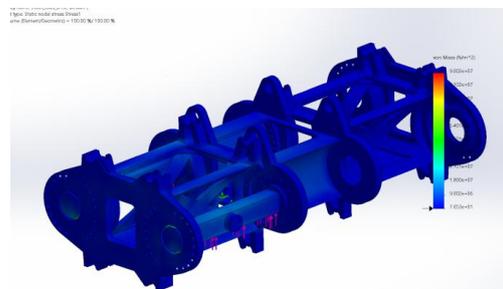


図 3.4 設計した機体の応力解析結果

の Solidworks 上による最適化により、当初案であった 15kg 以下の設計を行い、金属部材を可能な限り減らして 3D プリント造形やアクリル板などの構成で達成した。また、実際の移動ロボットとしての予想積載量(ペイロード)は最大 15kg で計 30kg ほどのパワーを持つアクチュエータ・減速機を使用した足回りとなった。実際に組み上げている機体を図 3.5 に示す。



図 3.5 設計した機体を組み上げた様子

また、足回りのアクチュエータ部はサイクロイダル減速機を採用した<sup>[4]</sup>。四足歩行ロボットは各脚 4 自由度、合計で 12 の自由度を持つ。そのため機体重量におけるアクチュエータの割合は非常に大きく低価格化も必須である。一方で、サイクロイダル減速機構は最低一枚の外サイクロイド曲線により描画されるギアとギアの外周を取り囲むピンによって構成される。従って、本研究では 3D プリント造形型サイクロイダルアクチュエータを開発した。

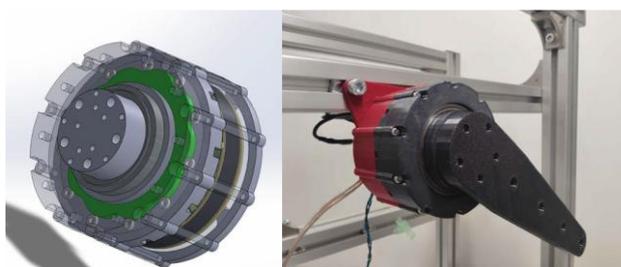


図 3.6 設計したサイクロイダルアクチュエータ

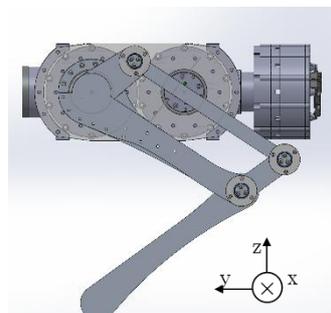


図 3.7 4 脚ロボットの足回り 3D モデル

実際に設計したサイクロイダルアクチュエータを図 3.6 に示す。モータは MJBots 製の Moteus n1 を採用し、全体を構成した。

### 3.6 4 脚ロボットの歩行アルゴリズム

4 脚ロボットの歩行を実現するためには、足回りの 2 リンク機構に対して運動学を算出する必要がある。図 3.7 に 4 脚ロボットの足回りの 3D モデルを示す。図 3.7 より実際に運動学を考える。ロボットに対して垂直な軸を x 軸、平行な軸を y 軸、高さ方向を z 軸とする。図 3.7 の 4 脚

ロボは 2 リンクであるがリンク 2 は x 方向の自由度を持っていない。すなわち x-z 平面(ロボットを後ろから見た場合)では 1 リンクとみなすことができる。ここで、本研究ではリンクと平行な平面をリンク平面と定義する。リンク平面では二次元 2 リンクの場合とほぼ一緒である。しかしリンク平面では高さ方向の値は実際の z 軸方向の値と異なるため、リンク平面における高さ方向の値を  $z_l$  と定義する。図 3.8 にロボット 1 脚分の運動学モデル概要図を示す

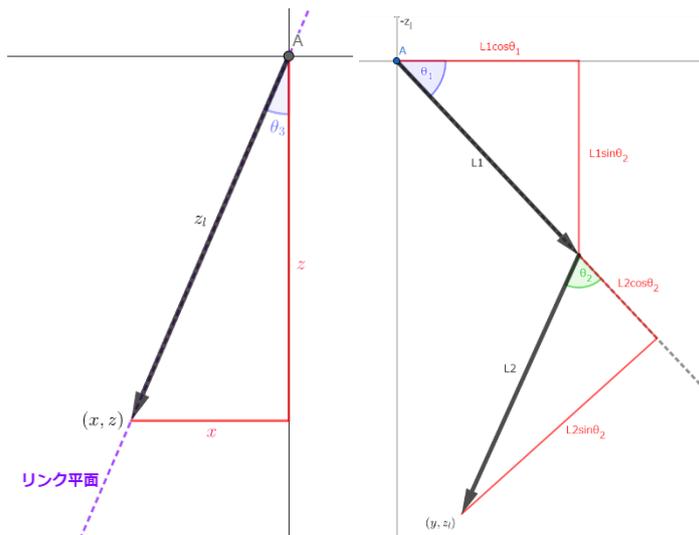


図 3.8 ロボット脚の運動学のモデル概要図

図 3.8 より、ロボット後ろ側から見た 1 脚モデルを図 3.8(左図)とし、ロボット真横から見た 1 脚モデルを図 3.8(右図)とする。はじめに、図 3.8(左図)より、ロボット後ろ側からみた 1 脚の角度  $\theta_3$  は、(3.1)式、(3.2)式で表される。

$$\theta_3 = \tan^{-1} \frac{x}{z} \quad (3.1)$$

$$z_l = \sqrt{x^2 + z^2} \quad (3.2)$$

次に、2 リンクの逆運動学を計算する。図 3.8(右図)より、 $\theta_2$  および  $\theta_1$  が(3.3)式、(3.4)式のように求まる。

$$\theta_1 = \tan^{-1} \frac{z_l}{y} - \tan^{-1} \left( \frac{L_2 \sin \theta_2}{L_1 + L_2 \cos \theta_2} \right) \quad (3.3)$$

$$\theta_2 = -\cos^{-1} \left( \frac{y^2 + z_l^2 - L_1^2 - L_2^2}{2L_1L_2} \right) \quad (3.4)$$

最終的に整理すると、 $\theta_1 \sim \theta_3$  は式(3.5)～式(3.7)のように計算できる。

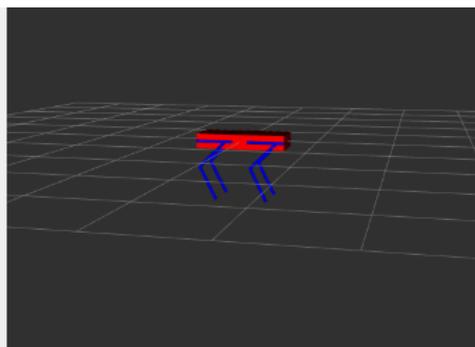


図 3.9 ロボット脚の歩行 3D シミュレーション

$$\theta_1 = \tan^{-1} \frac{\sqrt{x^2 + z^2}}{y} - \tan^{-1} \left( \frac{L_2 \sin \theta_2}{L_1 + L_2 \cos \theta_2} \right) \quad (3.5)$$

$$\theta_2 = -\cos^{-1} \left( \frac{x^2 + y^2 + z^2 - L_1^2 - L_2^2}{2L_1 L_2} \right) \quad (3.6)$$

$$\theta_3 = \tan^{-1} \frac{x}{z} \quad (3.7)$$

ここまでの逆運動学計算結果を元に、簡易的なロボットモデルを元に運動学の検証を行った。歩行 3D シミュレーション結果を図 3.9 に示す。図 3.9 より問題なく歩行シミュレーションが完了した。

## 9. まとめ

本研究では、家庭・施設内における生活者支援や災害時避難誘導などを実現するために移動ロボットに着目した見守り支援ロボットシステムの開発を目的とし、独自の行動認識 AI の開発から機体設計、歩行 3D シミュレーションによる理論検証を実現した。本研究成果により、今後移動ロボット型見守り支援システムとして人とロボットの共存に向けた発展が期待される。また、本移動ロボットの技術を発展展開することによって、様々な自立動作が可能となり、少人化に貢献すると期待される。今後は、地形マップや SLAM<sup>[5][6]</sup>について検証しつつ、システム全体の改善を含めて引き続き、研究開発を進めていく。

## 謝辞

本研究を遂行するにあたり、貴財団から多大なご支援を頂きました。ここに謝意を示します。

## 参考文献

- [1] MMActino2 documentation, url: <https://mmaction2.readthedocs.io/en/latest/index.html>, access: 2025.06.12
- [2] J. Redmon et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). (2016). doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [3] D. D. Ngu, L. V. Thien, and ImViA. Dataset Video For Human Action Recognition. (2022). doi: 10.34740/KAGGLE/DSV/4486388. url: <https://www.kaggle.com/dsv/4486388>.
- [4] D.-J. Jang et al. Geometry design and dynamic analysis of a modified cycloid reducer with epitrochoid tooth profile. Mechanism and Machine Theory 164, p. 104399, (2021).doi:<https://doi.org/10.1016/j.mechmachtheory.2021>.
- [5] Ganyu, Deng et al. "Vision-based Navigation for a Small-scale Quadruped Robot Pegasus-Mini" Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, December 27-31, 2021, Sanya, China
- [6] Liu, Weilong et al. "A Motion Planning and Control Method of Quadruped Robot Based on Deep Reinforcement Learning" Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, December 5-9, 2022, Xisuangbanna, China

## 研究業績

- 1) 三谷竜樹, 上條種稔, 川合勇輔, Padron Juan : 「AI×四足歩行ロボット、移動ロボットによる効率的な作業代行を実現するための基礎技術の開発」, 第 25 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.3483-3487, 3D7-04, (2024.12.20)