

犬の散歩中の飼い主の視線行動分析： 犬の散歩経験の違いから

高橋 夏紀^{1,a)} 角 康之^{2,b)}

概要：我々は散歩中の犬と飼い主のコミュニケーションを理解する第一歩として、1頭の犬の2人の飼い主の視線行動をウェアラブル型の視線計測装置で記録した。そして、それらの記録映像中に映る犬の位置を特定するため、YOLOv8xの学習を行い、訓練済みモデルを取得した。この訓練済みモデルはYOLOの検証機能により高い精度を示し、このモデルを用いて映像内の犬の位置と飼い主の視点距離を求めた。加えて、この距離データの応用可能性も探った。本研究の対象となった犬には散歩中の拾い食い癖があり、2人の飼い主ともこの癖を気にしながら散歩をしているものの、日常的に散歩をさせていない飼い主が散歩した際により拾い食いをしてしまうことが多い印象があると証言があった。収集したデータを分析した結果、散歩経験が多い飼い主は犬の少し先の行動を予測するような視線行動をとっていたことが示唆された。今後はさらにデータを収集し、それらのデータを多角的に分析していく予定である。

1. はじめに

犬と飼育者の間の健康状態の関係について検討した研究 [1] によると、研究対象者の犬の飼育目的の 76.7 % がコンパニオン・アニマルとしての飼育であった。コンパニオン・アニマルは直訳すると“伴侶動物”であり、ペット（愛玩動物）よりもさらに心理的結びつきが強く、仲間や家族のような存在として犬を飼っている人が多いことがうかがえる。また、犬は基本的に毎日散歩を行う必要があり、前述した研究によると、犬の散歩の週の平均回数は 9.3 回、平均時間は 38.3 分であった [1]。以上より、散歩は犬と飼い主の生活における大切な日課であると推測できる。

我々は、散歩中の犬と飼い主の間のコミュニケーションを分析したいと考え、Pupil Neon^{*1}を用いて飼い主目線の映像記録を始めた。本研究の対象となる犬を主に散歩させている飼い主を飼い主 A、飼い主 A に比べると本研究の対象となる犬を散歩させることが少ない飼い主を飼い主 B とする。飼い主 A は本研究の第一筆者であり、飼い主 B は飼い主 A の家族（母親）である。本研究の対象となった犬は飼い主 A および B と同居しており、同居期間も同じであることに加えどちらも日常的に深く関わりながら生活している。本研究の対象となった犬には散歩中の拾い食い

癖（道に落ちている何かをくわえ、場合によってはそれを食べてしまうこと）があった。2人の飼い主ともこの拾い食いを警戒していたものの、飼い主 A が散歩をするときよりも飼い主 B が散歩をした時の方が本研究の対象となった犬が拾い食いをしてしまう可能性が高い印象があると2人の飼い主が証言していた。このような犬の拾い食い行為は、犬の健康や安全に様々なリスクをもたらす。

後述する関連研究では、犬の行動が飼い主の行動や態度に影響を受けることが示されている。さらに、犬とその飼い主との関係は幼い子供とその保護者との関係に似ていることを示唆している研究は多いことに加え、幼い子供と母親など保護者の関わりにおける保護者の視線に注目した研究は行われている。しかし、犬との関わりにおける飼い主の視線行動、特に犬の散歩中の飼い主の視線行動についてはまだ十分に調査されていない。

我々は飼い主の視線が犬から遠ざかり、犬への注意が散漫になっている時間が長いほど犬が拾い食いをを行う可能性が高まるという仮説を立て、前述したウェアラブル型の視線計測装置（Pupil Neon^{*1}）を用いて2人の飼い主の犬の散歩中の視線行動データの収集を行った。そしてそれらのデータを比較し、それぞれの視線行動の違いが見られるかを調べた。

2. 関連研究

人間関係において視線が重要な役割を果たしている [2]

¹ 公立はこだて未来大学大学院

² 公立はこだて未来大学

a) n-takahashi@sumilab.org

b) sumi@acm.org

^{*1} <https://docs.pupil-labs.com/neon/>

^{*1} <https://docs.pupil-labs.com/neon/>

が、これは犬と人との関係においても同様である。Nagasaki [3] が犬の相互視線を含む人間に似たコミュニケーション様式は人間との飼いならしの過程で獲得された可能性があるとして述べているように、犬は視線によるコミュニケーション能力が高く、共同注視もすることができる [4]。さらに、飼い主の行動が犬の行動に影響していることを示した研究も多い。犬が飼い主との間で情報を共有する際に飼い主の行動が犬が示す努力を増加させ、その正確さに影響を与える可能性がある [5] ことや、犬は飼い主の注意が向けられている状況で最も従順であり、飼い主が部屋を離れるなどの注意が薄い状況で反抗的な行動をとる傾向がある [6] ことが示されている。さらに、犬と飼い主の関係が乳児と主要なケアギバーとの間に報告されているものに密接に似ている [7] ことや、飼い主と犬や猫などとの間ではプリミティブな感情モードでのやりとりや理解が主たるものであり、幼い子供とのやりとり場面における養育者の心の読みとり方と似ていると述べている研究 [8] がある。また、田中ら [9] の研究など、幼い子供とその養育者の関わりにおける養育者の視線行動データの収集および分析は行われている。しかし、犬とその飼い主の関わりにおける飼い主の視線に注目した研究はまだ十分に行われていない。

本研究では犬の散歩における飼い主の視線行動を記録した。さらに本研究の対象となった犬を散歩させた経験の数が異なる 2 人の飼い主の視線行動データを分析し、それらのデータにどのような違いが見られるのかを調べた。今後、被験者および犬の母数を増やすことなどによって、最終的には犬とその飼い主の関わりにおける飼い主の視線行動について新たな知見を提供することを期待している。また前述の通り、犬とその飼い主との関係は幼い子供とその保護者との関係に似ていることが示されており、言葉を超えて互いの意図や感情を理解している部分があると推測できる。以上から、本研究で得られた知見は犬とその飼い主、幼い子供とその養育者に限らず、例えば病氣や加齢などでうまく喋れなくなってしまった人とその介護者との関わりに活かすことができる可能性もあると考えている。

3. データの収集

前述したように、Pupil Neon を用いて飼い主 2 名の犬の散歩中の視線行動データの収集を行った。Pupil Neon は、キャリブレーションの有無に関わらず高い視線推定精度を提供し、動的な環境においても照明条件や装着位置の変動に対し精度の低下が小さく、信頼性の高い視線推定が可能であることが示されている [10]。Pupil Neon を用いて撮影したデータは Pupil Cloud にアップロードされ、様々なデータを取得できる。例えば、視線行動の詳細なデータの CSV ファイルや、図 1 のような視線マーク付きの動画をダウンロードすることができる。

本研究のデータ収集は 2023 年の 10 月と 11 月に行い、2



図 1 Pupil Cloud からダウンロードした散歩中の飼い主視点の記録動画。視点が赤丸で表示されている。

人の飼い主の各 3 回分の犬の散歩中の視線行動データを記録した。リードはある程度の長さを取り、それ以上伸びないようにして使用した。また散歩コースの指定などの指示は特に行わず、Pupil Neon の装着の有無以外は普段通り犬の散歩を行ってもらった。さらに、今回のデータ収集においては Pupil Neon のキャリブレーションは行っていない。データ収集の結果、飼い主 A の 1 回目の散歩時間は約 31 分、2 回目は約 23 分、3 回目は 17 分間であった。加えて飼い主 B の 1 回目の散歩時間は約 19 分、2 回目は約 23 分、3 回目は約 15 分間であった。後述のように、本研究では飼い主の視点映像中に映る犬の画面上の位置を訓練した YOLO モデルを用いて精度高く特定することを試みた。しかし、飼い主 A の 3 回目の散歩の最後の数分部分では外がかなり暗くなってしまっており訓練済みの YOLO モデルでも認識がうまくいかなかったため、飼い主 A の 3 回目の散歩データは分析結果から除外した。ただし、飼い主 A の 2 回分の散歩の合計時間と飼い主 B の 3 回分の散歩の合計時間の差は 2 分程度であった。

4. YOLO のトレーニング

我々は犬の散歩中に Pupil Neon で撮影した動画について、YOLO を用いて動画画面上の犬を認識することで、犬の位置を特定しようと考えた。Redmon ら [11] によって開発された YOLO は、今日ではロボット工学やビデオ監視アプリケーションなどにおいて中心的なリアルタイム物体検出システムとなっている [12]。

本研究では、YOLOv8^{*2}の中で一番精度が高い YOLOv8x を用いて動画画面上の犬の認識を行った。YOLOv8 は MS COCO データセットのテストにおいて YOLOv5 よりも高い平均精度を達成している [12]。この YOLOv8 を用いて犬の認識を行ったが、結果としては動画の全フレーム数に対して実際に犬を認識できたフレーム数が少ない印象があった。加えて、YOLOv8x で犬を認識できたフレームに犬を囲むようにバウンディングボックスを描画した動画を生成したが、飼い主の視界に犬が映っていても犬を認識できていない場面が多い印象があり、検出精度に不安があった。

^{*2} <https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/>

久保ら [13] は、YOLOv5 と YOLOv7 を用いてイヌ検出の転移学習を行い、その精度を検証した。具体的には、GitHub で公開されたコードと事前学習済みモデル、独自に撮影した 1 匹のイヌを対象とした動画データを使用し、そこから静止画を抽出してデータセットを作成した。訓練用に 200 枚、テスト（検証）用に 377 枚の計 577 枚の画像を使用し、訓練データには目視でバウンディングボックスを設定した。テストデータにはバウンディングボックスを付与せず、目視でイヌが存在する 273 枚と存在しない 104 枚に分類し、検出性能を評価した。その結果、検出精度は YOLOv5 で 0.977、YOLOv7 で 0.966 と非常に高精度であった。そこで本研究においても、この久保ら [13] の研究を参考に、YOLOv8x に本研究の対象となった犬の画像をさらに学習させた。

4.1 YOLO の訓練および訓練済みモデルの検証のためのデータセット作成

訓練および訓練済みモデルの検証を行うため、まず訓練用データセットと検証用データセットを作成した。データセットに含める画像は、前述したように記録した 2 人の飼い主の犬の散歩中の視点動画のフレーム画像から選定した。それらの視点動画および動画のフレーム画像に含まれる犬の外見は“服を着ていない”、“緑色の服を着ている”、“ピンク色の服を着ている”の 3 パターンであった。具体的には、飼い主 B の 1 回目の散歩は“服を着ていない”パターンであり、飼い主 A の 1 回目および 2 回目と飼い主 B の 2 回目の散歩は“緑色の服を着ている”パターン、飼い主 B の 3 回目の散歩は“ピンク色の服を着ている”パターンであった。分析に使用したこれら計 5 回の散歩での犬の外見パターンの割合を考慮し、各データセットおよびデータセットのフォルダ中の画像に写る犬の外見パターンが“服を着ていない”：“緑色の服を着ている”：“ピンク色の服を着ている”=3:5:2 となるようにした。また、各データセットには犬が写っている画像およびその画像に対するラベルファイルを含む必要があった。ラベルファイルには、物体の ID（犬の場合は 16）、バウンディングボックスの画面に対する x および y 座標の比、画面に対するバウンディングボックスの縦横の大きさの比のデータを記入する。犬が写っている画像およびその画像に対するラベルファイルの必要分のうちの半分は、YOLO で犬の認識に成功したフレーム画像のうち、実際に正しく認識できていることを目視で確認するという方法で収集した。加えて必要分の残りの半分は、YOLO で犬の認識に失敗したフレーム画像の中から、実際には犬が写っていた画像を目視で確認して収集し、ラベリング作業を行うことでデータを用意した。さらに、検証用データセットには犬が写っていない画像を含めた。この画像の収集には、YOLO で犬の認識に失敗したフレーム画像の中から、実際に犬が写っていない画像を目視

で選定するという方法をとった。

以上の条件を全て満たすように、訓練用データセットには犬が写っている画像 200 枚およびその画像に対するラベルファイル 200 枚が含まれるようにし、訓練用フォルダに 8 割、検証用フォルダに 2 割の割合でそれぞれを振り分けた。また同様にして、検証用データセットには犬が写っている画像 300 枚およびその画像に対するラベルファイル 300 枚と犬が写っていない画像 150 枚が含まれるようにした。

4.2 訓練および訓練済みモデルの検証結果

前述のように準備した訓練用データセットを用いて YOLOv8x の訓練を行い、訓練済み重みファイルを取得した。この時、Epoch 数や Batch 数などのパラメータの指定は特に行わず、デフォルトの設定で訓練した。

さらに、前述のように準備した検証用データセットを用いて、訓練済みモデルおよび YOLOv8x の検証を行った。検証結果は以下の通りである。

- **精度 (Precision):** YOLOv8x は 0.279、訓練済みモデルは 0.967.
- **再現率 (Recall):** YOLOv8x は 0.697、訓練済みモデルは 0.978.
- **mAP (Mean Average Precision) :** YOLOv8x は 0.396、訓練済みモデルは 0.832.
- **mAP50:** YOLOv8x は 0.494、訓練済みモデルは 0.986.
- **推論速度 (Inference Speed):** YOLOv8x は 1.4ms、訓練済みモデルは 1.7ms.

以上より、訓練済みモデルは元の YOLOv8x に比べ検証用データセットに対して大幅に高性能となった。精度 (Precision) とはモデルが陽性と予測したうち実際に正しかった予測の割合を示す指標であり、再現率 (Recall) は実際に陽性であったうちでモデルが正しく検出した割合を示す指標である。さらに mAP は、複数のクラスにわたって精度と再現率を評価した指標であり、mAP50 は予測されたバウンディングボックスの質を評価するためのしきい値である IoU (Intersection over Union) が 0.5 の場合の mAP を指すものである [12]。また推論速度の若干の低下が見られたものの、これは精度向上に伴う処理の増加によるものだと考えられる。

4.3 訓練済み YOLO モデルを用いた散歩動画の画像認識

前述の訓練済みモデルを用いて、収集した動画に映る本研究の対象となった犬の画面上の位置データを取得した。この位置データの取得時には、処理を妨げないように視線マークが描画されていない動画を使用した。また、この訓練済みモデルを用いた動画の処理時にも特にパラメータは指定せず、デフォルトの設定で認識を行った。各飼い主の動画画面上の犬の位置を特定できたフレームの割合は、飼

い主 A は約 54 %, 飼い主 B は約 56 %であった。加えてそれらの取得した位置データを用いて、視線マークが描画されている動画に、動画画面上の犬の位置を特定できたフレームに犬を囲むようにバウンディングボックスを描画する処理を行った。前述の通り、収集した動画のフレーム画像を用いて作成した検証用データセットに対し訓練済みモデルは高精度であった。そのため、図 2 や図 3 のように元の YOLOv8x で認識できていなかった多くのフレームにおいても、動画画面上の犬の位置を特定できるようになった。

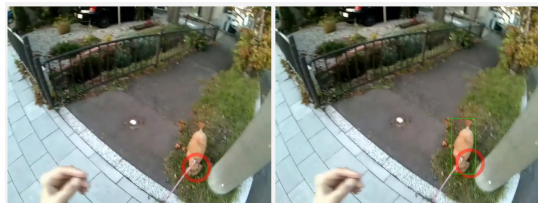


図 2 飼い主の視点動画から犬の領域を自動抽出しているフレーム画像の 1 例。(左が YOLOv8x, 右が訓練済みモデル。)



図 3 飼い主の視点動画から犬の領域を自動抽出しているフレーム画像の 1 例。(左が YOLOv8x, 右が訓練済みモデル。)

4.4 動画画面上の犬の位置に対する飼い主の視点座標の間の距離データの取得

次に、前述の通り訓練済みモデルを用いて取得した動画画面上の犬の位置データと、飼い主の視点映像中の視点の位置座標の間の距離を求めた。訓練済み YOLO モデルを用いて取得した動画画面上の犬の位置データは、動画フレームごとのデータであった。一方で、Pupil Neon を用いて記録した Pupil Cloud からダウンロードできる視点行動データの時間の単位はナノ秒単位の UTC タイムスタンプであり、これらの時間の単位が違う 2 種類のデータの時間の単位を合わせる必要があった。Pupil Cloud からダウンロードできる視線行動データの中には、視点動画の各フレームに対応するナノ秒単位の UTC タイムスタンプのデータも含まれている。今回は、このタイムスタンプと最も近い視点映像中の視点の位置座標を取得することで 2 種類のデータの時間の単位を合わせ、動画の各フレームに対応する視点の位置座標データを取得することにした。加えて、訓練済みモデルを用いて取得した動画画面上の犬の位置データが存在するフレームに対しては、先ほど求めた視点の位置

座標データを利用し動画画面上の犬の位置に対する飼い主の視点座標の間の距離データを計算および取得した。この距離は、先ほど求めた視点の位置座標が、訓練済みモデルで求めた画面上の犬を囲むバウンディングボックス内にある場合 0 とし、視点の位置座標がバウンディングボックス外にある場合は視点の位置座標とバウンディングボックスの最短距離をとった。さらに、4.1.3 章で述べた動画に、この度取得した視点の位置座標のマークを小さな赤色の円で描画することに加え、前述の距離が 0 となる場合にこの赤色の円の周りに黄色のフチが付くように描画した。加えて、動画画面上の犬の位置に対する飼い主の視点座標の間の距離を示す青色の直線を描画する処理も行った。以上のように生成された動画の場面例が図 4 や図 5 である。



図 4 本章で求めた視点の位置座標が、訓練済みモデルで求めた画面上の犬を囲むバウンディングボックス外にある場面の 1 例。



図 5 本章で求めた視点の位置座標が、訓練済みモデルで求めた画面上の犬を囲むバウンディングボックス内にある場面の 1 例。

図 4 や図 5 のように、小さな赤色の円は Pupil Cloud からダウンロードした視点マークが描画されている動画の視点マーク内にあり、先ほどの距離計算も問題なく行えていることが確認できる。

5. データの分析

はじめに、2 人の飼い主の散歩中の視点映像中の犬の位置データを前述した訓練済み YOLO モデルで認識を行った結果、認識ができなかったフレームと認識ができなかつ

たフレームの割合について述べる。各飼い主の動画の全フレームのうち、認識ができなかったフレームの割合は、飼い主 A が約 46 %、飼い主 B が約 44 %であった。さらに前述の通り、認識できたフレームの割合は、飼い主 A が約 54 %、飼い主 B が約 56 %であった。この認識できたフレームのうち、飼い主の視点が犬を取り囲むバウンディングボックス外にあった割合は飼い主 A が約 53 %で飼い主 B が約 51 %、飼い主の視点が犬を取り囲むバウンディングボックス内にあった割合は飼い主 A が約 1.8 %で飼い主 B が約 5.4 %であった。これらの結果を示すグラフが図 6 である。

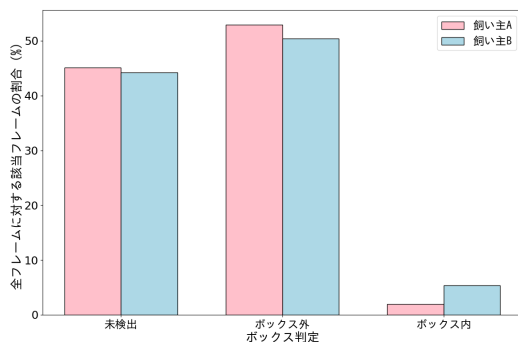


図 6 訓練済み YOLO モデルで認識を行った結果、認識ができなかったフレームと認識できたフレームの割合。

図 6 の通り、認識ができなかったフレームおよび認識できたフレームの割合は 2 人の飼い主とも大きな差はなかった。しかし、認識できたフレーム、すなわち飼い主の視界に犬が映っていたフレームのうち飼い主の視点が犬を取り囲むバウンディングボックス内にあった割合は飼い主 B が飼い主 A の 3 倍程度であり、飼い主 A よりも飼い主 B の方が犬や犬のごく近くの領域に視線を向けていることが多かった。

また、2 人の飼い主の視界に犬が映っていたフレームの動画画面上の犬の位置およびそれらに対する 2 人の飼い主の視点座標の間の距離データの分布を表すヒストグラムを図 7 のように作成した。

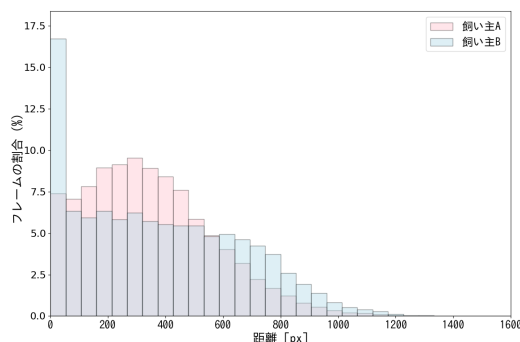


図 7 動画画面上の犬の位置およびそれらに対する 2 人の飼い主の視点座標の間の距離の分布を表すヒストグラム。

図 7 の通り、2 人の飼い主の距離の値の分布に違いが見られた。前述したように飼い主 B は視点が犬を取り囲むバウンディングボックス内、またはかなりバウンディングボックスに近い位置にあることが飼い主 A に比べ多いことがわかる。また、バウンディングボックスから少し離れていることを表す距離の領域に関しては飼い主 A の方が飼い主 B よりも分布が多くなっていた。加えて、バウンディングボックスからの距離からある程度以上離れている 600px 以上の距離の領域に関しては飼い主 A よりも飼い主 B の方が分布が多くなっていた。

6. 考察

訓練済み YOLO モデルで動画画面上の犬の認識を行った結果、認識ができなかったフレーム、すなわち飼い主の視界に犬が映っていなかったフレームの割合は 2 人ともほぼ同じであった。しかし、犬を認識できたフレーム、すなわち飼い主の視界に犬が映っていたフレームでの動画画面上の犬の位置およびそれらに対する 2 人の飼い主の視点座標の間の距離の分布では、図 6 や図 7 の通り 2 人の飼い主に違いが見られた。結果としては、飼い主 B は犬自身や犬にごく近い領域を見ていることが多く、飼い主 A は犬自身よりも少し先の領域を見ていることが多かった。前述の通り、飼い主 A は日常的に本研究の対象となった犬を散歩させており、飼い主 B よりも本研究の対象となった犬を散歩した経験が多い。そのため、飼い主 A は本研究の対象となった犬の散歩中の動きや進みたがる方向の傾向を予測し、犬の行動を先読みしていることが多いと推測した。一方、飼い主 B も犬の拾い食い癖には気を配っているため、犬自身や犬のごく周辺に目を向けている時間の割合は多いものの、飼い主 A との経験の差から犬の行動を予測することは難しかったのだとも推測した。加えて、飼い主 B は犬の散歩を行うことが珍しいため、視界に犬が映っていても飼い主 A よりも周辺の様子に目を向けていることが多いことから、図 7 のような距離の分布になっていると予想した。我々は飼い主の視線が犬から遠ざかり、犬への注意が散漫になっている時間が長いほど、犬が拾い食いを行う可能性が高まるという仮説を立てていたが、飼い主 B が犬への注意が散漫というわけではなく、むしろ動画上の犬を取り囲むバウンディングボックス内に視点があったフレームの割合は飼い主 A よりも多かった。

前述のように、犬とその飼い主との関係は幼い子供とその保護者との関係に似ていると言われている。危険な状況にいる幼児に対しては大人の監督が重要であり [14]、子供たちが監視されていない状況下で行う多くのリスクを伴う意思決定に影響を与える個々の特性を理解することが重要である [15] ことは示されている。すなわち幼い子どもを養育するにあたっては、保護者は子どもそれぞれの特性を理解し彼らの行動を予測するなど、適切に彼らを監督するこ

とが重要である。同様に犬とその飼い主との関係においても、それぞれの犬の特性を理解した上で行動を予測することが重要であると推測する。本研究の飼い主 A のように散歩中の拾い食いなどの危険がある犬の場合は犬の進む少し先を予測するなど、適切に犬を監督することが重要であると考ええる。

7. おわりに

本研究では、犬の散歩中における飼い主の視線行動を記録・分析し、それらの映像内の犬検出を行った。加えて、主に散歩する飼い主と散歩経験が少ない飼い主の視線行動の違いが犬の行動に与える影響を検討した。主に散歩を行う飼い主は、犬の行動を予測しながら少し先の方向に視線を配分する傾向があるのに対し、散歩経験が少ない飼い主は犬自身やその近くの領域に視線を集中させる傾向がみられた。

今後は研究対象とする犬および飼い主のペアの数を増やすなど、さらにデータを収集していく予定である。それらのデータを多角的に分析し、最終的には本研究が犬の散歩中の飼い主の視線行動が犬の行動に与える影響を明らかにするための知見を提供することを期待している。この知見が犬と飼い主とのコミュニケーションを理解する手立てになり、特に犬の拾い食いなどの問題行動に対する予防的なアプローチに応用できる可能性がある。また、それぞれの犬の特性や散歩の習慣が飼い主の視線行動に与える影響について詳細に検討し、犬と飼い主の関係性の改善や飼い主が犬に対して適切に監視を行うための指針を示すことも期待される。加えて、犬との相互作用の理解を深めることで、幼い子供や高齢者、さらには病気によってコミュニケーションが困難な人々との関わりにも貢献できると考えている。分析に関する今後の展望としては、収集したデータをさらに深く分析していくことが挙げられる。例えば、Pupil Cloud からダウンロードできる視線の探索および注視行動やまばたきなどのデータ^{*3}の分析が、得られる知見の一助となることを期待する。

参考文献

- [1] 早川洋子, 林文明, 野呂和夫, 圓尾拓也, 江川賢一, 荒尾孝, 稲葉裕, "健康づくりのための新たなアプローチ: 人と犬の健康状態の関連性 1," 山野研究紀要, vol. 14, pp.91-101, 2006.
- [2] Roser Cañigueral, Antonia F. de C. Hamilton, "The role of eye gaze during natural social interactions in typical and autistic people," Frontiers in Psychology, vol. 10, no. 560, 2019.
- [3] Miho Nagasawa, Shouhei Mitsui, Shiori En, Nobuyo Ohtani, Mitsuaki Ohta, Yasuo Sakuma, Tatsushi Onaka, Kazutaka Mogi, Takefumi Kikusui, "Oxytocin-gaze positive loop and the coevolution of human-dog bonds,"

- Science, vol. 348, no. 6232, pp. 333-336, Apr. 17, 2015.
- [4] Brian Hare, Michelle Brown, Christina Williamson, Michael Tomasello, "The domestication of social cognition in dogs," Science, vol. 298, no. 5598, pp. 1634-1636, Nov. 22, 2002.
- [5] Melanie Henschel, James Winters, Thomas F Müller, Juliane Bräuer, "Effect of shared information and owner behavior on showing in dogs (Canis familiaris)," Animal Cognition, vol. 23, no. 5, pp. 1019-1034, Sep. 2020.
- [6] Christine Schwab, Ludwig Huber, "Obey or not obey? Dogs (Canis familiaris) behave differently in response to attentional states of their owners," Journal of Comparative Psychology, vol. 120, no. 3, pp. 169-175, 2006.
- [7] Marcello Siniscalchi, Serenella D' Ingeo, Michele Minunno, Angelo Quaranta, "Communication in Dogs," Animals, vol. 8, no. 8, p. 131, 2018.
- [8] 藤崎亜由子, "人はペット動物の「心」をどう理解するか: イヌ・ネコへの言葉かけの分析から," 発達心理学研究, vol. 13, no. 2, pp. 109-121, 2002.
- [9] 田中響, 松村京子, "乳児との対面時の母親の視線と対児行動に関する縦断研究: 生後 4 10 か月までの変化," 小児保健研究, vol. 72, no. 4, pp. 493-499, Jul. 2013.
- [10] Chris Baumann, Kai Dierkes, "Neon Accuracy Test Report," Pupil Labs, pp. 1-13, Dec. 22, 2023.
- [11] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, pp. 779-788, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [12] Juan Terven, Diana-Margarita Córdova-Esparza, Julio-Alejandro Romero-González, "A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS," Machine Learning and Knowledge Extraction, vol. 5, no. 4, pp. 1680-1716, 2023, doi: 10.3390/make5040083.
- [13] 久保孝富, 和田有里菜, 丸野由希, 奥村美生, 浦優輝, 吉村愛琉, 永澤美保, "イヌの画像・映像処理手法に関する調査および適用可能性に関する基礎的検証," 第 37 回人工知能学会全国大会 (JSAI), 2023.
- [14] Lizette Peterson, Barry L. Stern, "Family processes and child risk for injury," Behavior Research and Therapy, vol. 35, no. 3, pp. 179-190, 1997.
- [15] Barbara A Morrongiello, Jennifer Lasenby-Lessard, "Psychological determinants of risk taking by children: an integrative model and implications for interventions," Injury Prevention, vol. 13, no. 1, pp. 20-25, 2007.

^{*3} <https://docs.pupil-labs.com/neon/data-collection/data-streams/>