

平成30年度 修士研究論文

レスキュー犬の一人称動画
を用いた動作分類

電気通信大学大学院 情報理工学研究科
情報学専攻 メディア情報学プログラム

1730010 荒木 勇人

主任指導教員 柳井 啓司 教授

指導教員 橋本 直己 准教授

平成31年1月28日

概要

被災地での災害救助を補助する犬をレスキュー（災害救助）犬といい、カメラなどの計測装置を装備したレスキュー犬をサイバーレスキュー犬と言う。本研究では、犬にとりつけたセンサからサイバーレスキュー犬の活動を識別した。光学センサと音声センサから得られた映像および音声データを含む動画像と CNN を用いて動作毎に分類する sound/image-based three-stream CNN の提案と、提案手法をマルチクラス推定に用いた実験を行なった。光学センサから得られた情報は犬の一人称視点の映像である。これは通常、分類の対象とされる三人称視点の映像とは大きく異なる。第三者視点映像は基本的に背景が動かず、前景となる被写体の動きを捉える。対して一人称視点映像は、センサそのものが動き回り、背景や前景が存在しない。被写体の識別が主なアプローチとなる第三者視点映像の認識よりも、一人称視点映像の認識の難易度は高いと言える。sound/image-based three-stream CNN は動画から得られた静止画像・optical flow 画像・音声を入力とする動画識別ネットワークである。本提案手法の有効性を示すため、3つの入力それぞれ単体とその組み合わせパターン（静止画像単体、optical flow 画像単体、音声単体、静止画像+optical flow 画像、静止画像+音声、optical flow 画像+音声）を用いた識別との比較実験を行なった。結果は、51.8%で提案手法で最も高い精度が得られた。推定には、レスキュー犬の訓練の様子を撮影したデータセットを用いた。このデータセットは現在も作成中であり、まだ学習のデータ量が十分とは言えない。一人称視点動画からのマルチクラス推定というタスクと、レスキュー犬訓練データセットの複雑さのあいまったチャレンジングなタスクであることを踏まえると、本研究では次に繋がる十分な結果が得られたと言える。

目次

第1章 はじめに	1
第2章 関連研究	3
2.1 タフ・ロボティクス・チャレンジ	3
2.1.1 サイバー救助犬	3
2.2 動画認識	4
2.2.1 動作認識	4
2.2.1.1 動画内の連續した静止画間の動き推定	5
2.2.1.2 Two-stream CNN	5
2.2.1.3 3D CNN	5
2.2.2 一人称映像からの行動分類	6
2.2.3 犬一人称視点からの行動予測	6
2.3 音声分類	8
2.3.0.1 Sound Net	8
2.3.0.2 Audio-Visual Scene Analysis	9
第3章 データセット	11
3.1 サイバーレスキュー犬 訓練データセット	11
3.1.1 分類クラス詳細	12
3.1.2 データ整形	19
3.1.2.1 動画整形	19
3.1.2.2 クリップセット	21
3.1.2.3 フレーム毎切り抜き画像セット・optical flow 画像 セット	21
3.1.2.4 音声セット	21
3.2 DogCentric Activity Dataset (DCAD)	22

第 4 章 提案手法	24
4.1 音声と画像を用いた sound/image-based two-stream CNN	25
4.2 音声・静止画像・optical flow 画像を用いた sound/image-based three-stream CNN	26
第 5 章 実験	28
5.1 DCAD	28
5.2 レスキュー犬訓練シングルクラス分類	29
5.2.1 動画平均画像	29
5.2.2 オプティカルフロー動画平均画像	30
5.3 マルチラベル推定	31
5.3.1 静止画像からのマルチクラス推定	32
5.3.2 Optical flow 画像からのマルチクラス推定	32
5.3.3 音声からのマルチクラス推定	33
5.3.3.1 1D Convolutional Network	33
5.3.3.2 2D Convolutional network	34
5.3.4 Two-stream network	34
5.3.5 Sound/image-based two-stream CNN	35
5.3.5.1 音声データと静止画像からのマルチクラス推定	35
5.3.5.2 音声データと optidcal flow 画像からのマルチクラス推定	36
5.3.6 Sound/image-based three-stream CNN	37
第 6 章 おわりに	38
6.1 まとめ	38
6.2 今後の課題	38

第1章

はじめに

被災地での救助活動を行う際に、訓練されたレスキュー犬（災害救助犬）が人間の補助として探査を行う場合がある（図1.1）。災害救助犬を育成し、現場に派遣する団体は日本国内に複数存在し、必要に応じて現場に派遣される。レスキュー犬は、犬としての特性を生かして人間と協力して被災地の探索を行う。レスキュー犬にはがれきの隙間などの狭い空間、倒壊した建築物など人間には踏破困難な環境でも探査可能であったり、またその発達した嗅覚を頼りにした探査が可能である。このように、人間では探査が困難あるいは不可能な環境においても人間の能力をレスキュー犬が補うことで効果的な救助活動が期待される。しかし、彼らレスキュー犬は人間に向けた言語を持たない。そのため、人間はレスキュー犬の行動をよく観察し、彼らが収集した情報を彼らの様子から推察、理解しなくてはならない。現状では、レスキュー犬を直接指揮するハンドラーと呼ばれる人間がレスキュー犬の行動を手動でマーキングして犬の周辺環境の情報収集と理解に努めている。収集された情報は消防などのハンドラーらを統括する指揮命令者に口頭伝達され、現場の把握に活かされる。このレスキュー犬と人間との共同探索の問題点として、トリアージ（緊急度に従った手当の優先順位付け）のための災害現場周辺環境情報や、要救助者情報の不足があげられる。また、ハンドラーによる記録はどうしても主観的になるので客觀性に欠け、さらにそれが口頭伝達されることで正確性がより欠落する。レスキュー犬によって収集された情報を個人の主觀に基づくことなく分類し、整理された情報を共有できれば災害救助活動の効率化がより期待される。

本研究では、レスキュー犬にセンサを装着して得られた一人称動画を用いてレスキュー犬の行動を分類すること目的とする。本研究では最初に深層学習を用いた画像認識手法を、一人称映像から抽出した静止画像に適用して動作分類を行う

予備実験を行った。この予備実験で犬一人称視点映像からの動作分類タスクに対してCNNを用いた推定が有効であることを確認した。予備実験を踏まえて、CNNを利用し、静止画像に加えて一人称画像から抽出した動き情報と音声情報を利用したマルチモーダルなレスキュー犬行動推定を行った。本研究により、レスキュー犬が今何をしているのかハンドラーが目視できない場合でも機械的に判断することが可能となり、トリアージに必要な情報が整理され、災害救助活動の効率化が期待される。



図 1.1: 被災地におけるレスキュー犬らの救助活動 [1] より引用

第2章

関連研究

本研究では犬の一人称視点動画からの犬の活動分類を行う。人間のライフログとしての一人称動画の分類や、車載映像からの車の行動推定、第三者視点での動画分類、音声を用いた動画分類などについて紹介し、本研究との関連を述べる。

2.1 タフ・ロボティクス・チャレンジ

政府による総合科学技術・イノベーション会議が研究開発を促進している、革新的研究開発推進プログラム ImPACT というプログラムがある [2]。「ImPACT は研究開発を促進し、持続可能な発展性のあるイノベーションシステムの実現を目指したプログラム」であり、複数の研究開発プログラムを包括している。タフ・ロボティクス・チャレンジはそのプログラムのうちの一つであり、遠隔自律ロボット、屋外ロボットサービス事業の実現を目指したプログラムである。このプログラムでは首都圏直下型地震などを想定し、刻々と変化する厳しい環境下でも実用性を保つ災害救助を目的としたロボットの研究開発が行われている。倒壊家屋や配管内を探索するロボット、悪天候でも飛行するドローンなどを用いての計測や認識、マッピング、活動支援などが達成目標として掲げられる。

2.1.1 サイバー救助犬

サイバー救助犬の研究はタフ・ロボティクス・チャレンジの一つである。災害救助用サイボーグ犬の開発を見据え、その足がかりとして研究されている。サイバー救助犬の技術的達成目標は“救助犬の行動と状態の計測・伝送・認識・マッピング（運動・映像・声・生体信号）と制御による、救助活動支援”とされており、

レスキュー犬の行動をモニタリングするために、濱田、大野らによって装着型計測・記録装置が開発された [3]。図2.1にレスキュー犬に装着可能な軽量な行動計測スーツを示す。これを着用したレスキュー犬はサイバー救助犬とも呼ばれる。サイバー救助犬は各種センサを用いた計測データを記録し、リアルタイムに映像などのデータの無線配信が可能である。そのため、人の目の及ばない範囲でレスキュー犬が活動する際にもレスキュー犬の行動やその周辺環境などが把握可能である。



図2.1: 装着型計測・記録装置 [3] より引用

2.2 動画認識

犬一人称視点映像の動きや音声の特徴は、レスキュー犬の周辺環境を知るための重要な手掛かりの1つである。レスキュー犬の一人称動画に限らず、動画から特徴を取得してその内容を分類する類の研究は行われている。

2.2.1 動作認識

映像から動き特徴を抽出する手法は大きく分けて2つある。1つはあらかじめ動画を複数枚の画像に分割してから特徴量を抽出する手法である。もう1つは動画から直接特徴量を抽出する手法である。前者は既存の画像認識の技術を簡単に流用でき、入力データが比較的小さいので学習コストが低い。対して後者はフレー

ム間の情報を考慮できるが、動画を直接入力データとするため学習コストが非常に高い。

2.2.1.1 動画内の連続した静止画間の動き推定

動画の動き特徴を取得して表現する方法として [4] がある。これは静止画像の特徴点と連続した次の静止画像の特徴点から移動ベクトルを求め、ピクセル毎にその分布を取得する手法である。移動ベクトルの曖昧な部分も周辺のベクトル分布を加味し平滑化することでより滑らかな分布を取得している。本研究では、動画から optical flow 画像を生成する際にこの手法を用いる。

2.2.1.2 Two-stream CNN

事前に動画から静止画を切り出してから特徴を抽出し学習する手法としては [5], [6] が挙げられる。Simonyan らによる two-stream CNN [5] は、1 つの動画から通常の RGB 画像と optical flow 画像を抽出し、それぞれを入力とする個々のネットワークを学習することで動き情報を考慮して動画を分類する手法である。図 2.2 に [5] のネットワーク構造を示す。この手法では、入力となる動画から静止画を切り出し、さらに optical flow 画像を生成している。これらをそれぞれのストリームの入力とし、動画のクラスを出力とする。入力画像に対し複数回畳み込み、全結合層に通した後 Softmax 関数でクラス毎の確率を計算することでクラスの判定を行う。

Two-stream をベースにした派生ネットワークの研究は多く、Convolutional Two-Stream Network Fusion [7] もその 1 つである。これは、それぞれのストリームの畳み込み層の出力を結合し、その後 FC 層を追加することで UCF-101 と呼ばれる動画分類の標準ベンチマークデータセットの分類において最高精度を達成した。

本研究でもこの Two-stream CNN をベースにしたアーキテクチャを構築し、クラス推定へアプローチする。

2.2.1.3 3D CNN

動画から直接特徴を抽出して学習する手法としては Tran らによる 3D Convolution がある [8]。画像に対して 2 次元であったフィルターを 3 次元形状に拡張することで、縦横の空間以外である時間方向への広がりを持って特徴抽出が可能になった。図 2.3 に 3D Convolution の詳細を示す。

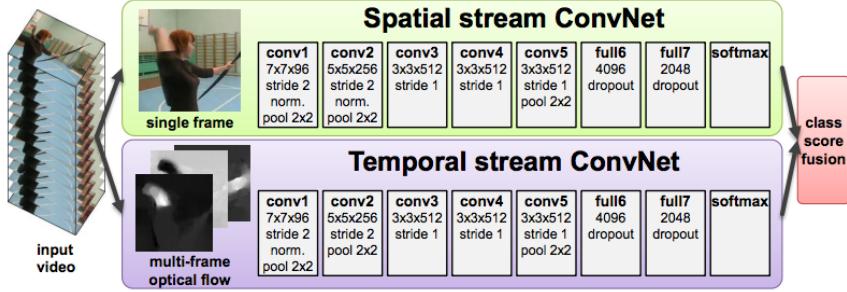


Figure 1: Two-stream architecture for video classification.

図 2.2: Two-stream CNN の アーキテクチャ ([5] より引用) . 切り出した RGB 画像と optical flow 画像を個々のネットワークに入力し、出力を合わせている .

Two-stream convolution network のストリームへの入力が画像であったのに対し、この手法では動画を直接の入力とする . 本研究では画像を入力とする点で、この手法とは異なっている .

2.2.2 一人称映像からの行動分類

動作認識の中でも、一人称視点の映像から Farst Person がどのような行動を行なっているのか分類する研究がある [9][10] . Minghuang ら [9] は、最近の研究から一人称映像行動の分類において、手の位置・手の動き・対象の物体・カメラの動きが動作認識に重要であるとしてこれらを統合した twin stream network を提案した . Twin stream network のアーキテクチャを図 2.4 に示す . 腕領域と物体を CNN を通し推定した後、さらに CNN を通し optical flow 画像の CNN 出力結果と統合している . 最終的な出力は物体認識結果と動作認識結果、それらを合わせた行動推定結果の 3 つである . 本研究では対象となる物体もなく、カメラと犬の位置関係が決まっているため、今回は一般的な動画認識手法を用いることとして、特に犬一人称映像を対象としたような特別な処理は行わない .

2.2.3 犬一人称視点からの行動予測

犬一人称映像からの犬の行動予測を行なった研究に [11] がある . これは、犬の行動をモデリングし、犬が次にどのような道をたどり行動するかを予測している .

しかし、これらの研究は犬の行動のモデリングであり、犬の周辺環境の推定などは行っていない . また、入力は動画像のみであり、音声などのデータも利用し

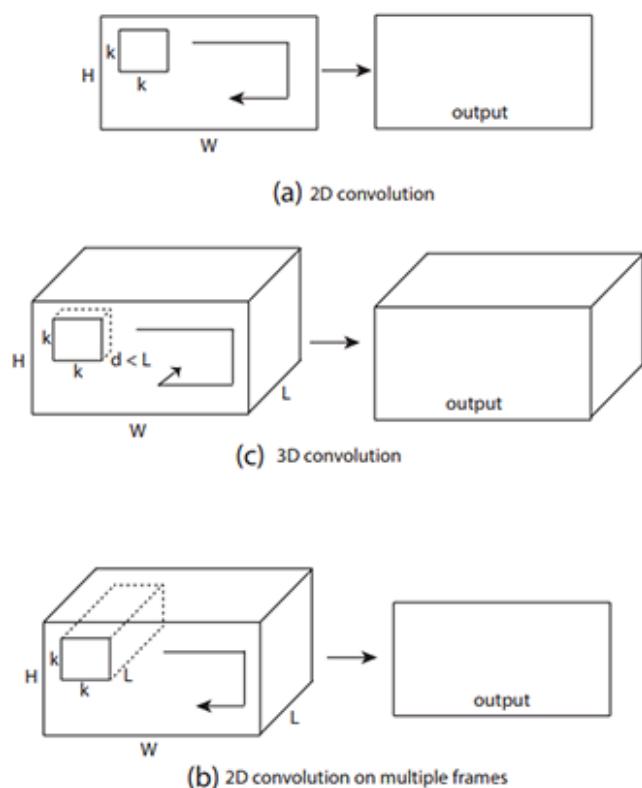


図 2.3: 3D Convolution の詳細 ([8] より引用)。2D Convolution では縦横方向の畳み込みを行っており、3D Convolution では加えて時間方向への畳み込みを行っている。

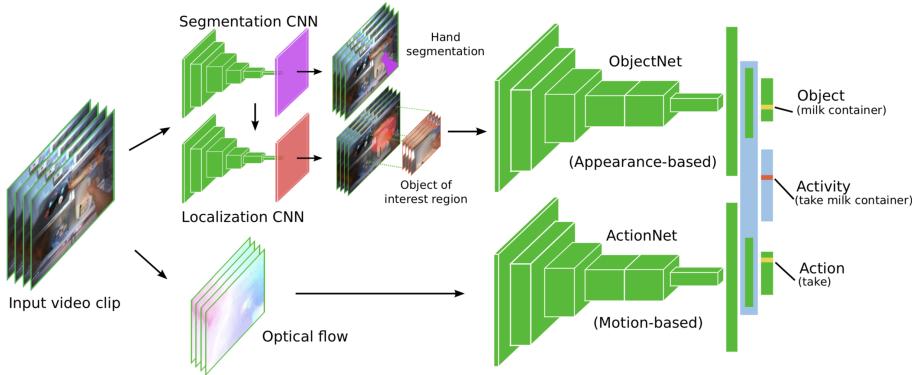


図 2.4: Twin stream network の詳細 ([9] より引用) . 腕領域のセグメンテーションネットワーク , 関連物体の位置推定ネットワーク , 物体推定ネットワーク , 動作ネットワークが組み合わせられている . 同時に物体推定と行動推定を行うことで動作認識を行なっている .

ていない . レスキュー犬の課題には犬の周辺環境情報や映像からだけでは判断できない情報の取得が含まれている . 例えばレスキュー犬は要救助者を発見するとその場で待機し吠え続けるように訓練されている . このように , 映像データからだけではなく , 音声データ , および慣性データ・GPS データなどの情報を複合的に用いてレスキュー犬の状態を判断しなければならない . 本研究は映像と音声からなるマルチモーダルな情報を入力とした犬の行動推定を目的としている .

2.3 音声分類

音声と画像から特徴を抽出する研究には以下のようなものがある .

2.3.0.1 Sound Net

音声をクラス分類する研究として Ayter らによる Sound Net がある [12] . 動画から音声と画像を取り出し , 画像を教師データとし , 音声は生徒データとして出力が等しくなるように学習している . この手法は音響シーン分類 , 物体分類の標準ベンチマークにおいて教師あり学習の最高精度を達成した . 図 2.5 に Sound Net のネットワーク構造を示す . 本研究では音声のみからの行動推定は目的としない . しかし , 音声の意味的情報は動画認識に重要であることが明らかにされている . 音声を入力とするストリームの構築にあたり , Sound Net で用いられている音声畳み

込みネットワークを参考にした。Sound Net が音声波形を入力とするのに対し、本研究では音声から mfcc 特徴を抽出してからストリームへの入力とする点で異なっている。

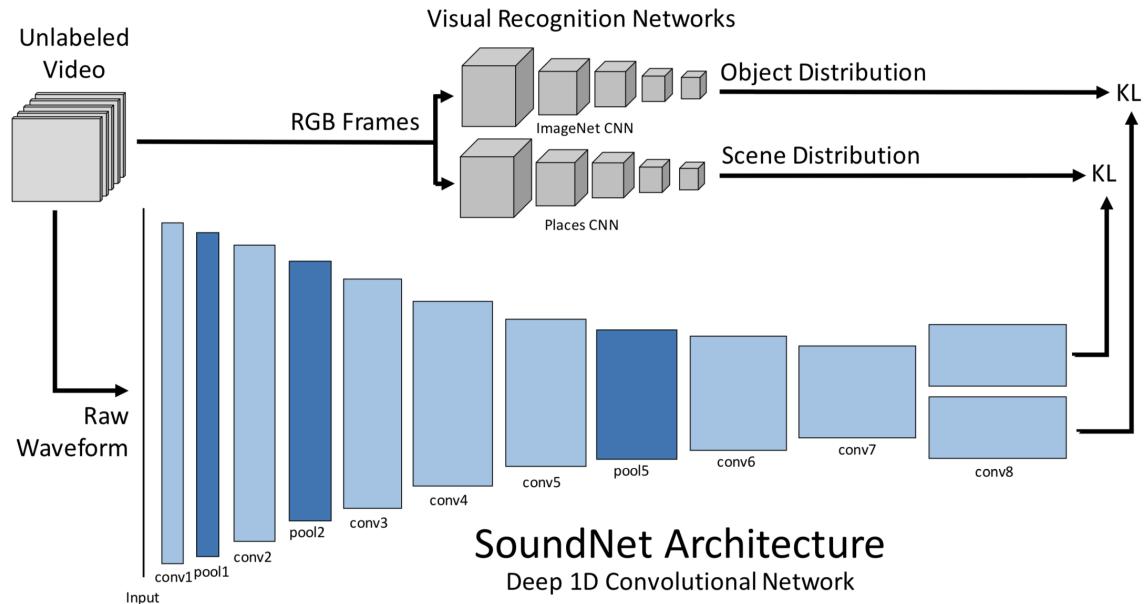


図 2.5: Sound Net のアーキテクチャ ([12] より引用)。動画から映像と音声を切り分け、音声に対して 1 次元の畳み込みを行なっている。

2.3.0.2 Audio-Visual Scene Analysis

音声と動画を紐づけて、その関係を明らかにする研究として Owens らによる Audio-Visual Scene Analysis がある [13]。映像内の音源特定、音声からの動作認識、複数の話者が個々の画面にいる際の話者の特定を行なっており、音声と映像の関連性を示している。具体的な図を 2.6 に示す。

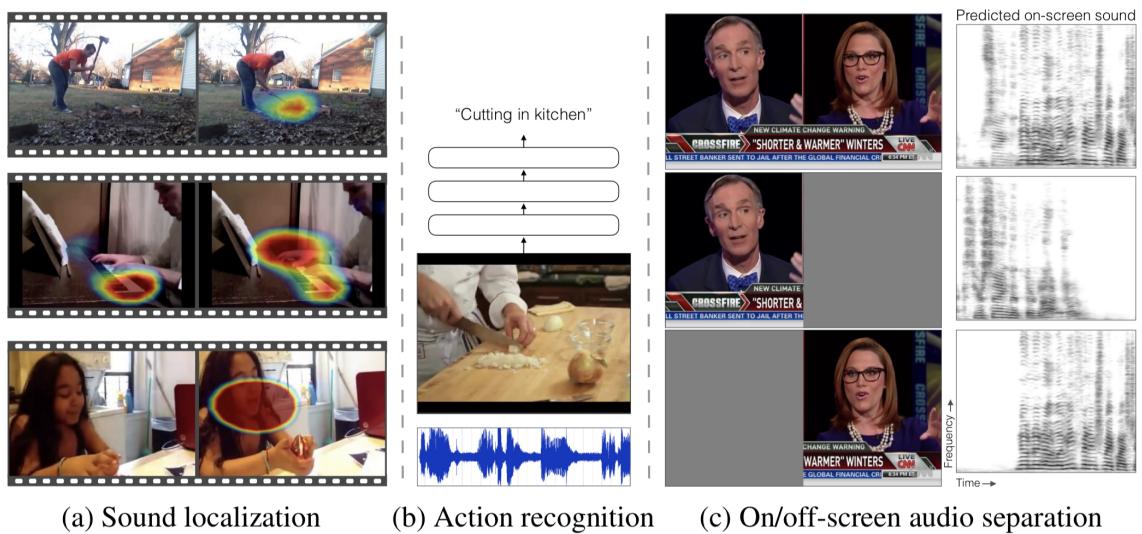


図 2.6: Audio-Visual Scene Analysis ([13] より引用) .

第3章

データセット

本研究ではレスキュー犬訓練データセットのマルチクラス推定を行う。訓練動画を用いる前に、犬一人称視点動画から行動分類が可能かどうかを確認するため簡易な予備実験を行なった。

また、本実験には現在作成中のサイバーレスキュー犬の訓練データセットを用いた。既存の公開されている犬一人称視点動画データセットに DogCentric Actibity Dataset(DCAD)[14] がある。予備実験には DCAD を用いた。

3.1 サイバーレスキュー犬 訓練データセット

サイバーレスキュー犬訓練データは、訓練されているレスキュー犬に、専用の計測スースを着用させ収集したデータ群である(図 3.1)。東北大学の大野らによって作成され、本研究ではその一部の提供を受けた。現在も作成中であり、完成していないデータを含めた全てを使用することは困難である。そのため、本研究ではその一部の提供されたデータをこれとして取り扱うものとする。これは約 2 分から 20 分の 7 本の音声付き動画からなり、犬の一人称視点動画に加えてハンドラー視点動画、レスキュー犬とハンドラーを映す第三者視点動画が含まれる。本研究では犬の一人称視点動画のみを用いて推定を行う。総時間は 57 分 40 秒、秒間フレーム数は 29.97、総フレーム数は 103,696 枚である。分類クラスそれぞれについて時間範囲を指定する形で動画にアノテーションがされており、同時刻に複数のクラスが重なるためマルチラベルデータとして取り扱う。例えば「被災者を発見しながら吠えている」間は see victim クラスと bark クラスの 2 つのラベルが付与されている。本研究ではこのデータを整形したものをサイバーレスキュー犬訓練データセットとして実験を行なった。最終的に利用したデータのクラス毎の出現

頻度が表3.1の値である。動画は犬一人称視点のみを用いたが、犬一人称、ハンドラー視点、第三者視点毎にそれぞれラベル付けされたアノテーション情報に関しては全てを用いて学習を行った。以下にデータにラベル付けされたクラスと、整形したデータについて詳細を述べる。

表3.1: サイバーレスキュー犬訓練データセット 利用範囲内で計測した出現回数

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk
出現回数	1744	1127	2439	343	2011	98	1549	239	7719	6384	8764

3.1.1 分類クラス詳細

各クラスについて説明する。静止画のみでの音声付き動画のクラス特徴の表現は困難であるため、整形した動画的特徴、音声的特徴とをそれぞれに示す。

1. bark 被災者を発見し、かつ吠えている状態。わかりやすい音声的特徴があり、固有の画面搖れが生じる(図3.2)。
2. cling 臭いに対し、鼻を近づけ嗅いでいる状態。sniff のより詳細な状態であり、cling がラベル付される際は sniff と必ず重複する(図3.3)。
3. command ハンドラーからの働きかけのある状態。待て/行け等の口頭指示、褒め、指差し指示など状況が多様である(図3.4)。
4. eat-drink 何かを食べている/飲んでいる状態。訓練において被災者発見に対する成功報酬に餌が与えられる他、草を食む、地面/川の水を飲むなど状況が多様(図3.5)。以下、eat と表記する。特筆がない場合、eat という表記は eat (食事) と drink (水分摂取) の両方の意、drink という表記は水分摂取の意のみ表現する。
5. look at handler 犬がハンドラーを見ている状態(図3.6)。以下、handler と表記する。
6. run 走っている状態。歩いているクラスの walk-trot と比較すると、画面に浮遊感があり、揺れや音が激しい(図3.7)。
7. see victim カメラに被災者が映った状態(図3.8)。以下、victim と表記する。

8. shake 犬が激しく体を震わせている状態 . 振動に合わせてカラカラカラとカメラの揺れる音がする (図 3.9) .
9. sniff 臭いを嗅いでいる状態 . 探査に対するやる気などを測る一つに指標になる . 地面などに鼻を近づけている状態だけでなく , 浮遊臭を嗅いでいる際にも含む (図 3.3) .
10. stop 足を運んでいない状態 . その場での足踏みは含む . 方向転換は含まない . 画面の動き情報が少なく特徴的である (図 3.10) .
11. walk-trot 歩いており、 run ではない状態 (図 3.11) . 第三者視点で見ると , 犬の歩き方が run クラスとは異なる . run クラスは前脚と後ろ脚で飛び箱を跳ぶように跳ねて進むが , walk-trot クラスは右左の脚を交互に出して進む . 以下 , walk と表記する .



図 3.1: 提供時のデータ. 左から , 犬一人称視点 , ハンドラー視点 , 第三者視点の動画が結合されている . 合わせて 1280x240pixel で , 犬一人称視点だけ切り出しても通常カメラで撮影される比率にはならない .

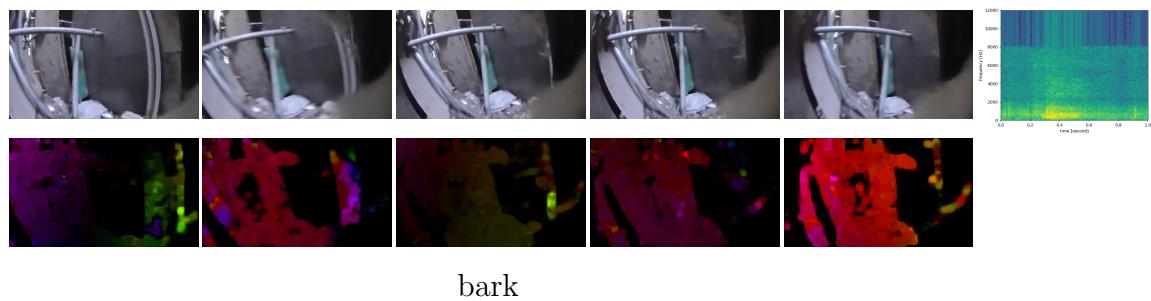


図 3.2: サイバーレスキュードog訓練データセット bark クラス

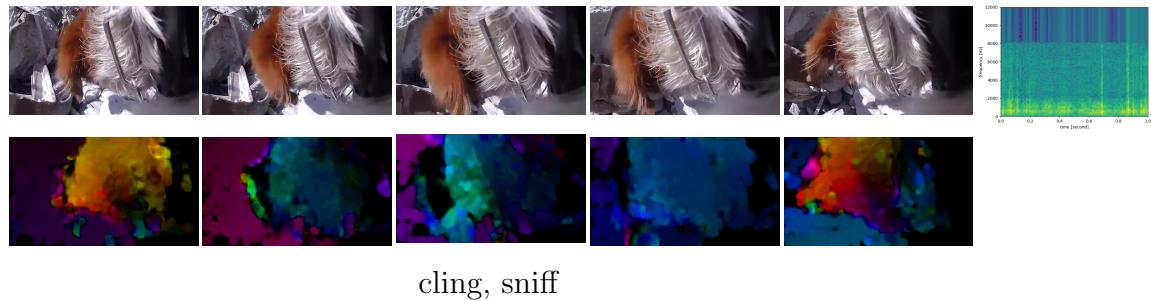


図 3.3: サイバーレスキュードog訓練データセット sniff, cling クラス .

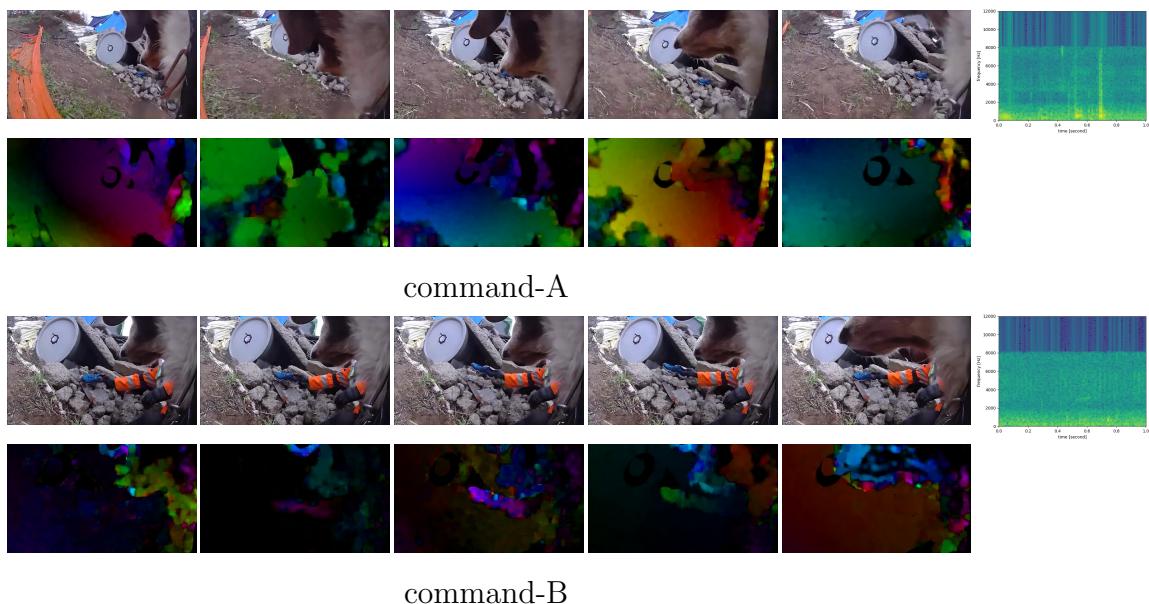


図 3.4: サイバーレスキュー犬訓練データセット command クラス「待て、待て」と口頭指示されている (A) と指差し指示を受けている (B) .

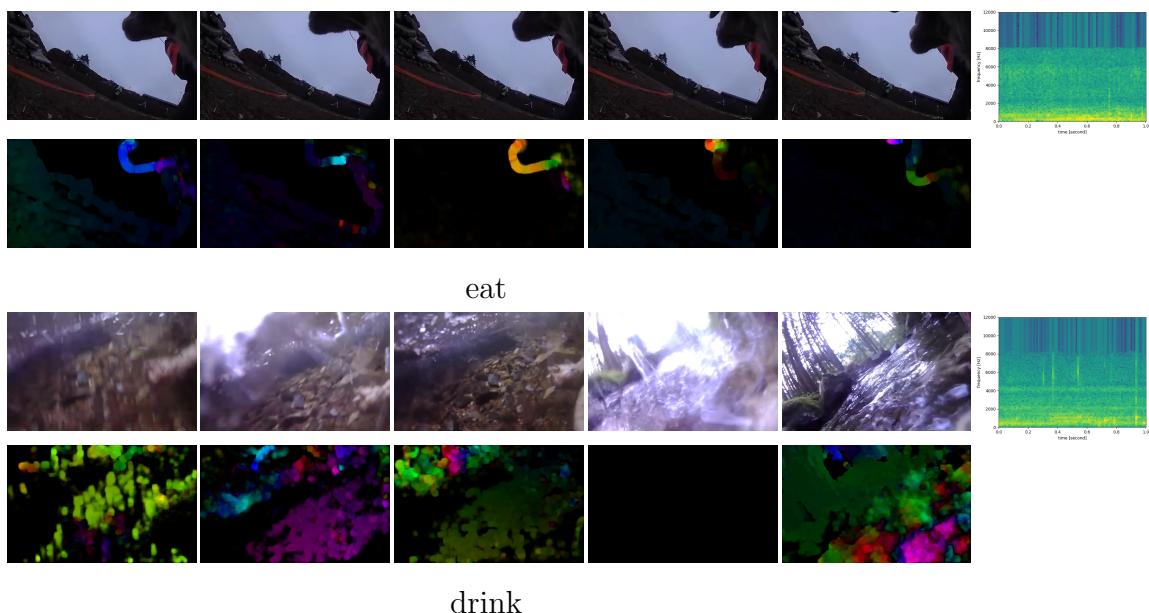


図 3.5: サイバーレスキュー犬訓練データセット eat-drink クラス . 訓練時にハンドラーから餌を受け取っている (eat) と森林での訓練で川の水を飲んでいる (drink)

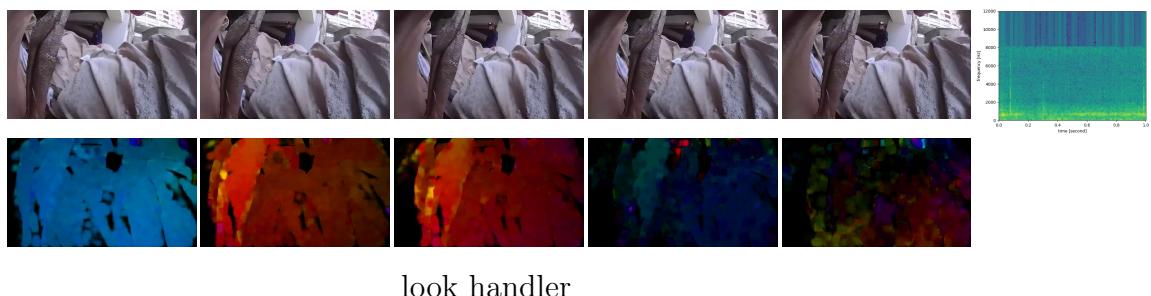


図 3.6: サイバーレスキュードog訓練データセット look at handler クラス .

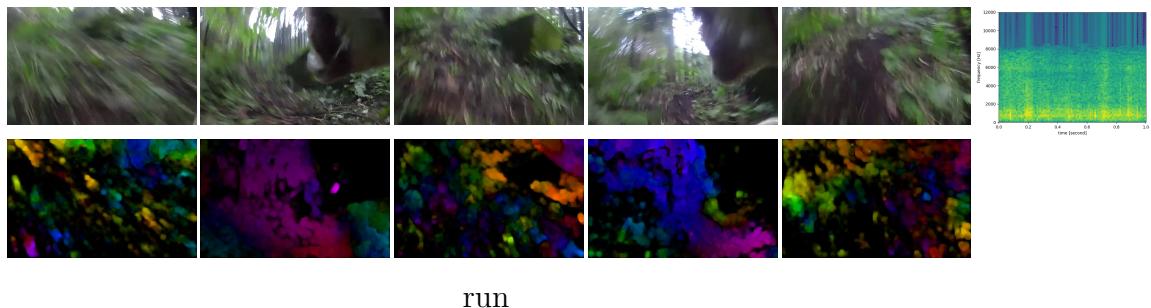


図 3.7: サイバーレスキュードog訓練データセット run クラス .



図 3.8: サイバーレスキュードog訓練データセット see victim クラス .

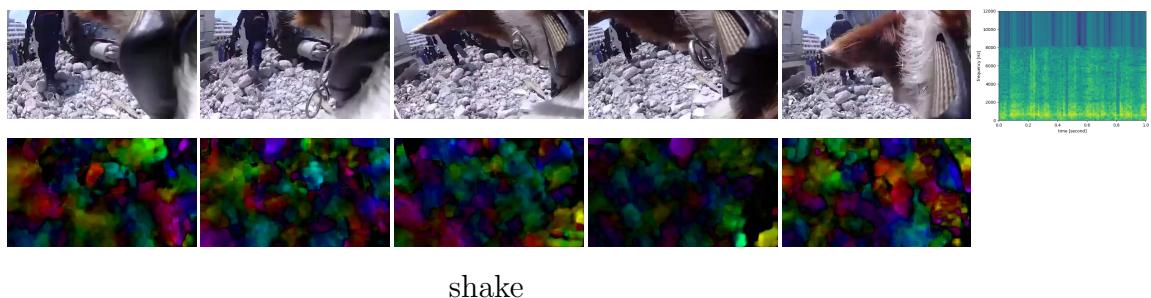


図 3.9: サイバーレスキュードッグ訓練データセット shake クラス .

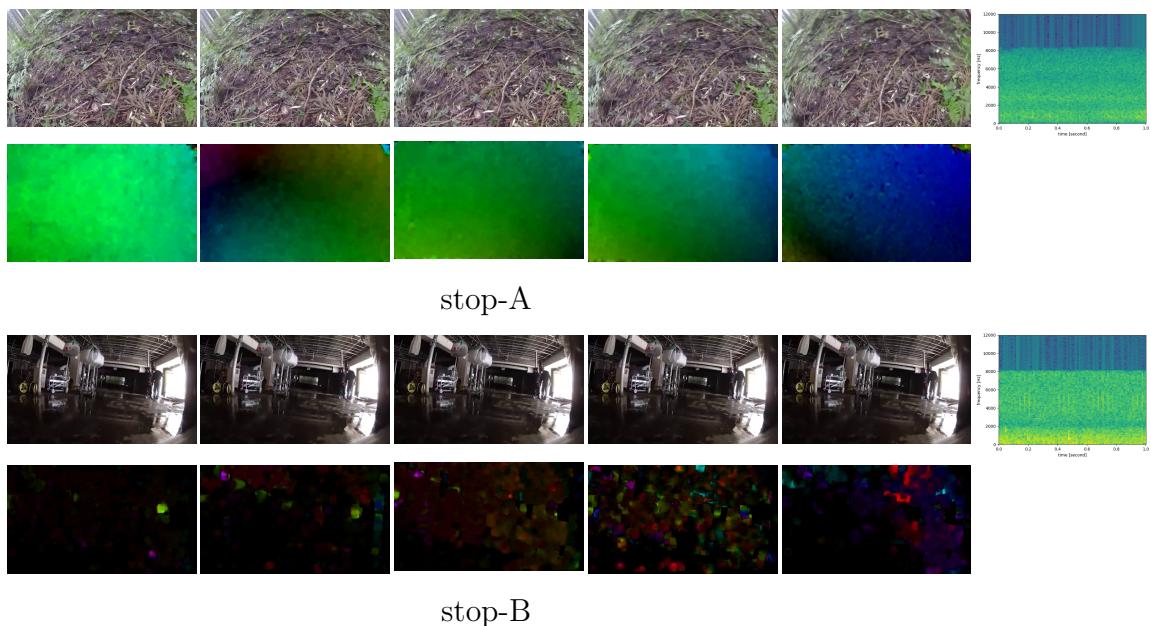


図 3.10: サイバーレスキュードッグ訓練データセット stop クラス . 同じクラス内の違いが顕著に表れている . 同時に A と B で周波数が異なるものの静止画像 , optical flow 画像 , 音声共に均一なノイズが入っている点で共通していることも判断できる .



図 3.11: サイバーレスキュー犬訓練データセット walk-trot クラス

3.1.2 データ整形

本研究では、提供されたサイバーレスキュー犬訓練データを整形し、クラス毎に短く切り出したクリップセット/フレーム毎に切り出した画像セット/フレーム毎に計算した optical flow 画像セット/フレームに合わせて一定時間毎に切り出した音声セットをそれぞれ作成した。データを整形して複数セットを作成したのち、さらにラベルのないフレームなどを排除してから、動画に戻した際に 6fps となる量に学習データを間引いた。30fps 近い動画をフレーム毎に学習すると、直近のフレームに対して過度に反応する恐れがあるため、この処理で過学習を防ぐ狙いがある。整形・サンプリングによって、学習および評価に使った総フレーム数は 14,581 枚となった。

3.1.2.1 動画整形

提供されたデータ映像は犬一人称視点映像、ハンドラー視点映像、第三者視点映像が横並びに結合（図 3.1）されていたため、これは犬一人称視点映像のみを切り出した。また、提供された 7 本の動画にはハンドラー視点がないものや、加えて、結合時にノイズが入ったと思われるものが混在したもののがそれぞれ存在したため画像サイズが不揃いであった。ノイズの入った第三者視点のない動画について、図 3.12 にその例を示す。これについて、ノイズ部分は切り取ったが比率は揃えなかった。ノイズは学習に悪影響を与えること、微細なアスペクト比のずれは学習の際に吸収されること、アスペクト比をそろえる際に必要性の有無を判断できない情報が切り取られることをその判断理由とする。このようにして整形した動画を V とする。



図 3.12: 犬一人称視点 , 第三者視点の結合された動画 . ハンドラー視点がなく , 犬一人称視点の動画の画面左端一帯に黒いノイズが入っているパターン . ノイズを合わせて 1280x360pixel で , 犬一人称視点を切り出すと比率は 16:9 だがノイズを取り除くと比率は崩れる .

3.1.2.2 クリップセット

V からラベル毎にクリップ群を切り出すと、アノテーションが单一のフレームと複数被るフレームが同じクリップを介して存在する。ただし、同じ箇所から別々のラベルを切り出した際に全く等しく被ることはない。本研究において、クリップ群を作成する目的はそのフレーム間の平均画像を作成することにある。フレーム間の平均をとる際にそのフレームの多少の前後で結果が異なるため、その差異の学習を期待して別クリップに同じフレームが重複して現れる問題を無視した。このクリップセットから計算したフレーム間平均画像を図 3.13 に示す。



図 3.13: クリップセットから計算したフレーム間平均画像。

3.1.2.3 フレーム毎切り抜き画像セット・optical flow 画像セット

フレーム毎に切り出した画像には、そのフレームの時間点にアノテーションされているラベルをそのまま用いた。

Optical flow の計算には Python のオープンソースライブラリである OpenCV を用いた。なお、利用したバージョンは Python3.6, OpenCV3.3.1 である。元の RGB 動画のフレーム F_t と F_{t+1} から求まる optical frame 画像を O_t とした際に、 O_t には F_t と同じラベルを紐付けた。

3.1.2.4 音声セット

フレーム毎切り抜き画像セットに対応する音声を切り出した。音声データ S_t は、 F_t を中央において前後 15 フレーム分の長さとした（式 3.1）。

$$S_t = f(F_{t-15}, F_{t+15}) \quad (3.1)$$

動画は 29.97fps であるため、31 フレームのこれは約 1 秒に当たる。動画あるいは音声から実際に犬の行動を推定する場合を想定すると、1 秒は短すぎず現実的で取り扱いやすい時間であり、特徴を取り出すにもコストが低いため実験にも適している。

表 3.2: DogCentric Activity Dataset 内訳

Activity	Car	Drink	Feed	Left	Right	Pet	Ball	Shake	Sniff	Walk
Clips	26	10	25	21	17	25	14	19	27	25

3.2 DogCentric Activity Dataset (DCAD)

これは、4頭の犬の背中に GoPro カメラを取り付けて散歩をした動画を单一クラス分けしたデータセット(図 3.14)である。動画は 320 x 240 解像度，48 frames per second で撮影されている。これは犬の行動を切り出した数秒の動画群で構成される。1つの動画につき 1つの行動ラベルが付与されており、これをクリップと呼ぶ。行動のクラスは 10 種類(横断前の待機: Car, 水分の摂取: Drink, 手渡しでの食事: Feed, 左を向く: Look at left, 右を向く: Look at right, 人間が犬を撫でる: Pet, ボールで遊ぶ: Play with ball, 身体をブルブルと振る: Shake, 何かの匂いを嗅ぐ: Sniff, 歩く: Walk)あり、それぞれ合わせて 209 クリップになる(表 3.2)。散歩する地域やコースは犬毎に異なるが、全ての犬に 10 クラスのクリップが用意されている。

本研究ではマルチクラス推定を行うが、DCAD はシングルクラス分類のためのデータセットであるため比較に用いることができない。規模が小さいことから、本実験の前の予備実験にこれを用いた。

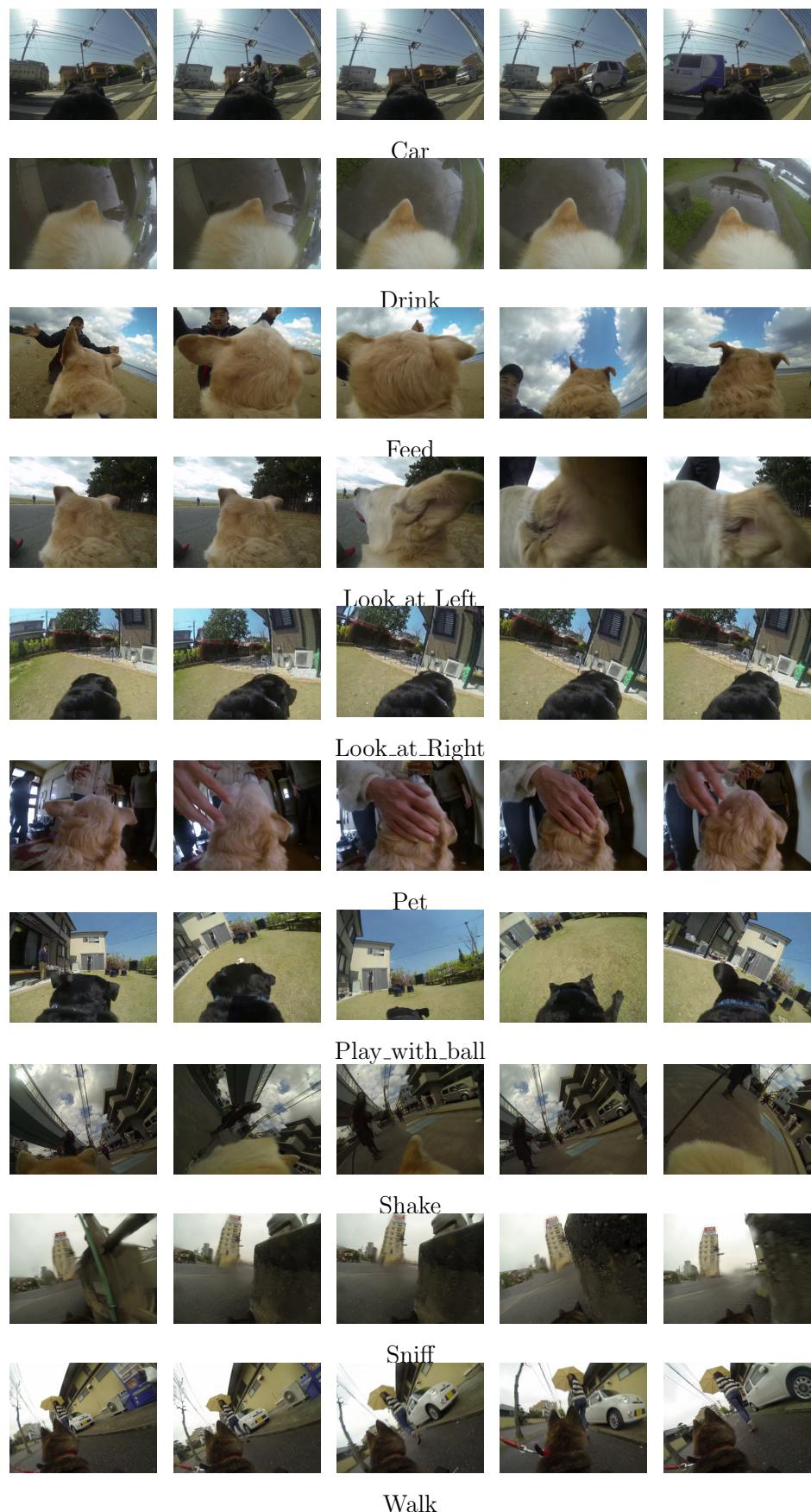


図 3.14: DogCentric Activity Dataset

第4章

提案手法

本研究ではレスキュー犬行動推定のために、動画像・音声のマルチラベル分類を行う。そのため、レスキュー犬訓練データセットを認識するための手法を提案する。

入力を動画とした際に、動画から静止画像と音声を切り出し、optical flow 画像を生成する。この 3 つをそれぞれ別のストリームに入力し、それぞれの出力を元にレスキュー犬の行動を推定する。概念図を 4.1 に示す。

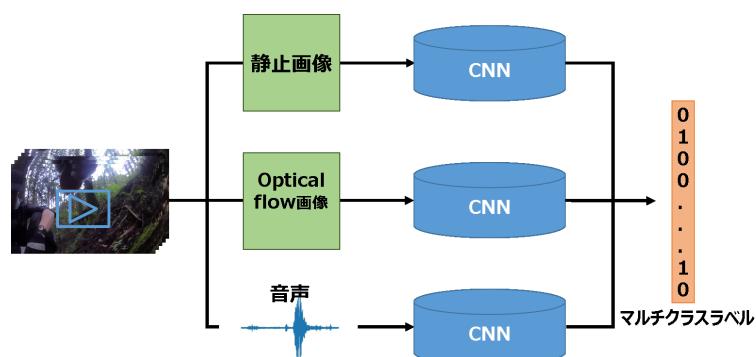


図 4.1: 提案手法の概要。入力動画から複数データを抽出し、それぞれ別のストリームへ入力する。各ストリームの出力をもとに、動画のレスキュー犬行動推定結果を最終出力とする。

4.1 音声と画像を用いたsound/image-based two-stream CNN

1つ目の提案手法として，音声を用いたtwo-stream networkを提案する。既存のtwo-stream networkを改造し，静止画と音声からの動画分類の手法である。Two-stream networkと違い音声を用いるため，これをsound/image-based two-stream networkと呼称する。sound/image-based two-stream networkのアーキテクチャを図4.2に示す。これは画像ストリームと音声ストリームからなり，音声ストリームには音声から抽出したmfcc特徴を入力する。画像ストリームには(3, 224, 224)次元の画像を入力とする。それぞれのストリームの出力を結合し，全結合層を通して各クラス毎の推定結果を得る。

本研究ではこのネットワークを一般的なシングルクラス分類ではなくマルチクラス推定に用いる。まず入力となる動画から静止画像のフレーム(F_t)を取り出し，直後の F_{t+1} 間とのoptical flow画像(O_t)を生成する。次に両画像から同じ構造の2つのネットワークを用いて特徴量の抽出を行う。そして対応する音声(A_t)からメル周波数ケプストラム係数(M_t)を求め，前述とは異なる構造のネットワークを用いて(M_t)から特徴量の抽出を行う。最後にこれら2つあるいは3つの特徴量の組み合わせ毎に結合し，分類ネットワークでクラス分類を行う。この際に，音声をフレームと同じサイズで切り出すと特徴が著しく失われるため入力音声には F_t の前後0.5秒ずつを用いた。動画あるいは音声から実際に犬の行動を推定する場合を想定し，現実的で取り扱いやすい時間としてこれを設定した。分類はフレーム毎に行った。

シングルクラス分類の損失関数にはCrossEntropyLossを用いてクラス確率を求めたが，マルチクラス推定にはクラス毎にSoftMarginLossを用いた。入力を x ，出力を y ，クラス数を C とすると，マルチクラス推定の損失関数SoftMarginLossは式4.1に定義される。推定クラスが正解なら Σ 内の第2項，不正解なら第1項が計算に利用するように設計されており，推定ラベルによって関数が変わる。本研究では11クラスあり，出力 y は11次元のバイナリとする。閾値=0.5とし，閾値以上のクラスを推定クラスとした。

$$loss(x, y) = -\frac{1}{C} * \sum_i y[i] * \log((1 + \exp(-x[i]))^{-1}) + (1 - y[i]) * \log(\frac{\exp(-x[i])}{1 + \exp(-x[i])}) \quad (4.1)$$

学習は全てにおいて100エポック行った。学習率は1e-03～1e-06，バッチサイズは32～128の範囲で学習毎に変え制限の中で最も良い精度の結果を評価した。

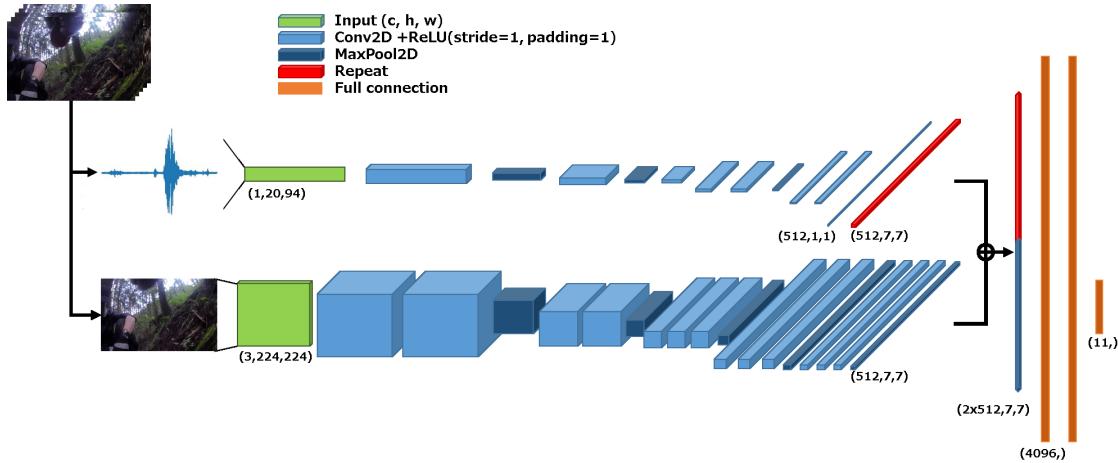


図 4.2: Sound/image-based two-stream CNN (提案手法) のアーキテクチャ .
 $(3, 224, 224)$ 次元の画像と $(1, 20, 94)$ 次元を音声をそれぞれ別のネットワークに通し , 得られた特徴を結合したのち FC レイヤを通してクラス数と同じ次元の出力を得る .

4.2 音声・静止画像・optical flow 画像を用いた sound/image-based three-stream CNN

2 つ目の提案手法として , 音声 , 静止画像 , optical flow 画像の 3 つの情報を用いた sound/image-based three-stream を提案する . Sound/image-based two-stream network に , 画像を入力とするネットワークを加えた 3 つの stream を組み合わせている . Sound/image-based two-stream network のアーキテクチャを図 4.2 に示す . 動画を 31 フレームとし , 中央から切り出した静止画像とそれに対応する直後の optical flow 画像をそれぞれ ImageNet で学習済みの VGG16 モデルに通し , 置み込み層の出力を結合する . 動画から切り出した音声は音声ストリームに入力する . 置み込みを繰り返すと特徴の縦横次元が小さくなるため , 静止画像の置み込みの出力と同じサイズになるように調整する . 調整は置み込みで奥行き次元を揃えた後 , 同じ特徴をリピートし目的の大きさになるまでコピーして結合する . 本研究では入力音声は $(1, 20, 94)$ 次元の特徴に変換しており , 置み込みを繰り返して $(512, 1, 1)$ 次元にする . この細長い特徴を縦横に 7 つ並べ , $(512, 7, 7)$ の特徴として静止画像と optical flow の結合特徴を追加で結合する .

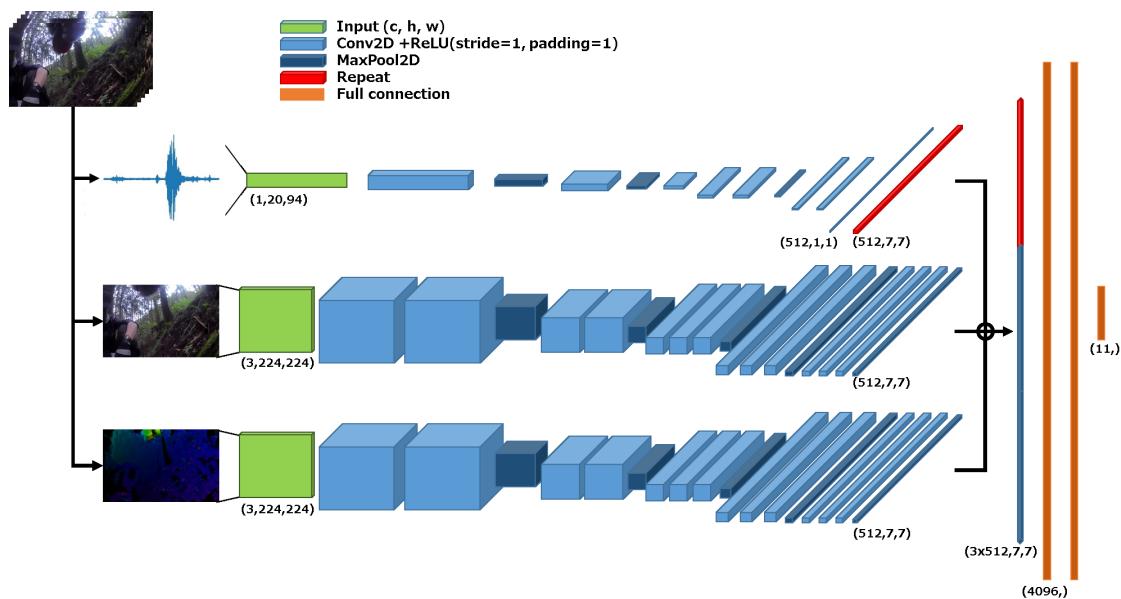


図 4.3: Sound/image-based three-stream CNN (提案手法) のアーキテクチャ .
(3,224,224) 次元の画像と (1,20,94) 次元を音声をそれぞれ別のネットワークに通し , 得られた特徴を結合したのち FC レイヤを通しクラス数と同じ次元の出力を得る .

第5章

実験

本章では予備実験2種類を含む全9種類の実験について説明を行う。予備実験として，DCADとレスキュー犬訓練データセットをクリップセットとしてまとめたもののクラス分類を行なった。犬の一人称動画は人間の一人称動画とは大きく異なる。そのため，この予備実験では犬一人称動画分類タスクに対するCNNの有効性を確認した。

本実験では，sound based three-stream network を用いてレスキュー犬訓練データセットのマルチクラス推定を行なった。提案手法の有用性を示すためのアプリケーションスタディに静止画像からのマルチラベル推定，optical flow 画像からのマルチラベル推定，音声データからのマルチラベル推定2種，Sound based two-stream network を用いた音声データと静止画像からのマルチクラス推定，同じく sound based two-stream network を用いた音声データと optical flow 画像からのマルチクラス推定をそれぞれ行なった。

5.1 DCAD

DCADはクリップ毎にフレーム間の平均をとり，画像として扱ってVGG16のpretrained modelを用いてfinetuningを行なった。予備実験の結果を図5.1に示す。分類率は64.3%であった。Iwashitaらによる局所的特徴量を用いた分類実験での精度は60.5%であった。このことから，犬一人称視点動画においてCNNの有効性が示された。

全般的に，データの多いクラスは精度が高い傾向にあるが，データの少ないクラスは精度が低い傾向にある。加えて，*Car*クラスは道路の進行方向に対して垂直に待機している10クラスの中で特殊なクラスであり，車などの写ったフレームの影響

で分類精度が上昇していると考えられる。Feed クラス, Pet クラス, Play_with_ball クラスは、それぞれフレーム内を人間が占める割合が多いクラスと言え、そのため混同が起こりやすいと考えられる。

	Car	Drink	Feed	Left	Right	Pet	Ball	Shake	Sniff	Walk
Car	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Drink	0	1	0	0	0	0	0	2	1	
Feed	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Left	1	0	0	1	0	0	0	0	2	0
Right	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Pet	0	0	1	0	0	3	1	0	2	0
Ball	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0
Shake	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0
Sniff	0	0	0	0	0	0	1	0	3	0
Walk	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6

図 5.1: VGG16 pretrained model と DCAD による finetuning の結果

5.2 レスキュー犬訓練シングルクラス分類

レスキュー犬訓練データセットは動画をラベル毎に切り出して短いクリップ群を作り、そのクリップ毎に同様にフレーム間の平均を取った画像を作成し VGG16 の pretrained model を用いて finetuning した。この際に、同時に発生する行動のラベルがある場合はそれぞれ動画のフレームが被るように処理した。行動の始まりから終わりまでが被っているケースは稀であり、ある程度被っていてもクリップ毎のフレームの前後が異なるため分類は可能であると判断した。

5.2.1 動画平均画像

レスキュー犬訓練データセットでの予備実験の結果を図 5.2 に示す。分類率は 53.5% であった。データ数の多い walk クラスや stop クラスだけでなく、shake クラスや eat クラスなどのデータ数の少ないクラスも大まかに分類できていることが分かる。この結果によって、レスキュー犬訓練データセットからクラス分類・推定が可能であることが示された。



図 5.2: VGG16 pretrained model とレスキュー犬訓練データセットフレーム平均画像によるクラス分類の finetuning 結果

5.2.2 オプティカルフロー動画平均画像

動画像のフレーム間の平均を取った手法と同様に，クリップ毎に optical flow の平均画像を作成し VGG16 の pretrained model を用いて finetuning を行なった．結果を図 5.3 に示す．分類率は 55.6% であった．やはりデータ数の影響を受けているものの，通常の動画のフレーム平均画像とは異なる傾向が得られた．この結果によって，optical flow 画像から得られる特徴の有用性が示された．

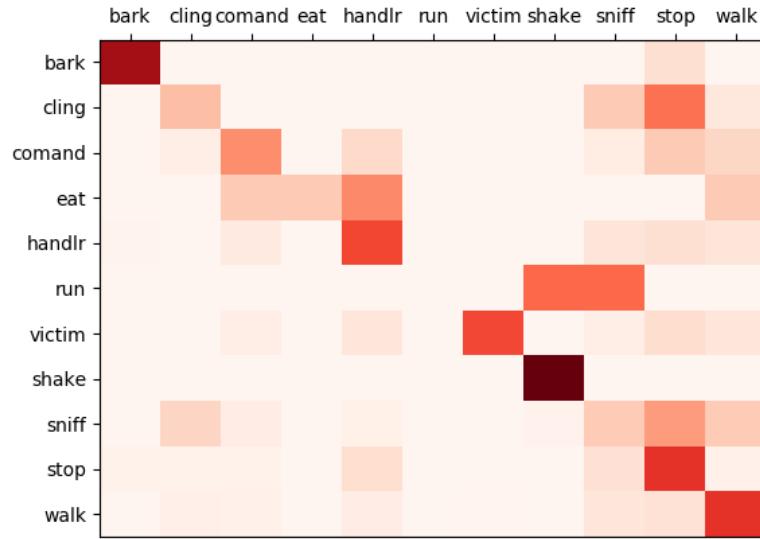


図 5.3: VGG16 pretrained model とレスキュー犬訓練データセット optical flow 動画フレーム平均画像によるクラス分類の finetuning 結果

5.3 マルチラベル推定

レスキュー犬訓練データセットのマルチラベル推定を行なった。動画で見たデータセットの前半 70% を学習、後半 30% を評価に用いた。モデル毎にそれぞれチューニングを行い、モデル内で最も精度の良いものを示す。アプリケーションスタディとして 7 つの実験を行なった(表 5.1)。

実験結果を示す各表ではクラス毎の精度と全体を合計しての精度を Precision(適合性), Recall(再現率), Jaccard 係数で示している。なお, Jaccard 係数とは

$$\frac{TP}{FP+FN+TP}$$

で表され、Precision と Recall の両者について F 尺度と比較してより厳格な値が求まる。レスキュー犬の行動分類にあたり、Precision と Recall を共に重視するためこの係数を採用した。よって、本研究では Jaccard 係数がより大きいモデルは精度がより良いと表現する。ただし、一度も推定されないクラスについては Precision が計算できないため，“-” と表示している。

表 5.1: 本実験を含めたモダリティテーブル。音声ストリームは畳み込み層が Conv2D の実験と Conv1D の実験を行なった。

	静止画像	optical flow 画像	音声
(1)		×	×
(2)	×		×
(3)	×	×	1D
(4)	×	×	2D
(5)			×
(6)		×	2D
(7)	×		2D
(8)			2D

表 5.2: 静止画像を用いた VGG16 の finetuning 結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.475	0.148	0.0	0.377	0.611	-	0.37	-	-	0.74	0.636	0.565
Recall	0.333	0.108	0.0	0.025	0.059	0.0	0.313	0.0	0.0	0.742	0.72	0.656
Jaccard	0.244	0.066	0.0	0.024	0.057	0.0	0.204	0.0	0.0	0.588	0.51	0.436

5.3.1 静止画像からのマルチクラス推定

静止画像からのマルチクラス推定では、ImageNet で学習した VGG16 の pre-trained model を用いての finetuning を行なった。推定精度を表 5.2 に示す。

eat クラス、run クラスが特に精度が低く、データ数の少なさと関係していると考察できる。データ数が少ないにも関わらず Precision の高い shake クラス、反対にデータ数が十分にも関わらず精度の低い sniff クラスからは、図 3.3 に示したように画像特徴の取りやすさ、取りにくさに依存していることが確認できる。

5.3.2 Optical flow 画像からのマルチクラス推定

Optical flow 画像からのマルチクラス推定では、静止画像からのマルチラベル推定と同じように ImageNet で学習した VGG16 の pretrained model を用いての finetuning を行なった。推定精度を表 5.3 に示す。

表 5.3: optical flow 画像を用いた VGG16 の finetuning 結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.265	0.0	-	0.0	0.938	-	0.169	-	-	0.79	0.604	0.51
Recall	0.232	0.0	0.0	0.0	0.017	0.0	0.018	0.0	0.0	0.695	0.693	0.664
Jaccard	0.141	0.0	0.0	0.0	0.017	0.0	0.017	0.0	0.0	0.586	0.476	0.406

表 5.4: 音声データを用いた 1d Convolutional network の推定結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.909	0.13	0.361	0.141	0.245	0.0	0.419	0.708	0.583	0.919	0.759	0.699
Recall	0.717	0.161	0.361	0.026	0.24	0.0	0.442	0.538	0.781	0.798	0.907	0.656
Jaccard	0.669	0.078	0.22	0.023	0.138	0.0	0.274	0.44	0.502	0.745	0.704	0.512

静止画像と比較して，shake クラス，stop クラスなどの動き特徴の現れやすそうなクラスの精度が高くなることを期待していたが，それらを含め全体的に精度が下がった．画像特徴が失われたため，推定が困難になった様子がうかがえる．

5.3.3 音声からのマルチクラス推定

動画の音声データのみを用いてマルチクラス推定を行なった．ネットワークは [12] の音声分類ネットワークを参考に構成した．メル周波数スペクトラム係数を用いて音声データから特徴を取り出し，その値をネットワークへの入力とした．29.97fps の動画 31 フレーム分の音声を 48000Hz として扱い，(20, 94) 次元の入力を得た．

5.3.3.1 1D Convolutional Network

第 3 章に示したネットワークの 2D Convolution レイヤを 1D Convolution レイヤに置き換えたネットワークを用いて推定を行なった．推定精度を表 5.4 に示す．

全体を通して，静止画像からのマルチクラス推定よりも精度が上昇した．特に，bark クラス，command クラス，shake クラス，sniff クラスの精度上昇が顕著であり，音特徴がクラス推定に重要であることが示された．

表 5.5: 音声データを用いた 2d Convolutional network の推定結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.844	0.094	0.357	0.013	0.192	-	0.407	0.794	0.588	0.917	0.808	0.639
Recall	0.628	0.064	0.285	0.002	0.079	0.0	0.284	0.33	0.83	0.797	0.898	0.721
Jaccard	0.563	0.04	0.188	0.001	0.059	0.0	0.201	0.304	0.524	0.744	0.74	0.512

表 5.6: Two-stream network の推定結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.522	0.04	0.315	0.0	0.395	-	0.478	-	0.472	0.848	0.771	0.571
Recall	0.122	0.033	0.047	0.0	0.204	0.0	0.36	0.0	0.813	0.807	0.833	0.646
Jaccard	0.11	0.018	0.043	0.0	0.155	0.0	0.259	0.0	0.426	0.705	0.668	0.435

5.3.3.2 2D Convolutional network

音声データから得た(20, 94)次元の入力にチャネルを追加し,(1, 20, 94)の画像としてネットワークへ入力した。1D Convolutional network と比較し特徴量が増えたが、全体での精度には大きな差は出なかった。推定精度を表 5.5 に示す。学習コストなどを含めるなど評価指標を変えた際には 2D Convolutional network が劣る部分がある。

5.3.4 Two-stream network

静止画像と optical flow 画像を学習していない VGG16 ネットワークにそれぞれ入力し、得られた 2 つの出力を結合した結果からマルチクラス推定を行なった。推定結果を表 5.6 に示す。

静止画像単体、optical flow 画像単体からの推定と比較して精度がわずかに上昇している。特に sniff クラスなどが劇的に精度が上昇している。動画から得られた静止画像の画像特徴に加えて、optical flow から得られる動き特徴をそれぞれ用いた学習ができていると考えられる。ただし、shake クラスなど、静止画像と optical flow 画像がお互いに悪影響を与え全く分類できなくなってしまったクラスも存在している。

5.3.5 Sound/image-based two-stream CNN

音声データに静止画像、optical flow 画像を個別に組み合わせ、マルチクラス推定を行なった。音声の特徴を取り出すネットワークには 2D Convolutional network を用いた。

5.3.5.1 音声データと静止画像からのマルチクラス推定

音声と静止画像を組み合わせたマルチクラス推定の結果を表 5.7 に示す。静止画像単体と比較すると精度が上昇しているが、音声単体と比べると精度が下がっている。クラス別で精度の比較をした際に、唯一 see victim クラスの精度が上昇している。基本的に精度が低い静止画像単体でのマルチクラス推定の結果の中では、bark クラス、see victim クラスがやや精度が良い。see victim クラスは、要救助者を発見して吠えている音声情報に加え、被災者がカメラに高頻度で映っている。Recall について静止画像の数値が高いことからも、音声と静止画像が不足する情報を互いに補い合ったため精度が上昇したことが推察できる。bark クラスは音の情報の重要度が高いことが推測されるため、静止画像と音声を合わせての精度の上昇が認められなかつたのではないだろうか。

ただし、実験に用いた音声用ストリームは Conv2D である。Conv2D の音声ストリームを単体で用いた結果と音声と静止画像を入力とした結果をクラス別に比較すると、クラスによっては精度が上昇しているものもある。以下 Conv1D の結果を除き、静止画像での学習結果、Conv2D 音声ストリームでの学習結果、静止画像と Conv2D 音声ストリームを合わせた学習結果について考察する。

全体としては音声単体の方が精度が高かった。しかし、see victim クラスの精度が顕著に上昇したように、静止画像ストリームが悪影響を与えていたとは断言できない。それぞれの単体での結果よりも精度の上昇したクラスは bark, command, handler, run, see victim, shake クラスである。静止画像単体の方が精度が高いクラスは cling, eat クラスであり、Conv2D 音声ストリーム単体の方が精度が高いクラスは sniff, stop, walk クラスである。静止画像単体で精度の高いクラスは、画像に特徴が現れやすいクラスであり、人間が識別するにも音声を重要としない。音声単体で精度の高い 3 クラスは動画として見る際には人間にも識別しやすいが、静止画像とするとやや難解である。時間情報を含む音声の方が特徴が現れやすいと言える。また、データ数が特に多い点も共通している。組み合わせた結果で精度の上昇したクラスに共通している点は、人間に音と画像の両情報から識別が可能であるか、あるいは場合によってどちらの情報を重視して判断するかが変わる点

表 5.7: 音声と静止画像からのマルチクラス推定結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.909	0.05	0.312	0.051	0.249	0.042	0.42	0.56	0.592	0.885	0.787	0.661
Recall	0.709	0.077	0.341	0.028	0.177	0.002	0.537	0.589	0.758	0.802	0.855	0.673
Jaccard	0.662	0.031	0.195	0.018	0.115	0.002	0.308	0.402	0.498	0.726	0.694	0.5

である。これらを踏まえると、音声と静止画像を組み合わせてのマルチラベル推定は両単体での推定精度を超えることが期待できる。

5.3.5.2 音声データと optical flow 画像からのマルチクラス推定

音声と optical flow 画像を組み合わせたマルチクラス推定の結果を表 5.8 に示す。静止画像単体、optical flow 画像単体、静止画像と optical flow の Two-stream と比較して精度は上がったが、音声を用いた結果それぞれと比較すると精度は下がったと言える。基本的には前項で述べた比較と同じである。そのため前項との差分についてのみ述べる。

顕著に精度の上がったクラスは command, stop クラスである。本研究の実験を通して最も command クラスの精度が高かった。stop クラスについては図 3.10 に示した optical flow 画像と静止画像、音声を比較すると、その optical flow 画像の特徴は歴然である。これが optical flow 画像を用いて stop クラスの精度が上昇した理由と言える。データセットには基本的に walk か stop のクラスがついていることも考慮し、walk, stop クラスの Precision と Recall を比較すると stop クラス検知数の増加が walk クラス検知数の減少に繋がっていることが読み取れる。stop クラスの Precision が下がり、誤検知が増えている。これは、walk クラスを stop クラスと認識していると考えられる。この考察から期待される結果は、walk クラスの Precision の上昇であるが、walk クラスは Precision も Recall も減少している。stop クラスが特徴的であるのに対し、walk クラスには様々なパターンが存在する。むしろ、レスキュー犬が動くことによる画像のブレやボケの特徴が失われている。そのため、stop クラスを学習できても walk クラスの学習には繋がらなかったと考えられる。

静止画像と音声の識別と比較し、stop クラスと同様の理由で逆に精度が下がったクラスが see victim クラスである。レスキュー犬は要救助者を発見すると基本的にその場に停止する。optical flow 画像の動き情報から see victim クラスの特徴は得られないのである。

表 5.8: 音声と optical flow 画像からのマルチクラス推定結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.887	0.071	0.332	0.052	0.245	0.143	0.329	0.692	0.564	0.881	0.791	0.681
Recall	0.729	0.177	0.441	0.019	0.198	0.01	0.409	0.424	0.782	0.845	0.847	0.641
Jaccard	0.667	0.054	0.234	0.014	0.123	0.01	0.223	0.356	0.487	0.759	0.692	0.493

表 5.9: 静止画像と optical flow 画像と音声からのマルチクラス推定結果

クラス	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
Precision	0.888	0.165	0.282	0.188	0.313	0.212	0.527	0.708	0.621	0.891	0.822	0.702
Recall	0.623	0.423	0.355	0.092	0.306	0.029	0.709	0.492	0.783	0.861	0.86	0.663
Jaccard	0.577	0.135	0.186	0.066	0.183	0.026	0.433	0.409	0.53	0.779	0.725	0.518

5.3.6 Sound/image-based three-stream CNN

静止画像・optical flow 画像・音声を用いて sound/image-based three-stream でレスキュー犬行動のマルチラベル推定を行なった。結果を表 5.9 に示す。

音声単体, sound/image-based two-stream と比較して精度が上昇した。3 つのうちどれか 1 つのストリームが誤った推定をしても他 2 つがカバーしていると考えられる。当初期待した、お互いがお互いの不足する情報を補い合った結果が得られた。2 つの入力だった場合とは異なり、信頼できる結果は尊重しあい、足を引っ張り合うケースが減り全体の精度上昇に繋がった。

これらを踏まえて全体の結果を表 5.10 に示す。

表 5.10: 各実験比較表

	bark	cling	command	eat	handler	run	victim	shake	sniff	stop	walk	全体
(1) 静止画像	0.244	0.066	0.0	0.024	0.057	0.0	0.204	0.0	0.0	0.588	0.51	0.436
(2) optical flow	0.141	0.0	0.0	0.0	0.017	0.0	0.017	0.0	0.0	0.586	0.476	0.406
(3) 音声 (Conv1D)	0.669	0.078	0.22	0.023	0.138	0.0	0.274	0.44	0.502	0.745	0.704	0.512
(4) 音声 (Conv2D)	0.563	0.04	0.188	0.001	0.059	0.0	0.201	0.304	0.524	0.744	0.74	0.512
(5) 静止画像+optical	0.11	0.018	0.043	0.0	0.155	0.0	0.259	0.0	0.426	0.705	0.668	0.435
(6) 静止画像+音声	0.662	0.031	0.195	0.018	0.115	0.002	0.308	0.402	0.498	0.726	0.694	0.5
(7) optical flow+音声	0.667	0.054	0.234	0.014	0.123	0.01	0.223	0.356	0.487	0.759	0.692	0.493
(8) 静止+optical+音声	0.577	0.135	0.186	0.066	0.183	0.026	0.433	0.409	0.53	0.779	0.725	0.518

第6章

おわりに

6.1 まとめ

Sound/image-based three-stream CNN の提案と，提案手法を用いたレスキュー犬の行動推定を行なった。3つの入力についてアブレーションスタディを行い，提案手法と比較した。それぞれ単体では音声データがマルチクラス推定に有力であり，その他 2つと組み合わせた際に精度が下がる。これから，音声データが重要視するべき情報であると判断できる。しかし，結果は提案手法である sound/image-based three-stream CNN が最も精度が高かった。これらから，音声データはクラス推定に強力であるものの，音声・静止画像・optical flow 画像の 3つのデータにそれぞれ必要な情報が含まれていることが示された。

精度は 51.8% と数値では決して高いとは言えない。しかし，これは約 30fps の動画で 1/5 秒毎に行なった推定の結果である。犬の行動推定に用いた時間である 1 秒間で 30 フレーム毎に推定を行い，さらにその平均を取るなどしてフレーム間の結果を統合する手法などを適用することによりさらなる精度向上が期待できる。

本研究の目的はレスキュー犬の行動推定という人命のかかったタスクである。ハンドラーの補助的な役割を任せた運用をこなせるとしても，実際に現場で判断を任せるにはまだまだ不十分な結果となった。

6.2 今後の課題

本研究では主にレスキュー犬の一人称動画から抽出したデータを用いてレスキュー犬行動推定を行なった。しかし，optical flow 画像の抽出や音声の切り取りなどの簡単な手法を用いた抽出法のみである。動画からの特徴抽出には工夫の余地が大

幅に残されている。3つのデータからのより意味的な特徴の取り出し方を検討するべきである。映像からの特徴抽出の際には第一人称画像特有の処理を入れるなどが考えられる。例えば、人の一人称視点映像の分類手法[9]で用いられている腕のセグメンテーションネットワークのように、犬領域を推定するようなネットワークは犬動作の推定にも応用できる。これは犬の状態推定への貢献が期待される。ただし、腕領域とは異なり犬領域のデータセットは確認できていない。音声からの特徴抽出は、実験に対する疑問として音声フレームの長さが適しているのかという疑問も残っている。今回は検証しなかったが、より推定に最適なフレーム長を求めるべきだ。より適切な音声フレーム長が判断できればより高い精度も期待できる。音声の特徴抽出についても最適と断言するには至っていない。今回音声の特徴抽出にmfccを採用したが、[12]のように波形をそのまま入力する分類手法も存在する。今回は取り扱わなかったが、検討の価値があるだろう。

レスキュー犬の行動推定の最も重要な課題は精度向上だが、そのための学習データの増強もまた重要な課題の1つである。例えば領域推定の手法を採用する場合、データセットの用意が必要になる。レスキュー犬訓練データセットも本研究で利用した内容は十分ではない。特に、eat, shake, run クラスなどは圧倒的にデータ量が少ない。特に eat クラスは、その多様性に対しての数が少なく学習が困難である。レスキュー犬訓練データの増強は必須課題とも言える。また、レスキュー犬のクラス分類というタスクとは別に、eat, drink クラスを分けるなど動画のマルチクラス推定というタスクのために適切なクラス設定での精度向上も考えられる。

さらに、今回は研究の範囲としなかったが、レスキュー犬行動動画の入力に対してリアルタイムに結果を出すことも求められる。

参考文献

- [1] ResqueDog Association Japan. resque-dog. <http://buycott.me/10for1/rescue-dog.html>. Accessed: 2019-01-08.
- [2] Government of Japan Cabinet Office. Impulsing paradigm change through disruptive technologies program. <https://www.jst.go.jp/impact/index.html>. Accessed: 2019-01-08.
- [3] Y. Komori, T. Fujieda, K. Ohno, T. Suzuki, and S. Tadokoro. Detection of continuous barking actions from search and rescue dogs' activities data. In *Proc.of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 630–635, 2015.
- [4] C. Zach, T. Pock, and H. Bischof. A duality based approach for realtime tv-11 optical flow. In *Proc.of the 29th DAGM Conference on Pattern Recognition*, pp. 214–223, Berlin, Heidelberg, 2007. Springer-Verlag.
- [5] K. Simonyan and A. Zisserman. Two-stream convolutional networks for action recognition in videos. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 568–576, 2014.
- [6] L. Wang, Y. Xiong, Z. Wang, and Y. Qiao. Towards good practices for very deep two-stream convnets. In *Proc.of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015.
- [7] C. Feichtenhofer, A. Pinz, and A. Zisserman. Convolutional two-stream network fusion for video action recognition. In *Proc.of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.

- [8] D. Tran, L. Bourdev, R. Fergus, L. Torresani, and M. Paluri. Learning Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Networks. In *Proc.of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014.
- [9] M Minghuang, F Haoqi, and M. K Kris. Going deeper into first-person activity recognition. In *Proc.of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
- [10] B Gedas, X Y Stella, S P Hyun, and S Jianbo. Am I a baller? basketball skill assessment using first-person cameras. In *Proc.of IEEE International Conference on Computer Vision*, 2016.
- [11] K. Ehsani, H. Bagherinezhad, J. Redmon, R. Mottaghi, and A. Farhadi. Who let the dogs out? modeling dog behavior from visual data. In *Proc.of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.
- [12] Y Aytar, C Vondrick, and A A Torralba. Soundnet: Learning sound representations from unlabeled video. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2016.
- [13] A Owens and A Efros. Audio-visual scene analysis with self-supervised multi-sensory features. In *Proc.of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018.
- [14] Iwashita. Y, Takamine. A, Kurazume. R, and M. S. Ryoo. First-person animal activity recognition from egocentric videos. In *Proc.of International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Stockholm, Sweden, August 2014.

謝辞

本論文は筆者が電気通信大学大学院情報理工学研究科情報学専攻博士前期課程に在籍中の成果をまとめたものである。筆者一人では執筆に至らず、多くの人に助けられ本稿の完成に至った。主な協力者を抜粋し以下に謝意を述べる。

東北大学大学院情報科学研究科准教授・大野和則先生、ならびに同大学未来科学技術研究センター助教・濱田龍之介先生、ならびにデータセット作成に携わったレスキュー犬らによって本研究は成り立っている。データを集めて体系的に整理して作成されたデータセットの提供を頂いた。ここに同氏らに対して感謝の意を表する。

指導教員の教授、柳井啓司先生には、分野の異なる学部生を受け入れ論文を書くにまで育てて戴いた。不出来な学生の受け入れに慣れた先生で、丁寧な気配りと力強い指導を戴いた。本研究実施の機会を与えて戴いたこととならべ、ここに感謝の意を表する。同期の電気通信大学大学院生、會下拓実には、隣の席で常にアドバイスを戴いていた。研究遂行にあたって、助言に加え有益な討論を戴いたことに、ここに感謝の意を表する。また、東北公益文科大学公益学部准教授の廣瀬雄二先生ならびに西村まどか先生には、この分野に飛び込むにあたり、その土壤を作り背中を押して戴いた。ここに感謝の意を表する。最後に、生活の全てを後押ししてくれた両親ならびに家族に感謝の意を表する。

書ききれない誰が欠けていても本論文の完成には至らなかった。再度、深く感謝の意を示し結びとする。