

新ビジネス創出と円山動物園の機能強化に向けた 技術確立のための検討会（第2回）

日時：平成30年2月28日（水）

14時00分～16時00分

場所：札幌市円山動物園 動物園プラザ

次 第

1 開催挨拶

2 議事

1) 「ホッキョクグマの動作分類」

北海道大学大学院 情報科学研究科 教授 山本 雅人氏・准教授 飯塚 博幸氏

2) 「動物認識のビジネス展望」

株式会社テクノフェイス 代表取締役 石田 崇氏

3) 「画像解析による動物の個体識別と行動把握」

特定非営利活動法人 EnVision 環境保全事務所 長谷川 理氏

3 意見交換

出席委員名簿

氏名	所属
加藤 修（座長）	札幌市環境局 円山動物園 園長
小菅 正夫	札幌市環境局参与（円山動物園担当）
山本 雅人	北海道大学大学院 情報科学研究科 教授
飯塚 博幸	北海道大学大学院 情報科学研究科 准教授
下鶴 倫人	北海道大学大学院 獣医学研究院 准教授
石田 崇	Sapporo AI Lab テクニカル・コミッティ（株式会社テクノアイ代表取締役）



北海道大学

新ビジネス創出と円山動物園の機能強化に向けた
技術確立のための検討会(第2回)

ホッキョクグマの動作分類

北海道大学 大学院情報科学研究科
情報理工学専攻 自律系工学研究室

山本 雅人, 飯塚 博幸, 池田宥一郎, 松田 啓佑

画像認識(前回)



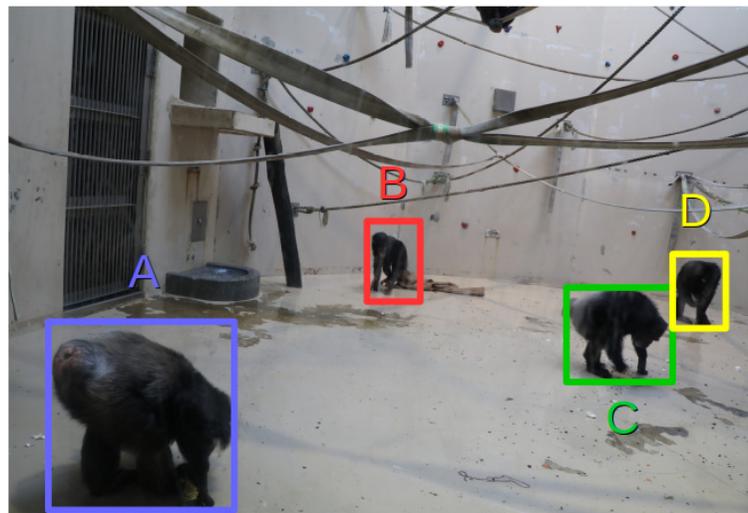
どれが誰かを画像 1 枚から自動的に判別



北海道大学

チンパンジーの位置・個体の検出

現実には複数の個体が一度に動画に出現



各チンパンジーの位置と個体の検出が必要

物体検出技術

YOLO



北海道大学

半自動ラベリング



- フレームごとに位置と個体名をラベル付け
- Dark labelという半自動ラベリングツールを使用



動作分類

- 動画キャプション生成
- 人の行動認識
(立っている, 座っている) 3D-ConvNets
- ジェスチャー認識 3D-ConvNets
- 手話認識 HMM



A man is holding a box of doughnuts.
Then he and a woman are standing next each other.
Then she is holding a plate of food.



手話動作分類の例

◆LSA64

アルゼンチン手話で日常的に使われる64単語のデータセット



Red

データ内訳

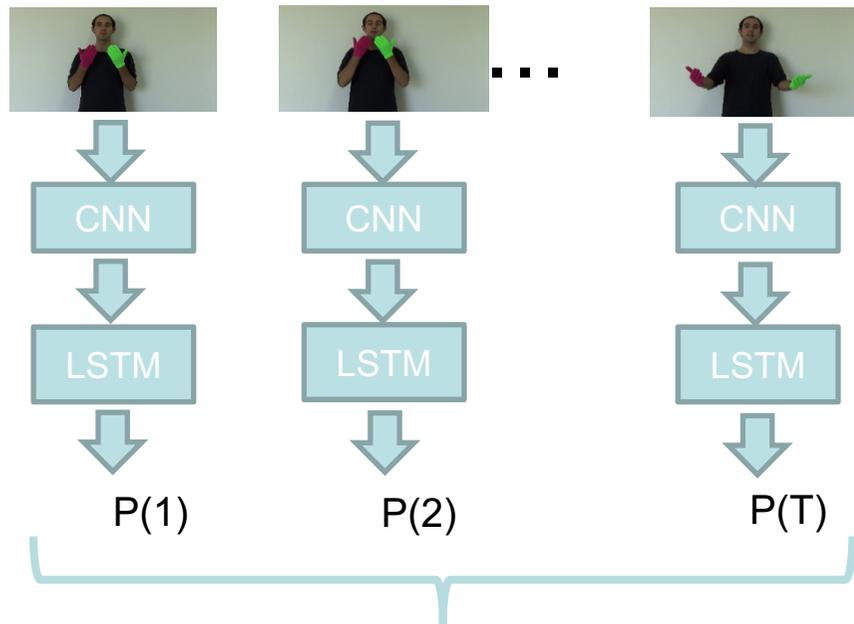
単語数	64	1単語あたり50動画 (10人x5回)	1動画の長さ [s]
			最長 3.35
			平均 1.38
			最短 0.23
総データ数	3200	{ 訓練 : 2880 テスト : 320	



動作分類に用いるAIモデル

Recurrent Convolutional Neural Networks(RCNN)

[Donahue et al.,2015]



全時刻のクラス確率で多数決

分類結果

Long short-term memory (LSTM)
[Hochreiter et al.1997]
⇒長期的な時系列を処理可能なRNN

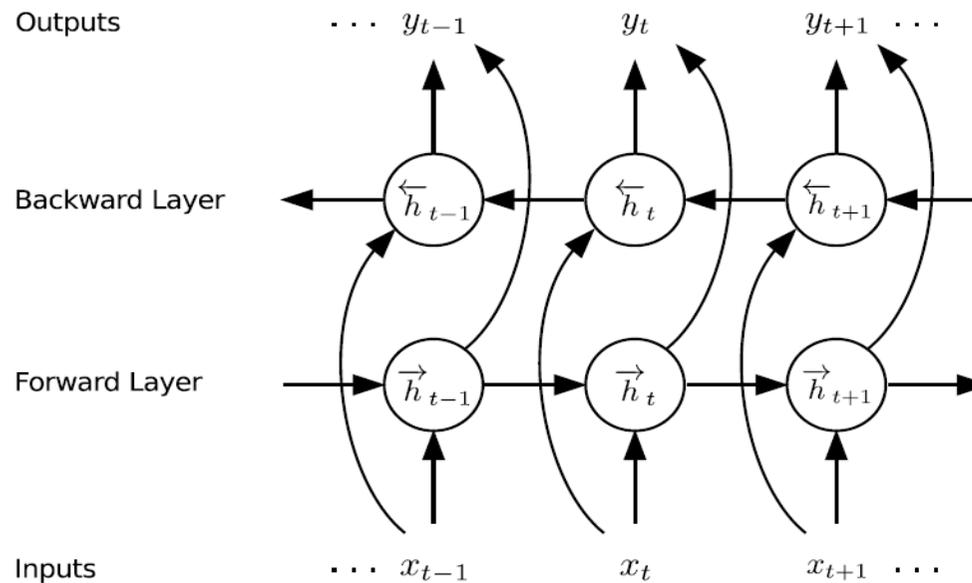
- CNNで動画のフレームを処理
- LSTMで画像特徴量の時系列を処理
- 毎フレームごとにクラス確率を出力
- 最終的に多数決によって分類



Bi-directional LSTM

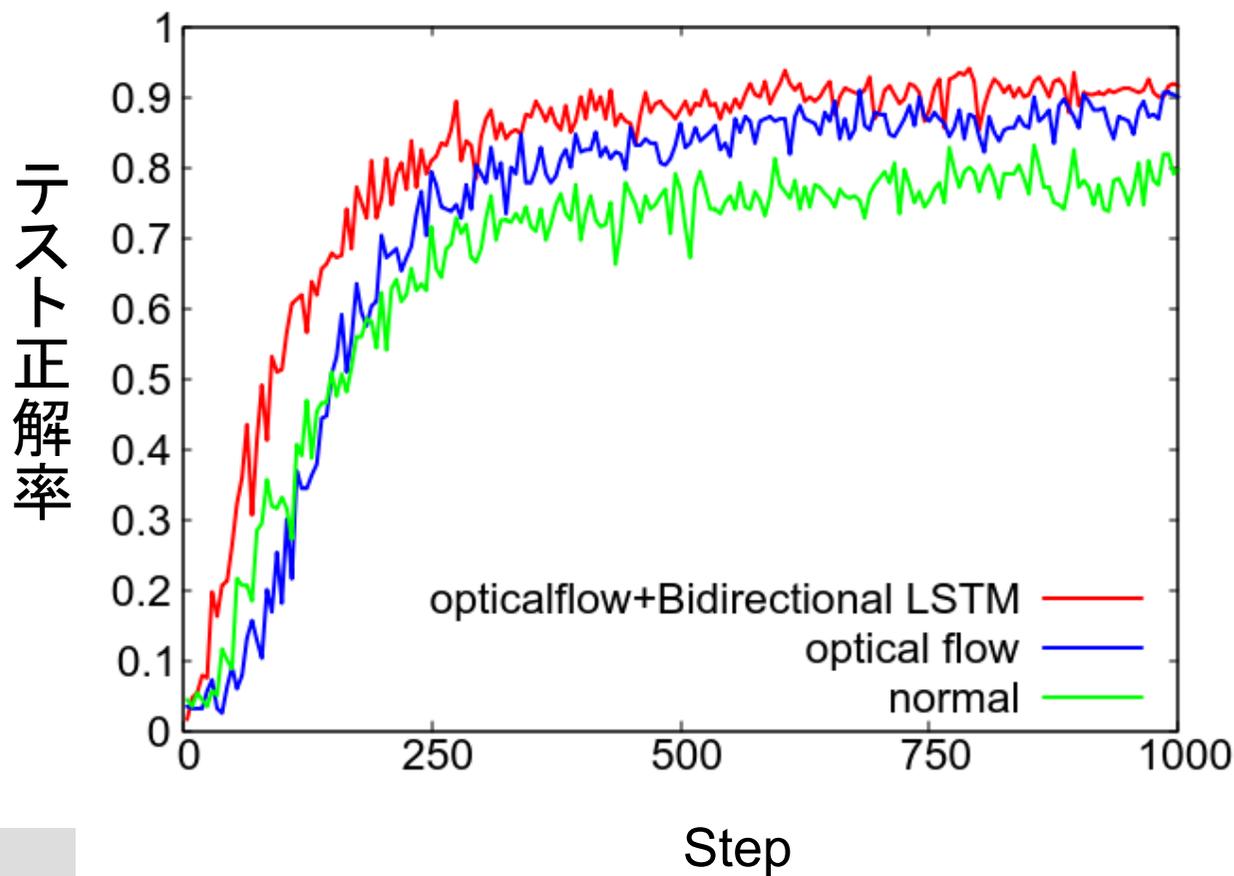
[Graves et al.,2005]

人が時間に対して逆行して認識精度を高めているように、
時間的に順方向と逆方向のプロセスを利用



認識結果

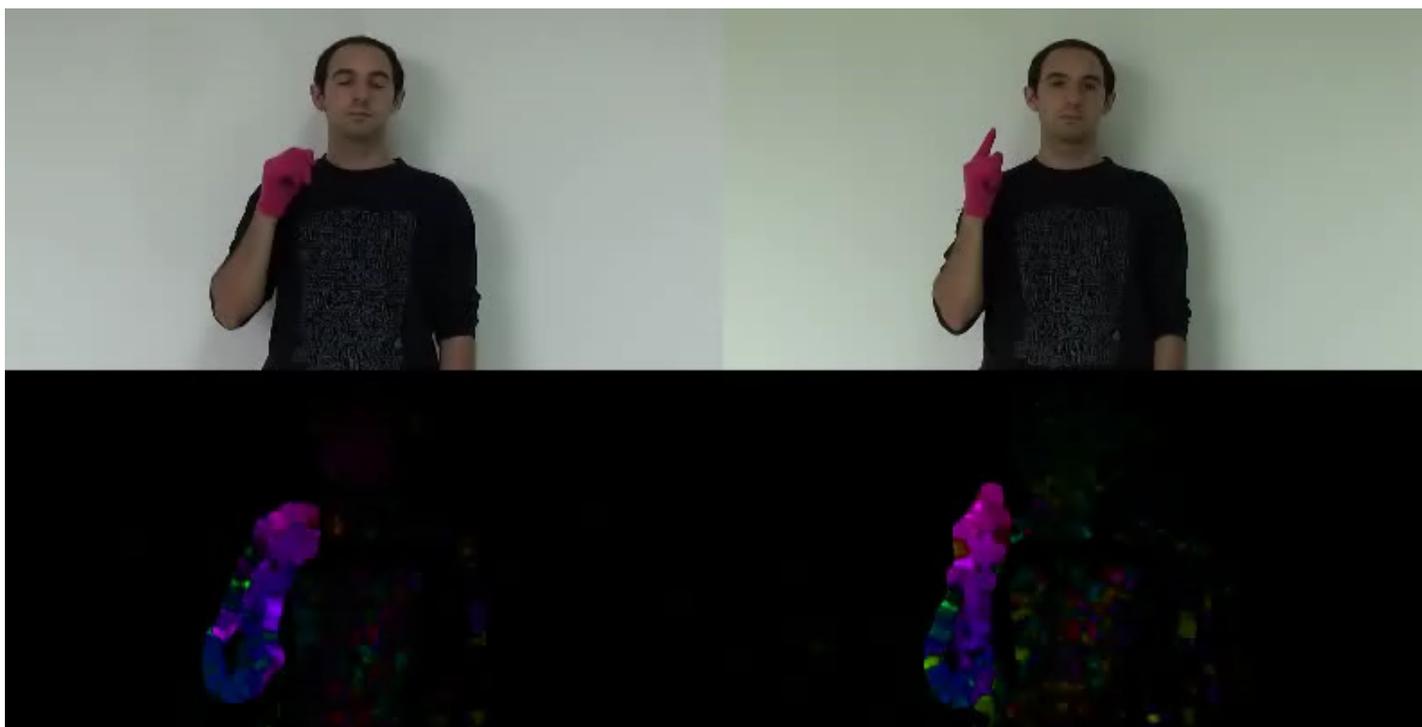
正解率の最大値は 94%



Bi-LSTMによる認識成功例

クラス30

クラス42



ホッキョクグマの動作認識



ホッキョクグマ獣舎



屋外カメラ

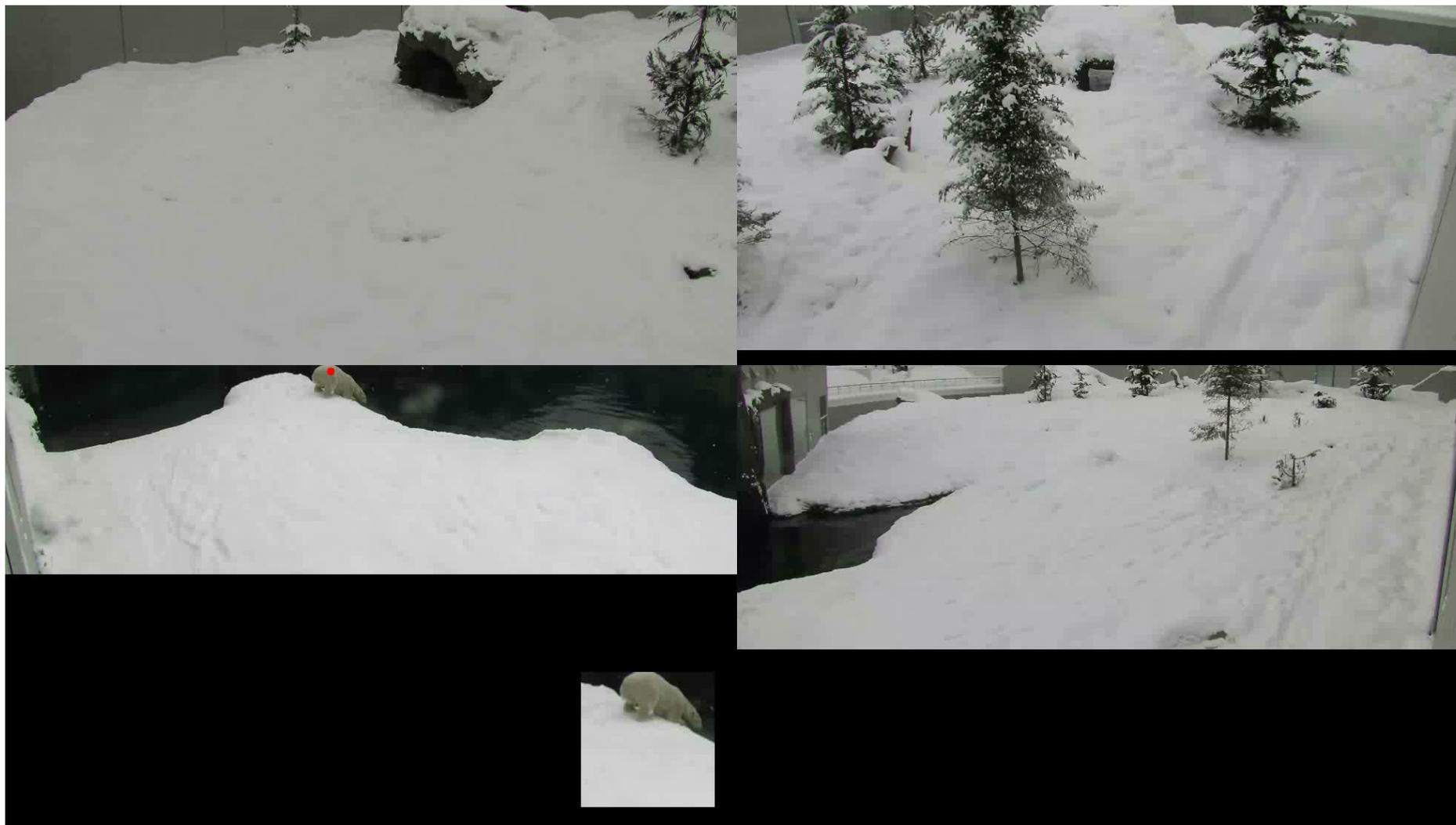
- 4台同時撮影
- 綺麗
- ほぼ全体をカバー

難点

- メーカー独自ファイル



トラッキングとクマ抽出



ホッキョクグマの動作

- 作成方法

- 2/15に撮られた15分間の動画18個を使用
- 静止, 歩行, 寝るの3行動で手動でラベル付け
- ホッキョクグマをトラッキングして, 矩形でトリミング
- トリミングされた動画を2秒ごとに分割



ホッキョクグマのデータセット

- 作成された動画は3行動それぞれ210個ずつ
- 9割を訓練データ、残りの1割をテストデータ

データ例

静止



歩行



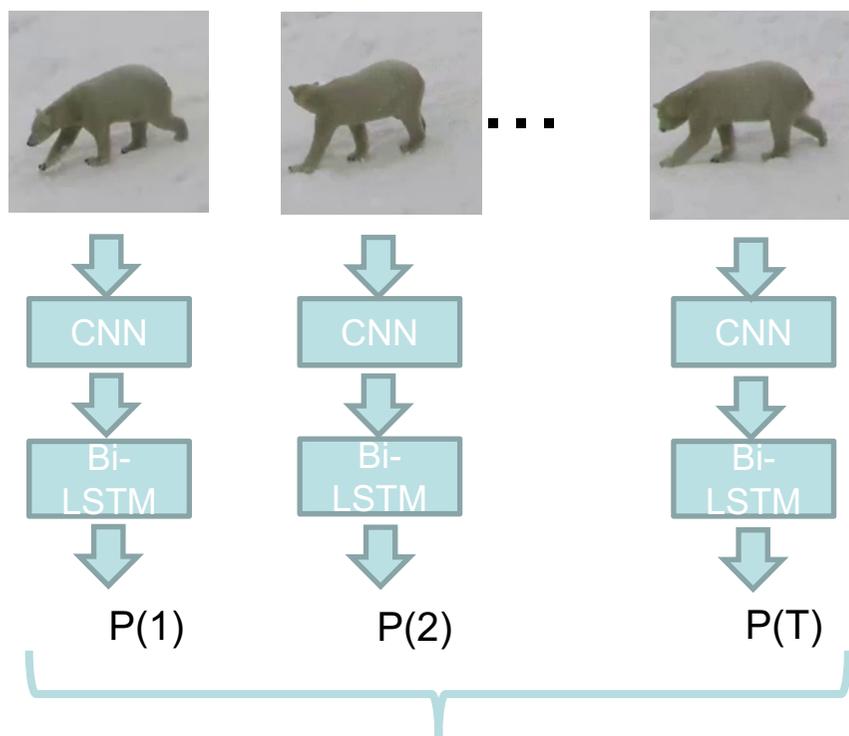
寝る



クラス数	1クラスあたりのデータ数	総データ数	訓練	テスト
3	210	630	567	63



Bidirectional LSTM



全時刻のクラス確率で多数決

↓
分類結果

- CNNで動画のフレームを処理
- Bi-LSTMで画像特徴量の時系列データを処理
- フレーム毎にクラス確率を出力
- 多数決をとって分類決定



実験設定

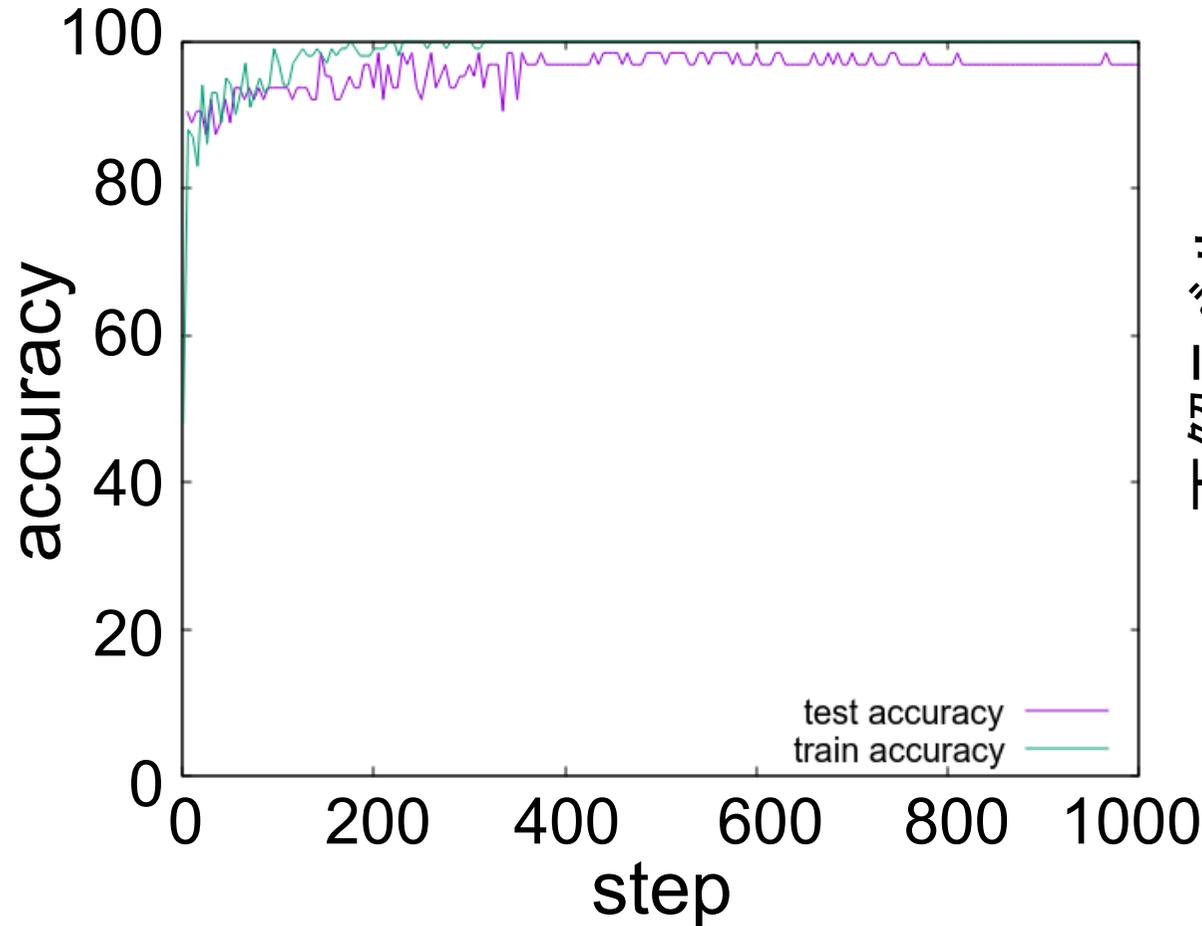
- ✓ バッチサイズ：1
- ✓ 最適化アルゴリズム：Adam
[Kingma et al.,2015]
- ✓ 学習率： 10^{-5}
- ✓ 学習step数：1000
バッチサイズ1の学習を100回
行うことを1stepと定義
- ✓ テスト正解率は5stepごとに計算

	縦×横×チャンネル	フィルタサイズ
入力	100×100×3	
畳み込み 1	100×100×32	5×5
プーリング 1	50×50×32	
畳み込み 2	50×50×64	3×3
プーリング 2	25×25×64	
畳み込み 3	25×25×128	3×3
プーリング 3	13×13×128	
畳み込み 4	13×13×128	3×3
プーリング 4	7×7×128	
全結合層 1	1×1×1024	
Forward LSTM	1×1×1000	
Backward LSTM	1×1×1000	
全結合層 2	1×1×3	

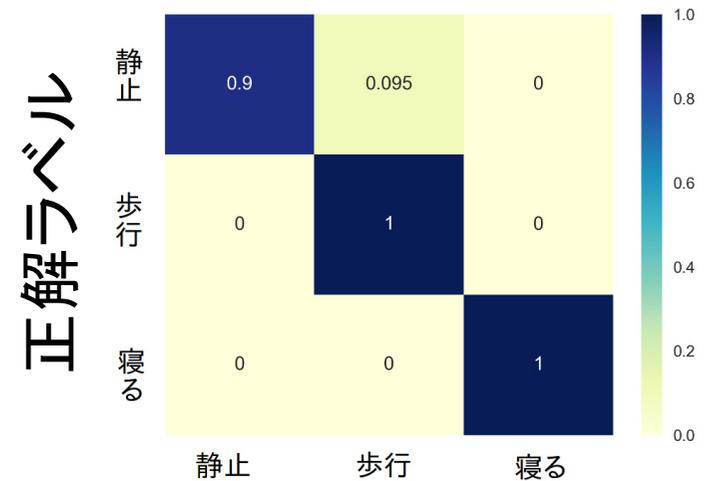


実験設定

正解率の最大値は 98%



テストデータの
コンフュージョンマトリクス



認識結果

正解率の推移
チャンスレベルは約33%



まとめ

- チンパンジー動画から個体を同定する技術の検討中
- ホッキョクグマのトラッキングとトリミング
- ホッキョクグマの簡単な動作分類の実施
- 極端な動作例では高い認識精度

第3回に向けて

- ホッキョクグマの授乳音の同定
- ホッキョクグマの他の動作認識
- チンパンジーの動画からの個体同定



動物認識のビジネス展望

IT産業の視点での動物×AIの活用事例

【新ビジネス創出と円山動物園の機能強化に向けた
技術確立のための検討会(第2回)】

平成30年2月28日(水)

株式会社テクノフェイス 石田崇

株式会社テクノフェイス概要

- 会社名 株式会社テクノフェイス (Technoface Corporation)
- 事業所 札幌市中央区北1条西3丁目3 敷島北1条ビル6階
- 設立月日 2002年4月15日
- 資本金 99百万円
- 従業員 22名
- 代表取締役 石田 崇



北大発
認定ベンチャー企業
Hokkaido University Venture

- 株主 (順不同)
 - 株式会社アルバイト情報社
 - 株式会社日立製作所
 - 株式会社北海道電力
 - エヌ・ティ・ティ・コムウェア株式会社
 - 横河電機株式会社
 - 財団法人北海道中小企業総合支援センター
 - 株式会社ソフトコム
 - 株式会社北洋銀行
 - 株式会社オープンループ
 - ほくでん情報テクノロジー株式会社
 - 北海道総合通信網株式会社
 - その他 当社役員、道内大学教授等

- 事業内容
 - Linuxをはじめとするオープンソースソフトウェア, 人工知能やクラウドサービスに関するソフトウェア研究開発, 技術コンサルティング, 構築, 保守, 運用
 - モバイルアプリケーション, Webシステム, 組込みLinuxシステム開発
 - ソフトウェアシステム性能改善コンサルティング など

- 主要取引先 KDDI(株), 日本電気(株), NTTコムウェア(株), (株)セールスフォース・ドットコム, ソニー(株), (株)KDDI研究所, ピースミール・テクノロジー(株), NECソリューションイノベータ(株), マイクロソフト(株), 日本事務器(株), (株)ソーシャルエイドリサーチ, 札幌市, 北海道大学, 北海道科学大学ほか

・ インフラ構築からデータ収集、AI構築まで一貫したソリューションノウハウ



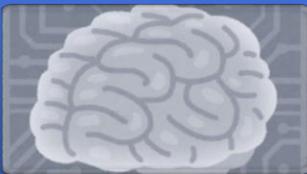
インフラ構築、クラウド活用

- ・ OSSクラウドOSによる法人クラウド基盤構築
- ・ Azure、AWS活用クラウド業務システム開発



IoT基盤(センサネットワーク、DWH)

- ・ マイクロサーバによる全国気象観測ネットワークとエッジコンピューティング
- ・ 分散DBシステム構築、グラフ型DBシステム構築



データ分析、AI構築

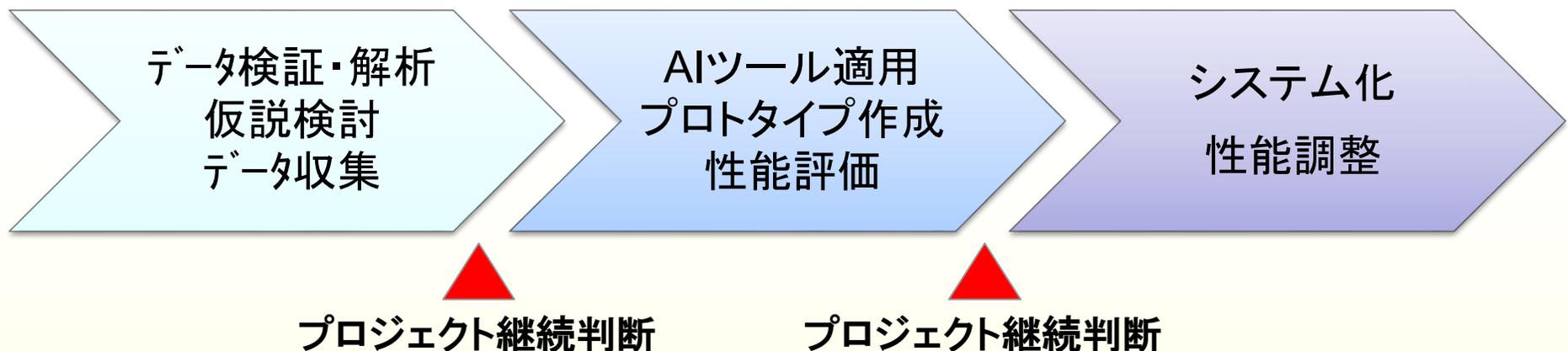
- ・ 大規模データの統合とインデックシングエンジン
- ・ 各種業務データ分析と、AI構築



業務システム、UI構築

- ・ 業務パッケージ開発、汎用ツール製品開発、性能問題解決
- ・ クラウド連携モバイルアプリケーション開発

- 顧客データに基づくオリジナルAI構築
- 実績分野: 画像認識、需要予測、チャットボット、自動文書校正、パラメータ最適化、制約充足問題など
- 利用技術: 深層学習、IBM Watson API、統計的機械学習、強化学習、遺伝的アルゴリズム、エキスパートシステム、事例ベース推論など



Sapporo AI Labとの関わりについて



テクニカル・メンバー
川上 敬
北海道科学大学 教授



テクニカル・メンバー
山下 倫央
北海道大学 准教授



テクニカル・メンバー
横山 想一郎
北海道大学 助教



テクニカル・メンバー
石田 崇
テクノフェイス 代表

札幌・円山動物園、AIで動物管理実験

北海道・東北
2018/1/24 22:00

保存 共有 印刷 他

札幌市の円山動物園は、人工知能（AI）や画像認識技術を活用して、園内の動物を管理する検討会を25日に開く。市内企業や北海道大学の研究室と組んで実証実験をする。実験で有意義な結果が得られれば、企業がシステムを商品化して、他の動物園や酪農家、ペットを飼育する家庭向けに販売したい考えだ。

実験ではまず園内のチンパンジーをAIで個体識別できるようにする。それぞれの1日の行動パターンのデータを蓄積し、通常と異なる振る舞いをしていた場合に飼育員に知らせて病気などを早期発見する。

これまで動物の状況はビデオカメラで録画し、飼育員が早送り再生して確認していた。病気の有無や動物同士の関係を分析するのは熟練の飼育員の経験に頼っていた。

実験はソフトウェア開発を手がける北大発ベンチャーのテクノフェイス（札幌市）、北大で画像認識技術を研究している情報科学科、動物の生態を研究している獣医学科の研究室と連携しながら進める。

動物を個体認識して動きを分析できれば、人の顔認識技術の向上にもつながる。ビデオカメラで人の動きを撮影するのは肖像権などの問題もあり、これまで実証実験のハードルが高かった。AIによる認識技術が確立すれば、動物の行動調査など幅広い分野での応用が期待できる。

電子版の記事がすべて

5/5

乳牛を顔認識して個別管理するシステム--牛乳の生産量や健康状態を分析

Cargill

Sustainability

Products & Services

News

Careers

to dairy farms across the world. The deal includes a minority equity investment from Cargill. Terms were not disclosed.

Cainthus uses breakthrough predictive imaging to monitor the health and wellbeing of livestock. Their proprietary software uses images to identify individual animals based on hide patterns and facial recognition, and tracks key data such as food and water intake, heat detection and behavior patterns. The software then delivers analytics that drive on-farm decisions that can impact milk production, reproduction management and overall animal health.

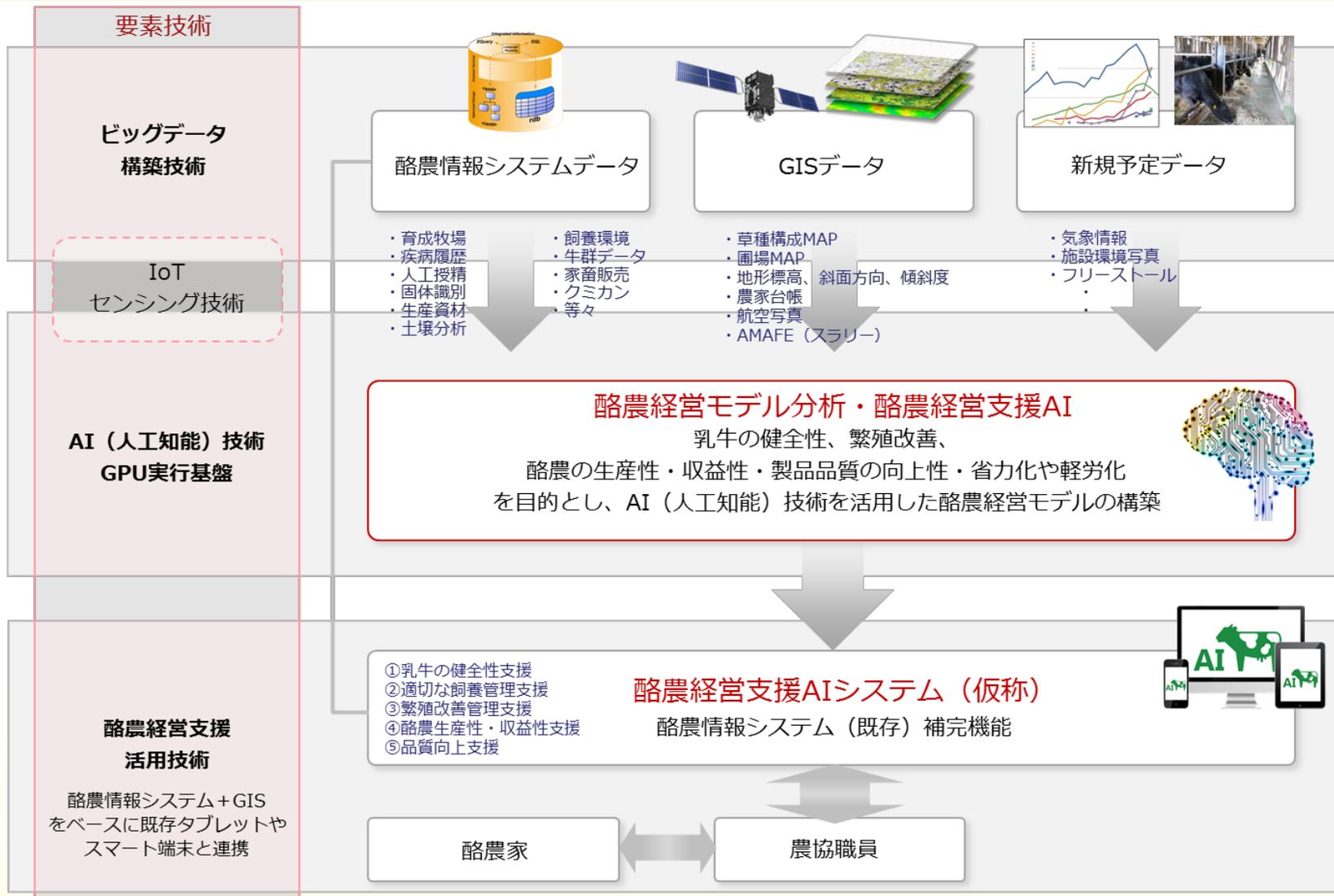
"We are enthused about what this partnership will mean for farmers across the world," said David Hunt, president and co-founder, Cainthus. "Cargill is a natural partner for us, given their focus on bringing a world-class digital capability to the market and their understanding of how technology will truly help farmers succeed. We think this partnership will be a game changer for farmers because it will allow them to efficiently scale their business."



米Cargill + 愛Cainthus

ビデオで乳牛の顔などを撮影
顔の模様や形、体の動きなどから各乳牛を個
体識別する。
→餌や水の摂取状況、体温、動作を分析、
牛乳の生産量や健康状態に影響を与える可
能性のある情報を整理して酪農家に提供す
る。

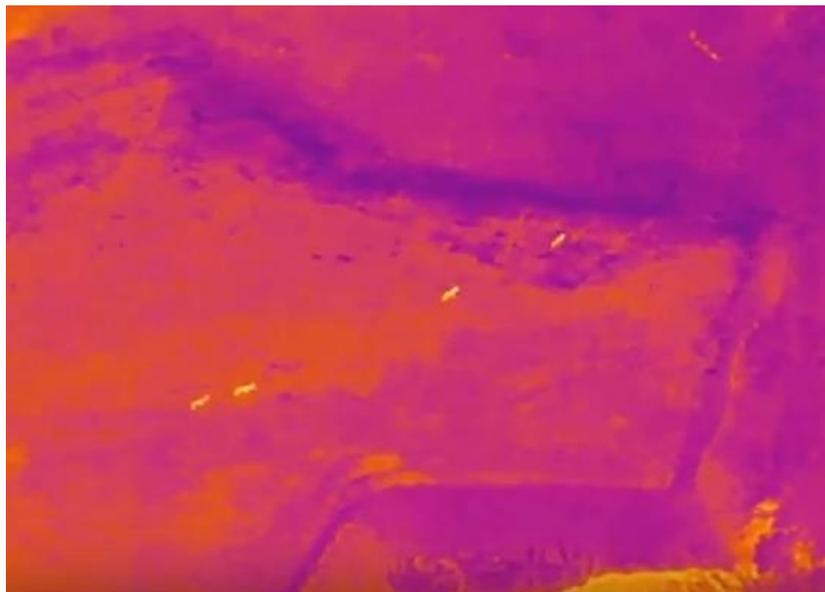
動物認識AIのビジネス事例(道内):酪農



動物認識AIのビジネス事例：害獣駆除

害獣の判定と、位置把握
撃退まで

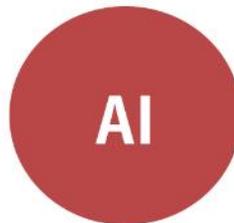
高性能ドローンで、『やさしい』獣害防止



ドローンで
野生動物を撮影



データ



野生動物の行動を予測

田や畑に近付くと…



超音波で撃退！

獣害の苦手な臭いを
発射して撃退！



Copyright © [SKYROBOT Inc](http://www.skyrobot.com/)

四日市大学＋総合地球学研究所

ドローン、赤外線カメラ、AIによる ヒグマ・エゾシカの状況把握の調査事業

平成29年度札幌市 ITイノベーション人材育成支援事業

ドローンで赤外線カメラを使った空撮を行い、赤外線動画をAIによる画像解析を実施し、獣害対策への有効性の評価を行います。

- ドローン & 赤外線カメラの有効性の評価（光学30倍カメラとの比較）
- 赤外線動画をAIによる動物の特定

今後期待できる技術

- ドローンの有効性（ドローンと動画解析によって今まで人が行っていた目視によるチェックの自動化、高所など危険な場所は特に有効）
- 赤外線カメラの有効性（遭難した方の捜索など人命救助への活用など）



協力：札幌市円山動物園

SUN CREER

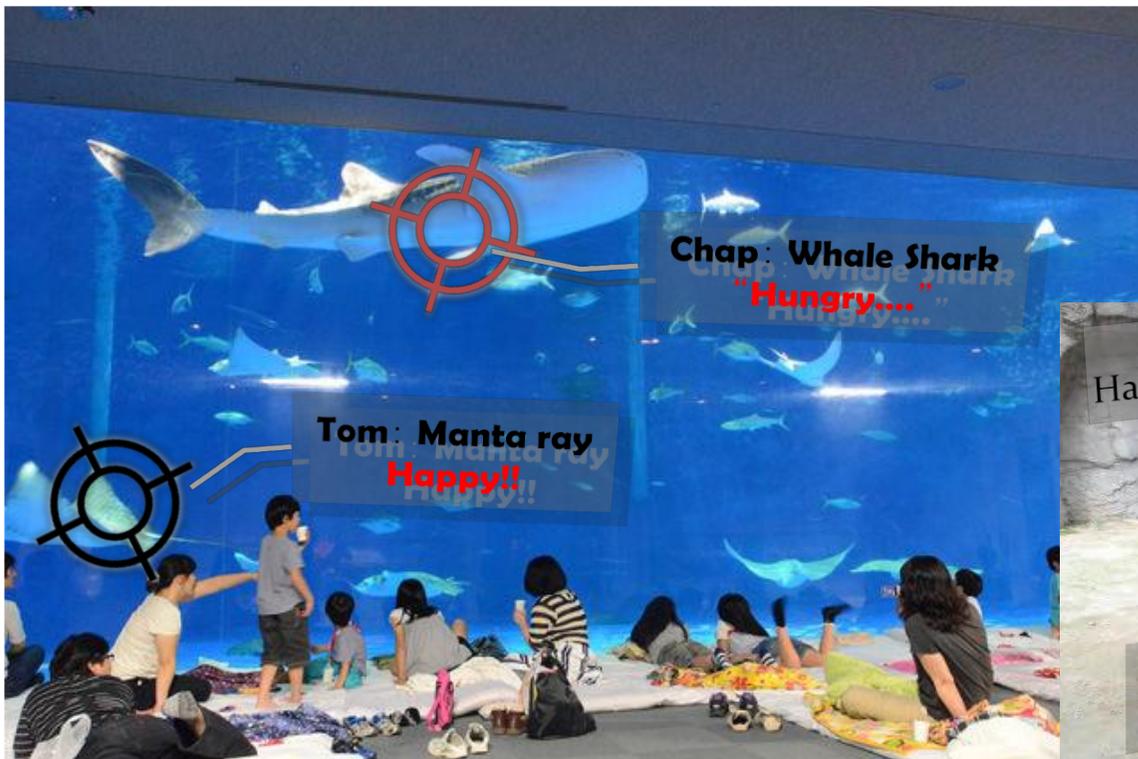
http://www.suncreer.co.jp/ai_iot.html

畜産業における画像個体識別への期待



【生育管理とトレーサビリティの実現】

RFID等のタグデバイスの確実性 ⇔ 安価で再利用性・汎用性の高いAIソフトウェア



個体識別とエソグラム

→AR、MR技術との融合により、近未来的な
学習効果の高い動物展示に

2018年2月28日(水)

画像解析による動物の個体識別と行動把握 ～研究例の紹介～

長谷川理
(NPO法人EnVision環境保全事務所)

本日の発表の流れ (研究例の整理)

1. 個体識別

2. 行動パターンの自動判別

3. 社会性の把握

動物の個体識別に用いられる特徴

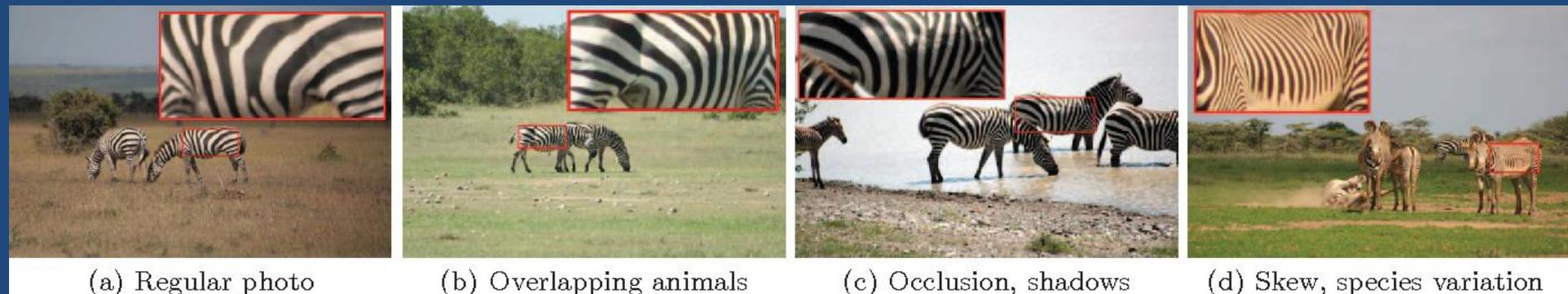
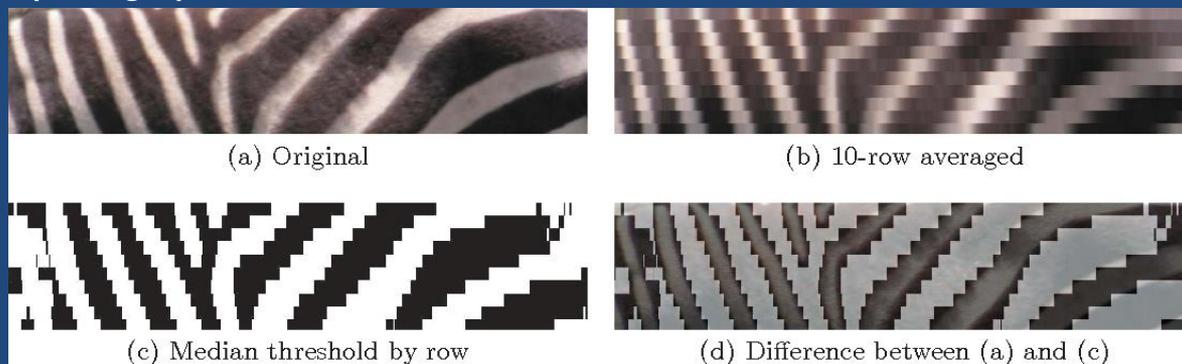
シマウマ



縞模様の違いによる識別
(グレビーシマウマ)

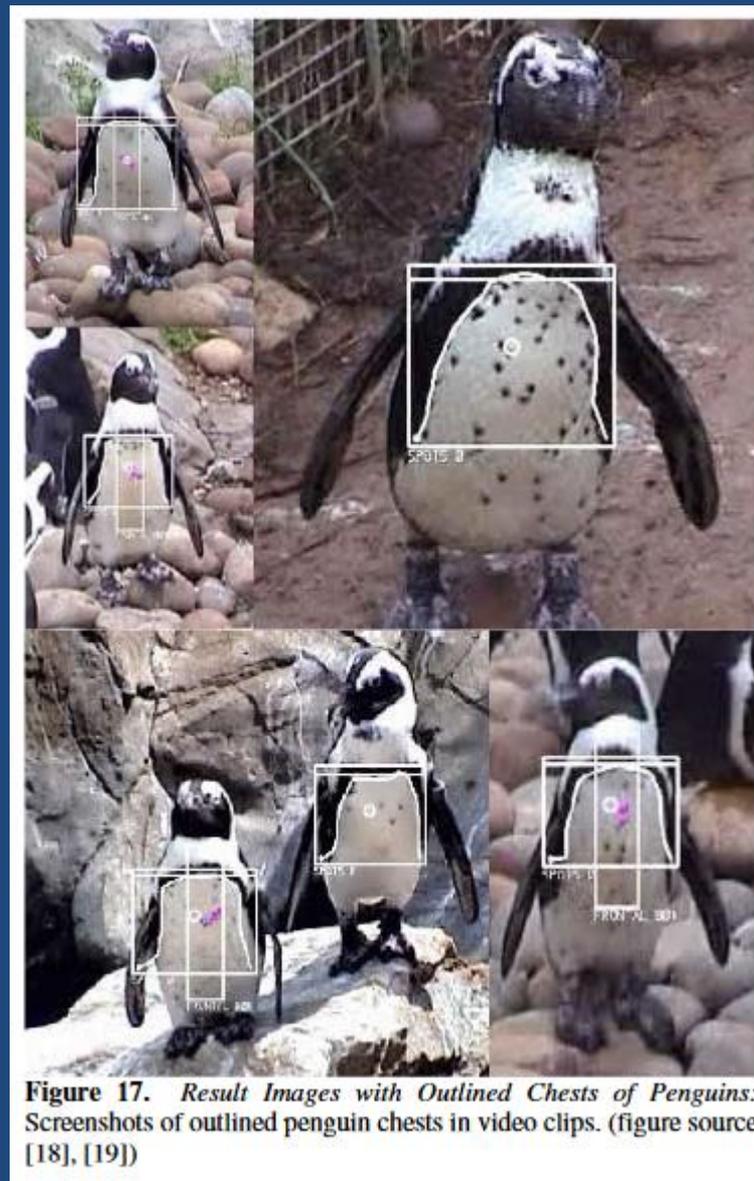
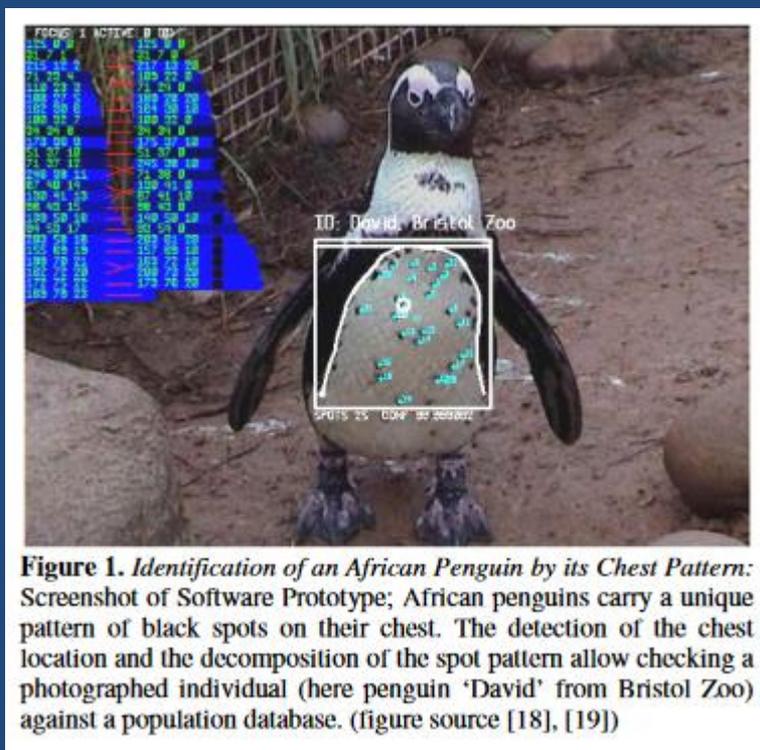
『Studying Captive Animals: A Workbook of Methods in Behaviour, Welfare and Ecology』 (2015), Rees, Wiley-Blackwell

Lahiri, et al. (2011) Biometric animal databases from field photographs: identification of individual zebra in the wild



動物の個体識別に用いられる特徴

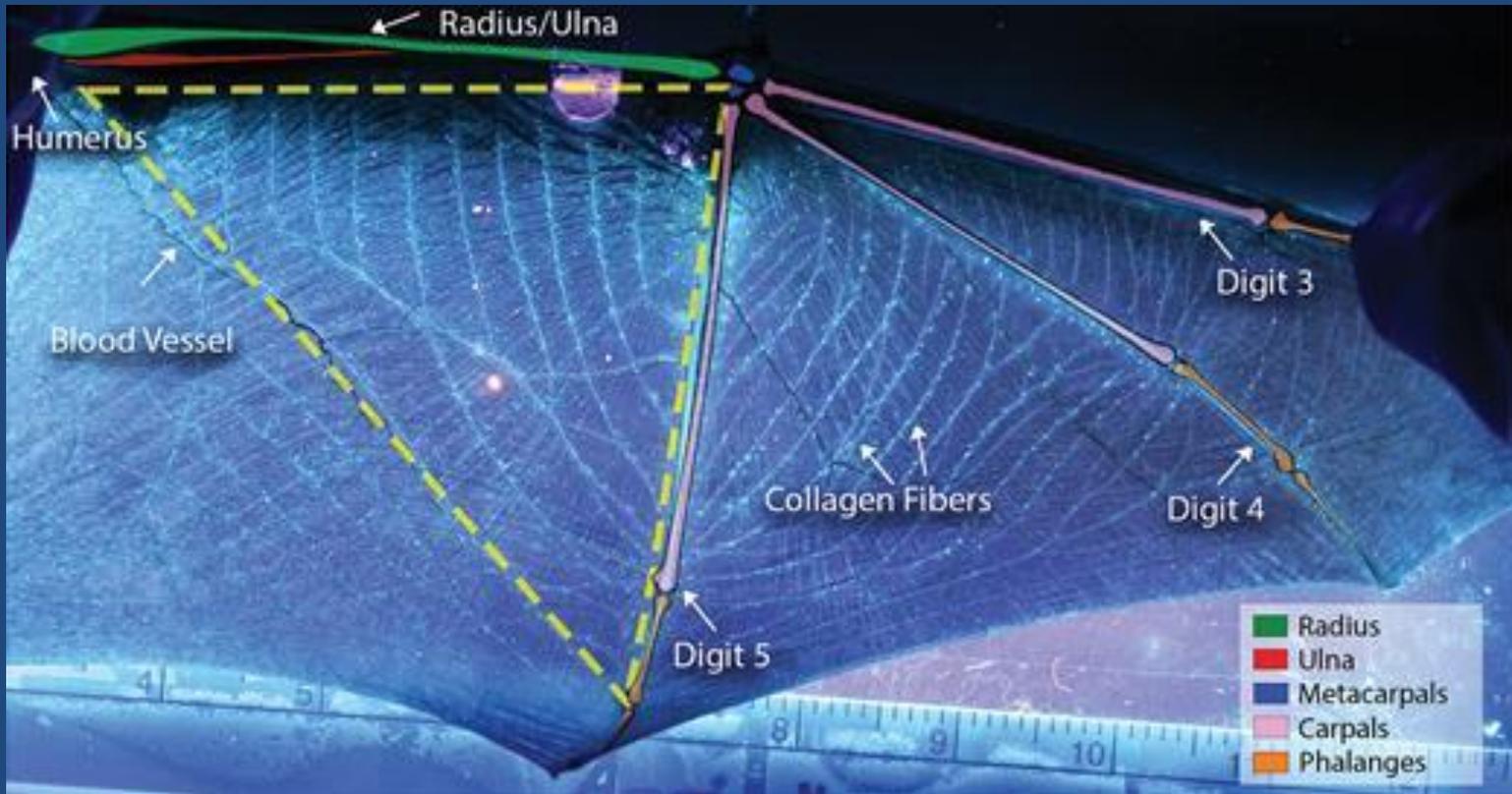
ケープペンギン



Burghardt et al. 2004, Fifth International Penguin Conference, Ushuaia, Tierra del Fuego, Argentina, Automated Visual Recognition of Individual African Penguins

動物の個体識別に用いられる特徴

コウモリ(ホオヒゲコウモリなど)



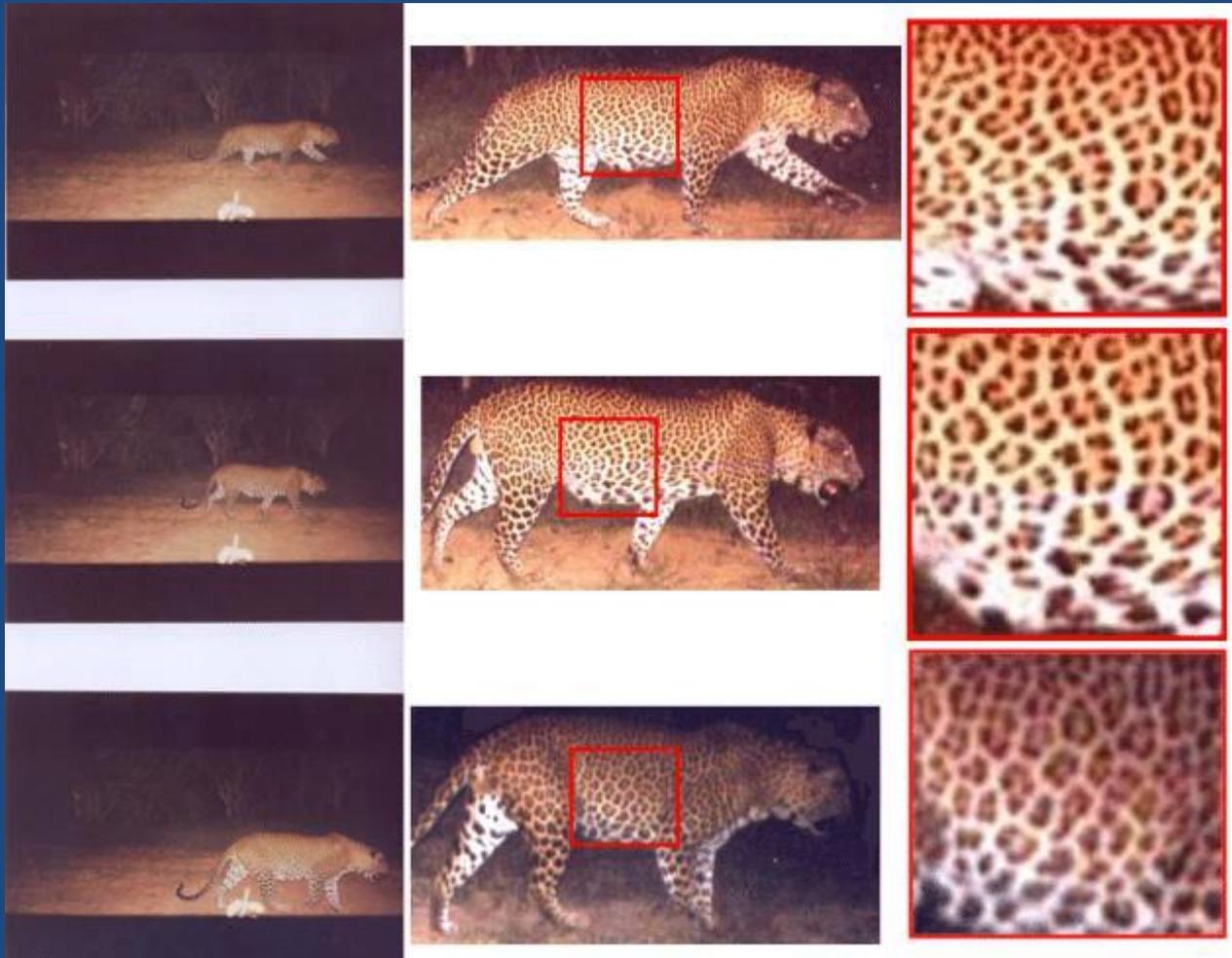
Representative photograph of a bat's left wing. Section 1: triangular-shaped section (dashed line) of the plagiopatagium bordered by the radius and ulna, extending the length of the 5th metacarpal and associated phalanges. Section 2: dactylopatagium between digits 4 and 5. Section 3: dactylopatagium between digits 3 and 4. Section 4: plagiopatagium along humerus, extending along the body and along the trailing edge to the distal 5th phalanx.

Amelon et al. (2017). *Journal of Mammalogy*, 98 (3): 744

Bat wing biometrics: using collagen-elastin bundles in bat wings as a unique individual identifier.

動物の個体識別に用いられる特徴

スリランカヒョウ

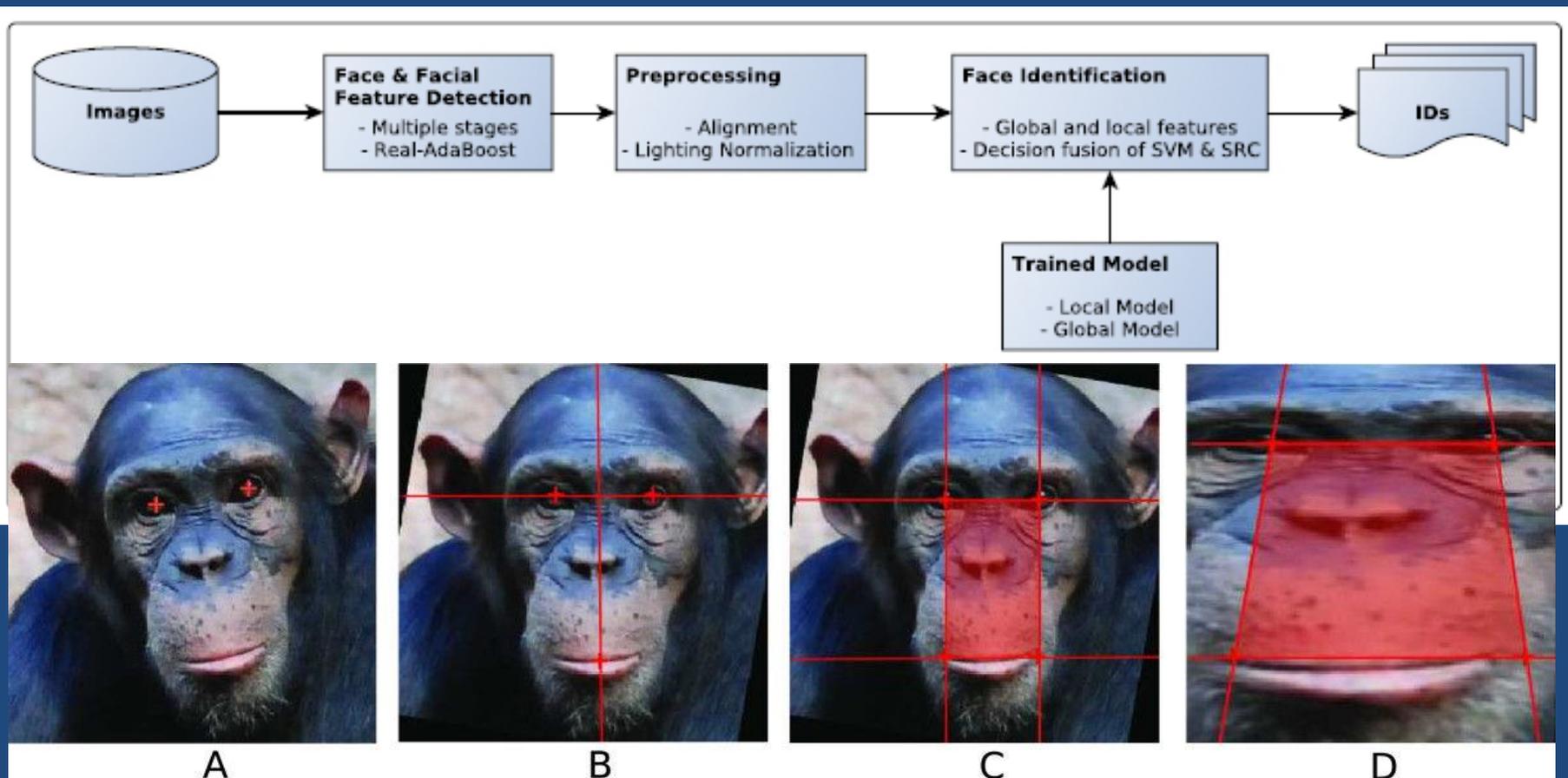


Kittle et al. 2017, *Tropical Ecology* 58(1):71-86

The ecology and behaviour of a protected area Sri Lankan leopard (*Panthera pardus kotiya*) population

動物の個体識別に用いられる特徴

チンパンジー(1)



Loos & Ernst (2013) EURASIP Journal on Image and Video Processing :49
An automated chimpanzee identification system using face detection and recognition

動物の個体識別に用いられる特徴

チンパンジー(2)

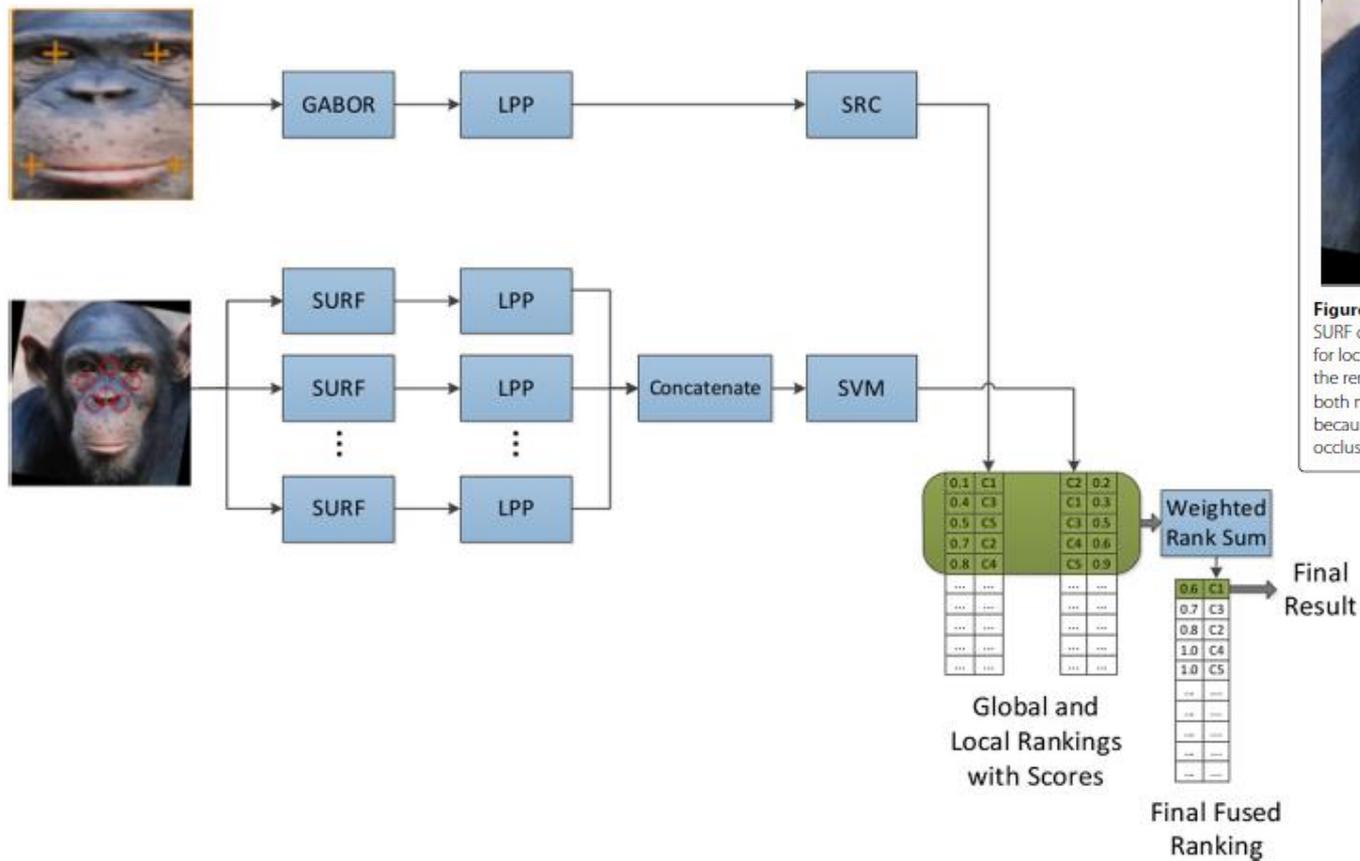


Figure 5 Proposed parallel fusion scheme. This figure shows the parallel fusion scheme to combine the results of global Gabor features and local SURF descriptors. Both global and local features are first projected into a smaller dimensional subspace using LPP. Note that we transform each SURF feature separately into the feature space before concatenating the resulting vectors to a comprehensive local feature vector. The global feature is classified using SRC while the local feature vector is classified by SVM with RBF kernel. The ranked results are then combined using the decision fusion rank sum method explained in Section 3.3.4 to obtain the final result.

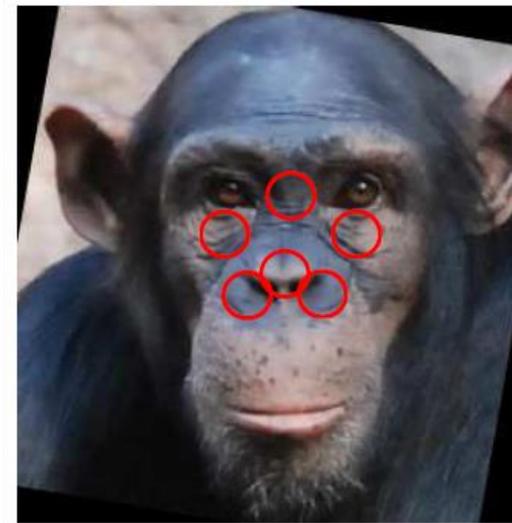


Figure 4 Local feature extraction. The positions of the applied SURF descriptor for local feature extraction. Three out of six positions for local feature extraction are located under and between both eyes; the remaining three interest points are situated on the nose tip and both nostrils. The mouth region is not used for feature extraction because we especially noticed that this region is often subject to occlusion and facial expressions.

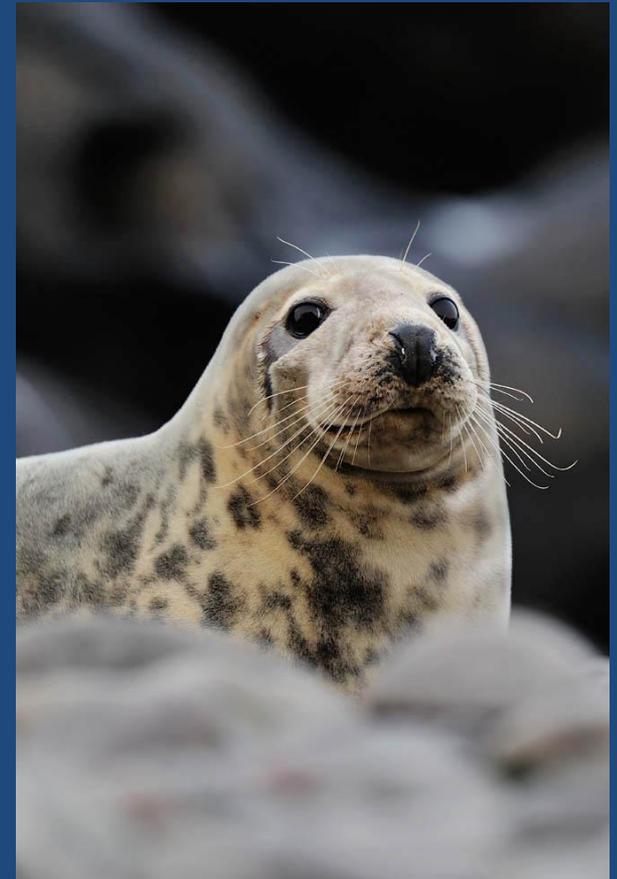
動物の個体識別に用いられる特徴

アザラシ



ハイイロアザラシ

Sea Mammal Research Unit
<http://www.smru.st-andrews.ac.uk/>



ゴマフアザラシ

人工知能の深層学習プラットフォームLabellioを用いたゴマフアザラシ (*Phoca largha*) の個体識別への適用
渋谷ほか (日本哺乳類学会2017年度大会)

<https://ja.wikipedia.org/>

使い方

Labellioは、プログラミングや画像認識の知識がなくても、画像認識モデルを数分で作ることができるWebサービスです。より精度の高いモデルの作成をサポートします。

STEP1



画像のアップロード or
キーワード検索

STEP2



学習パラメータの調整

STEP3



画像認識モデルが完成

STEP4

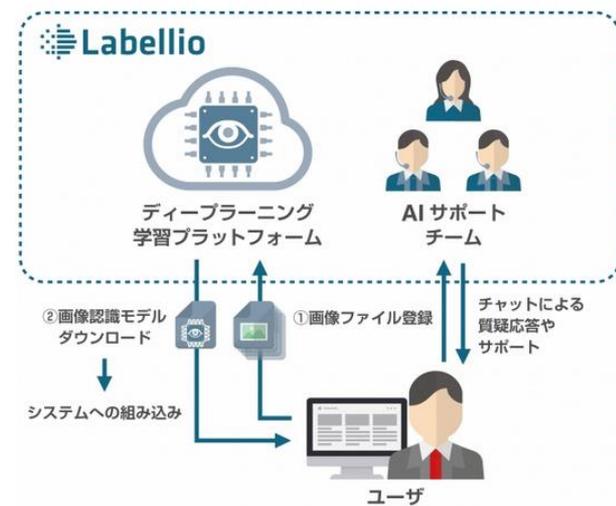


精度向上のアドバイス

<https://www.labell.io/ja/>

<https://prtmes.jp/main/html/rd/p/000000076.000009956.html>

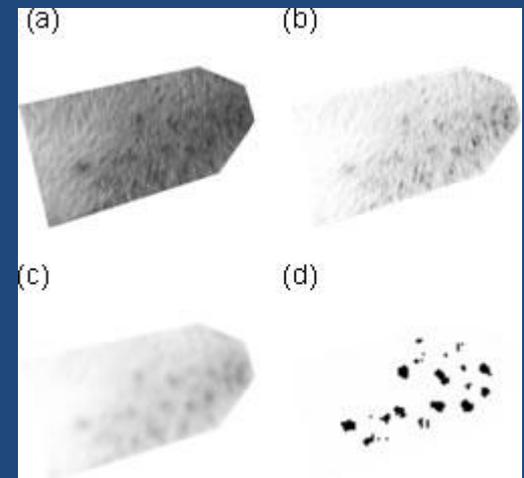
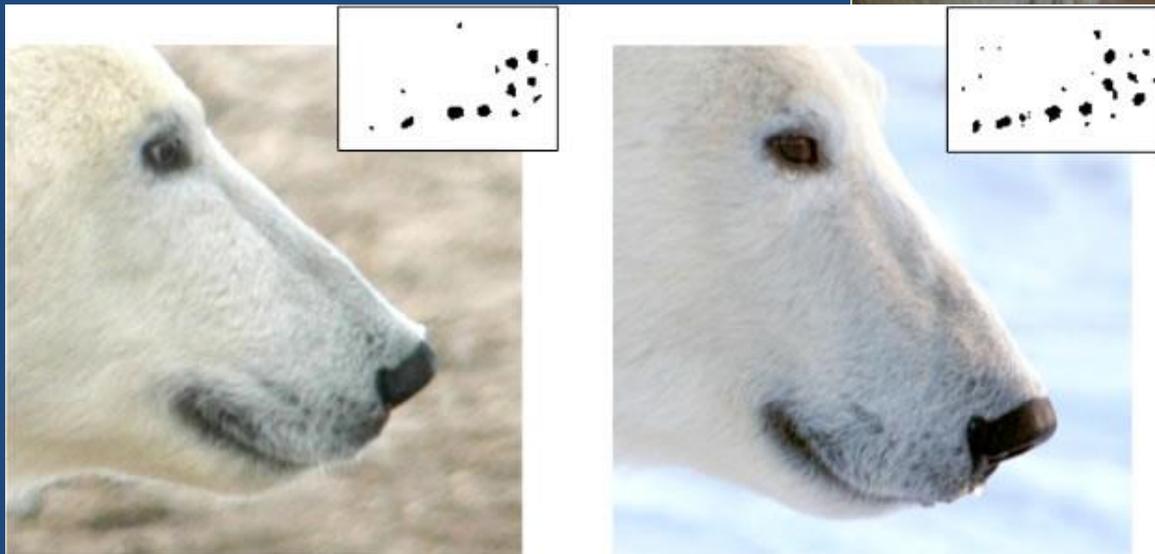
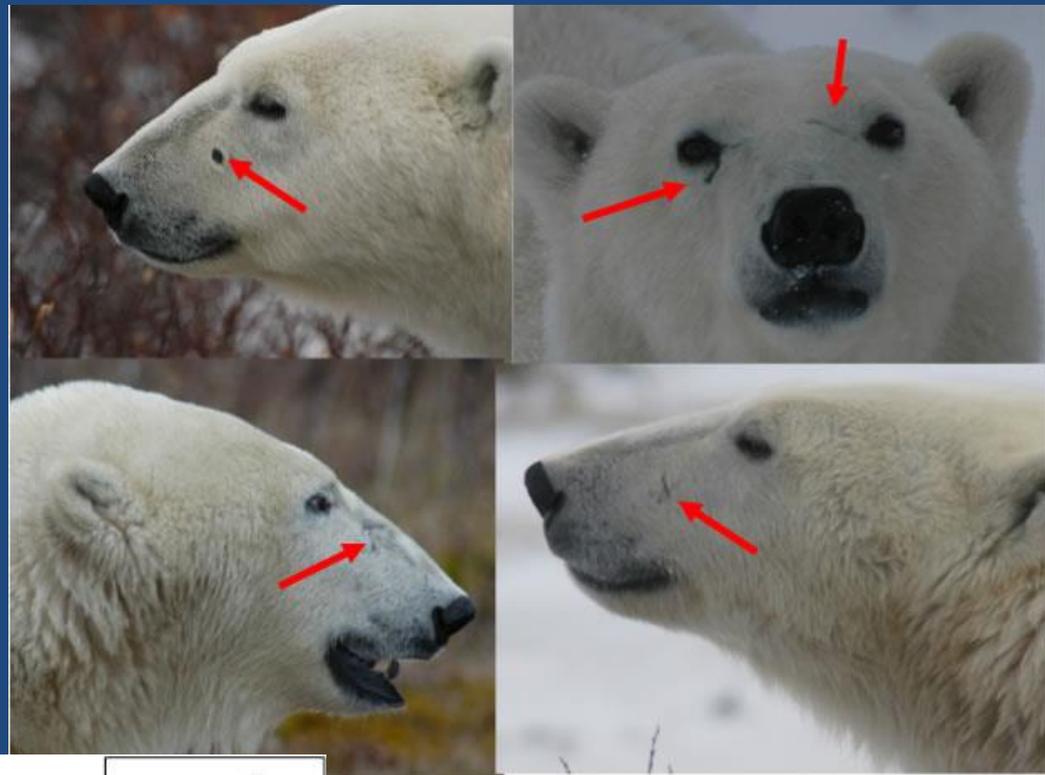
「Labellio」の利用イメージ



ディープラーニングを用いた 個体識別

ホッキョクグマ

University of Manitoba Polar
Bear Whiskerprint Project



Wildbook helps you study, identify and protect wildlife populations!

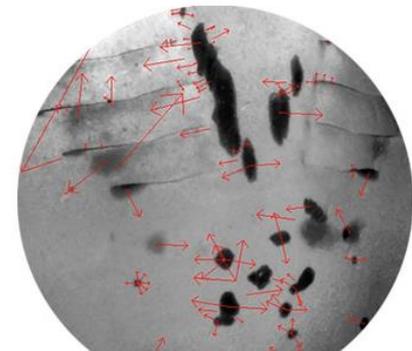
Report encounter

HOW IT WORKS

1. Photograph an animal
2. Submit photo/video
3. Researcher verification
4. Matching process
5. Match result

Matching process

Once a researcher is happy with all the data accompanying the identification photo, they will look for a photo match, sometimes using a computer vision algorithm. The algorithm is like facial recognition software for animal patterns.



Wildbook in 60 Seconds

News

Follow Us for Updates

Why Wildbook?

Projects with Wildbook

Get Wildbook

R Package

Get Support

People

Sponsors

Screenshots

Donation

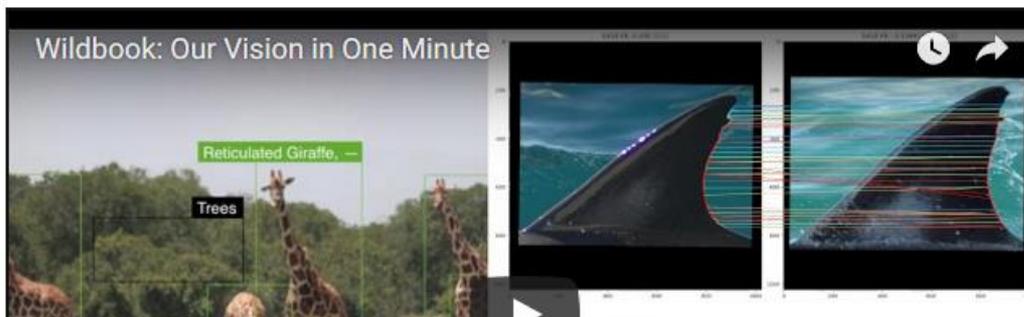
Publications

Legal



Wildbook in 60 Seconds

Wildbook blends structured wildlife research with artificial intelligence, citizen science, and computer vision to speed population analysis and develop new insights to help fight extinction. Here is our vision in one minute.



ディープラーニングを用いた個体識別

ホオジロザメ (Hughes&Burghardt 2017)

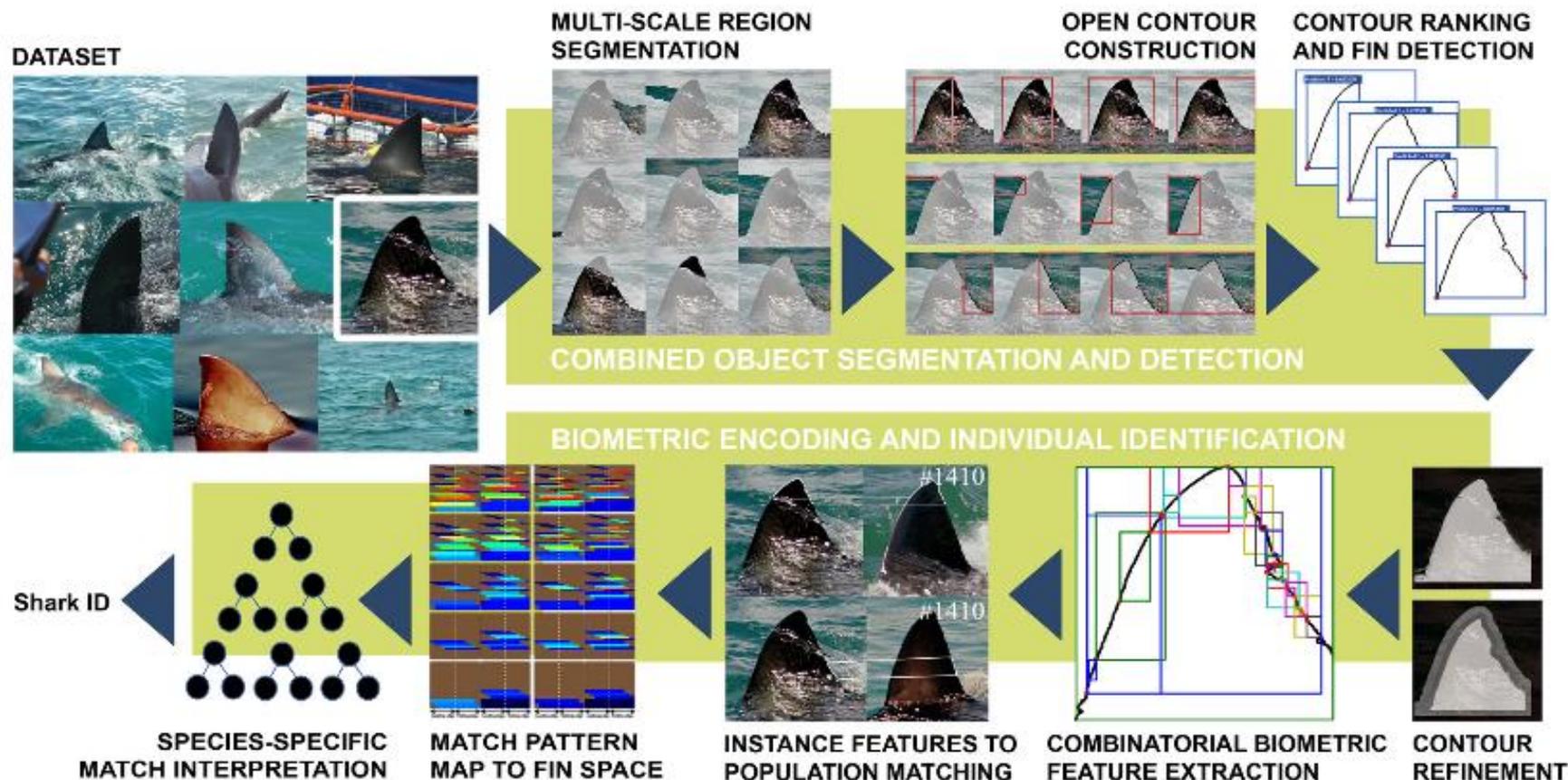


Fig. 1 System overview: We perform a coarse and a fine-grained recognition task. The first is to simultaneously segment and detect shark fins, and the second is to recognise individuals. We begin by segmenting an image into an ultrametric contour map, before partitioning boundaries into sets of open contours. We then train a random forest to rank contours and detect fin candidates based on normal informa-

tion and opponentSIFT features. This forms the basis for computing individually distinctive contour features, which are embedded into a species-specific 'fin space'. Shark identities are finally recovered by a non-linear, population-trained identification model that operates on this space

ディープラーニングを用いた個体識別

ホオジロザメ (Hughes&Burghardt 2017)

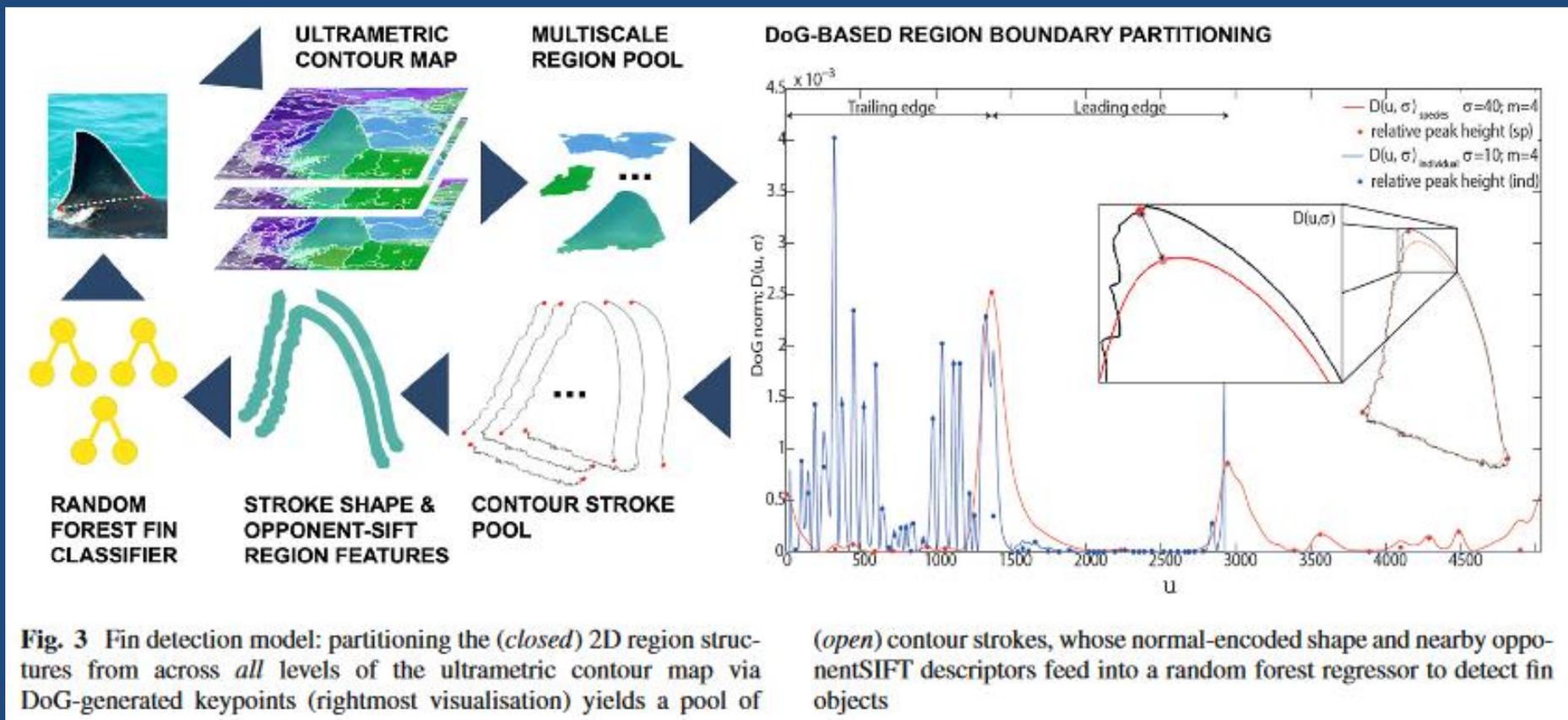


Fig. 3 Fin detection model: partitioning the (*closed*) 2D region structures from across *all* levels of the ultrametric contour map via DoG-generated keypoints (rightmost visualisation) yields a pool of

(*open*) contour strokes, whose normal-encoded shape and nearby opponentSIFT descriptors feed into a random forest regressor to detect fin objects

Hughes&Burghardt (2017), Int J Comput Vis., 122: 542–557
Automated Visual Fin Identification of Individual Great White Sharks

ディープラーニングを用いた個体識別

ホオジロザメ (Hughes&Burghardt 2017)

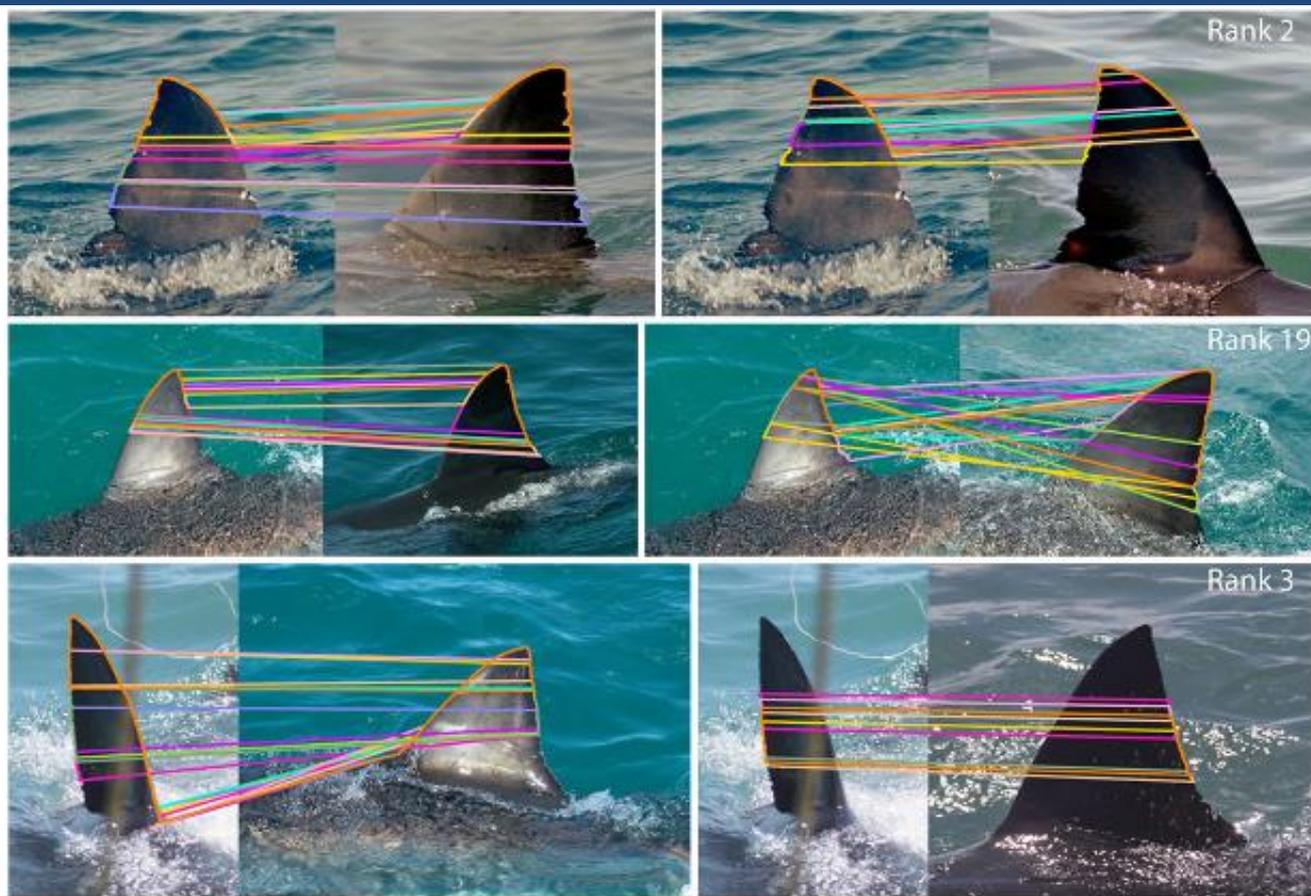


Fig. 10 LNBNN individual identification examples: *left* images are queries and *right* ones are predicted individuals. *Coloured lines* indicate start and end of the ten sections contributing most evidence for the matched individual. For illustration of false matches, *bottom* three rows, *left* pairs, show misidentifications while correct matches are shown

right. All example matches are obtained using multiscale DoG_N descriptors combined using the LNBNN classifier. Out of respect for their privacy, the human subject appearing in *row 3, column 2*, was masked out of the image prior to publication, but only after fin detection and photo-identification results had been obtained

本日の発表の流れ (研究例の整理)

1. 個体識別

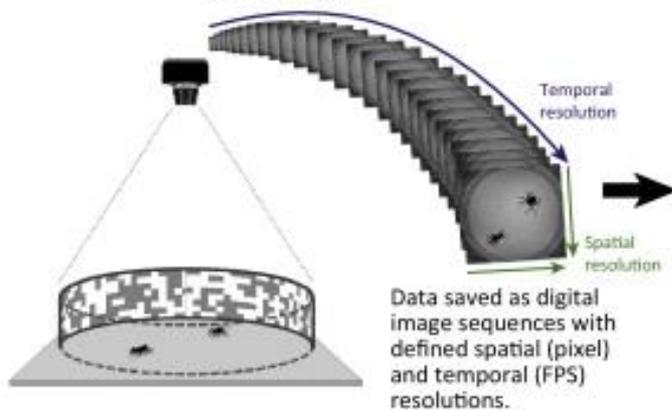
2. 行動パターンの自動判別

3. 社会性の把握

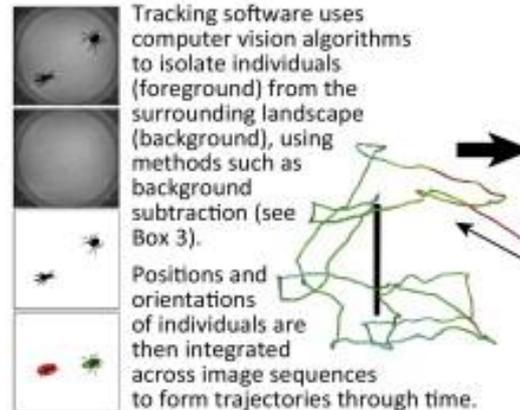
コンピュータによる映像からの行動解析

Dell *et al.* (2014)の総説より

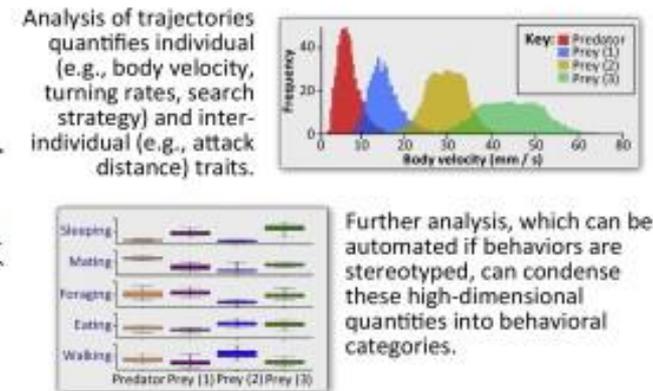
(i) Imaging



(ii) Tracking



(iii) Analysis



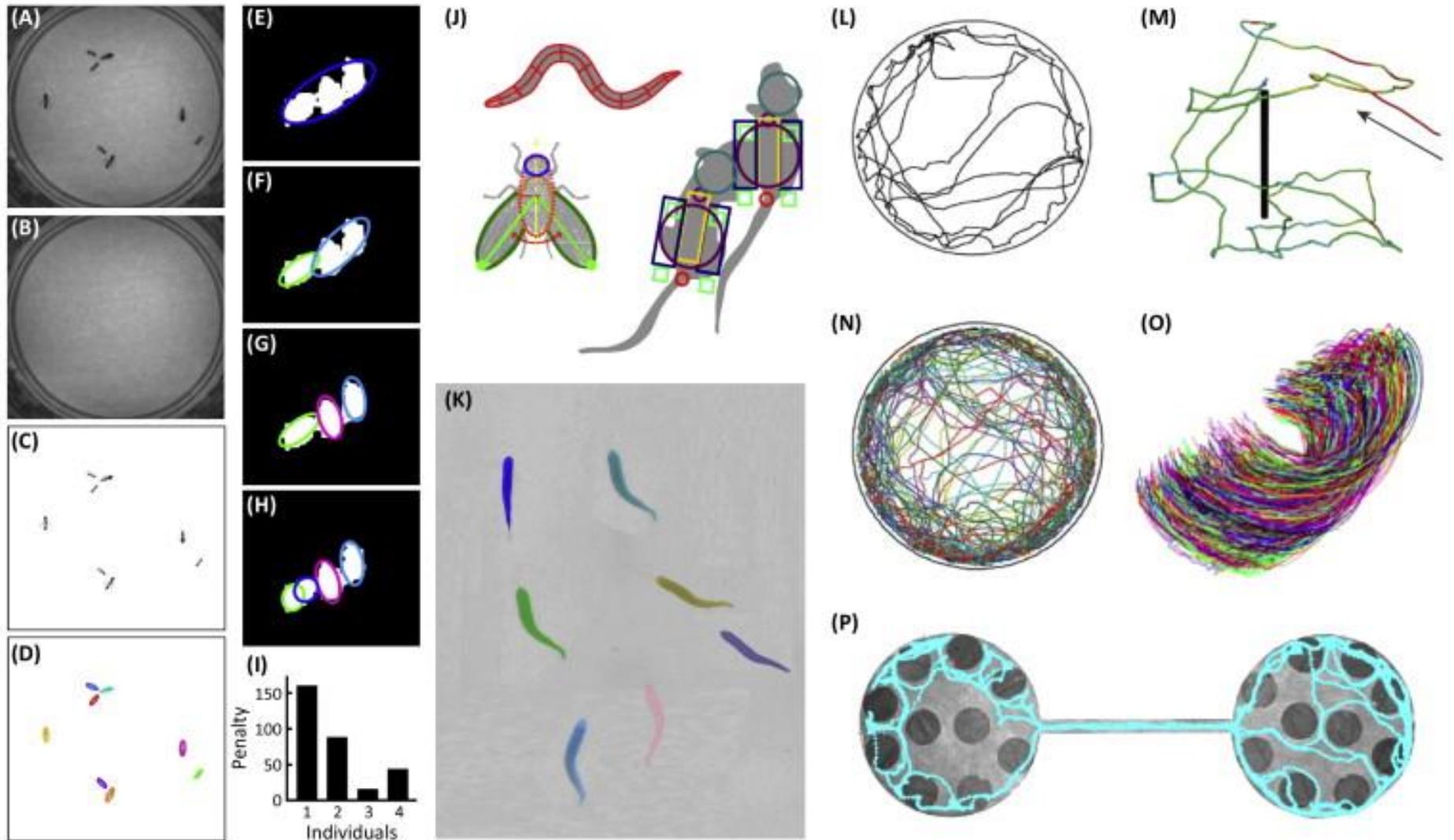
TRENDS in Ecology & Evolution

Automated image-based tracking and its application in ecology

Dell *et al.* (2014) Trends in Ecology & Evolution, 29(7)

コンピュータによる映像からの行動解析

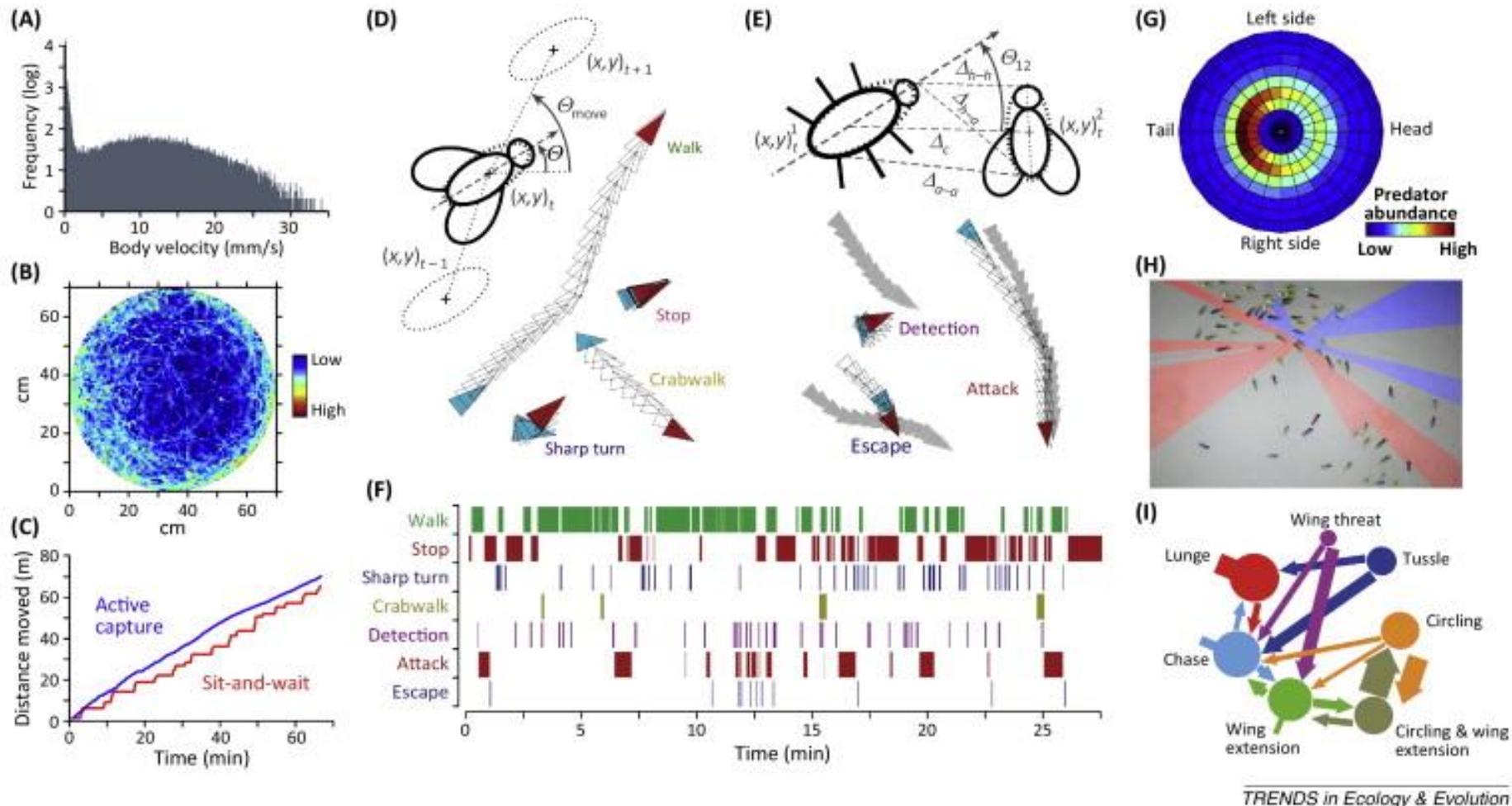
Dell *et al.* (2014)の総説より



TRENDS in Ecology & Evolution

コンピュータによる映像からの行動解析

Dell *et al.* (2014)の総説より

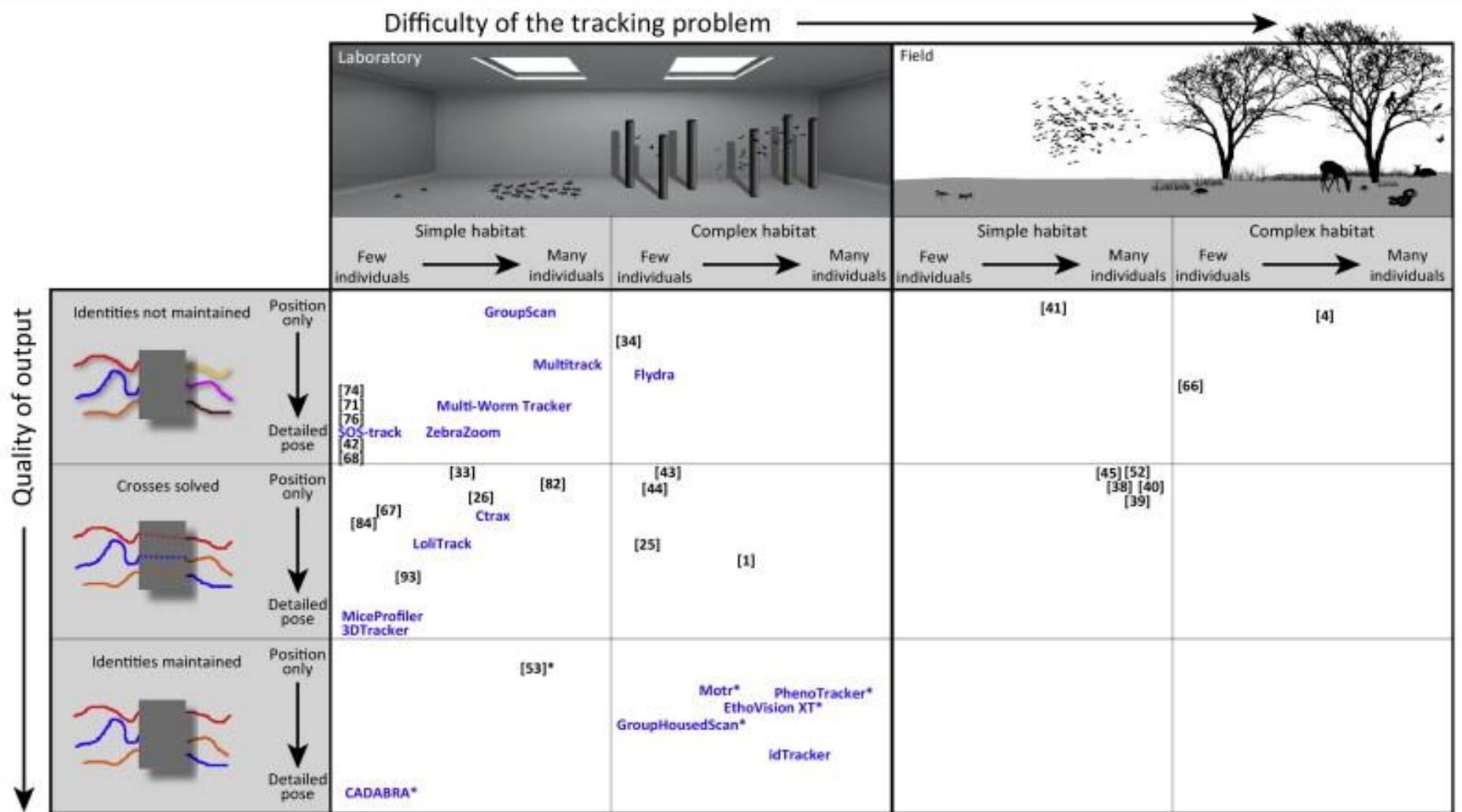


TRENDS in Ecology & Evolution

Automated image-based tracking and its application in ecology
 Dell *et al.* (2014) Trends in Ecology & Evolution, 29(7)

コンピュータによる映像からの行動解析

Dell *et al.* (2014)の総説より



TRENDS in Ecology & Evolution

行動解析システムの例 SMART 3.0(Panlab)

(Panlab / バイオリサーチセンター株)



ABOUT US

PRODUCTS

TESTS & SOLUTIONS

REPRESENTATION

CATALOGS

CUSTOMER INFORMATION

CONTACT

BLOG



SMART video tracking for behavioral studies!

The most user-friendly interface! Both advanced and flexible system!
Save money and A LOT of time! Simply SMART, simply Powerful.

HOME > HOME

Search...



en

es

Behavioral research



Video-tracking



Operant
conditioning



Locomotor activity
& Exploration



Sensory motor
& Coordination



Pain &
Analgesia



Anxiety &
Depression



Learning &
Memory



Fear &
Emotion

行動解析システムの例 PhenoScan(1)

PhenoScanシリーズ(CleverSys.Inc. / プライムテック株)



PRIMETECH CORPORATION **プライムテック株式会社**

[お問い合わせ](#)

[About Primetech \(English\)](#)

[アクセス](#) [サイトマップ](#)

小 中 大

[ホーム](#) [製品・ソリューション](#) [サービス・サポート情報](#) [事業紹介](#) [会社案内](#) [採用情報](#)

Home > [製品・ソリューション](#) > 製品詳細：高性能 ビデオ行動解析・振舞自動認識システム PhenoScanシリーズ

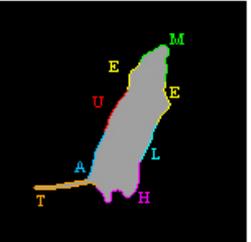
PRODUCT

高性能 ビデオ行動解析・振舞自動認識システム PhenoScanシリーズ

神経科学領域

マウス ラット

From	To
505	523
523	541
541	547
547	583
583	589
589	595



Behavior

- Eat
- Sniff
- Hang Vertically
- Remain Hang Vert

実験小動物における、様々な行動解析、振舞の自動認識に。

CleverSys 社製 PhenoScan シリーズは、マウス・ラット等の実験小動物における様々な行動解析、振舞の自動認識を行うことが可能なソフトウェアシステムです。

独自のソフトウェア・アルゴリズムにより、実験動物の体全体や頭・四肢等の各部位の位置を自動認識し、ビデオ解析することが可能です。

従来よりも詳細に、Sniffing（におい嗅ぎ行動）や首振り運動、泳ぐ等の振舞・行動を判別することにより、目視での判断・評価と同様の行動解析を客観的かつ高精度に自動化することができます。

この製品のメーカー



お知らせ
NEWS AND INFORMATION

現在お知らせはありません。

[一覧](#)

コンタクトフォーム

カタログのご請求

価格表のご請求

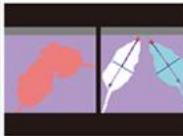
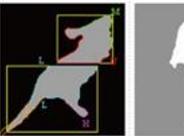
見積のご依頼

訪問説明のご希望(時期をご記入)

行動解析システムの例 PhenoScan(2)

PhenoScanシリーズ(CleverSys.Inc. / プライムテック株)

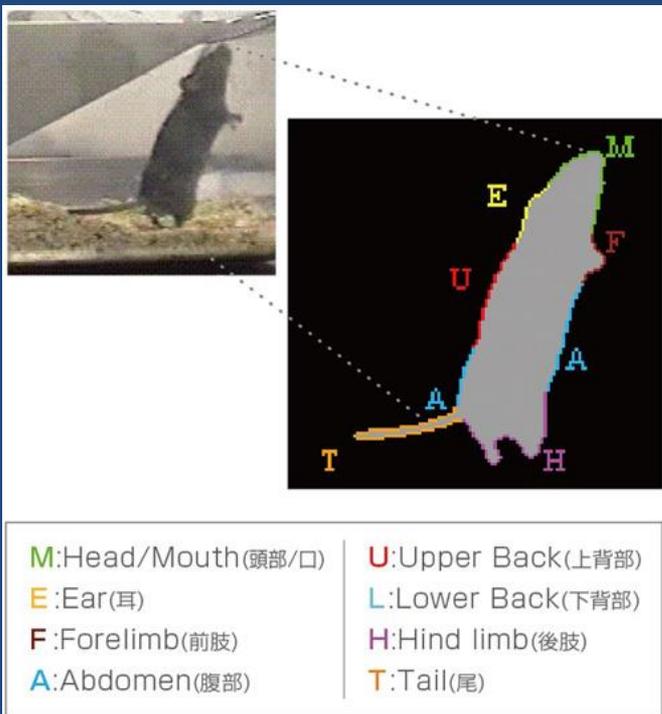
PhenoScan Series

研究分野	行動薬理学、 振舞観察・解析					脳・神経科学					治療薬の評価・スクリーニング					遺伝子表現型解析、行動遺伝学					毒性学				
	<ul style="list-style-type: none"> 疾患進行評価 遺伝学的評価 摂食・飲水評価 疼痛評価 運動機能欠損評価 サーカディアンリズムの評価 表現型のタイピング 病態と生活リズム 自発行動の解析、行動軌跡 	<ul style="list-style-type: none"> 新奇探索性 無条件行動観察 情動性 抑うつ傾向 運動活性評価 行動感作 	<ul style="list-style-type: none"> 依存性 物体に対する記憶 嗜好性 記憶 	<ul style="list-style-type: none"> 学習・記憶 空間学習効果 作業効果 学習記憶 痴呆モデル 	<ul style="list-style-type: none"> 社会性行動評価 社会的認識 順位付け行動 行動発達 認知機能 	<ul style="list-style-type: none"> 運動障害 脊髄損傷 パーキンソン病 アルツハイマー病 筋萎縮性側索硬化症 (ALS) 関節炎 疼痛 神経筋疾患 骨格筋疾患 	<ul style="list-style-type: none"> 抗ストレス作用 抗うつ剤の活性評価 能動的もがき行動 受動的スウィング行動 意欲低下 抗不安薬的作用 	<ul style="list-style-type: none"> 認知科学 学習・記憶障害 																	
ソフトウェアモデル	 振舞自動認識システム HomeCageScan  ビデオ上方行動解析システム: TopScan suite LocoScan ObjectScan MazeScan WaterMazeScan					 社会行動解析試験システム SocialScan TreadScan RunwayScan					 神経変性行動解析システム NeuroDegen Suite GaitScan ForcedSwimScan TailSuspScan					 すくみ行動解析システム FreezeScan									
ビデオ画像																									
解析画像イメージ																									
関連ハードウェア																									

行動解析システムの例 PhenoScan(3)

HomeCageScan (1,2)

1. 動物の体の各部位を自動認識



2. 自動検出された振舞・姿勢の情報が、時系列でログ表示

HomeCageScan - Home Cage Behavior Analyzing System for Mouse/Rat

Video File Name: HCSDEMO.MPG
 0: 5584
 00:00:00 306"
 Frame: 759
 Time: 25"

Cage Setting
 CageNumber: 1

Display Option
 VideoCrop: Adjust
 Top: 0 Bottom: 0
 Left: 0 Right: 0

Analyze Option
 Analyze FishEye
 50 %

Update Option
 Behavior Posture

Browse
 GotoFrame:
 Play To: 5584
 slow fast

Result

 Frame Time
 Display Result
 Ground Truth
 No Writing File

Behavior Sequence

From	To	Length	Behavior	Comment	
36	505	523	18	Eat	
37	523	541	18	Sniff	
38	541	547	6	Hang Vertically From Rear Up	
39	547	583	36	Remain Hang Vertically	
40	583	589	6	Hang Cuddled	
41	589	595	6	Remain Hang Cuddled	
42	595	601	6	Hang Vertically From HangCud...	
43	601	607	6	Land Vertically	
44	607	619	12	Sniff	
45	619	625	6	Come Down To Partially Reared	
46	625	631	6	Come Down From Partially Reared	
47	631	637	6	Turn	face-f...
48	637	667	30	Remain Low	
49	667	673	6	Rear up To Partially Reared	
50	673	715	42	Eat	
51	715	721	6	Come Down To Partially Reared	
52	721	745	24	Walk Right	
53	745	751	6	Rear up To Partially Reared	
54	751	757	6	Rear up From Partially Reared	

Posture Sequence

From	To	Length	Posture	
56	584	598	15	Hang Cuddled
57	599	602	4	Hang Vertically
58	603	610	8	Rear Up Posture
59	611	618	8	Stretched
60	619	619	1	Eating
61	620	624	5	Rear Up Posture
62	625	630	6	Partially Reared
63	631	633	3	Cuddled Posture
64	634	670	37	Horizontal FrontalView
65	671	682	12	Partially Reared
66	683	716	34	Eating
67	717	721	5	Partially Reared
68	722	726	5	Cuddled Posture
69	727	729	3	Horizontal SideView
70	730	734	5	Stretched
71	735	746	12	Horizontal SideView
72	747	753	7	Partially Reared
73	754	757	4	Rear Up Posture
74	758	759	2	Stretched

Ready

行動解析システムの例 PhenoScan(4)

HomeCageScan (3)

3. 「飲水動作」「右方向への歩行」「におい嗅ぎ行動」を自動検出した例

Time : 1'08 Time : 1'13 Time : 2'01

飲水動作 - Drinking - 右方向への歩行 - Walking - におい嗅ぎ行動 - Sniffing -

The figure displays three examples of automatic behavior detection by PhenoScan. Each example consists of a video frame, a heatmap, and a software interface with a data table.

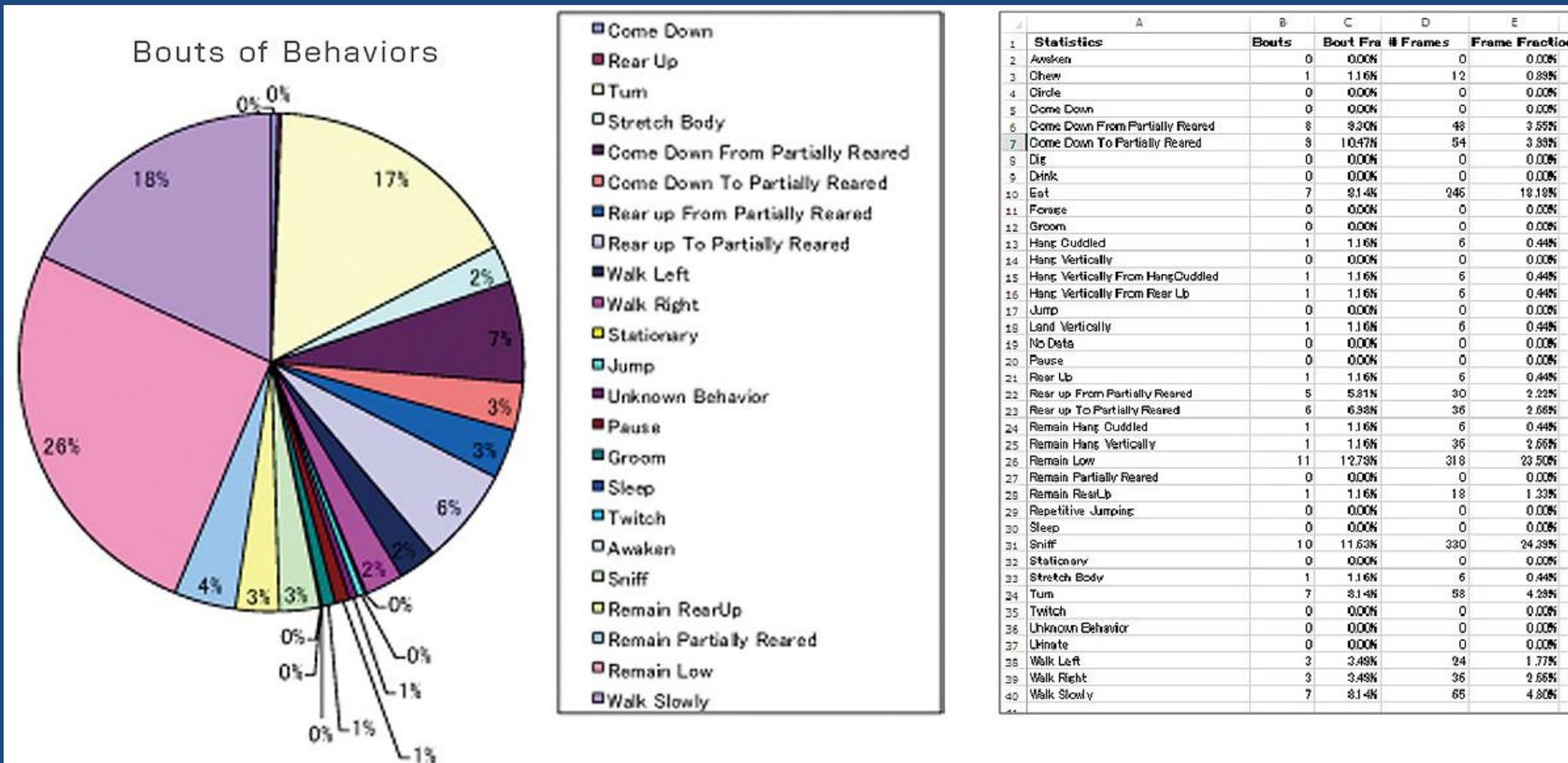
- Drinking (1'08):** The video shows a mouse drinking from a water dispenser. The heatmap highlights the water dispenser area. The software interface shows a data table with columns: Time, X, Y, Z, Length, Behavior, and Comments. The table lists various behaviors such as 'Drink', 'Walk', 'Sniff', 'Groom', etc., with their respective durations and coordinates.
- Walking Right (1'13):** The video shows a mouse walking to the right. The heatmap highlights the path of the mouse. The software interface shows a data table with columns: Time, X, Y, Z, Length, Behavior, and Comments. The table lists various behaviors such as 'Walk Right', 'Walk Left', 'Sniff', 'Groom', etc., with their respective durations and coordinates.
- Sniffing (2'01):** The video shows a mouse sniffing the ground. The heatmap highlights the sniffing area. The software interface shows a data table with columns: Time, X, Y, Z, Length, Behavior, and Comments. The table lists various behaviors such as 'Sniff', 'Walk', 'Sniff', 'Groom', etc., with their respective durations and coordinates.

<http://www.primetech.co.jp/products/tabid/90/pdid/83/language/ja-JP/Default.aspx>

行動解析システムの例 PhenoScan(5)

HomeCageScan (4)

4. 解析結果をエクスポート



行動解析システムの例 EthoVision XT(Noldus) (1)

(Noldus /株ソフィア・サイエンティフィック)

Contact information Register Login

Noldus

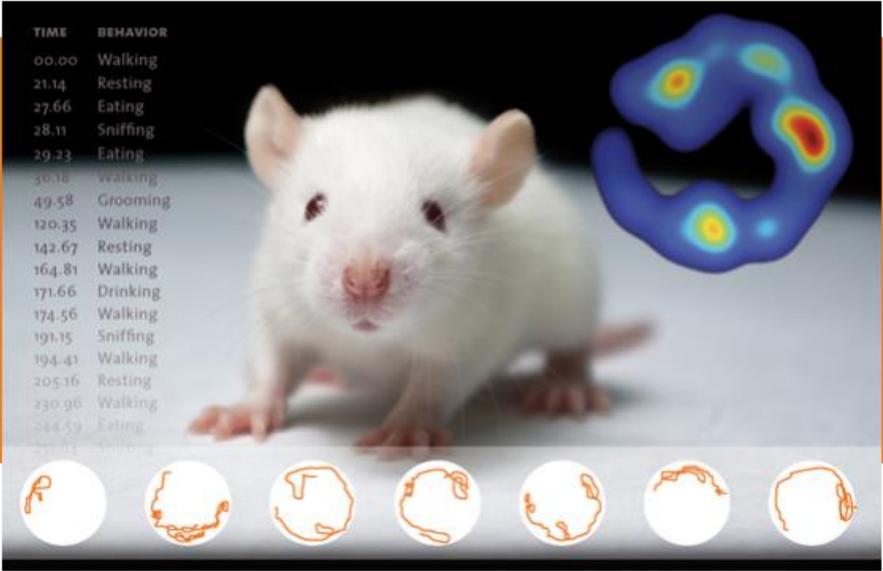
Search

[ANIMAL BEHAVIOR](#) [HUMAN BEHAVIOR](#) [CONSULTING](#) [ABOUT NOLDUS](#) [SUPPORT](#)

[Blog](#) [f](#) [in](#) [twitter](#)

[Products](#) [Applications](#) [Services](#)

TIME	BEHAVIOR
00.00	Walking
21.14	Resting
27.66	Eating
28.11	Sniffing
29.23	Eating
30.16	walking
49.58	Grooming
120.35	Walking
142.67	Resting
164.81	Walking
171.66	Drinking
174.56	Walking
191.15	Sniffing
194.41	Walking
205.16	Resting
230.96	Walking
244.59	Eating
247.59	Resting



EthoVision[®] XT

EthoVision XT is the most widely applied video tracking software that tracks and analyzes the behavior, movement, and activity of any animal.

Request Quote ✓

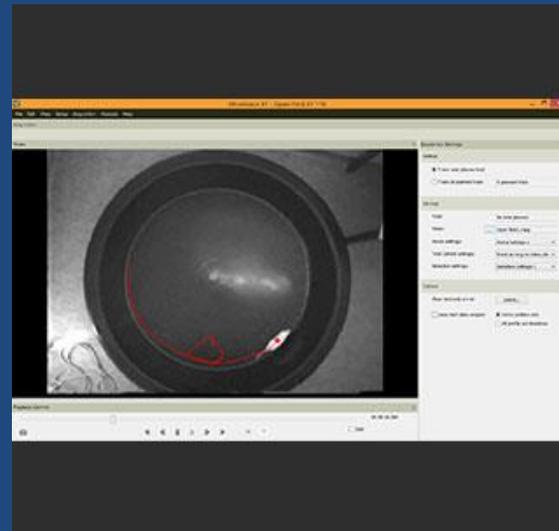
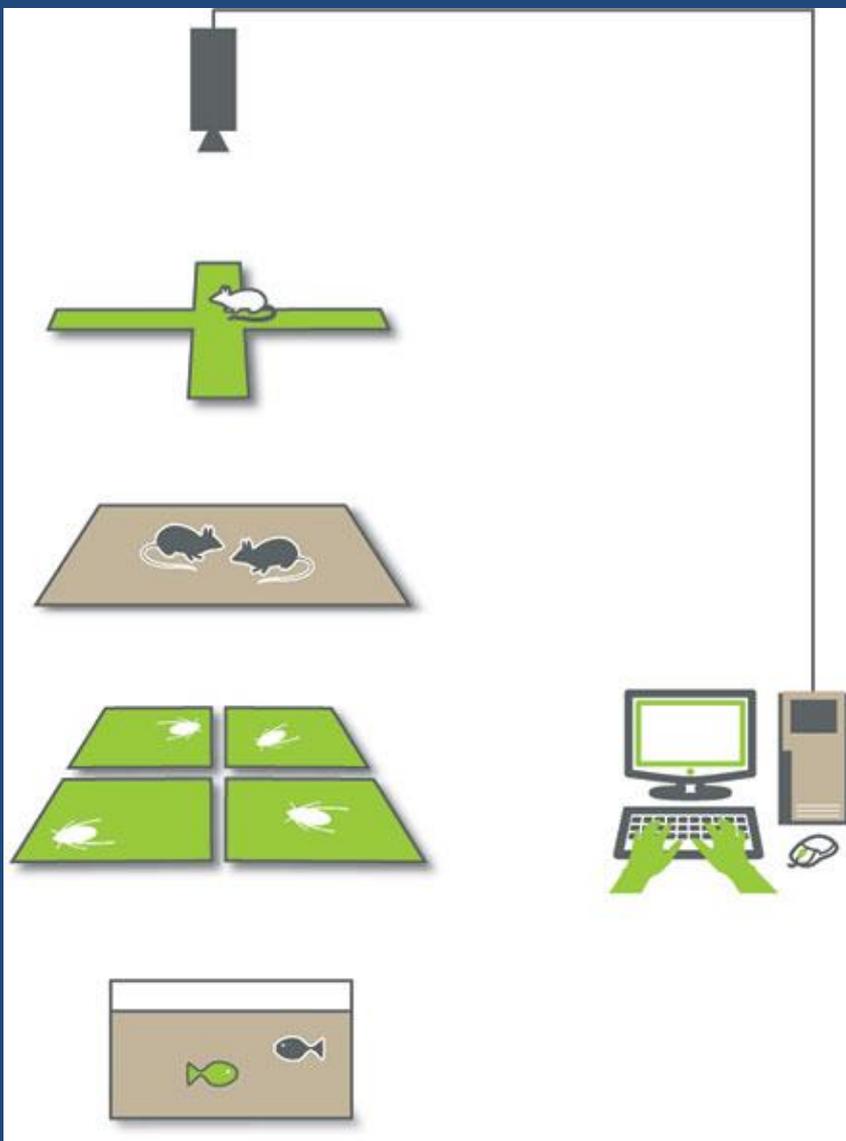
Request Free trial ▶

<http://www.noldus.com/animal-behavior-research/products/ethovision-xt>

(Noldus /株ソフィア・サイエンティフィック)

行動解析システムの例 EthoVision XT(Noldus) (2)

(Noldus / 株ソフィア・サイエンティフィック)



行動解析システムの例 EthoVision XT(Noldus) (3)

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214–224

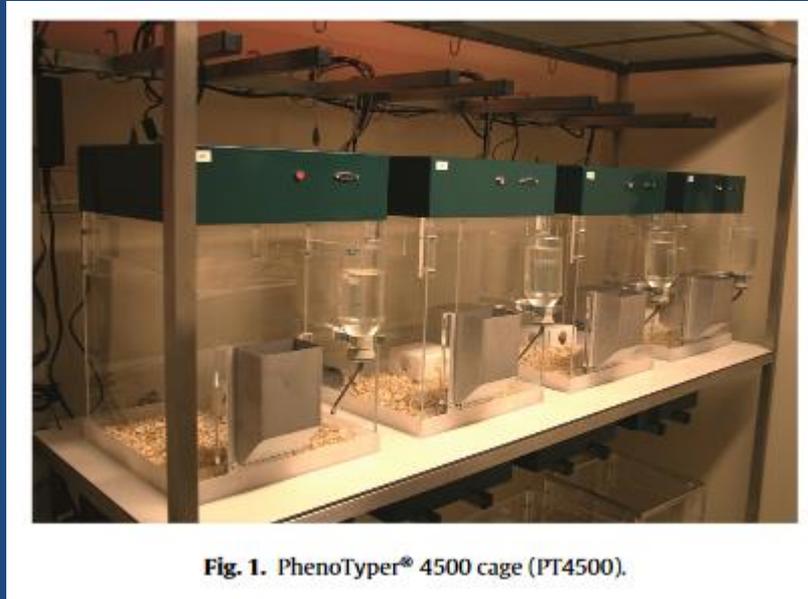


Fig. 2. Different setups used for testing. See Table 1 for description.

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214–224

An automated system for the recognition of various specific rat behaviours

行動解析システムの例 EthoVision XT(Noldus) (4)

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214–224

Table 4
Ethogram of the automated behaviour recognition system (ABR), used for single housed rats in home-cage or open field.

behaviour	Event type	Description
Drink	State	Drinking from the drink nipple
Eat	State	Eat at feeder or from floor or eating while holding food in front paws
Groom	State	Grooming snout, head, fur or genitals. Includes scratch and licking of paws during a grooming session
Jump	State	Fast displacement, taking off with both hind legs at the same time
Rear unsupported	State	Standing on hind legs unsupported. Rearing events include the rise and descend.
Rear wall	State	Standing on hind legs with front paws leaning against the wall. Rearing events include the rise and descend.
Rest	State	Resting without hardly moving, either sit or lying down. Includes sleeping. No interest in environment
Sniff	State	Slight movements of the head in order to gather information about the environment, possibly with slight, discontinuous displacement. The category includes: sniff air, wall, floor and other objects.
Twitch	Point	Sudden and short movement of the body or head. Includes body shake, head shake.
Walk	State	The rat moves to another place. Hind legs must move as well.
Other	State	Any behaviour other than described above

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214–224
An automated system for the recognition of various specific rat behaviours

行動解析システムの例 EthoVision XT(Noldus) (5)

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214–224

Table 5

Merged ethogram. The behavioural categories were merged for analysis. Categories of the human ethogram 'root/dig' and 'gnaw/nibble' were ambiguous for the ABR ethogram but have been merged into the 'explore' category.

Human	ABR	Merged
Drink	Drink	Drink
Eat	Eat	Eat
Groom	Groom	Groom
Scratch		
Hop/jump	Jump	Jump
Jerk	Twitch	Twitch
Shake		
Rear supported	Rear wall	Rear
Rear unsupported	Rear unsupported	
Resting (lie and sit)	Rest	Rest
Attention	Sniff	Explore
Sniffing air		
Sniffing other		
Root/dig		
Gnaw/nibble		
Walk/forward move	Walk	Walk
Mobile exploration		
Other	Other (including dig and gnaw)	Other
Stretch		
Stretched attend		
Undefined transition		
Yawn		
Scan		
Freeze		
Circling/chase tail		
Head-exploration		

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214–224

An automated system for the recognition of various specific rat behaviours

行動解析システムの例 EthoVision XT(Noldus) (6)

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214-224

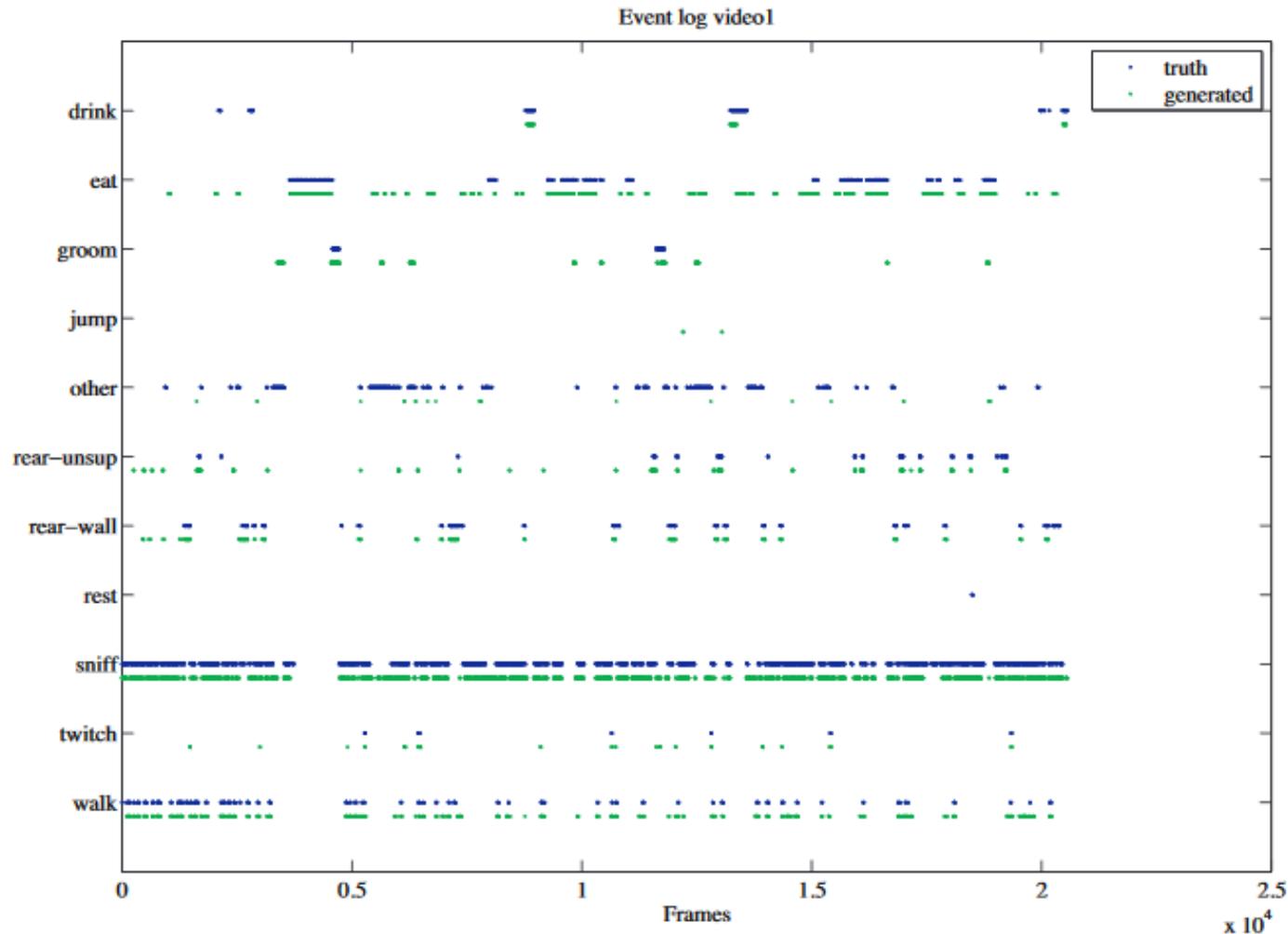


Fig. 3. Ground truth and generated annotation over time for test video 1. Ground truth and generated annotation over time for test Video 1. 71% of the target frames (all frames except 'other') is correctly labeled by ABR. The main confusions are 'sniff' as 'eat', 'sniff' as 'walk', 'eat' as 'sniff', 'sniff' as 'rear-unsupported', accounting for 26%, 20%, 9% and 7% of the mistakes, respectively.

vanDam et al. (2013), Journal of Neuroscience Methods 218 : 214-224

An automated system for the recognition of various specific rat behaviours

本日の発表の流れ (研究例の整理)

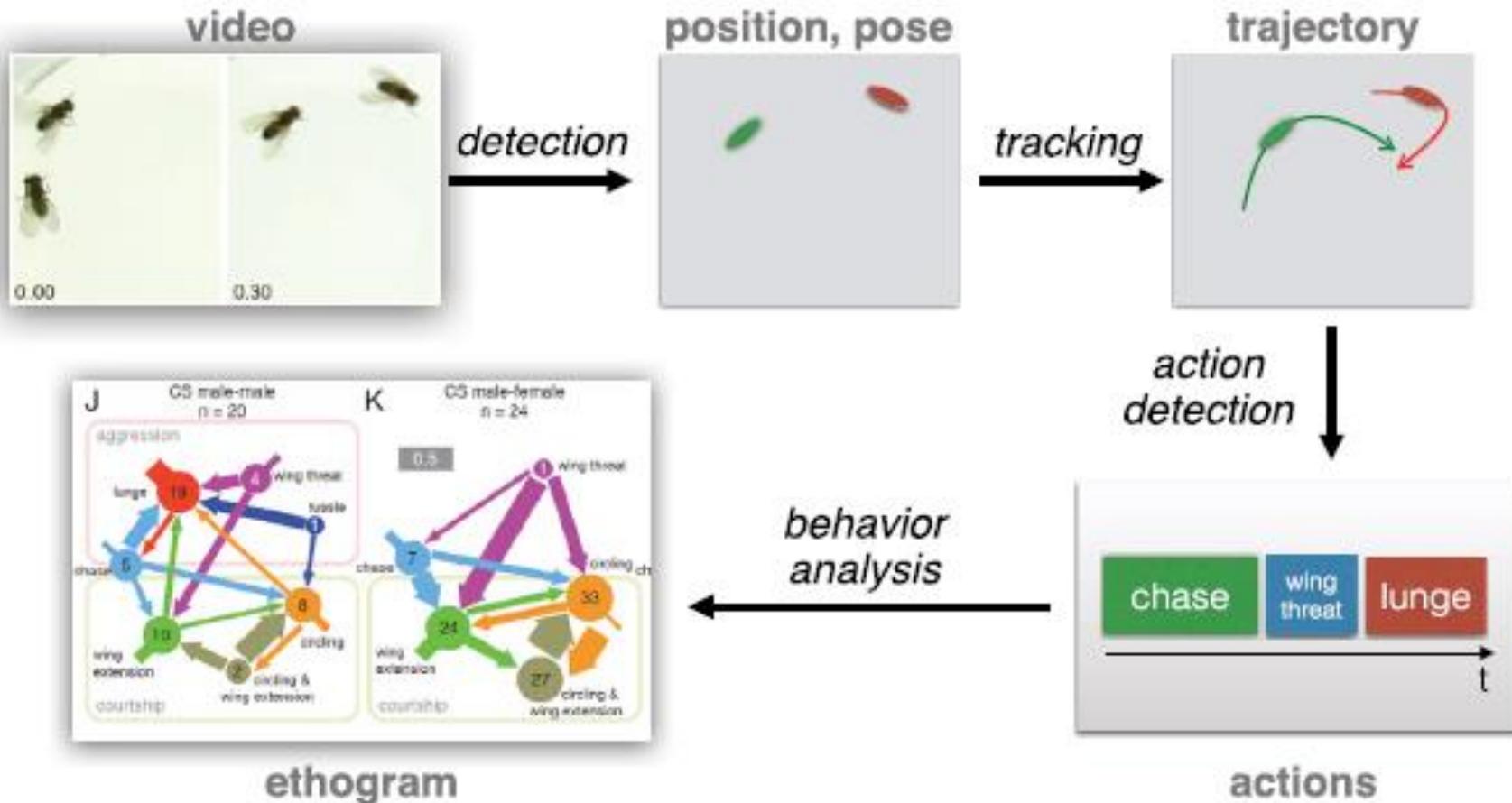
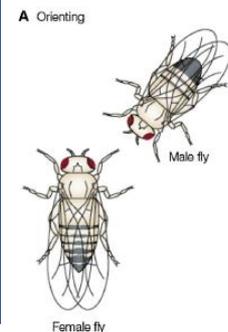
1. 個体識別

2. 行動パターンの自動判別

3. 社会性の把握

コンピュータによる映像からの社会行動の分析

Anderson & Perona (2014)の総説より



Toward a Science of Computational Ethology
Anderson & Perona (2014) Neuron, 84(1), 18-31.

社会性(社会行動)の把握

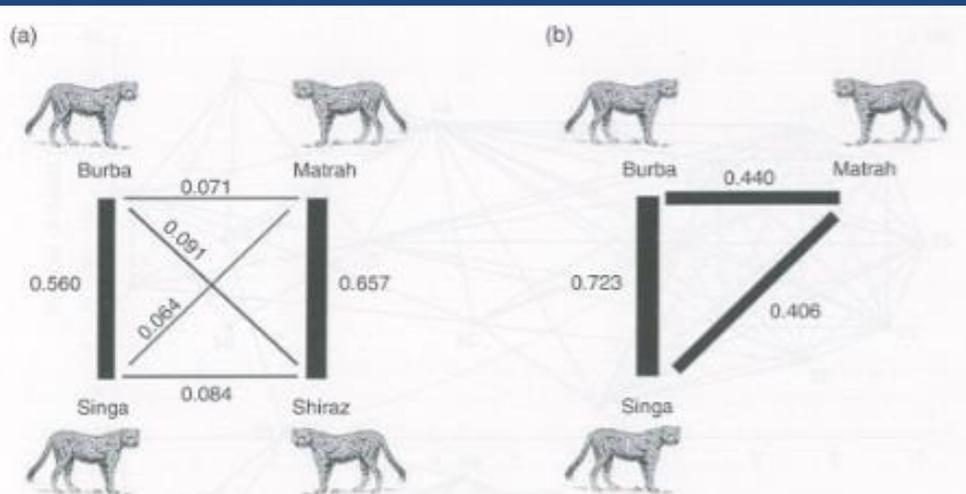


Fig. 6.11 Sociograms for coalitions of male cheetahs (*Acinonyx jubatus soemmeringii*) at Chester Zoo (UK). Burba and Singa were littermates, and Matrah and Shiraz were half-siblings from different litters with the same sire. Each pair was originally kept separate from the other. The two pairs were then combined (a). When Shiraz was removed from the group a coalition of three was formed from the remaining animals (b). Source: Adapted from Chadwick *et al.*, 2013. Reproduced with permission of John Wiley & Sons.

『Studying Captive Animals: A Workbook of Methods in Behaviour, Welfare and Ecology』 (2015), Rees, Wiley-Blackwell

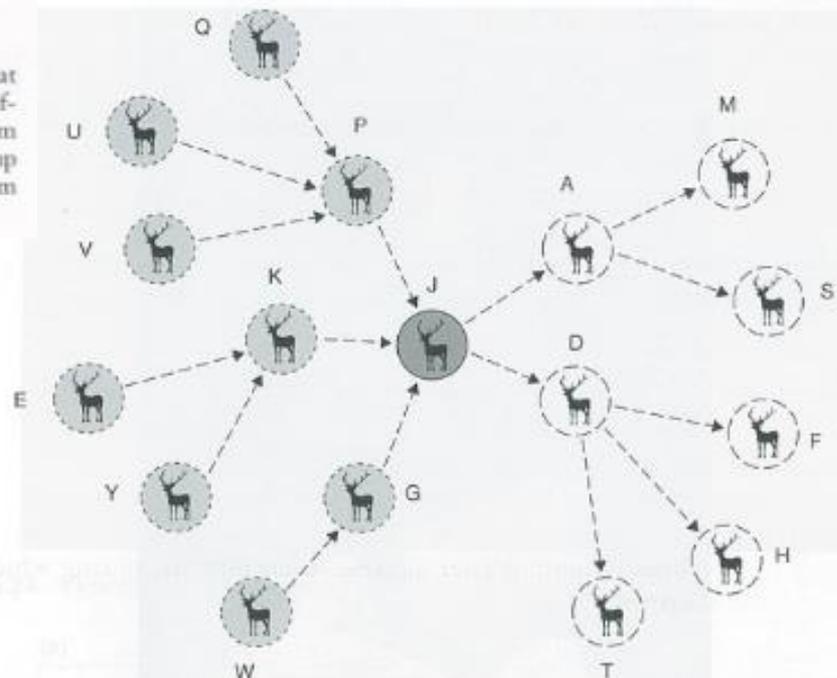


Fig. 6.22 How to calculate an index of fighting success. The focal animal is stag J. Arrows connect pairs of stags such that they point to the losers of fighting contests. Stag J beats stags A and D, but loses to stags P, K and G. (See Section 6.7.1 for explanation.)

社会性(社会行動)の把握



Fig. 6.4 Defining associates: is this one group of maras (*Dolichotis patagonum*) or a group of three and three singletons?

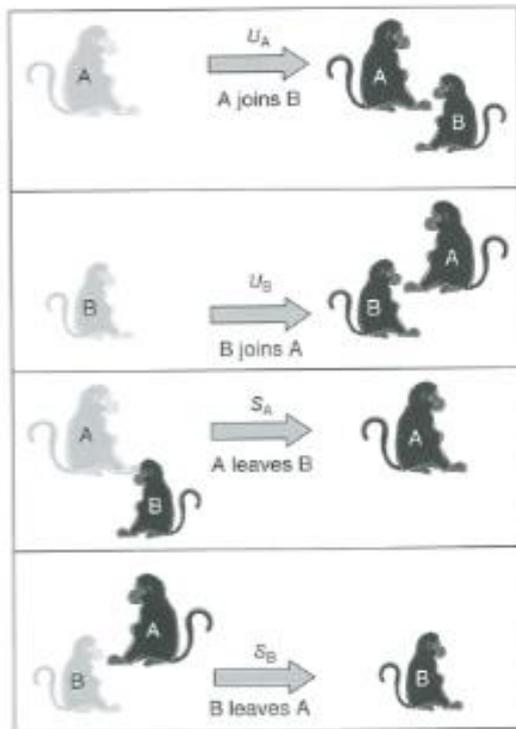


Fig. 6.15 The events recorded in order to calculate a maintenance of proximity index (MPI). Ghost images represent a location from which an individual has moved.

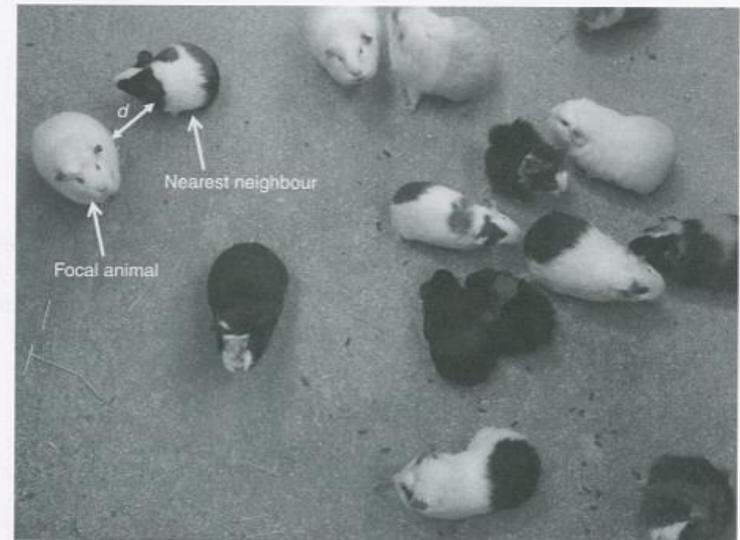
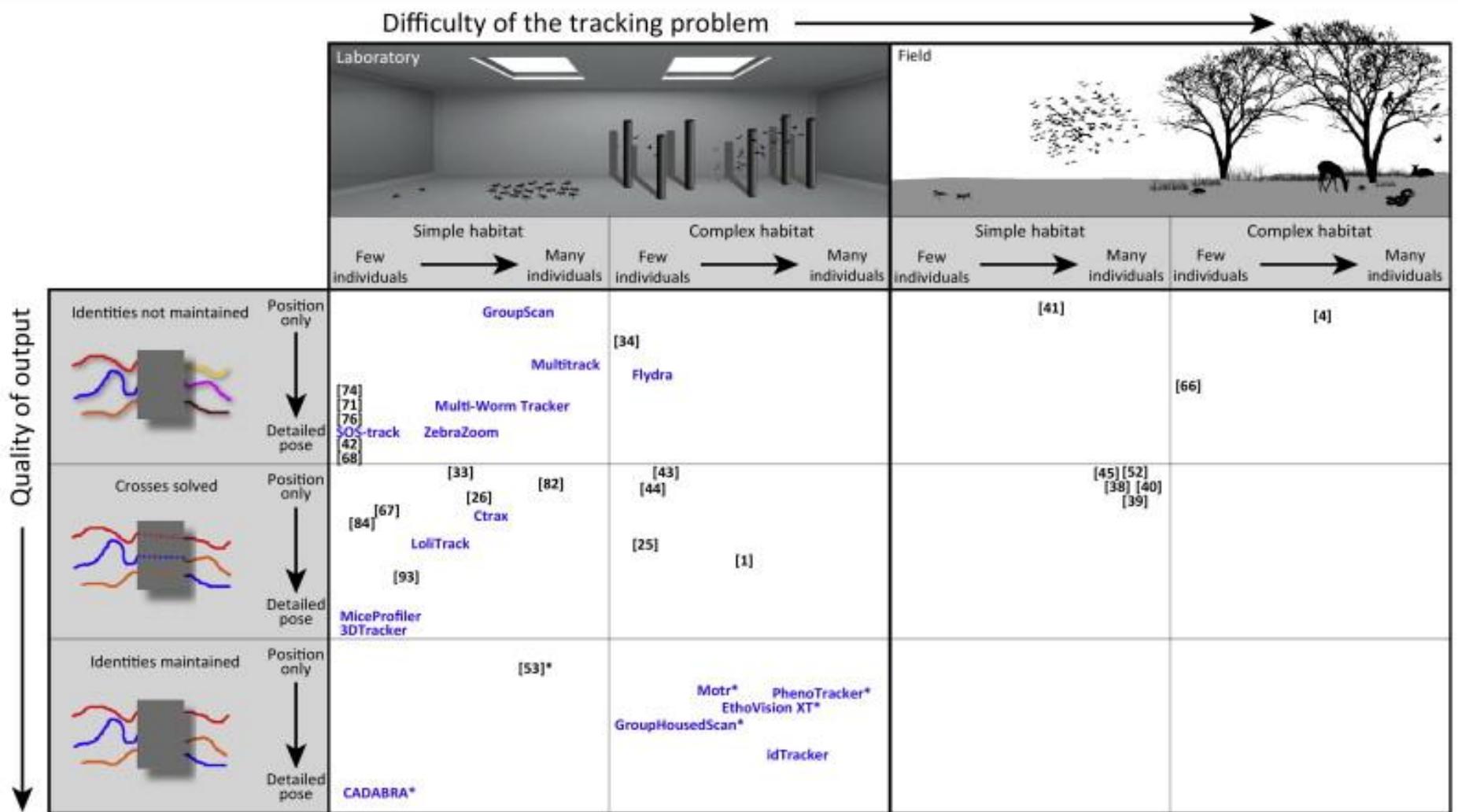


Fig. 6.16 The concept of 'nearest neighbour' illustrated in a group of guinea pigs (*Cavia porcellus*). The distance d is often measured from head to head.

『Studying Captive Animals: A Workbook of Methods in Behaviour, Welfare and Ecology』 (2015), Rees, Wiley-Blackwell

コンピュータによる映像からの行動解析

Dell *et al.* (2014)の総説より



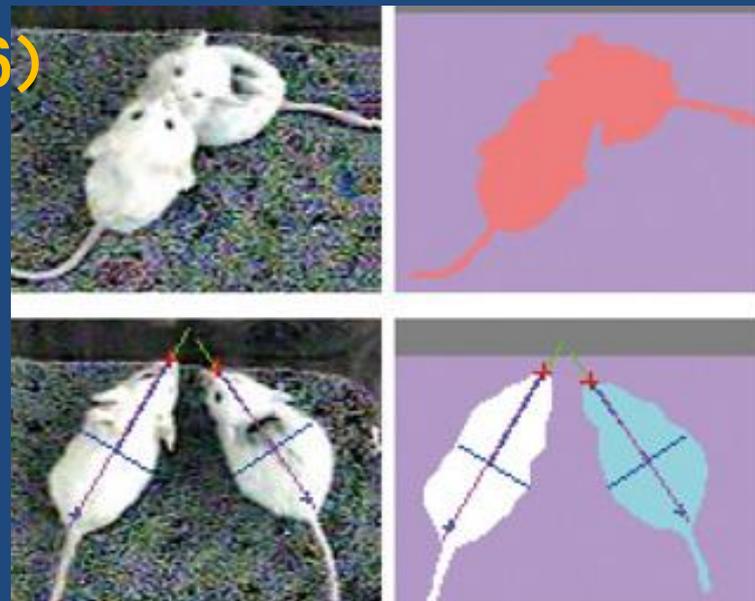
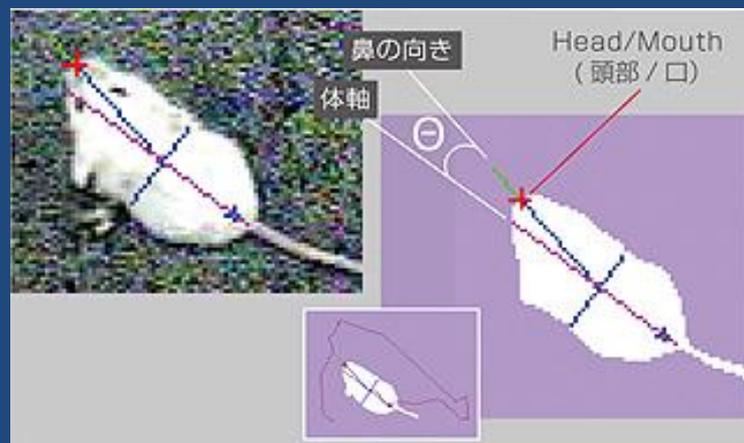
TRENDS in Ecology & Evolution

Automated image-based tracking and its application in ecology

Dell *et al.* (2014) Trends in Ecology & Evolution, 29(7)

行動解析システムの例 PhenoScan(6)

SocialScan (1)



動物2から動物1への社会的な接触
- Sniffing -

Social Sniff [2 sniff 1 Body]



Illustration



Area: Cage

動物2が動物1から遠ざかる
- Leave -

Social Leave [2 from 1]



Illustration



RGB: (82, 82, 77)

動物1と2の距離が保たれている状態
- 不動状態 -

Distance between [2 and 1] Less Than 60.00 mm



Illustration



RGB: (89, 87, 87)

行動解析システムの例 PhenoScan(7)

SocialScan (2)

TopScan - TopView Behavior Analyzing System

File Data Trial Background Arena Visualization Settings View Help

Video: SocialContact.mpg

0 6030
00:00:00 3'21"
Frame 2495
Time 1'23"

Analyze
 Arena Background
Design Tracking Event

Display Option
 SniffNose Trace
 Orient Waist
 Label Debug
 ArenaSide Border
 OverLay OnArena
 Animal Mark

Time Format
 Time Frame

Update View
 Event 5 frames
 Others 5 frames

Result
Reset Save Export
Log In Proc Tracing

Video Window Cropping
Top 0 Bottom 0
Left 0 Right 0
Adjust

Video Frame Browsing
Play from to

RGB: (131,129,116)

Arena Status

Arena	State	Start	Stop	Duration
1	Stop	0"	1'23"	83.25

Illustration

Event

ID	From	To	Length	Event
20	36"	36"	0.4	Social Sniff [1 sniff 2 Genital]
21	44"	59"	15.0	Social Contact [1 with 2]
22	58"	59"	0.3	Social Sniff [1 sniff 2 Head]
23	1'17"	1'18"	1.4	Distance between [1 and 2] Less Than 60.00 mm
24	1'17"	1'18"	1.4	Distance between [2 and 1] Less Than 60.00 mm
25	1'19"	1'20"	1.0	Distance between [1 and 2] Less Than 60.00 mm
26	1'19"	1'20"	1.0	Distance between [2 and 1] Less Than 60.00 mm
27	1'21"	1'23"	2.1	Distance between [1 and 2] Less Than 60.00 mm
28	1'21"	1'23"	2.1	Distance between [2 and 1] Less Than 60.00 mm
29	1'21"	1'22"	0.4	Social Sniff [2 sniff 1 Body]
30	1'21"	1'23"	1.8	Social Contact [1 with 2]

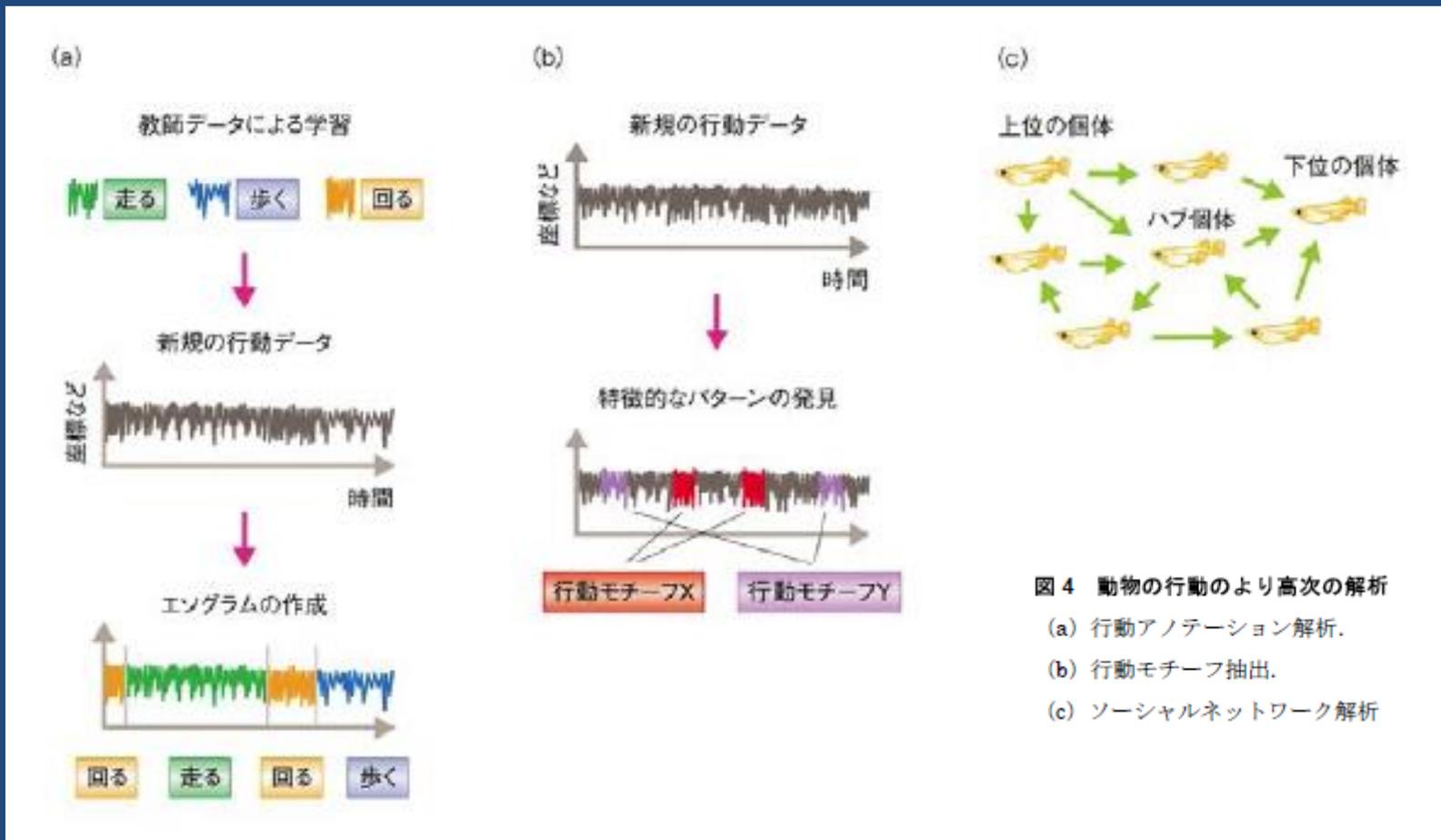
Result

Event Statistics Social Distance Statistics Signal Debug Information

Arena	Criteria	Bouts	Duration	%	Latency	Dist(mm)	V(mm/s)	Elong	TangleSum	AverAngle
1	Social Contact [1 with...	5	39.71	47.7	1.50	746.21	18.79	1.84	-266.94	-6.72
1	Social Approach [1 to 2]	0	0.00	0.0						
1	Social Approach [2 to 1]	0	0.00	0.0						
1	Social Leave [1 from 2]	0	0.00	0.0						
1	Social Leave [2 from 1]	0	0.00	0.0						
1	Social Sniff [1 sniff ...	3	1.67	2.0	1.97	70.70	42.38	2.25	48.22	28.90
1	Social Sniff [1 sniff ...	1	0.43	0.5	35.97	28.74	66.25	2.20	-10.57	-24.37
1	Social Sniff [1 sniff ...	1	0.43	0.5	35.97	28.74	66.25	2.20	-10.57	-24.37
1	Social Sniff [2 sniff ...	2	0.50	0.6	2.00	3.18	6.36	1.57	48.49	96.88
1	Social Sniff [2 sniff ...	2	0.70	0.8	31.97	29.46	42.05	1.68	17.97	25.65
1	Social Sniff [2 sniff ...	0	0.00	0.0						

コンピュータによる映像からの社会行動の分析

福永・岩崎(2015)の総説より



福永・岩崎(2015) 領域融合レビュー, 4, e003

Computational Ethology: バイオインフォマティクスと動物行動学の融合

今回のまとめ

1. ディープラーニングを用いた個体識別の試みは、いくつかの野生動物で行われている。飼育動物については少ない(あまり識別の必要がない?)。
2. コンピューターを用いた行動の自動判別の試みは、ほぼ実験動物のみ。
3. 継続した個体識別を行った上での、行動の解析(社会性の把握)は、あまり行われていない。

新ビジネス創出と円山動物園の機能強化に向けた
技術確立のための検討会（第2回）

日時 平成30年2月28日（木） 14時00分～16時00分

場所 札幌市円山動物園 動物園プラザ

【ホッキョクグマの動作分類】

- 前回、画像認識についてお話しした。
（1つの画像から、個体を識別する）
- 今日、動作分類について。
技術はいくつか研究中。例えば、動画キャプション生成、人の行動認識、ジェスチャー認識、手話認識など。これらを機械で行う。
- 手話から意味を判断する「動作分類」の例
（動画から意味を判断する流れを説明するために手話の例を使用）
- 順方向だけでなく逆方向にも流すことで、なぜ最後にそれを言ったのか、を認識する
→これをホッキョクグマの動きに利用する
4台のカメラで、シロクマがどのような動きをしているのか追いつける
シロクマを切り取った画像は作れたので、次のステップ
- 静止・歩行・寝るの3パターンの行動をコンピュータに覚えさせる
1つの動きに対して210データを得る
→大きく動きの違う3つに分けたので、判別はコンピュータにとってはそう難しくなく、パターン認識の正解率は98%
常同行動
→時間的に30分程度。こういう行動が自動的に把握できるようになるとよい。
- 授乳音については今進めているところ。
- 他の動作認識はもう少し精度がたかくなるようにしないとイケない。
- 個体の同定も並行して進めているところ。

【動作認識のビジネス展望】

- 1月に本業務の記事（札幌・円山動物園、AIで動物管理実験）が新聞に載った際には、個人情報保護委員会から連絡がきた。
*動物の顔認識ができるということは、人間の顔認識にもっていくつもりなのでは？
*セキュリティについてはどのように考えているのか？

など。

ただ私たちの興味としては、人の顔識別は大手の企業がやっているので、あくまでも動物の認識が影響を与えていくか、というところである。と返答。

- 乳牛の顔認識

→これからやっていかななくてはならない。反応もいい。
蓄積しているデータを AI で支援していきたい。
繁殖の時期、餌の量などを使って酪農に利用したい。

- 害獣駆除

害獣の位置を特定し、追いかけて、駆除するようなことを想定。
ドローンの価格も安くなってきており、取り組みやすくなっている。

- 畜産業

ブタ・肉牛の個体識別、技術としてはこれから。
ID やタグの方が確実だと思うが、画像判断の方が安価なので、画像認識の期待はとても高い。

- 行動検知技術

水族館や動物園に今後提案できたらと思うこと。
たとえば飼育舎のガラスに AR の半透明のシートが貼られていて、実際に動物の行動を検知して、動物の名前などの説明がディスプレイに表示できる技術。
学習展示北海道から提案できたら
VR・MR の技術を持った会社は札幌にもいくつかあるので、今後期待できる。
動物園・水族館がビジネスターゲットになるのではないかな。

【画像解析による動物の個体識別と行動把握～研究例の紹介～】

1. 個体識別

シマウマは実際に画像解析により個体識別されている。
ケープペンギンはお腹の斑点による識別がされている。
コウモリは翼の血管（指紋のようなもの）を利用し識別している。
チンパンジーは顔が主に使われている。
アザラシは体の形状と模様を利用している。

- その他具体例

「ラベリオ Labellio」(Web サービス)

ホッキョクグマでマニトバ大が実施している。

「WildBOOK」(プロジェクト名)

様々な動物の識別のプロジェクトが紹介されている

ホオジロザメ、ヒシの形を利用。角度などが変わっても個体識別ができる。

2. 行動パターンの自動判別

例はあまり見つからなかった。

実験動物での研究が多く、野生動物への応用は見つけれなかった。

実験動物なので、カメラもしっかり調節できる。

その上で、羽の角度や動きを利用している。

この辺りは日本の企業でも複数取り扱いあり。

医学分野では治療方法・薬などの実験動物の行動把握で活用が進んでいる。

マウスとラットを使用したシステム構築を含めて研究が進んでいる

行動解析システムの例：

「PhenoScan」

こちらもネズミで。

向きや位置で、匂いを嗅いでいるなどの行動を自動に検出

→ログをとる

「EthoVision」(システム?アプリケーション?)

複数の行動をパターン認識できる。

元論文あり。

→エソグラムとしてどういうものをまず作って行って、人間の目では判断できて

いたが、機械では同じものとして扱うという操作をしたもの

実験の中では、人間が観察してグラントゥールスしたときの行動の判別と、機械が判別したものを比較して行動の分析をしている。

野生動物を対象とした研究はほとんど見られない。

3. 社会性の把握

個体を識別して、距離をはかり、トラッキングをすることで、個体間の関係性を把握する。仲がいいとか悪いとか。(ショウジョウバエを対象とした研究)

例：①複数頭の動物がいた場合、6～7頭の群れと判断するのか？3～4のグループが存在すると判断するのか？そこには場合によっては社会的な構造があって、グループがあるということもあり得る。→個体間の関係性が分かれば判断可能

②コンピュータによる映像からの行動解析が可能となれば、識別もできて、行動も一気に把握できる。飼育下での活用が可能となる。

○意見交換

山本 エソグラムという言葉の定義

小菅 この場でいう「エソグラム」はなにを指すかをはっきりさせるべき。

山本 「こういう動物がこういうことをする」というリストのことだと前回学んだような気がする。

加藤 我々がここで使う「エソグラム」の定義を決めればいいだけ。エソグラムの定義を決めるわけではなくて。行動カタログという決めをする。

下鶴 有効な例は。

小菅 有効、有効でない、ではなく、よくとる行動を把握すればいいだけ。行動パターンをなるべく多くリストアップすべき。長谷川さんどうですか。

長谷川 例えば異常行動ができれば、それに気づいて対処できるような検出ができればいい。全体の行動の中で頻度、割合の変化が見ることができれば、意義がある。

石橋 常同行動の話があったが、飼育下特有の行動である。動物の欲求が満たされていないことの裏返しである。職員が彼らにやったことに意味があったかが反映されるので、飼育サイドとしてはありがたい。

下鶴 ある程度想定ができていたほうがいい。

山本 歩いていることを切り抜くとか。

歩いている、常同行動の区別をつけるためには、もう少し上のレベルでやらないといけない。

石田 常同行動と呼ばれているものが本当に常同行動なのか
反復行動を認識させることは可能か？

飯塚 軌跡を取り出すだけでは不十分

石田 私はそれで充分だという意見。ただ、飼育場のどこでその動きをしても把握できることができるかということ。

飯塚 それは可能。

石田 旧飼育場、新飼育場で常同行動がどれだけ減ったかを分析したら有意義なのでは

と思うが、そういったことは可能か？

飯 塚 可能

石 田 今親子のシロクマがいるが、親子の判断は可能か？

飯 塚 そこまでの取り組みはまだしていない。

石 田 ネガティブな側面が分かるのは大事。一方ポジティブな側面はどのように引き出されるのかは非常に興味深い。いつプールに飛び込むのかとか。

飯 塚 飛び込む回数を数えるのかは簡単だが、要因を探すのは難しい。研究レベルで取り組まないと結果は得られない。

石 橋 飛び込むのは、おもちゃや人（新飼育場であればアザラシ）など外的な影響が多いと思うが、今の監視カメラではこれらを把握するのは難しい。

長谷川 ポジティブな側面とはバリエーションが多い。検出できるレポートリーを増やすのは大事なこと。

小 菅 今回3パターンの意味づけしたが、少しずつパターンを増やしていくということなのか？木に手をかけるとか。

飯 塚 そうです。いつでも可能。3パターンが4パターンに増える。

長谷川 確認だが、今までの行動は2秒で判断している？

飯 塚 はい。

長谷川 2秒ごとに区切って

飯 塚 通常は、2秒と決まっているわけではない。プレゼンの手話の例のように。

長谷川 喧嘩とか威嚇とか、一瞬の行動や、逆に長いほうが判断できるときもありますね。

石 橋 いまのカメラ配置だと、オーバーラップがあると思うが、それば2頭いるということになっているのか？

飯 塚 いまはそうです。ただ、かならずオーバーラップしている部分のカメラ映像には相関があるので、そこを学ばせれば、1頭と判断させることはできる。

加 藤 ビジネスとして。

下 鶴 動物の動きに関して、映像でなんとかしようという声はすごく高い。

ブタの体重変化は、体重計に乗せればいいような気もするが、画像で判断したいといわれている。

病気の予防。繁殖のタイミングを判断できるのは、酪農家にとってはお金に関係するので大事なこと。

加 藤 動物園の場合、動物がいかに退屈しないか。どこの動物園でも同じ課題がある。

そういった意味ではあまりお金をかけないで分析できるのが一番いい。

山 本 チンパンジーの個体識別。もう少ししていきたいと考えている。

どちらかという行動分類が大きなテーマになっていて、そちらのほうが重要な

のかなと思っている。そちらに注力したいと思っているが、見通しとしてはすべてのテーマについて示すことはできると思う。

労力を行動分析に割きたい。それが今日までの感想。

加藤 ホッキョクグマの場合、リラとララ。我々としても行動分析が大事だと思う。今の新しい施設も多分飽きるから、今から行動分析すべき。

小菅 お尻でうんぬんのはなし。チンパンジーの非発情期の陰部の分析ができていれば面白い。前回の話では、確か顔で判別をしていたが、お尻は難しいのか？

山本 お尻も以前はやっていた。ただ、今日撮ったけれども明日は違うかもしれないから、違う個体と判断されてしまう可能性があり、顔にした経緯がある。

小菅 なるほど。

山本 いつどれくらいの頻度で変化するかなどのデータを取るのはいいと思う。

小菅 毎回A個体の陰部が同じ形かはわからなかったり、ということですね。貴重なデータになると思う。

長谷川 手話の判定方法。軌跡を使っているということは？

飯塚 顔の表情や首の動きも利用できるといわれている。今後はこれらも使っていきたいが、今日見せた動画はただの軌跡である。

長谷川 チンパンジーでも手の軌跡が判別に使えるのではと思ったが？

飯塚 可能

長谷川 個体識別プラス行動分析を兼ねてできるということですね。

山本 何秒単位で見るかを調節する必要はあるが、動きの区別は動画から可能であると思う。

長谷川 ホッキョクグマについて、大きさを判断するとしたら、周りの風景から判断することか？

飯塚 そうです。地面から足が離れることはないので、立っている位置から大きさを判断する。

長谷川 期待したのは、動物園で技術を確立して、野外に反映すること。さきほどブタの体重計の話があったが、野生の動物では不可能。

そういったことは可能か？

飯塚 動物園の中は、場所がわかっているため可能だが、スケールが分からなければ難しい。

石田 ステレオカメラとかでは？

飯塚 できると思う。

石田 写真からある程度の大きさが測れないか試している。ただ、実際の重さが分からないので、難しいということが分かっている。なので、横から写真を撮って予測するという方法。

ヒグマに関して言うと、動物園のヒグマは体重の年次変化はあまりないので、野
外のヒグマはいいところはわかるが悪いところはわからないという状況。

AIでやってもらったほうが、客観的で、いい。

飯塚 体重が分かった場合はどのように活用できるか。

石田 数字が分かれば、学術捕獲など、捕獲するタイミングを判断することができる。
すごくいい時と悪いときのデータがないという点で、我々の限界を感じている。

山本 今ホッキョクグマの体重は管理している？

石橋 今のところはしていない。新しい施設には体重計があるので、そこに乗るようト
レーニングさせようとしているところ。

長谷川 画像と連携できれば期待できる。

小菅 これだけ大量のデータをどのように管理するか。
被毛の状態とか、見た目の状態とか。この状態のときはこのような状態と予測で
きるかもしれない。

小菅 今なら毎日ホッキョクグマは採血できるんじゃないの？

石橋 調子いい時なら可能。

加藤 今回は2回目の検討会。決して3回目で結論がでるとは思っていない。2018
年度も続けていきたいが、年度の区切りがあるのでいったん整理をしたい。
どんなところまでいけるのか？

山本 ホッキョクグマについては、もう少し行動パターンを増やして分析する。
1日だと難しいので数日で探すという作業が必要。それができれば可能。
ただ、人力でタグ付けをしているので、限界がある。行動パターンをあと数種類
増やして結果を出したい。

山本 チンパンジーは、撮影環境の問題もあり、データをもう一度撮りたい。
画面のどこを歩いていたか、というトラッキングを解析するところまでやりたい。
ホッキョクグマの個体識別、授乳音の学習については、ある程度の見通しを出し
たい。

加藤 人力がたいへん。アナログ作業。

酒井 次回3回目では一端区切りの議論をしたい。
このような形で入口に入りましたので、どのような動物でどのようなことができ
るのか、活発に議論したい。

次回はそのような位置づけでお願いしたい。

加藤 ありがとうございました。

(了)