

アニマルクラウド： 動物の認知機能を活かしたクラウドソーシングシステム

横山 正典^{†1} 高野 裕治^{†2} 巻口 誉宗^{†1} 中嶋 智史^{†2} 吉田 大我^{†3}
並河 大地^{†1}

概要：本稿では、動物の認知機能を活用するマイクロタスク型クラウドソーシングシステムである“アニマルクラウド”を提案する。アニマルクラウドの要求条件として、タスクの学習の必要性、タスク正解率の補完、タスク実行の選択権の確保、が挙げられる。上記要求条件を満たすシステムのアプリケーション例として、ラットによる画像認識システムを実装した。システムの実現可能性を確認するために、ラットの行動実験と、シミュレーションを行った。その結果、約 50 匹のラットを 15 日程度学習させることで本提案は実現可能であることが示唆された。

Animal Cloud: Crowdsourcing System on the basis of Animal Cognitions

MASANORI YOKOYAMA^{†1} YUJI TAKANO^{†2} MOTOHIRO MAKIGUCHI^{†1}
SATOSHI F. NAKASHIMA^{†2} TAIGA YOSHIDA^{†3} DAICHI NAMIKAWA^{†1}

Abstract: We propose “Animal Cloud” that is a micro task crowdsourcing system based on animal cognition. The require conditions of Animal Cloud are as follows: necessity of learning the task, supplement of the task accuracy rate, securement of the right of choice whether the animals do the task or not. As the first step, we implemented the image recognition system by rat’s perceptual or cognitive ability as one of the examples of applications that fulfill the require conditions. We conducted the behavioral experiment and simulation to evaluate the feasibility of the system. These results, suggested that the system required 50 rats that learned the micro task for about 15 days.

1. はじめに

約 3 万 5000 年前に人とオオカミが協力して狩りを始めて以来[1]、人と一部の種類の動物は同じ社会の中で共生することを続けている。

その動物たちの知覚・認知機能には人間とは異なる部分と、共通している部分がある。例えば、イヌの嗅覚は人間の 1000 倍以上鋭敏であること[2]、ラットは人間には認識できない音のパターンを聞き分けることができること[3]など、人間には知覚できない刺激を動物が知覚できるという知見がある一方、マウスやブンチョウなどの鳥類が人間と同様に絵画を見分ける能力があること[4][5][6]、鳩は鏡の中の自己認知が可能であること[7]など、共通している認知機能についての知見も多く報告されている。

イギリスの畜産動物ウェルフェア専門委員会が 1992 年に提案した 5 つの自由[8]の中で、動物が生態・習性に従った自然な行動を行える必要性を指摘しているように、動物たちがその知覚・認知機能を発揮できる環境を整えることは動物自身の健康を保つ意味で重要である。

また、動物の知覚・認知機能が発揮される環境を整えることは、人間にとってもメリットがある。例えば、画像をトリガーにした情報検索サービス[9]において、画像認識を 100% の精度で行うことは難しいが、計算機とマウスや鳥類の視覚認知機能を組み合わせることで、従来よりも高い認識精度を実現できる可能性がある。また、イヌの嗅覚やラットの聴覚を活用することで、新たなサービスを実現できる可能性がある。

しかし、人間社会の中で知覚・認知機能を発揮している動物たちは数少ない。例えば、伴侶動物としてのイヌは約 1000 万頭いるのに対して[10]、空間把握の力や記憶力を発揮し視覚障害者を支援する盲導犬は全国で約 1000 頭とされている[11]。

伴侶動物や展示動物、産業動物には多くの余剰時間があり、それが動物自身の Quality of Life (QOL) の低下につながっている可能性がある。伴侶動物では飼い主が留守中の余剰時間が大きなストレスとなり、うつ状態になること[12]や、展示動物では本来の行動欲求が満たされないために常同行動が生じること[13]などが知られている。

伴侶動物や展示動物、産業動物のような余剰時間を多く持つ動物たちの QOL を向上させ、その取り組みが人間社会に対する貢献にもつながるような循環を作り出すことが重要と考える。

^{†1} NTT サービスエボリューション研究所

NTT Service Evolution Laboratories

^{†2} NTT コミュニケーション科学基礎研究所

NTT Communication Science Laboratories

^{†3} NTT メディアインテリジェンス研究所

NTT Media Intelligence Laboratories

余剰時間を多く持つ動物たちがその知覚・認知機能を発揮する場を設ける際の障壁となる点としては四つ考えられる。一つ目は、盲導犬などのように特殊な訓練を受けた動物以外は実行不可能なタスクしか用意されてこなかったことが挙げられる。二つ目は、場所の制約である。伴侶動物や展示動物、産業動物は生活空間が固定されており、様々な場所に移動して何らかのタスクを実行することは難しい点である。それぞれの生活空間の中でタスクを実行可能な仕組みが必要である。三つ目は、タスクを最優先で行うことが難しいことである。例えば、伴侶動物は飼い主と過ごす時間が最優先であり、それを差し置いてタスクを実行することは難しい。ある動物がタスクを行えない状況になっても代役がタスクを行えるような冗長化された仕組みが必要である。そして四つ目は、タスクに取り組む動物たちのQOLを人がどのように評価することができ、それが向上したことを示すことができるかという点である。

上記のように、余剰時間を多く持つ動物が社会で活躍する際の障壁が存在する。これに対し、人においては、インターネットを活用することで仕事を行う際の制約を緩和させる仕組みとしてクラウドソーシングが検討されている[14][15]。クラウドソーシングは、インターネットを活用し不特定多数に仕事を公募する行為であり、これによって、ネットワーク越しに多くの人に仕事を依頼することができ、作業者は職場にいなくても仕事を行うことができる。またクラウドソーシングの中にはマイクロタスク型と呼ばれるものがあり、本来の仕事をより単純な内容に分割し、それらをタスクとして依頼するものである。例えば Amazon Mechanical Turk [16]がその例である。Amazon Mechanical Turk では、画像内のオブジェクトのタグ付けや、複数画像の中から商品を見せるのに最適と思われる画像を選択する作業など、特殊な技能を持たない人でもタスクを行うことが出来るようなタスク設計がなされている。

人と同じように動物に対してもマイクロタスク型クラウドソーシングを導入することができれば、不特定多数の動物にタスクを依頼できるため、動物はタスクを実行するか否かの選択権を持つことができ、伴侶動物や展示動物、産業動物のような特殊な訓練を受けない動物でも、場所を移動することなく、タスクを行うことができる可能性がある。また、動物が実行すべきタスクを持つことができれば余剰時間の有効活用になり、動物のQOLの向上が期待できるのではないかと考える。

そこで、我々はこれまで動物が行うクラウドソーシングのコンセプトを提案し[17]、初期検討を行ってきたが[18][19]、本稿では、そのコンセプトを具現化するシステムである“アニマルクラウド”を提案する。また、そのアプリケーション例としてラットによるオブジェクト認識システムの実装を行い、評価実験とシミュレーションの結果からアニマルクラウドの実現可能性について議論する。

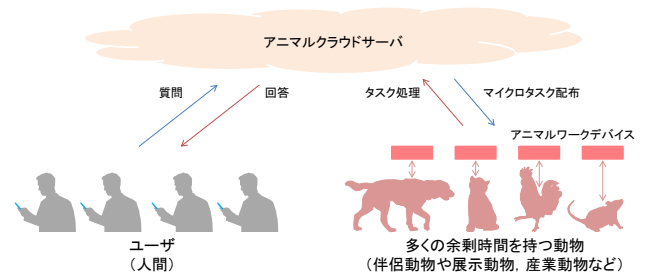


図 1 アニマルクラウドの概念図

2. アニマルクラウド

アニマルクラウドの概念図を図 1 に示す。ユーザである人間はスマートフォンや PC などを使用して質問をアニマルクラウドサーバに送信する。アニマルクラウドサーバはユーザからの質問をマイクロタスクへと変換し、動物の生活空間に設置されたアニマルワークデバイスにネットワークを介して配布する。動物がアニマルワークデバイスによって提示されたマイクロタスクを実行すると、その実行結果がアニマルクラウドサーバに自動送信され、動物には餌などの報酬が与えられる。動物のタスク実行結果を反映したシステムの回答がアニマルクラウドサーバ上で生成され、ユーザへと送信される。

アニマルクラウドでは、クラウドソーシングの中でも、マイクロタスク型のものを前提とする。人が行うマイクロタスクでは、文字の入力を求めるものがあるが、動物には文字入力ができないため、Yes/No のような選択式のマイクロタスクにすることで動物でもタスクの実行を可能にする。

動物がマイクロタスクを行うアニマルワークデバイスは、オペラントボックスを参考にする。オペラントボックスは動物行動学において、ハトやネズミ、イヌなどの動物の知覚・認知機能を効率的に計測・訓練するために用いられる装置である[20]。近年では、Arduino などのマイクロコントローラとスマートフォンやタブレット端末のような情報端末を組み合わせることにより、安価で高機能なオペラントボックスが作成可能となった[21]。

アニマルクラウドでは、タスクをこなす存在であるワーカが動物であることにより、以下のような要求条件が存在する。

- タスクの学習の必要性
- タスク正解率の補完
- タスク遂行の選択権の確保

まず一つ目に、動物は人間のようにタスクを瞬時に理解することはできないため、事前に、タスクにおいて正解を導き出すための判断基準とタスク遂行に必要な行動を学習する必要がある。また、学習が終わっても、時間の経過とともに記憶が薄れ、タスクの正解率が下がる可能性がある。二つ目に、学習が十分に進んだ状態でも、動物のタスク実

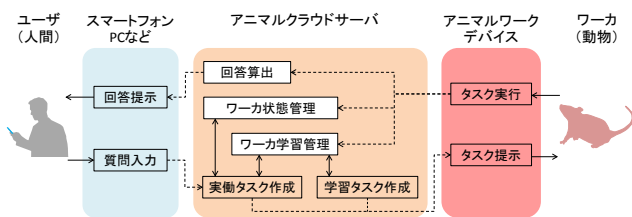


図 2 機能構成

行の正確さは人間よりも低いことが予想される．そこで、動物がタスクを行う場合も人間が行った場合と同等の結果を得られるようにする工夫が必要である．三つ目に、従来のオペラントボックスでは、タスクを行うための空間のみが確保された設計が一般的であったが、アニマルクラウドの目的の一つである動物の QOL の向上を実現するためには、動物がタスクを行うか否かの選択権を有する設計にするべきである．

上記の要求条件を満たすアニマルクラウドの機能構成を図 2 に示す．アニマルクラウドでは、要求条件を考慮した以下の機能を有するものとする．

2.1 ワーカ学習管理

動物がタスクを学習し、学習後も学習状態を維持しながらタスクの実行が可能となるように、学習フェーズと実働フェーズを設ける．学習フェーズでは、正解が既知である学習タスクを行うことでタスク実行に必要な学習を行う．学習タスクの正解率が十分向上した段階で実働フェーズへと移行する．実働フェーズでは正解が未知である実働タスクを実行するが、継続的に学習を行うために学習タスクの間に挿入する形で実働タスクが提示される．これによって、動物は高い正解率で実働タスクを遂行することができる．

2.2 多数決型回答算出

動物がタスクを行う場合も人間と同等の結果を得られるようにするため、不特定多数のワーカにタスクを配布可能であるというクラウドソーシングの特徴を活用する．具体的な手法としては、多数決を導入する．多数決は、人が行うクラウドソーシングの研究において、正解率が必ずしも 100%ではないワーカの回答を含む回答群からでも正確な結果を導き出す手法として検討されている[15]．

2.3 ワーカ状態管理

動物がタスクを行うか否かの選択権を持つことを可能とするため、アニマルクラウドでは、動物がタスクを実行したい時には自らアニマルワークデバイスを使用し、タスク実行を終了したいときにはいつでもアニマルワークデバイスの使用をやめることができるようなインタフェース設計とする．また、動物にタスク実行の選択権を付与する場合、タスクに対するワーカの冗長化が必要となる．そこで、ある動物がタスクを一定時間行わなかった場合に、即座に他の動物へタスクを再配布することとする．

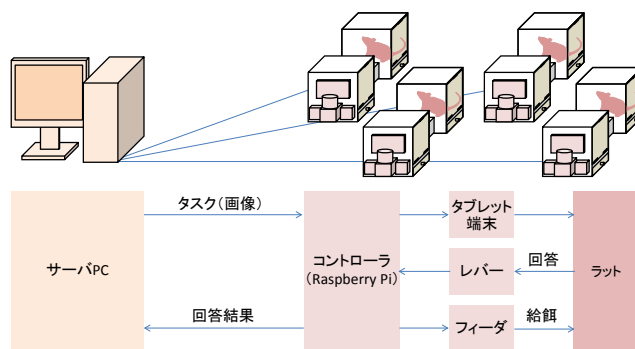


図 3 プロトタイプシステム



図 4 ラット用アニマルワークデバイス

3. 実装：ラットによるオブジェクト認識

今回は、プロトタイプとして、ラットによるオブジェクト認識システムを実装した(図 3)．ユーザである人からの質問入力の部分は本システムでは省略しており、サーバから、ネットワークで接続されている複数のアニマルデバイスに事前に登録されたマイクロタスクが配布される仕様となっている．アニマルワークデバイスの構成を図 4 に示す．アニマルワークデバイスは、作業部屋と生活部屋から構成される．これによって、ラットは作業部屋と生活部屋を自由に行き来でき、タスクを実行するか否かを選択することが出来る．作業部屋には、タスクの画像を表示するタブレット端末と、ラットが回答を行うためのレバー、餌を供給するためのフィーダが設置されている．フィーダとレバーのコントローラとしては Raspberry Pi を用いた．サーバから送信された画像をタブレット端末に表示し、ラットがレバーを押したか否かを Raspberry Pi が判定し、回答に応じてフィーダを駆動させて給餌を行う仕組みである．

今回ワーカとして使用するラットは、動物行動学の分野において多くの知見があり[22][23]、他の動物に比べて実現可能なタスクが想定しやすく、実験を行うのに必要なスペースが比較的小スペースですむため、アニマルクラウドのプロトタイプシステムを使用する動物として検討することとした．

今回想定するサービスは、ユーザ(人)から入力された入力画像を画像認識エンジンによって認識し、被写体などの情報をユーザに通知する画像通知サービス[9]である．画

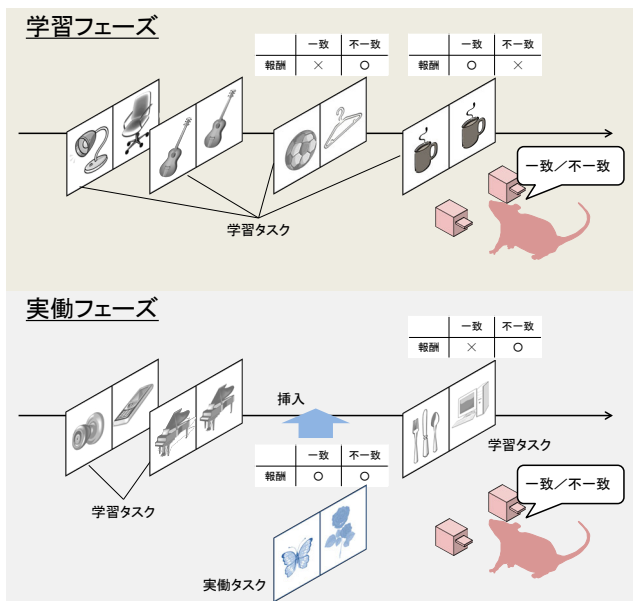


図 5 学習フェーズと実働フェーズ

像認識エンジンの代表的なアプローチのひとつに、入力画像に対して、データベースに予め登録されている画像を類似度の高い順にランキングし、ランキング 1 位の画像を抽出、その画像のタグを用いて認識結果を出力するという手法がある。このアプローチでは、入力画像と等しい正解画像がランキング 1 位から外れた場合に誤認識となり、サービスの品質低下に直結する。一方でランキング上位数枚の画像に正解画像が含まれる確率は、ランキング 1 位の 1 枚の画像が正解画像となる確率よりも高い。そこで、入力画像とランキング上位数枚の候補画像を比較し、正解画像を選定するタスクをラットが処理できれば、画像認識精度の向上、すなわち画像質問サービスとしての品質向上の実現が期待できる。

プロトタイプシステムにおける学習フェーズと実働フェーズを図 5 に示す。学習フェーズでは正解が既知のデータセットを用い、ラットがタスクに正解した場合のみ報酬として餌が与えられる。一方、実働タスクでは、正解が未知のため、ラットは回答の正解不正解に関係なく報酬を獲得することができる。

プロトタイプシステムでは、ラットの回答を収集し、回答結果の多数決によってシステムの回答を生成する。プロトタイプシステムにおいて、何匹のラットから回答を集めればシステムが十分な正解率に到達することができるかについては、後のシミュレーションで考察する。

4. システムの実現可能性の評価

ラットによるオブジェクト認識システムの実現可能性についての評価を行うため、実験とシミュレーションを行った。実験では、多数決による回答が実現可能な程度の学習がラットに可能であるか否かを確認した。またシミュレ



図 6 実験で使用したオペラントボックス

ーションでは、ラットの正解率とラットの数の変化に対する多数決正解率の推移を可視化した。

4.1 実験

まず多数決に必要なレベルまでラットの学習が進むことを確認するための実験を行った。

実験動物 実験動物として、事前にレバー押しを自発的に行う段階まで学習させた Long-Evans ラット 4 匹を用いた。

装置 実験装置として、ラットのオペラント条件付けに用いられるオペラントボックスを使用した。オペラントボックスは、1 つのレバーと、餌を供給するフィーダ、タブレット端末で構成されていた (図 6)。

刺激 タブレット端末に呈示する刺激として、Recognition Benchmark Images データセット[24]から選んだ画像を使用した。刺激セットには、1 枚の見本画像 (ユーザが入力した画像) と、その画像と対をなす 5 枚の比較画像が含まれていた。比較画像のうち 1 枚は見本画像と同じ被写体、残りの 4 枚は見本画像とは異なる被写体が写っていた。合計で 12 枚の見本画像と、60 枚の比較画像 (同一被写体: 12, 異なる被写体: 48) を用いた。

手続き オペラント条件づけによって、ラットに画像の同一判定タスクを学習させた。オペラントボックス内のタブレット端末の画面半分に入力画像が提示され、残り半分に比較画像が表示された。各比較画像は 1 分ずつ呈示され、5 枚の比較画像の呈示が終わると、見本画像が別の画像に切り替わるように設定されていた。異なる被写体の比較画像が呈示されている間はラットがレバーを押すことでフィーダから餌が供給されるが、同一被写体の比較画像が呈示されている間はラットがレバーを押しても餌が供給されないように設定されていた。一日につき 60 セット (同一被写体: 12, 異なる被写体: 48) を 1 分ずつ、計 60 分呈示し、学習させた。

4.2 結果

図 7 に、4 匹のラットにおける 1 日目から 15 日目までの正解率の推移を示す。比較画像 5 枚で構成される一つの学

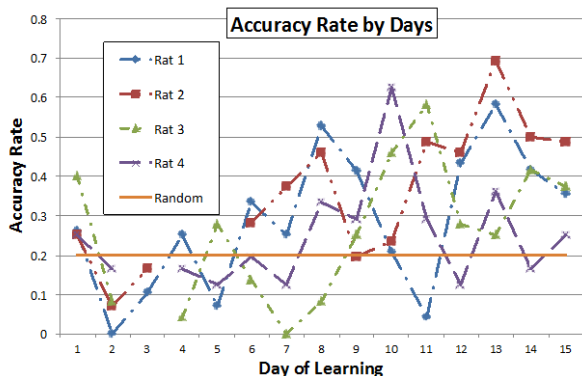


図 7 実験結果

習セット内においてラットが最も多くレバー押しを行った画像に対する反応をラットの回答とし、それが異なる被写体の場合は正解、同一被写体の場合は不正解として、正解率を算出した。図 7 から、時間の経過とともに、ランダムに回答した場合の 20% よりも正解率が高くなり、入力画像と異なる被写体の比較画像の時に多くレバーを押す傾向が強化されていることが確認できる。

4.3 シミュレーション

図 8 に平均正解率 20% から 80% のワーカを仮定し、ワーカ数を 1~97 まで変化させて多数決を取った結果の正解率の推移を示す (タスクの出力 2 値 [0,1], タスク数 60, 試行回数 10,000 の平均)。この結果から、ワーカの平均正解率が 20% より大きい場合はワーカ数を増やすことで多数決正解率が向上し、ワーカの平均正解率が 4 割の場合はワーカ数 49 で多数決正解率が 98% を上回ることがわかる。正解率 98% は、IEEE 主催の計算機による画像認識のコンペティションの現在の最高精度である 91.1% [25] を上回る数値である。このことから、アニマルクラウドにおいて、ワーカ数を確保することで計算機を超える正確な処理結果の算出が可能であることが示唆された。

4.4 システムの実現可能性の評価に関する考察

シミュレーションにおいて、ラットの正解率が 40% である場合にはワーカ数 49 で多数決正解率が 98% を超えることと、また実験において、15 日間の学習でラットの正解率が 40% 前後にまで向上するという結果を踏まえると、約 50 匹のラットを約 15 日間学習させることができればラットによるオブジェクト認識システムは十分な精度で回答を行うことが出来ると考えられる。

今回の実験結果から、同じ学習を行っても個体によって学習の進捗に差があることが伺える。その詳細を明らかにするためには、さらなる実験と分析が必要だが、おそらく、学習の個体差を考慮して、各ラットの学習の進捗を管理する仕組みが必要だろう。また、集中力や報酬へのモチベーション等も学習に影響をおよぼす要因として考慮する必要があると考えられる。この点に関して、筆者らは、オペラント条件づけの前段階で行われるレバー押しの学習時間や、

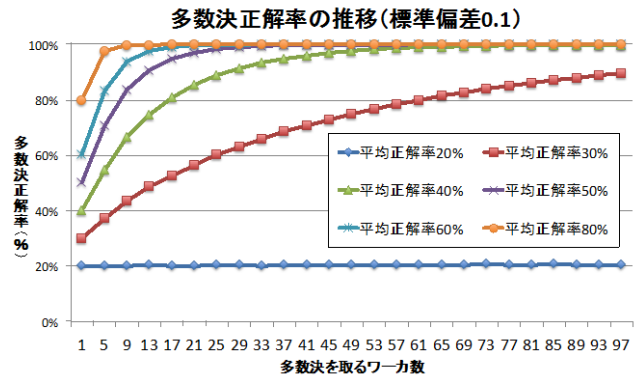


図 8 多数決のシミュレーション結果

レバー押しまでの応答時間等のパラメータを用いて、個体の能力を事前に推定するアプローチによって個体ごとに最適なタスクを選定する手法について検討している [26]。

5. 総合考察

今回のアニマルクラウドのプロトタイプシステム及び実験では、餌をモチベーションとした学習を前提としている。餌によるモチベーション提供は、動物の本能を活用できるため扱いやすく、動物行動学の分野で様々な実験に用いられている。一方で、満腹時にはモチベーションとしての効果が低下すると考えられるため、今後、タスク処理を開始した時間と正解率、レバー押し回数の推移等の関連性について解析し、各ワーカが正解率を維持できる時間を明確化する必要がある。また、人の場合、タスクを処理するモチベーションとして、支払い (Pay)、楽しみ (Enjoyment)、利他 (Altruism)、名声 (Reputation) 等の多様な手法が用いられており [27]、アニマルクラウドにおいても餌以外のモチベーション提示が可能かどうかを検討したい。

アニマルクラウドでは、動物を学習させるために、正解が既知のデータセットを用意する必要がある。その際に一つの方法として、既存の機械学習の研究で用いられている学習データセットを転用することが考えられる。既存の学習データセットがないタスクにおいては、人によるクラウドソーシングでいくつかの正解データを収集した後、それを動物に学習させる、アニマルクラウドと人によるクラウドソーシングを組み合わせた手法が有効と考えられる。

また、今回の実験では、一般的なオペラントボックスを使用しており、ラットはオペラントボックス内で継続してタスクを行ったが、アニマルクラウドのプロトタイプシステムではラットは作業部屋と生活部屋を自由に行き来し、タスクを行うか否かを選択することができる。このような環境において、ラットがタスクの学習を継続して行うかどうかは不明であるため、今後調査が必要である。また本稿では、ラットのためのアニマルワークデバイスとしてオペラントボックスをベースにした部屋型の装置を作成したが、イヌやネコなどの動物の場合には、ウェアラブル型などの、

ラットとは異なるデバイス形態も検討すべきである。

6. 結論

本稿では、動物の QOL を向上させつつ、動物による支援を最大限に引き出すことを目標にし、動物が行うマイクロタスク型クラウドソーシングシステムである“アニマルクラウド”を提案した。また、アニマルクラウドの要求条件である、タスクの学習の必要性、タスク正解率の補完、タスク遂行の選択権の確保、を満たすアプリケーション例として、ラットによる画像認識システムを実装し、システムの実現可能性の評価実験およびシミュレーションを行った。その結果、約 50 匹のラットを 15 日程度学習させることでラットによるオブジェクト認識システムの実現が可能であることが示唆された。今後の課題としては、“アニマルクラウド”に参加する動物の QOL 評価方法を確立させることが挙げられる。

今回実装したラットによる画像認識システムは、動物の知覚・認知機能の中でも人間と共通した認知機能を活用したものであったが、鳥類の視覚やマウスの聴覚などの、人間とは異なる動物の知覚・認知機能を活用したシステムについても検討していく予定である。

謝辞 プロトタイプシステムの構築に多大なるご尽力を頂いた伊藤様、上田様、田島様、西山様をはじめとする皆様に感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 田名部雄一: ヒトと他の動物との共生の歴史, 日本研究 : 国際日本文化研究センター紀要 Vol.5, pp.135-172, (1991).
- 2) 三輪高喜: シリーズ 知っておきたい生理・病態の基礎, 耳鼻咽喉科・頭頸部外科, Vol.82, No.1, pp. 61-66 (2010).
- 3) rattraders,
<http://www.rattraders.com/>
- 4) Watanabe S.: Preference for and Discrimination of Paintings by Mice. PLoS ONE Vol.8, Issue.6 (2013).
- 5) Ikkatai Y. and Watanabe S. Discriminative and reinforcing properties of paintings in Java sparrows (*Padda oryzivora*). *Animal Cognition*, Vol.14, pp.227-234 (2011).
- 6) Watanabe S. et al.: Pigeons' Discrimination of Paintings by Monet and Picasso. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, Vol.63, Issue 2, pp. 165-174 (1995).
- 7) Uchino E. and Watanabe S.: Self-recognition in pigeons revisited. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, Vol.102, Issue 3, pp. 327-334 (2014).
- 8) 石川 創: 動物福祉とは何か, *Japanese Society of Zoo and Wildlife Medicine*, Vol.15, No.1, pp.1-3 (2010).
- 9) 並河大地ら: カメラを向けることで、その場面で必要な情報が取得できる「SightX」. *NTT 技術ジャーナル* 2013, Vol.25, No.5, (2013).
- 10) 一般社団法人ペットフード協会/トピックス/平成 24 年全国犬猫飼育実態調査 結果
<http://www.petfood.or.jp/topics/img/130101.pdf>
- 11) 全日本盲導犬使用者の会
<http://guidedog-jp.net/data.htm>

- 12) Mail Online / News / It's a dog's life: Pets depressed because they are left home alone all day by working owners
<http://www.dailymail.co.uk/news/article-2396570/Pets-depressed-left-home-day-working-owners.html>
- 13) NPO 法人 地球生物会議 ALIVE / Zooチェック / 動物園の動物の異常行動
<http://www.alive-net.net/zoocheck/zoo-check/koudou-1.html>
- 14) Jeffrey P. B. et al.: VizWiz: Nearly Real-time Answers to Visual Questions, *UIST 2010*, (2010).
- 15) V. S. Sheng et al.: Get another label? improving data quality and data mining using multiple, noisy labelers. pp.614-622, *KDD 2008*, (2008).
- 16) Amazon Mechanical Turk
<http://aws.amazon.com/jp/>
- 17) 並河大地ら: 「アニマルクラウド」の提案. *SoC2014 第 5 回ソーシャルコンピューティングシンポジウム予稿集*, (2014).
- 18) 巻口誉宗ら: アニマルクラウドにおける属性 アニマルクラウドにおける属性 推定. *SoC2014 第 5 回ソーシャルコンピューティングシンポジウム予稿集*, (2014).
- 19) Makiguchi M. et al.: Proposal and Initial Study for Animal Crowdsourcing. *AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*, (2014).
- 20) 梅本堯夫: 心理学史への招待-現代心理学の背景. サイエンス社, (1994).
- 21) Pineño, O.: ArduiPod Box: A low-cost and opensource Skinner box using an iPod Touch and an Arduino microcontroller. *Behavior Research Methods*, (2013).
- 22) Takano Y. and Ukezono M.: An experimental task to examine the mirror system in rats. *Scientific Reports*, Vol.4, (2014).
- 23) Weetjens BJ et al.: African pouched rats for the detection of pulmonary tuberculosis in sputum samples. *Int J Tuberc Lung Dis*. Vol.13, No.6, pp.737-743, (2009).
- 24) D. Nistér and H. Stewénius: Scalable recognition with a vocabulary tree. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, pp.2161-2168, (2006).
- 25) Sharif Razavian, A. et al.: CNN Features off-the-shelf: An Astounding Baseline for Recognition. *CVPR 2014, DeepVision Workshop* (2014).
- 26) 巻口誉宗ら: ヒューマンコンピューテーションにおけるタスク割り当て手法の提案. *IJ4-OS-18a-1, 人工知能学会全国大会 2014 予稿集*, (2014).
- 27) A. J. Quinn and B. B. Bederson: Human computation: a survey and taxonomy of a growing field. pp.1403-1412, *CHI2011*, (2011).