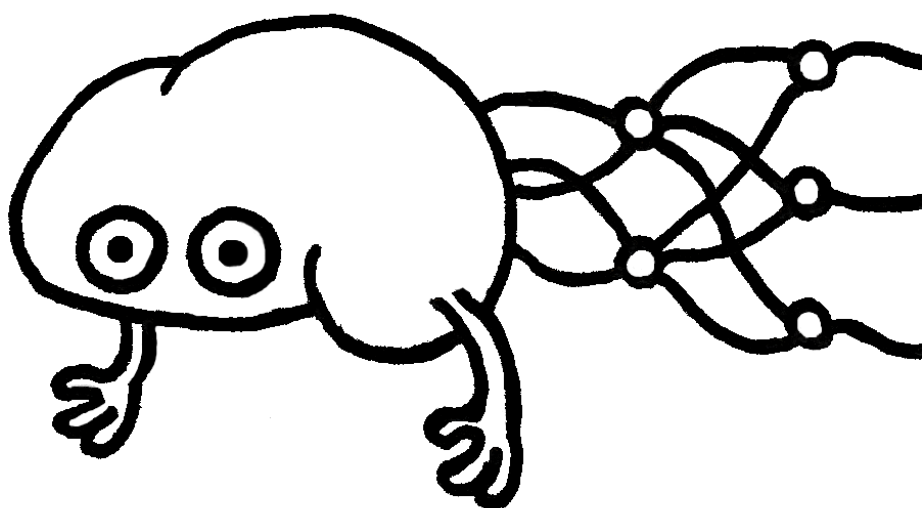


京都大学人工知能研究会

KaîRA

Kyoto univ. AI Research Association



2019 NF
vol.3

第1章	深層学習入門	1
第2章	機械学習のための偏微分入門	15
第3章	脳から学ぶ人工知能	45
第4章	ゲームと機械学習の関わりの事例	58
第5章	統計力学から見る活性化関数と誤差関数	68

京都大学人工知能研究会 Kaira

活動内容

1. 本の輪読

深層学習や機械学習に関する専門書籍の輪読を行います。各章に担当者を設定し、プレゼンやハンズオンなど様々な形態で理解を深めます。

2. ソフトウェア開発

学んだことを活かして各自が興味あるプロジェクトに取り組みます。成果は勉強会や学園祭で発表します。

サークル情報

代表 大山百々勢（工学部情報学科2回）

活動日 毎週木曜日 18:30

場所 京大病院内

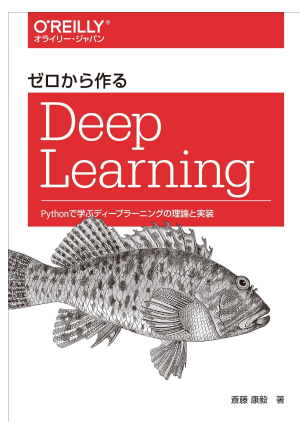
会費 無料

入会資格 誰でも

Mail kyoto.kaira@gmail.com

Website <https://kyoto-kaira.github.io/contact.html>

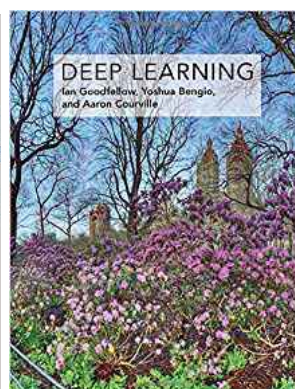
Twitter @kyoto-kaira



(a) www.amazon.co.jp/dp/4873117585



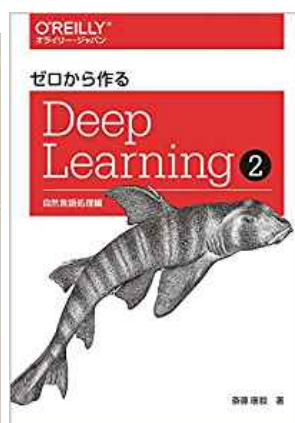
(b) www.amazon.co.jp/dp/4839962510



(c) www.amazon.co.jp/dp/0262035618



(d) www.amazon.co.jp/dp/4065172519



(e) www.amazon.co.jp/dp/4873118360

図 1 今までに輪読してきた本

はじめに

こんにちは！

近年、深層学習を用いた技術は画像や音声の認識やある条件下での最適な行動の学習 (ゲームや車の自動運転など) において素晴らしい成果を発揮しています。こうした技術は今後私たちの生活にとってより一層欠かせないものになると期待されます。

私たち KaiRA は理系文系・専攻・回生・大学を問わず深層学習や機械学習 (人工知能) に興味のある学生が一丸となって活動しています。毎週一回一緒に集まり、専門書籍の輪読会を行ったり面白いと感じた話題をみんなで共有したりしています。輪読会では、発表者のスライドや質疑応答を通じて理解を深めることができます。

今回の NF では、これまでの勉強会の内容を簡単にまとめたポスターや、実際に作成したデモを展示しております。この冊子ではディープラーニングについて簡単に紹介し、関連する興味深い話題を紹介します。私たちの展示を通じて機械学習や深層学習の面白さが伝われば幸いです。

京都大学人工知能研究会

KaiRA 会長

大山百々勢

目次

第 1 章	深層学習入門	1
1.1	はじめに	1
1.2	深層学習の位置付け	1
1.3	ニューラルネットワーク	3
1.4	層構造	5
1.5	学習	6
1.6	損失関数	6
1.7	勾配法	9
1.8	誤差逆伝播法	11
1.9	まとめ	13
第 2 章	機械学習のための偏微分入門	15
2.1	はじめに	15
2.2	ベクトルと行列に関する記号の定義	15
2.3	定義	17
2.4	公式	20
2.5	問題	21
2.6	解答	27
第 3 章	脳から学ぶ人工知能	45
3.1	はじめに	45
3.2	ネオコグニトロン（福島）	48
3.3	誤差逆伝播法（Rumelhart、甘利）	50
3.4	CNN の発明（Lecun）	52
3.5	脳と AI のこれから	52
3.6	終わりに	57
第 4 章	ゲームと機械学習の関わりの事例	58

4.1	概要	58
4.2	機械学習を用いたゲーム AI	60
4.3	技術として用いるゲーム	63
4.4	まとめ	65
4.5	おまけ: 強化学習の基礎	66
第 5 章	統計力学から見る活性化関数と誤差関数	68
5.1	序論	68
5.2	統計力学の基本的な説明	70
5.3	活性化関数と誤差関数	78
5.4	深層化	83
5.5	まとめ	84
参考文献		85

第 1 章

深層学習入門

1.1 はじめに

現在、自分は人工知能とは無縁であると言える人はほとんどいないのではないだろうか。なぜなら現在あらゆる分野で人工知能の技術が用いられているからである。例えばNetflixで映画をおすすめされることがあるが、これは視聴履歴からユーザーがどのような映画を好むのかを人工知能が学習し、それに合わせておすすめをしているのである。また技術面だけでなく映画やゲームのテーマとして人工知能が取り上げられることが増えてきた。今年の仮面ライダーでは人工知能を搭載したアンドロイドが社会で活躍している様子が描かれている。

この様に人工知能が急激に注目を浴びるようになってきているが、その中でも特に期待されているのは深層学習の分野であろう。「深層学習」「ディープラーニング」という言葉に耳なじみのある方も多いだろう。しかし、原理を知っている人となるとかなり数は減る。実際、ニュースで取り上げられることがあっても原理が説明されることはほとんどない。ここでは深層学習の原理について説明したいと思う。「ディープ」とは何が「ディープ」なのか、「ラーニング」とは何をもって「ラーニング」なのかかわかっていただければ幸いです。

1.2 深層学習の位置付け

まず、深層学習という言葉の位置付けをする。深層学習は機械学習、人工知能と次のような関係となっている。

深層学習 \subset 機械学習 \subset 人工知能

一つずつ説明していこう。まず、人工知能というのは自分で学習や思考をする人工物の

第 2 章

機械学習のための偏微分入門

2.1 はじめに

機械学習やディープラーニングの書籍でしばしば登場するベクトルや行列での偏微分について、基礎をまとめた。学習や研究に役立ててもらいたい。

2.2 ベクトルと行列に関する記号の定義

定義 2.2.1 ベクトル \mathbf{x} が $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ と表されるとき、

$$\|\mathbf{x}\| \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{|x_1|^2 + \dots + |x_n|^2}$$

を \mathbf{x} のユークリッドノルムという。

定義 2.2.2 行列 A が $A = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}$ と表されるとき、

$$\|A\|_F \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{\sum_{i,j} |a_{ij}|^2}$$

を A のフロベニウスノルムという。

定義 2.2.3 ベクトル \mathbf{x}, \mathbf{y} が $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ と表されるとき、

$$\mathbf{x} \odot \mathbf{y} \stackrel{\text{def}}{=} (x_1 y_1, x_2 y_2, \dots, x_n y_n)^T$$

を \mathbf{x} と \mathbf{y} のアダマール積という。

第 3 章

脳から学ぶ人工知能

3.1 はじめに

本会誌の第 1 章で紹介した畳み込みニューラルネットワーク (convolutional neural network、略して CNN) と呼ばれる手法は、自動運転や音声認識をはじめとした最先端の技術の数々に採用されている、今最もホットな技術の一つです。例えば自動運転では道路の白線を認識するために、顔認識では画像から顔を検出して切り出すために利用され、他にも翻訳アプリや音声認識でも利用されています。

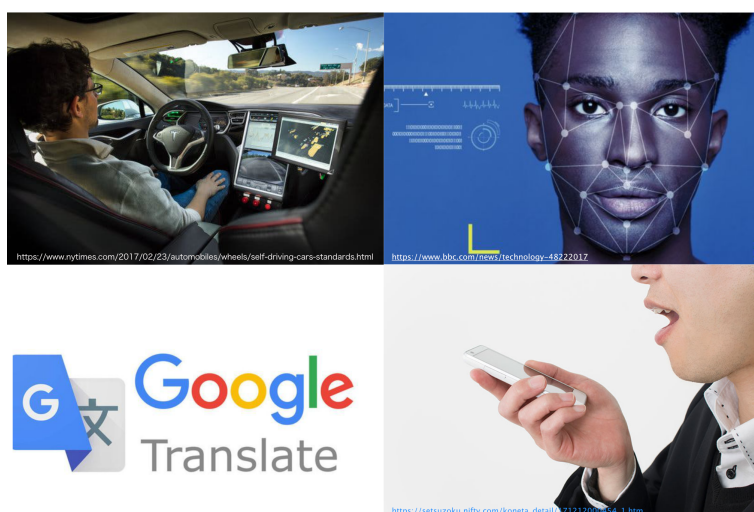


図 3.1 CNN の応用例

このように産業分野で広く使われている畳み込みニューラルネットワーク (CNN) ですが、元々は誰がどのように発明したのでしょうか？ 実は、CNN の研究は脳科学に端を発しています。もともとニューラルネットワーク自体脳のモデルとして作られたものであ

第 4 章

ゲームと機械学習の関わり の事例

4.1 概要

4.1.1 初めに

「このゲームの AI が強すぎる」「この AI はアホだからこのステージは簡単にクリアできる」といったことを聞いたことはありますよね。ゲーム、特にビデオゲームにおいては AI を活用している場合が大半です。というのも、「AI」という言葉は「知的な行動を人間のかわりに行う」という意味合いで広く扱われており、ゲームで使われる AI つまりゲーム AI はコンピュータゲームを作るにあたって基本となるからです。皆さんがゲームにおいて「AI」という言葉を聞いて思い浮かべるのは、格闘ゲームにおける戦闘を重ねるごとに強くなっていく NPC やオープンワールドゲームの NPC といったものだと思います。もちろんそれらは「ゲーム AI」です。しかし、「ゲーム AI」は実はそれだけではありません。詳しくは次少節で説明しますが、ゲーム AI 自体には成長、つまり学習の要素自体はあってもなくても良いのですが、この章ではゲーム AI の中でも特に学習の要素を含んだものについての説明をさせていただきます。

また、ゲーム AI だけではなくよりゲームにおける音声合成といった少し面に近い領域で使われている事例の話もさせていただきます。ゲームハードの性能の上昇、機械学習に関する新しい技術がどのようにしてゲームに関わってきたのか。最近では VR ゲームも台頭してきて、この手の技術についても脚光を浴びています。

まとめると、今回紹介する内容としては大きく 2 点に分けられます。一つ目は機械学習を用いたゲーム AI について、二つ目はシステム面に近い内容です。具体例を多く取り扱い、「機械学習とか良く聞くけど実際にどうなん？」と思っている人に読みやすくなっていると思います。それに追従して、技術というよりも知識という面に偏ってしまっているた

第 5 章

統計力学から見る活性化関数と誤差関数

5.1 序論

5.1.1 はじめに

本稿は今年 6 月に出た『ディープラーニングと物理学』の「3.1 誤差関数とその統計力学的理解」の解説である。その内容は統計力学の形式から深層学習で一般的に使われている誤差関数と活性化関数を導出するというものである。例えば、誤差関数であれば二乗和誤差、クロスエントロピー、活性化関数であればシグモイド関数、ソフトマックス関数といったものがあるが、それらのある物理系での統計力学な振る舞いから導出することができる。従来の深層学習の本では誤差関数、活性化関数の具体形は天下りの導入されることが多い。誤差関数が正解と機械学習の状態との「距離」として機能すべきこと、活性化関数の非線形性により表現能力が上がることが強調されることが多いが、その条件を満たすだけならいくらでもほかの関数の候補が存在する。それに対し本稿での統計力学を用いて導出する手法では、simple な物理系を設定するだけであとは一意的に形が決まる。

『ディープラーニングと物理学』は様々な深層学習での概念を天下りの導入するのではなく、導出することに重きが置かれており納得していきながら読み進めていくことができる本である。是非たくさんの人に読んでもらいたい本ではあるのだが、物理の人間向けに書かれている部分があり、その癖がちょっと強い。物理の内容に絡めて説明されることも多いので、物理以外の人を読むと少し戸惑うかもしれない。本稿の目的はそのギャップを埋めることである。そのためはじめに統計力学について説明をする。人工知能研究会の会誌なのに何で統計力学やんなきゃいけないだと思われる方もいるとは思いますが、統計力学の基礎を学ぶことは決して損にはならない。というのも統計力学は多数の粒子の系

参考文献

- [1] 斎藤康毅,『ゼロから作る Deep Learning —Python で学ぶディープラーニングの理論と実装』,オライリー・ジャパン,2016
- [2] 高木貞治,『定本 解析概論』,岩波書店 2010
- [3] Wikipedia, “Matrix calculus”, https://en.wikipedia.org/wiki/Matrix_calculus
- [4] Yoshinobu Ogura (@wsuzume in Qiita), 『数学勉強ノート(偏微分と全微分) ～ 関数解析と多様体へ向けた微分の復習 ～』, <https://qiita.com/wsuzume/items/204a3defa86dace3e4b1>
- [5] Yu Umegaki (@AnchorBlues in Qiita), 『「ベクトルで微分・行列で微分」公式まとめ』, <https://qiita.com/AnchorBlues/items/8fe2483a3a72676eb96d>
- [6] @takseki (@takseki in Qiita), 『ベクトルや行列を含む微分について』, <https://qiita.com/takseki/items/b9a7115eb22040877922>
- [7] Hubel, D. H., & Wiesel, T. N. (1959). Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex. The Journal of Physiology, 148(3), 574–591. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1959.sp006308>
- [8] Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. Biological Cybernetics, 36(4), 193–202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- [9] Fukushima, K. (n.d.). A neural network model for selective attention in visual pattern recognition. 11.
- [10] 人間の脳のメカニズムを、わたしは知りたくてたまらない。——福島邦彦 WIRED.jp. (日付なし). 読み込み 2019 年 11 月 20 日, WIRED.jp website: https://wired.jp/waia/2019/09_kunihiko-fukushima/
- [11] Rescorla, R. A., & Wagner, AR. (1972). A theory of Pavlovian conditioning: variations in the effectiveness of reinforcement and non reinforcement. In AH. Black & W.F. Prokasy (eds.), Classical conditioning II: current research and theory (pp. 64-99) New York: Appleton-Century-Crofts.
- [12] Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning

- applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- [13] Amari, S. (1967). A Theory of Adaptive Pattern Classifiers. *IEEE Transactions on Electronic Computers*, EC-16(3), 299–307. <https://doi.org/10.1109/PGEC.1967.264666>
- [14] Rumelhart, D. E., Hintont, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. 4.
- [15] Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- [16] Yamins, D. L. K., Hong, H., Cadieu, C. F., Solomon, E. A., Seibert, D., & DiCarlo, J. J. (2014). Performance-optimized hierarchical models predict neural responses in higher visual cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(23), 8619–8624. <https://doi.org/10.1073/pnas.1403112111>
- [17] Simonyan, K., Vedaldi, A., & Zisserman, A. (2014). Deep Inside Convolutional Networks: Visualising Image Classification Models and Saliency Maps. *ArXiv:1312.6034 [Cs]*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1312.6034>
- [18] Horikawa, T., & Kamitani, Y. (2017). Generic decoding of seen and imagined objects using hierarchical visual features. *Nature Communications*, 8(1), 15037. <https://doi.org/10.1038/ncomms15037>
- [19] Shen, G., Horikawa, T., Majima, K., & Kamitani, Y. (2019). Deep image reconstruction from human brain activity. *PLOS Computational Biology*, 15(1), e1006633. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1006633>
- [20] Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. *ArXiv:1409.3215 [Cs]*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1409.3215>
- [21] Bahdanau, D., Cho, K., & Bengio, Y. (2016). Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. *ArXiv:1409.0473 [Cs, Stat]*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1409.0473>
- [22] Luong, M.-T., Pham, H., & Manning, C. D. (2015). Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation. *ArXiv:1508.04025 [Cs]*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1508.04025>
- [23] Yin, W., Schütze, H., Xiang, B., & Zhou, B. (2018). ABCNN: Attention-Based Convolutional Neural Network for Modeling Sentence Pairs. *ArXiv:1512.05193 [Cs]*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1512.05193>
- [24] Hassabis, D., Kumaran, D., Summerfield, C., & Botvinick, M. (2017).

-
- Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence. Neuron, 95(2), 245–258.
<https://doi.org/10.1016/j.neuron.2017.06.011>
- [25] 宅洋一郎. ゲーム AI 技術入門. 技術評論社, 2019
- [26] 藤康毅. ゼロから作る Deep Learning 2. オライリージャパン, 2018
- [27] tephren Grand, Dave Cliff, Anil Malhotla. Creatures: Artificial Life Autonomous Software Agents for Home Entertainment.<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.81.1278&rep=rep1&type=pdf> . 1996 (最終閲覧日:2019 年 11 月 19 日)
- [28] 見正雄, 飯島健太, 上田健次郎. ニューラルネットワークを用いた音声信号によるリップシンク (口パク生成) 技術. CEDEC2019. 2019
- [29] eiichi Yokoyama. 「ニューラルネットワークを用いた AI の格闘ゲームへの組み込み」 レポート [GCC2019].<https://automaton-media.com/devlog/report/20190511-91689/> . 2019 年 (最終閲覧日:2019 年 11 月 19 日)
- [30] ueki. [TGS 2019] 昔「テグザー」を作った人が機械学習で Oculus Go の 3DoF 入力を改善していた.<https://jp.gamesindustry.biz/article/1909/19091202/> . 2019 年 (最終閲覧日:2019 年 11 月 19 日)
- [31] <https://www.ea.com/seed/news/self-learning-agents-play-bf1> . (最終閲覧日:2019 年 11 月 21 日)
- [32] 伝的アルゴリズムによる人工知能を用いたゲームバランス調整. https://cedil.cesa.or.jp/cedil_sessions/view/1655. 2017 年 (最終閲覧日:2017 年 11 月 21 日)
- [33] 着の持てる流暢な発話でゲーム業界に新風.<https://www.toshiba-sol.co.jp/case/case2017/cpc.htm> . 2016 年 (最終営業日:2019 年 11 月 21 日)
- [34] 田中章詞, 富谷昭夫, 橋本幸士, 『ディープラーニングと物理学』, 講談社, 2019
- [35] 阿部龍蔵, 『統計力学 (第二版)』, 東京大学出版会, 2017

編集後記

今回は京都大学人工知能研究会会誌『Kaira vol.3』を購読して頂き、感謝申し上げます。この会誌は当サークルが発足した 2017 年以来毎年発行しているもので、人工知能の魅力と面白さを広く知ってもらうことを目的としています。

今年の会誌の内容を振り返ってみましょう。まず前半は深層学習の基本的、一般的事項とそれ理解するための数学的知識を紹介しました。続いて、後半は具体的・専門的な内容になっていき、その内容は「脳科学」「ゲーム」「統計力学」と多岐にわたります。

この後半部のジャンルの広さは人工知能が様々な分野とかかわりあっていること示すいい例だと思います。人工知能に対して様々なアプローチの方法があり、それ故に分野をまたいで活躍する。その意味で人工知能は多面多臂であり、どこまでも魅力的です。

そんな魅力の一端でも本会誌で伝われば幸いです。もし当サークルと一緒に人工知能について勉強したいという方がいらっしゃいましたら、巻頭に連絡先が載っておりますのでご一報ください。

今回は購読して頂き、本当にありがとうございます。

京都大学人工知能研究会会員
会誌担当

文責（電子版には記載していません）

はじめに 大山百々勢

第1章 深層学習入門

第2章 機械学習のための偏微分入門

第3章 脳科学から学んだ人工知能

第4章 ゲームと機械学習の関わり

第5章 統計力学から見る活性化関数と誤差関数

編集後記

冊子編集