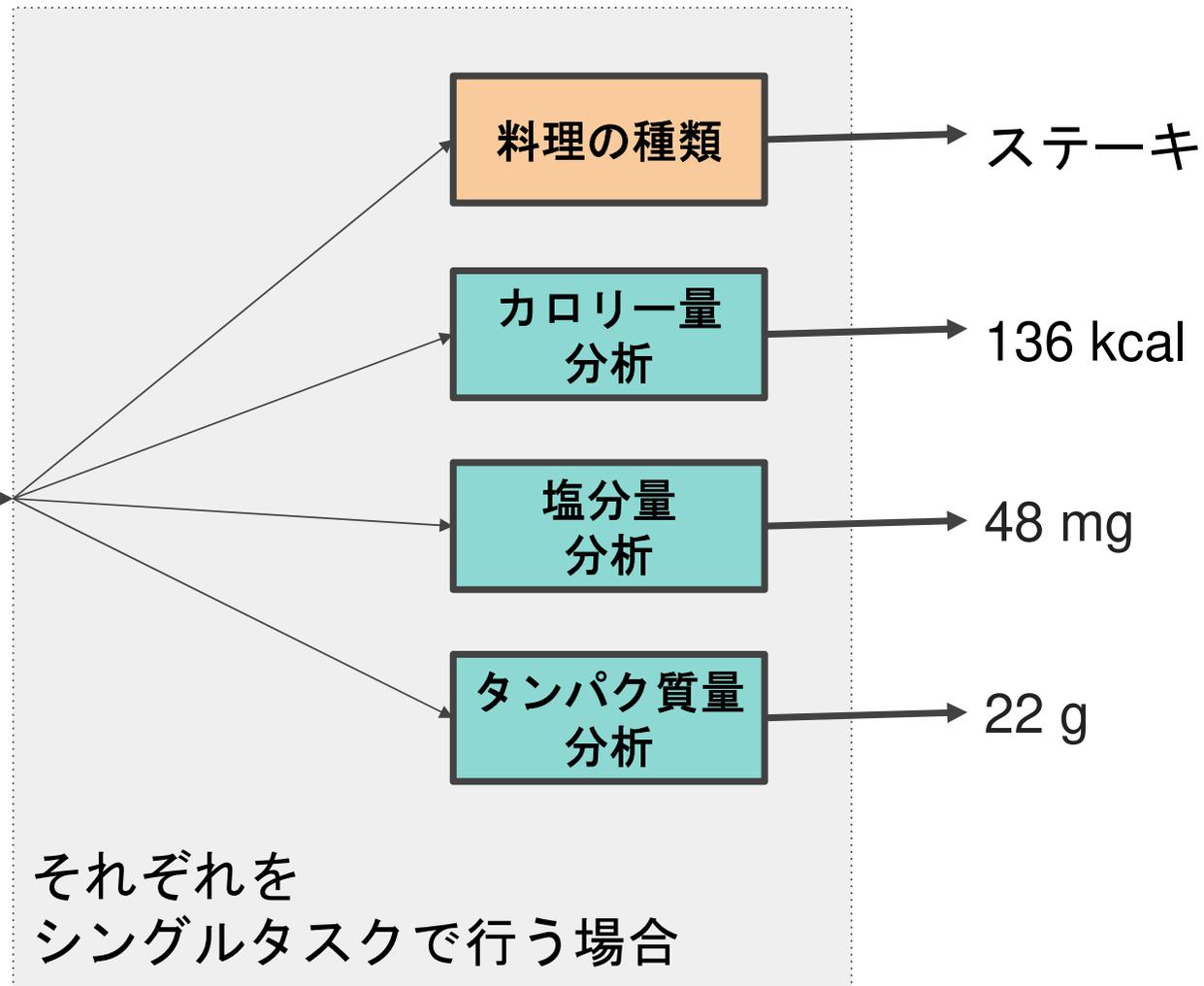


マルチタスク学習と多次元回帰に関する考察 ～ポケモン画像を例に～

5415071 春山裕亮

画像認識システムの構成





一つ分の大きいシステムになる……

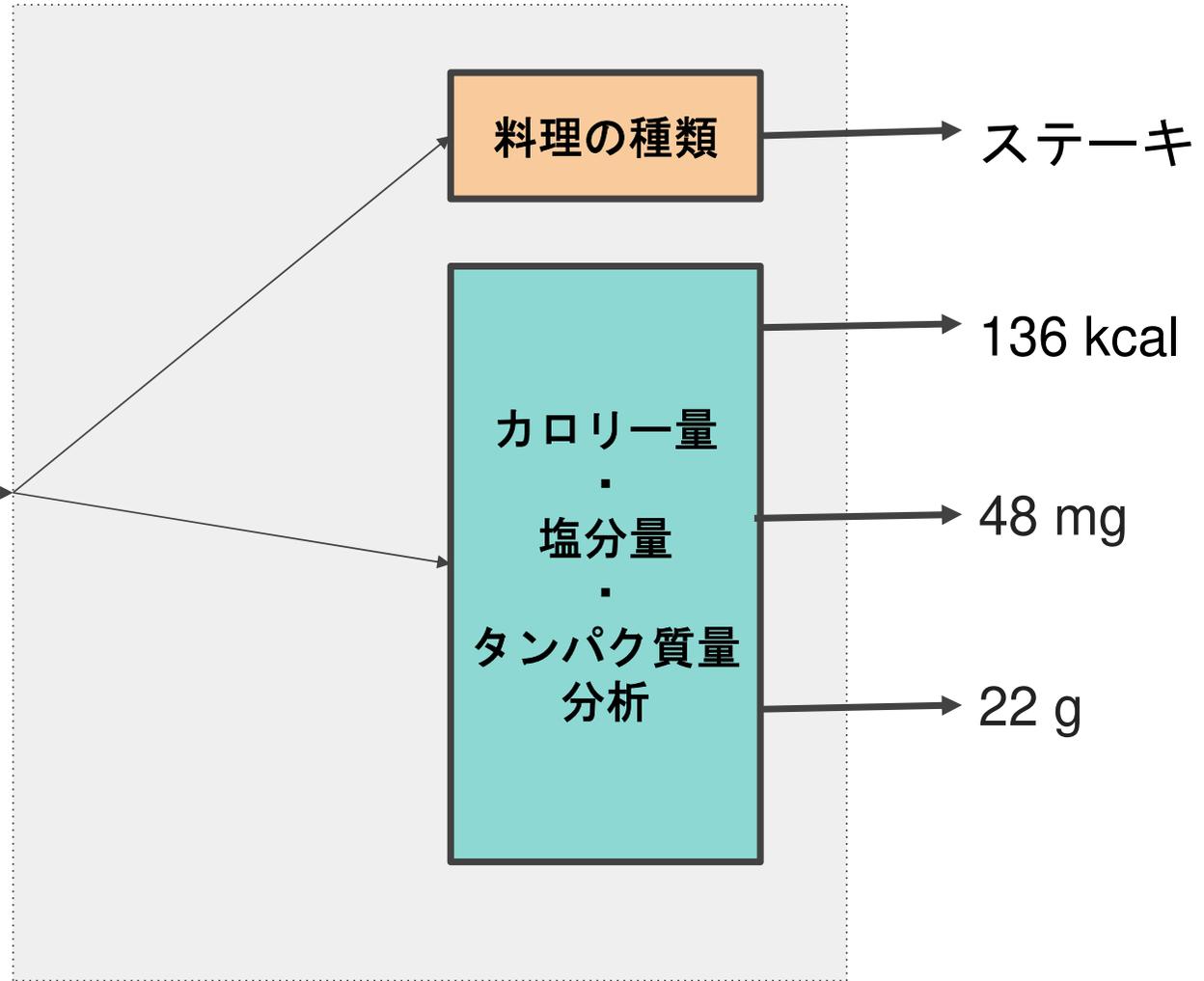
- ・ 情報を共有してるので、
タスクの精度向上するかも？
- ・ 複数のシステムを動かすよりも、
メモリ量や時間がかからなくて済む

情

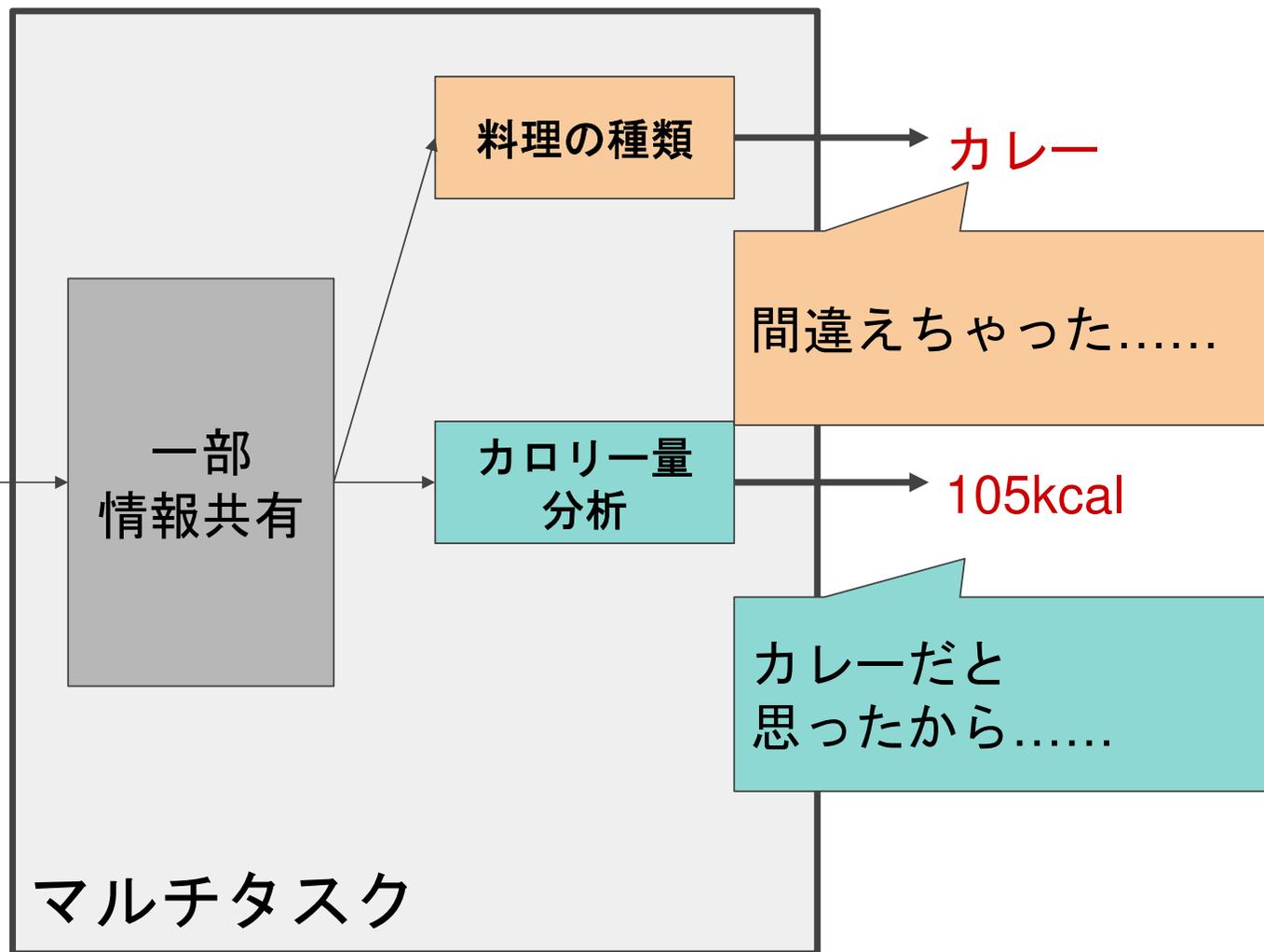
質量
分析

22 g

マルチタスク



失敗例



本研究の内容

2クラス分類と回帰分析の画像認識システムを
シングルタスクで行った場合と
さまざまな構成パターンのマルチタスクで行った場合を比較。

そこから、複数のプロパティを扱う分析を行う際に
シングルタスクが良いのかマルチタスクが良いのかや
組合せ方についても考察する

ポケモンについて

長寿ゲーム「ポケットモンスター」シリーズに登場するポケモンたちは、
種族ごとに1、2つのタイプ(属性)と攻撃や防御などの
6つの能力値からなるステータスが数値化されている。

各タスクとその意味

- むしタイプCNN(Type) → 2クラス分類 (むしタイプかそうでないか)
- 体力CNN(H) → 回帰分析 (ポケモンの体力)
- 攻撃CNN(A) → 回帰分析 (物理攻撃のわざを出すときの攻撃力)
- 防御CNN(B) → 回帰分析 (物理攻撃のわざを受けるときの防御力)
- 特攻CNN(C) → 回帰分析 (特殊攻撃のわざを出すときの攻撃力)
- 特防CNN(D) → 回帰分析 (特殊攻撃のわざを受けるときの防御力)
- 素早さCNN(S) → 回帰分析 (ポケモンの素早さ)

同時に学習させる組み合わせ方

意味的基準に基づく組み合わせ ↓ 例

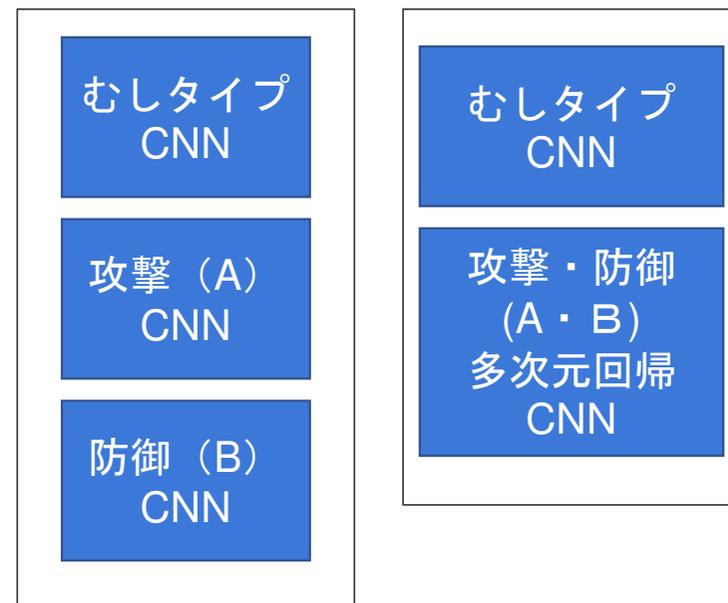
- ・ 攻撃時に使用する能力[A,C,(S)]
- ・ 防御時に使用する能力[B,D,(H)]
- ・ 物理攻撃のダメージ計算に使用する能力[A,B]
- ・ 特殊攻撃のダメージ計算に使用する能力[C,D]

統計的基準に基づく組み合わせ ↓ 例

- ・ ステータス集合で相関の最も大きい能力同士を組み合わせる
- ・ またはその逆で、相関の最も小さいもの同士を組み合わせる

また、単一次元回帰CNNの組合せだけでなく

能力値を多次元回帰CNNとしてまとめたパターンも考えられる (↑図)



使用データと実験

画像を909枚（コミュニティサイト「Bulbapedia」から）取得。

100×100で切り出し、実験時には合計3420枚まで水増し。

Kerasを用いてMobileNetをfine-tuning。

trainデータ2800、validationデータ400、testデータ220枚で学習。

テスト結果：シングルタスク **vs** 全タスク合わせたマルチタスク
(2クラス分類はF値、回帰分析はMAE(平均絶対誤差)で記述。)

	Type(F値)	H(MAE)	A(MAE)	B(MAE)	C(MAE)	D(MAE)	S(MAE)
各シングルタスク結果	0.800	0.918	1.059	1.044	0.914	0.953	0.968
マルチタスク (全部)	0.673	0.908	0.986	1.011	0.924	0.918	1.111

(F値は高いほうがうれしい。 MAEは小さいほうがうれしい。)

全タスクを一ベクトルずつ合わせたマルチタスクだと.....

- ・ 2クラス分類のF値が低下.....2クラス分類向きではない？
- ・ 回帰分析のMAEが小さい.....回帰分析に向いている

テスト系 (2クラス分類)

	Type(F値)	H(MAE)	A(MAE)	B(MAE)	C(MAE)	D(MAE)	S(MAE)
各シングルタスク結果	0.800	0.918	1.059	1.044	0.914	0.953	0.968
マルチタスク (全部)	0.673	0.908	0.986	1.011	0.924	0.918	1.111
Type+A+B	0.491		1.059	1.044			

マルチにするタスク数が多くなればなるほど回帰分析に変化が

単一次元回帰分析のマルチ化のほうがよさそう

3タスク

Type+[CD] 2次元回帰	0.095				1.136	1.085	
Type+A+C+S	0.366		0.966		1.040		1.100
Type+[ACS] 3次元回帰	0.065		1.068		1.098		1.102
Type+H+B+D	0.772	0.918		1.044		0.953	
Type+[HBD] 3次元回帰	0.017	0.932		0.993		0.935	

4タスク

統計的基準に基づく組み合わせ（各ステータスの相関）

相関表	H	A	B	C	D	S
H		0.487	0.259	0.495	0.351	0.282
A			0.428	0.353	0.267	0.402
B				0.160	0.590	-0.073
C					0.398	0.458
D						0.140
S						

テスト結果：統計的基準に基づく組み合わせ
 (2クラス分類はF値、回帰分析はMAE(平均絶対誤差)で記述。

	Type(F値)	H(MAE)	A(MAE)	B(MAE)	C(MAE)	D(MAE)	S(MAE)
相関大							
Type+I							
相関小							
Type+J							
Type+H+B+D	0.772	0.918		1.044		0.953	
Type+[HBD] 3次元回帰	0.017	0.932		0.993		0.935	

Bと正の相関.....
 Bと一緒に精度が上がっている

Bと弱い負の相関.....
 Bとは逆に精度が低下している

	Type(F値)	H(MAE)	A(MAE)	B(MAE)	C(MAE)	D(MAE)	S(MAE)
各シングルタスク結果	0.800	0.918	1.059	1.044	0.914	0.953	0.968
マルチタスク (全部)	0.673	0.908	0.986	1.011	0.924	0.918	1.111

考察

回帰分析

- ・ 組み合わせるタスク数が増えると精度が向上している ↑
- ・ 多次元回帰よりも単一次元回帰のマルチタスクの方が良い

2クラス分類

- ・ 組み合わせるタスク数が増えると精度が低下 ↓

このことから、マルチタスクにおいて2クラス分類は回帰分析の調節に使用することが推奨されると考えられる。

結論と今後の予定

2クラス分類の精度を高くしたい → シングルタスク

回帰分析の精度を高くしたい → 単一次元回帰分析のマルチタスク

まだ調査できていない組み合わせも存在するので、
調査していきたい。

関連研究

Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner.:Gradient-based learning applied to document recognition,
{Proc. of the IEEE}, pp. 2278-2324,(1998)

R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, U. C. Berkeley, and J. Malik.:Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,
{Proc. IEEE CVPR}, vol. 1, pp. 580-587,(2014)

H. A. Abrar, W. Gang, L. Jiwen, and J. Kui. :Multi-task CNN model for attribute prediction,
{IEEE Transactions on Multimedia}, Vol. 17, No. 11, pp. 1949-1959, (2015)

會下 拓実, 柳井 啓司:Multi-task CNNによる食事画像からのカロリー一量推定,
{DEIM Forum }B6-2, (2017)

L. Luo, Y. Xiong, and Y. Liu.:Adaptive gradient methods with dynamic bound of learning rate,
{Proc. Int. Conf. Learn. Represent. (ICLR)}, pp. 1-19,(2019)

Jia-Hong Lee, Yi-Ming Chan, Ting-Yen Chen:Joint Estimation of Age and Gender from Unconstrained Face Images Using Lightweight Multi-Task CNN for Mobile Applications
{ IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)}2018

Tina Smets,Nico Verbeeck,Marc Claesen,Arndt Asperger,Gerard Griffioen,Thomas Tousseyn, Wim Waelput, Etienne Waelkens, Bart De Moor:
Evaluation of distance metrics and spatial autocorrelation in Uniform Manifold Approximation and Projection applied to Mass Spectrometry Imaging data
{ACS Publications}2019