

AI/機械学習/深層学習入門

2019年8月2日

大阪大学データビリティフロンティア機構

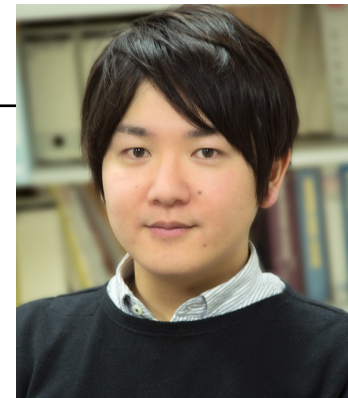
中島悠太



大阪大学データビリティフロンティア機構

Osaka University Institute for Datability Science

自己紹介



- 中島 悠太
大阪大学データビリティフロンティア機構
准教授
- 略歴
 - -2012: Ph.D Course, Osaka University
 - 2012: Visiting Scholar, UNC Charlotte
 - 2012-2016: Assistant Prof., Nara Institute for Science and Technology
 - 2015-2016: Visiting Scholar, CMU
 - 2017- : Current Position
- 研究分野
 - コンピュータビジョン; CV
 - パターン認識; PR
 - (自然言語処理; NLP)



今日の内容

- AI? 機械学習? 深層学習?
- なぜ今深層学習か?
- ニューラルネットワークの訓練
- ニューラルネットワークの問題
- 最近の取り組み
- 深層学習利用の例



AI? 機械學習? 深層學習?



AI関連の分野の関係

人工知能; Artificial Intelligence, AI

- ルールベース
- エキスパートシステム

機械学習; Machine Learning, ML

- サポートベクトルマシン
- ロジスティック回帰
- リッジ回帰
- (浅い) ニューラルネットワーク

表現学習; Representation Learning, RL

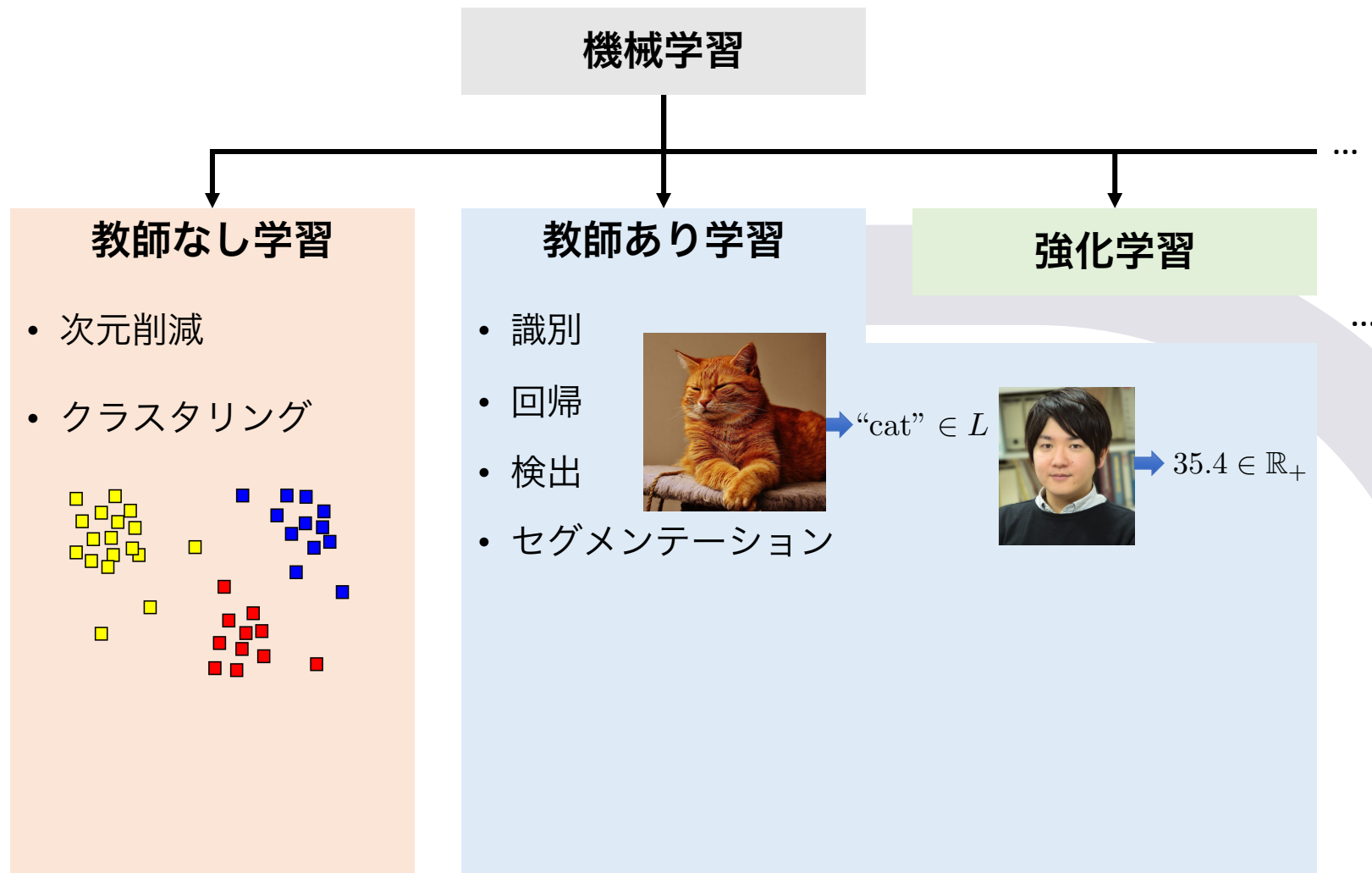
- (浅い) オートエンコーダ
- 辞書学習

深層学習; Deep Learning, DL

- ディープニューラルネットワーク
- 制限ボルツマンマシン



機械学習のカテゴリ

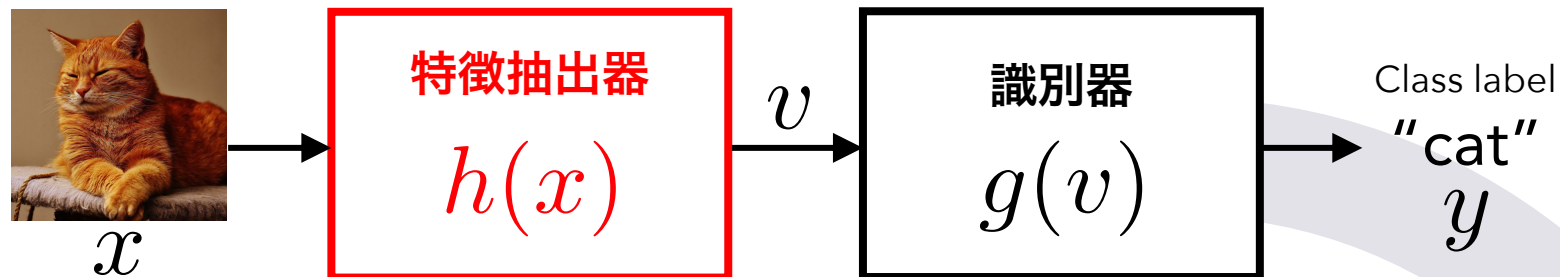


なぜ今深層学習か？



いままでの機械学習と深層学習の違い

- 今までの機械学習

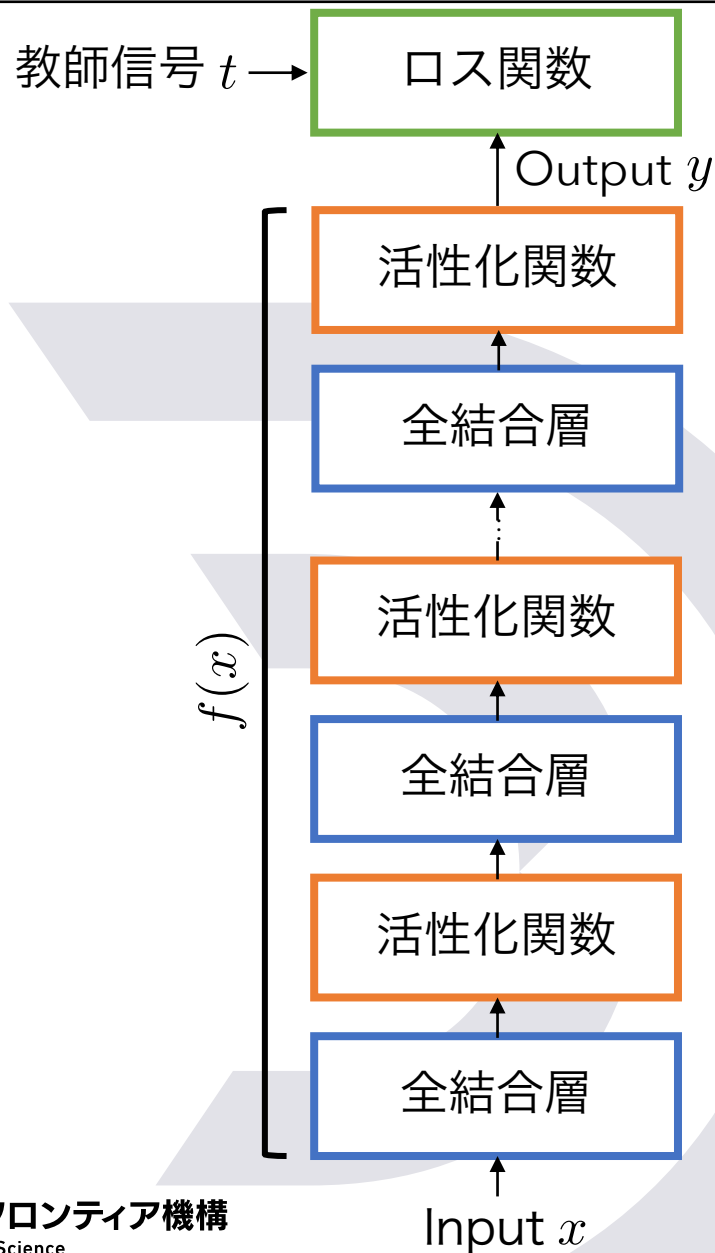


- 深層学習

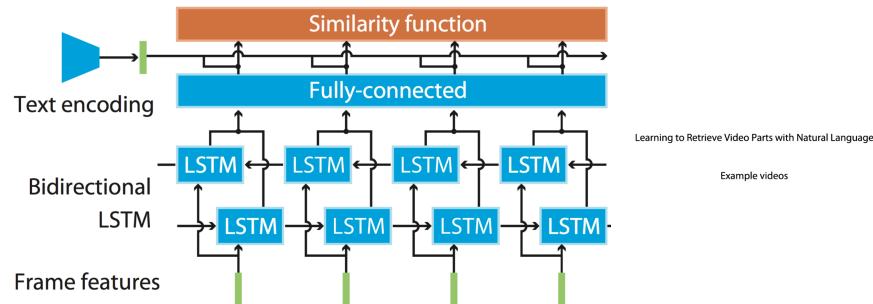
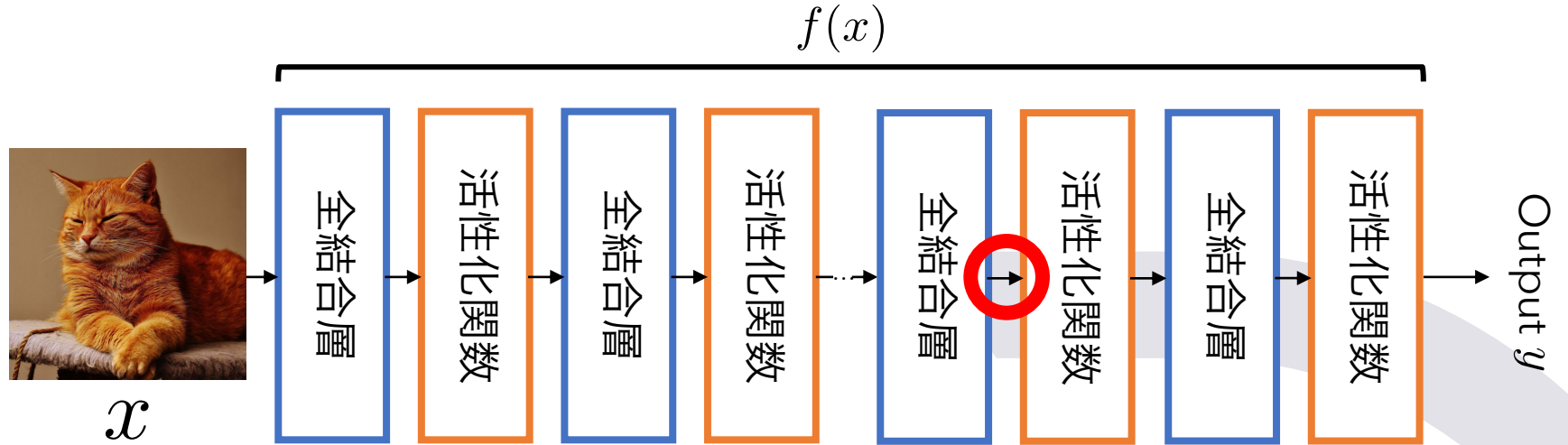


ニューラルネットワークの構成要素

- **全結合層**: $h = Wx + b$
 - 画像の場合は畳み込み層
- **活性化関数(非線形性)**: $y = \sigma(h)$
 - Hyperbolic tangent $\sigma(h) = \tanh(h)$
 - ReLU $\sigma(h) = \max(0, h)$
 - etc.
- **ロス関数**: $L(x, t)$
- **Others**:
 - バッチ正規化
 - プーリング
 - etc.



ニューラルネットワークのいいところ



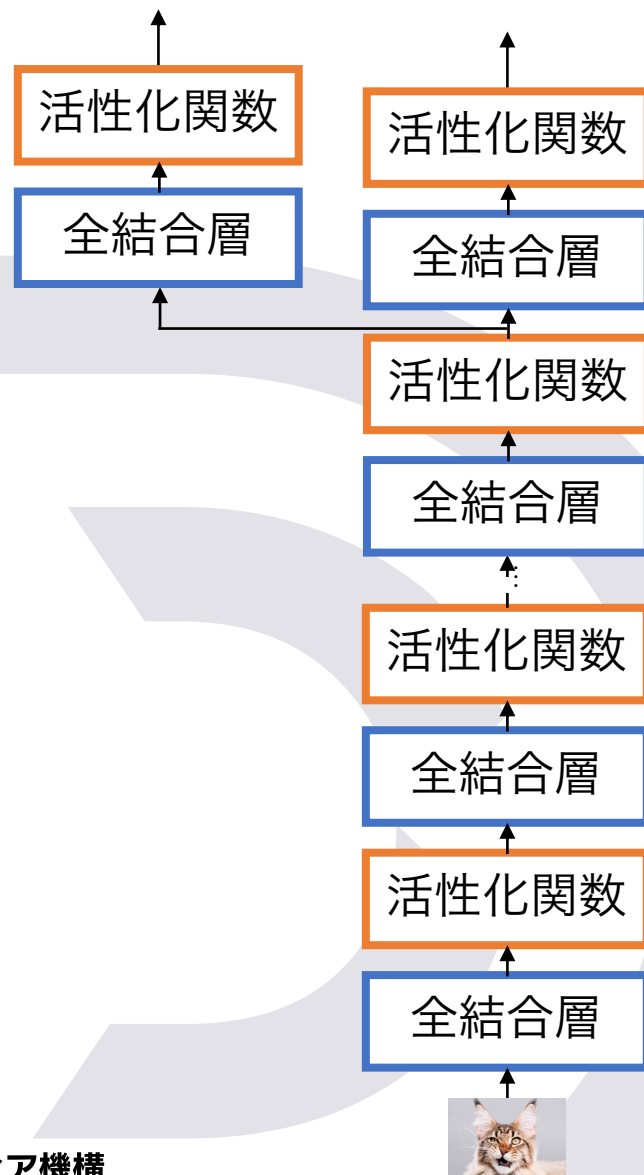
事前学習とファインチューニング

• 事前学習; Pretraining

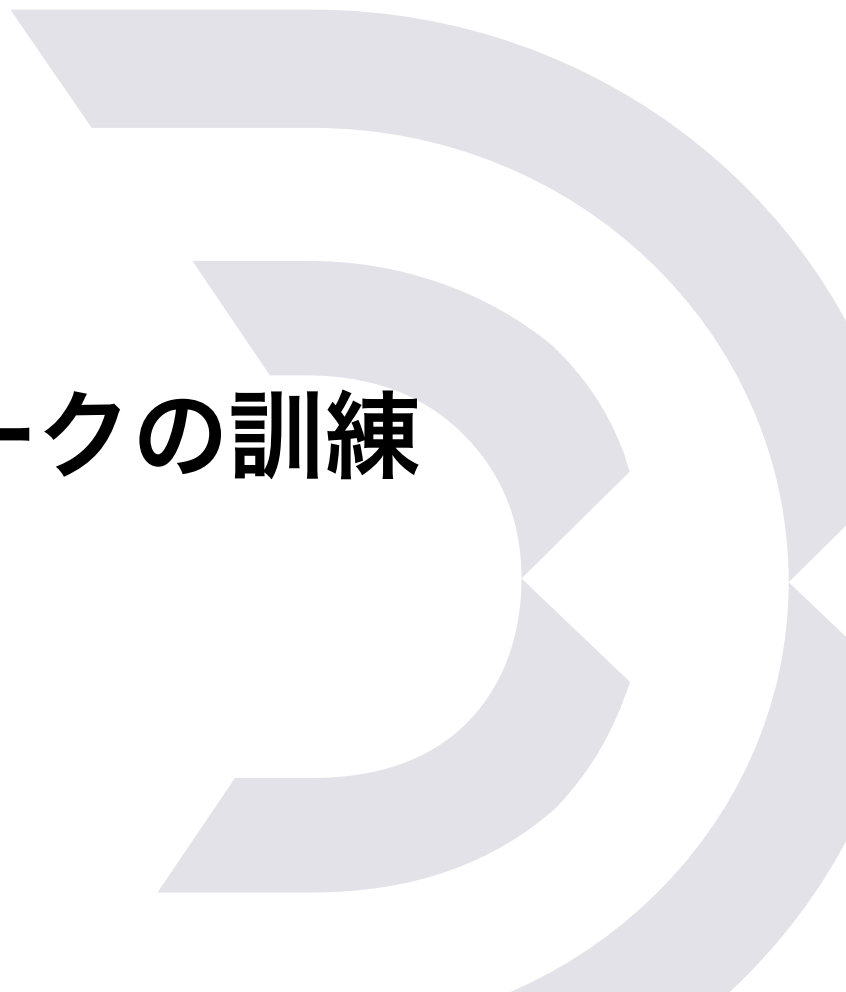
- やりたいタスクと関係するけど、違うタスクで学習
 - 例) 画像認識タスクで事前学習、画像のキャプションで利用
- 大量のデータを使える可能性がある！？

• ファインチューニング; Fine-tuning

- 事前学習したニューラルネットワークを、やりたいタスクで再学習
 - 付け替えた先だけ学習してもOK
 - 付け替えた先と同時に、事前学習した部分を再学習してもOK
- やりたいタスクで使えるデータが少ない場合でもうまくいく！？

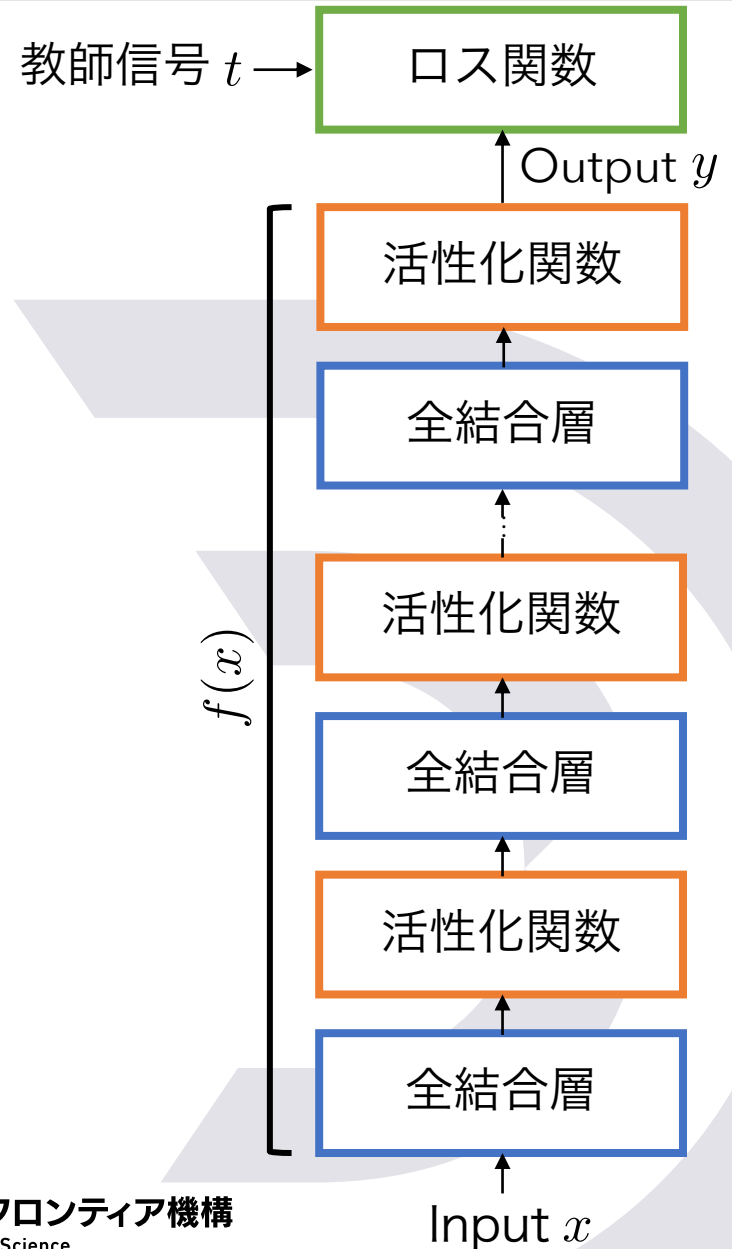


ニューラルネットワークの訓練



ニューラルネットワークの構成要素(再掲)

- **全結合層**: $h = Wx + b$
 - 画像の場合は畳み込み層
- **活性化関数(非線形性)**: $y = \sigma(h)$
 - Hyperbolic tangent $\sigma(h) = \tanh(h)$
 - ReLU $\sigma(h) = \max(0, h)$
 - etc.
- **ロス関数**: $L(x, t)$
- **Others**:
 - バッチ正規化
 - プーリング
 - etc.



ニューラルネット、どうやって学習するの？

- 確率的勾配降下法; Stochastic gradient descent
 - 勾配降下法 (aka 最急降下法) の一種

- 誤差逆伝播法; Back-propagation
 - 連鎖律 (chain rule; 合成関数の微分)



勾配降下法

- (NNの)パラメータ θ をどんどん更新して関数を最小化

$$\theta \leftarrow \theta - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta}$$

θ は W や b のすべての値

α は学習率

- 確率的勾配降下法は、勾配降下法の一つ:
 - データセットをランダムに並び替え
 - データセットを小さい塊 (mini-batch) に分割
into B mini-batches
 - 勾配降下法を mini-batch に適用



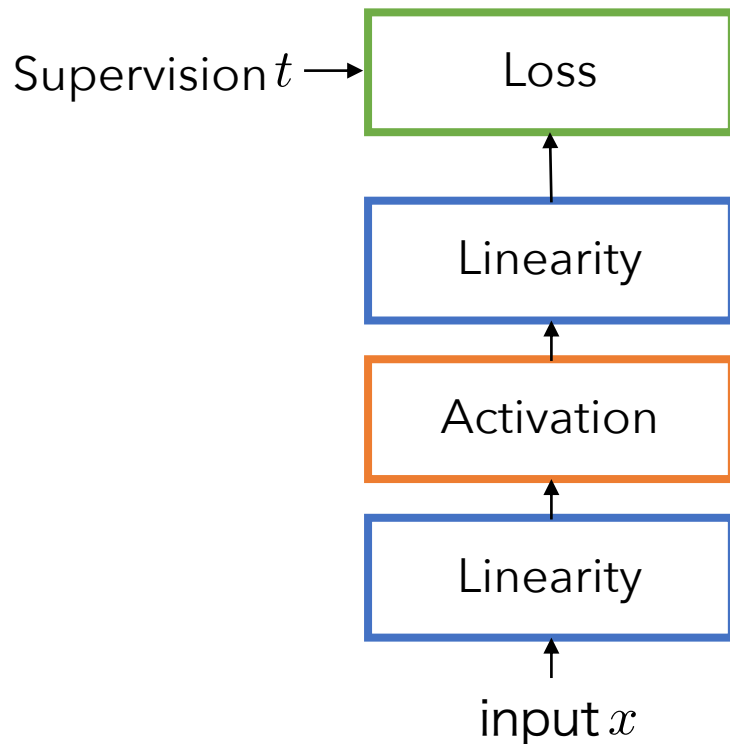
(確率的) 勾配降下法のいろいろな亜種

- (Vanilla) stochastic gradient descent algorithm
- Stochastic gradient descent with momentum
- AdaGrad
- RMSProp
- Adam



シンプルなニューラルネットワークの例

$$\Theta = \{W_1, b_1, W_2, b_2\}$$



$$L(x, t|\Theta) = \text{XE}(y, t|\Theta)$$

$$y = g_2(h|W_2, b_2) = W_2h + b_2$$

$$h = \sigma(h') = \tanh(h')$$

$$h' = g_1(x|W_1, b_1) = W_1x + b_1$$

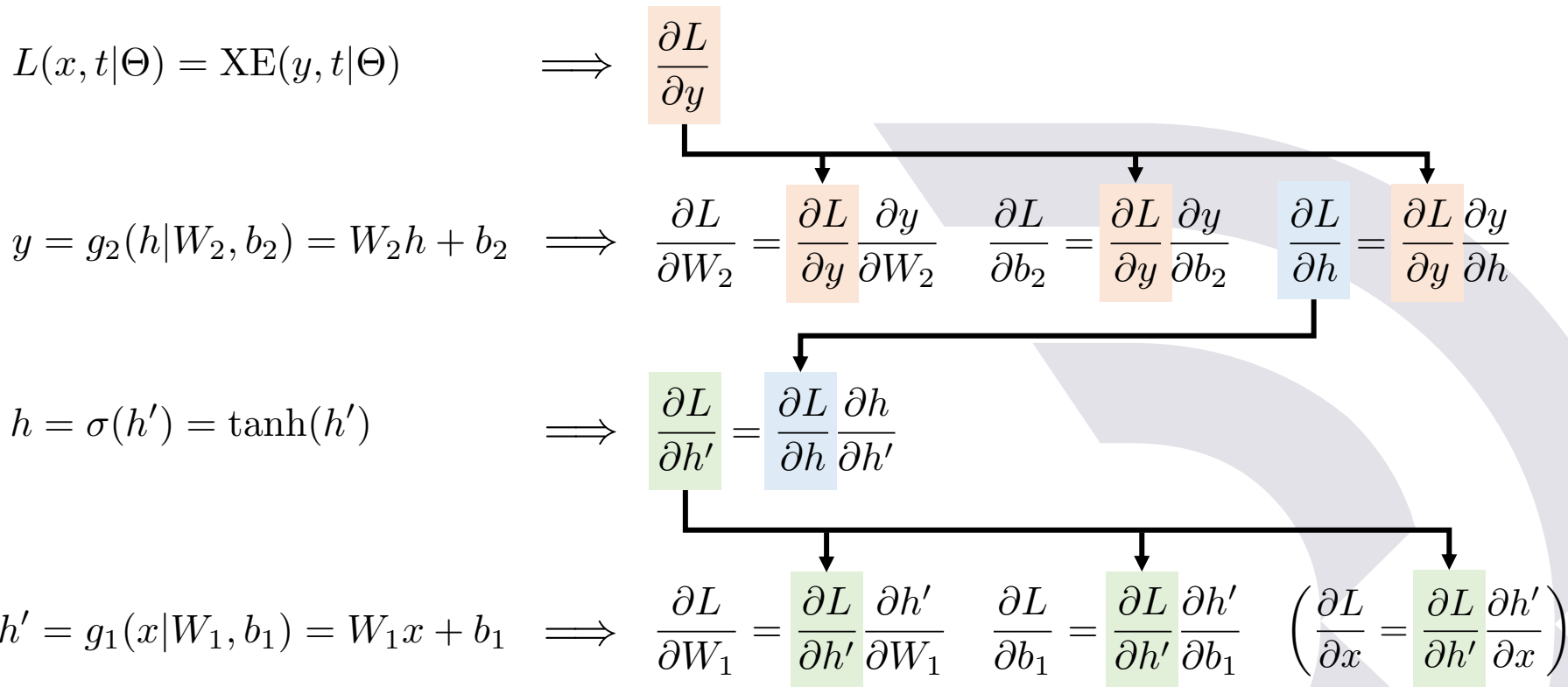
勾配降下法に必要な勾配は . . .

$$\frac{\partial L}{\partial W_1} \quad \frac{\partial L}{\partial b_1} \quad \frac{\partial L}{\partial W_2} \quad \frac{\partial L}{\partial b_2}$$

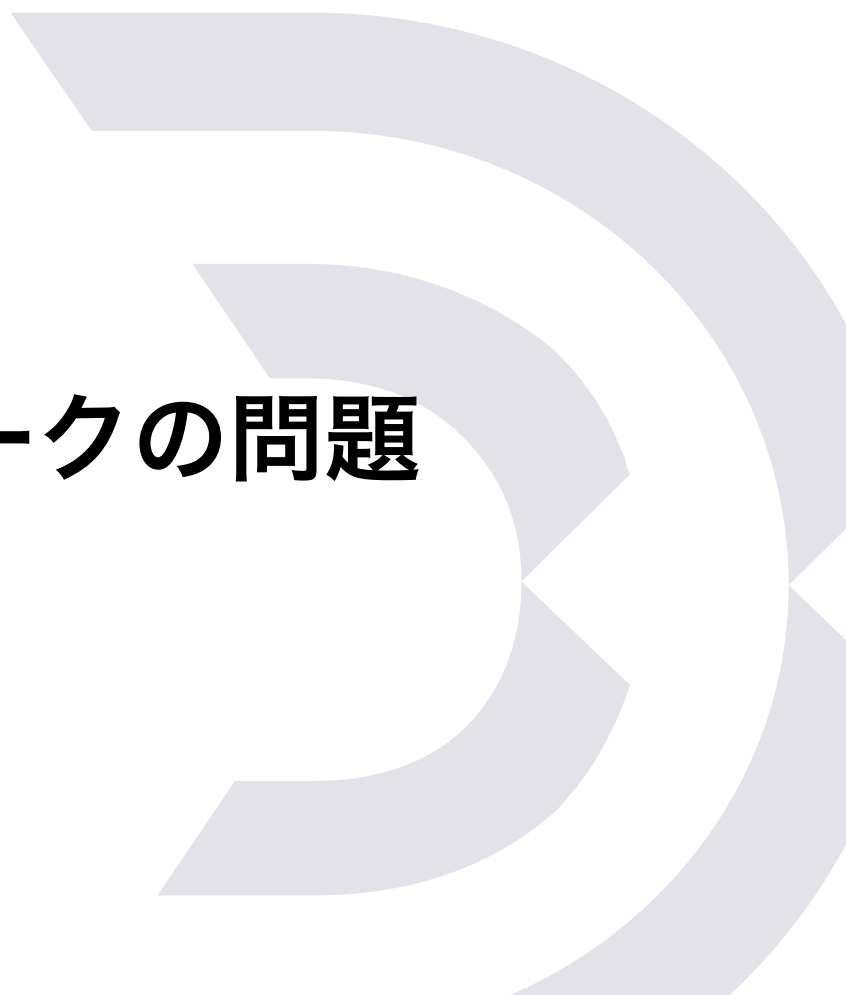


誤差逆伝播法; Back-propagation, back-prop

- 連鎖律: $\frac{\partial f(g(x))}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial x}$



ニューラルネットワークの問題



Universal approximation theoremによると・・・

- ニューラルネットワークは（任意の/ある種の）関数を近似できる（らしい）
- パラメータの数が多いとよりよい近似になる（らしい）
- 層の数が多い方がいい（らしい）
- 一方で、全結合層は大量のパラメータの塊
 - 入力1,000、出力1,000の全結合層1つのパラメータの数は1,001,000個！



パラメータの数の比較

	Performance	# layers	# Parameters
• AlexNet	0.16	8	61M
• VGG-19	0.088?	19	138M
• GoogLeNet	0.07	22	11M
• ResNet	0.036	152	25M

How does this happen?



過学習

- 識別器が学習に使ったデータに過剰に適応して（学習データでの性能が高い）、学習に使ってないデータでの性能が低下



どうしたらいい？

- 畳み込み層の利用
- 正則化
 - Dropout
 - Weight decay



その他の問題

- 勾配消失
 - ReLU関数とその変種
 - バッチ正規化
 - Skip-connection
 - Squeeze and excitation
- ハイパーパラメータチューニング（層の数、学習率、etc.）
 - ベイズ最適化
 - 勘と経験



最近の取り組み

「形式知」の組み込み



「形式知」の有効活用

- 形式知

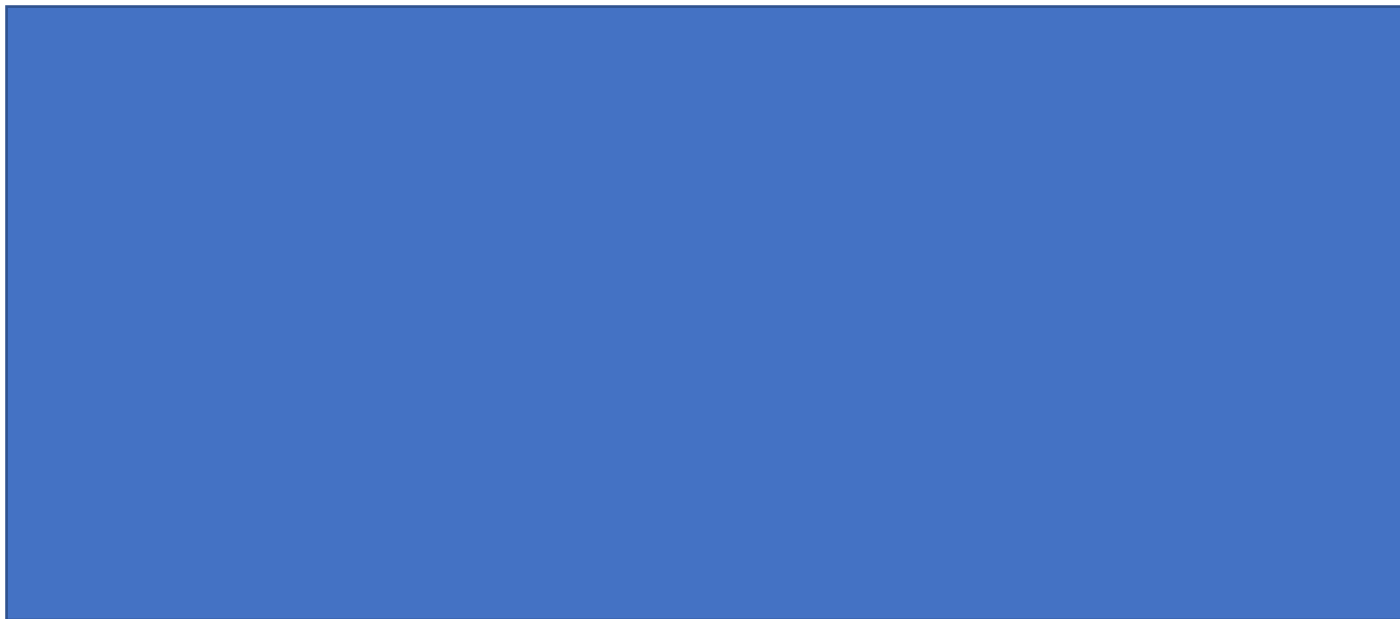
- テキスト
- $K = (e_1, e_p, e_2)$ で与えられるTripletの集合
- 知識グラフ
- 数式 $\text{ex) } \mathbf{F} = m\mathbf{a}, \mathbf{x}' = \mathbf{K}(\mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t})$

- 形式知を使う方法が確立されると . . .

- 形式知化が難しいところは暗黙知を抽出する学習で、形式知で記述できるものは形式知で
- 形式知を追加することで賢くなるエージェント
- 形式知の自動獲得



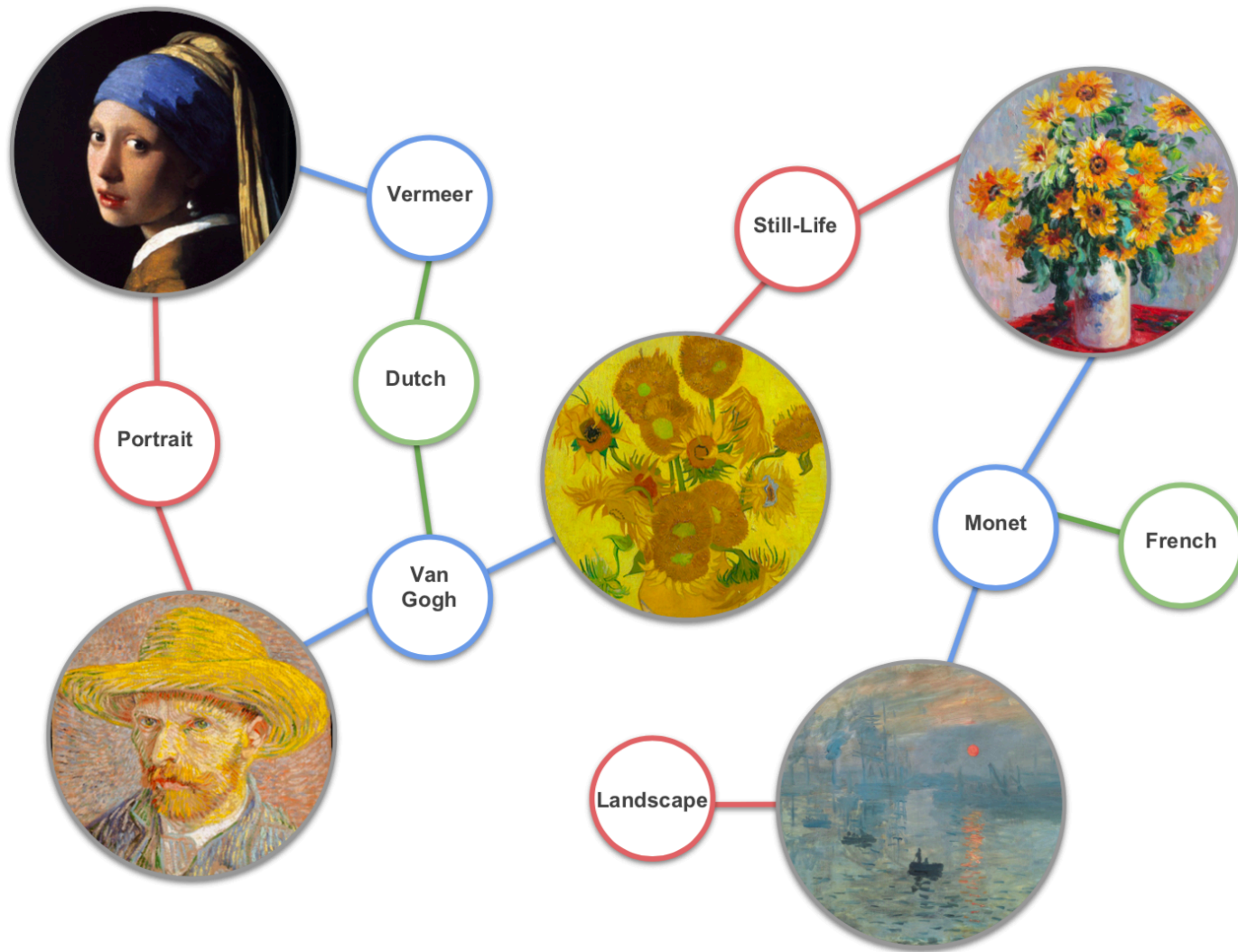
絵画の自動分類



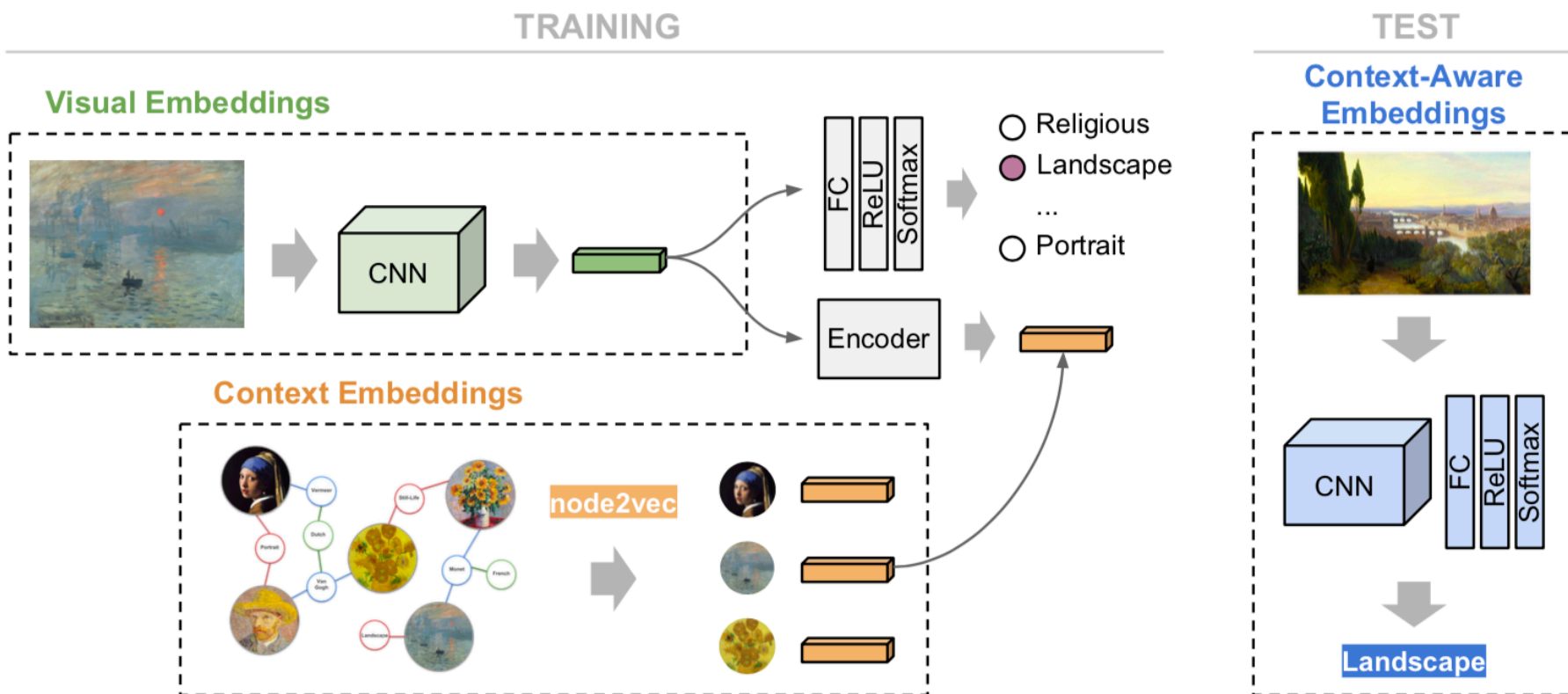
In Guernica, Pablo Picasso, by means of his own style built upon many artistic influences, such as Cubism or African art, expressed his emotions against war inspired by its historical and political context.



絵画の自動分類のための知識 (抜粋)



モデル



結果

Method	Type	School	TF	Author
VGG16 pre-trained	0.706	0.502	0.418	0.482
ResNet50 pre-trained	0.726	0.557	0.456	0.500
ResNet152 pre-trained	0.740	0.540	0.454	0.489
VGG16 fine-tuned	0.768	0.616	0.559	0.520
ResNet50 fine-tuned	0.765	0.655	0.604	0.515
ResNet152 fine-tuned	0.790	0.653	0.598	0.573
ResNet50+Attributes	0.785	0.667	0.599	0.561
ResNet50+Captions	0.799	0.649	0.598	0.607
MTL context-aware	0.791	0.691	0.632	0.603
KGM context-aware	0.815	0.671	0.613	0.615

深層学習利用の例



核物理データの識別に向けた共同研究の紹介

• フレーバー識別

日本物理学会全国大会

岸田, 岩崎 他

機械学習を用いたフレーバー識別用ツールの開発

• 可変長データの3クラス識別問題

- cc / bb / uds イベントに分類

• 従来は、低次元の「表現」を手で設計して、浅いNNで識別

```
Axis = 1.336348e-01 1.270638e-01 9.828512e-01
3.600150e-01 2.364259e-02 2.897407e-01 1.600439e-01 1.355132e-04 -1.105776e-05 7.225226e-04
1.173989e+00 9.484937e-01 4.421300e-01 5.134615e-01 4.317461e-04 -9.262173e-04 -8.300396e-05
1.497720e+01 -2.482940e-01 -2.815872e+00 -1.470736e+01 6.750966e-04 -5.952772e-05 2.457871e-01
2.153059e+01 2.830333e-02 -5.172081e+00 -2.089966e+01 -1.711855e-04 -9.367832e-07 -8.197037e-03
1.474923e+00 -1.793663e-01 -2.634940e-01 -1.433286e+00 1.098547e-03 -7.478053e-04 -2.073109e-02
3.627837e+00 -4.301256e-01 -6.421792e-01 -3.541795e+00 -1.627690e-03 1.090212e-03 2.115826e-02
4.596739e+00 -2.664459e-01 -9.127258e-01 -4.514311e+00 7.059407e-02 -2.314381e-02 7.063290e-01
8.765116e+00 -2.147219e+00 3.149943e+00 -7.89149e+00 2.12231e-05 1.446769e-05 1.484219e-03
5.122196e-01 -1.974702e-01 7.846177e-02 -4.446685e-01 9.285856e-04 2.337036e-03 7.004034e-03
1.291064e+00 -2.293424e-01 2.425964e-01 -1.239318e+00 -1.155399e-02 -1.092275e-02 1.093272e-02
5.983341e-01 -1.612783e-01 -5.590074e-01 -3.947298e-03 5.869276e-05 -1.693335e-05 -9.371412e-04
4.532778e-01 2.528231e-01 1.698745e-01 -3.052798e-01 3.536852e-04 -5.263873e-04 1.886640e-04
2.505493e+00 2.134482e+00 1.072338e-02 1.304561e+00 -2.055256e-06 4.090974e-04 -7.864043e-04
1.150009e+00 1.100459e+00 3.559504e-02 3.012568e-01 3.065370e-05 -9.476924e-04 -1.204631e-03
```

```
Axis = 5.468222e-01 8.021681e-01 -2.398164e-01
4.201890e+01 -2.260286e+01 -3.380862e+01 1.056676e+01 4.285707e-04 -2.865222e-04 -5.206644e-04
1.271398e+00 -9.386227e-01 -7.905339e-01 -3.016746e-01 -4.916799e-05 5.837850e-05 -1.463579e-04
7.126004e-01 -6.298689e-01 2.196849e-02 -3.018174e-01 4.816820e-05 1.381053e-03 -4.015306e-04
1.253496e+00 1.169279e+00 3.760114e-01 -2.077625e-01 -8.957698e-05 2.785567e-04 6.422888e-05
3.165840e+00 6.937322e-01 2.911238e+00 -1.022977e+00 8.086186e-04 -1.926994e-04 -4.435482e-05
7.408828e+00 3.134073e+00 6.405586e+00 -2.004319e+00 9.545922e-04 -4.670551e-04 -3.828977e-05
8.365110e+00 4.553502e+00 6.936993e+00 -1.030462e+00 -2.500419e-04 1.640658e-04 -2.612930e-05
4.788787e+00 2.600081e+00 3.960575e+00 -6.829442e-01 -2.342055e-04 1.537537e-04 -5.630392e-04
3.193250e+00 -1.736500e+01 7.723324e+00 -2.151546e-04 1.797026e-04 1.544318e-04
9.597038e+00 -4.968049e+00 -1.827353e+00 2.476827e+00 -7.555278e-05 4.795361e-05 -4.799157e-04
5.994937e-01 -2.606283e-01 -4.785615e-01 -2.072592e-01 -4.846878e-04 2.639648e-04 2.408668e-04
1.509809e+01 -8.182952e+00 -1.203910e+01 4.004019e+00 -2.050355e-04 1.393622e-04 -1.444807e-03
5.880010e-01 -2.661611e-01 -3.555807e-01 3.591345e-01 6.112219e-04 -4.575149e-04 -1.76477e-03
5.184984e-01 -3.343684e-01 -4.406086e-02 3.682511e-01 -5.408319e-05 4.404257e-04 -6.605461e-04
1.031485e+00 -8.673196e-02 -5.570330e-01 8.524468e-01 -3.491654e-03 5.136262e-04 1.576995e-03
5.767798e-01 4.807124e-01 8.317523e-02 2.741975e-01 -3.317156e-04 1.917155e-03 3.945632e-04
7.069286e-01 1.592936e-01 6.699767e-01 7.756654e-02 -6.074407e-04 1.444250e-04 6.109483e-04
5.652046e-01 5.003294e-01 2.010196e-01 -9.607132e-02 7.025477e-04 -1.748612e-03 1.183726e-03
8.94385e+00 5.67168e+00 6.642895e+00 -1.607893e+00 -1.287538e-04 1.117803e-04 8.316932e-04
1.661793e+01 9.009043e+00 1.325890e+01 -4.378908e+00 -2.109819e-04 1.433561e-04 1.535002e-04
2.896062e+01 1.570820e+01 2.304081e+01 -7.814831e+00 9.634620e-06 -6.568455e-06 -2.311663e-04
8.448735e-01 -3.011931e-01 -7.731972e-01 7.597274e-02 -1.156947e-04 4.506800e-01 7.684941e-01
2.957734e+00 -1.846016e+00 -2.197302e+00 7.019877e-01 2.776428e-01 -2.32557e-01 -2.805605e-01
```

```
Axis = 5.974050e-01 1.278940e-01 -7.916757e-01
3.049313e-01 -1.623508e-01 -6.926404e-02 -2.057660e-01 -1.983575e-04 4.649383e-04 -2.028446e-03
7.208612e+00 1.938623e+00 -2.098141e+00 -6.618049e+00 -1.331579e-03 -1.230342e-03 6.710476e-04
5.150765e-01 1.658504e-01 -1.082958e-01 -4.545121e-01 -2.174730e-03 -3.300504e-03 7.520762e-03
1.678753e+00 -1.290594e+00 -2.777172e-01 1.027601e+00 -2.396811e-05 1.138344e-04 -2.948495e-03
6.548814e-01 2.440873e-01 -6.591185e-02 5.877572e-01 -1.311447e-03 -4.856600e-03 -2.281130e-02
3.653267e+00 -2.359638e+00 -1.324441e+00 2.450477e+00 -4.433464e-04 7.898703e-04 -2.487400e-04
1.567742e+00 -1.162674e+00 -2.325280e-01 1.016094e+00 -2.251710e-04 1.125888e-03 -6.892465e-04
3.339994e+00 -2.530942e+00 5.964277e-02 2.174131e+00 2.972407e-05 1.261342e-03 4.765579e-04
5.687092e+00 2.224050e+00 1.222426e+00 -5.087558e+00 2.174687e-04 -3.957153e-04 1.547311e-03
3.241751e-01 1.498072e-02 3.884113e-02 -2.896002e-01 2.677136e-01 -1.023551e-01 -1.827803e+00
4.69065e+00 5.190706e-01 -4.482230e-01 -2.367795e+00 -2.130605e-03 -2.467376e-03 5.546636e-03
7.371763e-01 -5.912202e-01 -4.382983e-02 -4.153052e-01 -2.480594e-05 3.346072e-04 -6.643218e-04
1.397669e+00 -7.329600e-01 2.139268e-01 1.162323e+00 -1.915298e-05 -6.562228e-05 2.637747e-03
1.323121e+00 -1.076112e+00 -4.241892e-01 6.270614e-01 -2.701272e-04 6.852772e-04 -6.450472e-04
1.405716e+00 -7.930601e-01 -5.207458e-01 1.027827e+00 4.824278e-04 -7.347045e-04 -7.288544e-04
1.346273e+01 -9.457000e+00 -3.075803e+00 9.073605e+00 -1.748960e-04 5.377430e-04 1.593510e-04
8.412551e+00 -5.518426e+00 -2.187031e+00 5.959479e+00 -5.581507e-05 1.408354e-04 1.103661e-03
```

```
Axis = 3.412007e-01 1.835908e-01 -9.218875e-01
6.053452e-01 3.934199e-01 3.451085e-01 3.684984e-01 3.315940e-04 -2.915379e-04 9.809227e-05
2.242314e+01 4.252006e+00 3.55588e+00 -2.186704e+01 -6.775484e-04 1.127310e-03 1.636193e-03
4.615541e+01 8.030405e+00 4.904001e+00 -4.518591e+01 1.053577e-04 -1.725254e-04 -2.396392e-03
4.786486e+00 1.006292e+00 3.551062e-01 -4.663929e+00 5.546928e-04 -1.571877e-03 -2.141325e-02
2.076962e+00 -1.814143e+00 -9.196438e-01 3.967639e-01 -6.725764e-04 1.326763e-03 -9.279762e-04
2.990477e+00 -2.499493e+00 -1.465914e+00 7.413309e-01 1.613478e-04 -2.746147e-04 -5.321354e-04
5.352460e-01 3.369886e-01 -1.539671e-01 -3.601845e-01 8.891475e-04 1.946081e-03 -1.093706e-04
4.906971e-01 4.581366e-01 1.067404e-01 3.572935e-03 -1.206956e-04 5.180335e-04 6.616275e-04
1.510841e+00 4.635163e-01 1.346416e-01 -1.424843e+00 1.232350e-03 -4.242479e-03 -2.825476e-02
1.730957e+00 5.970972e-01 1.082349e-01 -1.615080e+00 6.187534e-04 -3.413463e-03 1.363038e-02
5.387886e+00 -2.463795e+00 -4.764452e+00 4.894180e-01 -6.337707e+01 3.277357e+01 -7.450118e-01
6.558535e+00 -6.543017e+00 -6.038268e-02 4.244774e-01 5.559014e-01 -6.023701e+01 3.993892e+00
6.793306e-01 1.701942e-01 2.753585e-03 -6.426272e-01 -7.009438e-01 4.332408e-01 -1.019863e+01
```



深層学習の実力発揮！

- 少しだけ、データを確認

```
-----  
Axis = 1.336348e-01 1.270638e-01 9.828512e-01  
3.600150e-01 2.364259e-02 2.897407e-01 1.600439e-01 1.355132e-04 -1.105776e-05 7.225226e-04  
1.173989e+00 9.484937e-01 4.421300e-01 5.134615e-01 4.317461e-04 -9.262173e-04 -8.300396e-05  
1.497720e+01 -2.482940e-01 -2.815872e+00 -1.470736e+01 6.750966e-04 -5.952772e-05 2.457871e-01  
2.153059e+01 2.830333e-02 -5.172081e+00 -2.089966e+01 -1.711855e-04 -9.367832e-07 -8.197037e-03  
1.474923e+00 -1.793663e-01 -2.634940e-01 -1.433286e+00 1.098547e-03 -7.478053e-04 -2.073109e-02  
3.627837e+00 -4.301256e-01 -6.421792e-01 -3.541795e+00 -1.627690e-03 1.090212e-03 2.115826e-02  
4.596739e+00 -2.664469e-01 -8.127258e-01 -4.514311e+00 7.059407e-02 -2.314381e-02 7.063290e-01  
8.765116e+00 -2.147219e+00 3.149943e+00 -7.891456e+00 2.122391e-05 1.446769e-05 1.484219e-03  
5.122196e-01 -1.974702e-01 7.846177e-02 -4.446685e-01 9.285856e-04 2.337036e-03 7.004034e-03  
1.291064e+00 -2.293424e-01 2.425964e-01 -1.239318e+00 -1.155399e-02 -1.092275e-02 1.093272e-02  
5.983341e-01 -1.612783e-01 -5.590074e-01 -3.947298e-03 5.869276e-05 -1.693335e-05 -9.371412e-04  
4.532778e-01 2.528231e-01 1.698745e-01 -3.052798e-01 3.536852e-04 -5.263873e-04 1.886640e-04  
2.505493e+00 2.134482e+00 1.072338e-02 1.304561e+00 -2.055256e-06 4.090974e-04 -7.864043e-04  
1.150009e+00 1.100459e+00 3.559504e-02 3.012568e-01 3.065370e-05 -9.476924e-04 -1.204631e-03  
-----  
Axis = 5.468222e-01 8.021681e-01 -2.398164e-01  
4.201890e+01 -2.260286e+01 -3.380862e+01 1.056676e+01 4.285707e-04 -2.865222e-04 -5.206644e-04  
1.271298e+00 -9.386227e-01 -7.805228e-01 -3.016746e-01 -4.916788e-05 5.827850e-05 -1.463578e-04
```

とりあえず、作ってみよう！



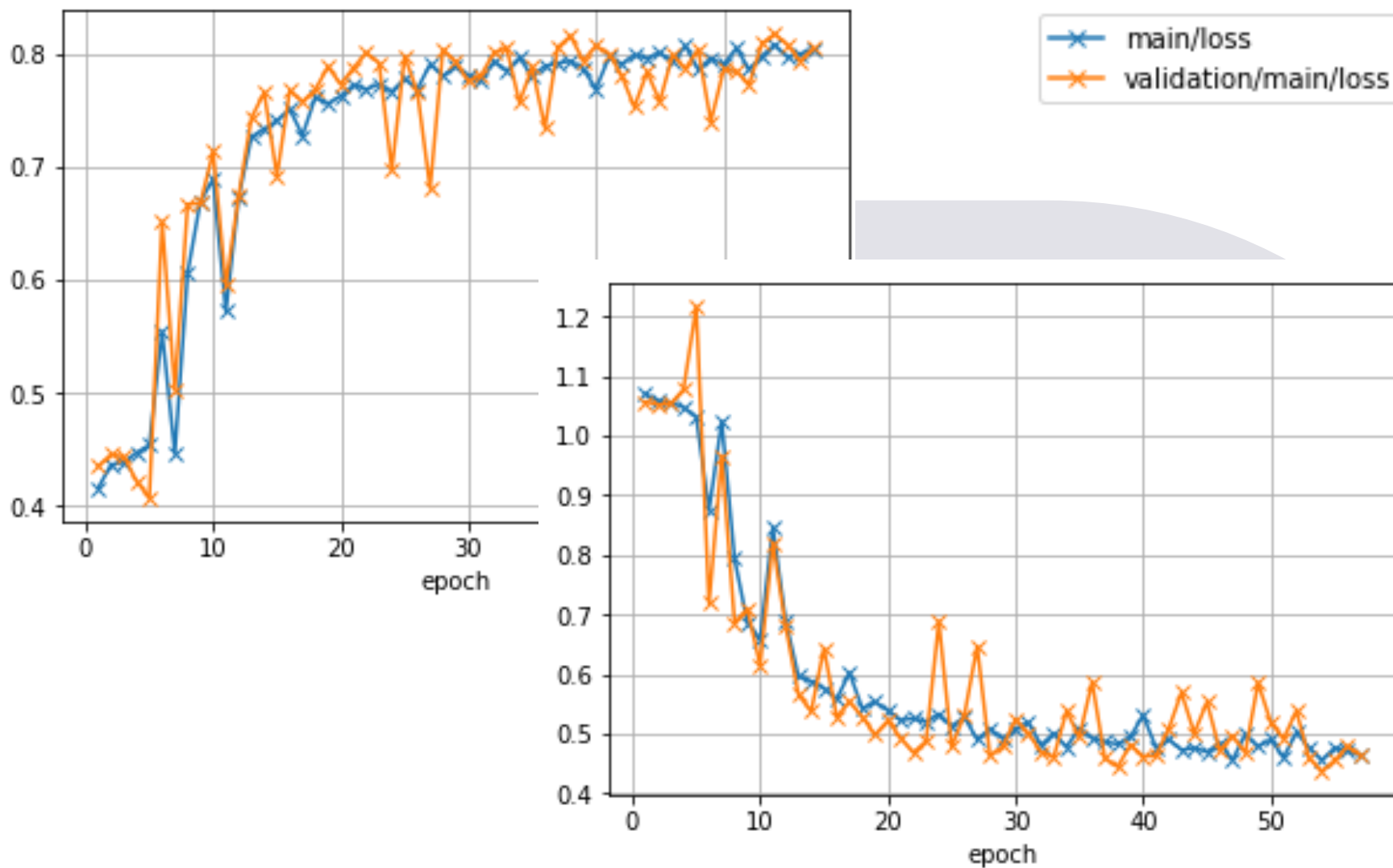
コード (200+行)



- 必要なモジュールのロード
- データの読み込み
- ニューラルネットのモデルの定義
- 評価
- 各種設定 & 学習



学習結果



Takeaway message

- 深層学習は機械学習の一種
- 非常に簡単、便利
 - 特徴量抽出の設計が不要（その分野の知識はいらない！？）
 - 深層学習の中身は簡単な掛け算足し算がほとんど
- 忘れてはいけない色々な問題点
 - 過学習
 - 勾配消失
 - ハイパーパラメータチューニング

プログラム担当行事委員より

技術研修会をより意義あるものとするため、技術研修会アンケートへの回答をお願いいたします。

URL : <https://forms.gle/UKTQsYiJiqCcGEme7>

QRコードから⇒





大阪大学データリテリフロンティア機構
Osaka University Institute for Datability Science