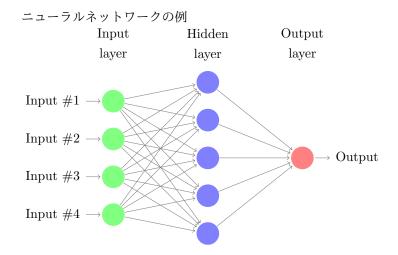
第Ⅰ部

記号の準備



第II部

第1回-2016/

第III部

第2回-2016

ランダムフーリエ?

第IV部

第3回-

Topological Data Analysis の基本について解説する

第V部

第4回-

Discrete Morse Thoery について解説する.

第VI部

第5回-

論文を紹介する.

第VII部

第6回-

VAE に向け、NN の基本と変分法を解説する.

1 今回話すこと

VAE の理解を向け NN の基本的な手法を理解する.

- Frequent & Bayesian
- NN の知識
- 変分推論
- 生成モデルと識別モデル

2 Frequent & Bayesian

Frequent と Bayesian の違いは不確かさの根源がどこにあるのかで区別できる.

Frequent データの方に不確かさがある.この考えでは、ある正しいとされる仮説に対し、このデータは $\bigcirc\bigcirc$ %の確率で得られると考える.データは確率変数 X で与えられ、 $X=N(\mu,\sigma^2)$ と仮定し、n 個サンプリングしたもの.

Bayesian 不確かさは情報の不足に由来する. この考えでは、この仮説が正しい確率は $\bigcirc\bigcirc$ %であると考える.

	パラメータ	データ
F	定数	確率変数
В	確率変数	定数

Example 2.1 (コイントス). コイントスを 100 回試行し、H が 40 回,T が 60 回出たとする.

2.1 Frequentist

Frequency の手法でデータ全体のなす集合 $D\{H,T,\cdots\}$ とする. 表が出る 確率を θ とすると

$$P(D|\theta) = \theta^4 0 (1 - \theta)^6 0$$
$$\log p(D|\theta) = 40 \log \theta + 60 \log (1 - \theta)$$

もっとらしい θ , つまり, $p(D|\theta)$ を maximise する θ は微分して計算すると $\theta=4/10$ となることがわかる.

Bayesian θ の上の確率分布として、どの θ が確からしいか ? D を観測する前 $p(\theta)=1(0<=\theta<=1)$ (事前分布) これは、Beta(1,1) Beta(1/2,1/2) 等も関係ある ?

 X_i :i 番目のコイントススの結果 $p(\theta|x_1)$ を計算する

$$p(\theta|x_1) = p(\theta, x_1)/p(x_1) = p(x_1|\theta)p(\theta)/\int p(x_1|\theta)p(\theta)d\theta =$$

コイントス:表 (Head) の確率

確率測度の全空間を取替ることが多いが、それを隠蔽している.

第VIII部

第7回-2017/3/18

Variational Autoencoder[1] を理解する.

3 今回の話すこと

前回話した変分推論の考え方に基づき, $L(\theta,\phi)$ を θ,ϕ に対して最大化する.このために,以下について説明する

- NNで確率を表現する
- Backporpagation
- VAE の学習

Remark. VAEは画像生成の方法 (モデル) の一つであり、他には GAN等がある。画像生成には学習用データを増やしたいという意図があるが、これについては学習済みのものからデータを生成するため、本質的にデータが増えておらず、意味がないと考えている人も多い。

4 NNで確率を表現する

参考文献

- [1] Diederik P Kingma, Max Welling, "Auto-Encoding Variational Bayes" https://arxiv.org/abs/1312.6114 2013.
- [2] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN—A new approach to low level image processing," Int. J. Comput. Vis., vol.23, no.1, pp.45-78, May 1997.