

論文題目

あああを用いた
あああ予測

Hoge Hoge Hoge

指導教授

萩原 将文 教授

慶應義塾大学 理工学部 情報工学科

令和 99 年度

学籍番号 12345678

田中 太郎

目次

あらまし	1
第1章 はじめに	2
第2章 関連研究	3
2.1 Wavenet	3
2.1.1 概要	3
2.1.2 拡張因果畳み込み	3
第3章 HOGE を用いた予測	5
3.1 時系列予測	5
第4章 評価実験	6
4.1 実験条件の設定	6
4.1.1 データセット	6
4.1.2 比較手法	6
4.2 あああの予測	6
4.2.1 実験方法	6
4.2.2 実験結果	6
第5章 結論	8
謝辞	10
参考文献	11
付録	12

付録 A	データの前処理	12
A.1	ヒストリカルデータ	12
付録 B	実験結果詳細	13
B.1	の予測	13
付録 C	のモデル化	14
C.1	異なる	14
付録 D	のヒストグラム	15
D.1	異なる期間	15

あらまし

本論文では hoge を提案する .

第1章

はじめに

DeepMind 社が開発した Wavenet[1] がある .

第2章

関連研究

2.1 Wavenet

2.1.1 概要

Wavenet[1] は音声波形を時系列データとして自己回帰モデルで学習することによって、人間の声のような自然な音声を生成することができる。時点 t における観測値を x_t , $\boldsymbol{x} = \{x_1, \dots, x_T\}$ を観測値の全体集合とする。このとき、波形の同時確率は条件付き確率の積として以下のように表現される。

$$p(\boldsymbol{x}) = \prod_{t=1}^T p(x_t | x_1, \dots, x_{t-1}) \quad (2.1)$$

つまり、 x_t は前時点の全てにおけるサンプルに条件づけられる。

2.1.2 拡張因果畳み込み

因果的畳み込み (causal convolutions) が Wavenet の最も重要な部分である。図 2.1 に因果的畳み込み層のスタックを示す。

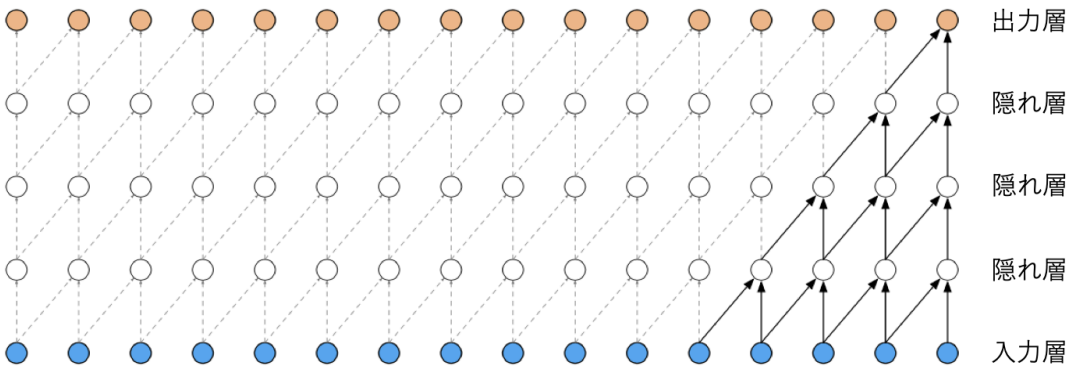


図 2.1: 因果的畳み込み層

第3章

HOGEを用いた予測

3.1 時系列予測

hoge は今まで多く行われてきた．[2] はあああ．

第4章

評価実験

4.1 実験条件の設定

4.1.1 データセット

為

4.1.2 比較手法

—

4.2 あああの予測

4.2.1 実験方法

2017 年

4.2.2 実験結果

表 4.1 に

表 4.1: あああといいいの予測誤差

	2019		2018		2017	
モデル	ああ	いい	ああ	いい	ああ	いい
Naive	1	1	1	1	1	1
TCN	1.0895	0.9032	1.4791	0.9198	1.2888	0.8555
LSTM	1.0384	0.9295	1.4917	0.9725	1.1627	0.8541
提案手法	1.0977	0.8698	1.3824	0.9439	1.2061	0.8516

第5章

結論

本論文では
今後の課題を以下に挙げる．

- の向上
必要がある．
- への応用
を行いたい．

- の改善

今後，取り組みたい．

謝辞

本研究を行うにあたり親身に相談に乗っていただき，ご指導してくださった萩原将文教授，ならびに共に問題解決，議論，相談に付き合ってくださった研究室の先輩方，同期の皆様に深く感謝いたします。誠にありがとうございました。

参考文献

- [1] Aaron van den Oord et al. “Wavenet: A generative model for raw audio”. In: *arXiv preprint arXiv:1609.03499* (2016).
- [2] Bing Hwang Juang and Laurence R Rabiner. “Hidden Markov models for speech recognition”. In: *Technometrics* 33.3 (1991), pp. 251–272.

付録 A

データの前処理

A.1 ヒストリカルデータ

為

付録 B

実験結果詳細

B.1 の予測

第

付録C

のモデル化

C.1 異なる

あ

付録D

のヒストグラム

D.1 異なる期間

図