

ノイズに埋もれた微小信号波形の検出への 変分オートエンコーダを用いた 異常検知の応用

1 : 長岡技術科学大学

2 : 京都大学

○森雅也¹, 中平勝子¹, 高橋弘毅¹, 田中貴浩²

背景・目的

自然界に存在する微小信号波形の解析による自然災害の予測や
自然現象の解明を試みる研究が多数存在[1][2]

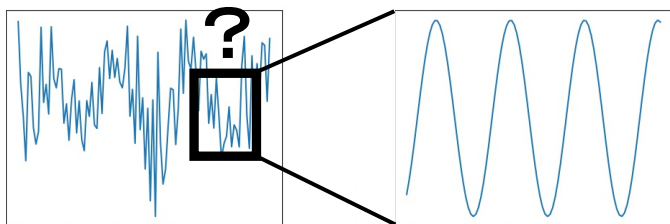
定常ノイズを含む観測データから、非定常ノイズの同定・識別、また微小信号波形の識別・検出

非定常信号(微小信号波形・非定常ノイズ)には

1. 事前に波形予測が可能な, 既知の非定常信号
2. 正確な波形予測が困難な, 未知の非定常信号

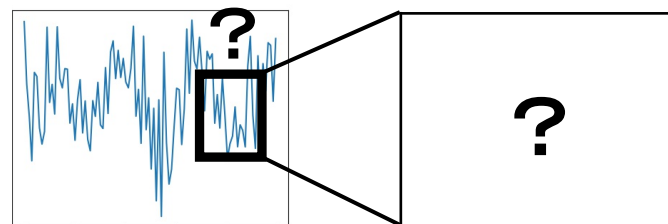
→ 深層学習による識別・検出を想定した場合, 未知の非定常信号を教師データとして
使用することは不可

既知の非定常信号



- 位置は分からないが, 存在していることは確か
- 波形の予測が可能

未知の非定常信号



- 位置は分からないが, 存在していることは確か
- 波形の予測が困難

定常ノイズを含んだ観測データから, 既知の非定常信号のみを用いて
未知の非定常信号を識別・検出する方法が必要

[1] 岡田佳之, 福井健一, 沼尾正行, “多次元数値観測量の事象系列に対するクラスターパターン抽出”, 人工知能学会全国大会論文集, 2015.

[2] 三代木伸二, “宇宙を観測する新しい窓・重力波”, RADIOISOTOPES, vol.66, pp.61-75, 2017.

背景・目的

自然界に存在する微小信号波形の解析による自然災害の予測や
自然現象の解明を試みる研究が多数存在[1][2]

既知の非定常信号のみを教師データとした
変分オートエンコーダ(VAE)を用いた異常検知手法の開発

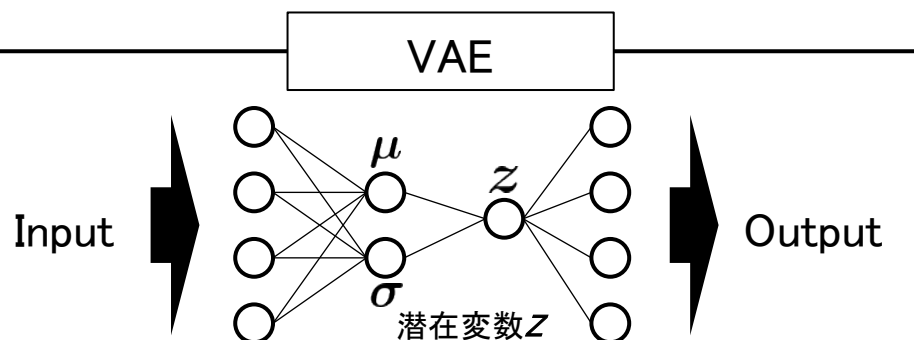
1. 波形データを画像データに変換
→ 定常ノイズに影響されない特徴量を取得
2. 画像データをVAEに適用
→ 既知の非定常信号のみを学習
→ 学習していない未知の非定常信号を異常データとして識別・検出

[1] 岡田佳之, 福井健一, 沼尾正行, “多次元数値観測量の事象系列に対するクラスタ系列パターンの抽出”, 人工知能学会全国大会論文集, 2015.

[2] 三代木伸二, “宇宙を観測する新しい窓・重力波”, *RADIOISOTOPES*, vol.66, pp.61-75, 2017.

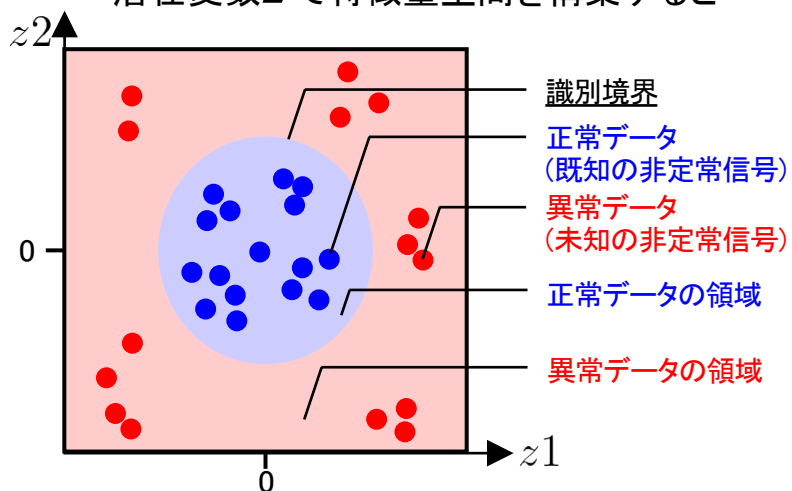
開発方針1: 変分オートエンコーダ(VAE)

変分オートエンコーダ(VAE)とは, Auto Encoderを用いた生成モデルの1つ



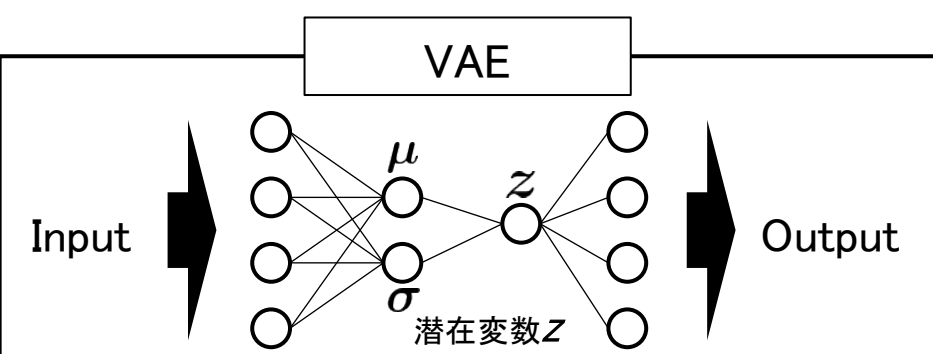
- 入力データの次元圧縮
 - 圧縮されたベクトルから入力データの復元
 - 平均ベクトル μ が"0", 標準偏差ベクトル σ が"1"
 - $z = \mu + \sigma \cdot e$, e : 標準正規分布に従うベクトル
- 入力データの
特徴量抽出

既知の非定常信号のみを学習させたモデルの
潜在変数Zで特徴量空間を構築すると...



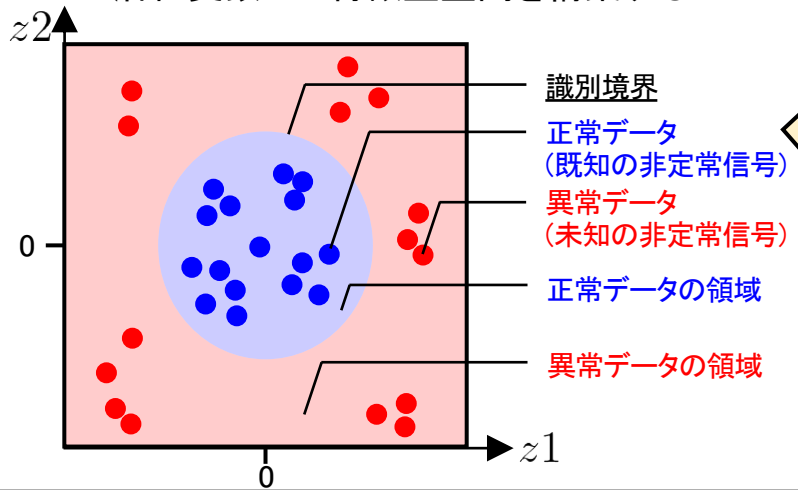
開発方針1: 変分オートエンコーダ(VAE)

変分オートエンコーダ(VAE)とは, Auto Encoderを用いた生成モデルの1つ



- 入力データの次元圧縮
 - 圧縮されたベクトルから入力データの復元
 - 平均ベクトル μ が"0", 標準偏差ベクトル σ が"1"
 - $z = \mu + \sigma \cdot e$, e : 標準正規分布に従うベクトル
- 入力データの
特徴量抽出

既知の非定常信号のみを学習させたモデルの
潜在変数Zで特徴量空間を構築すると...



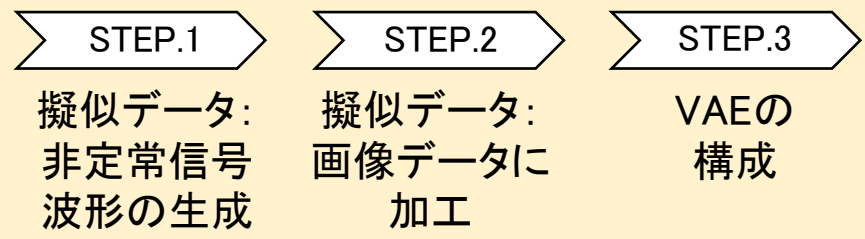
- 既知の非定常信号は $N(0,1)$ の範囲内に発生
- 未知の非定常信号は $N(0,1)$ の範囲外に発生

異常検知に応用することで
未知の非定常信号を識別・検出



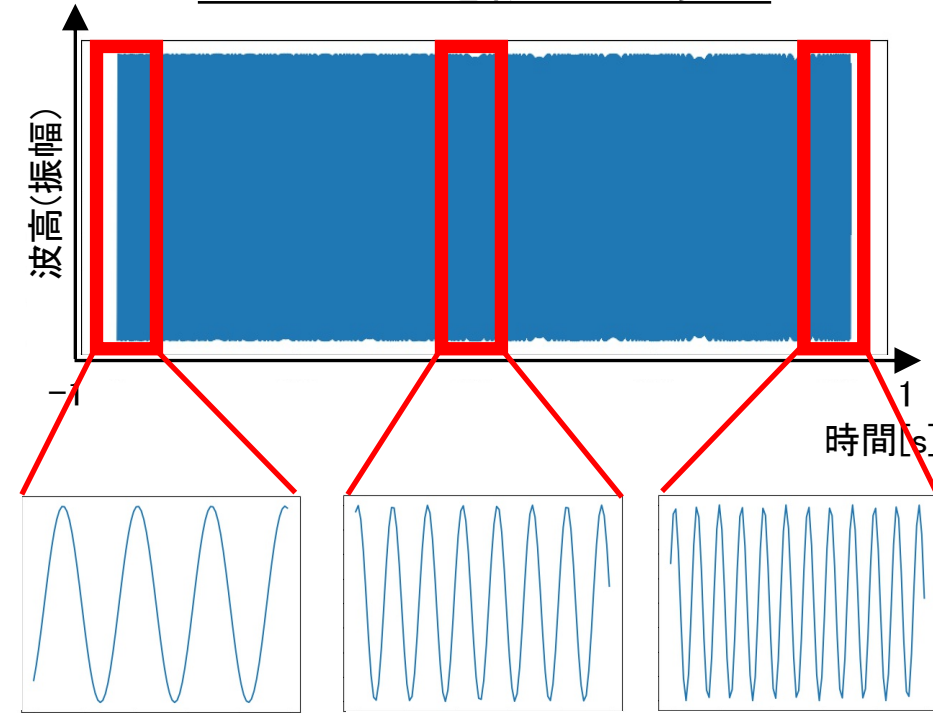
本研究ではVAEによる
異常検知の可能性について検討

※ 各プロット間の距離を測ることで, 互いのクラス
が十分に離れているか否かを確認



実験手順1: 波形データの生成

既知の非定常信号:
50-500Hz間を緩やかに変化

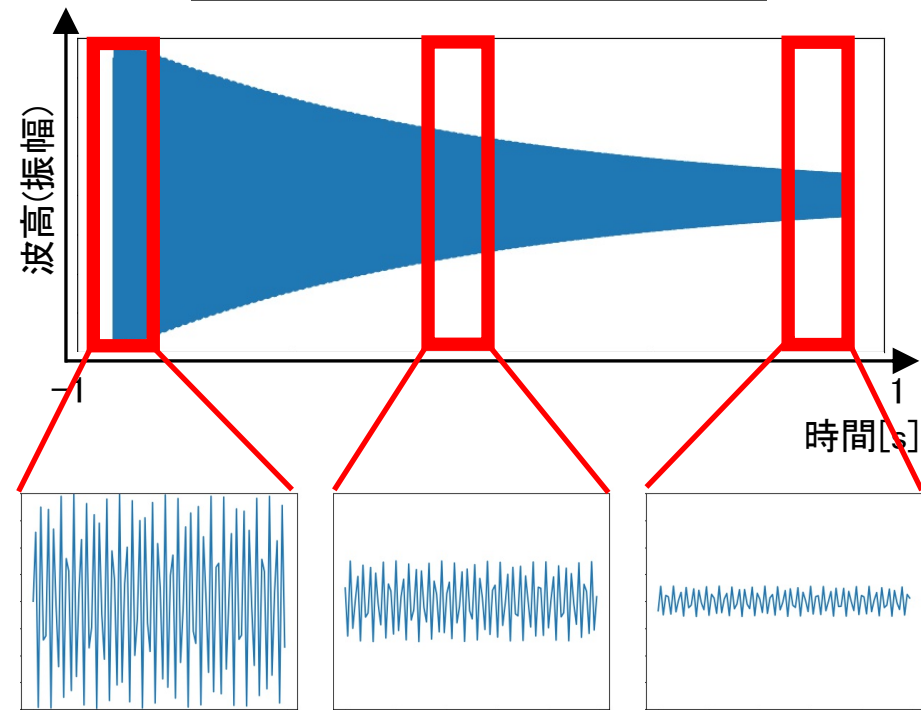


$$S_{\text{nor}}(t) = \cos\left(2\pi\left\{\alpha f_0 t + \frac{1}{2}\beta(f_0 t)^2 + \frac{1}{3}\gamma(f_0 t)^3\right\}\right)$$

f_0 : 基準周波数500[Hz], t : 時間 -1~1[S]

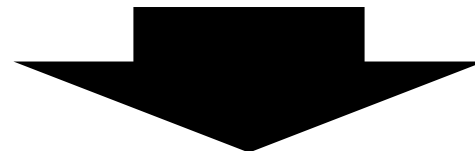
$$\alpha = \frac{p+q}{2}, \beta = \frac{p-q}{1000}, \gamma < 8.0 \times 10^{-8}, 0.1 < q < p < 1$$

未知の非定常信号:
512-2048Hz間の減衰信号



$$S_{\text{ano}}(t) = e^{-(t+1)} \times \sin(2048(t+1)b)$$

b : $\frac{1}{2}\pi \sim 2\pi$ までの乱数, t : 時間 -1~1[S]

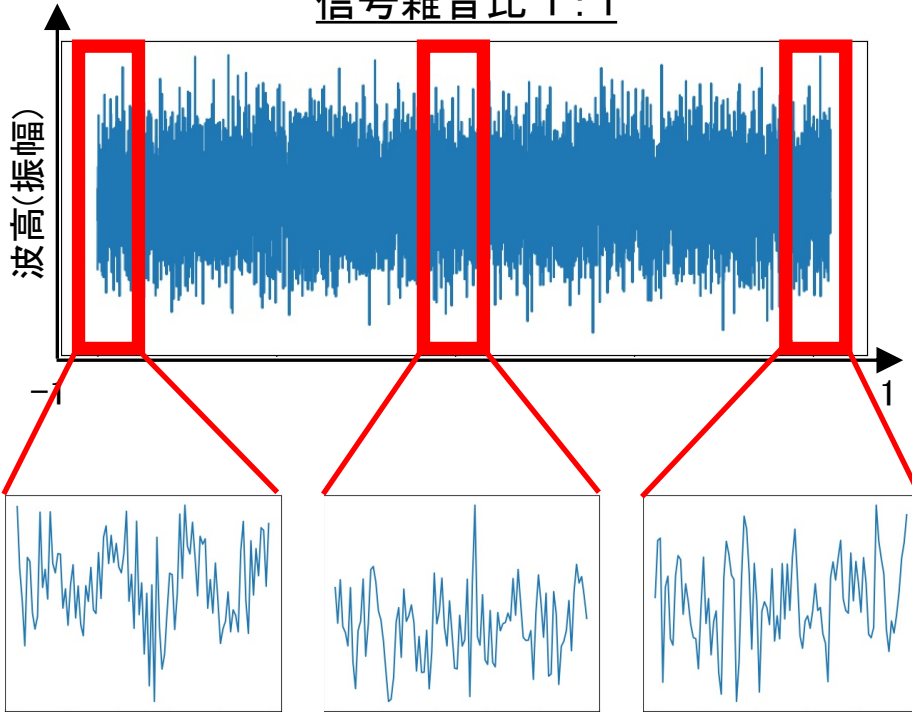


定常ノイズを
付加する

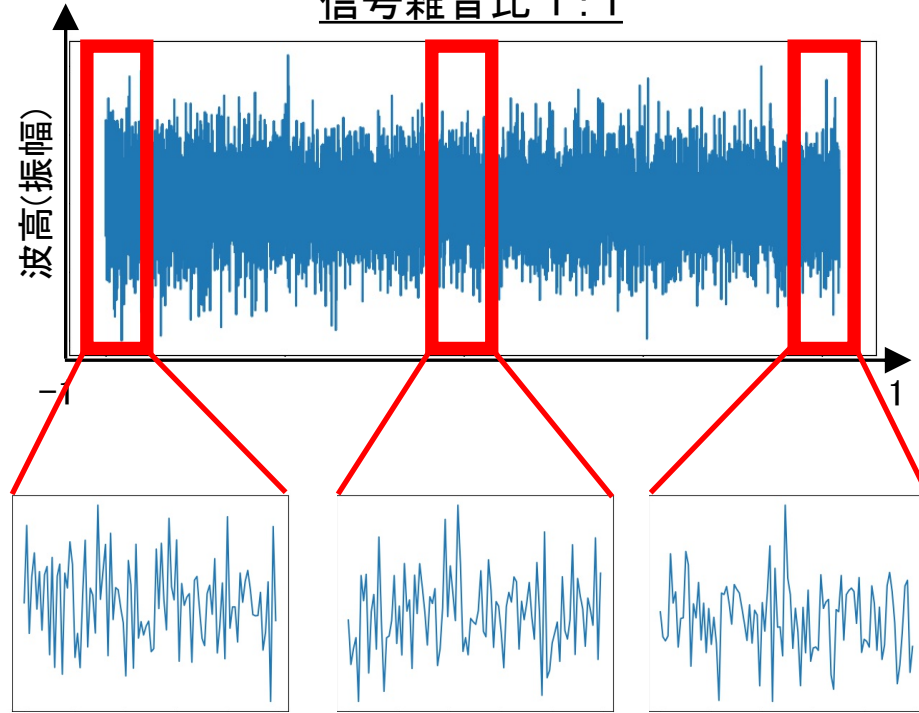
実験手順1: 波形データの生成

定常ノイズの付与:
定常ノイズとして定常ガウス型ノイズ
信号雑音比 1 : 1 ~ 1 : 3

既知の非定常信号:
信号雑音比 1 : 1



未知の非定常信号:
信号雑音比 1 : 1

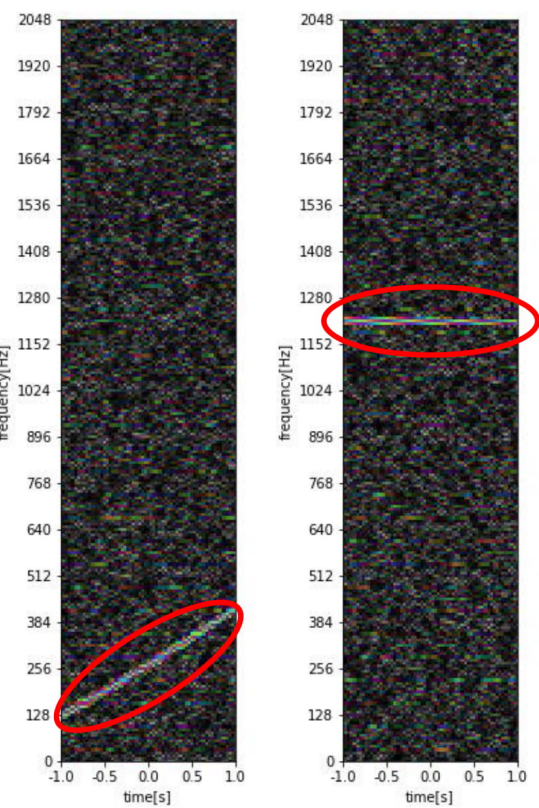


画像データに加工

実験手順2: 波形データの加工処理

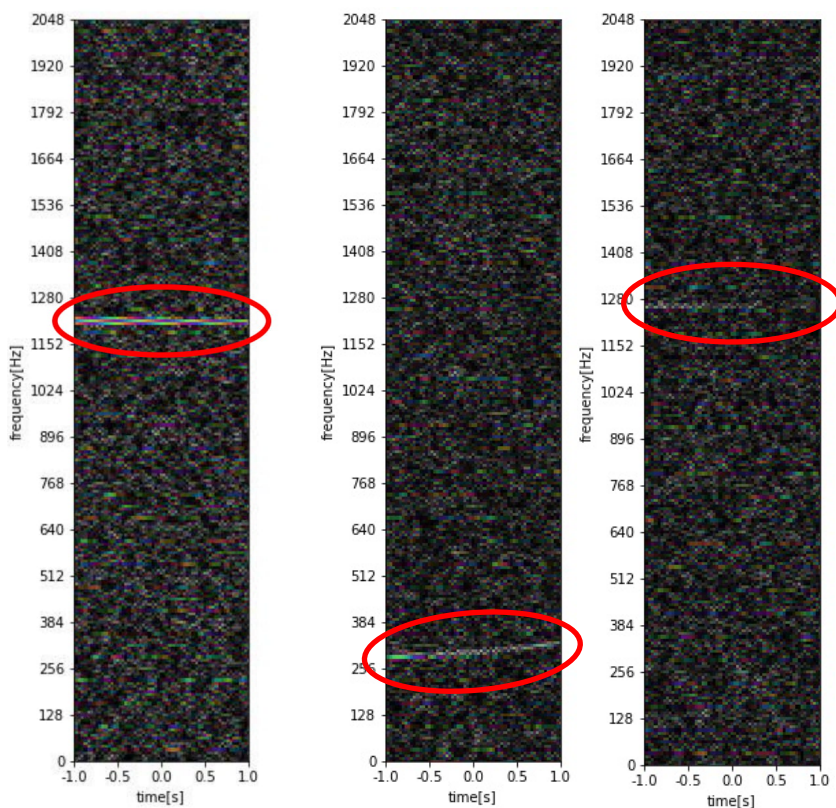
位相情報を考慮したスペクトログラム

信号雑音比 1 : 1



既知信号の
スペクトログラム

信号雑音比 1 : 3



未知信号の
スペクトログラム

既知信号の
スペクトログラム

未知信号の
スペクトログラム

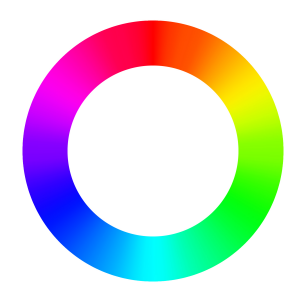
非定常信号を短時間フーリエ変換



周波数強度
 S_{power}

位相情報
 S_{phase}

色相 → 位相情報



$$R_{\text{cos}} = \frac{(\cos(S_{\text{phase}})+1)}{2}$$

$$G_{\text{cos}} = \frac{(\cos(S_{\text{phase}}-2\pi/3)+1)}{2}$$

$$B_{\text{cos}} = \frac{(\cos(S_{\text{phase}}+2\pi/3)+1)}{2}$$

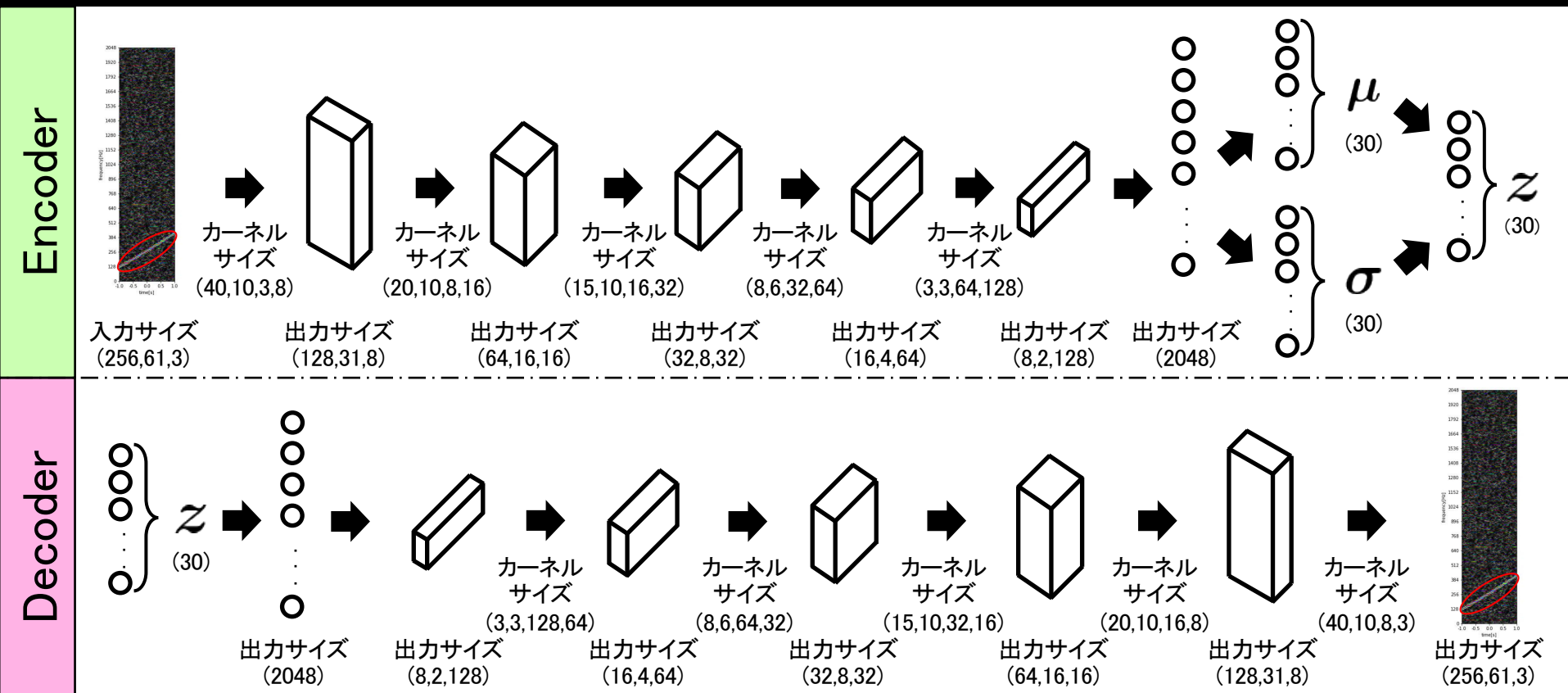
明度 → 周波数強度

$$P_{\text{color}} = \tanh(\lambda \times S_{\text{power}}) \times \frac{C_{\text{cos}}}{\max(C_{\text{cos}})}$$

$$C_{\text{cos}} \in \{R_{\text{cos}}, G_{\text{cos}}, B_{\text{cos}}\}$$

λ : 明度係数

実験手順3: VAEの構成

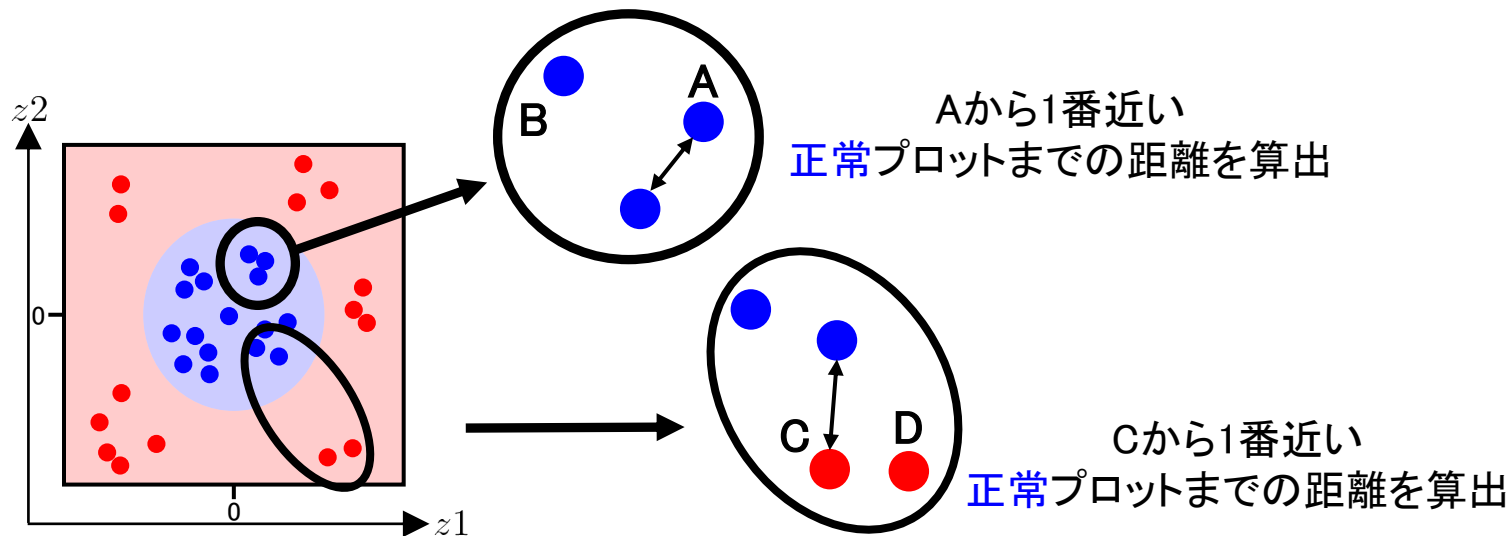


手続き:

1. 入力(画像)データに対して畳み込み処理を行い次元数を削減する
 2. μ と σ を導出する(今回は30次元)
 3. 潜在変数 z を導出する(式: $z = \mu + \sigma \cdot e$)
 4. 潜在変数 z から逆畳み込み処理により入力(画像)データを復元する
- ※ 各層の出力にバッチ正則化層, 活性化関数はReLU関数(μ のみtanh関数)

結果

各プロット間の距離を測ることで、互いのクラスが十分に離れているか否かを確認



距離分布の導出

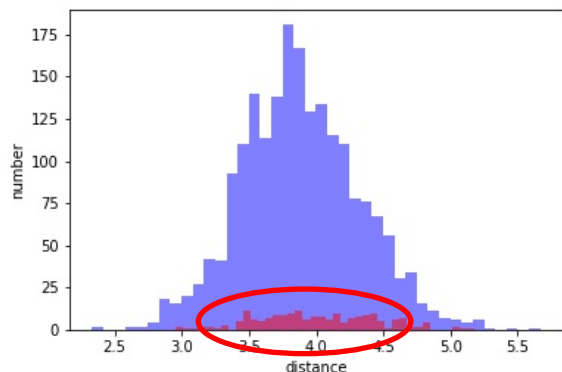
潜在変数で構築した特徴量空間における、
正常プロット間でのnearest neighborまでの距離と
各異常プロットから正常プロットまでの距離を測ることで、
正常と異常のプロットが十分に離れているか否かを確認

結果

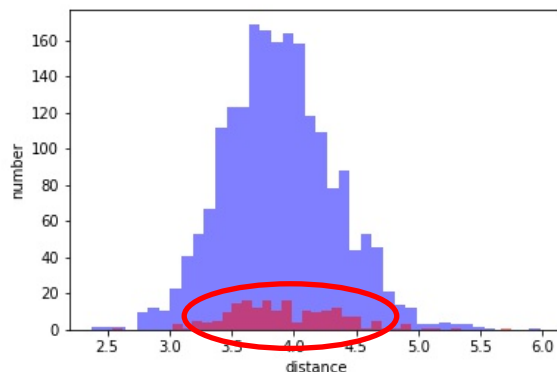
各プロット間の距離を測ることで、互いのクラスが十分に離れているか否かを確認

獲得した潜在変数(30次元)の特徴量空間での距離分布

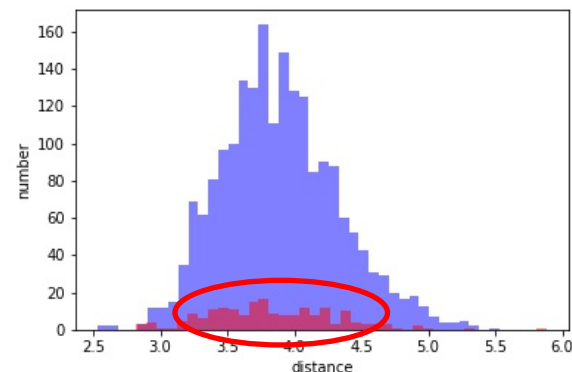
信号雑音比 1 : 1



信号雑音比 1 : 2



信号雑音比 1 : 3



青: 正常データ, 赤: 異常データ

※ 学習回数: 15,000回, 教師データ(SNR1:1-3): 12,000, テストデータ(正常): 2,000, テストデータ(異常): 192

考察

- 信号雑音比 1 : 1 - 1 : 3 において、距離分布が完全に重なっている
 - 正常データを表現する潜在的な特徴以外の特徴も抽出されている
 - 次元数が高い



次元数を削減する必要

1. 正常・異常の潜在変数の共分散行列を導出, 2. 固有値・固有ベクトルの導出, 3. 固有ベクトルの方向に射影

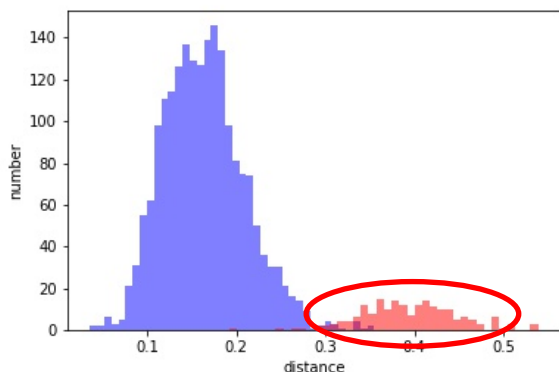
※ 固有値が小さい(分散の小さい) 場合の固有ベクトルを7つ選択し射影

結果

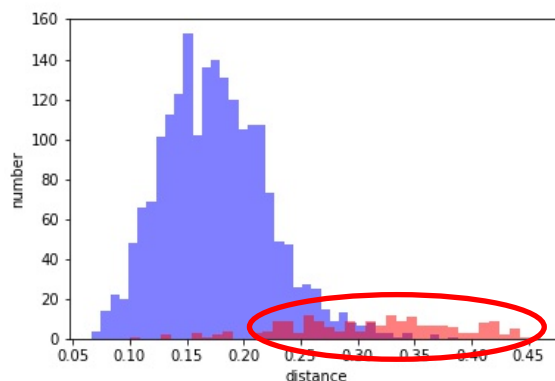
各プロット間の距離を測ることで、互いのクラスが十分に離れているか否かを確認

射影した7次元特徴量空間での距離分布

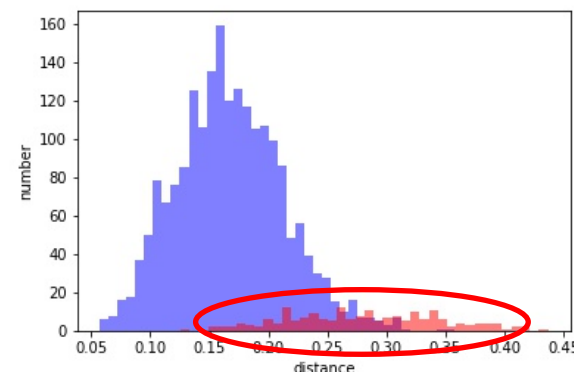
信号雑音比 1 : 1



信号雑音比 1 : 2



信号雑音比 1 : 3



青: 正常データ, 赤: 異常データ

※ 学習回数: 15,000回, 教師データ(SNR1:1-3): 12,000, テストデータ(正常): 2,000, テストデータ(異常): 192

考察

- 信号雑音比 1 : 1 の場合は距離分布がきれいに分かれている
→ 未知の非定常信号の識別・検出が可能
- 信号雑音比 1 : 2 - 1 : 3 の場合, 分布が1部重なっている
→ 信号雑音比が高くなるにつれ, 正常・異常データの判別が困難

本研究ではVAEによる異常検知の可能性について検討

※ 各プロット間の距離を測ることで、互いのクラスが十分に離れているか否かを確認

手続き:

1. 非定常信号を想定した波形データの生成
2. 定常ノイズを付加
3. 短時間フーリエ変換
4. 位相情報込みのスペクトログラムの導出
5. 変分オートエンコーダ(VAE)の構成

結果:

- 特徴量を削減することでクラス間の距離を離すことが可能
- 信号雑音比1:1の場合, 未知の非定常信号の識別・検出が可能
- 信号雑音比1:2 - 3の場合, 正常・異常の距離分布の1部が重なる

今後の展望:

- 潜在変数の次元削減
→ t-SNEの実装など
- 入力データの僅かな特徴を獲得できるようなモデル設計
→ カーネルフィルタを小さくしてみる
- 特徴量空間を構築し識別境界を引くことで異常検知を行う
→ F値などの評価尺度を用いることでモデルの評価
- 物理現象である“重力波”の検出に適用