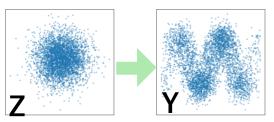
# GAN による近似関数獲得

Approximate function estimation with GAN 島津製作所 Akira NODA a-noda@shimadzu.co.jp

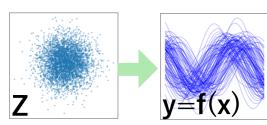
#### 通常のGAN:ベクトルからベクトルへ



Generatorは乱数Zを Yの分布になるように射影

(※Yの一点が画像等に対応)

## fGAN: 出力をベクトルから関数へ



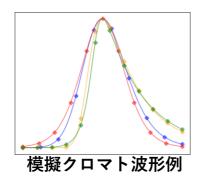
観測(X,Y)の分布を作る関数 y=f(x)

のfとしてGを学習する

### 何故「関数」が欲しい?

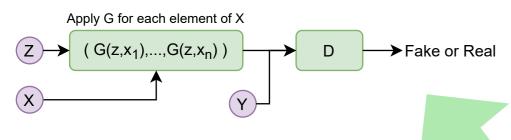
例:ピーク波形(クロマト,NMR,質量分析装置等)

- ・既存データのサンプリングが荒い
- ・ピーク高さ・幅は単純にスケーリングされる ⇒ベクトルとしての学習に向かない
- ・形状変化は複雑だが限られたバリエーション ⇒本質的に低次元なので、GANでの学習は容易



尾の引き方(テーリング)にバリエーションがある

## fGAN: GANによる近似関数獲得



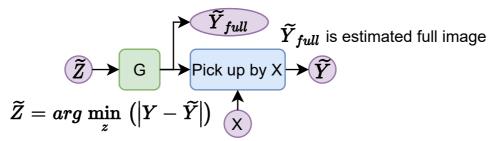
観測データX(時刻)とY(信号強度)をセットで得る GはZ(状態),X(時間) を引数に強度値を出力

Lossに追加

(G(Z,X) はYと同じ次元のベクトルになる)

#### 先行研究:GANによる圧縮センシング[Bora 2017]

事前に全体像をGAN学習、部分観測から全体を推定可能



## 全体像データを不要にしたい⇒fGAN利用

#### 提案手法: 圧縮センシングへのfGAN適用

例えば、湾内海洋観測

- ・同時には少ない点数しか観測できない(観測船の数)
- ・限られたバリエーションの状態を取る(週間/季節変動程度)

同一Z(季節変動状態)において数カ所の観測(X,Y) =(観測位置、

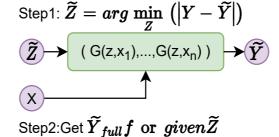
観測値)が得られる

Step1.

観測(X,Y)からG(Z,X)≒Y となるZを求める

Step2.

全体の座標XfullをGに代入し 全体の観測値Yfullを求める

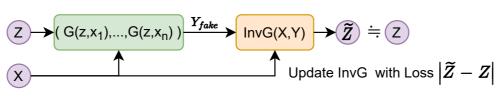


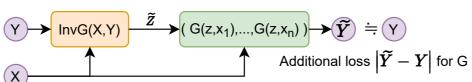
 $(\widetilde{Z}) \rightarrow (G(z,x_1),...,G(z,x_n)) \rightarrow \widetilde{Y}_{full}$  $\widehat{X_{full}}$ 

### fGAN学習時の追加制約: InvG

観測1セットのX,Yが状態を示すZを推定するに足る情報を持っ ている事が前提

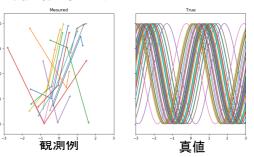
⇒Gの逆関数(InvGネットワーク)を fGANと同時に学習





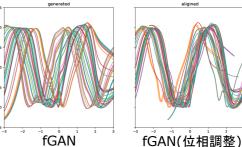
## 実験:圧縮センシングのfGAN部分にのみ着目し 適当なZに対し妥当な出力が得られるか目視確認

### 実験結果 1次元 パラメータ数 1



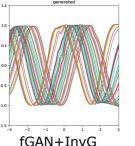
### 観測データ

真値:位相がずれたsin波 3点をランダム位置で計測



fGAN結果

真値に似た出力だが、 サンプル数の少ないグラフ 両端で形状が崩れ

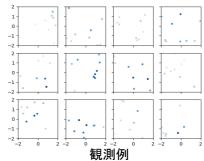


同左(位相調整)

fGAN+InvG結果

グラフ両端でも真値に近い 波形傾き基準で位相を揃え たグラフ (右) では全ての グラフが概ね同じ形状

## 実験結果 2次元 パラメータ数 4



### 観測データ

2次元ガウス分布の短軸長さ・回 転・中心座標の4次元パラメータ をランダムに振った真値から 9点をサンプル

#### fGAN+InvG結果

ある程度は推定できるがmode collapse発生。同時観測数が少 ない場合は相応に低い次元への適用に留まると考えられる

