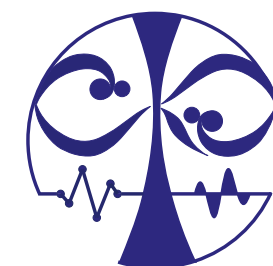


# 深層展開の頑健性向上のための 学習パラメータ調整

小島 颯, 中谷 光佑, 原 惇也, 東 広志, 田中 雄一  
大阪大学大学院 工学研究科 電気電子情報通信工学専攻

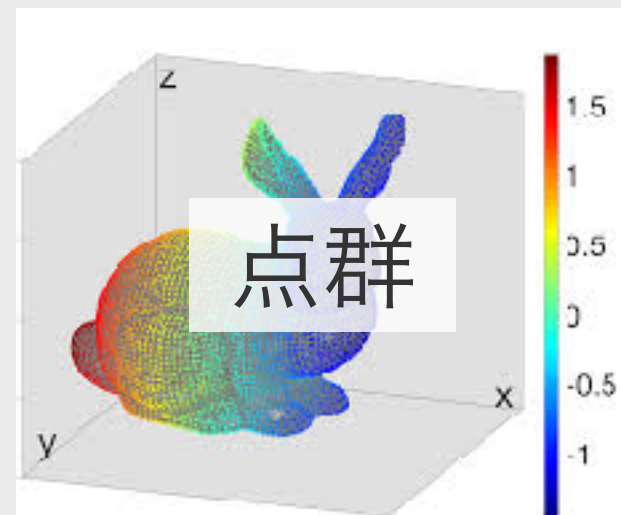
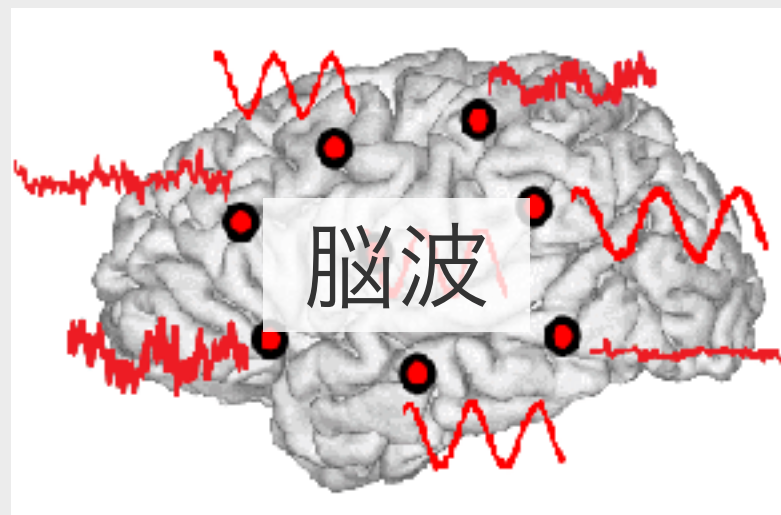
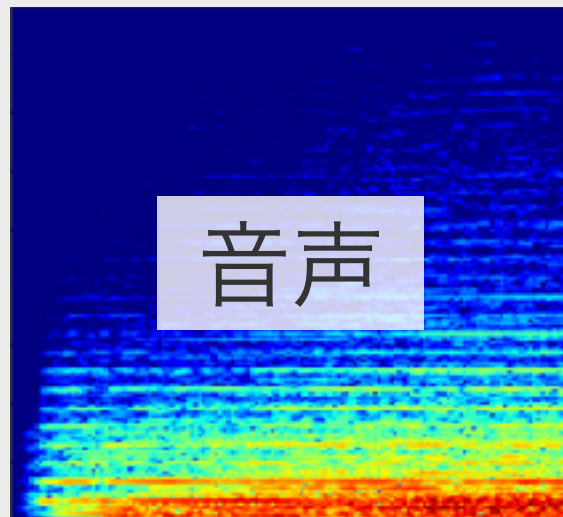


実世界のあらゆる信号はノイズを含む

## 信号の観測

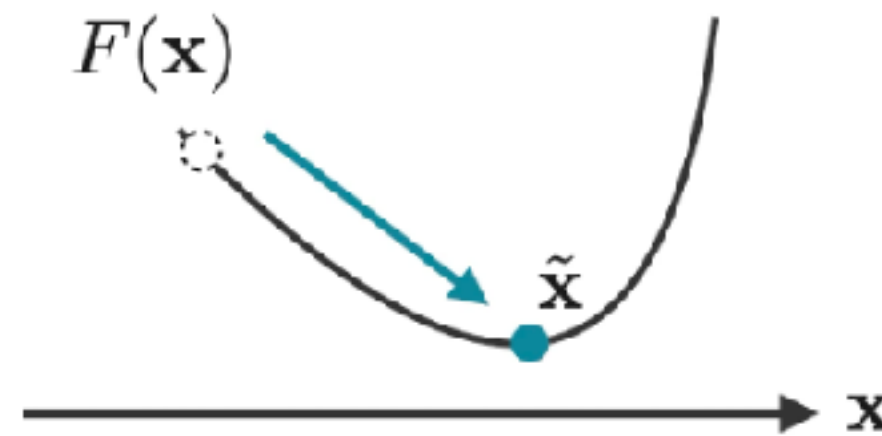
$$\mathbf{y} = \mathbf{x}^* + \mathbf{n}$$

観測信号 (未知の)原信号 ノイズ項

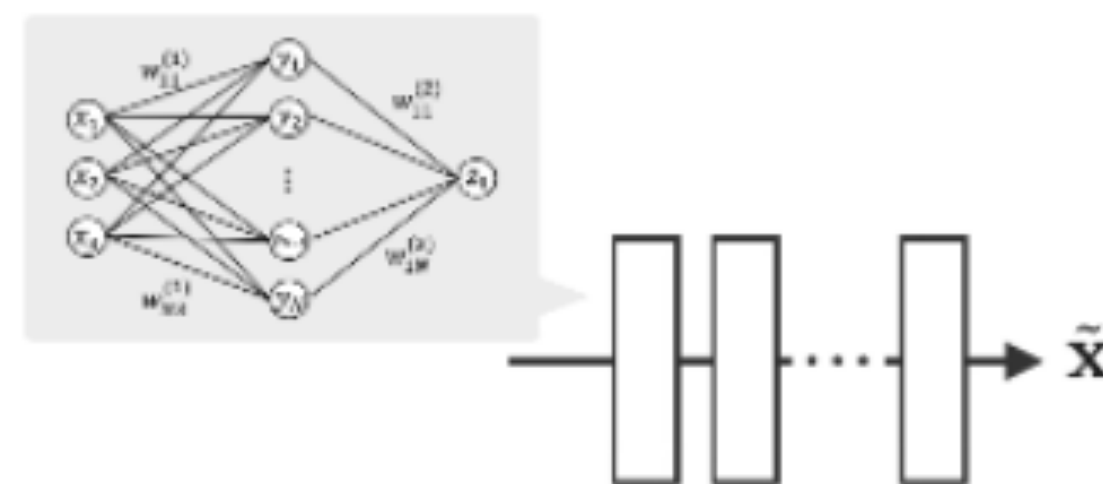


## ノイズ除去

最適化

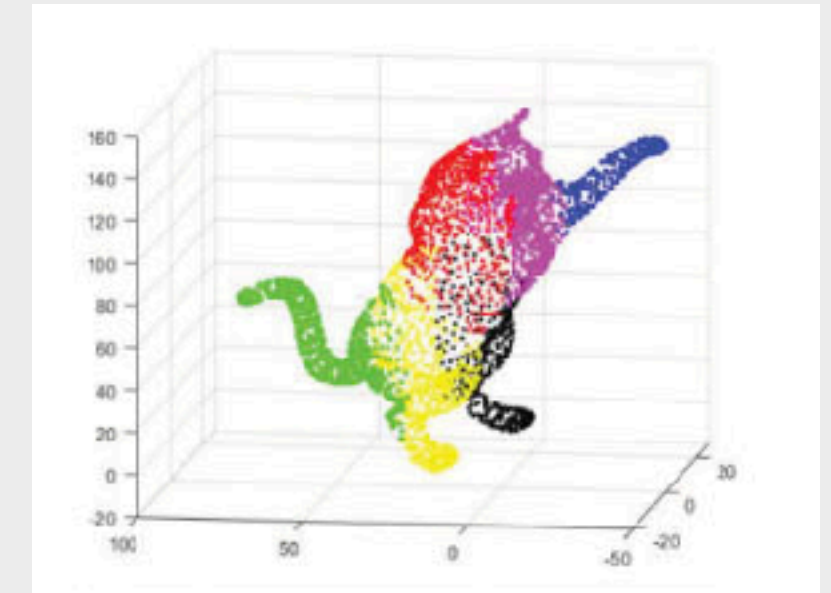


深層学習



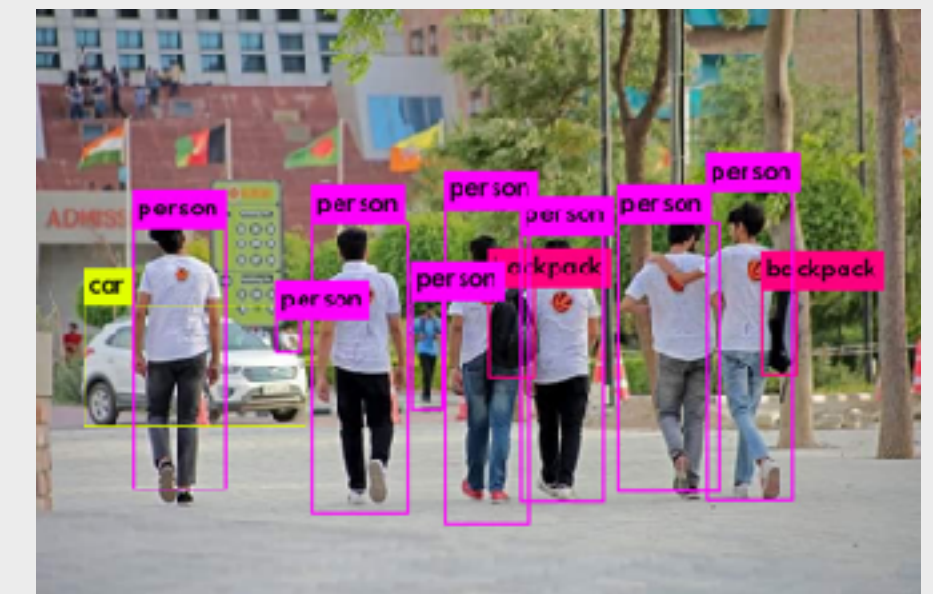
## データ解析

クラスタリング



[Zhang+ IEEE SPL 2020]

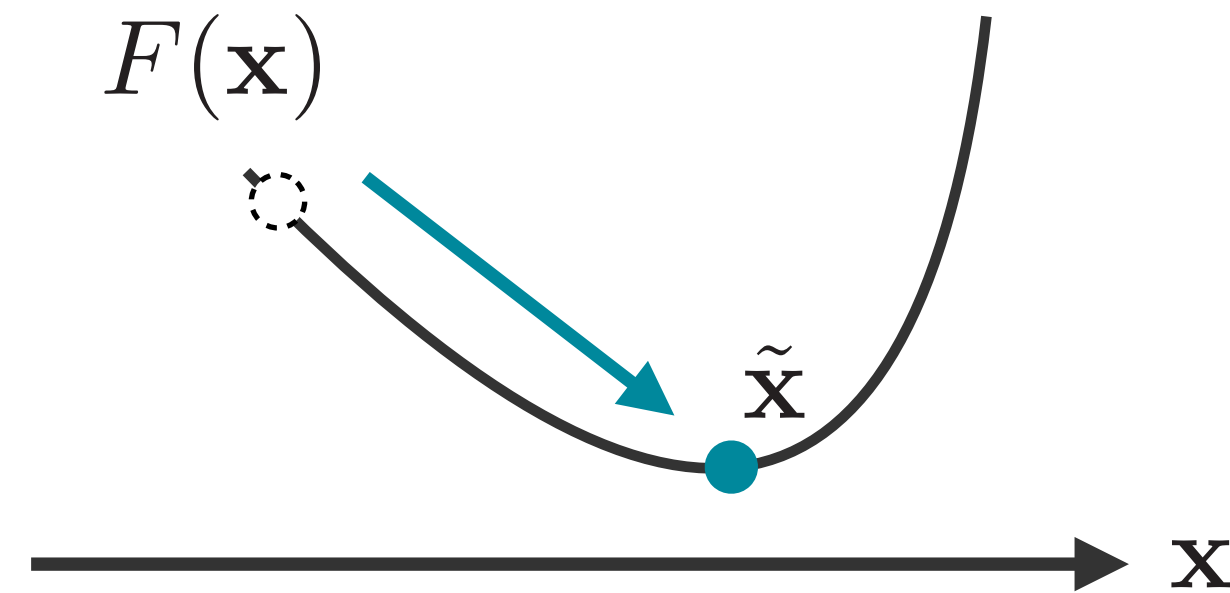
物体検出



ノイズ除去は後段の処理の性能を左右する

## (凸)最適化

事前知識を含んだ最適化問題を設定

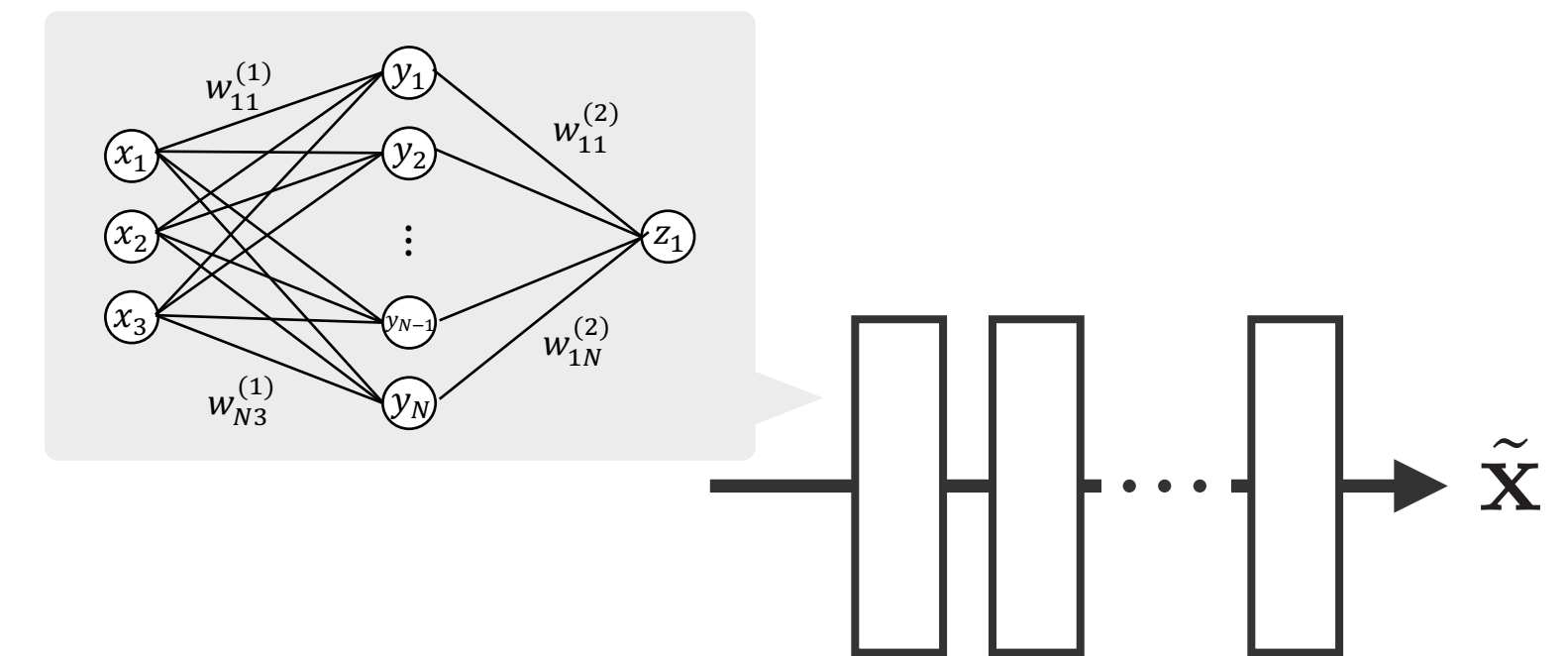


※反復型アルゴリズムで解かれる場合が多い

- ✓ 説明可能性が高い
- ✓ ハイパーパラメータが少ない
- ✓ 柔軟性が低い

## 深層学習

教師データからパラメータを学習



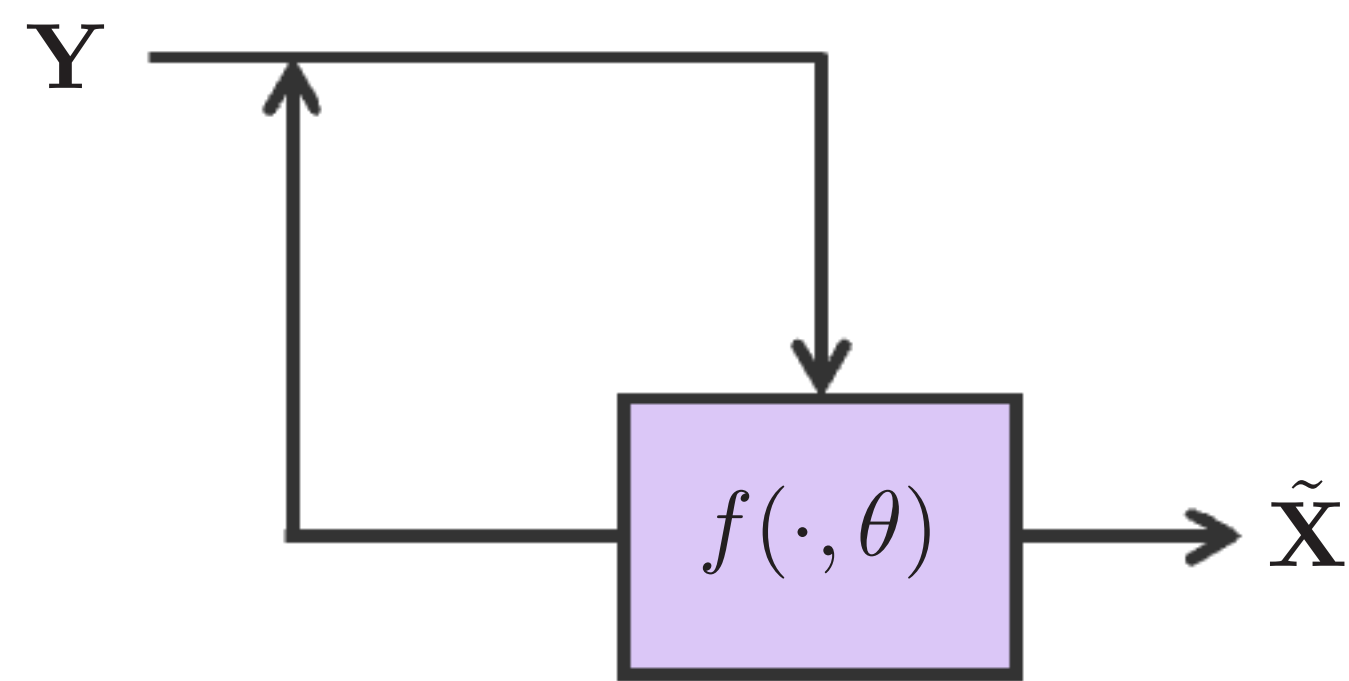
- ✓ 柔軟性が高い
- ✓ 説明可能性が低い
- ✓ 学習パラメータが多い

いいところ取り

Plug-and-Play・**深層展開**をはじめとした手法群

最適化を解くための反復型アルゴリズムを**展開**し,  
**深層**学習を用いてハイパーパラメータの学習を行う手法の一群

## 反復型アルゴリズム



- 共役勾配法・ADMM・PDS等の手法
- 基準を設けて自動終了  
反復回数・更新量
- 固定・単一のパラメータ

Unrolled

## 深層展開



- 1反復を1層としたNNを構築
- 固定の反復回数
- 各層で異なるパラメータを利用可能
- 訓練データからパラメータを自動推定

## メリット

### 学習可能なパラメータ

収束速度や復元性能を改善

GNNと比較して少データで学習可能(=少パラメータ)

### 高い説明可能性

数十～数百程度

アルゴリズムはオリジナルの反復型と一緒に

## デメリット

### 最適性▲

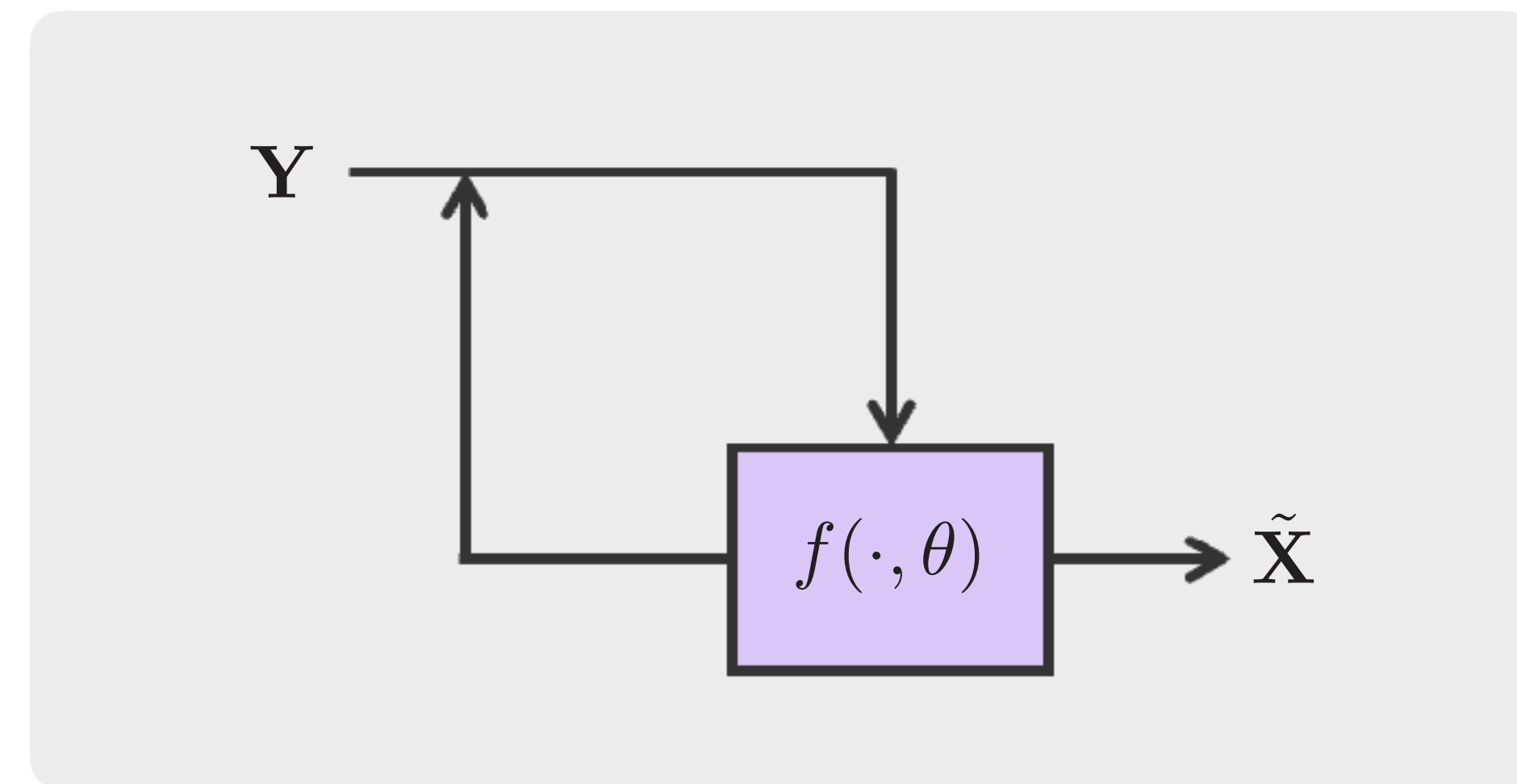
層ごとにハイパラが異なる最適化問題を解いている

→学習されたパラメータが層ごとに大きく異なることがある

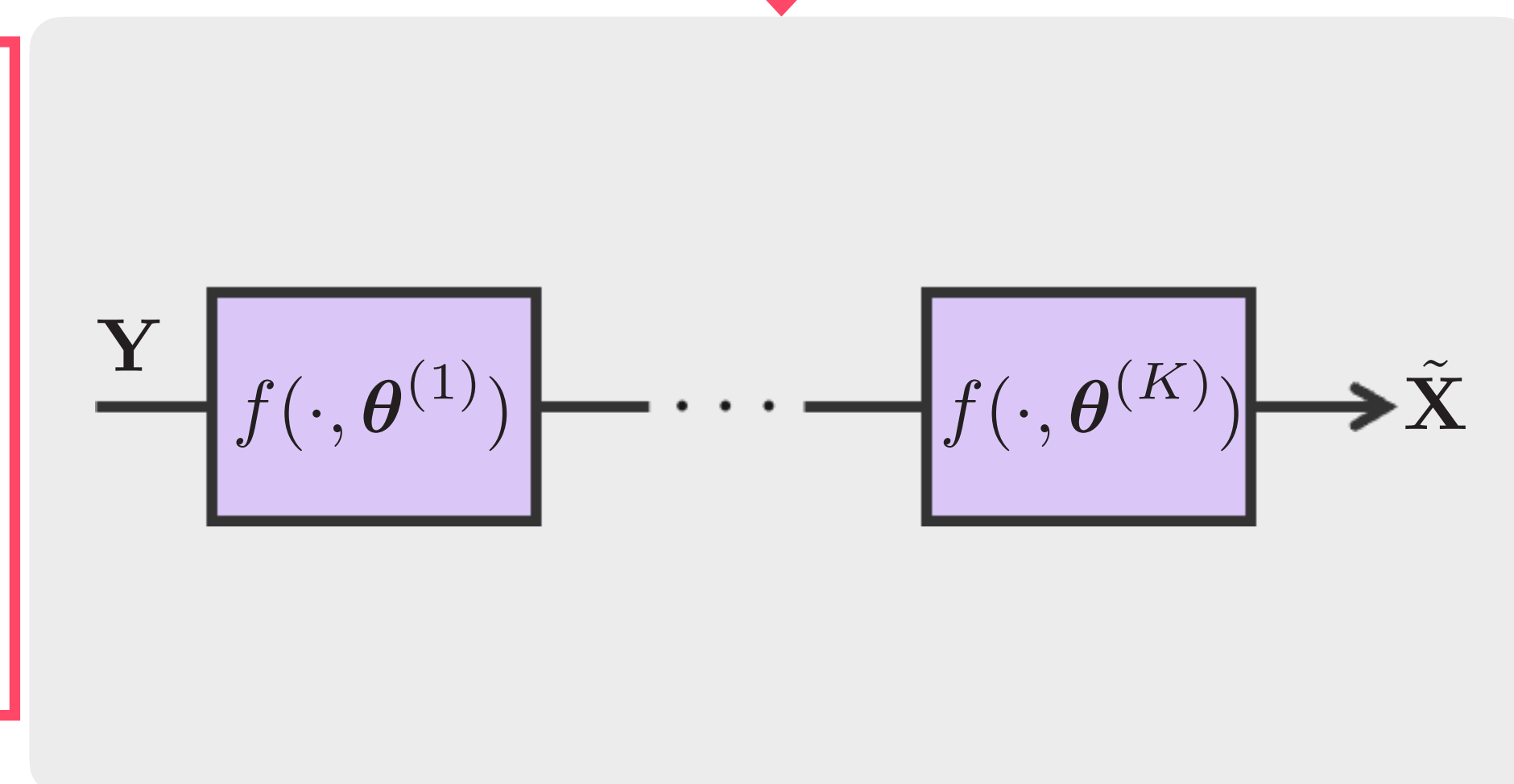
最終的な結果が「良く」なるように学習

→早期終了は一般に出来ない

本研究で改善したい課題



Unrolled



## 提案手法：既存の深層展開のパラメータをパラメトリックに表現

$$\theta_k = \alpha_\infty \left( 1 + \beta_k \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

### 従来の深層展開

$\theta_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ): 各層のパラメータ  
パラメータ数  $K$  個

各層のパラメータを制限なく学習

- ✓ 高い復元性能
- ✓ どのようなパラメータが学習されるか不透明  
解が不安定になる可能性・早期終了不可

### 提案手法

$\alpha_\infty$  : パラメータの収束値  
 $\lambda$  : パラメータの収束速度  
 $\beta_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ): 各層のパラメータ  
パラメータ数  $K + 2$  個

後半の層でパラメータが収束するように学習

- ✓ 比較的高い復元性能
- ✓ 早期終了可能

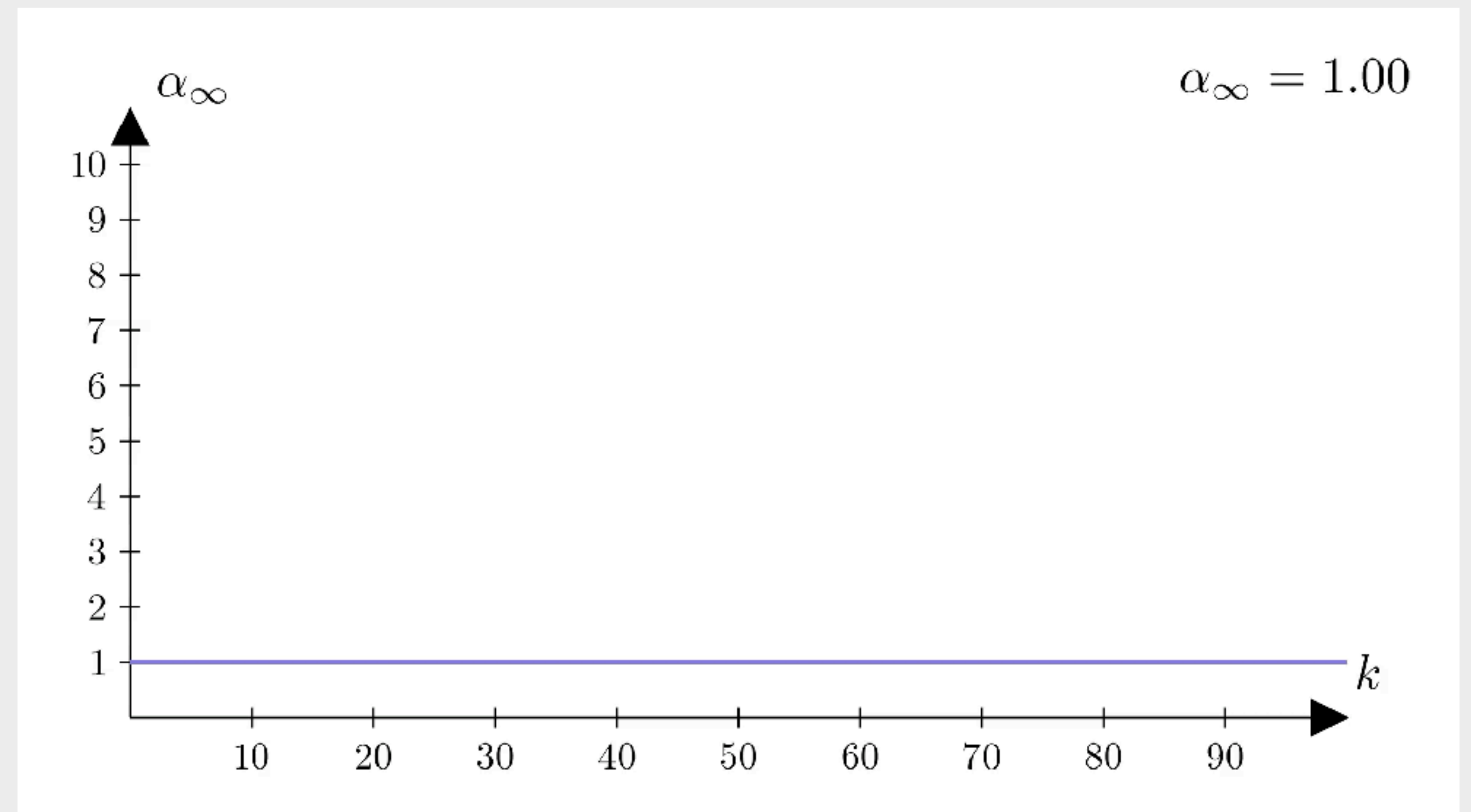
各パラメータの役割を説明→

## 提案手法：既存の深層展開のパラメータをパラメトリックに表現

$$\theta_k = \alpha_\infty \left( 1 + \beta_k \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

$\alpha_\infty$ ：パラメータの収束値を決定

- 学習されるパラメータの基準を決定
- $\theta_k$  は  $0 \leq \theta_k \leq 2\alpha_\infty$  の範囲で学習
- 最終層に近づくほど  
学習パラメータは  $\alpha_\infty$  に収束する

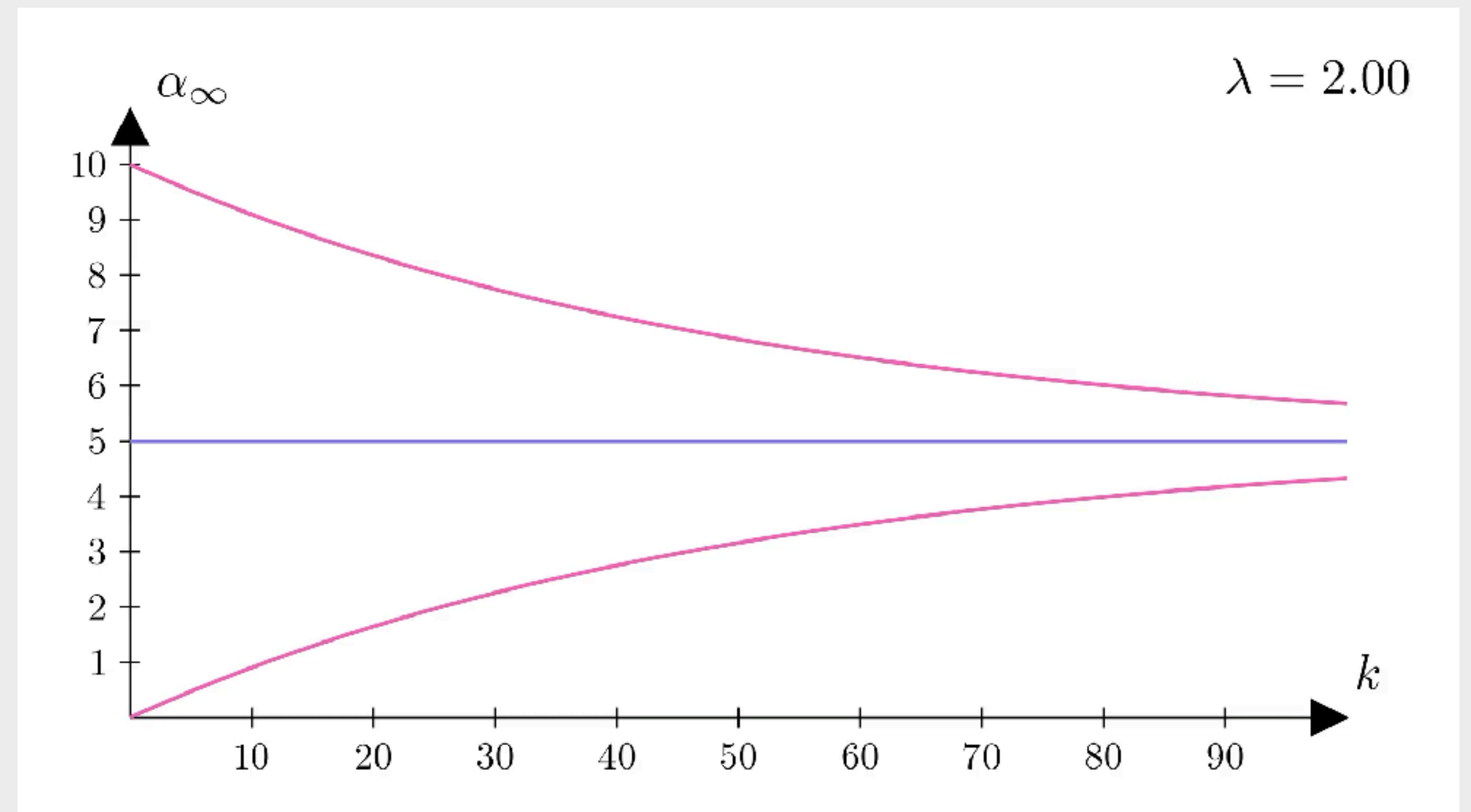


## 提案手法：既存の深層展開のパラメータをパラメトリックに表現

$$\theta_k = \alpha_\infty \left( 1 + \beta_k \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

$\lambda$ ：パラメータの減衰速度を決定

- 決定されるパラメータの  
上限・下限を決定
- $\lambda$  が大きいほど早く  $\alpha_\infty$  に収束



## 提案手法：既存の深層展開のパラメータをパラメトリックに表現

$$\theta_k = \alpha_\infty \left( 1 + \beta_k \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

$\beta_k \in [-1, 1]$ ：各層のパラメータを決定

- $\alpha_\infty$ ,  $\lambda$  から決定された範囲内で変動

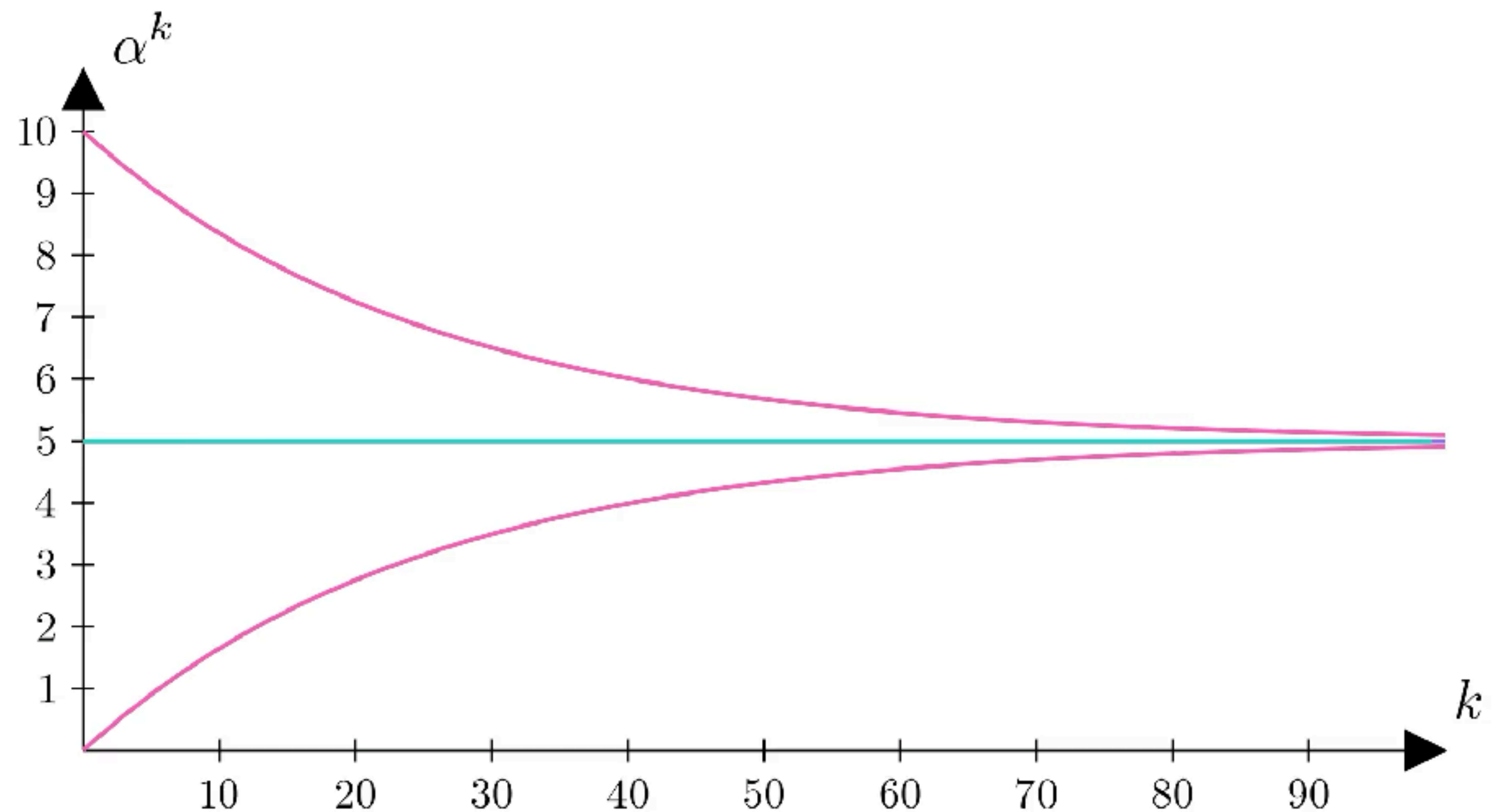
$$\alpha_\infty \left( 1 - \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right) \leq \theta_k \leq \alpha_\infty \left( 1 + \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

前半の層では比較的自由に決定

後半の層では  $\alpha_\infty$  に近い範囲から決定

前半では従来の深層展開に近い動作

後半では反復型アルゴリズムに近い動作



## 提案手法：既存の深層展開のパラメータをパラメトリックに表現

$$\theta_k = \alpha_\infty \left( 1 + \beta_k \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

- パラメータの範囲：

$$\alpha_\infty \left( 1 - \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right) \leq \theta_k \leq \alpha_\infty \left( 1 + \exp\left(-\lambda \frac{k}{K}\right) \right)$$

前半の層では従来の深層展開に近い動作

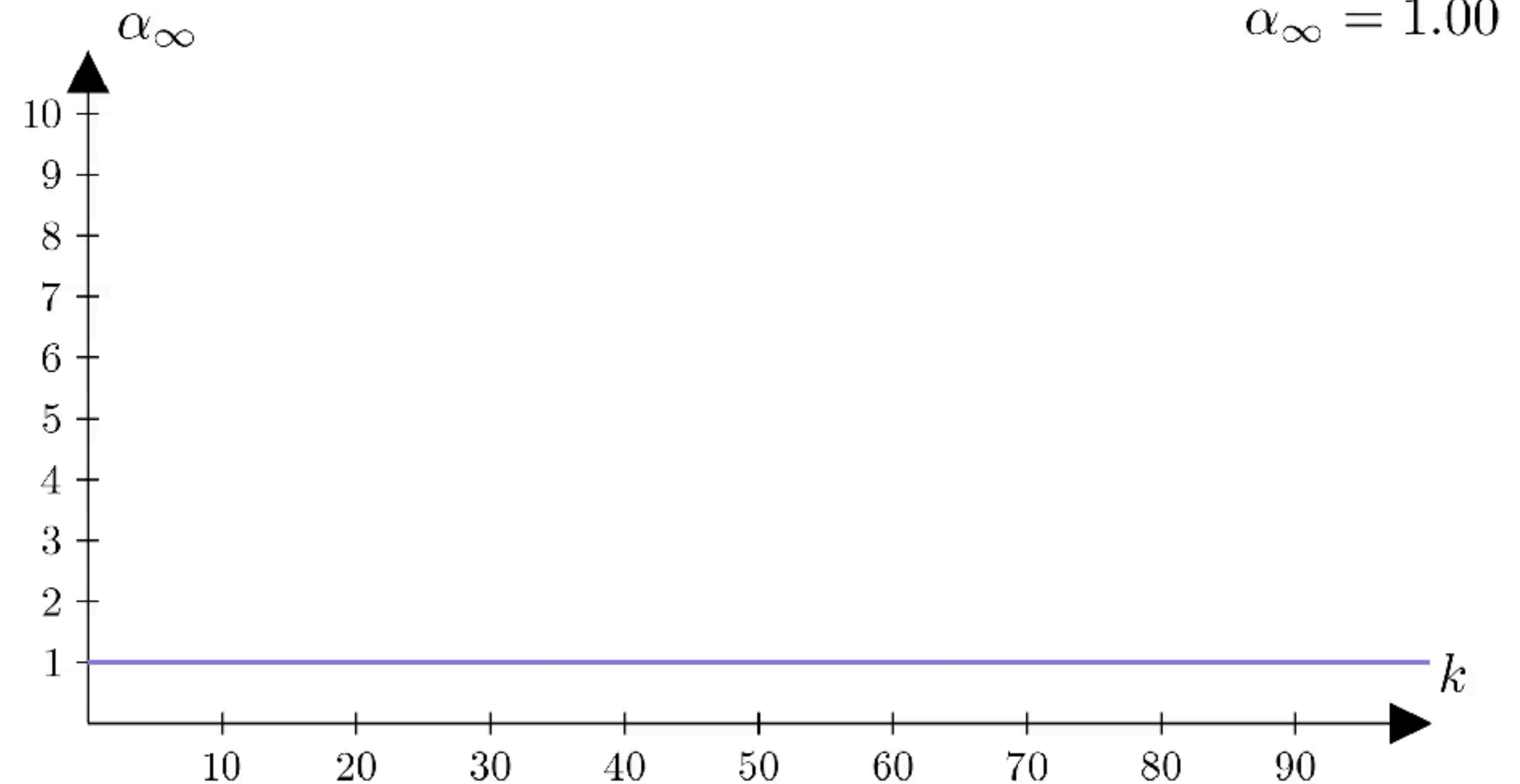
後半の層では反復型アルゴリズムに近い動作

- $\alpha_\infty$ ,  $\lambda$ ,  $\beta_k$  を同時に学習

- Kが十分に大きい場合,

元の問題と解が一致することを保証

※詳細は信号処理シンポジウムで発表予定



## 実験内容

帯域制限グラフ信号の復元実験

センサネットワークでの信号値復元を想定

## 比較手法

- ・ グラフラプラシアン正則化 (LR)

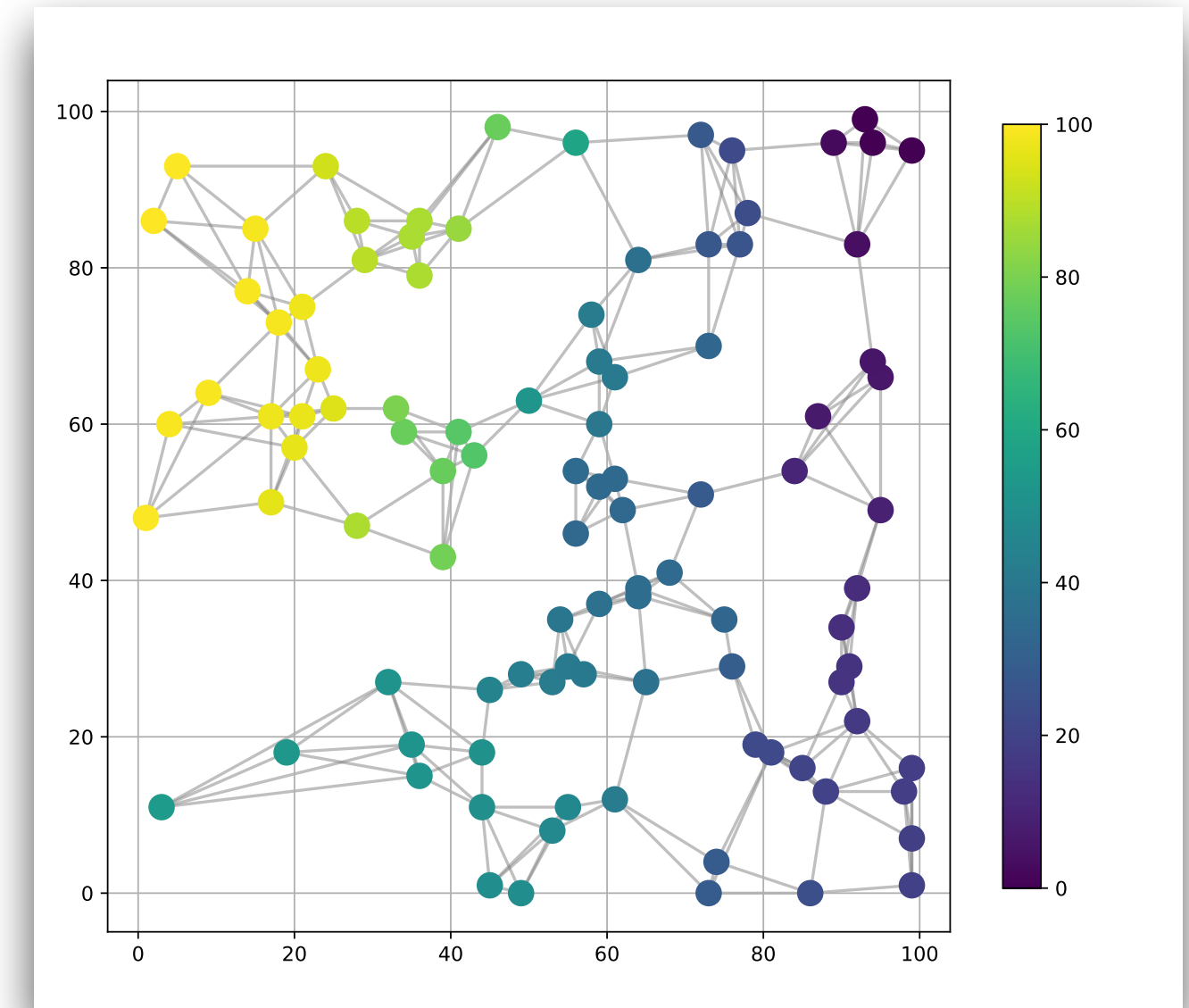
$$\tilde{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|_2^2 + \alpha \mathbf{x}^\top \mathbf{L} \mathbf{x}$$

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k - \eta (2(\mathbf{x}^k - \mathbf{y}) + 2\alpha \mathbf{L} \mathbf{x}^k)$$

- ・ LR + 従来の深層展開 (LR-unrolled)
- ・ LR + 提案手法 (LR-proposed)

- ・ 反復回数を固定して実行 ( $K = 100$ )

- ・ 反復間の更新量が少なくなったら終了 ( $\|\mathbf{x}^k - \mathbf{x}^{k-1}\|_2 < \epsilon$  ( $\epsilon = 1.0$ ))



$\mathbf{y}$  : 観測信号

$\alpha$  : 正則化パラメータ

$\mathbf{L}$  : グラフラプラシアン

$\mathbf{x}^k$  :  $k$ 反復目の復元信号

$\eta$  : 最急降下法のステップサイズ

■ : ハイパーパラメータ

## RMSEによる復元性能の比較

反復回数を固定 ( $K = 100$ )

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	3.77	6.92	10.44	13.51	15.47
LR-unrolled	<b>3.27</b>	<b>5.66</b>	<b>8.44</b>	<b>11.10</b>	<b>12.07</b>
LR-proposed	4.08	6.39	9.18	11.65	13.24

- ・ 深層展開を用いた手法 (LR-unrolled・LR-proposed)はLRと比較して高い性能  
深層展開の有効性を確認
- ・ 復元性能：反復型アルゴリズム < 提案手法 < 深層展開  
学習パラメータの範囲が制限されているため

## RMSEによる復元性能の比較

反復回数を固定 ( $K = 100$ )

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	3.77	6.92	10.44	13.51	15.47
LR-unrolled	<b>3.27</b>	<b>5.66</b>	<b>8.44</b>	<b>11.10</b>	<b>12.07</b>
LR-proposed	4.08	6.39	9.18	11.65	13.24

- ・ 深層展開を用いた手法 (LR-unrolled・LR-proposed)はLRと比較して高い性能  
深層展開の有効性を確認
- ・ 復元性能：反復型アルゴリズム < 提案手法 < 深層展開  
学習パラメータの範囲が制限されているため

# RMSEによる復元性能の比較

早期終了

(a) RMSE.

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	<b>4.51</b>	7.29	10.56	13.37	15.56
LR-unrolled	5.44	10.52	16.04	20.69	24.49
LR-proposed	5.09	<b>7.04</b>	<b>9.55</b>	<b>11.74</b>	<b>13.60</b>

反復回数を固定した結果 (前ページ)

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	3.77	6.92	10.44	13.51	15.47
LR-unrolled	<b>3.27</b>	<b>5.66</b>	<b>8.44</b>	<b>11.10</b>	<b>12.07</b>
LR-proposed	4.08	6.39	9.18	11.65	13.24

(b) 平均反復回数.

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	68.70	68.80	69.00	69.50	68.70
LR-unrolled	71.10	71.30	71.70	72.60	71.80
LR-proposed	<b>63.90</b>	<b>63.90</b>	<b>64.50</b>	<b>64.70</b>	<b>64.20</b>

- LR-unrolledは早期終了した場合に性能が大幅に悪化
- LR-proposedはほとんどの場合で最も高い復元性能&少ない反復回数

提案手法によって早期終了可能な深層展開モデルを構築可能

# RMSEによる復元性能の比較

早期終了

(a) RMSE.

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	<b>4.51</b>	7.29	10.56	13.37	15.56
LR-unrolled	5.44	10.52	16.04	20.69	24.49
LR-proposed	5.09	<b>7.04</b>	<b>9.55</b>	<b>11.74</b>	<b>13.60</b>

反復回数を固定した結果 (前ページ)

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	3.77	6.92	10.44	13.51	15.47
LR-unrolled	<b>3.27</b>	<b>5.66</b>	<b>8.44</b>	<b>11.10</b>	<b>12.07</b>
LR-proposed	4.08	6.39	9.18	11.65	13.24

(b) 平均反復回数.

method \ noise level	10	20	30	40	50
LR	68.70	68.80	69.00	69.50	68.70
LR-unrolled	71.10	71.30	71.70	72.60	71.80
LR-proposed	<b>63.90</b>	<b>63.90</b>	<b>64.50</b>	<b>64.70</b>	<b>64.20</b>

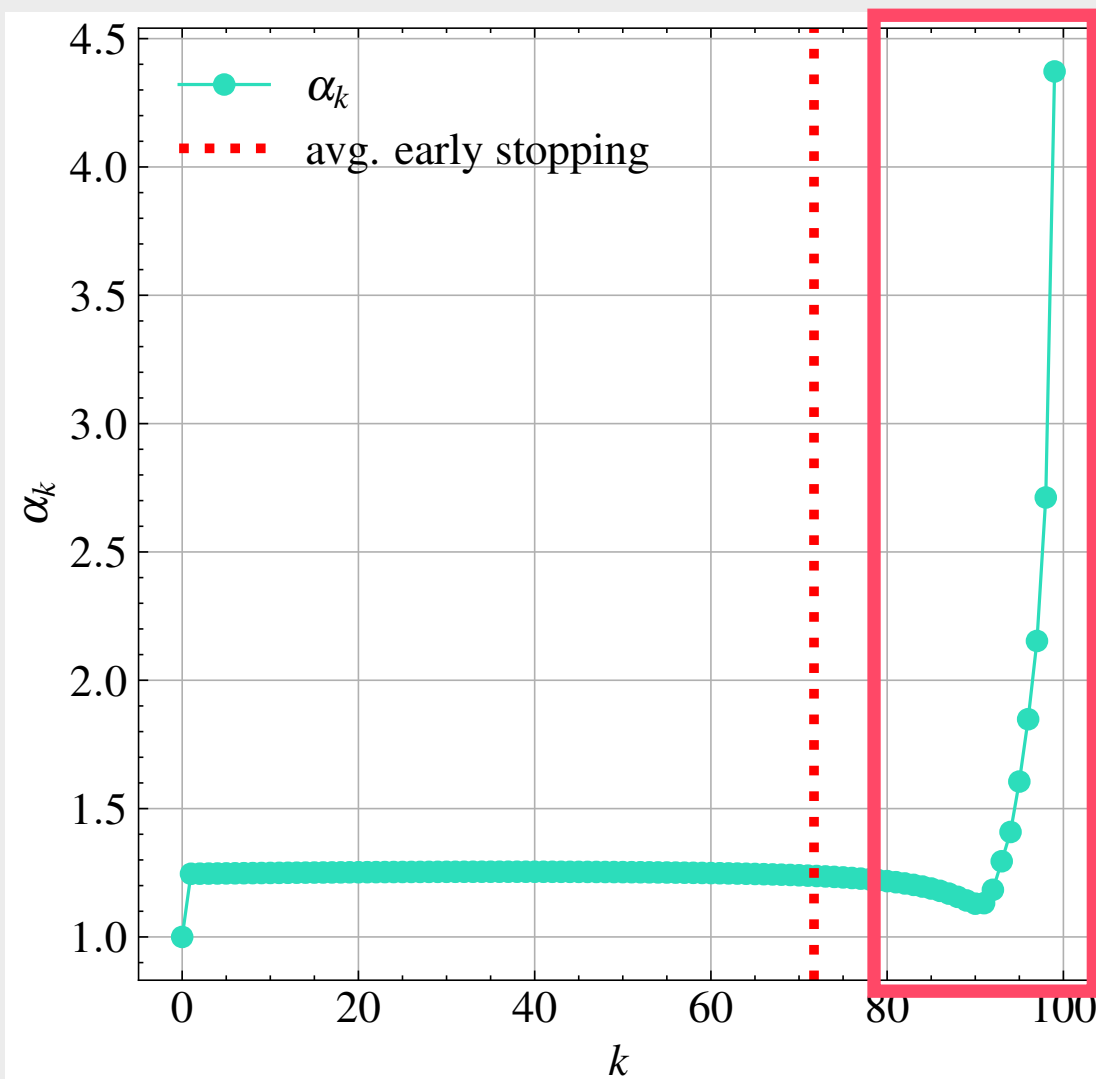
- LR-unrolledは早期終了した場合に性能が大幅に悪化
- LR-proposedはほとんどの場合で最も高い復元性能&少ない反復回数

提案手法によって早期終了可能な深層展開モデルを構築可能

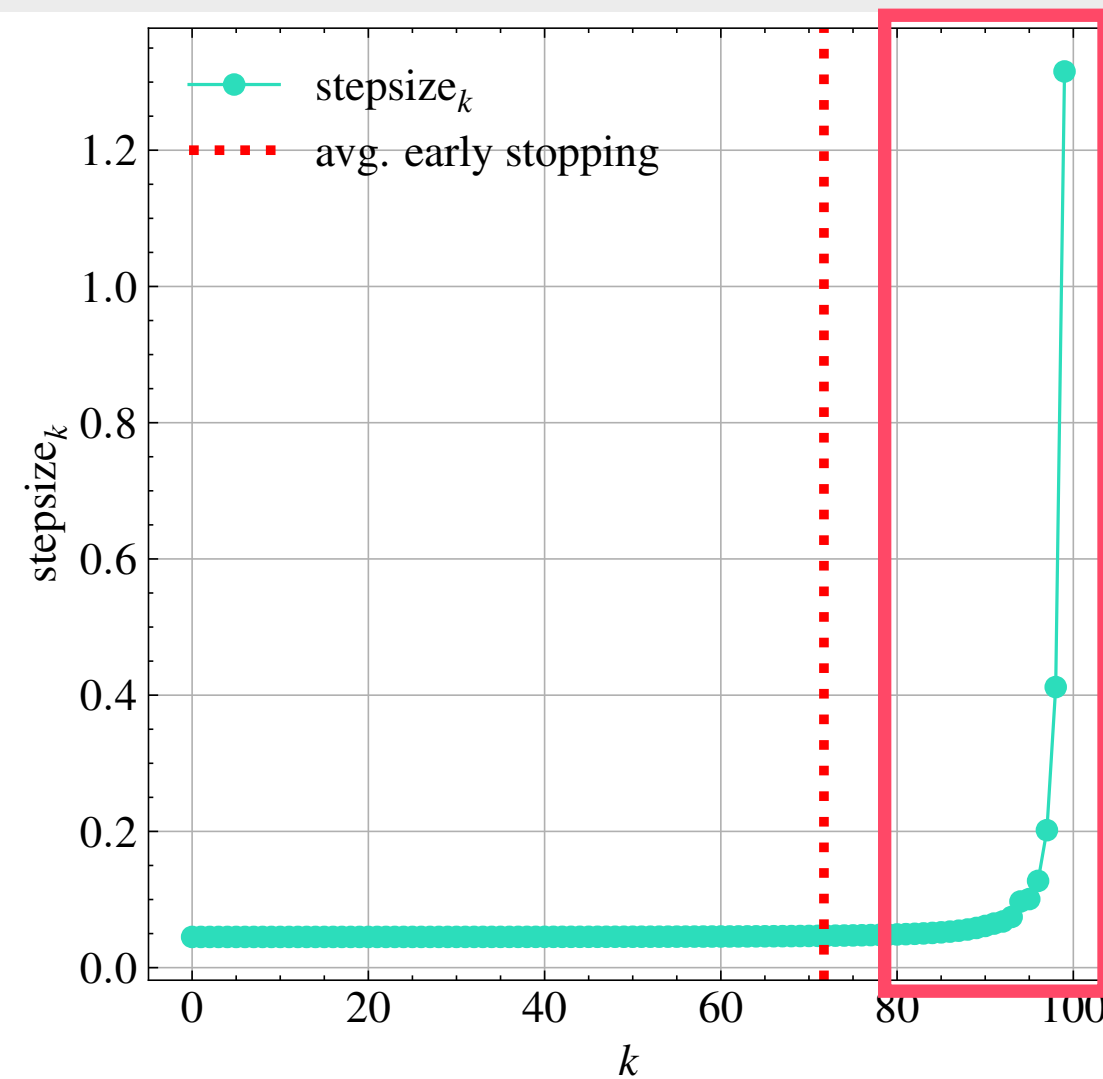
## 学習済パラメータの可視化

### 従来の深層展開

正則化パラメータ



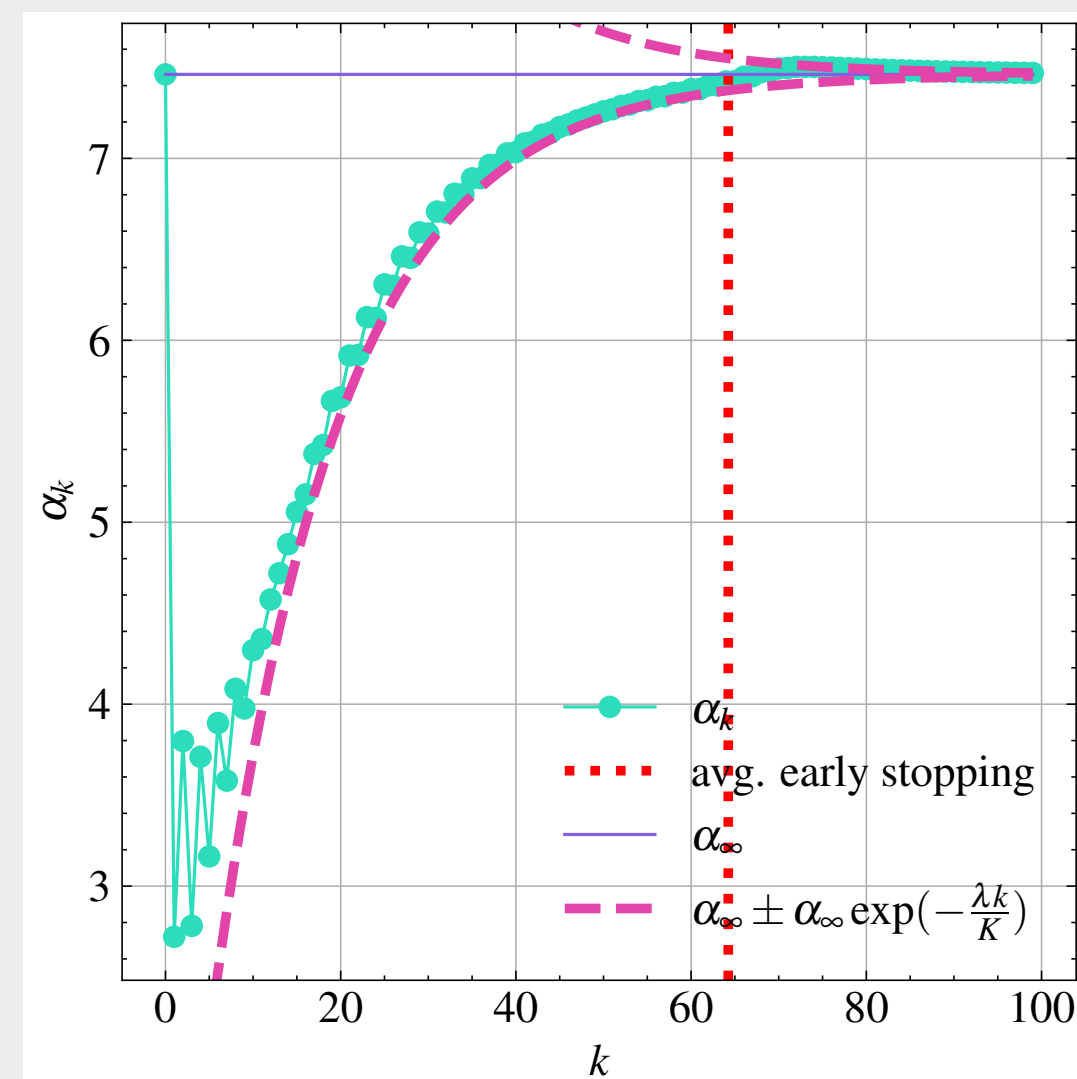
ステップサイズ



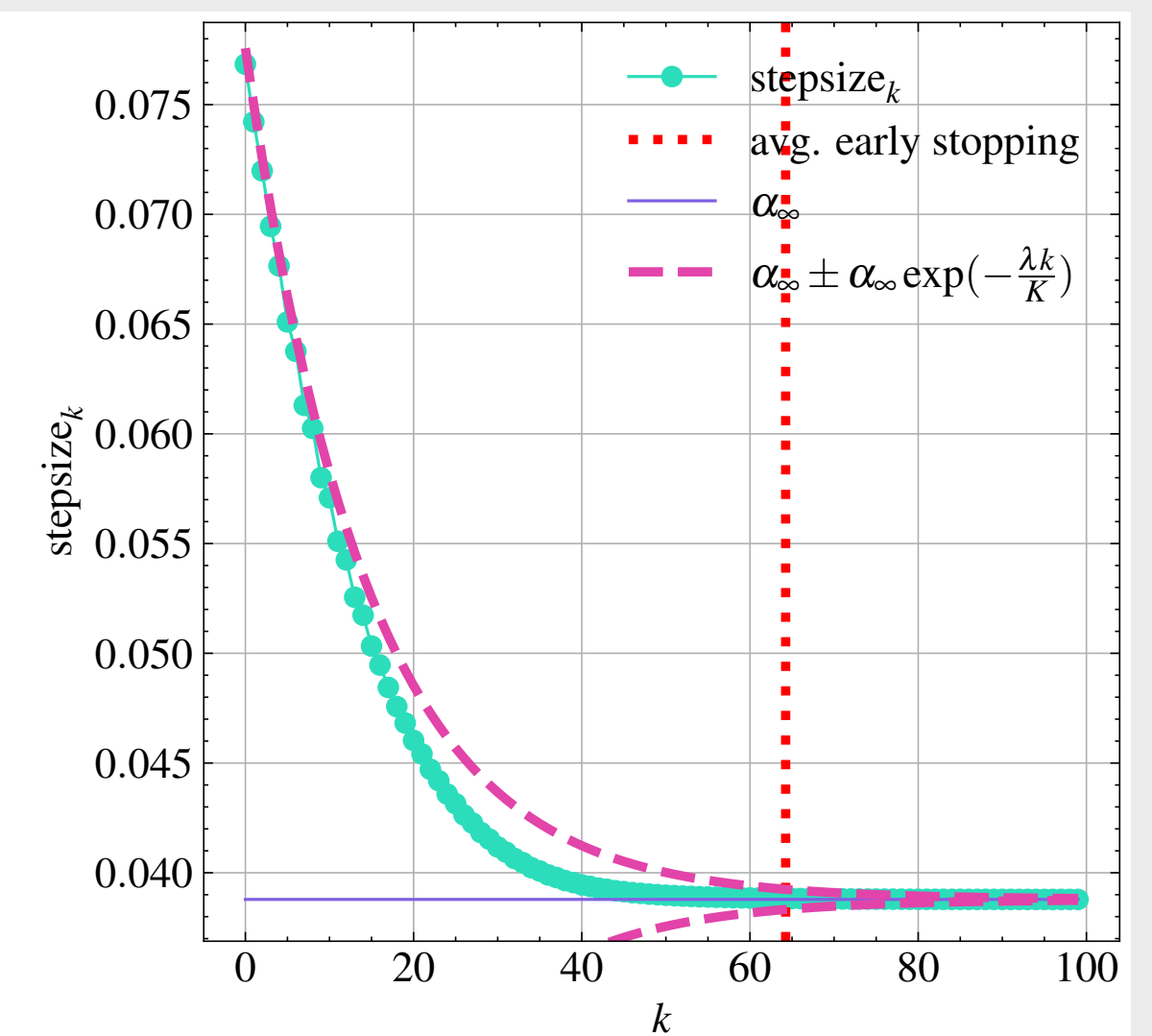
- パラメータが後半に大きく変動  
モデルを最後まで実行することで高品質  
→ 早期終了の場合は「悪い」復元

### 提案手法

正則化パラメータ



ステップサイズ

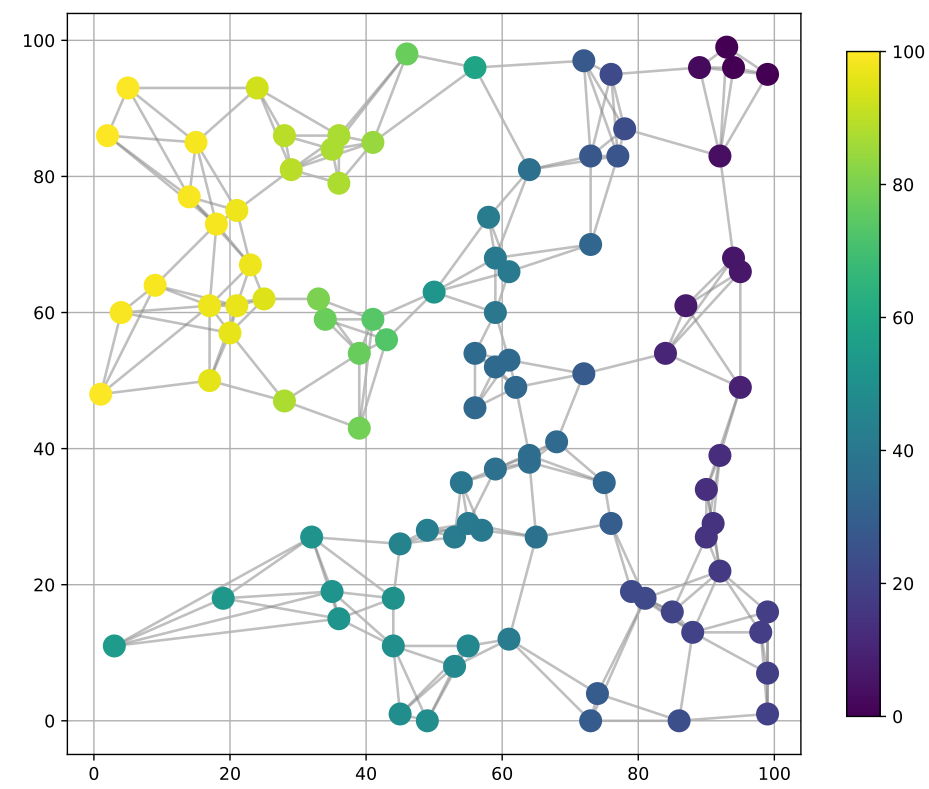


- パラメータが固定値に収束  
早期終了が可能  
→ 高品質・高速な復元に寄与

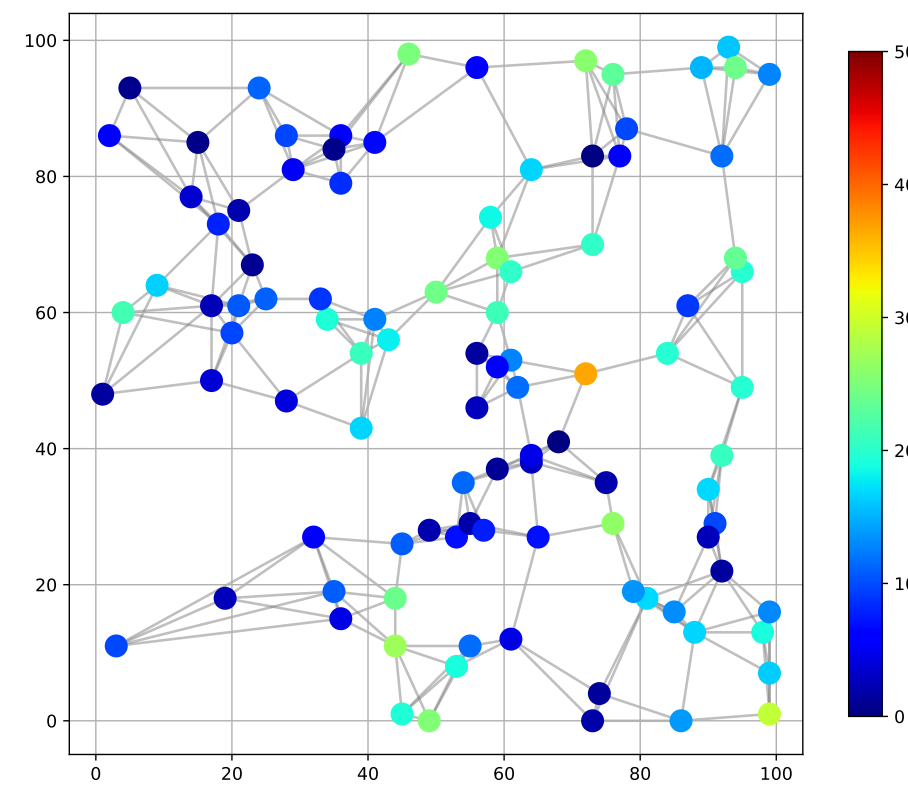
## ノイズ除去性能の可視化

反復回数を固定 / 早期終了

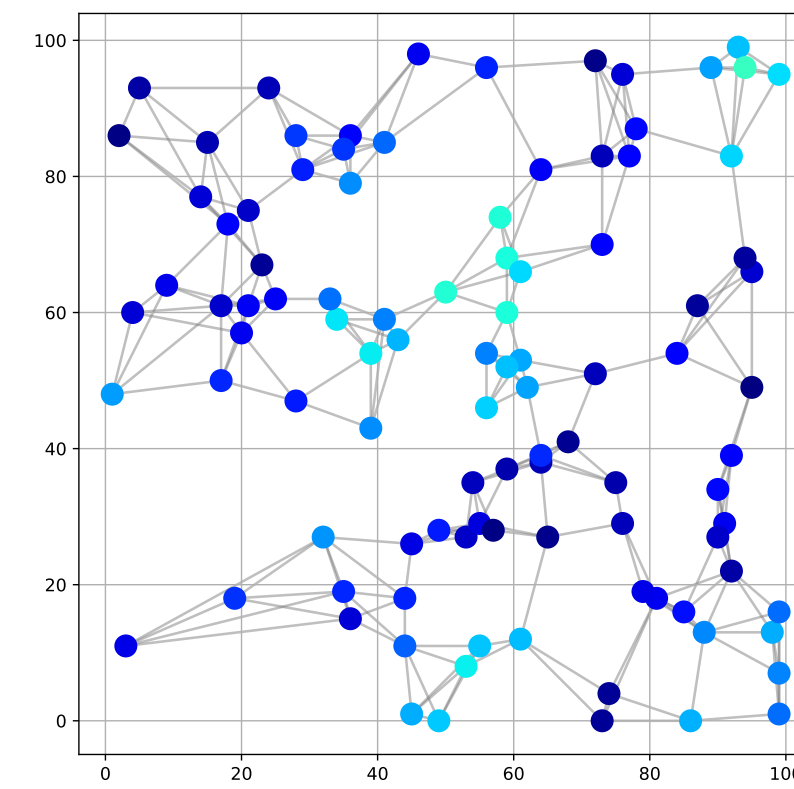
### Original



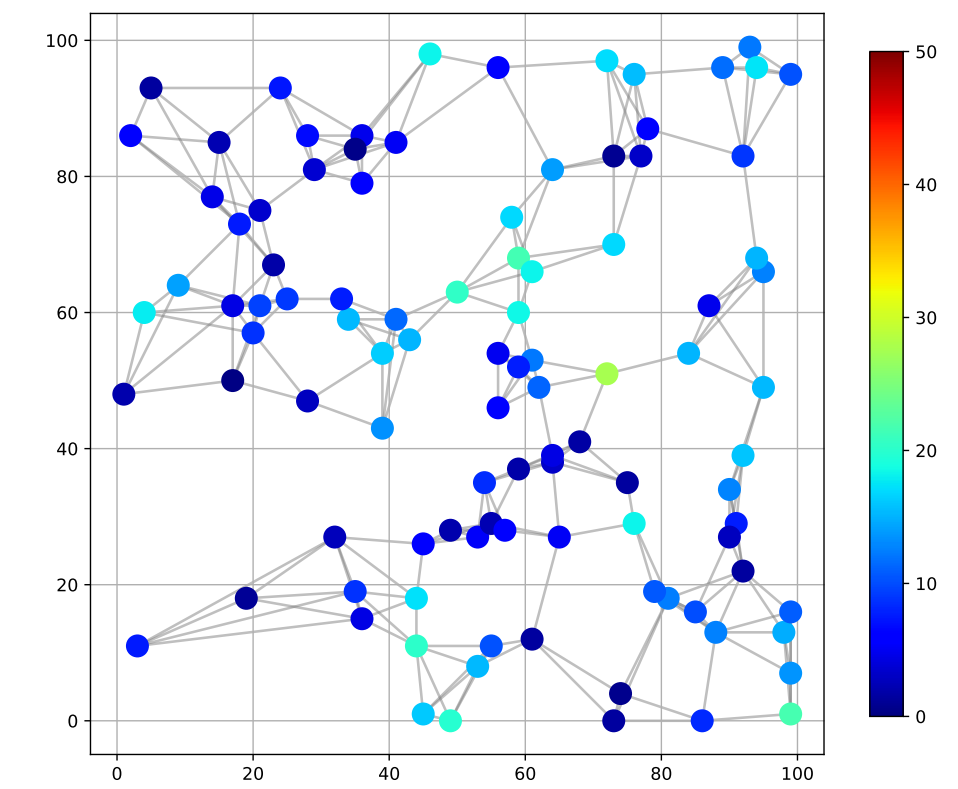
### LR (14.54)



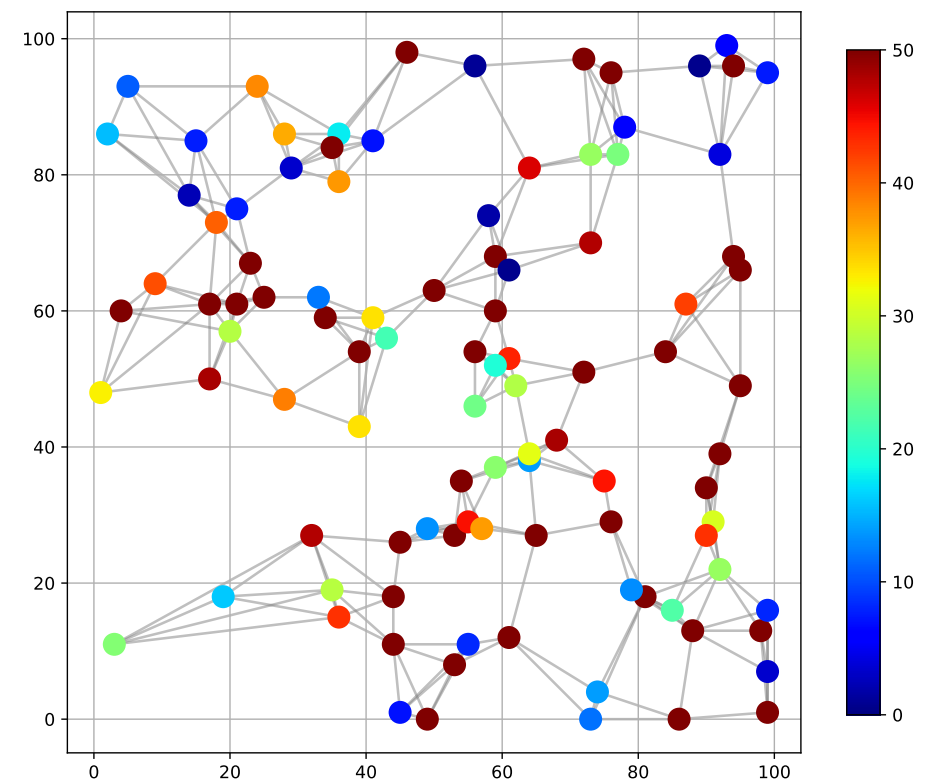
### DAU (10.17)



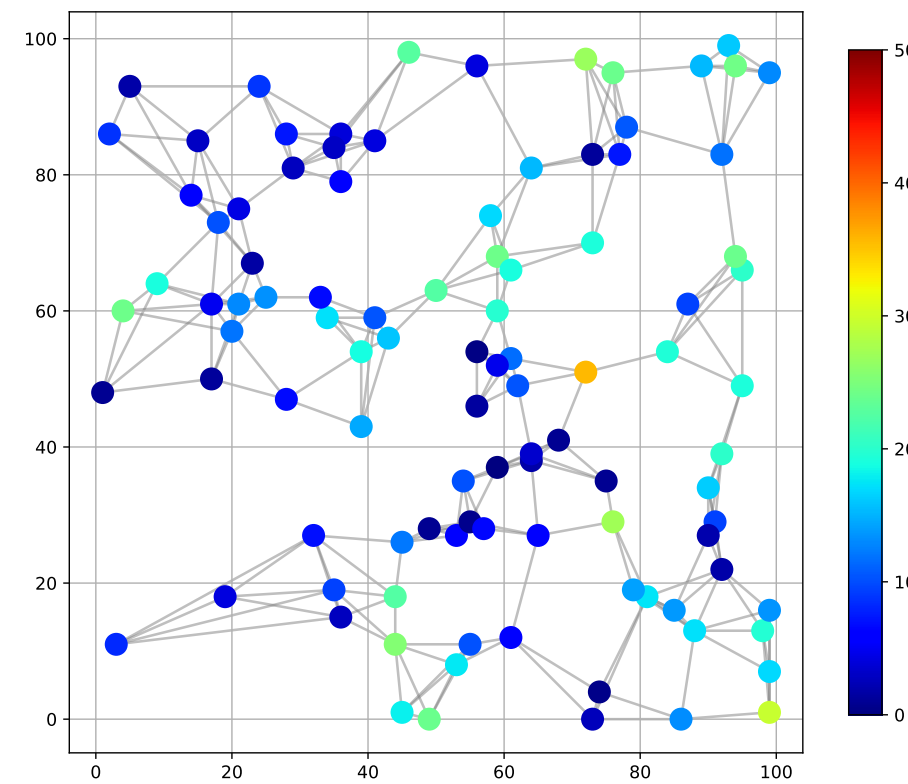
### Proposed (11.32)



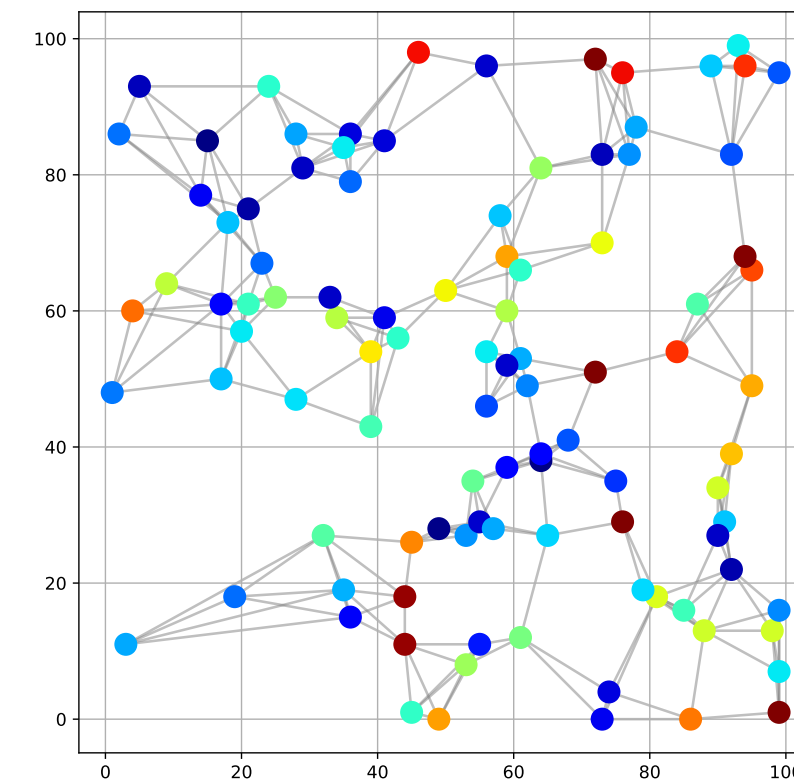
### Observed (RMSE: 51.84)



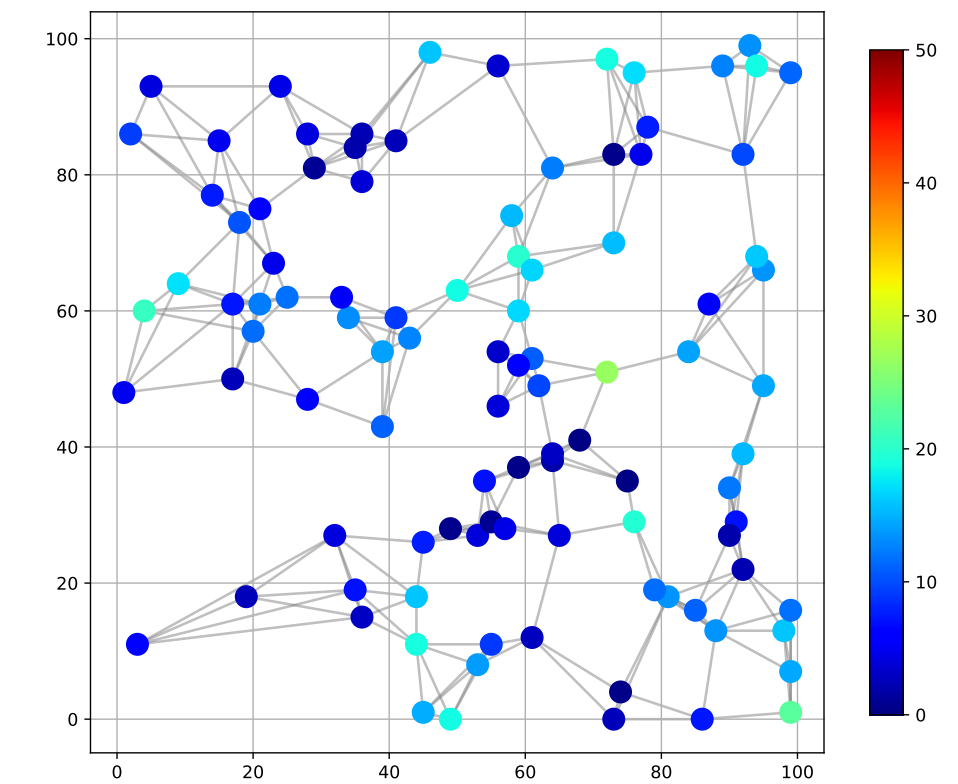
### LR (14.25)



### DAU (25.41)



### Proposed (11.22)



## 研究概要

深層展開の頑健性向上のためのパラメータ調整手法を提案

## 実験

センサネットワークを想定したグラフ信号ノイズ除去実験

反復回数を固定：反復型アルゴリズムと比較して高い復元性能

早期終了：既存手法と比較して高い復元性能・少ない反復回数

## 今後の展望

アルゴリズムの収束に関する検討

(2025年度信号処理シンポジウムにて発表予定)

ノイズ除去以外のタスクに対する性能比較