

ライニンググラフを用いた 人体ポーズデータの修復

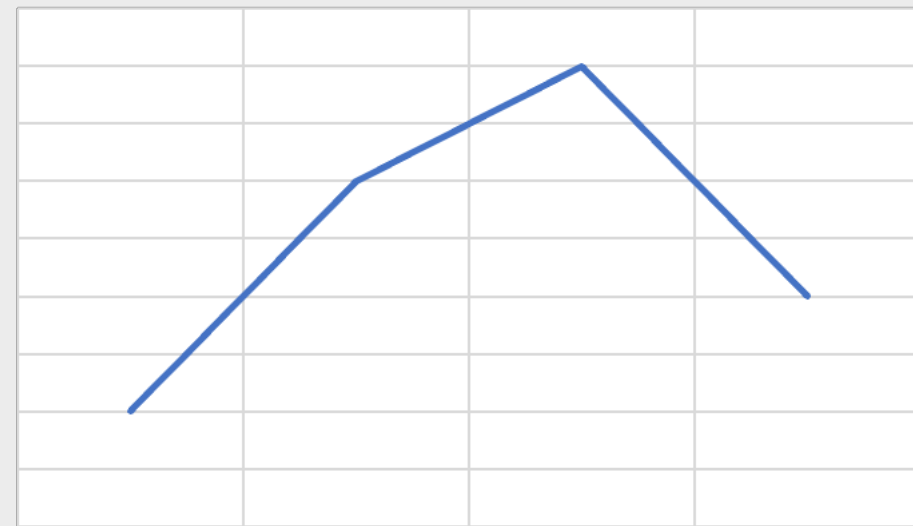
小島 颯^{*1} (h-kojima@misp-lab.org), 田中雄一^{*2} (ytanaka@comm.eng.osaka-u.ac.jp)

^{*1} 東京農工大学

^{*2} 大阪大学

多種多様・時間変化する膨大なデータ

信号



人体データ



Image by Donald Tran on Unsplash

動画像



Image by sipi.usc.edu

ソーシャルネットワーク



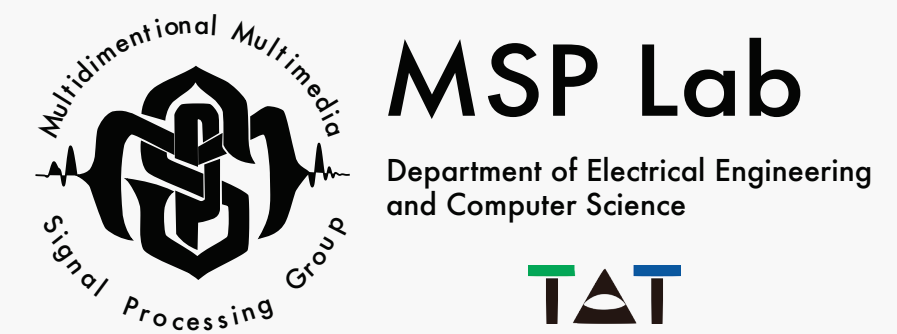
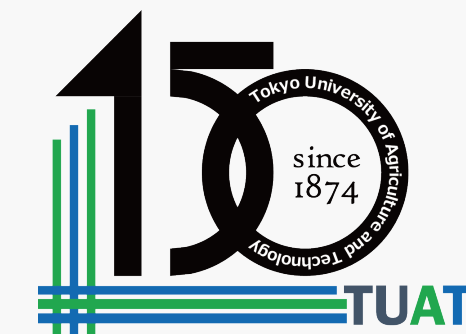
Image by macrovector on Freepik

欠損補完

ノイズ除去

二次利用

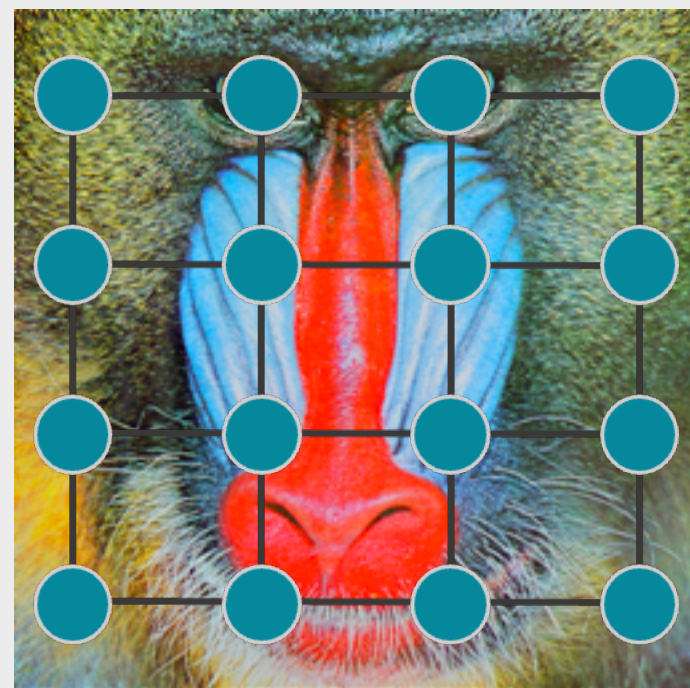
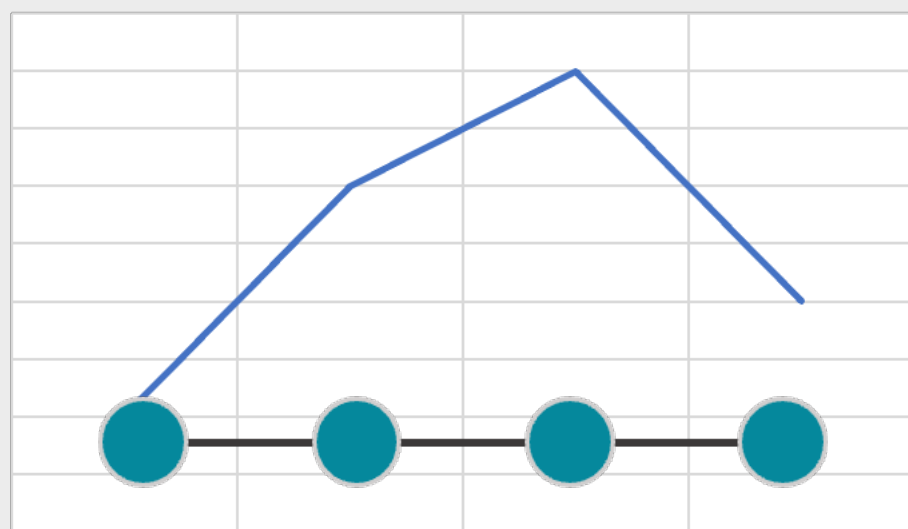
機械学習 etc.



従来の信号処理

✓ 規則的データの解析
信号・動画像など

✓ 信号補完・圧縮・フィルタリング



拡張



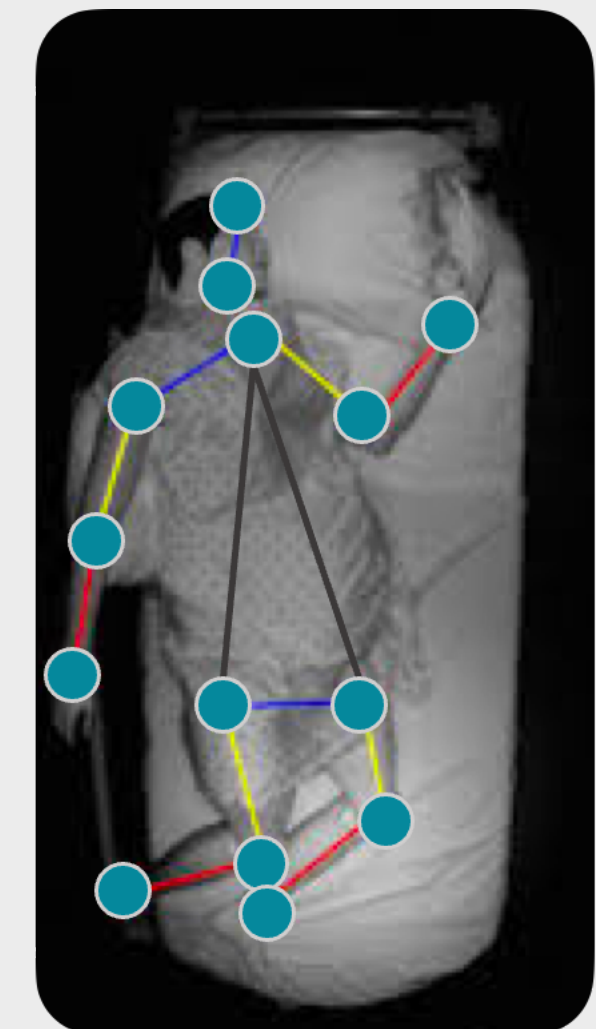
グラフ信号処理

✓ 不規則・不均一データの解析 [Liu+ IEEE Xplore 2019]
ソーシャルネットワーク・人体データなど

✓ 信号補完・圧縮・フィルタリング



Image by macrovector on Freepik



人体ポーズ信号：人間の関節位置の時系列信号

光学式モーションキャプチャ

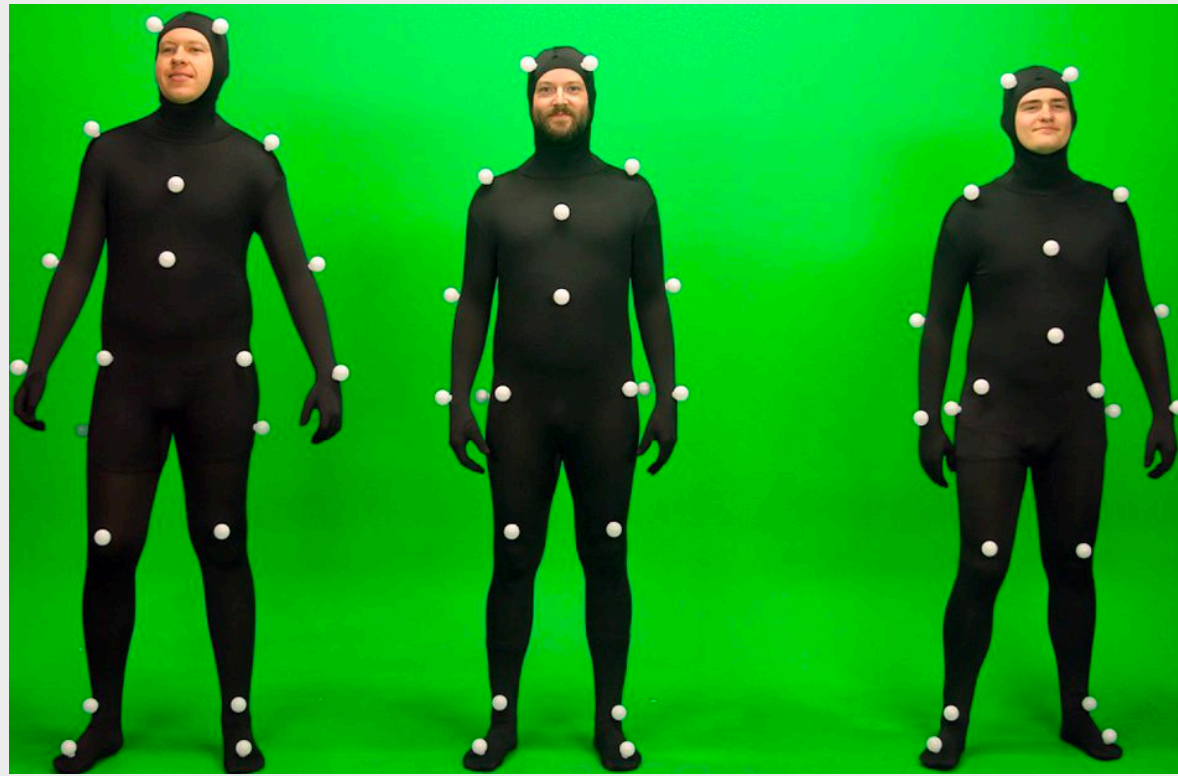


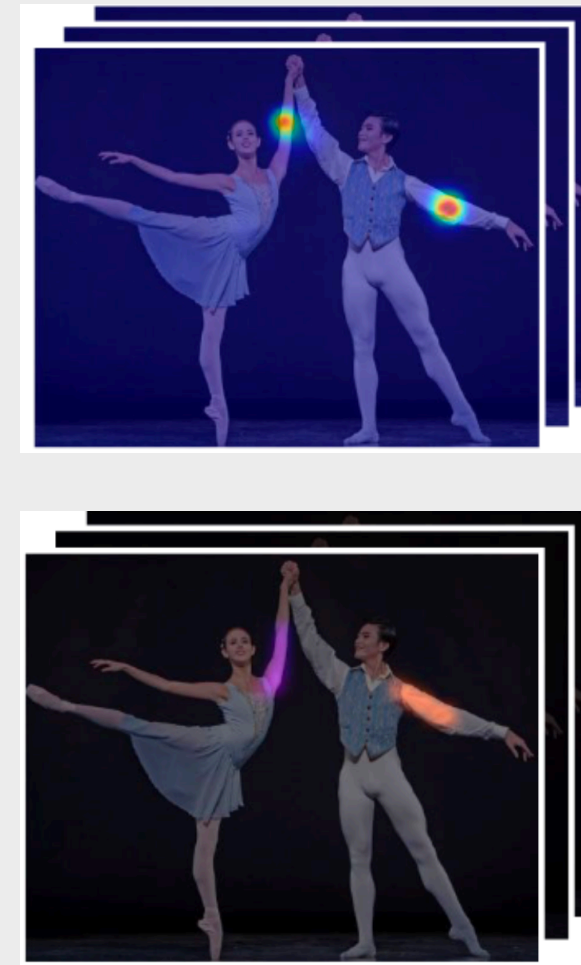
Image by film lifestyle.com

マーカーを体につけカメラ等で読み取り

- ✓ 正確な測定が可能
- ✓ 設備が高価
- ✓ 被験者のストレス

深層学習を利用した手法

[Cao+ IEEE TPAMI 2019]



撮影した(動)画像から関節位置を推定

- ✓ 特別な設備を必要としない
- ✓ 推定精度が低い
- ✓ 時間的に細かな振動が発生

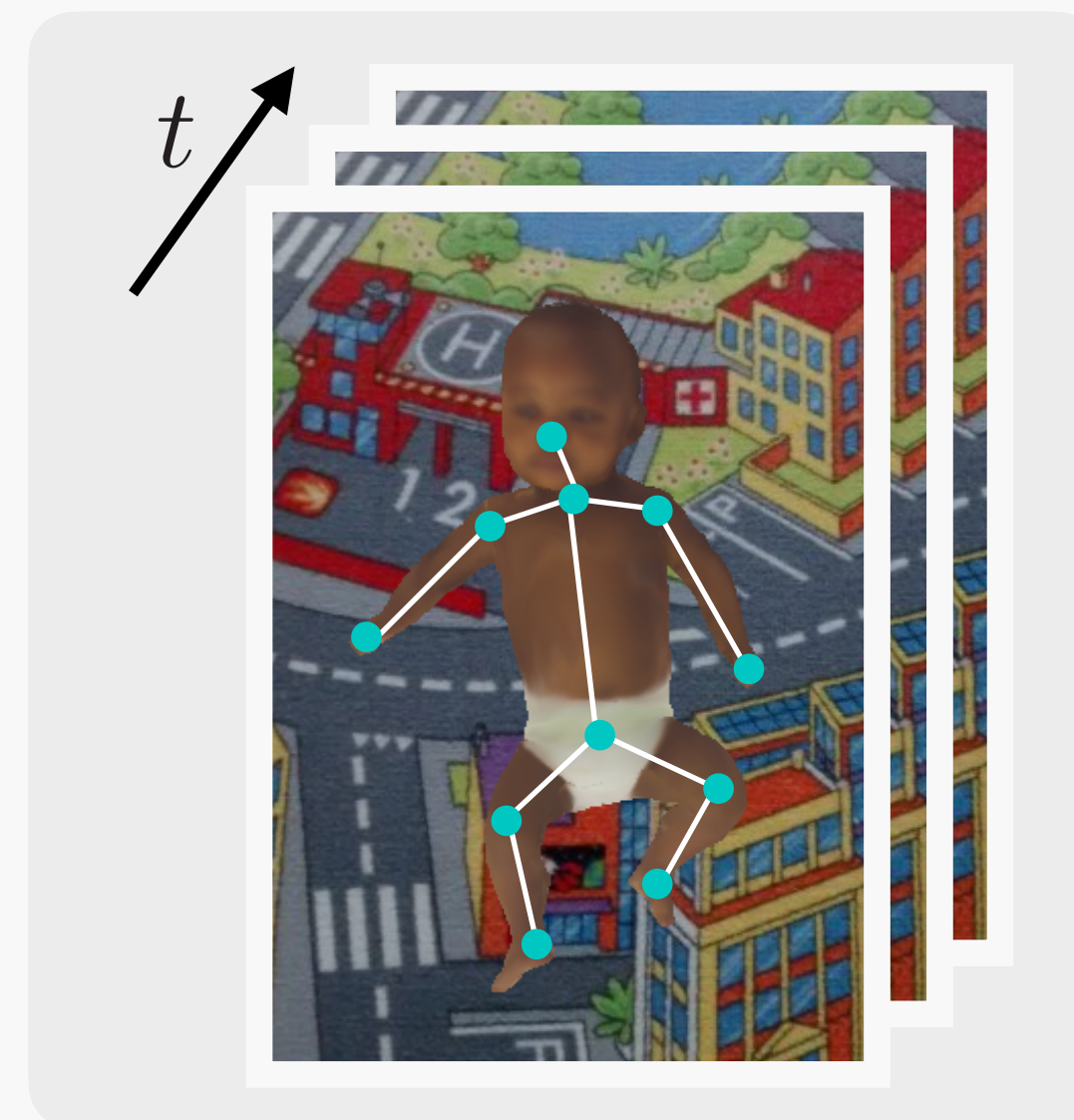
人体ポーズ信号を時変グラフ信号として処理する グラフ + 時変信号

グラフ：頂点間の接続関係(頂点と辺)

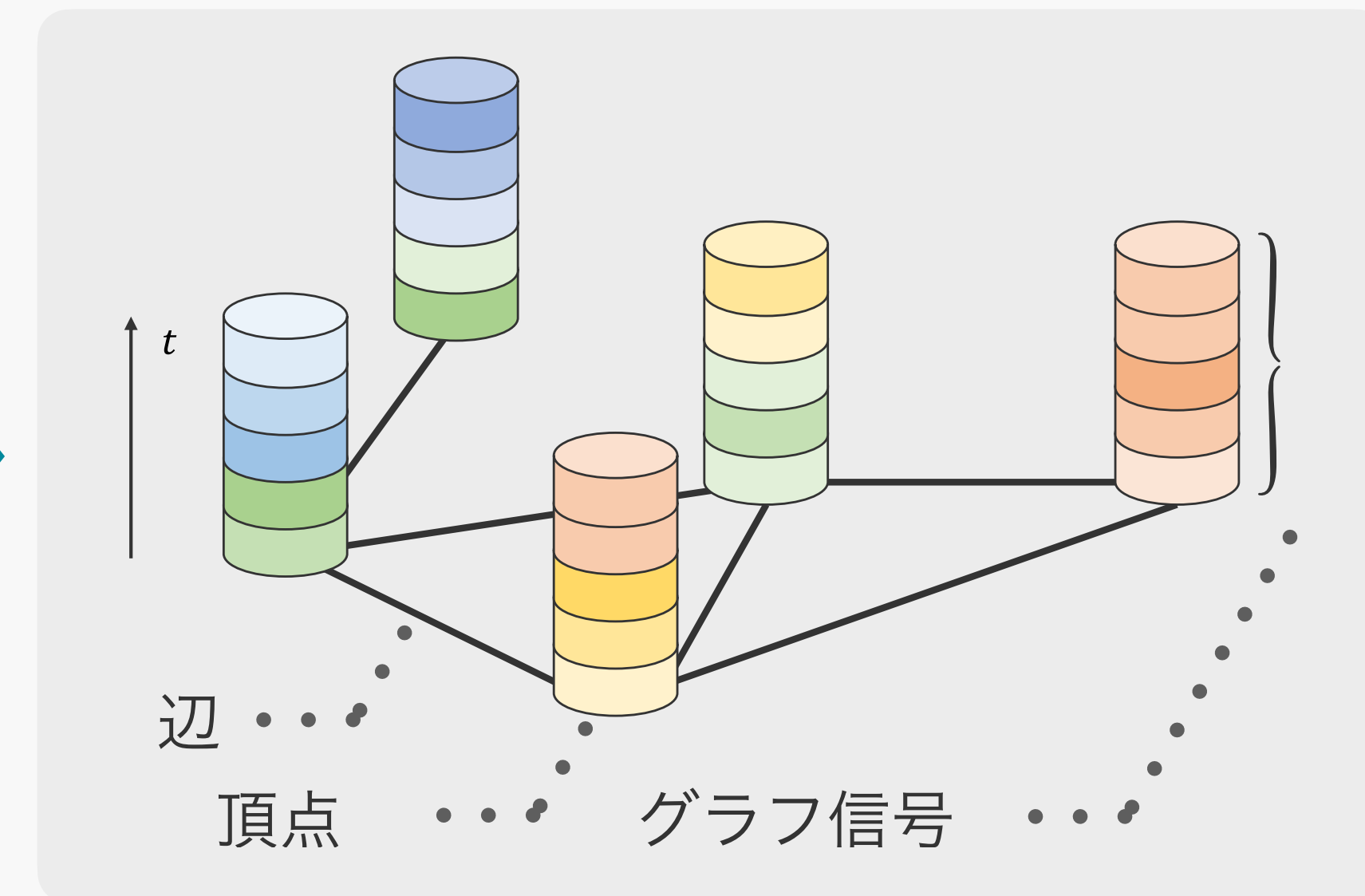
- ・ 頂点
観測地点, 個人, 人体関節点など
- ・ 辺
道路, 友人関係, 骨など

時変信号：頂点上の時系列信号

気温, フォロワー数, 関節の座標など



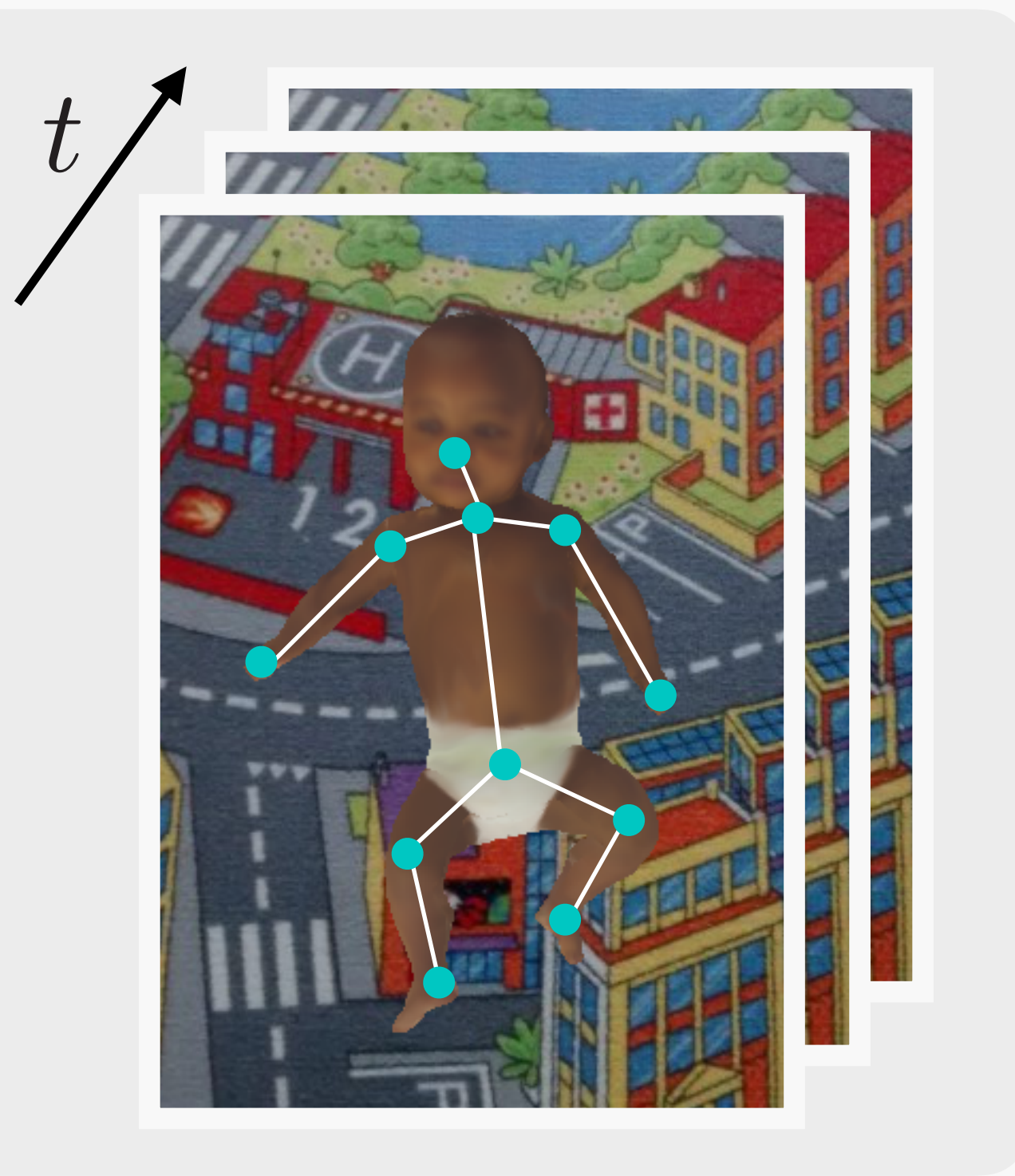
人体ポーズ信号



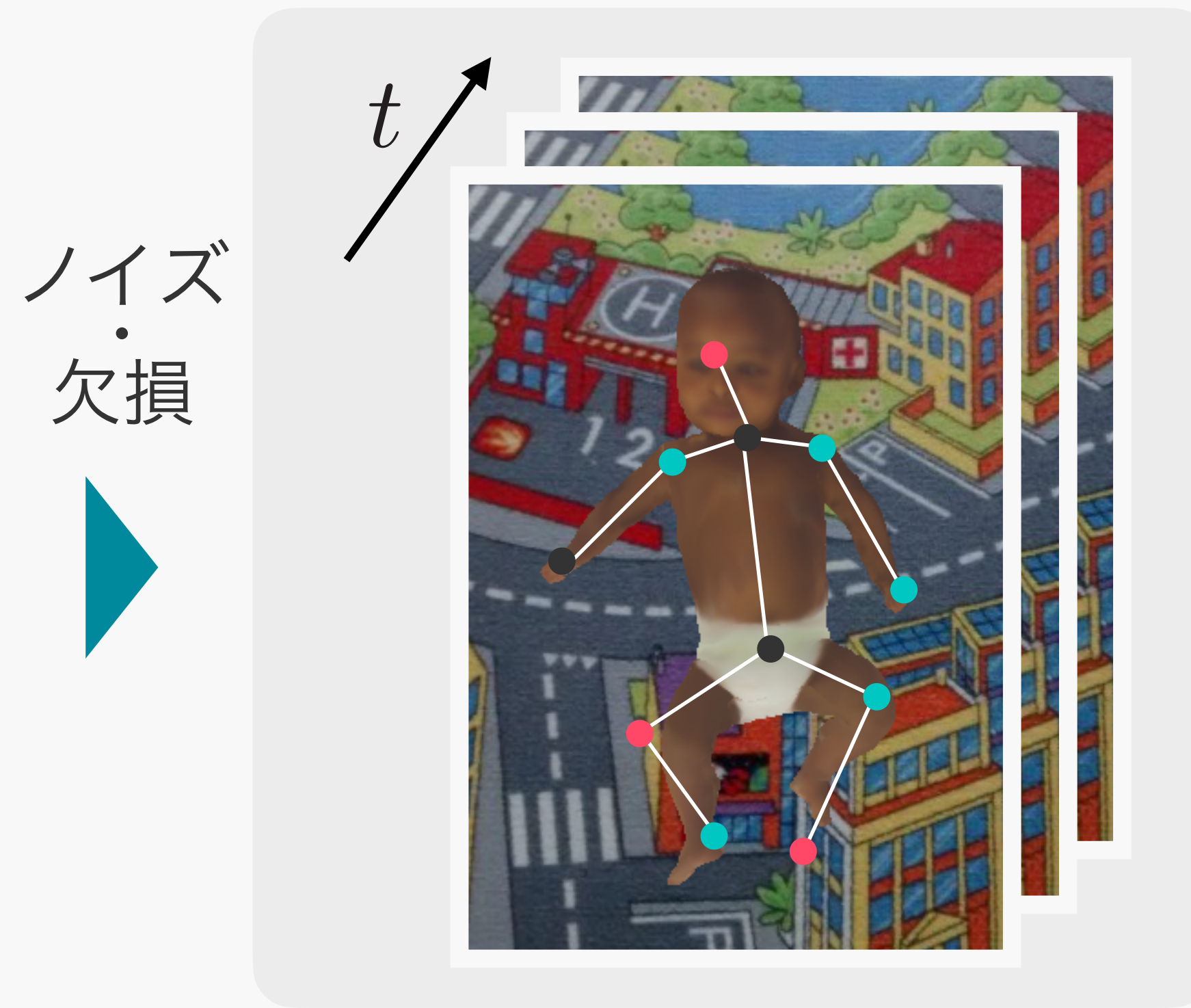
時変グラフ信号

欠損・ノイズのある人体ポーズデータから予測した信号を再構成

(未知の)原信号

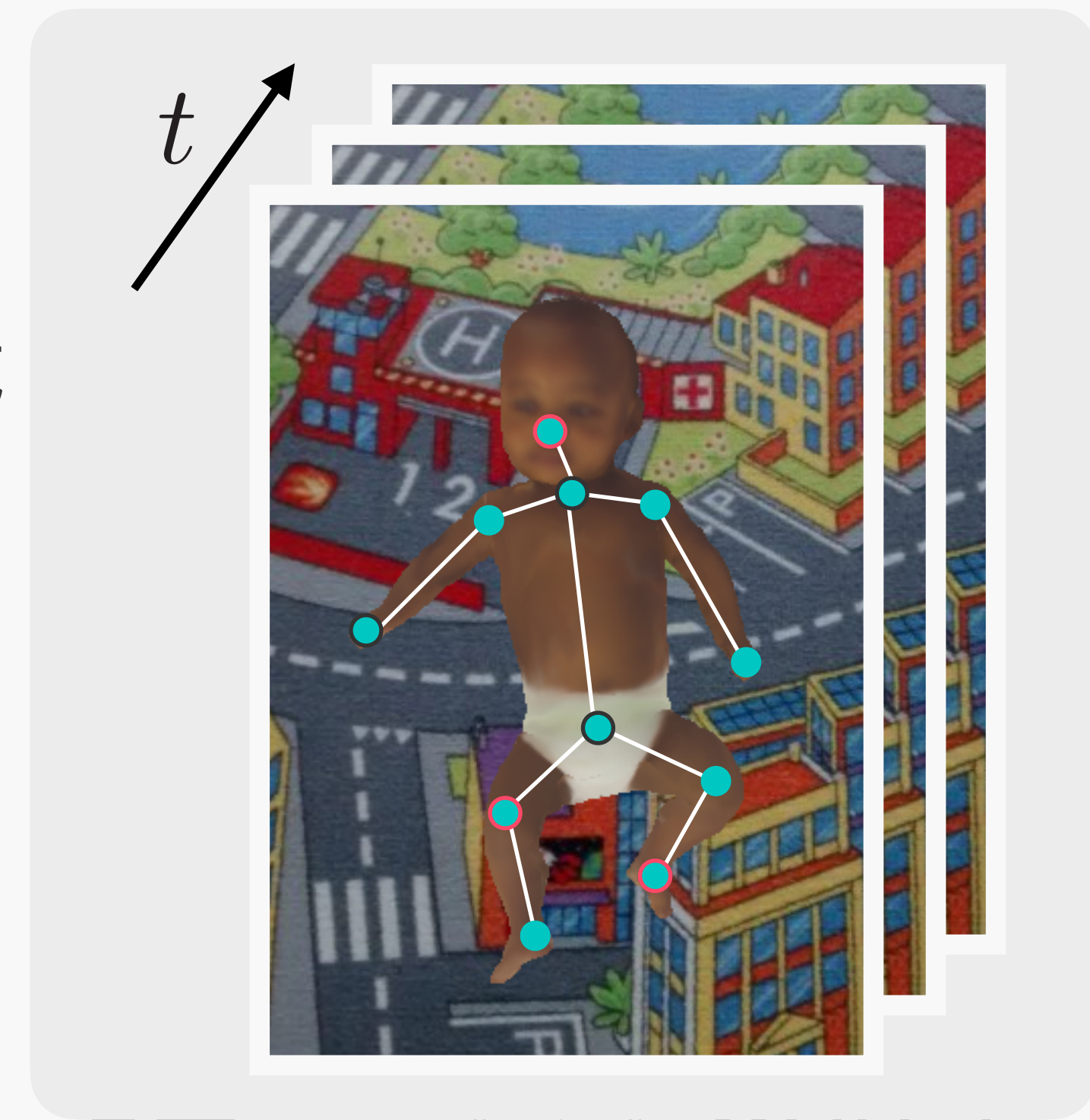


観測信号



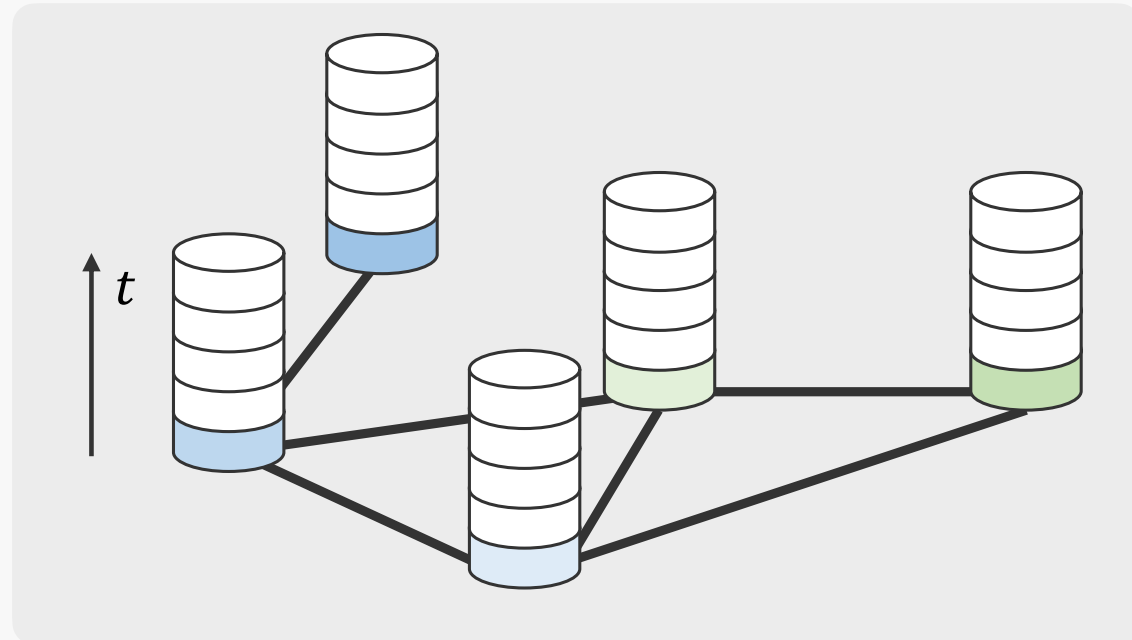
再構成

再構成信号



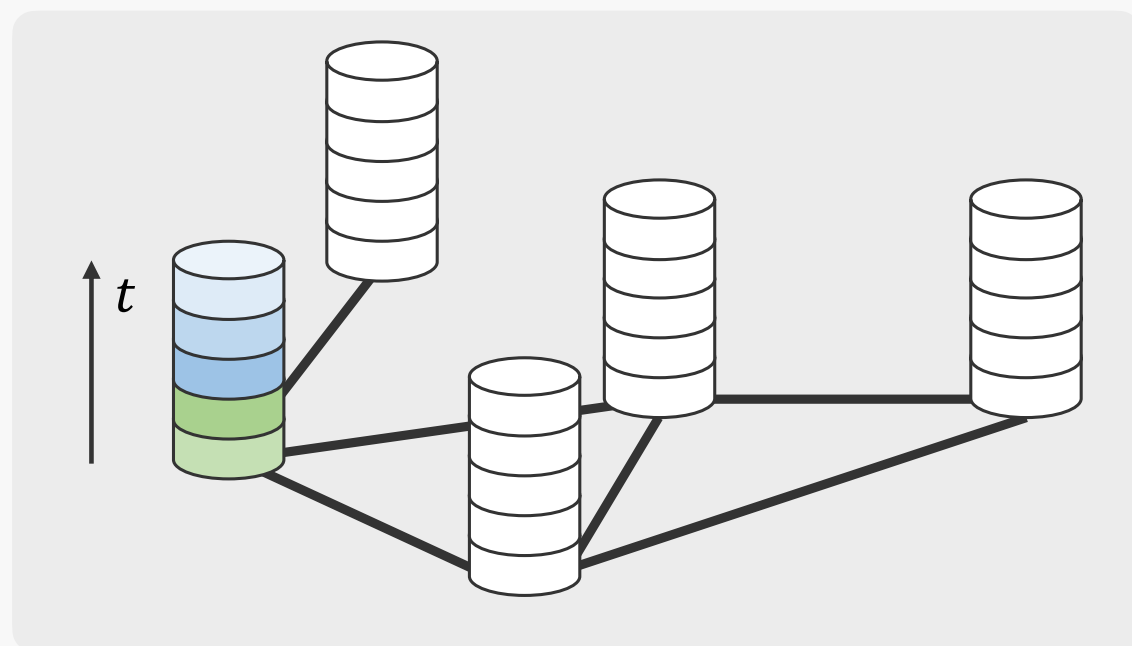
- : ノイズの含まれた観測
- : 欠損

信号が**頂点領域**上で滑らかである



ある骨で接続されている関節同士は近い座標

信号が**時間領域**上で滑らかである



ある関節の座標は時間で滑らかに移動する

• Time-varying Graph Signal Reconstruction

[Qiu+ IEEE JSTSP 2017]

$$\arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \underbrace{\|\mathbf{J} \circ \mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_F^2}_{\text{データ忠実度}} + \frac{\alpha}{2} \underbrace{\text{tr} \left((\mathbf{X}\mathbf{D})^\top \mathbf{L}(\mathbf{X}\mathbf{D}) \right)}_{\text{再構成信号の滑らかさ}}$$

\mathbf{J} : サンプルング演算子

\mathbf{X} : 観測信号

\mathbf{Y} : 再構成信号

\mathbf{L} : グラフラプラシアン

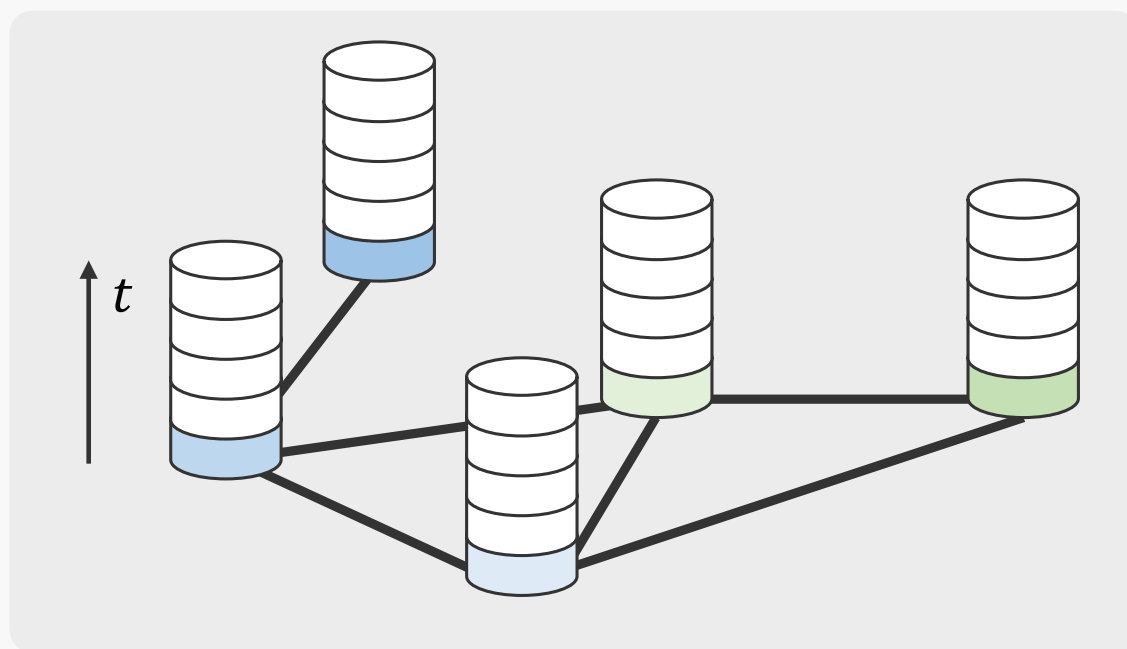
T : 観測時間長

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} -1 & & & & \\ 1 & -1 & & & \\ & 1 & \ddots & & \\ & & \ddots & -1 & \\ & & & 1 & \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{T \times (T-1)}$$

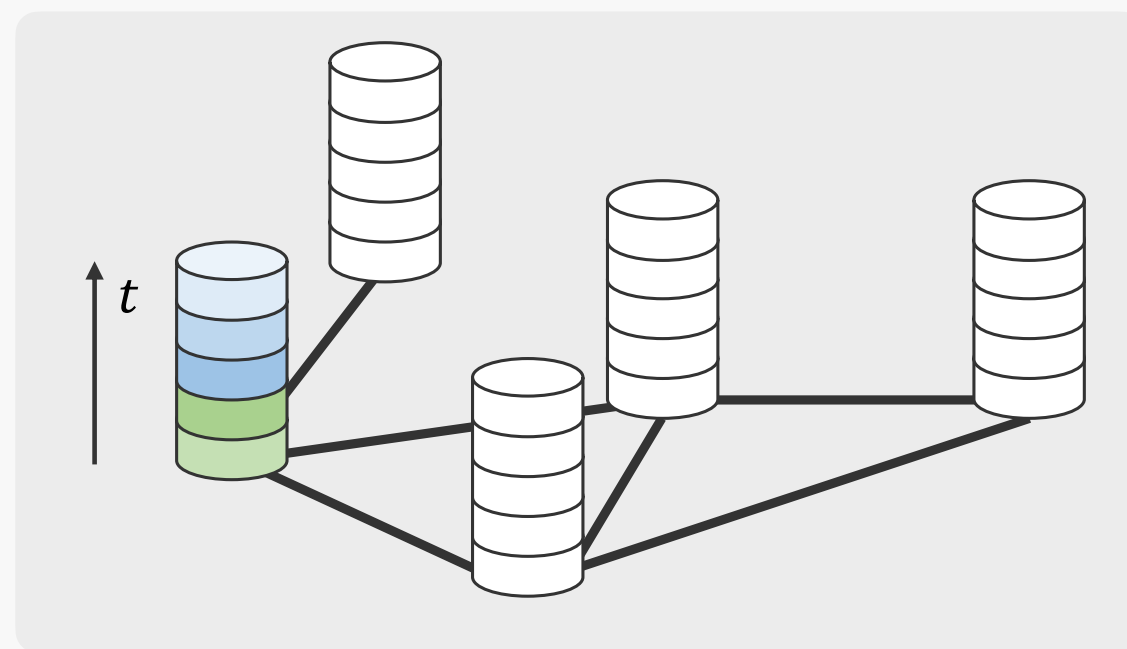
共役勾配法を利用して解かれる

1. 関節の座標の平滑性

頂点領域での平滑性

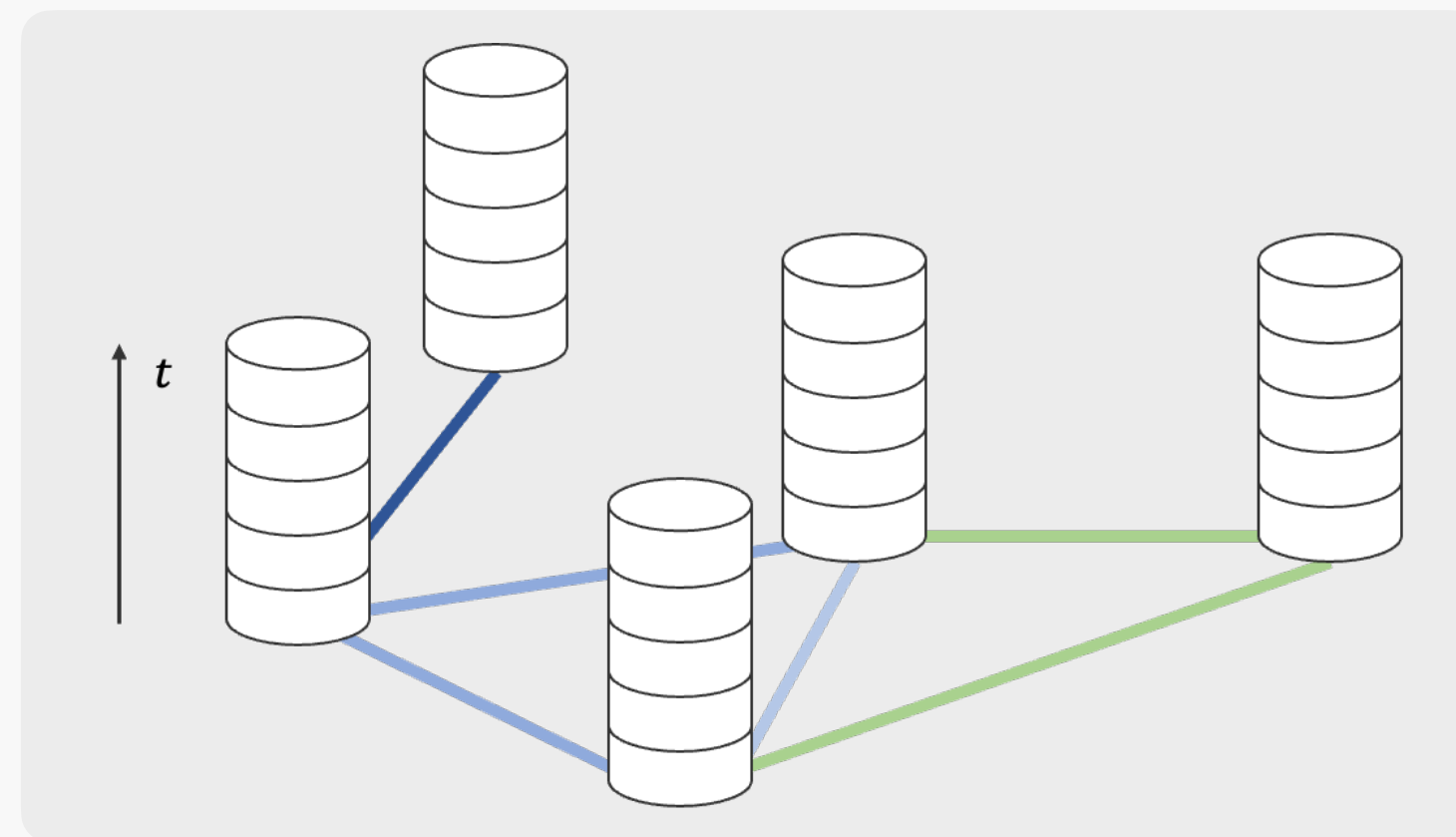


時間領域での平滑性

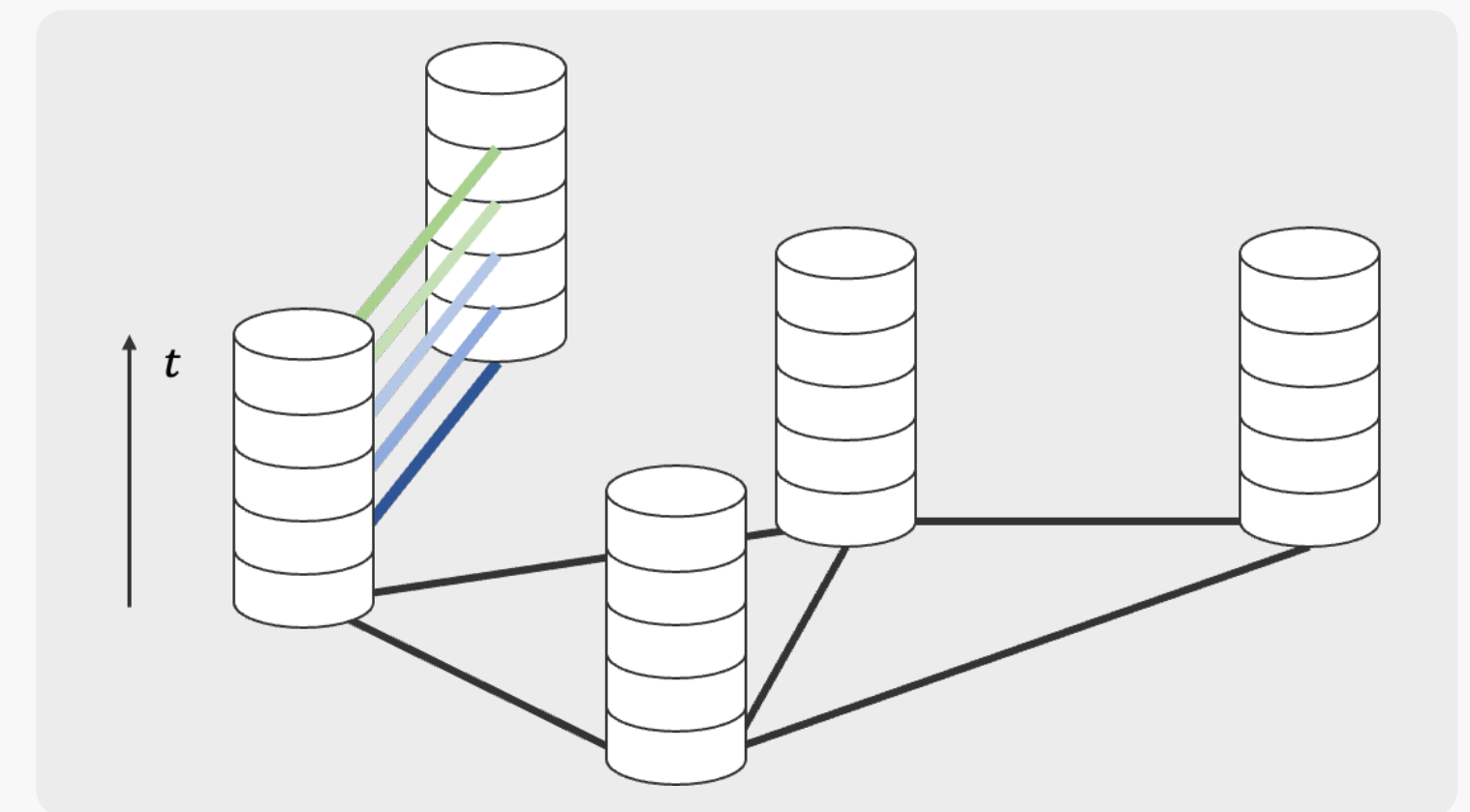


2. 関節間の距離の平滑性

辺領域での平滑性



時間領域での平滑性



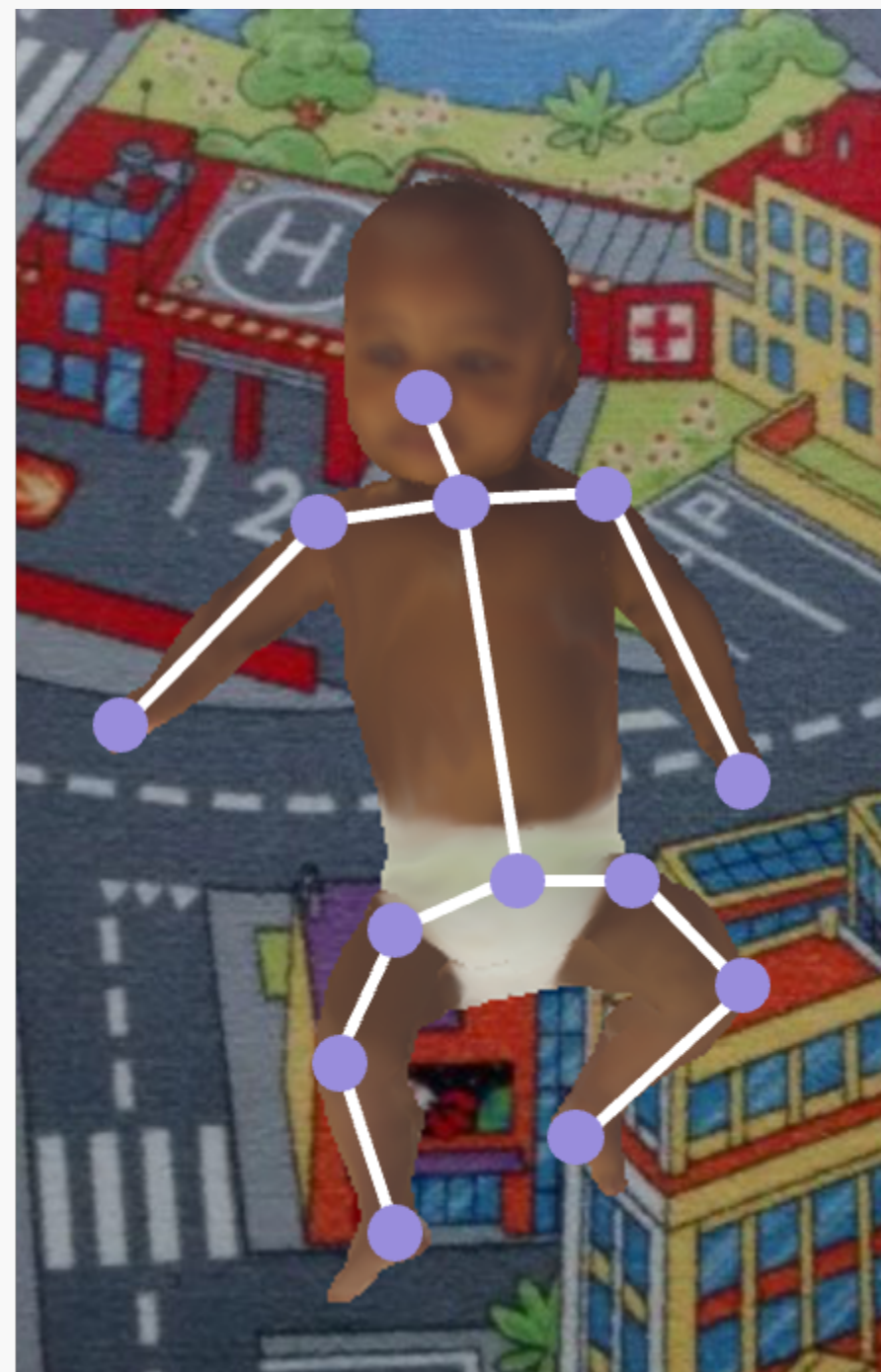
+

同じ頂点に接続される辺の重みは近い ある関節間の長さは時間で滑らかに変化



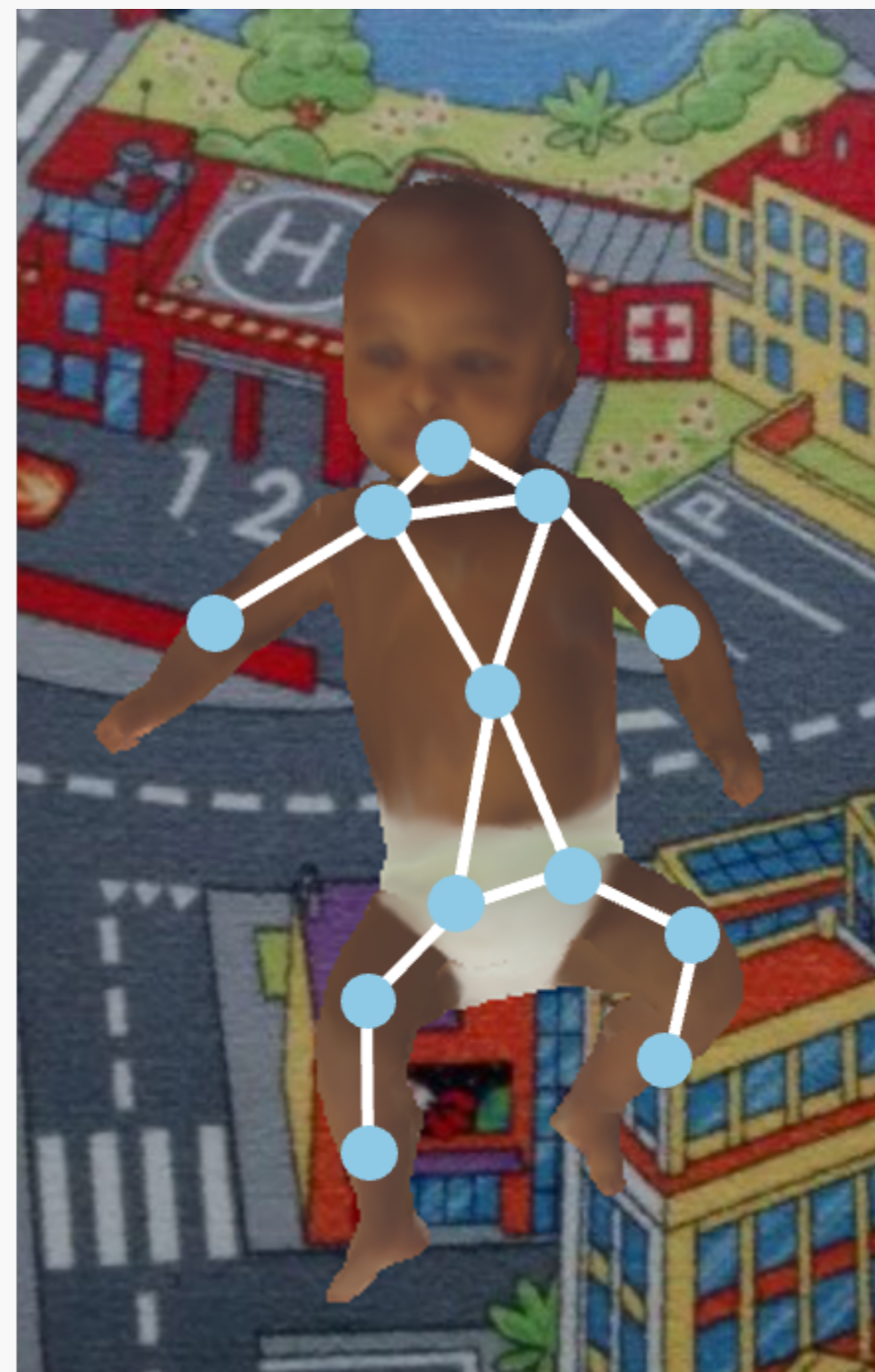
ライングラフを利用する

ライングラフ：原グラフの辺を頂点とすることで辺の関係を表現したグラフ
辺の重みをグラフの信号値として扱うことができる



原グラフ

▶
ライングラフ
変換



ライングラフ

$$\mathbf{A}_L = \mathbf{B}^\top \mathbf{B} - 2\mathbf{I}_{|\varepsilon|}$$

\mathbf{A}_L : ライングラフの隣接行列

\mathbf{B} : 原グラフの度数行列

$|\varepsilon|$: 原グラフの辺の数

辺の平滑化と頂点の平滑化を行う2種類の最適化問題を定式化

① ライングラフを用いた辺の重みの平滑化

$$\arg \min_{\tilde{\mathbf{Z}}} \underbrace{\|\mathbf{J}_L \circ \tilde{\mathbf{Z}} - \mathbf{Z}\|_2^2}_{\text{データ忠実度}} + \alpha_{edge} \underbrace{\text{tr}((\tilde{\mathbf{Z}}\mathbf{D})^\top \mathbf{L}_L (\tilde{\mathbf{Z}}\mathbf{D}))}_{\text{辺の時空間的平滑性}}$$

辺の重み(=**関節間の距離**)が滑らかに変化するようにする

② 頂点の信号値の平滑化

$$\arg \min_{\tilde{\mathbf{X}}_{(d)}} \underbrace{\|\mathbf{J} \circ \tilde{\mathbf{X}}_{(d)} - \mathbf{Y}\|_2^2}_{\text{データ忠実度}} + \alpha_{node} \underbrace{\text{tr}((\tilde{\mathbf{X}}_{(d)}\mathbf{D})^\top \mathbf{L} (\tilde{\mathbf{X}}_{(d)}\mathbf{D}))}_{\text{頂点の時空間的平滑性}}$$

頂点上の信号値(=**関節の座標**)が滑らかに変化するようにする

$\tilde{\mathbf{X}}_{(d)} \in \mathbb{R}^{N \times T}$: 次元dでの人体ポーズ座標

$\tilde{\mathbf{Z}} \in \mathbb{R}^{|\epsilon| \times T}$: 関節長の時変グラフ信号

$\mathbf{J} \in \{0, 1\}^{N \times T}$: サンプルング演算子

$\mathbf{J}_L \in \{0, 1\}^{N \times T}$: サンプルング演算子

$\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{N \times N}$: グラフラプラシアン

$\mathbf{L}_L \in \mathbb{R}^{|\epsilon| \times |\epsilon|}$: ライングラフラプラシアン

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} -1 & & & & \\ 1 & -1 & & & \\ & 1 & \ddots & & \\ & & \ddots & -1 & \\ & & & & 1 \end{bmatrix}$$

辺の重みの復元と頂点信号の復元を順番に行う

1) 辺の重みの復元

ライングラフを用いた重みの復元

2) 辺の重みの再配置

再配置した各時刻の重みから
グラフラプリアンを計算

3) 頂点信号の復元

復元されたグラフラプリアンを利用して
頂点信号の復元

$f_{map}(\cdot)$: ライングラフ信号から重みを再計算する関数

$f_{CD}(\cdot)$: 共役勾配法で最小化問題を解く関数

Algorithm 1 Human Pose Refinement Using Line Graphs

1) Edge Refinement by solving eq.(12)

$$\tilde{\mathbf{Z}} = f_{CD}(\mathbf{Z}, \mathbf{L}_L, \mathbf{J}_L)$$

2) Calculate $\mathbf{L}^{(t)}$ from $\tilde{\mathbf{Z}}$

for $t = 1$ to T **do**

$$\mathbf{W}^{(t)} = f_{map}([\tilde{\mathbf{Z}}]_{:,t})$$

$$\mathbf{L}^{(t)} = \Delta^{(t)} - \mathbf{W}^{(t)}$$

end for

3) Pose Refinement by solving eq.(11)

for $d = 1$ to D **do**

$$\tilde{\mathbf{X}}_{(d)} = f_{CD}(\mathbf{X}_{(d)}, \mathbf{L}, \mathbf{J})$$

end for

実験内容

[Cao+ TPAMI 2021]

OpenPoseを適用した信号を精緻化
欠損・ノイズに対する復元性能を比較

データセット

[Hesse+ ECCV Workshops 2018]

MINI-RGBDデータセット

データ数：10 (train set 5 + test set 5)

時間長：1000

グラフ：人体の構造に基づき作成

実験設定

評価項目：RMSE

パラメータ設定：グリッドサーチ

比較手法

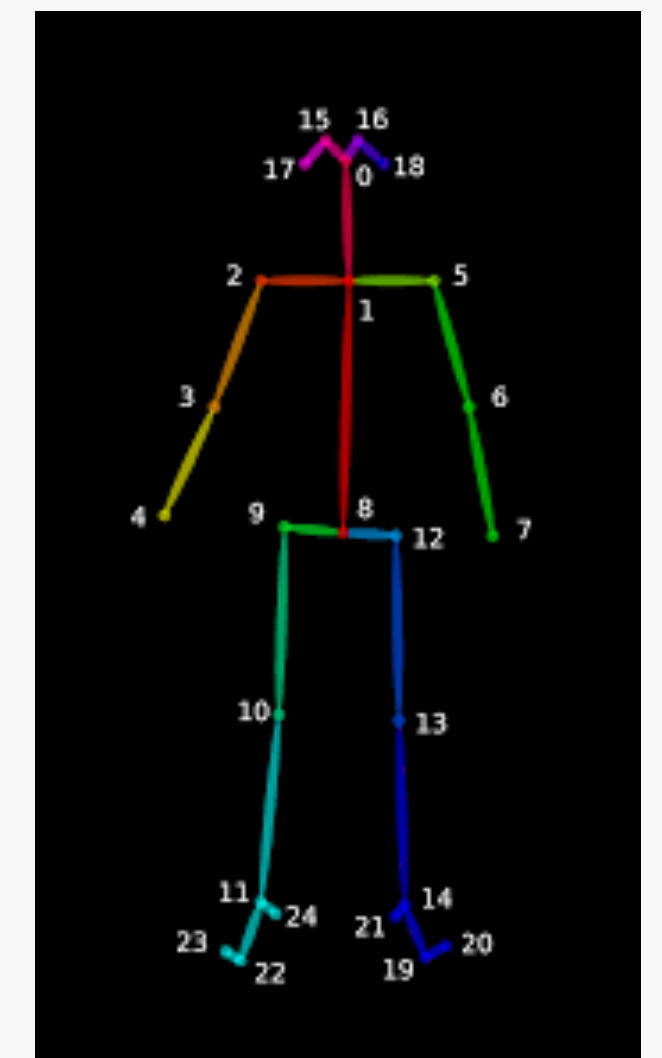
OGTR [Qiu+ IEEE JSTSP 2017]

TRSS [Giraldo+ IEEE TSIPN 2022]

データセットの例



グラフの構造



データの欠損が少ない場合

効果的に辺の再構成が行え，結果的に比較手法よりも小さいRMSE

データの欠損が多い場合

辺に対しての処理を加えることで，欠損が多い場合でも性能が向上

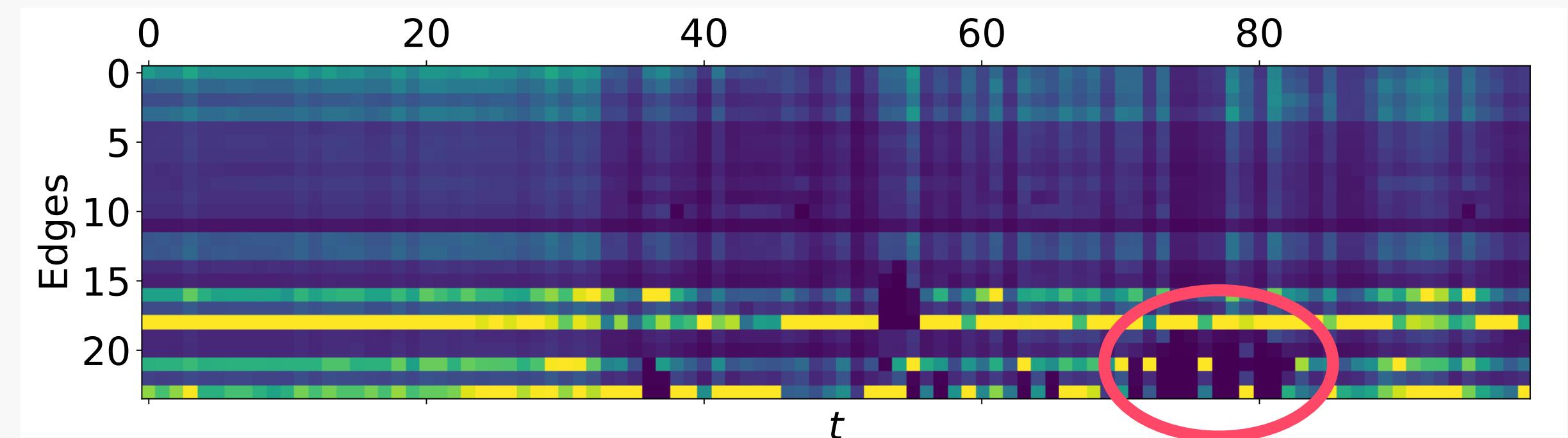
Method \ # dataset	#1	#2	#3	#4	#5
Observed	27.56	108.40	32.74	54.22	60.21
# Missing keypoints	128	1108	402	460	686
OGTR	<u>16.33</u>	<u>93.66</u>	<u>23.25</u>	<u>36.13</u>	<u>45.21</u>
TRSS	<u>16.33</u>	95.97	24.60	38.24	47.29
Proposed	9.71	92.90	22.52	32.82	44.47

復元前の辺

欠損している辺の重みが存在

先行手法では、

固定の重みor欠損した重みしか利用できない

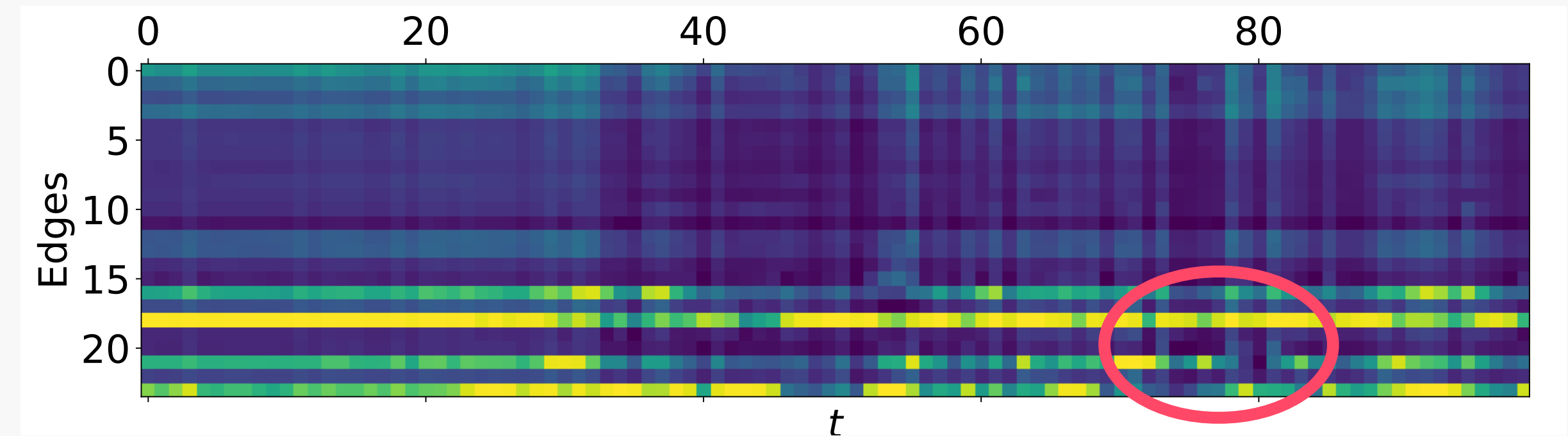


復元後の辺

データの時空間的特性に基づき復元

時刻に応じた特性を利用可能になる

動きが激しい/あまり動いていないなど



研究概要

ライニンググラフを用いた**人体ポーズ信号の復元手法**を提案

実験

OpenPoseを用いて人体ポーズを測定
測定信号に対して精緻化を行い先行研究と比較

結果

欠損が少ない場合に特に高い復元性能
欠損が多い場合にも先行研究と比べて高い復元性能