4ZF-04

主成分分析を用いた次元削減による クロスシミュレーションの高速化

田中 瑞城 †　　森島 繁生 ‡　　安東 遼一

† 早稲田大学　　‡ 早稲田大学理工学術院総合研究所

図 1: 提案手法概要図

1. はじめに

本稿では次元削減によるクロスシミュレーションの高速化手法を提案する. XR の発展に伴いインタラクティブなコンテンツにおける高品質なクロスシミュレーションの需要は高まっている. ゲームの他, XR の発展に伴いアバターによる配信コンテンツや Virtual Try-on など新たな需要も今後見込まれる. しかし、現在のゲームや XR におけるクロスシミュレーションは布のシワなどの効果を動的に再現することができない. これは, リアルタイムに描画する必要があるコンテンツにおいてシミュレーションに使える計算時間は限られているためである. したがって, 布のダイナミクスを少ない計算量で再現することが今後求められる.

我々は事前計算で得た頂点位置のデータに主成分分析をかけることでパラメータ空間の部分空間を構成する. この部分空間上で時間発展の方程式を解くことで次元削減したシミュレーションを行う. 事前計算と本手法によるシミュレーションの計算時間を比較することで本手法の有効性を評価する.

2. 関連研究

本研究では Projective Dynamics [1] を用いてクロスシミュレーションを行う. Projective Dynamics [1] は Position Based Dynamics (PBD) [3] と同様に位置ベースで数値的に安定に拘束条件を扱うことができるソルバである. 多くのゲームエンジンなどの製品に採用されている PBD [3] と比べて計算時間では劣るが, Projective Dynamics [1] にはシミュレーション結果がメッシュの解像度に依らない, 矛盾する拘束条件を扱うことができるという利点があり, 今後実用化が進む可能性がある. 我々は Projective Dynamics [1] を用いて布の伸びを制限する拘束条件を課すことにより, 質点-バネ系などによるクロスシミュレーションにおいてみられる布が不自然に伸びてしまうアーティファクトを防ぐ.

Projective Dynamics [1] を次元削減する手法として, 頂点を等間隔にサンプリングすることで構成した部分空間上で計算を行う手法が提案されている [2]. しかし, 頂点サンプリングでは布のシワなど高周波な特徴を捉えることができずこの手法はクロスシミュレーションには適用できない. そのため, 我々は主成分分析により構成する部分空間を用いる.

3. 提案手法

図 1 に提案手法の概要図を示す. 事前計算としてシミュレーションを行い, その結果から主成分ベクトルにより張られる部分空間を構成する. ランタイムではこの部分空間上でシミュレーションを行う.

3.1 事前計算

Projective Dynamics [1] に従いシミュレーションを行う. メッシュの各ポリゴンに対して布の伸びを抑制するポテンシャルを次のように導入する.

$$W(\boldsymbol{q},\boldsymbol{T})=\frac{wA}{2}||\boldsymbol{F}(\boldsymbol{q})-\boldsymbol{T}||_F^2 \tag{1}$$

ここで, w は拘束条件の重み, A はポリゴンの三角形の面積, $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{q})$ は現在の頂点位置 $\boldsymbol{q}$ における三角形の変形勾配を表し, Projection $\boldsymbol{T}$ は次のように求められる. $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{q})$ の特異値 σ_0, σ_1 について, 伸びを制限する範囲 $\sigma_{min} < \sigma < \sigma_{max}$ を満たさない場合は満たすような特異値を持つよう修正した行列を $\boldsymbol{T}$ とし, 制限を満たす場合は $\boldsymbol{T}=\boldsymbol{F}(\boldsymbol{q})$ とする. 本手法では $\sigma_{min}=0, \sigma_{max}=1$ と設定する. すると $\sigma > 1$ であった場合は ARAP Energy [7] と等価であり, $0 < \sigma < 1$ であった場合はポテンシャルは 0 となるため, 結果として布は自由に縮むことができるが伸びは抑制される.

3.2 部分空間の構成

事前計算を行い, 一定時刻ごとに頂点位置を保存しておく. こうして得たデータに主成分分析を行い, 主成分ベクトル $\boldsymbol{w}_0, \ldots, \boldsymbol{w}_n$ を求める. 主成分分析の際, データの白色化及び分散の正規化は行わずデータの中心化のみ行う. この主成分ベクトルを用いて, 位置 $\boldsymbol{q}$ を r 次元の部分空間に射影する行列 $\boldsymbol{U}$ を構成する.

$$\boldsymbol{U} = (\boldsymbol{w}_0, \ldots, \boldsymbol{w}_r) \tag{2}$$

3.3 部分空間でのシミュレーション

HRPD [2] では次のように Projective Dynamics [1] の Global Solve を部分空間に写した.

$$\boldsymbol{U}^T(\frac{\boldsymbol{M}}{h^2}+\sum_i \lambda_i \boldsymbol{S}_i^T \boldsymbol{S}_i)\boldsymbol{U}\tilde{\boldsymbol{q}}=\boldsymbol{U}^T\frac{\boldsymbol{M}}{h^2}\boldsymbol{U}\tilde{\boldsymbol{s}}+\boldsymbol{U}^T\boldsymbol{p} \tag{3}$$

Accelerating cloth simulation via model reduction using principal component analysis, *Mizuki Tanaka*†, *Shigeo Morisima*‡, and *Ryoichi Ando*, (†*Waseda University*, ‡*Waseda Research Institute for Science and Engineering*)

本手法では主成分分析において中心化を行っているので, 平行移動を反映させるために同次座標を導入してこの式の $\boldsymbol{U}, \boldsymbol{U}^T$ を次のように置き換える.

$$\boldsymbol{U} \rightarrow \begin{pmatrix} \boldsymbol{U} & \bar{\boldsymbol{q}} \\ 0...0 & 1 \end{pmatrix} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{U}^T \rightarrow \begin{pmatrix} \boldsymbol{U}^T & -\boldsymbol{U}^T\bar{\boldsymbol{q}} \\ 0...0 & 1 \end{pmatrix} \tag{5}$$

ただし $\bar{\boldsymbol{q}}$ は中心化による平行移動分, すなわち頂点位置のデータの平均を表す.

これらを用いて部分空間における Global Solve は次のように書き換えられる.

$$\begin{pmatrix} \boldsymbol{U}^T\boldsymbol{A}\boldsymbol{U} & \boldsymbol{U}^T\boldsymbol{A}\bar{\boldsymbol{q}} \\ 0...0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{\boldsymbol{q}} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{U}^T\frac{\boldsymbol{M}}{h^2}\boldsymbol{U} & \boldsymbol{U}^T\frac{\boldsymbol{M}}{h^2}\bar{\boldsymbol{q}} \\ 0...0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{\boldsymbol{s}} \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \boldsymbol{U}^T\boldsymbol{p} \\ 1 \end{pmatrix} \tag{6}$$

ただし, $\boldsymbol{A}=\frac{\boldsymbol{M}}{h^2}+\sum_i \lambda_i \boldsymbol{S}_i^T\boldsymbol{S}_i$ とおいた. 整理すると以下の方程式を得る.

$$\boldsymbol{U}^T\boldsymbol{A}\boldsymbol{U}\tilde{\boldsymbol{q}} = \boldsymbol{U}^T\frac{\boldsymbol{M}}{h^2}\boldsymbol{U}\tilde{\boldsymbol{s}} + \boldsymbol{U}^T\boldsymbol{p} + \boldsymbol{U}^T(\frac{\boldsymbol{M}}{h^2} - \boldsymbol{A})\bar{\boldsymbol{q}} \tag{7}$$

この方程式を解くことで部分空間における次の時刻の位置 $\tilde{\boldsymbol{q}}$ が求められる.

Projective Dynamics [1] の Local Solve に対しては並列化による高速化を行うが, HRPD [2] とは異なり部分空間による高速化は行わない. 第一の理由は, 部分空間を主成分分析により構成しているために HRPD [2] の拘束条件をサンプリングする方法をそのままでは使えないことである. 第二の理由は, Local Solve に次元削減を適用する恩恵が Global Solve と比べて薄いことである. Global Solve の n 次元の方程式を反復法で解くには (反復回数) $\times\, n^2$ のオーダーの計算が必要であるのに対し, Local Solve で n 頂点に対して拘束条件の評価は n のオーダーの計算で行える. したがって, n 次元の問題を r 次元に削減した場合 Global Solve の方が削減される計算量は大きくなる.

4. 評価実験

頂点数 2576(パラメータ空間 7728 次元) の布が一定方向の風になびくシーンにおいて, 次元削減を行わない場合と本手法により次元削減を行いパラメータ空間を 300 次元に削減した場合でそれぞれシミュレーションを行った. 計算には AMD Ryzen 9 3900X を用いた. 表 1 に, 次元削減を行わない Projective Dynamics [1] によるシミュレーションと本手法により次元削減したシミュレーションについて 1 ステップ当たりの計算時間の比較を示す. また, 図 2 に両シミュレーションの結果得られた頂点位置の軌道を, 構成した部分空間の第一主成分－第二主成分平面で可視化した結果を示す.

表 1 より, 提案手法では Projective Dynamics [1] を約 10 倍以上高速化することに成功しており, 提案手法の有効性が確認された.

また, 図 2 より次元削減したシミュレーションが Projective Dynamics [1] によるシミュレーションの結果を再現できていることが確認された.

5. おわりに

本稿では主成分分析を用いた次元削減によって Projective Dynamics [1] によるクロスシミュレーションを高速化する手法を提案し, 評価実験によりその有効性を確認した.

今後解決すべき課題として, 部分空間の構成に用いたデータに無いシーンにおいて自然な結果となる保証が無いこと, 並列化してもなお Local Solve が計算時間のネックになっていることが挙げられる.

データに無いシーンへの汎化について, データから構成した複数の基底ベクトルをアバターの姿勢によりラベル付けしてランタイムでラベルに応じて適応的に基底を選んで部分空間を構成する手法が提案されている [4]. 複数の基底ベクトルから適応的に基底を選んで部分空間を構成する手法は, 汎化性能と部分空間でのシミュレーションの質の向上に寄与することが期待できる. 本研究で用いるには基底ベクトルを選ぶ基準を開発する必要があるが, 今後現在の布の変形状態に応じて基底ベクトルを深層学習を用いて選ぶ.

Local Solve について, GPU による並列化や Cubature を用いる手法 [5] において深層学習を用いて動的に Cubature を選ぶように拡張 [6] することが考えられる.

表 1: 次元削減の有無による計算時間の違いの評価

	Projective Dynamics [1]	提案手法
Local Solve[ms]	10.817	10.148
Global Solve[ms]	12.290	**0.842**
1 ステップの合計 [ms]	389.719	**30.103**

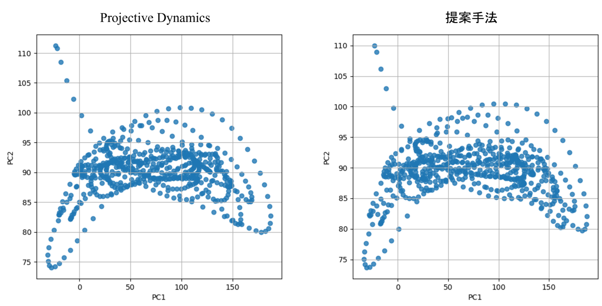

図 2: 頂点軌道の PC1-PC2 平面での可視化

謝辞 この研究は, JST 未来社会創造事業 (JPMJMI19B2) および JSPS 科研費 (19H01129, 19H04137, 21H05054) の補助を受けた.

参考文献

[1] S. Bouaziz *et al.*: "Projective dynamics: fusing constraint projections for fast simulation," *ACM Trans. Graph.* 33, 4, Article 154 (July 2014), 11 pages, 2014.

[2] C. Brandt *et al.*: "Hyper-reduced projective dynamics," *ACM Trans. Graph.* 37, 4, Article 80 (August 2018), 13 pages, 2018.

[3] M.Müller *et al.*: "Position based dynamics," *J. Vis. Comun. Image Represent.* 18, 2 (April, 2007), 109–118, 2007.

[4] F. Hahn *et al.*: "Subspace Clothing Simulation Using Adaptive Bases," *ACM Trans. Graph.* 33, 4, Article 105 (July 2014), 9 pages, 2014.

[5] S. An *et al.*: "Optimizing cubature for efficient integration of subspace deformations," *ACM SIGGRAPH Asia 2008 papers(SIGGRAPH Asia '08).*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 165, 1–10, 2008.

[6] S. Shen *et al.*: "High-order differentiable autoencoder for nonlinear model reduction," *ACM Trans. Graph.*, 40, 4, Article 68 (August 2021), 15 pages, 2021.

[7] Olga Sorkine and Marc Alexa.: "As-rigid-as-possible surface modeling," *Proceedings of the fifth Eurographics symposium on Geometry processing(SGP '07).*, Eurographics Association, Goslar, DEU, 109–116, 2007.