



簡単3DCGアニメ制作のための 自動スケルトン生成方式

東北大学 未来科学技術共同研究センター

青木輝勝

本日の内容

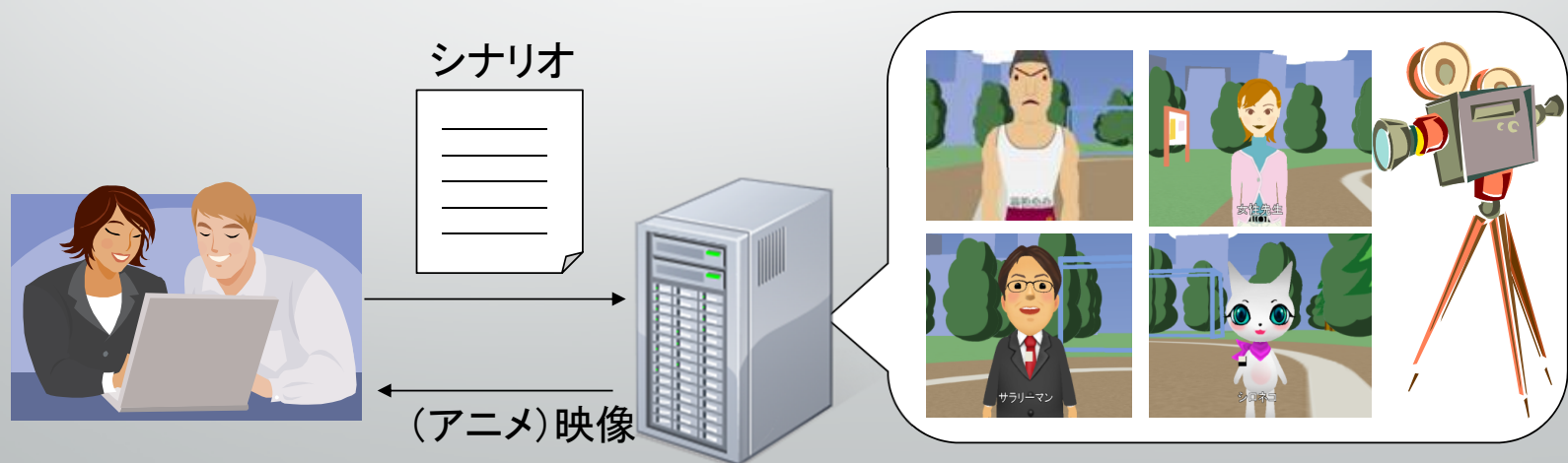
- はじめに
- DMD3Dの実現
- DMD3DにおけるCGキャラクター制作のための自動スケルトン生成方式
- まとめと今後の課題

はじめに

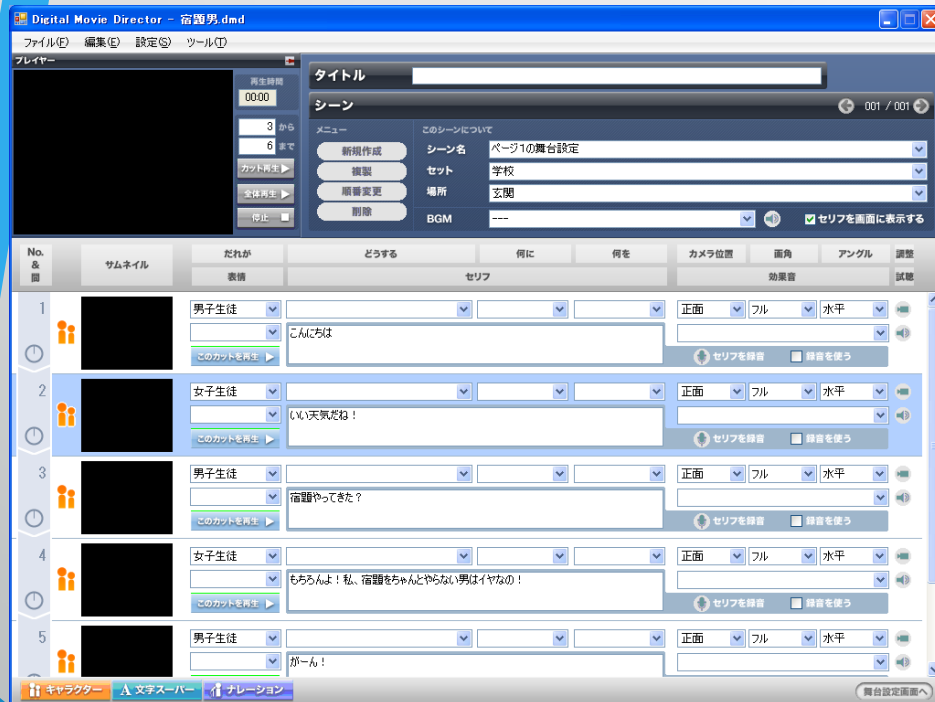
- 3D映像技術の普及阻害の最大の要因のひとつに「制作が容易でない」ことが挙げられる。
- 本稿では下記2つの技術について紹介する。
 - 誰もが簡単に3Dアニメを生成できるDMD3Dシステム
 - DMD3Dのキャラクターを2Dイラストを描くだけで簡単に生成できる自動スケルトン生成方式

DMDとは？ (1/2)

- DMD = Digital Movie Director
 - 誰でも簡単に3DCGアニメが制作できるシステム
 - シナリオ（SV00+台詞）を入力しさえすれば自動的に映像が出来上がる。
 - 必要があれば自分で自由に変更できる。
 - 映像制作に関わる人間が、台本を元に打ち合わせを行うと自然と同一映像イメージが共有できる
 - コンピュータにはどこまでできるのか？



DMDとは？ (2/2)

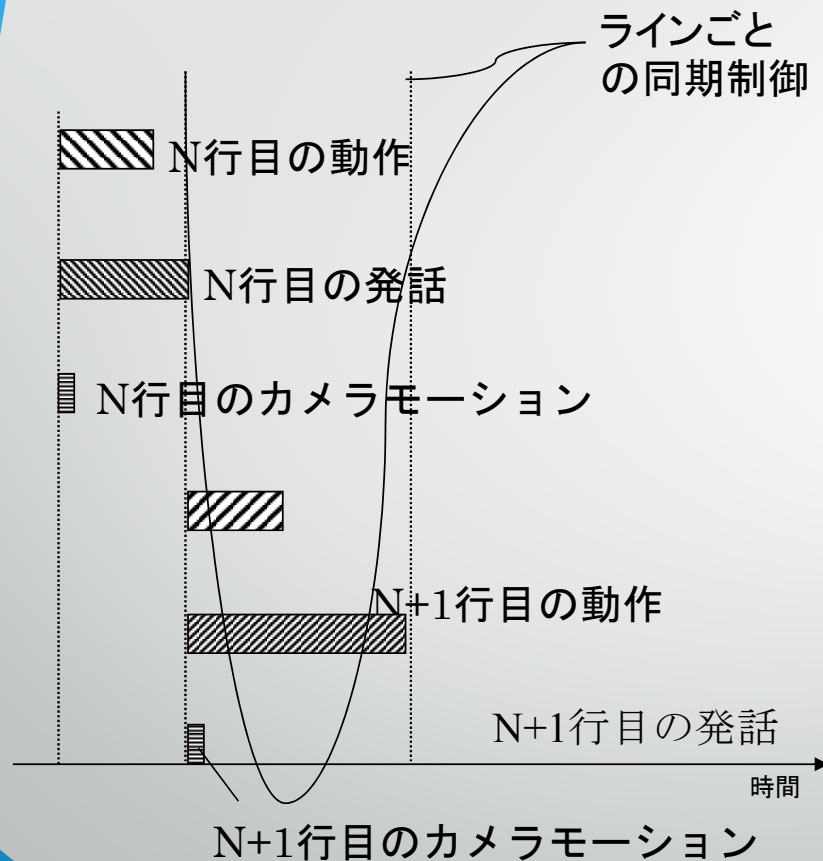


(a) 入力インターフェース

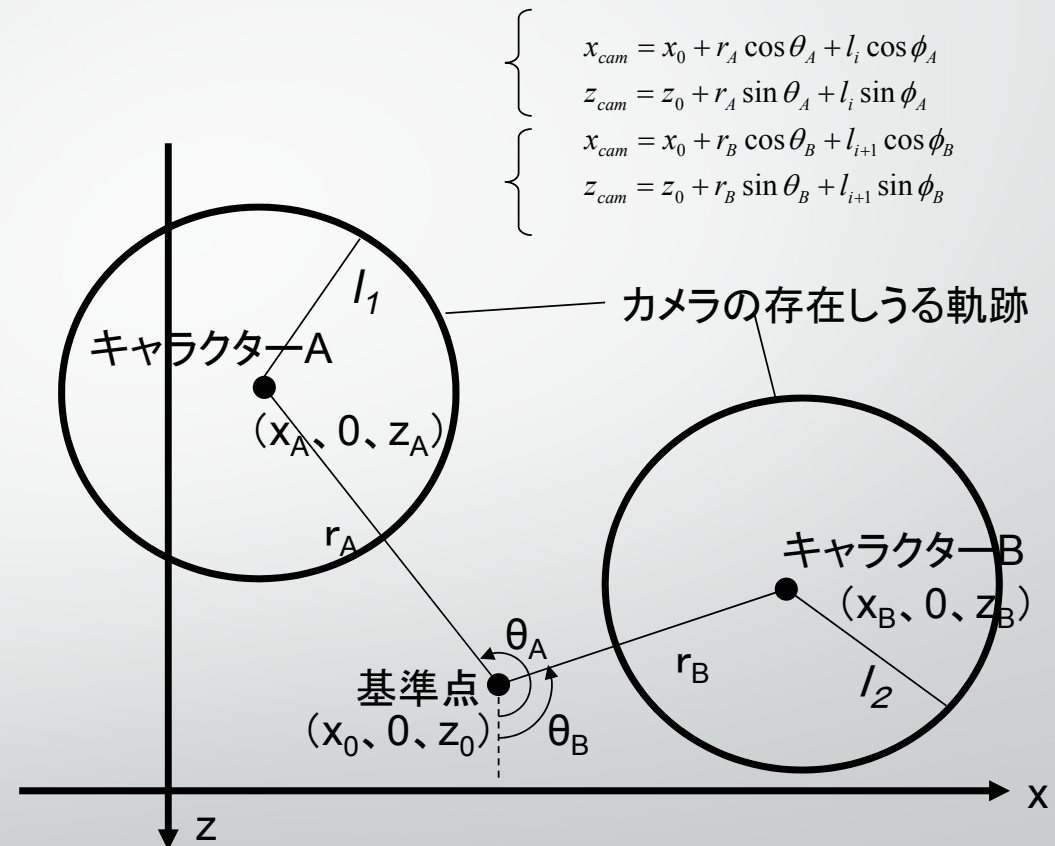


(b) 再生画面例

DMDにおける時空間推定制御



(a) 時間情報の推定・制御

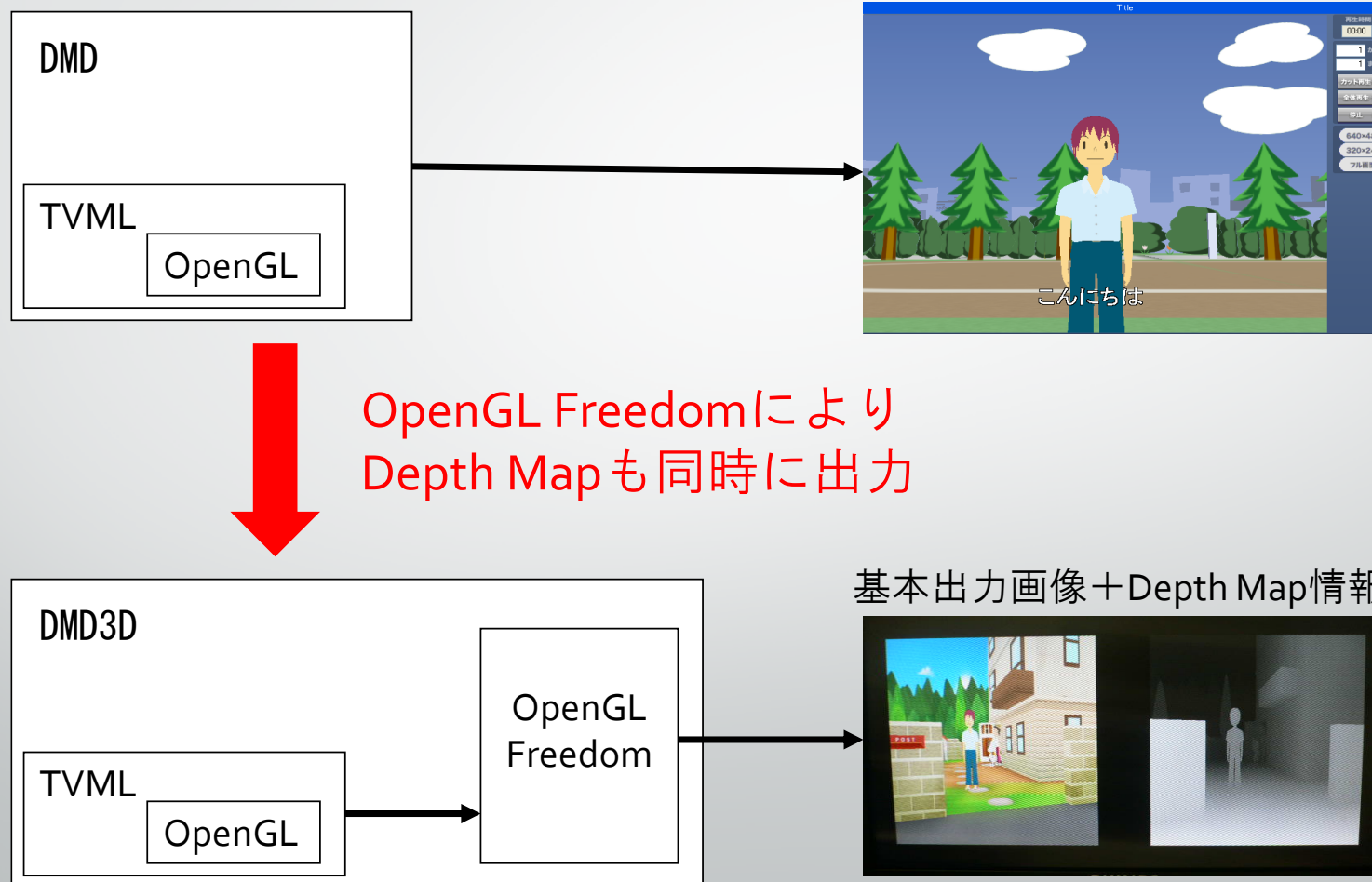


(b) 空間情報の推定・制御

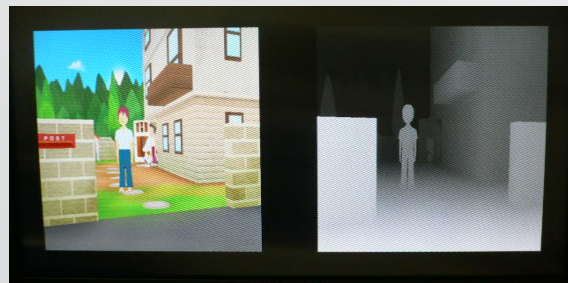
DMDによる3DCGアニメ制作

- レベル1（シナリオ編）
 - S（主語）、V（述語）、台詞
- レベル2（演出編）
 - カメラワーク
 - キャラクター顔表情
 - BGM
 - SE（効果音）
 - タイトル・制作者名
- レベル3（舞台設定編）
 - セットの選択
 - 登場するキャラクターの選択（位置、向き）
 - ポイントの配置（位置）

DMD3Dの実現 (1/3)



DMD3Dの実現 (2/3)



DepthMap→
8眼映像変換

8眼画像
出力



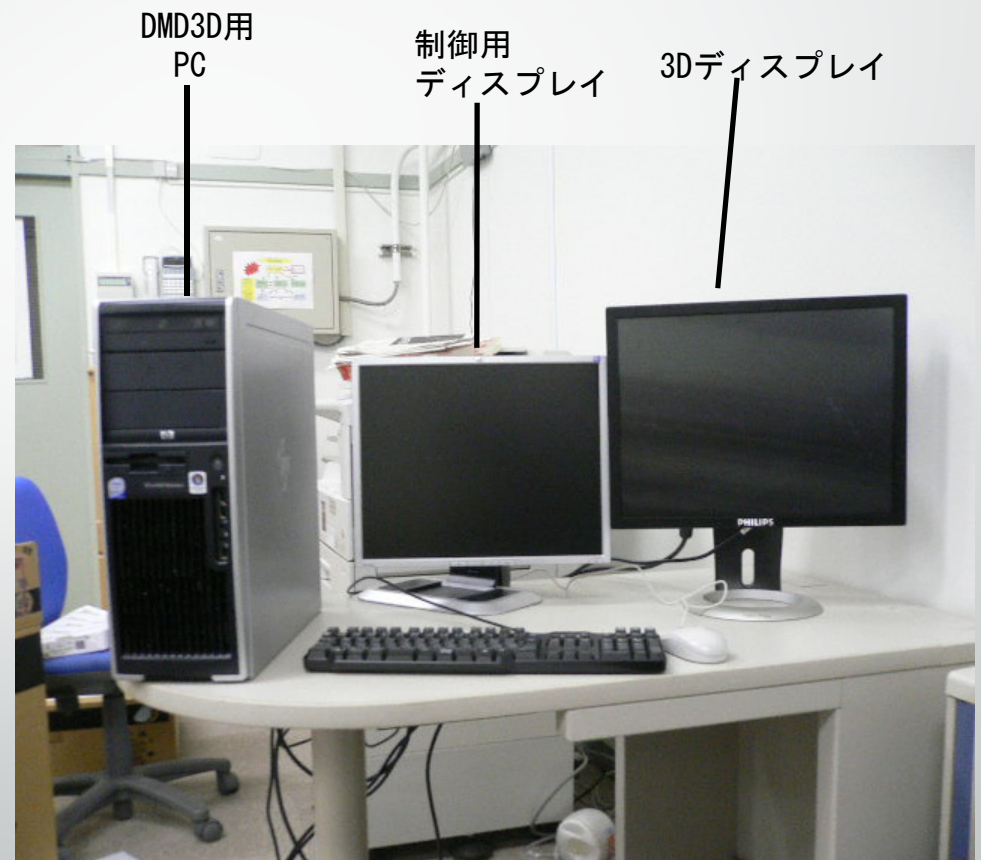
左端画像 (1 眼目)



中央画像 (4 眼目)



試作システム概観
右端画像 (8 眼目)



DMD3Dの実現 (3/3)

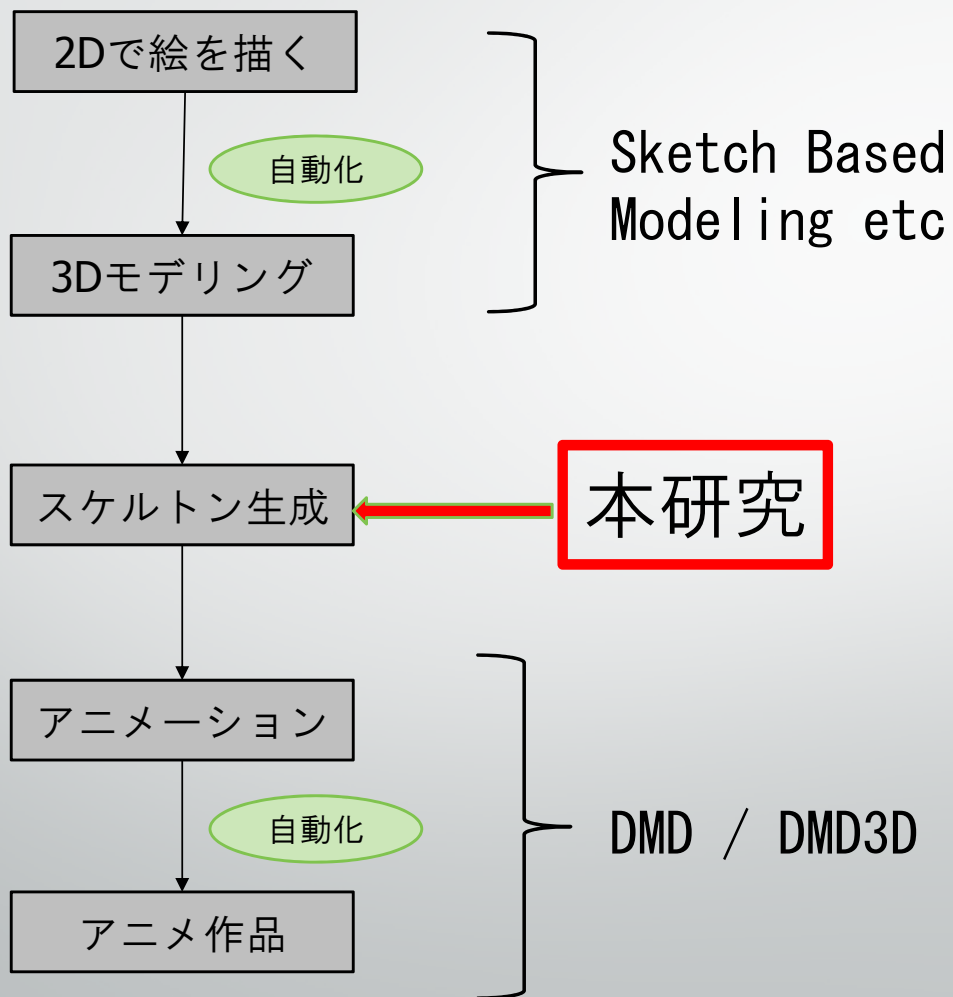


左端画像 (1 眼目)

中央画像 (4眼目)

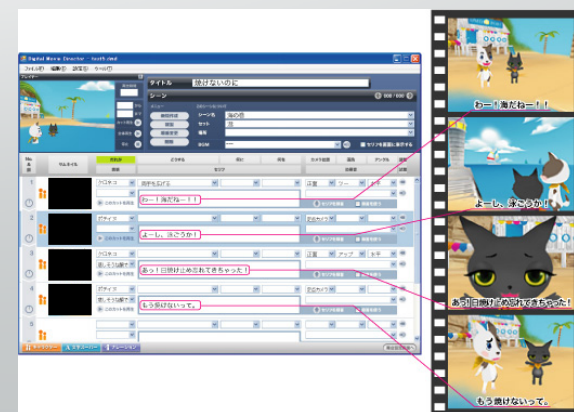
右端画像 (8眼目)

DMDキャラクターの簡単生成



スケルトン

- ・ 骨
- ・ 関節
- ・ 骨と関節の階層構造

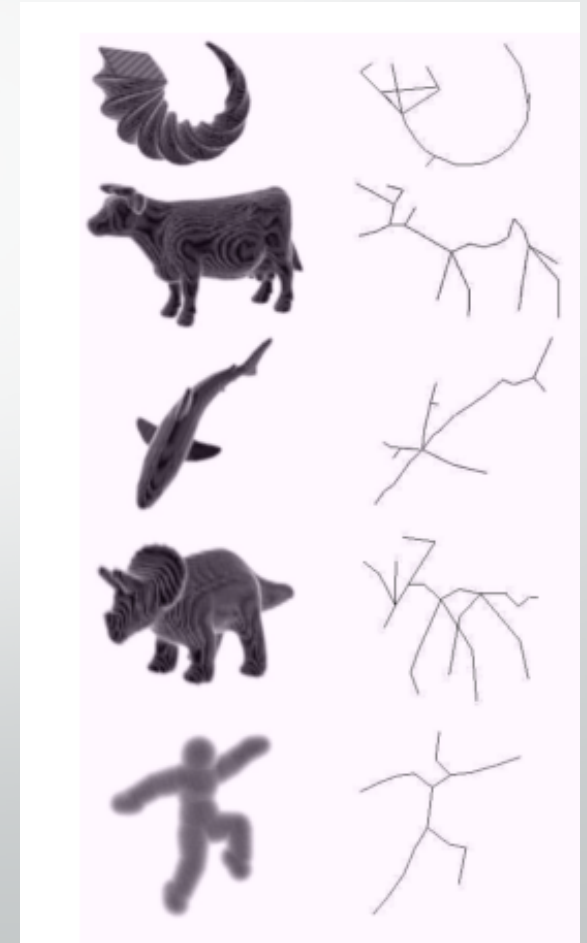


自動スケルトン生成技術

- 以下のような様々な手法が提案されている。
 - MAT (Media Axis Transform)
 - 細線化
 - グラフベースの手法
 - モデル分割
 - その他
- 既存手法では以下の問題のいずれかが生じてしまう。
 - 非常に多数の不正確な骨が生成されてしまう。
 - 関節が求められない、または不正確である。
 - 骨や関節の数を指定できない。

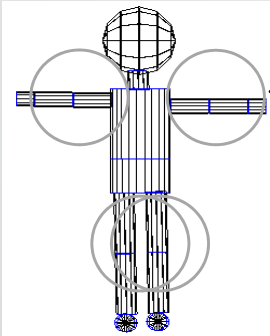


3DCGアニメーションに適したスケルトンが自動生成できない。



提案方式概要

Template data



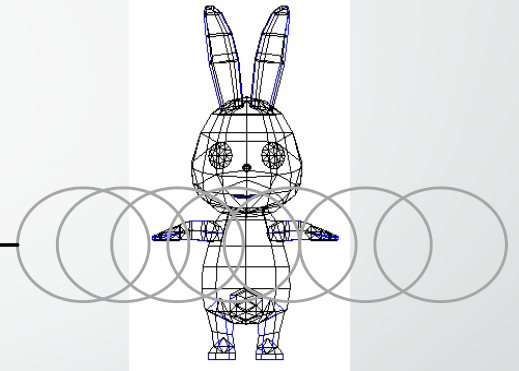
Step1

テンプレートモデルの各関節位置を中心とするガウス球を生成する。

Step2

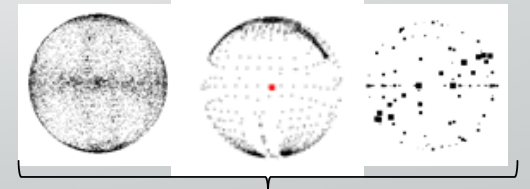
ターゲットモデルから一定間隔毎にガウス球を生成する。

Traget 3D model



Step3

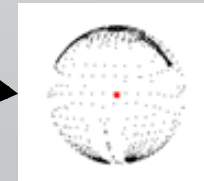
ガウス球同士をマッチングし、ベストマッチを探す。



Best match

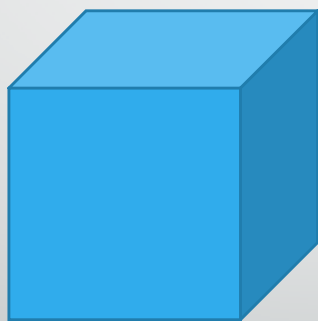
Step4

マッチしたガウス球の中心を関節位置とする。

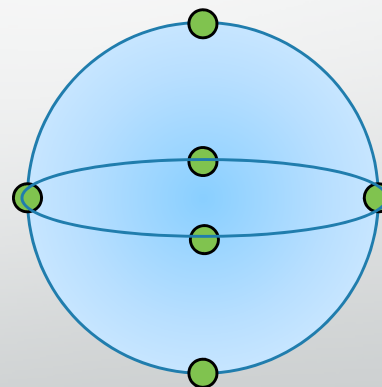


ガウス球表現とは？

- 半径 1 の球
- 3Dプリミティブの形状情報を表現するために使われることがある。
- 稜線のベクトル情報（長さ、方向）のうち、方向のみを記述。



3D primitives

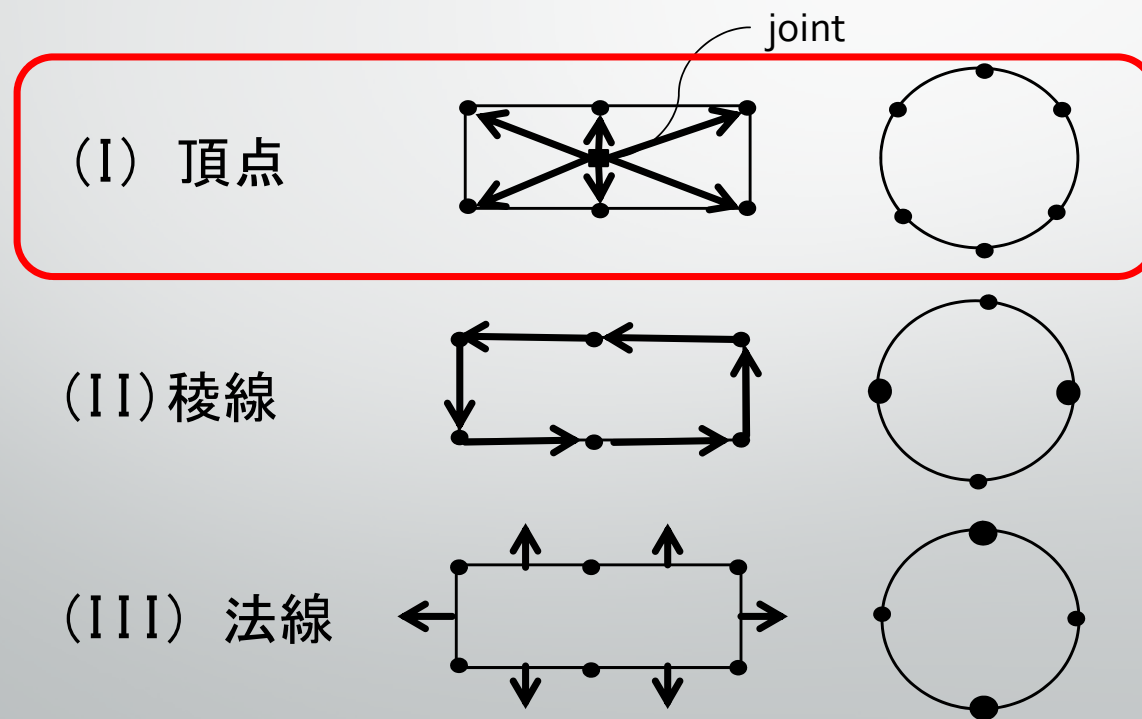


Gauss sphere

ガウス球表現

従来のガウス球（稜線ガウス球）に加え、頂点ガウス球、法線ガウス球が定義できる。

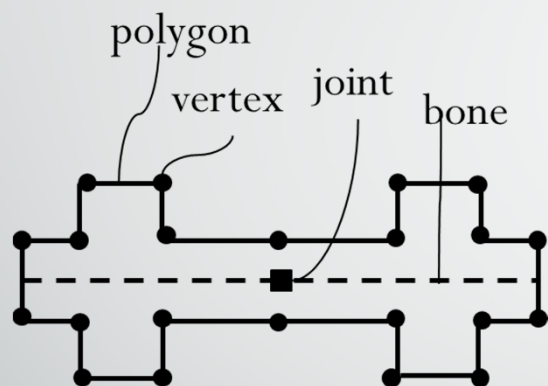
このうち、「姿勢変化に敏感で形状変化に鈍感なガウス球」はどれか？



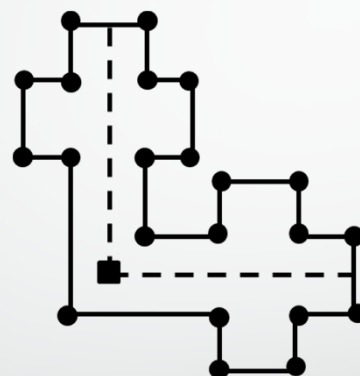
本研究では
頂点ガウス球を
採用する。

なぜ頂点ガウス球を使うのか？ (1/2)

例



モデルA



モデルB

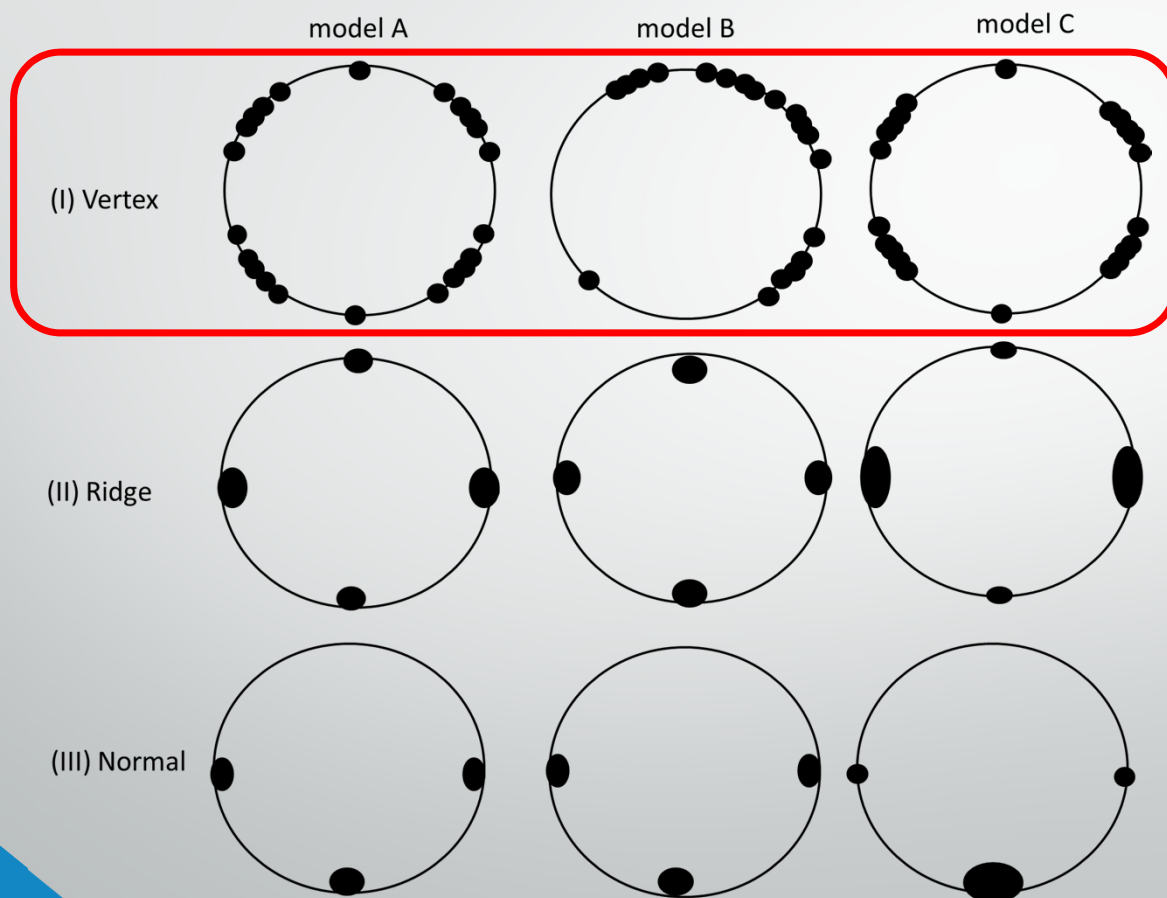


モデルC

仮定

- ・ モデルAとモデルBの形状は同一。
- ・ モデルAとモデルCの姿勢は同一。

なぜ頂点ガウス球を使うのか？ (2/2)



- ・ モデルAとモデルCは似ている
- ・ モデルAとモデルBは異なる



姿勢のみを表現するのに
ベストな記述方式！

従来方式（稜線ガウス球） vs 頂点ガウス球

(a) 頂点ガウス球

Model No.	Pose No.	1st component	2nd component	3rd component
model01	04	-2.34	-1.44	1.89
	05	4.71	0.31	0.08
model02	04	-2.47	-0.43	2.26
	05	4.46	0.65	0.23
model03	04	-3.09	-1.27	-2.66
	05	4.01	-0.42	0.15
model04	04	-2.51	2.92	1.32
	05	4.20	-0.14	0.01

- すべてのモデルに対して、同一姿勢の値は類似している。



モデル形状に依存せず姿勢が同一か否かを判定できる。

(b) 従来方式（稜線ガウス球）

Model No.	Pose No.	1st component	2nd component	3rd component
model01	04	1.45	0.96	0.25
	05	1.58	0.05	0.62
model02	04	1.56	0.03	-0.13
	05	1.57	-0.43	-0.15
model03	04	1.51	-0.06	-0.34
	05	1.75	-0.30	0.06
model04	04	-4.47	-2.60	0.46
	05	-4.40	0.80	-0.13

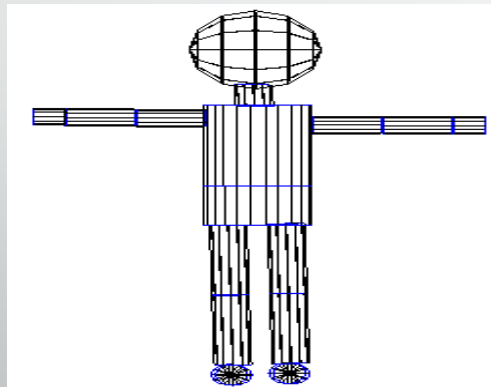
- すべての姿勢に対して、同一モデルの値は類似している。



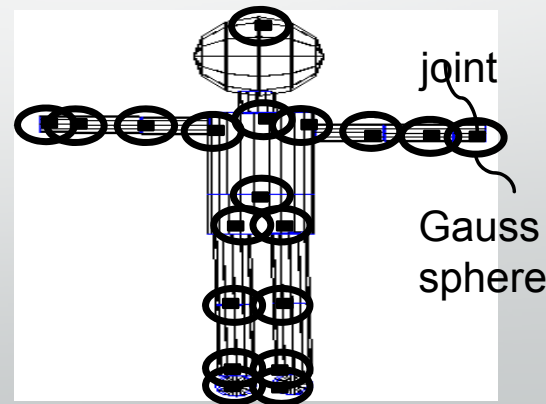
姿勢よりもモデル形状に依存してしまう。

提案手法のアルゴリズム (1/3)

- テンプレートモデルを用意する。
 - テンプレートモデルは下図(a)に示すようなシンプルな3Dモデルとする。
 - テンプレートモデルの関節位置を手動で決定する。
 - 各関節位置を中心とする頂点ガウス球を生成し（テンプレートデータ）、これらをデータベースに登録する。



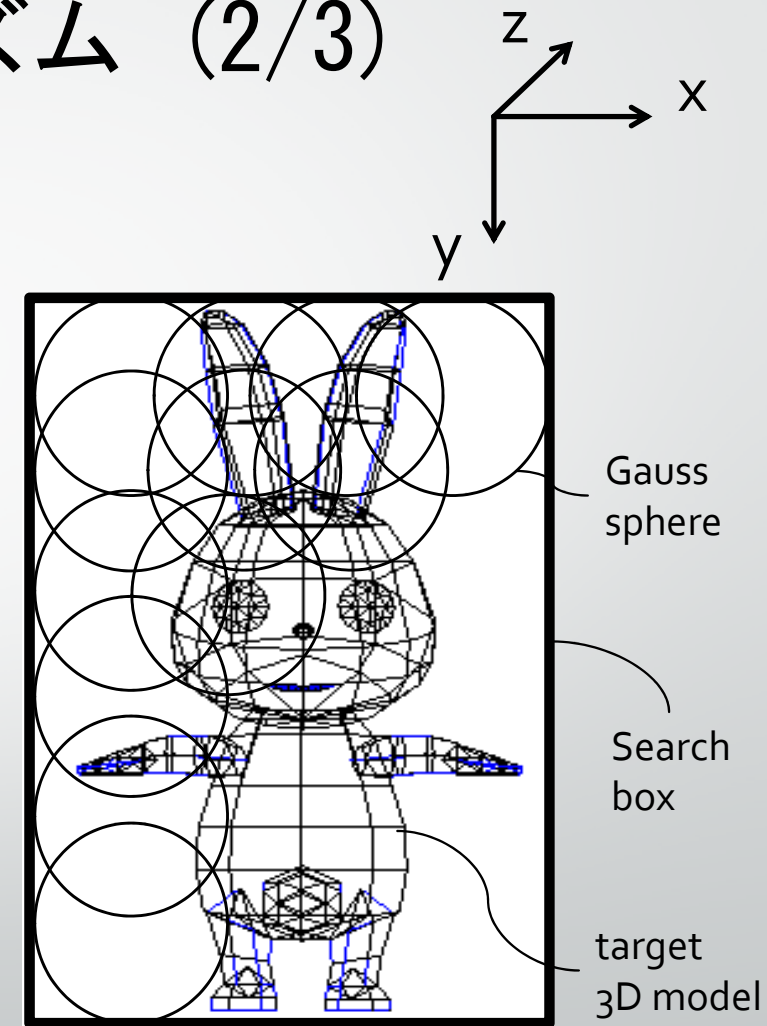
(a) Simple 3D model



(b) Template data

提案手法のアルゴリズム (2/3)

- ターゲットモデルから頂点ガウス球を生成する。
 - 右図のサーチボックスを定義する。
 - 分割数 (n_x, n_y, n_z) を指定する。
 - 下記 (x, y, z) を中心とする頂点ガウス球を生成する。
 - $x = x_{min} + i \times \frac{x_{max} - x_{min}}{n_x} ; x \in \{0, 1, 2, \dots, n_x - 1\}$
 - $y = y_{min} + j \times \frac{y_{max} - y_{min}}{n_y} ; y \in \{0, 1, 2, \dots, n_y - 1\}$
 - $z = z_{min} + k \times \frac{z_{max} - z_{min}}{n_z} ; z \in \{0, 1, 2, \dots, n_z - 1\}$
 - ガウス球の25%以上の領域にポイントをひとつも含まない場合、そのガウス球は廃棄する（モデルの外に中心がある可能性が高いため）。

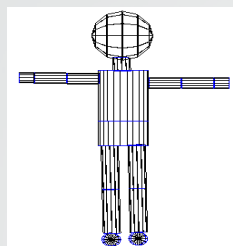


提案手法のアルゴリズム (3/3)

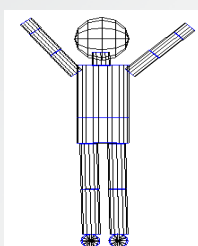
- ガウス球のマッチングは下記の手順で行う。
 - 各ガウス球を下記のように θ 、 Φ で分割する。
 - $(i-1) \times \frac{2\pi}{d} \leq \theta < i \times \frac{2\pi}{d}$; where $i \in \{1, 2, \dots, d\}$
 - $(j-1) \times \frac{2\pi}{d} \leq \Phi < j \times \frac{2\pi}{d}$; where $j \in \{1, 2, \dots, d\}$
- 分割された各領域同士の差分をL2 norm で算出する。
- 領域毎の差分の総和を求める。
- 総和が最小のガウス球の組をベストマッチペアと判定する。

実験条件 (1/2)

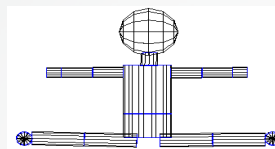
実験で使った30姿勢 (の一部)



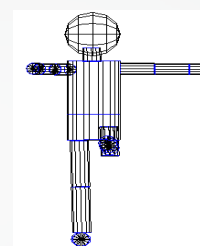
pose01



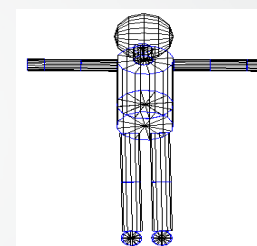
pose02



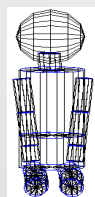
pose03



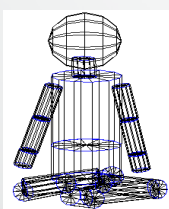
pose04



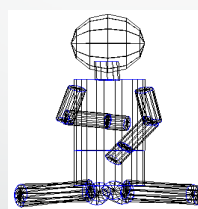
pose05



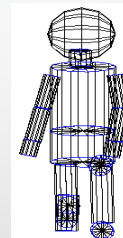
pose06



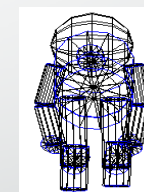
pose07



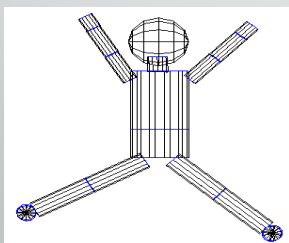
pose08



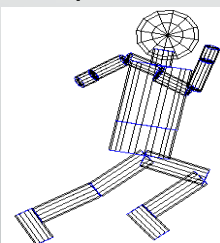
pose09



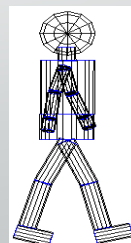
pose10



pose11



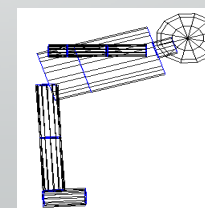
pose12



pose13



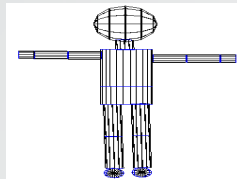
pose14



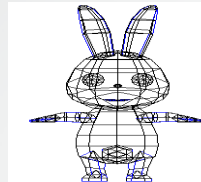
pose15

実験条件 (2/2)

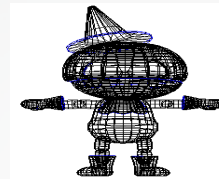
実験で使した16モデル



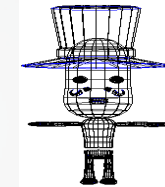
model01



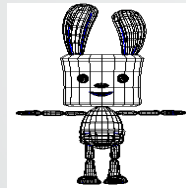
model02



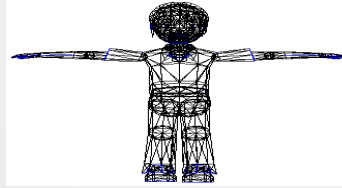
model03



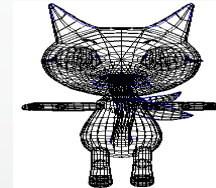
model04



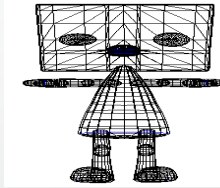
model05



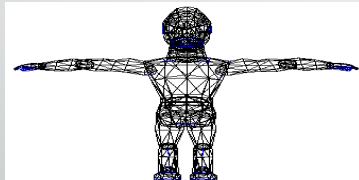
model06



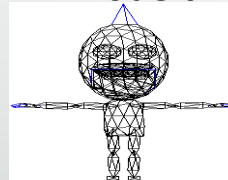
model07



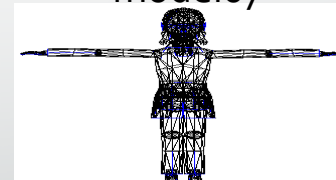
model08



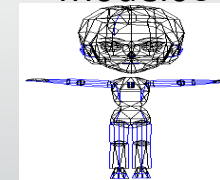
model09



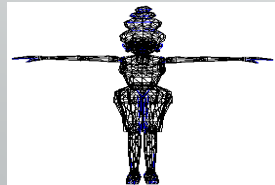
model10



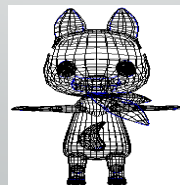
model11



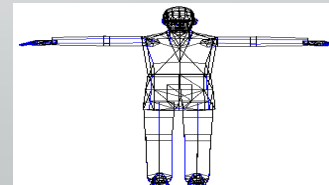
model12



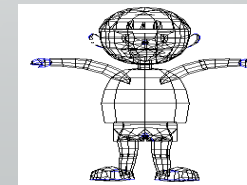
model13



model14



model15



model16

提案方式の評価 (1/2)

(a) model 05 vs model 09

		model 05 (pose 01)			model 05 (pose 11)			model 05 (pose21)		
		shoulder	hand	knee	shoulder	hand	knee	shoulder	hand	knee
model 09 (pose 01)	shoulder	0.295	0.522	0.426	0.441	0.453	0.502	0.31	0.382	0.441
	hand	0.453	0.289	0.558	0.61	0.485	0.587	0.492	0.465	0.523
	knee	0.507	0.566	0.219	0.435	0.507	0.246	0.364	0.433	0.202
model 09 (pose 11)	shoulder	0.41	0.443	0.31	0.107	0.361	0.467	0.179	0.284	0.419
	hand	0.399	0.265	0.48	0.418	0.201	0.567	0.375	0.251	0.521
	knee	0.522	0.536	0.264	0.486	0.531	0.207	0.399	0.457	0.253
model 09 (pose 21)	shoulder	0.342	0.349	0.308	0.268	0.341	0.412	0.127	0.246	0.349
	hand	0.433	0.417	0.454	0.479	0.37	0.497	0.393	0.245	0.446
	knee	0.444	0.461	0.224	0.404	0.466	0.281	0.319	0.384	0.152

(b) model 09 vs model 13

		model 13 (pose 01)			model 13 (pose 11)			model 13 (pose21)		
		shoulder	hand	knee	shoulder	hand	knee	shoulder	hand	knee
model 09 (pose 01)	shoulder	0.327	0.522	0.413	0.408	0.542	0.477	0.352	0.467	0.394
	hand	0.551	0.289	0.623	0.552	0.59	0.559	0.503	0.529	0.486
	knee	0.512	0.566	0.194	0.43	0.57	0.27	0.417	0.491	0.273
model 09 (pose 11)	shoulder	0.412	0.443	0.375	0.157	0.396	0.429	0.193	0.355	0.353
	hand	0.434	0.265	0.48	0.322	0.179	0.529	0.286	0.161	0.478
	knee	0.537	0.553	0.296	0.468	0.604	0.142	0.449	0.469	0.251
model 09 (pose 21)	shoulder	0.374	0.37	0.358	0.228	0.405	0.36	0.201	0.336	0.278
	hand	0.667	0.465	0.443	0.505	0.381	0.44	0.5	0.25	0.371
	knee	0.56	0.5	0.551	0.484	0.656	0.432	0.476	0.465	0.114

提案方式の評価 (2/2)

- 総合評価実験
 - 実験条件
 - 450ターゲットモデル (15モデル×30姿勢)
 - 各ターゲットモデルあたり19の関節 ($= 450 \times 19 = 8,550$)
 - 評価結果
 - 姿勢推定の正確さ 90.4%
 - 関節レベルでの正確さ 73.0%

まとめ

- 誰もが簡単に3Dアニメを作ることができるDMD3Dを実現。
- 次のステップとして、DMD3Dで使用可能なキャラクターを2Dイラストを描くだけで実現できるようにするための自動スケルトン生成方式を提案。
- 提案スケルトン生成方式の特徴
 - 3DCGアニメーションに使用できるスケルトンを生成できる。
 - 頂点ガウス球を用いることにより形状情報、姿勢情報のうち、姿勢情報のみを抽出できる。
 - 従来方式とは異なるテンプレートマッチング型スケルトン生成手法の提案。これはモーションキャプチャデータの埋め込み時に最も都合の良い手法である。