

平成 31 年度

卒業論文

複雑環境下でのロボット学習に向けた
深層状態空間モデルを用いた映像予測

平成 32 年 2 月

指導教員 松尾豊教授

東京大学工学部システム創成学科

知能社会システムコース

03-180961 近藤生也

概要

目次

概要	i
第 1 章 序論	1
1.1 本研究の背景	1
1.1.1 行動条件付き映像予測	1
1.1.2 既存の行動条件付き映像予測手法の問題点	2
1.2 本研究の目的	3
1.3 本論文の構成	3
第 2 章 前提知識	4
2.1 変分自己符号化器 (VAE)	4
2.2 深層状態空間モデル (DSSM)	7
第 3 章 深層状態空間モデルの限界	10
3.1 学習が失敗した例	10
3.2 深層状態空間モデルの問題点	10
第 4 章 状態表現の階層性を考慮することによる深層状態空間モデルの拡張	13
4.1 問題設定	13
4.2 ベースライン	13
4.3 提案手法	13
4.3.1 状態表現の階層性	14
4.3.2 階層的な状態表現の遷移	15
4.3.3 確率モデル・最適化	16
4.4 類似手法との差分	17

第 5 章	実験	18
5.1	実験内容	18
5.1.1	実験概要	18
5.1.2	BAIR Push Dataset	18
5.1.3	hogehoge スコア	19
5.1.4	モデルアーキテクチャ	19
5.1.5	19
5.1.6	実装	19
5.2	実験結果	19
5.2.1	定量評価 (尤度)	19
5.2.2	定量評価 (hogehoge スコア)	19
5.2.3	定性評価	19
第 6 章	考察	20
6.1	本研究の貢献	20
6.2	今後の課題	20
6.2.1	初期状態の推論	20
6.2.2	より遷移が確率的な場合	20
6.3	社会応用	20
6.3.1	実機ロボット	20
6.3.2	物理シミュレーションの近似	20
第 7 章	まとめ	22
	謝辞	23
	参考文献	24

目次

2.1	VAE のグラフィカルモデル	4
2.2	推論分布を導入した VAE のグラフィカルモデル. 実線は生成分布, 点線は推論分布を表す.	5
2.3	VAE を用いて生成された画像の例 ([?] より引用)	6
2.4	SSM のグラフィカルモデル	8
2.5	DSSM で生成される映像の例. ただし SSM を少し拡張した RSSM モデルを使っている	8
2.6	DSSM で生成される映像の例.	9
3.1	DSSM の学習が失敗した例	11
4.1	hierarchical	14
4.2	transition base	15
4.3	transition proposal	15
4.4	(縦に分割する!) 点線の s^1, s^2 の推論分布は簡単のため時刻 $t, t-1$ でのみ記載している. proposal (学習時) 2 つずつ記載されている o_t は同じデータを示すが, 異なる s から独立に生成されることを明示している.	15

表目次

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景

1.1.1 行動条件付き映像予測

多様な環境で様々なタスクが遂行可能な汎用的なロボット（generalist robots）の開発はロボット工学の最重要課題の一つである。ロボットハードウェアの低価格化，汎用的なロボットソフトウェアの普及に加え，近年の急速な深層学習技術の発展を受けてロボットの制御方策を自ら学習させるロボット学習の研究が進んでおり，ロボットで遂行可能なタスクは着実に増えてきている。

ロボット学習において，将来予測，特に映像予測を明示的に学習することは，① ロボット自身が映像予測を用いた方策をたてることが可能になる，② 映像予測結果を人が評価することでロボットの行動を予め評価できる，という大きく二つの点から重要であると言える。① の映像予測を用いた方策の例として，Hafner ら [1] は，強化学習の問題設定において明示的に学習した映像予測モデルを用いることで簡単なアルゴリズムで効率的なプランニングが可能であることを示した。② の映像予測を人が評価する例として Ebert らによる研究 [2] では学習した映像予測モデルを用いて，ロボットの操作によって予想される物体の移動の軌跡を確率分布として出力することができ，これを用いて人がロボットの行動の正しさを予め判断することができる。

このようにロボット学習における映像予測は重要であるが，映像予測だけを切り取って研究されることも多い。映像予測の中でも，ロボットの行動の結果として観測される映像を予測する問題設定を行動条件付き映像予測と呼び，様々な研究がなされてきている。近年高精度な行動条件付き映像予測手法がいくつか提案されており，ロボット学習研究で扱うタスクの高度化

を背景にしてこれらの映像予測手法をより複雑な問題設定に対して適用していきたいと考えられているが、いくつかの研究で既存の行動条件付き映像予測は上手く機能しない可能性があることがわかってきている。ただしここでいう「より複雑な問題設定」とは具体的には環境中に複数の操作対象の物体が隣接し合っていてある場合、操作対象が布などの非剛体物である場合などを想定している。次に既存の行動条件付き映像予測手法の問題点について示す。

1.1.2 既存の行動条件付き映像予測手法の問題点

行動条件付き映像予測手法は大きく再帰型ニューラルネットワーク (RNN) ベースの手法と深層状態空間モデル (DSSM) ベースの手法に分けられる。Hafner ら [1] の研究など深層強化学習の問題で映像予測を明示的に行う場合は後者の DSSM ベースの手法が多く採用されるが、映像予測の問題では前者の RNN ベースの手法が多く使われている [3][4]。

RNN ベースの手法は予測した 1 ステップ先の画像を入力にして更に 1 ステップ先の画像を出力するというような、自らの出力を逐次入力する構造を持つ。RNN ベースの手法は DSSM と比較して高精度な映像を生成に長けている反面、近年提案されている RNN ベースの手法には以下のような問題点がある。

- 「確率的な遷移を考慮できない」、は確率的な遷移 + 自己回帰な論文もあるので入れませんでした
- 誤差が蓄積しやすい
- 文脈を必要とする

一点目について、RNN ベースのモデルを用いると常に直前のフレームを参照して次のフレームを予測するため短い期間の予測であれば精度は高くなるが、予測誤差が蓄積していくために長期の予測には向かないことが示されている [1]。

二点目について、RNN はモデルの内部状態を十分に更新した後でないと適切に予測が行えず、予測を始める前に文脈としてそれより前の数フレームを与える必要があり、この文脈として与えられるフレーム数が少ないと予測が悪化することが知られている [4]。ロボット実機への応用を考えた場合、現在の状態から未来を予測する際に文脈を得るために先に数ステップ行動することは、予測してから行動するという目的意識に反しており実用的できでない。このため RNN ベースの手法をロボット実機に応用する際には、文脈として現在の観測という 1 フレームのみ与れば十分機能するように改善する必要がある。このように、RNN ベースの手法は制約がありそもそも実ロボットへの応用に向いていない可能性がある。

一方, DSSM は各時刻の状態をベクトル (状態ベクトル) で表現し, 毎時刻ロボットの行動によって状態ベクトルが遷移し, その時刻に観測される画像は状態ベクトルからの写像であると考えて遷移モデルと写像のモデルを学習する. DSSM は強化学習の分野で長期の予測にも用いられているなど安定した未来の予測に長けているが RNN と比較して画像の生成時に直前の画像を用いないことから高精度な生成は難しく, また映像生成自体を目的にして DSSM を用いた研究は現状少ない.

1.2 本研究の目的

これらの研究背景を踏まえ, 行動条件付き映像予測の問題をより複雑な問題設定にスケールさせることを目指し, 本研究では特に実ロボットへの応用を重要視して DSSM ベースの行動条件付き映像予測に取り組む. まず DSSM で高精度な生成が難しいことを確認しその理由を簡単に考察する. その上で特に複雑な問題設定に広く取り入れることが可能な帰納バイアスを提案しモデルに組み込むことで DSSM を拡張し, DSSM を使った際にもより高精度な映像予測が可能にすることを目指す.

1.3 本論文の構成

第 2 章

前提知識

本章では，まず深層状態空間モデル (Deep State Space Model, 以下 DSSM) のベースとなる変分自己符号化器 (Variational Auto Encoder, 以下 VAE) について説明し，続いて DSSM の説明を行う．

2.1 変分自己符号化器 (VAE)

変分自己符号化器 (VAE) は深層生成モデルの一種である．VAE では，高次元のデータ $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ の背後に比較的低次元の潜在表現 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^m$ があるとし，Fig. 2.1 のようなグラフィカルモデルで表現される確率モデルを考えた上で式 (2.2) で表されるデータ \mathbf{x} の確率的生成過程をニューラルネットワークによってモデル化する．

$$p(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x}|\mathbf{z})p(\mathbf{z})d\mathbf{z} \quad (2.1)$$

Fig. 2.1 は，高次元なデータ \mathbf{x} は \mathbf{x} の空間上の非常に限られた領域に局所的に存在しているため，それらを低次元の空間で表現可能であるとする多様体仮説に基づいている．また，潜在表現 \mathbf{z} を考えると，正しい $P(\mathbf{x}|\mathbf{z})$ が得られれば， \mathbf{z} が与えられたときに $P(\mathbf{x}|\mathbf{z})$ を使って



Fig. 2.1 VAE のグラフィカルモデル

それに対応する \mathbf{x} を生成することができ． $P(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ を考えると \mathbf{x} が与えられた際の良い表現としての \mathbf{z} が得られる．

VAE では，以下の 2 つの仮定を置き，さらに $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ を近似する $q(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ を導入する． $p(\mathbf{x}|\mathbf{z})$, $q(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ を適当なニューラルネットワークを使ってモデル化すると，それらのパラメータはデータ \mathbf{x} が与えられた際に最尤推定によって求めることができる．ただし $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ を直接考えないのは， $p(\mathbf{x}|\mathbf{z})$ を表すニューラルネットのパラメータで $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ を表すことが難しいためである．

$$p(\mathbf{z}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}|\mathbf{0}, \mathbf{I}) \quad (2.2)$$

$$p(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}|\mu(\mathbf{x}), \sigma(\mathbf{x})) \quad (2.3)$$

式 (2.2) は，潜在空間が標準正規分布に従っているという仮定であり，式 (2.3) は， \mathbf{x} に条件づけられた潜在変数の分布が正規分布に従うという仮定である． $q(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ は推論分布/推論モデルと呼ばれ，グラフィカルモデル中に記述すると Fig. 2.2 となる．

式 (2.2) の対数尤度をとることで，以下の変分下限を導出する，

$$\begin{aligned} \log p(\mathbf{x}) &= \log \int p(\mathbf{x}|\mathbf{z})p(\mathbf{z})d\mathbf{z} \\ &= \log \int q(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \frac{p(\mathbf{x}|\mathbf{z})p(\mathbf{z})}{q(\mathbf{z}|\mathbf{x})} d\mathbf{z} \\ &\geq \int q(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{x}|\mathbf{z})p(\mathbf{z})}{q(\mathbf{z}|\mathbf{x})} d\mathbf{z} \end{aligned} \quad (2.4)$$

$$\begin{aligned} &= \int q(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log p(\mathbf{x}|\mathbf{z}) d\mathbf{z} - \int q(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \log \frac{q(\mathbf{z}|\mathbf{x})}{p(\mathbf{z})} d\mathbf{z} \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim q(\mathbf{z}|\mathbf{x})} [\log p(\mathbf{x}|\mathbf{z})] - D_{\text{KL}}(q(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \| p(\mathbf{z})) \end{aligned} \quad (2.5)$$

ここにはイェンセンの不等式を用いる．また，数値計算をする都合上式の \mathbf{z} の周辺化は難

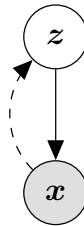


Fig. 2.2 推論分布を導入した VAE のグラフィカルモデル．実線は生成分布，点線は推論分布を表す．

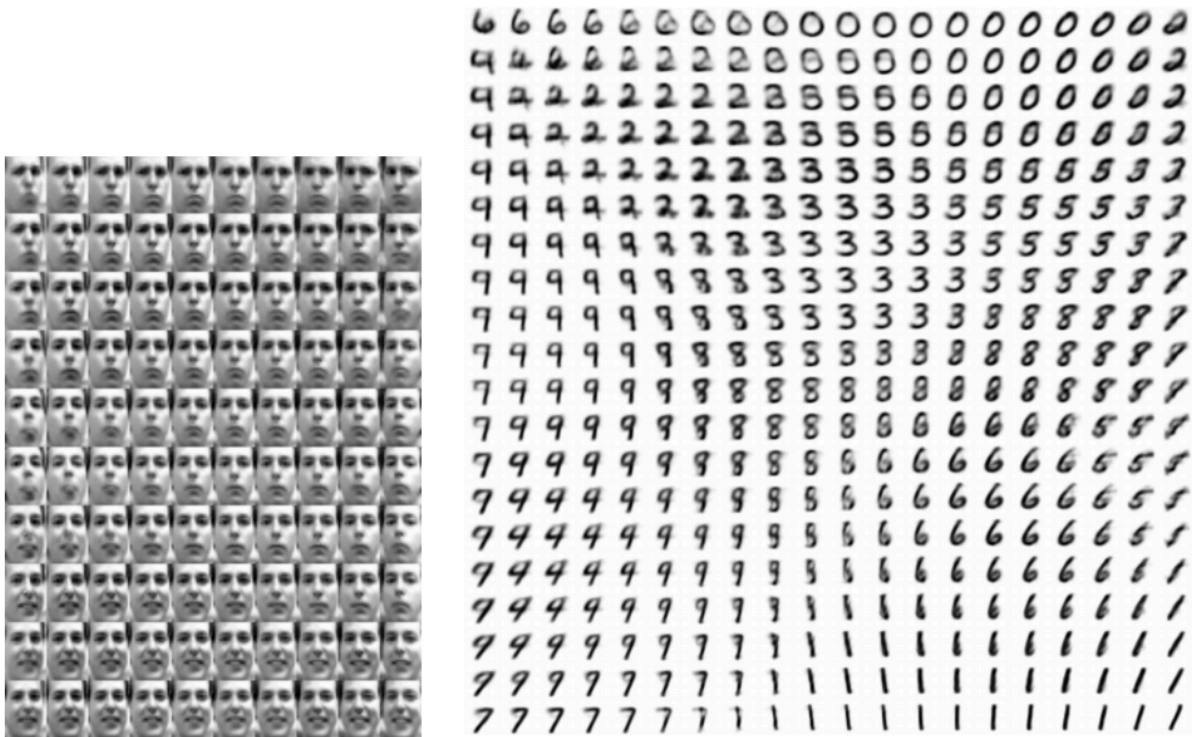


Fig. 2.3 VAE を用いて生成された画像の例 ([?] より引用)

しいため、天下りの的に $q(z|x)$ を導入する．式では、 z の周辺化を解析的には計算できないため、 $q(z|x; \phi)$ からサンプリングされる L 個の z を用いて $\frac{1}{L} \sum_l \log p(\mathbf{x}|z)$ でモンテカルロ近似する．ただし通常 $L=1$ で計算される．またこの近似は、式で $p(z)$ から z をサンプリングすることと比較して現実的な計算コストに抑えられるに注意されたい．式 (2.5) の第 2 項の D_{KL} (カルバックライブラー距離) は、いま $p(z)$, $q(z|x; \phi)$ 共にガウス分布を仮定しているため、解析的に計算することができる．式 (2.5) の第 1 項は、 $p(\mathbf{x}-z)$ の分布に正規分布やベルヌーイ分布を仮定することで二乗誤差やクロスエントロピー誤差として計算できる．

この変分下限を目的関数にして NN を学習させる．以上が VAE の概要である．このように学習された VAE は、事前分布 $p(z)$ から z をサンプリングし、デコーダを通すことで Fig. 2.3 のような新たなデータを生成することができる．左は顔画像のデータセット Frey Face を用いて学習した VAE によって生成された画像、右は MNIST で学習した VAE の生成画像である．

2.2 深層状態空間モデル (DSSM)

深層状態空間モデル (DSSM, Deep Karman Filters, Deep Markov Model などとも呼ばれる) は, VAE がデータ一つ一つの潜在表現を考えるのに対し, DSSM は時間変化があるデータの各時刻の状態表現が遷移すると考えたモデルであり, VAE を時系列方向に拡張したモデルとみなすこともできる.

深層強化学習の分野では, エージェントが環境に行動を起こした結果に観測が得られるようなときに, 行動と環境の変化をモデル化する際に用いられる. 本論文では一般的な以下のようなグラフィカルモデルで表される DSSM のモデルを考えるが, 行動が与えられない場合や, 強化学習のように環境の状態に応じて報酬が与えられる問題に置いても以下の説明は同様にして考えることができる. DSSM では VAE と同じように, 以下の変分下限から最尤推定によって $p(o|a)$ や $p(s|x)$ を得る.

$$\begin{aligned}
\log p(o_{1:T}|a_{1:T}) &= \log \prod_{t=1}^T p(o_t|a_{1:t}) \\
&= \log \prod_{t=1}^T \int p(o_t|s_t)p(s_t|s_{t-1}, a_t)ds_t \\
&= \sum_{t=1}^T \log \int p(o_t|s_t)p(s_t|s_{t-1}, a_t)ds_t \\
&= \sum_{t=1}^T \log \int q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \frac{p(o_t|s_t)p(s_t|s_{t-1}, a_t)}{q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t)} ds_t \\
&\geq \sum_{t=1}^T \int q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \log \frac{p(o_t|s_t)p(s_t|s_{t-1}, a_t)}{q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t)} ds_t \\
&= \sum_{t=1}^T \left(\int q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \log p(o_t|s_t) ds_t \right. \\
&\quad \left. - \int q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \log \frac{p(s_t|s_{t-1}, a_t)}{q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t)} ds_t \right) \\
&= \sum_{t=1}^T \left(\mathbb{E}_{s_t \sim q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t)} [\log p(o_t|s_t)] \right. \\
&\quad \left. - \mathbb{E}_{s_{t-1} \sim q(s_{t-1}|s_{t-2}, a_{t-1}, o_{t-1})} [\text{D}_{\text{KL}}(q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \| p(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t))] \right)
\end{aligned} \tag{2.6}$$

ただし s_0 は, 初期状態が一定な問題を考える際は常にゼロベクトルなど一定の値にするこ

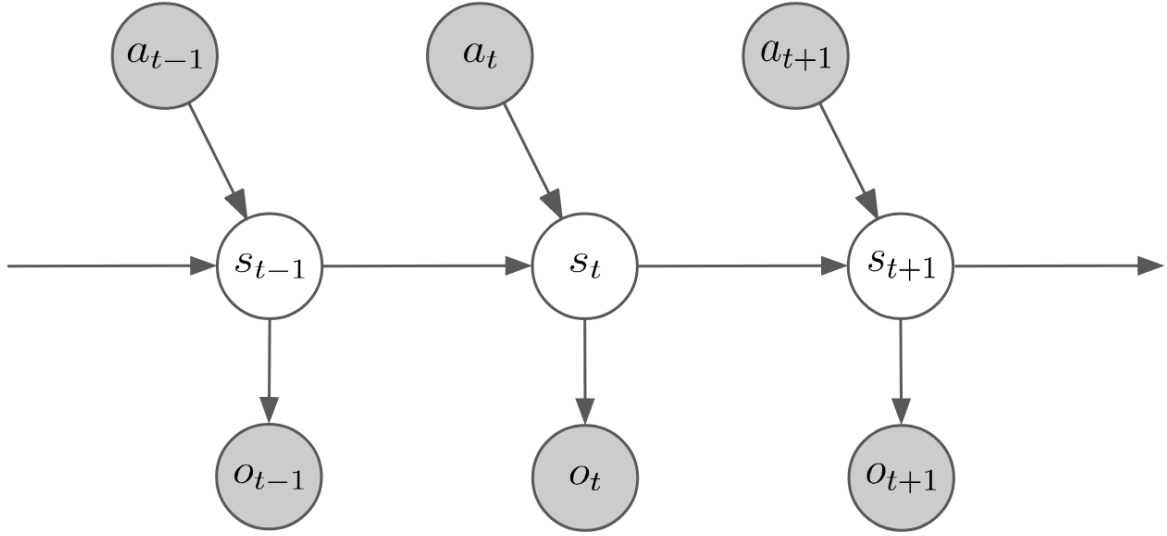


Fig. 2.4 SSM のグラフィカルモデル

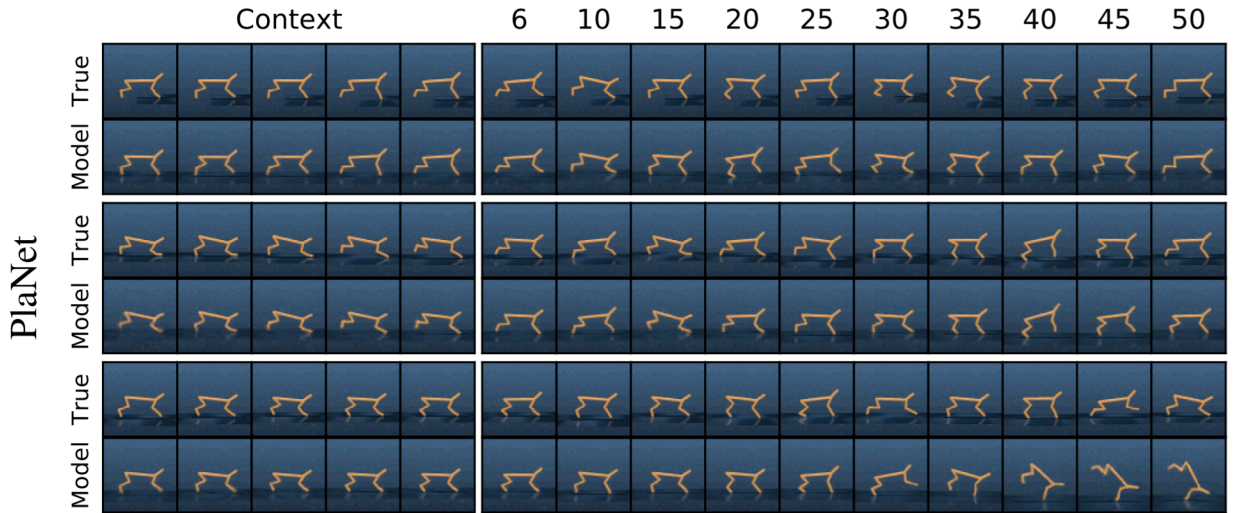


Fig. 2.5 DSSM で生成される映像の例. ただし SSM を少し拡張した RSSM モデルを使っている

ともあるが、そうでない場合は何らかの方法で推論する必要がある．本研究では慣例に習って s_0 を $s_0 \sim q(s_0 | \vec{0}, \vec{0}, o_0)$ によって定め、(2.6) の第 2 項の s_0 のサンプリングはこれで置き換える．

式は、イェンセンの不等式を使い、 q は p の近似である．

以上が DSSM の概要である．DSSM を用いると、2.5, 2.6 のような新たなデータを生成することができる．action として回転情報が入れている．

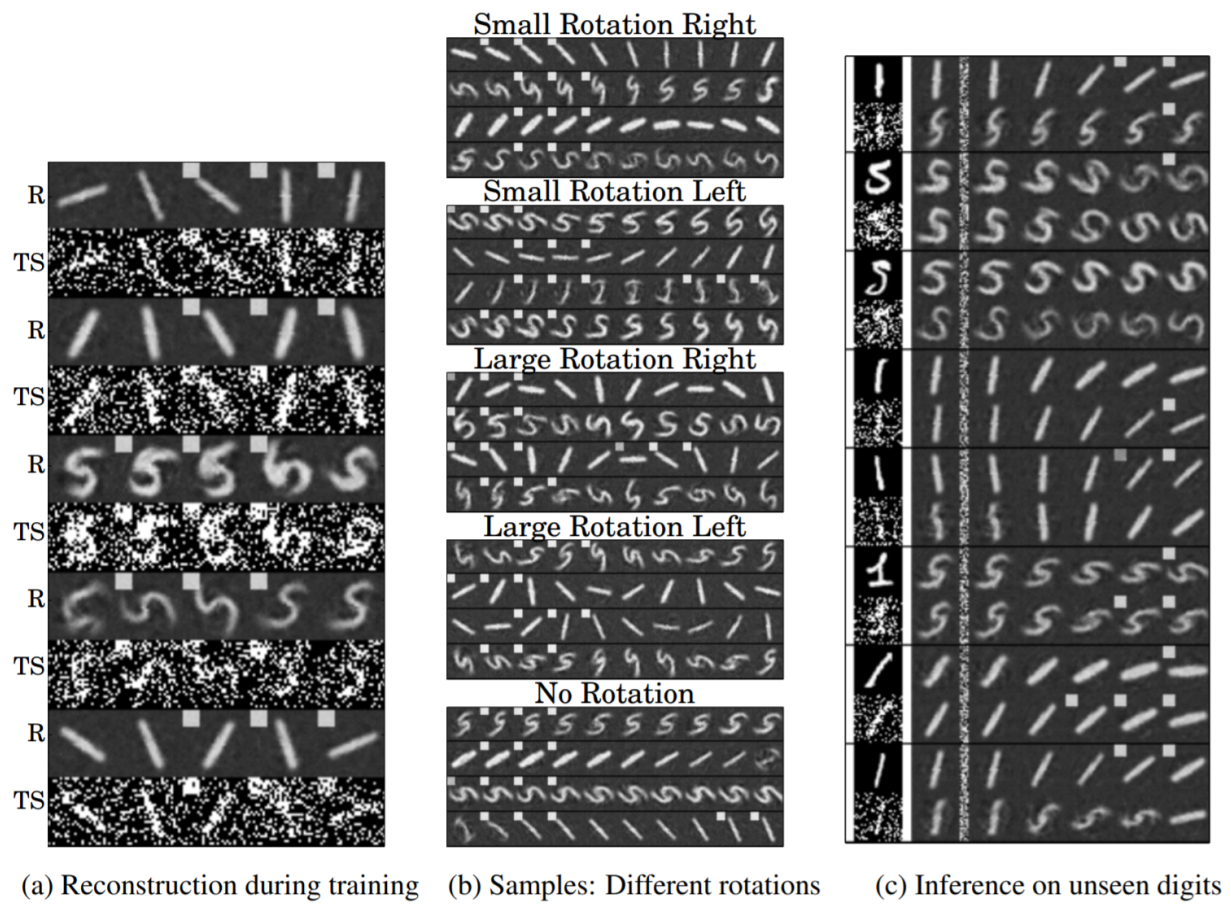


Fig. 2.6 DSSM で生成される映像の例.

第 3 章

深層状態空間モデルの限界

深層状態空間モデルは，潜在変数の次元を大きくしたときの学習が難しい．そのことを実験的に示した上で，理論的な問題点を述べる．

3.1 学習が失敗した例

3.1 は，本論文の 4 章以降でベースラインとして述べる通常の SSM モデルを，潜在変数の次元を何通りかに変えてモデルを構築し，学習中の様子ある．潜在変数を低次元にすると順調に学習が進み，少しずつ近い映像が出力されるようになるが，次元を大きくすると途中で目的関数とする変分下限の値が正の方向に発散しやすくなる．さらに調べると，変分下限の 2 つの項のうち，KL ダイバージェンスが先に発散していることがわかる．

3.2 深層状態空間モデルの問題点

(3.1)

$$(VAE \text{ の } ELBO) = \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim q(\mathbf{z}|\mathbf{x})}[\log p(\mathbf{x}|\mathbf{z})] - D_{\text{KL}}(q(\mathbf{z}|\mathbf{x})\|p(\mathbf{z}))$$

(3.2)



Fig. 3.1 DSSM の学習が失敗した例

(DSSM の ELBO)

$$\begin{aligned}
 &= \sum_{t=1}^T \left(\mathbb{E}_{s_t \sim q(s_t | a_{1:t}, o_{1:t})} [\log p(o_t | s_t)] \right. \\
 &\quad \left. - \mathbb{E}_{s_{t-1} \sim q(s_{t-1} | a_{1:t-1}, o_{1:t-1})} [\text{D}_{\text{KL}}(q(s_t | s_{t-1}, a_t, o_t) \| p(s_t | s_{t-1}, a_t, o_t))] \right)
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

VAE ではこのような問題は起きない。DSSM で学習が難しい理由として、以下が考えられる 1VAE と違い、DSSM では KL 項で prior を近づけ先である posterior が固定されていない。

state の次元が小さく、 $H(o) \gg H(s_{prev})$ であるときの posterior の出力は一意に定まり state の次元が大きく $H(o) \gg H(s_{prev})$ でない時は安定しない近似がゆるくなる！！！！
また、state の推論にモンテカルロ近似をするが、その時のサンプル回数 L を増やすと平均を取ることは、経験的にうまく行かないことが知られてたりするのかな…？

近づけ先が固定されていないときに KL が nan することは、Variational Autoencoder with Arbitrary Conditioning などでも言われている

第 4 章

状態表現の階層性を考慮することによる深層状態空間モデルの拡張

を目指す。

はじめに、提案手法で扱う問題設定について整理し、その後提案手法の具体的な説明として、確率モデル・最適化とモデルアーキテクチャについて述べていく。

4.1 問題設定

本研究では行動条件付き映像予測の問題を解く。具体的には、ある行動主体が実行した行動系列 \vec{a} とその結果観測される観測系列 \vec{o} のセット $\{\vec{a}, \vec{o}\}$ が予め多数与えられたときに、未知の初期状態と行動系列から結果として観測される映像を予測できるようにする。

4.2 ベースライン

本研究では 2 章で述べたシンプルな DSSM をベースラインにおく。

4.3 提案手法

3 章で述べたように、ベースラインは潜在変数の次元を大きくすると学習がうまく行かない。提案手法は、より豊かな状態表現を獲得できるようにするようベースラインの DSSM を拡張することが目的である。

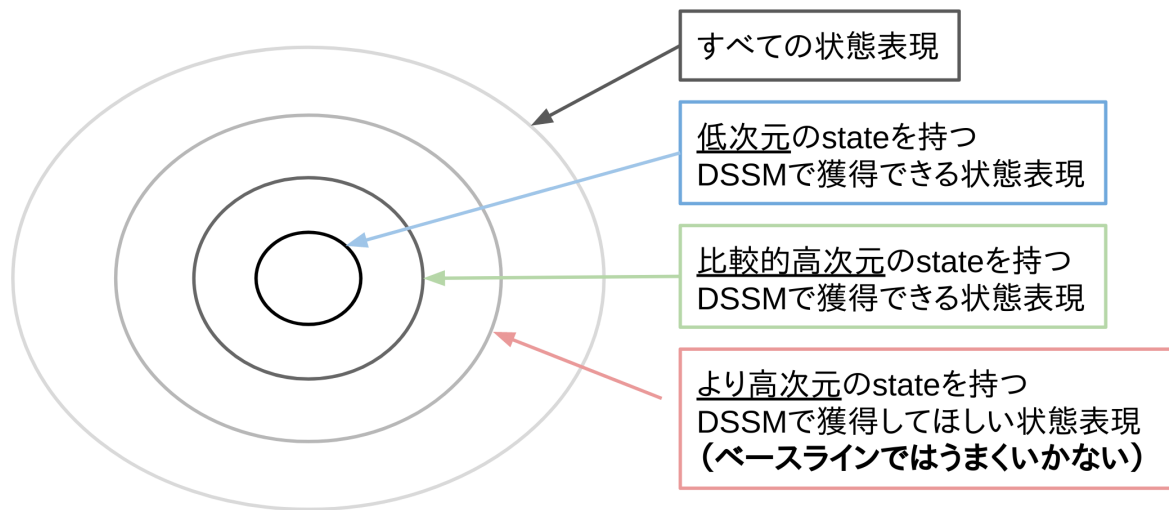


Fig. 4.1 hierarchical

4.3.1 状態表現の階層性

まず，潜在変数の次元を変えた時に獲得される情報について考察する．状態表現学習によって，ベースラインモデルが潜在変数の次元を変えたときに獲得する情報と，潜在変数を高次元にした際に獲得してほしい情報，そしてすべての情報の関係性を考える．

中心的な情報から順に獲得される．中心的な情報が獲得できないうちに表面的な情報を獲得しても，中心的な表現が間違っていれば生成されるものも異なり，学習時に誤差を小さくできないからである．というように，現実的なデータの背後にある状態表現には階層性がある．今，低次元であればまず背景，次によく動く部分，最後に細かいテクスチャ，という順番に学習されるのが合理的である．つまり，state の次元を大きくしたときに学習される情報には図のような包含関係がある．

今，

理想的には，state の次元を徐々に大きくすることである．ベースラインでは，Fig 4.1 の赤で示した部分をいきなり学習しようとするが，

ただし状態表現の外側になるほど得られるデータが疎になるので，表現としては獲得しにくくなるモデルに正規分布を仮定していることによる表現力の制約などを除けば，

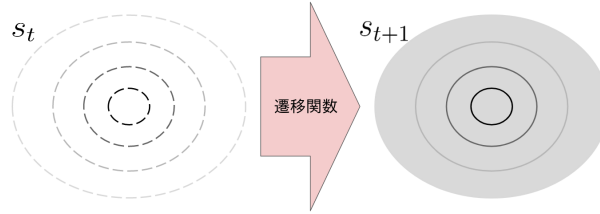


Fig. 4.2 transition base

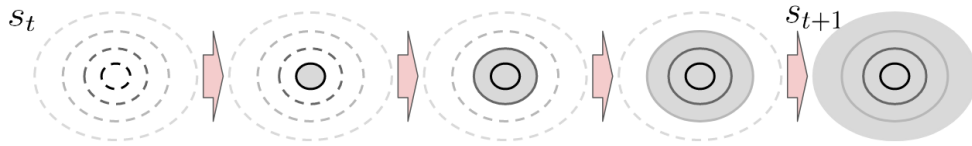


Fig. 4.3 transition proposal

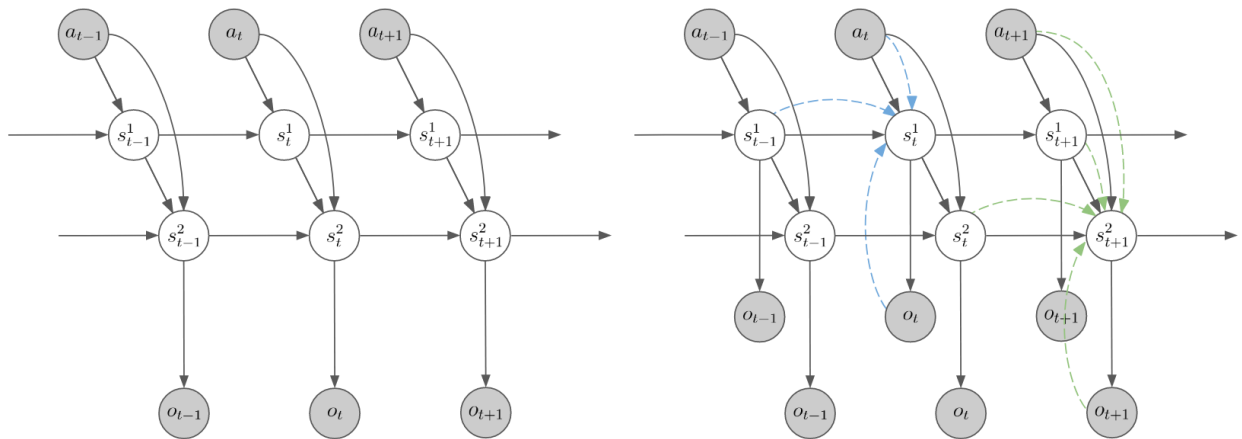


Fig. 4.4 (縦に分割する！) 点線の s^1, s^2 の推論分布は簡単のため時刻 $t, t-1$ でのみ記載している. proposal (学習時) 2 つずつ記載されている o_t は同じデータを示すが. 異なる s から独立に生成されることを明示している.

4.3.2 階層的な状態表現の遷移

前節より，状態表現に階層性があることを述べたが，この節では階層的な状態表現の遷移を考える．遷移にも順序がある．つまり，中心的な状態表現が遷移した後，更新前を白で，更新後を灰色で表しているベースラインの DSSM モデルは，提案する HDSSM の特別な場合と解釈することもできる．

4.3.3 確率モデル・最適化

ここまでで，潜在変数の次元を大きくした際に，獲得できる状態表現とその遷移がどのようなものかを考察した．考慮すべき点は以下ようになる．

- 1 state に大きな次元を仮定した際，state の推論が難しいため学習が難しく不安定になる．
- 2 状態表現には階層性があり，表面的な状態表現になるほど学習が難しくなるが，中心的な状態表現はベースライン手法で学習ができる．
- 3 状態表現の遷移には順序があり，大きな潜在表現の遷移を直接学習するのは難しいが，中心的な潜在表現の遷移を学習することはベースライン手法でも可能である．

これらを踏まえて，次を満たすモデルを考えることにした． 1. a

最終的に Fig. 4.4 のようなモデルを提案する．

s^1 は n^1 次元， s^2 は n^2 次元， $n^1 < n^2$ である

確率的生成過程は以下

$$p(o_{1:T}|a_{1:T}) = \prod_{t=1}^T \iint p(o_t|s_t^2)p(s_t^2|s_{t-1}^2, a_t, s_t^1)p(s_t^1|s_{t-1}^1, a_t)ds_t^1ds_t^2 \quad (4.1)$$

この時の変分下限は以下

(ELBO)

$$\begin{aligned} &= \sum_{t=1}^T \left(\mathbb{E}_{s_t^2 \sim q(s_t^2|a_{1:t}, o_{1:t})} [\log p(o_t|s_t^2)] \right. \\ &\quad \left. - \mathbb{E}_{s_{t-1}^1 \sim q(s_{t-1}^1|a_{1:t-1}, o_{1:t-1}), \text{改行したい}} s^2 \sim [\text{D}_{\text{KL}}(q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \| p(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t))] \right. \\ &\quad \left. - \mathbb{E}_{s_{t-1}^1 \sim q(s_{t-1}^1|a_{1:t-1}, o_{1:t-1}), \text{改行したい}} s^2 \sim [\text{D}_{\text{KL}}(q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \| p(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t))] \right) \end{aligned} \quad (4.2)$$

目的関数は以下

(目的関数)

$$\begin{aligned} &= \sum_{t=1}^T \left(\mathbb{E}_{s_t^2 \sim q(s_t^2|a_{1:t}, o_{1:t})} [\log p(o_t|s_t^2)] + \beta \mathbb{E}_{s_t^1 \sim q(s_t^1|a_{1:t}, o_{1:t})} [\log p(o_t|s_t^1)] \right. \\ &\quad \left. - \mathbb{E}_{s_{t-1}^1 \sim q(s_{t-1}^1|a_{1:t-1}, o_{1:t-1}), \text{改行したい}} s^2 \sim [\text{D}_{\text{KL}}(q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \| p(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t))] \right. \\ &\quad \left. - \mathbb{E}_{s_{t-1}^1 \sim q(s_{t-1}^1|a_{1:t-1}, o_{1:t-1}), \text{改行したい}} s^2 \sim [\text{D}_{\text{KL}}(q(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t) \| p(s_t|s_{t-1}, a_t, o_t))] \right) \end{aligned} \quad (4.3)$$

ここで β は学習中に更新されるハイパーパラメータで、 $\beta = \exp(-epoch * 0.001)$ としている。

提案モデルは、前節に従って状態表現の階層性とその遷移の順序を考慮したモデルで、また大きな $states_t^2$ の推論に s_t^1 を用いることで、state に大きな次元を仮定した際に state の遷移先の推論が難しいという問題を克服する。

3 階層以上になった時も同様に、大きな state は小さい state 全てを使って遷移する。であり、階層を重ね、中心的な

β を導入しているのは、ある程度高次元の state の遷移が安定したあとは 1 良い低下一層の表現を得ることと、2 再構成しやすい低次元の表現を得ること、は必ずしも一致しないため、本来の生成過程以外の

評価時には、 $p(x|s^2)$ を用いてデータを生成する。

4.4 類似手法との差分

DRAW[] は VAE の潜在変数に階層性をもたせたモデルで、データに遷移はないが、狙いは提案手法と似ている。多層 RNN[] は直前の観測を逐次的に入力す planet で RNN ベースはダイナミクスの獲得が弱く、長期の予測が難しいと報告されている。FHMM は離散低次元で EM アルゴリズムによって最適化をしている

第 5 章

実験

本研究では，第 n 章で述べた提案手法の有効性を検証するために，を用いて，評価実験を行った．本章では，行なった実験の内容について説明した後，実験結果について述べていく．最後に実験結果を踏まえた考察を行う．

5.1 実験内容

潜在変数の次元は，5 章で示すように学習がある程度進むことが確認できた $\bigcirc\bigcirc$ 64 次元 \bigcirc \bigcirc 次元をベースラインとして設定する．

5.1.1 実験概要

adam 評価指標には，予測誤差 (負の対数尤度)，hogehoge スコアを用いる push dataset を使う本実験の

5.1.2 BAIR Push Dataset

BAIR Push Dataset は，行動条件付き映像予測，行動条件をつけない映像予測のどちらでも用いられるデータセットであり，によって制作され公開されている．データセットの内容のうち今回用いるのは，様々な物体がおかれた机の上をアームロボットがランダムに掻き乱すようにして集められた行動系列 \vec{a} と固定視点から観測された画像系列 \vec{o} のセット $\{\vec{a}, \vec{o}\}$ である．行動系列 \vec{a} には，具体的にはロボットのエンドエフェクタの目標位置？ データは 10hz で撮られている．

5.1.3 hoge hoge スコア

オリジナル/ノンオリジナル

5.1.4 モデルアーキテクチャ

5.1.5

5.1.6 実装

pytorch + Pixyz, tensorflow dataset 学習時のテクニック

- リパラトリック
- min stddev
- share

5.2 実験結果

5.2.1 定量評価 (尤度)

安定した.

潜在変数のサンプリングが安定し, KL 項が安定して下がりやすくなったからだと思う
尤度が下がった

5.2.2 定量評価 (hoge hoge スコア)

5.2.3 定性評価

きれいになってくれ

第 6 章

考察

6.1 本研究の貢献

6.2 今後の課題

6.2.1 初期状態の推論

そもそも s_0 が一定な問題設定であればゼロベクトルでいいが、そうでない場合、強化学習の分野では Burn-in や、現在の観測を何度も入れて state を更新するなどがあるが、直接 s_0 を推論する方法なども考えられ、どのような手法がいいのか検証する必要があると考えられる。

6.2.2 より遷移が確率的な場合

6.3 社会応用

6.3.1 実機ロボット

非剛体物体のマニピュレーションが考えられる。

6.3.2 物理シミュレーションの近似

本研究で扱った深層学習ベースの行動条件付き映像予測では物理現象の結果として観測されるデータの近似を行うが、これは物理現象の近似という意味で現行の物理シミュレーションソフトウェアと同じことを行っていると解釈ができる。現在、物理シミュレーションの手法としては、既知の様々なスケールの物理法則を記述し微小時間・微小空間単位で逐次的に各領域の状態を計算し全体の結果を予測することが一般的である。しかしこのアプローチは、物理法則

が既知である必要があり，また複雑な物理法則に対しては予測に膨大な時間がかかりリアルタイムに予測ができないという問題がある．例えば [] は，蕎麦にオイスターソースをかけて混ぜる物理シミュレーションを扱っているが，1 フレームごとの見た目はとてもリアルなものの物理現象としては以前不自然な部分があり，さらに 30fps で 1 秒の予測をするのに 29 時間かかると報告している．現行の物理演算ベースの映像予測に対し深層学習ベースの映像予測は，物理法則の正しさや多視点から見た際の一貫性が保証できないなど機能として制限は多いものの，必ずしも物理現象が既知である必要はなく，また一度学習すればリアルタイムで予測を行うことができる．さらに，必要なデータを集めることで機能の制限を解消することもできるはずである．

これからの人工知能の研究には仮想現実環境の開発が欠かせない．このことは，昨今強化学習やロボット学習の分野で相次いで世界中の研究機関が学習用のシミュレーション環境 [Meta world, control suit, RLBench] を開発し公開していることから伺える．物理的なタスクを解けるよう学習するには実環境では危険であったり学習の並列化が難しいため，先にシミュレーション内で学習することが有効である [sim2real の論文]．また，与えられたタスクやタスクの集合を解くようトップダウン型の人工知能研究とは対比的に，動物の知能の仕組みや知性の獲得の過程を再現するボトムアップ型の人工知能研究も大切であり [考える脳]，ボトムアップ型人工知能研究にも仮想現実環境が必要であると考えられる (The Two Faces of Tomorrow, SAO)

これらの人工知能研究の動向・方向性を踏まえ，物理演算ベースと深層学習ベースの物理シミュレーションの融合，あるいは深層学習ベースによる代替を模索することも重要になるだろう．

第 7 章

まとめ

本論文では、はじめに について取り上げ、 その問題点として である点を挙げた。そして、その問題点の原因として、 を指摘し、 を行なった。

そこで、本論文では、これらの問題点を解消する改善手法の提案を行なった。提案手法では、 することで、 し、 を可能にした。

実験では、BAIR Push Dataset を用いてベースライン手法を比較し、定性的・定量的な評価を行なった。提案手法は、 においてベースライン手法である を上回る結果となり、提案手法が が実験的にも示された。

て、人工知能分野の研究の発展に貢献していきたいと考えている。

謝辞

本論文を作成するにあたり，多くの方々にご協力をいただきました．

最後に，配属からの一年間，あらゆる面でサポートをしてくださった松尾研究室の皆様に御礼申しあげて，謝辞とさせていただきます．

東京大学工学工学部システム創成学科

知能社会システムコース

松尾研究室学部 4 年

平成 31 年 2 月 近藤生也

参考文献

- [1] Danijar Hafner, Timothy Lillicrap, Ian Fischer, Ruben Villegas, David Ha, Honglak Lee, and James Davidson. Learning latent dynamics for planning from pixels. In *International Conference on Machine Learning*, pp. 2555–2565, 2019.
- [2] Frederik Ebert, Chelsea Finn, Sudeep Dasari, Annie Xie, Alex Lee, and Sergey Levine. Visual foresight: Model-based deep reinforcement learning for vision-based robotic control, 2018.
- [3] Emily Denton and Rob Fergus. Stochastic video generation with a learned prior, 2018.
- [4] Ruben Villegas, Arkanath Pathak, Harini Kannan, Dumitru Erhan, Quoc V. Le, and Honglak Lee. High fidelity video prediction with large stochastic recurrent neural networks, 2019.