

連続分布型 HMM への位相構造導入による 全身運動を埋め込んだ原始シンボル空間構成法

Construction of Proto-Symbol Space in which stored Motion Pattern by Continuous HMMs adopted Topological Structure

谷江 博昭*¹
Hiroaki Tanie

稲邑 哲也*¹
Tetsunari Inamura

中村 仁彦*¹
Yoshihiko Nakamura

*¹東京大学
Univ. of Tokyo

We have proposed the mimesis model, which abstracts motion patterns into Proto-Symbols by Hidden Markov Models, integrate motion recognition and generation processes as a single model. This model can recognize a time-series motion pattern as a discrete proto-symbol representation, and generate the motion by the abstracted proto-symbol. To say generally, symbols have an aspect that symbol manipulation in abstracted representation realizes the information processing of real patterns. In other words, the relation between each symbol represents the relation between each pattern. Conventional mimesis model could not represent the relation between each proto-symbol. Therefore, we propose an extended model which can express the similarity and relation between each symbol using geometric manipulation. By the proposed method, we have confirmed that the geometric manipulation realize generation and recognition of novel motion pattern.

1. はじめに

ヒューマノイドの知能の構成を考える場合、従来の人工知能研究で問題となったように、離散的なシンボルの世界でのシンボル操作のみを扱うだけでは限界が存在する。ヒューマノイドロボットが持つ全身の身体特性やセンサの特性と、ロボットが扱うシンボルの間には密接な関係が存在し、ロボットが自ら実世界の中で行動を行いながらシンボルが発達していくというアプローチが求められている。我々はこれまでに、隠れマルコフモデル (HMM) を用いた、行動の認識と生成の双方向計算モデルに基づくシンボルの創発モデルを提案してきた [稲邑 02]。このモデルは言い換えれば、模倣を通じてシンボルが獲得され、高次知能が実現されたというミメシス理論 [Donald 91] の工学的モデルとも言える。

このモデルでは、運動パターンは HMM を用いて抽象化され、HMM のパラメータを原始シンボルと位置づけることで、運動の認識と生成の双方向計算 [稲邑 03b] を実現した。しかし、ある一つの原始シンボルは、特定の種類の運動に対応しているのみで運動パターン同士の関係性、原始シンボル同士の関係性を扱う事はできなかった。シンボルの持つ側面として、パターン間に存在する関係性を抽象化されたシンボルで記述し、その抽象化された世界でシンボル操作を行うことでパターンの情報処理を行う。という機能がある [T.W.Deacon 97]。従来までの我々のモデルは図 1 の左側のように表される。本研究では、これを図 1 の右側のように発展させ、シンボル同士の関係性からパターン同士の関係性を記述し、運動パターンの情報処理に新しい枠組みを提案することを目的とする。

具体的には、原始シンボル同士の関係性を幾何学的に記述できる空間を構成することを考える。運動パターンを抽象化した原始シンボルを、その関係性に基づいて空間内に配置し、その空間における幾何学的な操作を利用することで、運動パターンの情報処理を行う。本稿ではその基礎実験として、未知の行動を既知の行動の組み合わせとして認識し、既知の行動を組み

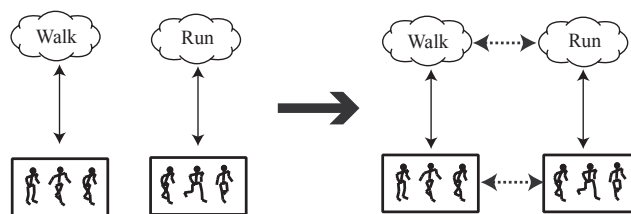


図 1: A conventional model (left) and a proposed model (right)

合わせることで新しい行動を生成することを目指す。

2. 隠れマルコフモデル間の隔たり量の定義

空間を構成するためには距離情報が必要となる。本研究で原始シンボルとして用いた HMM は確率モデルであるため Kullback-Leibler 情報量を用いて HMM 間の隔たりを表す量を定義する。Kullback-Leibler 情報量は確率分布関数間の隔たりを定量的に表すものである。2 つの確率密度関数 p_1, p_2 間の Kullback-Leibler 情報量 $D(p_1, p_2)$ は式 (1) で定義される。

$$D(p_1, p_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \left(p_1(x) \log \frac{p_1(x)}{p_2(x)} \right) dx \quad (1)$$

これを HMM に適用する場合は、対象となる 2 つの HMM のパラメータを λ_1, λ_2 として次の式で表現できる [B.H.Juang 85]。

$$D(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{n} \sum_i \frac{1}{T_i} [\log p(\mathbf{y}_i^{T_i} | \lambda_1) - \log p(\mathbf{y}_i^{T_i} | \lambda_2)] \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{y}_i^{T_i}$ は λ_1 の学習に用いた長さ T_i の時系列データ、 n は観測された時系列データの数である。

この式は一般に、 $D(\lambda_1, \lambda_2) \neq D(\lambda_2, \lambda_1)$ と λ_1, λ_2 に対して非対称であり、HMM 間同士の距離的な量として用いるには不

連絡先: 谷江 博昭, 東京大学大学院, 東京都文京区本郷 7-3-1, 03-5841-6381, tanie@ynl.t.u-tokyo.ac.jp

適切である．そこで式 (2) を対称形にした次式を原始シンボル間の隔たりを表す量として用いることにする．

$$D_s(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{2} (D(\lambda_1, \lambda_2) + D(\lambda_2, \lambda_1)) \quad (3)$$

3. 原始シンボル空間の構成

原始シンボルを隔たり量に基づいて空間に射影し，原始シンボル間の類似情報を保持する原始シンボル空間を構成する．距離的な情報をもとに空間への配置を行うには多次元尺度法 [高根 80] を用いる．多次元尺度法とは対称間の距離に関するデータが与えられた時にその対象の空間上での位置関係を再現する手法である．

対象 i, j 間の隔たり量に関する値 f_{ij} をデータとして与え， f_{ij} に基づいて n 個の対象を空間に射影することを考える．射影された対象 i の空間での位置ベクトルを x^i と表し，対象間の射影された空間上での距離を d_{ij} とする．ただし， $d_{ij}^2 = |x^i - x^j|^2$ である．このとき，多次元尺度法は次式のように f_{ij} と d_{ij} の誤差 S を x に関して最小化する問題に帰着する．

$$S^2 = \sum_{i,j} (f_{ij} - d_{ij})^2 \quad (4)$$

式 (4) は x の多項式で表現できないため，最小二乗法が簡単に適用はできない．そこで

$$T^2 = \sum_{i,j} \frac{(f_{ij}^2 - d_{ij}^2)^2}{4f_{ij}^2} \quad (5)$$

を考える．式 (5) は展開すると x の多項式で表現できるため， x に関しての最小化が簡単である．また T は $f_{ij} \simeq d_{ij}$ のときには， $T^2 = \sum_{i,j} \frac{(f_{ij} - d_{ij})^2 (f_{ij} + d_{ij})^2}{4f_{ij}^2} \simeq \sum_{i,j} (f_{ij} + d_{ij})^2 = S^2$ となり， S にほぼ一致する．そこで T を S の代わりに用い x に関して最小化することで対象を空間に射影する [奥村 86]．

本研究では f_{ij} として $D_s(\lambda_i, \lambda_j)$ を採用する．

4. 原始シンボル空間における行動認識・生成

4.1 原始シンボル空間を用いた行動認識

n 個の既知の原始シンボルを射影した原始シンボル空間を用いて，未知の運動パターンを認識する手法を考える．観測された未知の運動パターンに対応する HMM を求め，その HMM のパラメータを $\hat{\lambda}$ とする．この $\hat{\lambda}$ と既知の原始シンボルのパラメータ $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ との間の Kullback-Leibler 情報量を求めることにより，原始シンボル空間上での $\hat{\lambda}$ の状態点を決定することができる．

原始シンボル空間上での $\hat{\lambda}$ の位置ベクトルを \hat{x} ，既知の原始シンボル λ_i の位置ベクトルを x^i とし，Kullback-Leibler 情報量 $D(\hat{\lambda}, \lambda^i)$ と，原始シンボル空間上での \hat{x} と x^i 間の距離 $d(\hat{x}, x^i)$ との誤差が最小になるように， \hat{x} を最小二乗法で求める．

実際には未知の運動パターンが観測される毎に HMM を学習することは，学習サンプルを用意しなくてはならないこと，計算に時間がかかることなどから現実的ではない．そこで HMM を学習したと仮定して Kullback-Leibler 情報量を求める．非対称形 $D_s(\hat{\lambda}, \lambda_i)$ を求めることは困難であるので，

$$\begin{aligned} D(\hat{\lambda}, \lambda_i) &= \frac{1}{n} \sum_n \frac{1}{T_n} [\log p(\hat{y}^{T_n} | \hat{\lambda}) - \log p(\hat{y}^{T_n} | \lambda_i)] \\ &\simeq \frac{1}{T} \log p(\hat{y}^T | \hat{\lambda}) - \frac{1}{T} \log p(\hat{y}^T | \lambda_i) \end{aligned} \quad (6)$$

を求める．ここで $\frac{1}{T} \log p(\hat{y}^T | \lambda_i)$ は計算することができるので， $\frac{1}{T} \log p(\hat{y}^T | \hat{\lambda})$ を求めれば Kullback-Leibler 情報量を近似によって求めることができる．"dance", "kick", "squat", "swing", "walk" という行動における $\frac{1}{T} \log p(y_i^T | \lambda_i)$ と $\frac{1}{T} \log p(y_i^T | \lambda_j)$ の値を表 1 に示す． $\frac{1}{T} \log p(y_i^T | \lambda_j)$ の値が -1000 のオーダーなのに対し

表 1: Result of $\frac{1}{T} \log p(y|\lambda)$ for each motion and HMM

$y \backslash \lambda$	dance	kick	squat	swing	walk
dance	15.00	-3978	-4501	-5471	-6736
kick	-4526	13.41	-2901	-4985	-4312
squat	-6624	-3239	7.05	-8278	-2021
swing	-8810	-7762	-9339	18.86	-13469
walk	-8573	-4498	-1021	-10944	5.49

て， $\frac{1}{T} \log p(y_i^T | \lambda_i)$ の値は 10 のオーダーである．したがって $\frac{1}{T} \log p(\hat{y}^T | \hat{\lambda})$ の値も 10 のオーダーであるとして計算しても誤差は少ないという仮定を導入する．これらの仮定を用いて HMM を学習することなく $D(\hat{\lambda}, \lambda_i)$ を近似によって求め，未知の行動に対する状態点を決定する．

このような原始シンボル空間上での幾何学的操作によって，観測した運動パターンの認識結果を原始シンボル空間上での状態点として表現することが可能となり，未知の運動パターンを既知の原始シンボルの組合せとして認識することができるようになる．

4.2 原始シンボル空間を用いた行動生成法

二つの既知の行動が混合したような運動パターンを生成することを考える．この既知の行動の組合せを原始シンボル空間上の幾何学操作として解釈すると，二つの状態点を結ぶ線分の内分点に相当する行動を生成することと同等となる．HMM のパラメータ $\lambda_1 = \{a_{ij}^{(1)}, b_i^{(1)}(\cdot)\}$ と $\lambda_2 = \{a_{ij}^{(2)}, b_i^{(2)}(\cdot)\}$ で抽象化されている行動の状態点を $\alpha : (1 - \alpha)$ の比で内分する状態点に対応する HMM のパラメータ $\hat{\lambda} = \{a_{ij}, b_i(\cdot)\}$ を次の

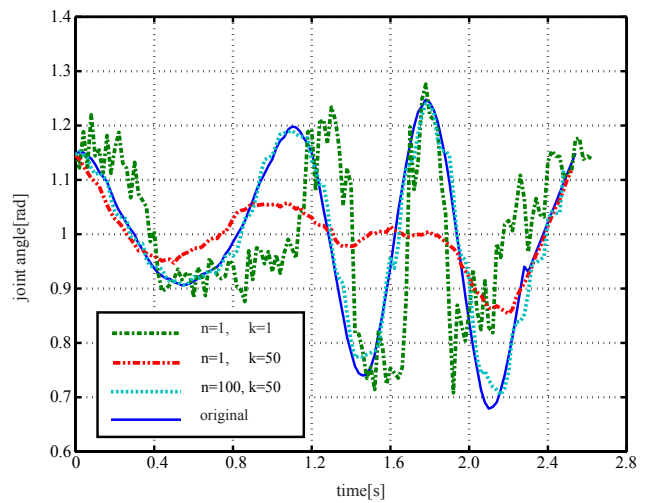


図 2: Comparison between each generated motion with several conditions

ように定義する .

$$a_{ij}^{\hat{}} = \alpha a_{ij}^{(1)} + (1 - \alpha) a_{ij}^{(2)} \quad (7)$$

$$b_i(o) = \sum_{m=1}^M \alpha c_{im}^{(1)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(1)}, \sigma_{im}^{(1)}) + (1 - \alpha) c_{im}^{(2)} \mathcal{N}(\mu_{im}^{(2)}, \sigma_{im}^{(2)}) \quad (8)$$

ただし, $b_i(o)$ は $b_i(o) = \sum_{m=1}^M c_{im} \mathcal{N}(\mu_{im}, \sigma_{im})$ で表せる混合ガウス分布である . 混合率 α を原始シンボル空間上の各基本行動の状態点との距離から求めることで空間の任意の点から $\hat{\lambda}$ を得ることができる .

運動パターン生成は HMM の持つ遷移確率, 出力確率によって時系列データを生成することによって行う . このデータ生成法は確率的なゆらぎのために, 試行ごとに運動の周期が異なり, 関節角度にもノイズが大きく含まれる . そこで以下のような方法により複数回の生成試行の平均を取ることでこの問題を解消させる .

step1 遷移確率に従って状態遷移試行を 1 回行い, 状態遷移系列 Q を得る .

step2 step1 を n 回繰り返して, Q_1, \dots, Q_n を得る . それらの平均を取って状態遷移系列の平均 \hat{Q} を得る .

step3 \hat{Q} に従って各状態ノードから出力ベクトルを出力させ, 出力時系列パターン O を得る .

step4 step1 ~ step3 を k 回繰り返して, O_1, \dots, O_k を得る . それらの平均を取って最終的な出力時系列パターン \hat{O} を得る .

ただし, この m, k の値は実験的に求めた結果, $n = 100, k = 50$ とした . 系列長が異なり, かつ離散値の状態に対する平均の求め方については文献 [稲邑 03b] を参照されたい . この方法で HMM のパラメータ λ から運動パターンを生成した様子を図 2 に示す . グラフは全身の関節角のうち 1 次元分のデータを示している . グラフから分かるように, 一回の生成試行 (一点鎖線), 出力時系列のみに対する平均化 (二点鎖線) では正しい時系列データが生成されないが, 状態遷移系列と出力時系列パ

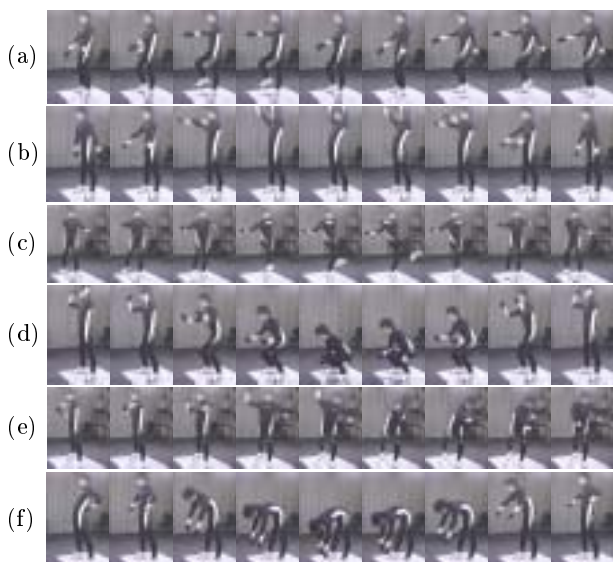


図 3: Original performance (a):walk (b):stretch (c):kick (d):squat (e):throw (f):stoop

ターンに対して平均化を行う (点線) ことで元のデータ (実線) とほぼ同等のデータを再現していることが分かる .

以上の方法を用い, 空間上の点から HMM $\hat{\lambda}$ を求め, 得られた $\hat{\lambda}$ から運動パターンを生成する . これにより原始シンボル空間での幾何学的な原始シンボルの操作による運動パターンの操作が可能となる .

5. 原始シンボルの操作実験

5.1 原始シンボル空間の構成実験

以上までに述べた原始シンボル空間の構成法の有効性を確かめるために, 原始シンボル空間の構成実験を行った . 原始シンボル空間の構成にはモーションキャプチャシステムを用いて計測した "walk", "stretch", "kick", "squat", "throw", "stoop" の 6 種類の行動に対する原始シンボルを用いて行った . 図 3 に 6 種類の行動のキャプチャ風景, 図 4 に得られた原始シンボル空間を示す . 原始シンボル空間構成には, 10 次元の空間に対

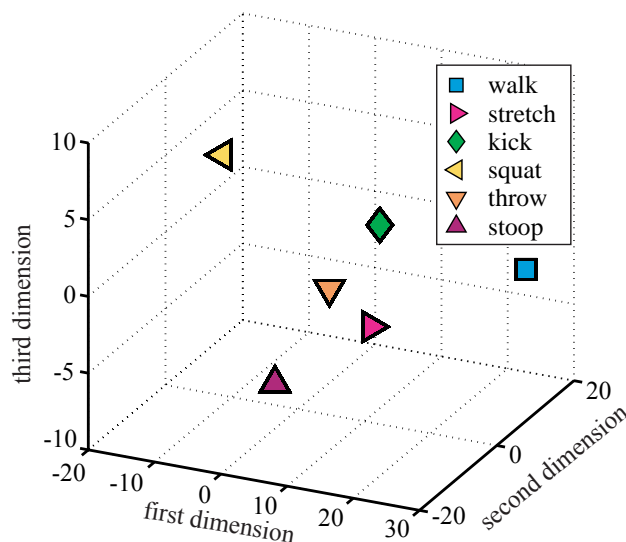


図 4: A result of proto-symbol space construction

して多次元尺度法を用いて行ったが, 4 ~ 10 次元目の成分はほとんど用いられることがなく, 3 次元目までの成分で十分表現可能であることが分かった .

5.2 行動認識の実験

原始シンボル空間を用いて未知の行動の認識実験を行った . 前節で得られた 6 種類の基本行動を持つ原始シンボル空間を用いた . 未知の行動として「歩きながら手を挙げる」「蹴りながら投げる」という行動を観察させた . これらの行動を原始シンボル空間に射影させた結果を図 5 に示す . 図 5 は原始シンボル空間の 2 次元目までの主成分を示している . それぞれ混合の元となった 2 つの基本行動の中間に状態点として射影された . 以上の結果から提案した行動認識の手法の有効性が確認できる .

5.3 行動生成の実験

既知の基本行動を組み合わせる新しい行動を生成する実験を行った . "walk" と "kick" の原始シンボルを用いて, 4.2 で示した手法で 2 つの行動が混合した行動を生成させる . 図 6 に結果を示す . 横軸が時間, 縦軸が右股関節のピッチ軸の角度を示している . 混合率 α を徐々に増やしていくことで, 生成される行動が "walk" から "kick" へと近づいていく様子が確認できる . 原始シンボル空間上の状態点から生成された行動の連

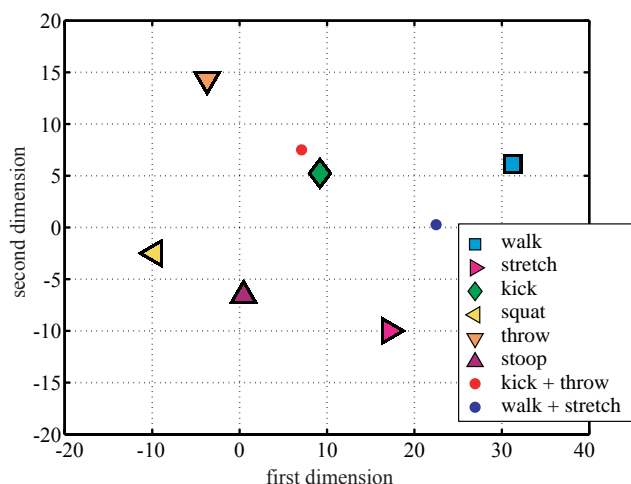


図 5: A recognition result of novel motions

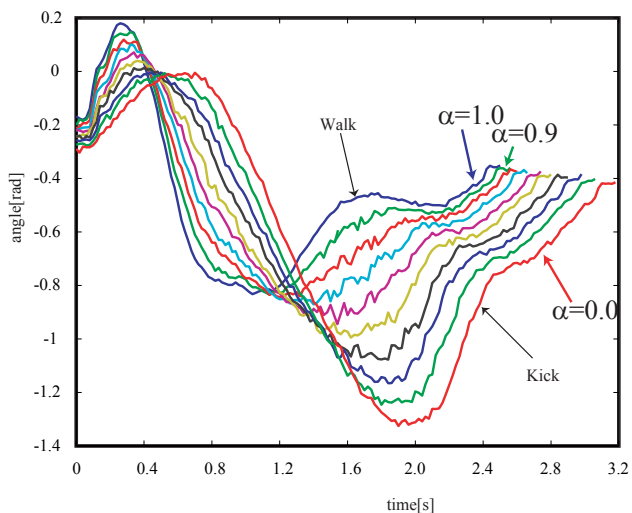


図 6: Generated motions from mixed HMM

続写真を図 7 に示す．図 7 の (a) は walk , (b) は kick , (c) は walk と kick の中点に相当する点から生成された行動である．walk と kick の中点からはこの二つの行動が組合わさった行動が生成されているのが分かる．これらより，HMM の合成による行動生成法の有効性が示される．

6. おわりに

原始シンボル空間を用いることにより，抽象化された空間での幾何学的な操作を介しての運動パターンの認識・生成が可能となることを示した．

本稿で提案した手法は，二つの行動が混合されて同時に行われるという運動パターンに対する原始シンボル空間での幾何学的操作である．この手法においては，運動パターンから原始シンボル空間上の状態点への射影，原始シンボル空間の状態点からの運動パターンの生成はともに静止した状態点を介して行われる．連続した運動パターンの認識・生成を行うためには，静的な状態点だけでなく，時間とともに原始シンボル空間を遷移する状態点にも対応しなくてはならない．状態点が遷移する

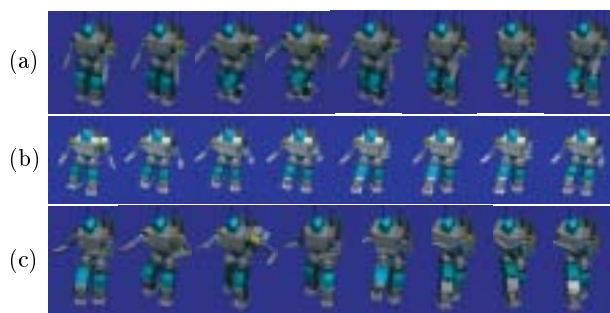


図 7: Generated motions on a humanoid robot (a):walk (b):walk+kick (c):kick

場合の原始シンボル操作については文献 [稲邑 03a] を参照されたい．

参考文献

- [B.H.Juang 85] B.H.Juang, L.: A probabilistic distance measure for hidden Markov models, in *AT&T Technical Journal*, Vol. 64, pp. 391-408 (1985)
- [Donald 91] Donald, M.: *Origins of the Modern Mind*, Harvard University Press, Cambridge (1991)
- [T.W.Deacon 97] T.W.Deacon, : *The symbolic species*, W.W.Norton & Company (1997)
- [稲邑 02] 稲邑 哲也, 戸嶋 巖樹, 中村 仁彦: ミメシスに基づくヒューマノイドの行動獲得と原始シンボルの創発, 第 16 回日本人工知能学会全国大会予稿集, pp. 1D1-02 (CD-ROM) (2002)
- [稲邑 03a] 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦: 運動パターンの認識/生成の単一モデルとそれにもとづく離散的階層化による行動知能の集積, 第 17 回日本人工知能学会全国大会予稿集 (2003)
- [稲邑 03b] 稲邑 哲也, 谷江 博昭, 中村 仁彦: 連続分布型隠れマルコフモデルを用いた時系列データのキーフレーム抽出とその復元, 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 '03 (2003)
- [奥村 86] 奥村 晴彦: パソコンによるデータ解析入門, 技術評論社 (1986)
- [高根 80] 高根 芳雄: 多次元尺度法, 東京大学出版会 (1980)