

大貧民プログラムの n-gram 統計による特徴抽出とクラスタ分析

綾部 孝樹¹ 大久保 誠也² 西野 哲朗³

概要: 本論では、人気の高い不完全情報カードゲームである大貧民をプレイするプログラムの特徴を明らかにする。はじめに、n-gram 統計を用いた特徴量の抽出法、ならびに得られた特徴量を用いたクラスタ分析法を提案する。次に、いくつかの実験により、その提案手法が大貧民プログラムを、高い確率で正しくクラスタリングできる事を示す。

1. はじめに

コンピュータにゲームをプレイさせるころみは数多く行われており、将棋や囲碁は人間のプロに迫る強さになりつつある。これらのゲームは完全情報ゲームであり、プレイヤーは互いに同じだけの情報を手にいれることができる。

一方、一部の情報が伏せられているゲームは不完全情報ゲームと呼ばれる。不完全情報ゲームの研究も行われており、マージャン等で大規模なデータ解析などが行われている。不完全情報ゲームの一つとして、トランプゲームの大貧民がある。この大貧民をコンピュータにプレイさせるのがコンピュータ大貧民であり、大会が UEC コンピュータ大貧民大会 (UECda) として、2006 年より開催されている [3]。また、不完全情報ゲームに対するアルゴリズムの研究としても用いられており、強いアルゴリズムの提案などが行われている [1][5][2]。

これらの研究成果は大貧民大会参加プログラムに反映されており、参加プログラムのレベルは年々確実に上昇している。強豪プログラムではモンテカルロ法などの乱択アルゴリズムを用いるのが主流である。そのため、プログラム制作者でもプログラムがどのような手を出すのかわからない。加えて、高速対戦という大会の特性ならびにプロ不在というゲームの事情により、定石や棋風というものも明らかとなっていない。

本研究の目的は、大貧民プログラムの特徴量抽出を行うことである。n-gram 統計を用いた特徴量の抽出法、ならびにクラスタ分析法を提案する。そして、提案手法を UEC コンピュータ大貧民大会に参加したプログラムにたいして

適用することで、提案手法の妥当性を検証する。

2. 諸定義

2.1 n-gram 統計

n-gram 統計とは、言語モデルのひとつであり、単語や文字の系列に隣接する n 個の要素列の種類や出現確率に着目する手法である。n-gram 統計は、自然言語処理の分野において、慣用句の抽出や作者識別などに用いられることが多いが、他分野へも広く応用されている。

n-gram 統計をゲームへ適応することにより、局面を限定する必要がなく、また、長さの異なる手順を抽出することが可能となり、プレイヤーが無意識に行っている行動選択などの定型手順の獲得が期待できる。完全情報ゲームに対しては、囲碁等のゲームに対して、定型パターンを自動抽出する研究などが行われている [4]。一方、不完全情報ゲームの大貧民に対しては、クラスタリングなどの詳細な解析はまだ行われていない。

2.2 クラスタ解析

本研究では、3 種の距離概念を距離の算出に用いる。そして、ワード法によってクラスタリングを行う。各距離の計算方法はつぎのように定義される。

マンハッタン距離 マンハッタン距離は 2 点間の距離を直交する座標軸に沿って測定することで得られ、式 1 で定義される。

$$d_1(X, Y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (1)$$

ユークリッド距離 ユークリッド距離はユークリッド空間において適応される距離であり、式 2 で定義される。

¹ 電気通信大学大学院電気通信学研究科

² 静岡県立大学経営情報学部

³ 電気通信大学情報理工学部

$$d_2(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \quad (2)$$

チェビシェフ距離 チェビシェフ距離は、ベクトルの各次元ごとの差異が最大となるものを距離とし、式3で定義される。

$$d_\infty(X, Y) = \lim_{p \rightarrow \infty} \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p} = \max_i (|x_i - y_i|) \quad (3)$$

本研究では、階層的クラスタ分析として、代表的な手法のひとつであるウォード法を用いる。ここで、階層的クラスタ分析とは、 N 個の対象からなるデータが与えられたとき、1 個の対象だけを含む N 個のクラスタがある初期状態から、対象 X_1 と X_2 の間の距離 $d(X_1, X_2)$ を用いてクラスター間の距離 $d(C_1, C_2)$ を計算し、最もこの距離に近い2つのクラスターを逐次的に併合する工程を、 N 個の対象が1つのクラスターに併合されるまで繰り返すことで階層構造を得ることをいう。ウォード法は、クラスターの各値からその質量中心までの距離の二乗の総和を最小化する手法であり、式4で定義される。

$$d(C_1, C_2) = E(C_1 \cup C_2) - E(C_1) - E(C_2) \quad (4)$$

ただし、

$$E(C_i) = \sum_{X \in C_i} (d(X, c_i))^2 \quad (5)$$

である。また、 c_i はクラスター C_i の質量中心で、式6で与えられる。

$$c_i = \sum_{X \in C_i} \frac{X}{|C_i|} \quad (6)$$

3. コンピュータ大貧民

コンピュータ大貧民は、大貧民を計算機上で行うゲームである。コンピュータ大貧民は、電気通信大学において大会が開催されており、本研究でもこの枠組みを利用する。

大貧民には非常の数多くのローカル・ルールが存在しているが、UEC コンピュータ大貧民大会では主に次のようなルールが採用されている。

ゲームの流れ： ゲームは5人で行われる。カードは、ハート・クラブ・スペード・ダイヤのA~Kまでの計52枚と、ジョーカー1枚の、計53枚を使用する。各ゲームの最初に、各プレイヤーには10枚もしくは11枚のカードが配られる。そして手持ちのカードを時計回り順に場に出して早く手札をなくすことを競う。

ゲームの開始： ダイヤの3を持っている人から始める。

カードの出し方： 順番が回ってきたプレイヤーは、カードを場に出すか、パスを行なう。場にカードが無い場

合は、好きなタイプ（単騎・ペア・階段）のカードを出すことができる。場にカードが出ているときは、同じタイプでより強いカードを出すことができる。

場の流れ方： 全員がパスしたら場が流れ、最後にカードを出した人が場にカードがない状態からカードを出すことができる。

パスについて： カードを出せない場合や出したくない場合はパスをする。いったんパスすると、場が流れるまで自分に順番が回ってくることはない。

8切り： 8を含んだ手を出した場合、場が流れる。

スペードの3： ジョーカーが単騎で場に出た場合、スペードの3を出すことができる。出した場合、場が流れる。

革命： 4枚以上のペアもしくは5枚以上の階段で革命状態となり、カードの強さが逆転する。

しぼり： 場と同じマークが提出された場合“しぼり”状態となり、場が流れるまで同じマークのカードしか出すことができない。

カードの交換： 大富豪は、大貧民から2枚のカードを貰い、大貧民に2枚渡す。富豪は貧民と1枚交換する。渡すカードの選び方は任意。逆に、大貧民は2枚、貧民は1枚一番強いカードを献上する。

4. 提案手法

各プログラムは、配られたカードをアルゴリズムに従って順に出して行く。このときのカードを出す順番に、各大貧民プログラムの特徴が表われる。提案手法は以下のステップからなる。

- (1) **各プログラムの特徴量ベクトルの生成：** 以下の3ステップを、解析対象とする各プログラムに対して行うことで、各プログラムの特徴量ベクトルを求める。
 - (a) **ログの収集** 対戦中にプログラムが提出したカードをログとして記録する。この際、対象となる1つのプログラムの提出カードのみをログとして記録する。
 - (b) **プログラムの提出手からの記号列生成** 得られたログから、特徴の抽出の対象となるプログラムの提出手を表す記号列を作成する。
 - (c) **n-gram 解析** 記号列から、1-gram モデルの場合は記号の生成確率を、2-gram モデルの場合は記号間の遷移確率を計算する。得られた生成確率と遷移確率を、プログラムの特徴量ベクトルとする。
- (2) **クラスタ分析の実施：** 以下の2ステップを行うことで、プログラムのクラスタリングを行う。
 - (a) **距離の算出** 特徴量ベクトルを基に、各クライアントプログラム同士の距離を算出する。
 - (b) **クラスター分析** 算出された距離を元にクラスター分析を行い、各クライアントプログラムのクラスタリングを行う。

表 1 提出手の記号列表記.

(a) 通常記号			
	3~7,9	10~2	8 切り
1 枚	a	b	c
ペア	d	e	f

階段	パス
g	p

(b) 付属記号	
しぼり	ジョーカー
s	j

(c) デンドログラムによる図示 クラスター分析の結果をデンドログラムとして図示する.

プログラムの提出手からの記号列生成方法について説明する. 大貧民は初期状態が固定されていないため, 提出手をそのまま文字列に置き換えると, 非常に状態数が多くなってしまふ. そこで, 大貧民プログラムの提出手を十数種の記号で表現できるように抽象化し, カードを出す順番を簡略化された記号列によって表現することで, 特徴量抽出を可能とするデータを得られるようにする.

記号列の生成方法を, 表 1 に示す. 1 枚出しやペアは比較的多く発生する事象であるため, カードの強さにより分類している. 一方, 階段はあまり提出されない手であるため, 強さによる分類をしていない. また, 特殊ルールの利用を明らかにするために 8 切りとしぼりについて記号を準備している. 基本的に, カードを出す際に表 1 (a) 中の記号 1 個が出力される. ただし, 表 1(b) 中の記号が出力される場合, 表 1 (a) 中の記号との組で出力される. 記号 s は表 1 (a) 中の記号の前に, 記号 j は表 1 (a) 中の記号の後ろに表記される. 例えば, しぼりになる 2 のペア出しをジョーカー含んで出した場合は, sej と出力される.

5. 計算機実験概要

計算機実験により, 提案手法の有効性を評価する. 実験では, UECda に参加した 10 個のプログラムに対して提案手法を適用する. ログの収集は, 特徴量抽出の対象となる大貧民プログラムと default プログラム 4 つを 1000 試合対戦させることで行う.

特徴量抽出の対象となる 10 個プログラムは, 以下に示される 3 種の血統に分類される.

- **fumiya 系**: fumiya, snowl, Crow モンテカルロ法を用いた機械学習を行っていることが特徴である大貧民プログラムである. なお, fumiya は 2009 年度, snowl は 2010 年度, Crow は 2011 年度の UEC コンピュータ大貧民大会の覇者である.
- **Sokosoko 系**: Sokosoko, Teruteru, StrategyBot, Nakanaka 人間が大貧民をプレイする際に考えている戦略を表現した, ヒューリスティックなアルゴリズム

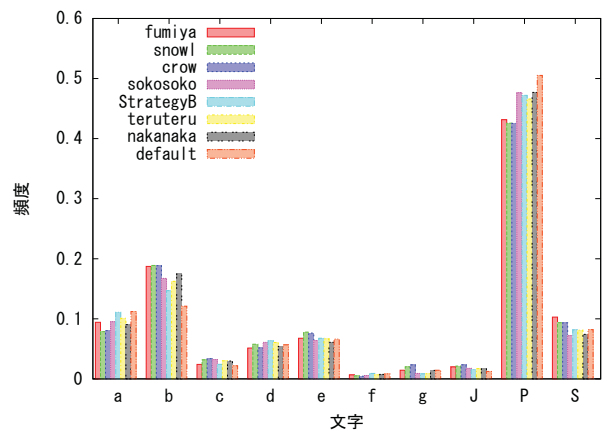


図 1 1-gram 統計による特徴量 (カード交換あり)

を搭載した大貧民プログラムである. Hodohodo から派生していることが知られている.

- **default 系**: default, customized1, customized2 default は, UEC コンピュータ大貧民大会公式サイトで公開されている, 標準的な動作を行う大貧民プログラムである. customized1, customized2 は, パラメータ変更は可能なクライアントプログラムを, ある程度 default に則してチューニングしたものである [3].

大貧民プログラムの強さをおおまかに分けると, fumiya 系 > Sokosoko 系 > default 系, となっている.

カード交換がある場合と無い場合について実験を行い, クラスターリングの成功率等について評価する. それぞれのプログラムの実装方法や成り立ちから, クラスターリングを行った場合は, それぞれの系統毎にクラスが形成されるべきである. そのため, 本節での“正答”とは, 10 個の大貧民プログラムを正しく 3 種の血統に分類することを指す.

6. カード交換ありの場合

カード交換ルールを有効にした計算機実験について説明する. 具体的には, 各プログラムの特徴量ベクトルを生成してクラスターリングを行う一連の動作を 10 回を行い, クラスターリングの成功率について評価を行う.

1-gram 統計を用いた場合に得られた特徴量ベクトルの 1 例を図 1 に, それぞれの距離に置けるクラスターリングの結果例を図 2 から図 4 に示す. 各距離概念によるクライアントプログラムの分類化の正答率を表 2 に示す. どの距離計算方法を用いても, 高いクラスターリング成功率が得られた.

図 2 から分かる通り, 差が大きく出る特徴量は a,b,e,p である. 実際に, チェビシェフ距離を算出した場合に用い

表 2 プログラムの分類化の正答率 (カード交換あり, 1-gram 解析)

	マンハッタン 距離	ユークリッド 距離	チェビシェフ 距離
正答率	100%	90%	100%

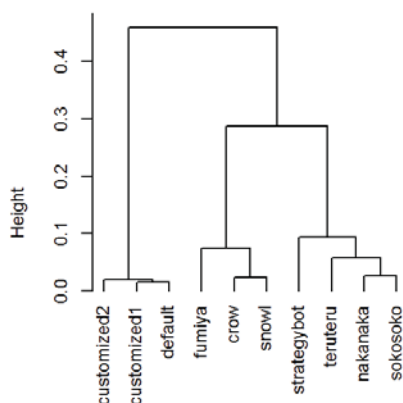


図 2 マンハッタン距離の例 (カード交換あり, 1-gram 解析)

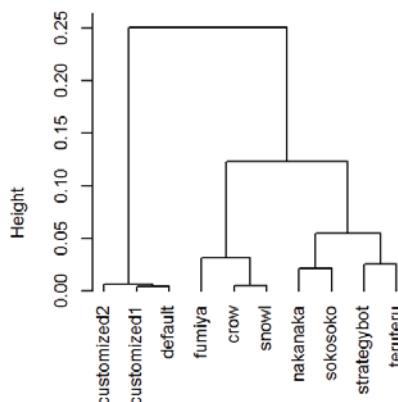


図 3 ユークリッド距離の例 (カード交換あり, 1-gram 解析)

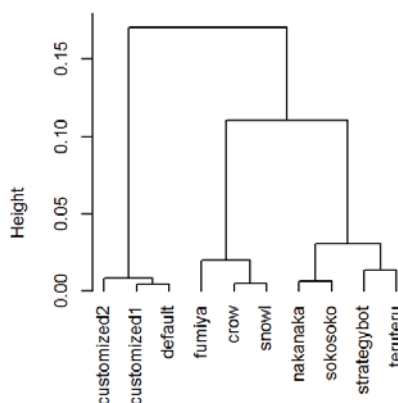


図 4 チェビシェフ距離の例 (カード交換あり, 1-gram 解析)

られる特徴量は、記号 b (1 枚で 10~2), e (ペアで 10~2), p (パス) の 3 種の記号がほとんどであった。これらの記号により大貧民プログラムの各血統への分類が可能であるが、これらの記号の生起確率は、大貧民プログラムの強さに非常に依存している。強い大貧民プログラムは、当然高い階級に着く確率が高く、カード交換により、強力なカードを独占する傾向にある。ゆえに記号 b (1 枚で 10~2), e (ペアで 10~2) の頻度が高くなり、手札は充実するため記号 p (パス) の頻度は低くなる。このことから、カード交換ありのときに対する 1-gram による解析は、プログラム

表 3 クライアントプログラムの分類化の正答率 (カード交換あり, 2-gram 解析)

	マンハッタン 距離	ユークリッド 距離	チェビシェフ 距離
正答率	60%	100%	100%

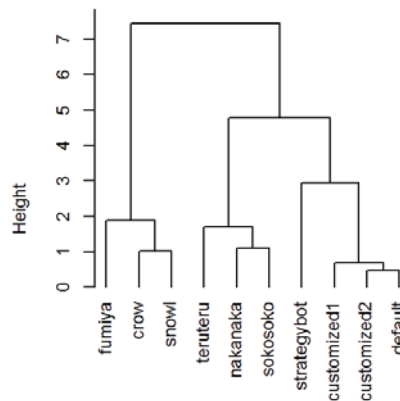


図 5 マンハッタン距離の例 (カード交換あり, 2-gram 解析)

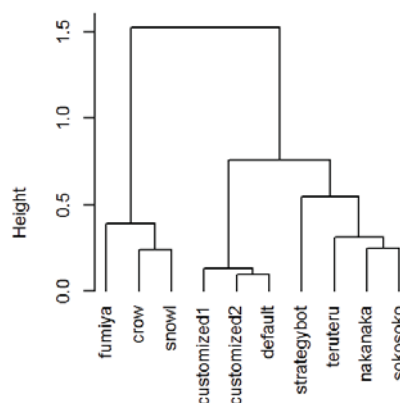


図 6 ユークリッド距離の例 (カード交換あり, 2-gram 解析)

の強さを特に重視し、そのなかでパス、階段の頻度を加味して分類しているといえる。

2-gram 統計を用いた場合における、それぞれの距離に置けるクラスタリングの結果例を図 5 から図 7 に示す。各距離概念によるクライアントプログラムの分類化の正答率を表 3 に示す。マンハッタン距離を用いた場合の成功率は低いですが、他の 2 つの方法を用いた場合は高いクラスタリング成功率が得られた。

チェビシェフ距離によるクラスタリングでは、記号 f (ペアの 8 切り) の後の提出手の頻度が、大貧民プログラムの血統を分ける距離として頻繁に用いられていた。具体的には、default 系の大貧民プログラムは記号 f (ペアの 8 切り) の後の記号 b (1 枚の 10~2) の頻度が低い。Sokosoko 系の大貧民プログラムは記号 f (ペアの 8 切り) の後の記号 a (1 枚の 3~7, 9) の頻度が高く、fumiya 系の大貧民プログラムは記号 f (ペアの 8 切り) の後の記号 b (1 枚の 10~2) の頻度が高い。また、fumiya 系の大貧民プログラ

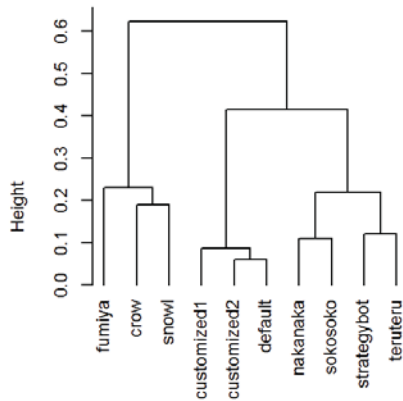


図 7 チェビシェフ距離の例 (カード交換あり, 2-gram 解析)

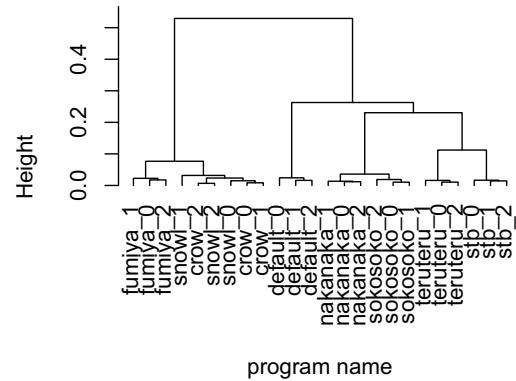


図 9 マンハッタン距離の例 (カード交換なし, 1-gram 統計)

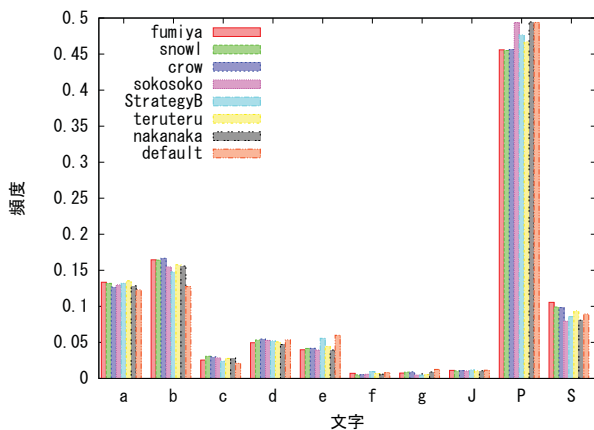


図 8 1-gram 統計による特徴量 (カード交換なし)

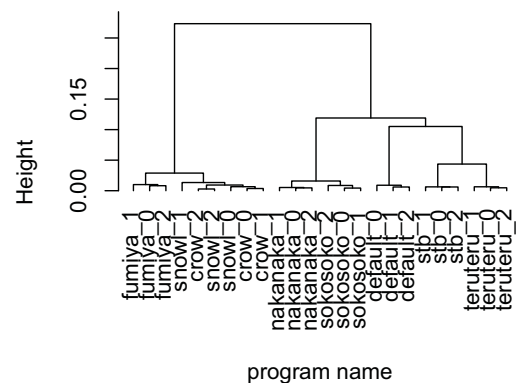


図 10 ユークリッド距離の例 (カード交換なし, 1-gram 統計)

ム, は記号 c (1 枚の 8 切り) の後の記号 b (1 枚の 10~2) の頻度が高く, 加えてジョーカーを階段で用いる頻度が高い。これらの要素もチェビシェフ距離の算出に影響を与えることが多い。

7. 実験結果 カード交換なし

カード交換ルールを無効にした計算機実験について説明する。具体的には, customized1,2 を除く 8 個プログラムに対して, 特徴量ベクトルを 3 つずつ生成し, 得られた 24 個のベクトルをクラスタリングした。本節では, 各クライアントの 3 つの特徴量ベクトルは, 1, 2, 3 とし表記している。また, StrategyBot を stb と略記する。

1-gram 統計の場合について, 得られた特徴量ベクトルの 1 例を図 8 に, それぞれの距離に置けるクラスタリングの結果を図 9 から図 11 に示す。2-gram 統計の場合について, それぞれの距離に置けるクラスタリングの結果例を図 12 から図 14 に示す。

カード交換がないため, カードの初期状態に偏りはない。図 8 においても, a や J の特徴量からそのことがわかる。また, default は b が小さく, 変わりに e が大きいことから, 強いカードを出す際には, 階段として出していることがわかる。カード交換がないため, 強さに影響を受けない,

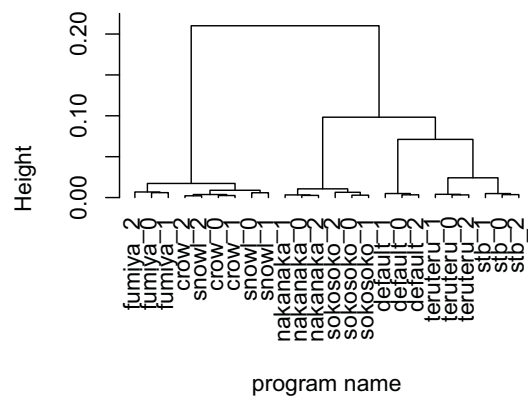


図 11 チェビシェフ距離の例 (カード交換なし, 1-gram 統計)

純粋な打ち方の特徴でクラスタリングされる。クラスタリング結果では, snowl と crow の区別がついていない。このことは, crow は snowl をベースとしており, 学習によりその差が発生することと合致する。一方, それ以外のプログラムに関しては, それぞれのプログラムがクラスタリングされた後, それぞれの血統にクラスタリングされていく。このことから, カードの提出方法だけでも, 提案手法は正しくシステムをクラスタリングできていることがわかる。ただし, チェビシェフ距離の場合, StrategyBot や fumiya

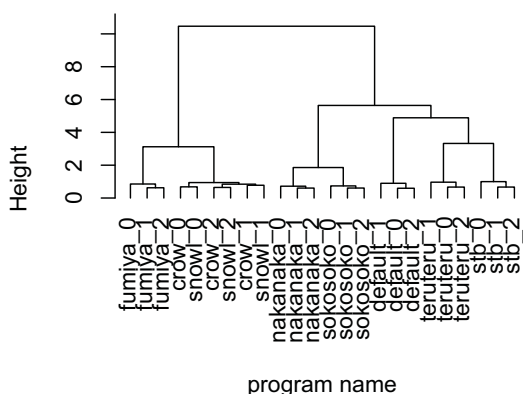


図 12 マンハッタン距離の例 (カード交換なし, 2-gram 統計)

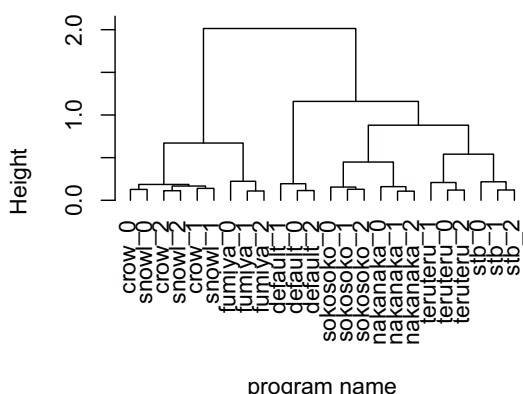


図 13 ユークリッド距離の例 (カード交換なし, 2-gram 統計)

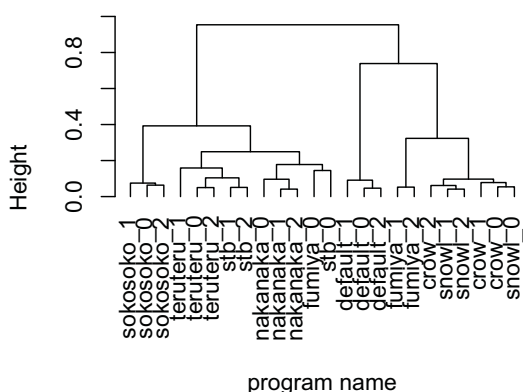


図 14 チェビシェフ距離の例 (カード交換なし, 2-gram 統計)

を誤認している。強さが加味されない場合、1つの特徴量による分類では限界があることを示している。

8. 考察

計算機実験の結果より、カード交換の有無に関わらず、提案手法は高い精度でクラスタリングできることがわかった。しかしながら、マンハッタン距離については 2-gram 統計の場合において正答率が低下した。これは、次元数が多いベクトルと相性が悪かったことが原因だと推測される。

2-gram 統計の結果を用いた場合は、1-gram 統計の結果を用いた場合と比べて、大貧民プログラムの強さよりも特徴に依存している傾向にある。今後、強さの拮抗した他の血統の大貧民プログラムが現れた場合であっても、精度よく分類できることが期待できる。

カード交換ありにおけるクラスタリングは、プログラムの強さに影響を受けることがチェビシェフ距離の結果などから示唆される。しかしながら、プログラムの強さは純粋な提出手の特徴ではないものの、非常に重要なプログラムの特徴である。同じ強さ同士でクラスタリングを行い、その中で特徴を分類したいときなどには、有効に働くことが期待される。本研究では、系統毎に分類できることを“正解”としたが、各種距離によるクラスタリングはそれぞれの尺度でプログラムを評価しているため、系統毎に分類できることが正しいとは、一概には言うことはできない。どのような評価をしたいかによって、適切なログ生成方法や距離計算方法を選択することが重要である。

9. おわりに

本研究では、大貧民プログラムの特徴量抽出に関して、大貧民プログラムの客観的な分類化を実現できる手法を提案した。そして、計算機実験により、提案手法が有効に働くことを示した。

今回の手法では、プログラムの特徴を抽出することと、それによるクラスタリングに注目しているため、試合数は 1000 試合、対戦相手は default に固定した。今後の課題としては、対戦相手が固定でない場合に対する手法の構築や、他の新たな血統に属する大貧民プログラムの分類化、少ない試合回数での大貧民プログラムの特徴量抽出とクラスタリングの実現などがあげられる。

謝辞 本研究は、文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (B) (課題番号: 23300055) の援助を受けて行われた。

参考文献

- [1] 小沼啓, 本多武尊, 保木邦仁, 西野哲朗: コンピュータ大貧民に対する差分学習法の応用, 情報処理学会研究報告, GI, [ゲーム情報学], Vol. 2012-GI-27, No. 1 (2012).
- [2] 須藤郁弥, 成澤和志, 篠原歩: UEC コンピュータ大貧民大会向けクライアント「snow」の開発, 第 2 回 UEC コンピュータ大貧民シンポジウム (2010).
- [3] 西野哲朗, 大久保誠也: コンピュータ大貧民 (特集: 思考ゲーム), 人工知能学会誌, Vol. 24, No. 3, pp. 361-366 (20090501).
- [4] 中村貞吾: n-gram 統計を用いた棋譜データベースからの定型手順の獲得, ゲームプログラミングワークショップ 97 (GPW97), pp. 96-105 (1997).
- [5] 藤藤郁弥, 篠原歩: モンテカルロ法を用いたコンピュータ大貧民の思考ルーチン設計, 第 1 回 UEC コンピュータ大貧民シンポジウム (2009).