

MTS を用いたトランプゲームのイカサマ行為防止のための異常検知システム

An anomaly detection system for preventing cheating in card games using MTS

佐々木 友弥[†] 國島 丈生^{††}

Tomoya Sasaki[†] Takeo Kunishima^{††}

[†] 岡山県立大学大学院 情報系工学研究科 ^{††} 岡山県立大学 情報工学部 情報通信工学科

1 はじめに

本研究で扱う題材は、カジノのトランプゲームにおけるイカサマ行為である。トランプゲームのイカサマ行為には、ディーラーがプレイヤーを貶める行為や、ディーラーとあるプレイヤーが結託して他のプレイヤーを貶める行為など、その種類は様々である。その中でも、ディーラーがトランプのカードを数枚抜いてゲームを行う行為（ショートデッキ）は、プレイヤーの勝率を下げる一因になり得る行為である。そこで、統計的な異常検知技術である MTS（マハラノビス・タグチシステム）を用いて、過去のゲーム中のカードの情報などをもとに各ディーラーの異常度を計ることで、出現したカードの情報などからショートデッキを検知し、ショートデッキで抜いたカード（要因）を解析する手法を提案する。また、過去のゲームの情報を改ざんされてしまうと、上記の手法では異常度などを正確に計ることができなくなってしまう。これを解決するために、トランプゲームにおけるカードの情報やチップの授受などのゲーム履歴を、仮想通貨で用いられている改ざん不可能な分散型台帳であるブロックチェーンに記録する。本稿では、MTS とブロックチェーン技術について述べ、それらの技術を用いた提案手法とその有効性を検証する。

2 MTS

MTS は、多次元空間の中に単位空間を定義し、その中にマハラノビス汎距離を定義して尺度を作り、その尺度を形式的に単位空間外の対象に適用した尺度の精度に対する評価を行う手法である [1]。MTS は多変量正規分布に従うデータに適用することができ汎用性が高いことで知られている。MTS のアルゴリズムを Algorithm 1 に示す。

SN 比の計算では、各実験においてある次元をマハラノビス汎距離の計算時に使用するかどうかを 2 水準の直交表で定めている。また、SN 比計算時に用いている式は望大特性の SN 比と呼ばれ、それから算出される有意度が大きいほどマハラノビス汎距離増加の要因であることがわかる。また、Algorithm 1 において、マハラノビス汎距離にしきい値を設けることで異常であるかどうかの二値判別が、有意度にしきい値を設けることでマハラノビス汎距離増加の要因の二値判別が可能となる。

3 ブロックチェーン

ブロックチェーンとは、仮想通貨で用いられている基本的に改ざん不可能な分散型台帳（データストア）のことである。ブロックチェーンの基本的な構造を図 1 に示す。金銭の取引の履歴（トランザクション）をブロックという単位で記録し、ブロックを鎖状に繋げた構造となっている。これを P2P ネットワーク上の各ノードで保有することで、完全な形の台帳をそれぞれのノードが保有することができる。



図 1: ブロックチェーンの基本的な構造

また、取引履歴の改ざんなど悪意のある改ざんを防ぐために、ブロックチェーンではコンセンサスアルゴリズムという合意形成アルゴリズムが使用されている。汎用的ブロックチェーン構築ライブラリである Ethereum[3] では、悪意のあるノードが不正なデータを追加することを防ぐために Proof of Work というコンセンサスアルゴリズムが用いられている。これは、参加者に「仕事」を与え、これをいち早く達成した者がブロックを作成する代表者となり、参加者全体でその検証をしてブロック追加の合意を得るという仕組みとなっている。

近年では、ブロックチェーン上でプログラムを動作可能なものとし、プログラム及びそのプログラムへの入力値や処理結果もブロックチェーンに記録して改ざんできないようにするという潮流があり、それを可能にするプログラムのことをスマートコントラクトと称している [2]。ブロックチェーンにおけるスマートコントラクトの実装は、専用のスマートコントラクト記述言語によって行うことができる。本研究では、Ethereum[3] を用いてデータの格納や計算処理を行う。

Ethereum のトランザクション構造を表 1 に示す。この構造の Data には、スマートコントラクトで使用できるデータを格納することができる。

Algorithm 1 MTS

Require:

n 次元の学習データ $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$
 n 次元のテストデータ $\mathbf{Y} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_l\}$
マハラノビス汎距離のしきい値 $threshold$

Ensure:

マハラノビス距離 $\mathbf{MD} = \{MD_1, \dots, MD_l\}$
各次元の有意度 $\mathbf{e} = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$

```

1: function MTS( $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, threshold$ )
   (テストデータを用いたパラメータ作成)
   (各次元の平均の計算)
2:    $\mu = [\mu_1 \ \mu_2 \ \dots \ \mu_n]$ 
3:   for  $i = 1$  to  $n$  do
4:      $\mu_i \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m X_{ij}$ 
5:   end for
   (各次元の標準偏差の計算)
6:    $\sigma = [\sigma_1 \ \sigma_2 \ \dots \ \sigma_n]$ 
7:   for  $i = 1$  to  $n$  do
8:      $\sigma_i \leftarrow \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (X_{ij} - \mu_i)^2}$ 
9:   end for
   (テストデータの標準化)
10:   $\hat{\mathbf{X}} = \{\hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_m\}$ 
11:  for  $i = 1$  to  $m$  do
12:    for  $j = 1$  to  $n$  do
13:       $\hat{X}_{ij} \leftarrow \frac{X_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$ 
14:    end for
15:  end for
   (標準化テストデータを用いた相関係数行列の計算)
16:   $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}$ 
17:  for  $i = 1$  to  $n$  do
18:    for  $j = 1$  to  $n$  do
19:       $a_{ij} \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \hat{X}_{ik} \hat{X}_{jk}$ 
20:    end for
21:  end for

```

(相関係数行列 $\mathbf{A}$ の逆行列を計算)

```

22:  Calculate  $\mathbf{A}^{-1}$ 
   (マハラノビス汎距離の計算)
23:   $\mathbf{MD} = \{MD_1, \dots, MD_l\}$ 
24:  for  $i = 1$  to  $l$  do
25:     $MD_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{jk}^{-1} \left( \frac{Y_j - \mu_j}{\sigma_j} \right) \left( \frac{Y_k - \mu_k}{\sigma_k} \right)$ 
26:  end for
   (マハラノビス汎距離のしきい値との比較)
   ( $\mathbf{Z}$  はしきい値以上のテストデータ)
27:   $\mathbf{Z} = \{\}$ 
28:  for  $i = 1$  to  $l$  do
29:    if  $MD_i < threshold$  then
30:      Append  $MD_i$  to  $\mathbf{Z}$ 
31:    end if
32:  end for
33:   $p \leftarrow \text{length}(\mathbf{Z})$ 
   (SN 比の計算)
   (2 水準系の直交表の実験数を  $q$  回とする)
34:   $\eta = \{\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_q\}$ 
35:  for  $i = 1$  to  $q$  do
   (2 水準系の直交表に従って計算項目を選択する)
36:     $\eta_i \leftarrow -10 \log \frac{1}{p} \left( \sum_{j=1}^p \frac{1}{MD_{Z_j}^2} \right)$ 
37:  end for
   (各次元の有意度の計算)
38:   $\mathbf{e} = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 
39:  for  $i = 1$  to  $n$  do
40:     $\bar{\eta}_a = 0, \bar{\eta}_b = 0$ 
41:    for  $j = 1$  to  $q$  do
42:      if 実験  $j$  で項目  $i$  を用いる場合 then
43:         $\bar{\eta}_a + = \eta_j$ 
44:      else
45:         $\bar{\eta}_b + = \eta_j$ 
46:      end if
47:    end for
48:     $e_i = \bar{\eta}_a - \bar{\eta}_b$ 
49:  end for
50:  return ( $\mathbf{MD}, \mathbf{e}$ )
51: end function

```

表 1: トランザクションの構造

名称	用途
Nonce	トランザクションの通し番号
GasPrice	手数料
To	送金先
Value	支払額
Data	スマートコントラクト用のデータ
v,r,s	電子署名欄

4 関連研究

本研究の関連研究として、Cardano 財団が開発したオンラインカジノ向けポーカー用仮想通貨 ADA Coin[4]がある。ADA Coinでは、非対話型ゼロ知識証明を用いて、デッキにあるカードの並びとゲーム結果の整合性を検証している。プレイヤーはデッキのカードの順序を引数とした、カードを引くシミュレータを用意する。シャッフル時に記録されるデッキのカードの順序をプレイヤーに公開しておき、ゲーム結果とプレイヤーのシミュレート結果をプレイヤー比較・他者が承認することで、カードの並びの整合性を検証・承認している。

また、文献[5]では、ブロックチェーンを用いて、デッキに存在するトランプカードとその並びをゲーム開始前に公表することで、公正なトランプゲームの透明性を確保したとしている。

ADA Coinや文献[5]は、ブロックチェーンを用いてディーラーのイカサマ行為を検知・抑制するという目的で研究開発が進められているが、これらは現実のトランプゲームではシャッフルのハッシュ値を出力するような機構は存在しないため使用できない。しかし、本研究では上記2つの研究では使用していないMT法を用いることで、ヒューリスティックではあるが現実のトランプゲームで用いることができる。

また、これらの関連研究はカードの並びに着目しているが、本研究はゲームを行った際に出現したカードに着目している。そのため、本研究と関連研究の比較・検証を行うことは困難である。

5 提案手法

本研究では、現実のカジノにおけるトランプゲームで使用できる、ディーラーのイカサマ行為の検知及びチップの決済を行うシステムを提案する。ディーラーのイカサマ行為の検知としてMTSを、チップの授受などの記録やMTSを動作させるシステムとしてEthereumを使用する。図2に提案手法の概要を示す。提案手法は以下のような手順で行う。

- 学習データをブロックチェーンに記録しておく
1. プレイヤーがディーラーのアドレスをブロックチェーンに渡す
負け続けているプレイヤーが、スマートコント

ラクトを用いて、イカサマではないかと疑うディーラーのアドレスをブロックチェーンに渡し、異常検知システムを呼び出す。

2. パラメータ等を異常検知システムに渡す

ブロックチェーンに記録されている、以下の情報をMTSによる異常検知システムに渡す。

- 与えられたアドレスに対応するディーラーのカードの出現確率行列
- 学習データから得られたパラメータ

3. 計算・各閾値と比較する

MTSを用い、ディーラーのカードの出現確率とパラメータから、マハラノビス汎距離を計算する。そして、マハラノビス汎距離のしきい値を固定値とし、イカサマかどうかの二値判別を行う。イカサマであった場合、各カードのSN比と有意度を計算し、イカサマの要因を解析する。

本手法では、マハラノビス汎距離に対しては閾値を設けているが、有意度に対しては閾値を設定していない。これに関しては考察にて後述する。

4. 結果とイカサマの要因の出力

MTSの結果をプレイヤーに渡す。

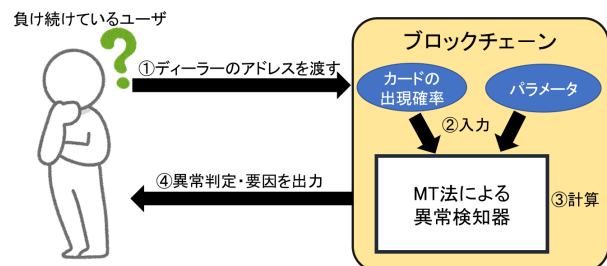


図 2: 提案手法の概要図

本手法では、多量の学習データに対しディーラー1人分のテストデータを用いる。つまり、Algorithm1の引数であるテストデータ $\mathbf{Y}$ の要素数は $l=1$ である

6 実験

本手法の有用性を検証するために3種類の実験を行った。どの実験においても、トランプゲームのブラックジャックを行っている。以下に、本研究におけるブラックジャックのルールを示す。本研究では、スプリット、ダブルダウンなどを使用しない簡易的なルールとして実験を行った。

- ディーラー1名、プレイヤー1名で行う
- 最初にカードを2枚ずつ配る
- それぞれ手札のスコア（数字の合計）が17点以上になるようにカードを引く
 - － 絵札は10点
 - － エースはスコアが11点未満の場合のみ11点
- スコアが21点に近い人が勝利（21点より大きい場合はバースト）

- ゲーム終了時にデッキが 10 枚以下になった場合はシャッフルを行う

6.1 検定実験

MTS は多変量正規分布に従うデータに適用できるため、トランプカードの出現確率が多変量正規分布に従うかを確認する必要がある。また、どの程度の学習データが必要なのかを計る必要がある。

本研究では、正規 Q-Q プロットを用いて検定実験を行った。正規 Q-Q プロットとは、あるデータが正規分布に従っているかどうかを視覚的に確認することのできる検定法である。1 次元の複数のデータのデータをソートし、データの値と分位数で 2 次元プロットを作成する。データプロットが直線に従っていれば、そのデータは正規分布に従っている確認することができる。

● 実験条件

1 組 52 枚のトランプを用いてブラックジャックを 200 ゲームほどプレイし、1 から 13 までのカードの出現確率を計算する。これらの作業を 100 回行い、正規 Q-Q プロットで各カードの出現確率が正規分布に従うかを正規 Q-Q プロットにより視覚的に確認する。

図 3 に、数字が 13(K) のカードの出現確率の正規 Q-Q プロットを示す。図 3 の丸は 100 回分の実験の 13 のカードの出現確率である。横軸は分位数を、縦軸は出現確率を示す。また、13 のカード以外でも、出力確率が直線的な正規 Q-Q プロットを得ることができる。この結果から、ブラックジャックを 200 ゲーム行った場合のカードの出現確率は正規分布に従うことがわかる。

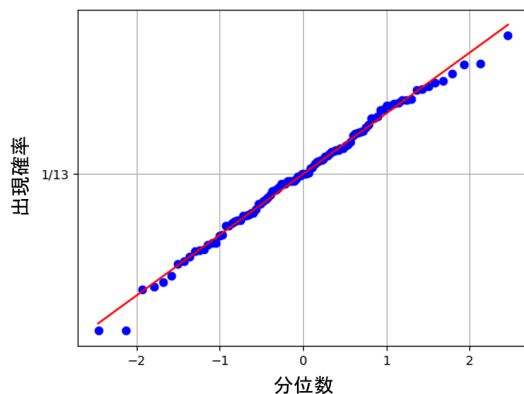


図 3: 6 のカードの正規 Q-Q プロット

6.2 検証実験 1

本研究では、ブラックジャックを何ゲーム行った時点でイカサマであると判定できるのかという検証実験を行った。検証実験 1 では、各カードの出現確率の 13 次元データを MTS の入力として使用した。また、イカサマをしていると判断できるデータについて要因解析も行った。

● 実験条件

学習データは、1 組 52 枚のデッキ（以下通常時とする）を用いてブラックジャックを 200 ゲーム

行った時のカードの出現確率 $\times$ 100 回分を用いる。

テストデータとして「通常時」「デッキから 7,8,9 のカードを抜いた場合」「デッキから 13 のカードを抜いた場合」の 3 通りのパターンを用意し、それぞれのパターンにおいてブラックジャックを数ゲーム行う。そして、13 次元のカードの出現確率からマハラノビス汎距離を計算し、各 100 回分の平均と標準偏差を記録・プロットする。また、マハラノビス汎距離の閾値を経験的に 7.5 とし、二値判別ができるかどうかを検証する。さらに、イカサマをしていると思われるデータについて要因解析を行う。

図 4 にブラックジャックを数ゲーム行い、各 100 回分のマハラノビス汎距離の平均と標準偏差のグラフを示す。通常時以外のパターンにおいてカードを引く枚数が多いほどマハラノビス汎距離が収束していることがわかる。また、通常時はカードを引く枚数が多いほどマハラノビス汎距離が小さくなっていることがわかる。

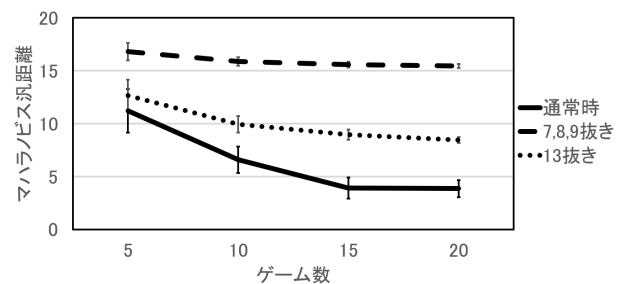


図 4: マハラノビス汎距離の推移

図 4 において、正判別率や第 1 種の過誤・第 2 種の過誤についての検証を行った。第 1 種の過誤は、正常な状態を異常であると誤判別してしまうことであり、第 2 種の過誤は、異常な状態を正常であると誤判別してしまうことである。本実験の場合、正常な状態を「通常時」異常な状態を「イカサマ」としている。

表 2 に、MTS に入力するテストデータのゲーム数ごとの正判別率・第 1 種の過誤・第 2 種の過誤の割合を示す。ゲーム数が増えるほど正判別率は高くなり、15 ゲーム行った場合には正判別率は 100% となった。また、5 ゲーム行った場合は第 1 種の過誤が大きい、15 ゲーム行った場合では 0% となっている。第 2 種の過誤については 5 ゲーム以上行った場合には 0% となる。ことがわかる。

表 2: 判別率等の比較

ゲーム数	5	10	15	20
正判別率	0.673	0.917	1	1
第 1 種の過誤	0.98	0.25	0	0
第 2 種の過誤	0	0	0	0

図 5 に 7,8,9 のカードを抜いたパターンのマハラノビス汎距離 7.5 以上となった場合に要因解析をした結果を示す。7,8,9 のカードの有意度が大きいため、これ

らのカードによりマハラノビス汎距離が増加する要因となっていることがわかる。

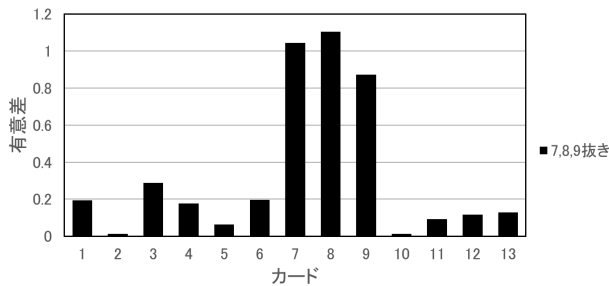


図 5: 7,8,9 を抜いた場合の要因解析の一例

6.3 検証実験 2

検証実験 2 では、各カードの出現確率の 13 次元データに加え、ゲーム数におけるチップの増減の情報を追加して 14 次元データとし、検証実験 1 と同様な検証を行った。

検証実験 2 では、各カードの出現確率に加え、図 6 のイメージ図の破線のようなチップの増減時に得られる直線の傾きを追加し、14 次元データとして処理を行う。プレイヤーの持ちチップの初期値は 1000 とし、ゲームに勝利すると +1、負けると -1 とする。ゲーム終了時のプレイヤーの持ちチップと初期値との差分をとり、経過ゲーム数で割って、直線の傾きを計算する。ゲーム数を t 、ゲーム終了時のプレイヤーの持ちチップを W_t 、プレイヤーの持ちチップの初期値を W_0 とすると、チップの増減の傾き a_t は以下のように計算する。

$$a_t = \frac{(W_t - W_0)}{t} \quad (1)$$

また、計算量削減のため、最小二乗法による直線の近似は行わないこととする。

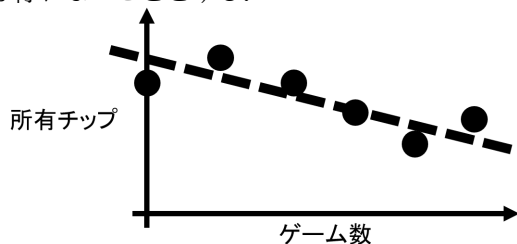


図 6: チップの増減のイメージ

● 実験条件

学習データは、検証実験と同様のものを使用する。テストデータも同様に「通常時」「デッキから 7,8,9 のカードを抜いた場合」「デッキから 13 のカードを抜いた場合」の 3 通りのパターンを用意し、それぞれのパターンにおいてブラックジャックを数ゲーム行う。そして、14 次元データからマハラノビス汎距離を計算し、各 100 回分の平均と標準偏差を記録・プロットする。マハラノビス汎距離の閾値や二値判別の検証、要因解析も検証実験 1 と同様に行う。

図 7 にブラックジャックを数ゲーム行い、各 100 回分のマハラノビス汎距離の平均と標準偏差のグラフを示す。検証実験 1 と同様に、通常時以外のパターンにおいてカードを引く枚数が多いほどマハラノビス汎距離が収束していることがわかる。また、通常時はカードを引く枚数が多いほどマハラノビス汎距離が小さくなっていることがわかる。

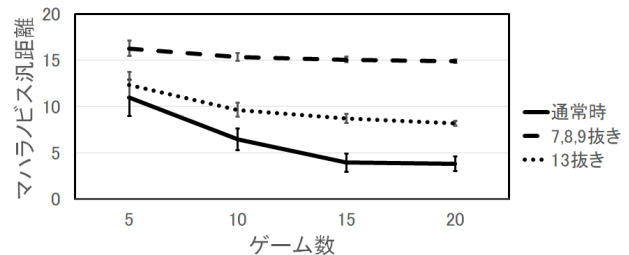


図 7: 14 次元データ使用時のマハラノビス汎距離の推移

表 3 に、MTS に入力するテストデータのゲーム数ごとの正判別率・第 1 種の過誤・第 2 種の過誤の割合を示す。検証実験 1 と同様に、ゲーム数が増えるほど正判別率は高くなり、15 ゲーム行った場合には正判別率は 100% となった。また、検証実験 1 と比較して、10 ゲーム終了時の第 1 種の過誤が 9% ほど向上していることがわかる。

表 3: 14 次元データ使用時の判別率等の比較

ゲーム数	5	10	15	20
正判別率	0.673	0.947	1	1
第 1 種の過誤	0.98	0.16	0	0
第 2 種の過誤	0	0	0	0

図 8 に 7,8,9 のカードを抜いたパターンのマハラノビス汎距離 7.5 以上となった場合に要因解析をした結果を示す。検証実験 1 と同様に、7,8,9 のカードの有意度が大きいため、これらのカードによりマハラノビス汎距離が増加する要因となっていることがわかる。また、チップの増減の傾きもマハラノビス汎距離の増加に起因していることがわかる。

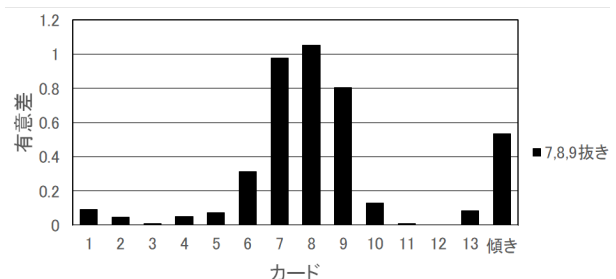


図 8: 14 次元データ使用時の 7,8,9 を抜いた場合の要因解析の一例

7 考察

検定実験については、正規 Q-Q プロットによる検定で、ブラックジャックを 200 ゲーム行った場合のカードの出現確率は多変量正規分布に従うことがわかった。また、MTS の検証実験においては、MTS の学習データの標準化を行うことで学習データの各次元が平均 0 分散 1 の標準正規分布に従い、相関係数行列の対角成分が 1 になる現象からも、上記は帰無仮説であることがわかる。これは、どのような分布に従っているものであっても、試行回数が多いほど正規分布に近づくという中心極限定理による現象ではないかと考える。

検証実験 1 については、学習データを固定し、テストデータにおいてブラックジャックを 15 ゲーム以上行った場合において、ショートデッキのイカサマ行為を二値判別できることがわかった。また、ブラックジャックを 10 ゲーム行った場合は、5 ゲーム行った場合よりも第 1 種の過誤を 73% 減少させた。より精度を高めるためには、学習データの検討やカードの出現確率以外の計算項目を増やす必要があると考える。また、マハラノビス汎距離のしきい値を 7.5 と定数にせず、ガンマ分布やカイ二乗分布によるしきい値設定を行う必要がある [6]。

検証実験 2 については、検証実験 1 と比較して第 1 種の過誤が減少するなど、検証実験 1 の 13 次元データを用いる場合よりも精度がよい結果が得られた。また、検証実験 2 は検証実験 1 と同じ学習データ・テストデータを使用している。表 4 に、2 つの検証実験の比較を示す。表 4 の MD の差とは、それぞれ 20 ゲーム終了時の「7,8,9 抜き」と「13 抜き」の場合の各 100 回分のデータのマハラノビス汎距離の最小値と「通常時」の 100 回分のマハラノビス汎距離の最大値の差を表している。

表 4: 2 つの検証実験の比較

	MD の差
検証実験 1	0.53
検証実験 2	0.62

表 4 より、検証実験 1 よりも検証実験 2 の方がマハラノビス汎距離の差が大きいことがわかる。これにより、検証実験 2 で追加した項目（チップの増減を近似した直線の傾き）は、MTS によるイカサマ行為の検知の精度を向上させる項目のひとつであることがわかる。しかし、同じプレイヤーが 1 回同じディーラーと数十ゲームを行うことが現実的な事象なのか検証する必要がある。

また、各カードの有意度については、グラフにすると視覚的には要因がわかるものの、要因解析の二値判別を行うためには、有意度にもしきい値が必要である。しかし、本来の MTS ではマハラノビス汎距離が閾値以上のデータ集合に対して有意度計算を行っているが、本手法では 1 つのデータに対して有意度計算を行っている。これにより、同じ種類のショートデッキであっ

ても、有意度計算にばらつきが生じるため、有意度の閾値を定めることが難しい。解決策としては、ある程度ゲームを行ったディーラーのマハラノビス汎距離と閾値を比較し、閾値以上であったディーラーを距離ごとに分類し、それに対して有意度計算を行うことが挙げられる。

8 おわりに

本研究では、MTS とブロックチェーンを用いてトランプゲームのイカサマ行為であるショートデッキを統計的に検知するシステムを提案し、検証実験を行い提案手法の有効性を確認した。また、チップの増減を直線に近似したときの傾きは、MTS の判別精度を向上させる項目のひとつであることがわかった。課題としては、有意度の閾値設定やマハラノビス汎距離の閾値の自動設定、適当な学習データの検討が挙げられる。

参考文献

- [1] 田口 玄一, “20 世紀の MTS 法と 21 世紀の MT 法”, 標準化と品質管理 No.55 Vol.2, 61-70, 2002
- [2] 岸上 順一 他, “ブロックチェーン技術入門”, 森北出版, p18-19, 2017
- [3] <https://www.ethereum.org/>
- [4] Bernardo David et.al., “Kaleidoscope: An Efficient Poker Protocol with Payment Distribution and Penalty Enforcement”, 2017
- [5] 佐古 健太郎 他, “ブロックチェーンを用いた公正なオンラインゲームの構成手法”, 情報処理学会研究報告 コンピュータセキュリティ Vol.86 No.44, 2019
- [6] 中津川 雅史, 大内 東, “MTS アルゴリズムにおけるしきい値設定法に関する考察”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J84-A, No.4, 2001