

MT法による傑出度の測定

齊 藤 裕 志

1. はじめに
 2. 分析手法
 - 2-1 MT法とは
 - 2-2 マハラノビス距離の算出手順
 - 2-3 計測項目の貢献度
 3. 分析データ
 - 3-1 野球のプレー構造と評価指標
 - 3-2 対象データの範囲
 4. 分析
 - 4-1 単位空間の妥当性の検討
 - 4-2 マハラノビス距離とセイバートリクス指標の相関関係
 - 4-3 計測項目貢献度の把握
 5. 結語
- 参考文献

1. はじめに

ウェブ上の検索エンジンに始まり¹⁾、国連開発計画（UNDP）作成による「人間開発指数（HDI）」²⁾、さらには各種スポーツにおけるチームや選手の評価など、我々の周囲には様々な「ランキング」や「格付け」が存在する。そもそもランキングとは、単一の情報に基づいた場合を除けば、観察個体が持つ多次元情報（複数項目のデータ情報）を1つの次元に集約し、それをもとに観察個体同士の比較を実行する行為である。したがって、あるランキングの質を評価する場合、多次元情報をいかに過不足なく1つの指標に集約できるかが重要となってくる。多次元データを集約す

1) Langville and Meyer. [2013], pp.60-62, Gowers, Barrow-Green, and Leader. [2008], pp.981-983. なおこれら参考文献の参考ページ数は翻訳書の該当ページ数に拠った。

2) <http://hdr.undp.org/en/2014-report>.

る手法が曖昧であったり、ときに恣意的であったりすれば、そのような集約作業で出来上がった指標の信頼度は下がらざるを得ない。その点、ウェブ上の検索エンジンでは線形代数の固有ベクトルが、人間開発指数（HDI）では経済学の理論と統計学の手法が用いられるなど、明確な測定根拠のもとで情報の集約とランキングの作成が行われている。その一方で、例えば日本野球機構が毎年選出するベストナインは記者による投票という手法を採用しているため、曖昧さや恣意性が入り易い選出方法となっている。³⁾

そこで本論文は、多次元データの集約法として品質工学⁴⁾で多用されているMT法（Mahalanobis-Taguchi Method）に着目する。MT法では、まず「単位空間」と呼ばれる概念を通じて、分析データの中から「似通った部分」を抽出し、ランキングのための「モノサシ」を作る。そしてこのモノサシをデータの中の「似通っていない部分」に当てはめて、似通った部分からの距離を測定する。MT法はこのようなシンプルな発想によって多次元データを集約し、ランキングを作成する手法である。

ランキングという作業に対するMT法の有効性を検証するため、本論文では野球データ（2014年度、日本野球機構、セ・リーグ、打者データ）を分析対象に取り上げる。野球データには、選手という観察個体に対して様々なプレー（打者であれば1塁打、2塁打など）、すなわち多次元データが付随している。それに加えて、この多次元データを統計学的手法によって集約した様々な指標も存在する（打者であれば、打率や出塁率など、野球データに統計的処理を施して作成したいわゆる「セイバートリクス」指標）。⁵⁾このような性質を持つ野球データにMT法を適用して新たな集約指標を算出し、選手のパフォーマンスに関する傑出度のランキングを求める。その上で既存の指標とMT法で求めたランキングを比較する。このような作業を通じ、MT法の有効性を間接的に評価するが本論文の目的である。

論文の構成は以下の通りである。まず第2章でMT法の概要を述べた。続く第3章では分析対象として取り上げた野球データに関する必要最低限の解説を行った。それをもとに第4章ではMT法によるランキングの作成とその評価を実行した。そして最後の第5章では議論の総括と今後の展望について触れた。

3) http://www.npb.or.jp/award/index_2014.html.

4) 品質工学の全体像に関しては田口 [2007] が、よりコンパクトな解説については田口 [1999] が有益である。

5) 野球データを統計学的に解析して各プレーの価値を評価し、それをもとにチームや選手の成績予測や選手の価値評価を実行するのが、いわゆる「セイバートリクス」である。セイバートリクスの現状と問題点についてはBaumer and Zimbalist. [2014], 岡田ほか [2015], および分析サイトFanGraphsが有益である。

2. 分析手法

2-1 MT法とは

MT法とは、分析対象の中で注目する個体がどのような性質やパターンを持つのかを識別する方法である。提唱者の田口玄一氏は、「ある集団に対する多次元の情報を総合して、集団全体に一つの距離を導入し、パターン認識をする」技術と定義している。⁶⁾ ここでパターン認識とは、複数の情報の関係（相関）を踏まえ、特定の個体が観察データの中でどのような位置にあるのかを判定することを指す。例えば生産管理であれば注目する製品の良し悪し、医療診断であれば注目する患者の健康度・不健康度などを計測し判定することを意味する。パターン認識の対象に、医学・薬学（例健康診断）に始まり、工学（例 製品検査、製造工程改善）、さらには社会科学分野の経営学（例企業分析）も取り上げられるなど、MT法の幅広い適用が活発に行われている。⁷⁾

MT法は、パターン認識の尺度である「マハラノビス距離」、そしてこの尺度を作るための材料となる「計測項目」と「単位空間」という3つの概念から成る。計測項目とは、パターン認識の対象となる観察個体に付随した多次元データを指す。この計測項目を構成する複数の項目間には、通常統計的な相関が見られることが多い。そのため、このような項目間の相関を考慮に入れた上で多次元のデータを1次元の情報に集約させることが望ましい。このような相関を取り込んだ1次元の尺度をマハラノビス距離と呼ぶ。

さらにMT法では、このマハラノビス距離の算出に際し1つの工夫をこらす。それは距離の算出に使うデータを分析対象全体から採取するのではなく、分析の目的に「均質」と考えられる部分のみからデータを取り出し距離を算出するのである。多次元データにおける均質的、標準的、あるいは平均的な性質を持った部分のデータのみを抜き出し、それを尺度化の材料とする。そしてこの尺度を用いて分析対象のパターン認識を実行するという方式をとる。分析データにおけるこの均質な部分を単位空間と呼ぶ。

2-2 マハラノビス距離の算出手順

まず分析対象の均質的・標準的な部分からマハラノビス距離を以下の手順で算出する。

6) 田口 [2012], p.52. MT法の方法論については田口 [2007], 田口 [2012], 立林 [2004], 立林・手島・長谷川 [2008], 長谷川 [2004] を参照されたい。

7) MT法の実証研究については田口・兼高 [2002], 田口 [2007], 田口 [2012] が豊富な事例を報告していて有益である。

ステップ1)

計測項目と単位空間を定める。ここで計測項目の種類を k 、単位空間のデータ個数を n とする。

ステップ2)

計測項目ごとに平均値と標準偏差を計算し、単位空間のデータを標準化する。⁸⁾

$$\text{標準化データ： } z_{pi} = \frac{X_{pi} - m_i}{s_i}, \quad p = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

X_{pi} : 観察個体 p の項目 i に関するデータ, m_i : 項目 i の平均値,

s_i : 項目 i の標準偏差.

ステップ3)

標準化データの各項目同士で相関係数を計算し、それを行列の形(相関係数行列)にまとめ、さらにその逆行列を求める。

$$\text{項目 } i \text{ と項目 } j \text{ の相関係数： } r_{ij} = \frac{\sum_{p=1}^n z_{pi} z_{pj}}{n} \quad (2)$$

$$\text{相関係数行列： } R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1k} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & r_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1k} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\text{相関係数行列の逆行列： } R^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1k} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kk} \end{bmatrix} = A. \quad (4)$$

ステップ4)

分析対象となるデータのうち、単位空間に属さない観察個体 h のデータ Y_{hi} ($h = 1, 2, \dots, l$, $i = 1, 2, \dots, k$)を標準化する。⁹⁾ただし標準化の際に用いる平均と標準偏差は、単位空間に属するデータから算出されたものを用いる。

$$\text{標準化データ： } u_{hi} = \frac{Y_{hi} - m_i}{s_i}, \quad h = 1, 2, \dots, l, i = 1, 2, \dots, k \quad (5)$$

8) 本論文ではMT法の慣例に従い、標準化に利用する標準偏差の自由度として、通常の $n-1$ でなく、データ数 n を用いる。

9) MT法では単位空間外のデータを「信号」と呼ぶ。

Y_{hi} : 単位空間に属さない観察個体 h の項目 i に関するデータ

m_i : 項目 i に関する単位空間の平均値

s_i : 項目 i に関する単位空間の標準偏差.

このように標準化したデータ u_{hi} ($h = 1, 2, \dots, l, i = 1, 2, \dots, k$) と相関係数行列の逆行列 A から、観察個体 h に関するマハラノビス距離 D_h^2 を以下の式から求める.

$$\text{観察個体 } h \text{ のマハラノビス距離 : } D_h^2 = \frac{1}{k} \sum_{ij} a_{ij} u_{hi} u_{hj}, \quad h = 1, 2, \dots, l, \quad i, j = 1, 2, \dots, k. \quad (6)$$

2-3 計測項目の貢献度

分析対象における均質的な部分のデータから作成したマハラノビス距離という尺度を使って、同じ対象におけるそれ以外のデータが持つ非均質的な性質の程度（非均質度・傑出度）を測定する場合、どの計測項目がマハラノビス距離（および傑出度）に影響したかを確認することも重要となってくる。この影響度合は「計測項目の貢献度」と呼ばれ、その計測は「SN比」と「直行表」を使って実行される。

SN比（信号－雑音比）とは、マハラノビス距離の精度を評価する尺度である。尺度の性質からすれば、分析対象（単位空間外の信号データ）の非均質度・傑出度が大きく（小さく）なるほど、それを測るマハラノビス距離も大きく（小さく）なることが望ましい。また非均質度や傑出度とマハラノビス距離の関係が直線的であるほど、両者の関係が明瞭となるので、尺度としてのマハラノビス距離の精度は高まることになる。

図1は分析対象の非均質度・傑出度とマハラノビス距離に関する仮想的な関係のイメージをグラフ化したものである。¹¹⁾ 図1のb)では非均質度・傑出度に対する距離の感度が鈍く直線性も弱いのに比べ、a)では感度も直線性も強い。この強さを反映させた尺度がSN比であり、一般的には

$$\text{SN比} \quad \eta = 10 \log_{10} \frac{\beta^2}{\sigma^2} \quad (7)$$

と表現される。ここで β は図1における直線の傾き、 σ^2 は直線に対するデータのバラツキを意味している。このSN比という尺度によって、観察個体の非均質度や傑出度を強く明瞭に検出することが可能となる。

10) こうして求めたマハラノビス距離 D^2 は自由度 k の χ^2 分布に従う（宮川 [2000], p.223）。

11) この図1は立林 [2004], p.48の図3.3.3を一部修正したものである。

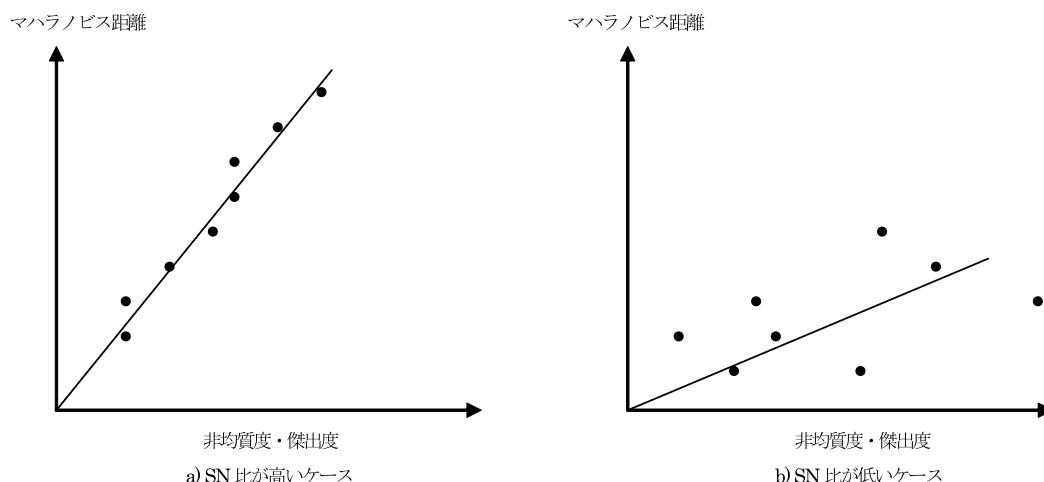


図1 SN比のイメージ

各計測項目の貢献度合を測定するためには、各項目を使った場合と使わない場合、それぞれに応じてSN比を求め、その差の大小によって項目の貢献度を評価する方法をとる。ただ項目数が10個程度でも、全体の項目の組み合わせは $2^{10}=1024$ 通りと膨大になってしまうため、すべてのケースに関してSN比を導出することは実用的でない。この問題を回避するため、MT法では実験計画法で多用される直行表を用いて対処する。¹²⁾ この直行表によって項目の組み合わせ数を圧縮し、少ない回数の組み合わせでSN比の比較を実行するのである。

計測項目が10個(X_1, X_2, \dots, X_{10})の場合、表1のような L_{12} と呼ばれる12個の行から成る直行表を用いる。表の数字の「1」と「2」はそれぞれ

第1水準：その項目を用いる

第2水準：その項目を用いない

という状況に相当する。この12個の行という少ない組み合わせで10個の計測項目のSN比を効率よく測定するのである。例えば、第1行の組み合わせはすべての項目を使用してマハラノビス距離を導出した場合であり、それに対応したSN比が η_1 となる。また第6行の組み合わせは項目 X_1, X_5, X_8, X_{10} を用いた場合に相当する。すべての行において第1水準の項目をピックアップすれば、10個の項目が各行の間でバランスよく配置されていて、少ない組み合わせで効率よくSN比を

12) 直行表については立林 [2004], 第11章, MT法における直行表の意義については宮川 [2000], 第5章を参照されたい。

表1 直行表 L_{12}

組み合わせ \ 項目	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	SN比
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	η_1
2	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	η_2
3	1	1	2	2	2	1	1	1	2	2	η_3
4	1	2	1	2	2	1	2	2	1	1	η_4
5	1	2	2	1	2	2	1	2	1	2	η_5
6	1	2	2	2	1	2	2	1	2	1	η_6
7	2	1	2	2	1	1	2	2	1	2	η_7
8	2	1	2	1	2	2	2	1	1	1	η_8
9	2	1	1	2	2	2	1	2	2	1	η_9
10	2	2	2	1	1	1	1	2	2	1	η_{10}
11	2	2	1	2	1	2	1	1	1	2	η_{11}
12	2	2	1	1	2	1	2	1	2	2	η_{12}

算出できる状況となっているのがわかる。

最後に組み合わせごとに算出したSN比（表1では12個）を、項目ごとにまとめる。具体的には、注目する項目を用いて算出したSN比の平均値と、その項目を使用しなかった場合のSN比の平均値をそれぞれ求め、この両者を差し引いた値を算出する。この値がプラスで大きいほど、マハラノビス距離に対するその項目の貢献度が高いことになる。

計測項目と単位空間の設定、単位空間外の信号データを用いたマハラノビス距離の算出、SN比と直行表による計測項目の貢献度検討、以上がMT法の分析手順となる。¹³⁾

3. 分析データ

3-1 野球のプレー構造と評価指標

MT法の有効性を検討するため、本論文ではスポーツという身近な分野、特に野球データを分析対象として取り上げる。第1章で触れたように、野球データは他のスポーツと異なる2つの特長がある。

13) MT法では、SN比と直行表を計測項目の「ふるい落とし」（マハラノビス距離の算出に貢献していない項目を除外する作業、MT法では「項目選択」と呼ばれている）に使用するのが通例となっている。しかし本論文では、SN比と直行表を項目の重要度の把握という目的に限定して使用する。

- a) 他のスポーツと比べて個々のプレーが相対的に独立しているため、プレーに対する選手の貢献度を把握しやすく、その結果、プレーに関する各種のデータが豊富である
- b) 統計学的手法を用いて各種データから様々な指標を作成し、チーム全体の戦力や選手個々のパフォーマンス評価を実践してきた長い伝統がある。

つまり野球データは、現象に関する多次元のデータを装備し、その多次元データから野球というスポーツの構造を反映させた集約指標を開発・利用してきたという特長を持っている。このような背景を持つデータに対しMT法を適用すれば、MT法が多次元データをどれだけ高い精度で集約できるかを間接的に評価することができる。

野球データの中で、本論文は打者に関する評価指標であるwOBA (Weighted On-Base Average)・wRAA (Weighted Runs Above Average)・wRC (Weighted Runs Created) を集約の目標対象として取り上げる。打撃データを取り上げる理由は、守備・走塁・投手に関する指標と比べ、項目変数を多く使った指標が作成されており、多次元データの集約という本論文の目的に合致するためである。wOBA・wRAA・wRCを取り上げる理由は、これらの指標が野球というスポーツの構造をより反映させた指標だからである。

そもそも野球というスポーツは、相手チームより多くの得点を獲得し勝利することを目標としている。したがって、選手を評価する場合、各ゲームにおいて選手がどれだけ得失点の発生に影響を与えたかという点が重要な評価基準となってくる。打者を評価する場合、伝統的に打率や打点などの指標が使用されてきた。しかしこれらの指標は、各選手のプレーが得点にどれだけ貢献するかを十分把握できていないという問題点を抱えている。¹⁴⁾例えば打率の場合、安打数(=単打+二塁打+三塁打+本塁打)を打数で割るという単純な指標で、多次元のデータを「1打数当りにどれだけ安打を生み出したか」という形に集約している。¹⁵⁾確かにこの点は優れているものの、四死球を排除しているため、得点につながる出塁という重要なプレーを十分に把握しきれていないという問題が残ってしまう。さらに、単打・二塁打・三塁打・本塁打を一律に取り扱っているため、これらのプレーと得点がどう関連しているかも十分考慮されていない。¹⁶⁾長打率や出塁率はこれらの問題点の解消を目指した指標であるが、それも十分なものとはいえない。¹⁷⁾

14) <http://www.fangraphs.com/library/getting-started/>.

15) 打率 = (単打 + 二塁打 + 三塁打 + 本塁打) / 打数.

16) 打点の場合でも、塁上の走者の数によって同じ二塁打でも打点を稼げるケースと全く稼げないケースといった極端な現象が発生してしまう。この意味で打点も各選手の評価指標としては不正確な指標といえる。

17) 出塁率 = (単打 + 二塁打 + 三塁打 + 本塁打 + 四球 + 死球) / (打席 + 四球 + 死球 + 犠飛).

出塁に関するすべてのプレーを網羅し、かつそのプレーがどれだけ得点に影響したかを考慮した指標として、近年のセイバーメトリクスではwOBA、そしてその派生指標であるwRAA・wRCを用いることが多い。wOBAの定義式は以下の通りである。

$$wOBA = \frac{\{0.692 \times (\text{四球} - \text{故意四球}) + 0.73 \times \text{死球} + 0.966 \times \text{失策出塁} + 0.865 \times \text{単打} + 1.334 \times \text{二塁打} + 1.725 \times \text{三塁打} + 2.065 \times \text{本塁打}\}}{\text{打数} + \text{四球} - \text{故意四球} + \text{死球} + \text{犠飛}} \quad (8)$$

この指標は「打者が打席当りにどれだけチームの得点増に貢献しているかを評価」(岡田ほか[2015], p.195)したもので、出塁に関するすべてのプレーを網羅し、かつ単に平均化するのではなく、それぞれのプレーを得点への貢献度に応じて加重平均する形をとっている。加重平均の係数は、各リーグの当該年度における得点期待値および得点価値から算出されたものである。得点期待値とはアウトカウントと塁上の走者の状況に応じてどの程度の得点が見込めるかを表した情報であり、得点価値は得点期待値をもとに各プレーがどれほどの得点を生み出すのかを表した情報である。¹⁸⁾ このようにwOBAは打率などの指標に比べ、野球というスポーツのプレー構造をより織り込んだ指標となっている。

またこのwOBAを得点換算した指標が以下のwRAAとwRCである。wRAAは平均値が10となるように、wRCはリーグの全打者のwRC合計値がリーグの合計得点数に一致するようそれぞれ調整が施されている。以上のようにwOBAは打率や長打率、出塁率の改良指標であり、wRAAとwRCは打点の改良指標となっている。

$$wRAA = \frac{(wOBA - \text{リーグ平均}wOBA)}{1.24 \times \text{打席}} \quad (9)$$

$$wRC = \left\{ \frac{(wOBA - \text{リーグ平均}wOBA)}{1.24 \times \text{打席}} + \frac{\text{リーグ総得点}}{\text{リーグ総打席}} \right\} \times \text{打席}. \quad (10)$$

3-2 対象データの範囲

第1章でも触れたように、本論文では、2014年度・日本野球機構のセ・リーグに所属する打者を対象データとして取り上げる。¹⁹⁾そして3-1節で触れた3つの打者評価指標(wOBA・wRAA・

長打率 = (1 × 単打 + 2 × 二塁打 + 3 × 三塁打 + 4 × 本塁打) / 打数。

なお本文中の指標の定義については、岡田ほか[2015]における「セイバーメトリクス用語解説」(pp.193-199)に依拠した。

18) 得点期待値と得点価値の作成、およびそれをもとにしたwOBAの導出に関しては、提唱者であるTango, Lichtman and Dolphin. [2006]の第1章を参照されたい。

19) 使用データは日本野球機構：<http://npb.jp/bis/2015/stats/> および岡田ほか[2015], pp.157-179から採取した。

wRC) を分析の目標対象とする。具体的には、3つの指標を構成する原データ(打数、四球、故意四球 …) を項目変数として用いMT法によるマハラノビス距離を算出する。距離の算出に際しては、「打席数30以上～規定打席未満の打者、ただし投手は除く」を単位空間のデータとし、求めたマハラノビス距離を「規定打席以上の打者、ただし投手は除く」に適用することで、このグループの打者の傑出度を測定するという方法をとる。

4. 分析

4-1 単位空間の妥当性の検討

本章では、第2章の手順に従って、第3章で説明した打撃データからマハラノビス距離を算出し、打撃面における選手の傑出度を測定する。それを実行するにあたって、まず「打席数30以上～規定打席未満の打者」というデータから成る単位空間が分析にとって妥当か否かを確認しておく。そのために、単位空間に属するデータについてもマハラノビス距離 D^2 を算出し、単位空間に属さない信号データに関するマハラノビス距離 D^2 との比較を試みる。この両者が乖離しているほど、傑出度を測る尺度であるマハラノビス距離の性能は高くなるため、「打席数30以上～規定打席未満の打者」という単位空間が妥当であると判断できることになる。

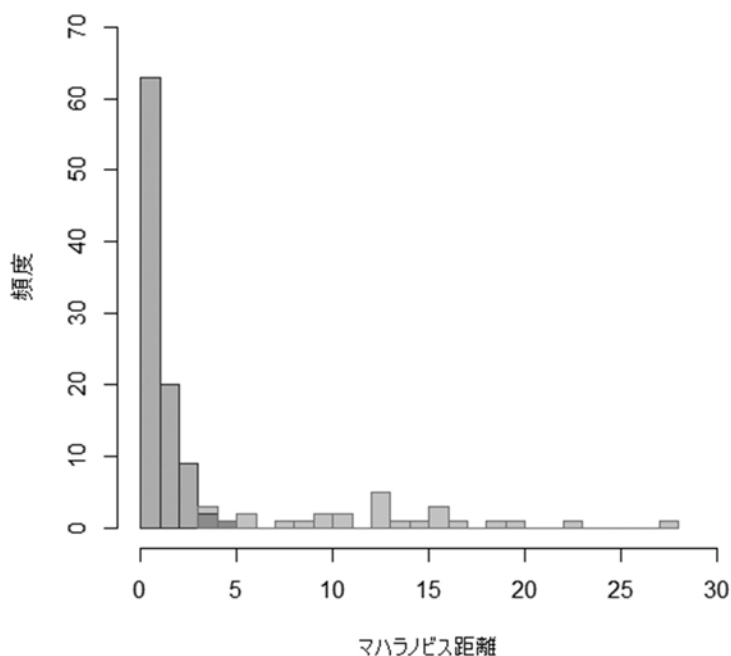


図2 ヒストグラム：単位空間データおよび単位空間外の信号データからのマハラノビス距離

表2 要約統計

	最小値	25%点	中央値	75%点	最大値	平均値	標準偏差
単位空間	0.17	0.39	0.63	1.58	4.53	1	0.86
単位空間外	3.26	8.25	12.18	15.07	27.47	11.98	5.83

2つのデータのマハラノビス距離の関係をまとめたものが図2のヒストグラムと表2の要約統計量である。マハラノビス距離の分布が3～4の辺りで重なり合っている部分が見られるものの、マハラノビス距離が5を境にして2つのデータから算出した距離の分布が完全に分離されている様子が見て取れる。²⁰⁾以上の結果から、打席数30以上の打者を規定打席未満とそれ以上に分割し、前者のグループを単位空間として作成したマハラノビス距離は、単位空間外に位置する規定打数以上の打者の「傑出度」を測る尺度として十分利用可能であると判断できる。²¹⁾

4-2 マハラノビス距離とセイバーメトリクス指標の相関関係

次に、算出したMT法のマハラノビス距離 D^2 が $wOBA \cdot wRAA \cdot wRC$ といったセイバーメトリクスの指標とどのように関係しているかを検討する。

表3から表6はマハラノビス距離と $wOBA \cdot wRAA \cdot wRC$ との類似性を相関係数によって捉えたものである。尺度の材料である単位空間のデータから作成したマハラノビス距離との相関の場合、ピアソンの積率相関係数とスピアマンの順位相関係数ともに、 $wOBA$ で弱い相関、 wRC で強い正の相関が見られるに過ぎなかった。しかし、傑出度の測定対象である規定打席以上の打者の場合、 $wOBA$ で正の相関、 $wRAA$ と wRC に関しては強い正の相関が見られた。²²⁾ 相関係数が1に近いほど、得点期待値（および得点価値）を経由せずに $wOBA \cdot wRAA \cdot wRC$ に関する類似指標を作成できる可能性が高くなる。この点から考えれば、打撃面における多次元データを集約する手段として、MT法（マハラノビス距離）に一定の有効性のあることが判明したといえる。

表7は規定打席以上の打者（セ・リーグ）に関する各種データをマハラノビス距離の大きさによってランキング化したものである。表7の最終行にある順位相関係数から、マハラノビス距離は、打率・長打率・出塁率といった指標よりも、 $wOBA \cdot wRAA \cdot wRC$ といった指標との相関が強いことがわかる。第3章で触れたように、打率などと比べ、 $wOBA \cdot wRAA \cdot wRC$ という指標は各プレー

20) 単位空間外の信号データの中で、マハラノビス距離が単位空間データのそれを下回るものは4つのみであった。

21) 単位空間の取り方に関しては他の分け方も試みたが、規定打席を分離基準としてマハラノビス距離を算出した場合が最も明瞭な分離となっていた。

22) 本論文では、積率・順位の両相関係数が、「 -0.6 」の場合を強い負の相関、「 $-0.6 \sim -0.2$ 」を負の相関、「 $-0.2 \sim 0.2$ 」を無相関、「 $0.2 \sim 0.6$ 」を正の相関、「 $0.6 \sim$ 」を強い正の相関という基準で判定した。

表3 単位空間データに関する相関係数

D ²	相関係数	p-値
wOBA	0.341	0.000
wRAA	0.111	0.142
wRC	0.733	0.000

表4 単位空間データに関する順位相関係数

D ²	順位相関係数	p-値
wOBA	0.383	0.000
wRAA	0.071	0.491
wRC	0.743	0.000

表5 単位空間外の信号データに関する相関係数

D ²	相関係数	p-値
wOBA	0.536	0.002
wRAA	0.610	0.000
wRC	0.736	0.000

表6 単位空間外の信号データに関する順位相関係数

D ²	順位相関係数	p-値
wOBA	0.546	0.004
wRAA	0.604	0.001
wRC	0.732	0.000

と得点との関連をより明確に結びつけた指標、つまり野球というスポーツの構造をより反映した指標である。したがってこれらの指標とマハラノビス距離の間により強い正の相関があるという事実は、マハラノビス距離が多次元データを集約する指標として一定の有効性を持っていることを示していると考えられる。²³⁾

表7の最終列には2014年度のベストナインも併せて掲載した(星印:★)。マハラノビス距離の大きい選手ほどベストナインに選出されている傾向が読み取れる。しかしベストナインの選出は打撃だけでなく守備面も含めた評価であり、かつ記者投票によって決定される方式を取っていることを考えれば、この関連を必要以上に重視してマハラノビス距離の性能を評価すべきではなからう。

4-3 計測項目貢献度の把握

前節では、日本野球機構の打撃データに対して、多次元データを集約するMT法(マハラノビス距離)を適用し、その有効性を検討した。本節では、傑出度のランキングにどの項目が影響しているのかを把握するため、SN比と直行表を用い、計測項目の貢献度を求める。SN比に関しては2-3節でその概要を述べたが、本論文で実際に使用するSN比としては以下の形式のSN比を採用する。²⁴⁾

23) ただしこの点を過大評価すべきではない。マハラノビス距離の作成に使用した項目変数は、あくまでwOBA・wRAA・wRCに対応したものあり、いくつかの項目変数が入っていない打率・長打率・出塁率との相関と比べて高くなるのはある意味で当然といえるからだ。

24) 計測項目の貢献度の測定には、a) 信号の正しい水準がわかる場合、b) 信号のクラスがグレードに分かれている場合、c) 信号の水準値もグレードも不明の場合、という3つの状況がある。本論文はa)のケースに相当するので、それに対応したSN比を使用する。MT法における計測項目の貢献度の測定に関しては、長

表7 マハラノビス距離によるランキング (2014年度, セ・リーグ, 規定打席以上の打者)

選手	D ²	打率	長打率	出塁率	wOBA	wRAA	wRC	ベストナイン
山田 哲人	27.47	0.324	0.539	0.403	0.403	37.4	112.8	★
梶谷 隆幸	22.53	0.263	0.438	0.355	0.347	10.8	72.8	
丸 佳浩	19.49	0.31	0.491	0.419	0.402	27	105.3	★
ゴメス	18.64	0.283	0.492	0.369	0.394	34.4	96.7	★
雄平	16.56	0.316	0.505	0.372	0.381	3.5	87.4	★
マートン	15.38	0.338	0.477	0.394	0.404	2.7	97.7	★
ルナ	15.09	0.317	0.501	0.387	0.397	4.7	84.3	★
上本 博紀	15.05	0.276	0.39	0.368	0.361	28.9	78.4	
村田 修一	14.58	0.256	0.41	0.322	0.328	5.8	59.6	
大島 洋平	13.49	0.318	0.366	0.369	0.342	12.4	74.2	
菊池 涼介	12.71	0.325	0.456	0.352	0.356	21.7	82.8	
阿部 慎之助	12.68	0.248	0.425	0.34	0.341	32.7	60	★
バルディリス	12.64	0.255	0.437	0.331	0.329	13.2	53.6	
鳥谷 敬	12.18	0.313	0.415	0.406	0.388	-3.7	97.8	★
エルドレッド	12.15	0.26	0.544	0.329	0.371	-17.3	69.8	
筒香 嘉智	10.72	0.3	0.529	0.373	0.389	26.3	70.5	
バレンティン	10.51	0.301	0.587	0.419	0.425	2.2	81.2	
川端 慎吾	9.74	0.305	0.421	0.355	0.341	10	72.8	
石川 雄洋	9.61	0.248	0.346	0.306	0.296	-2.5	42	
長野 久義	8.51	0.297	0.445	0.356	0.359	14.2	67.5	
森野 将彦	7.99	0.288	0.432	0.37	0.364	3.4	77.9	
坂本 勇人	5.78	0.279	0.42	0.344	0.345	-16.1	72.5	
畠山 和洋	5.27	0.31	0.481	0.365	0.364	-11.6	61.7	
平田 良介	4.42	0.277	0.399	0.357	0.344	-3.8	57.1	
大和	3.6	0.264	0.319	0.318	0.306	10.6	41.3	
片岡 治大	3.39	0.252	0.34	0.304	0.294	19.8	37.2	
荒木 雅博	3.26	0.268	0.329	0.338	0.326	32.1	48	
D ² との順位相関係数		0.384	0.504	0.497	0.546	0.604	0.732	

データ出典：打率からwRCまでの指標については岡田ほか [2015], pp.156-179, ベストナインについては日本野球機構HPにあるhttp://www.npb.or.jp/award/2014voting_bt9.html を一部改変して引用した。

表8 マハラノビス距離の平方根と信号水準値

マハラノビス距離 D_h^2 の平方根	D_1, D_2, \dots, D_l
信号データの真値 (wOBA・wRAA・wRC)	M_1, M_2, \dots, M_l

$$\text{SN比 } \eta = 10 \log_{10} \frac{\frac{1}{r}(S_\beta - V_e)}{V_e}. \quad (11)$$

このSN比は以下の手順で導出される。

ステップ1)

マハラノビス距離 D_h^2 の平方根 $D_h (h = 1, \dots, l)$ を算出し、目標とするデータ (MT法では信号データの真値と呼ぶ) と組み合わせたデータセットを用意する (表8)。本論文の場合、wOBA・wRAA・wRCが目標とする信号データの真値となる。

ステップ2)

上記(11)式の中に表8のデータを代入してSN比を求める。ここで右辺の各変数は以下の式から算出されたものを使用する。

$$\text{全変動 } S_T = D_1^2 + D_2^2 + \dots + D_l^2 \quad (12)$$

$$\text{信号の大きさ } r = M_1^2 + M_2^2 + \dots + M_l^2 \quad (13)$$

$$\text{比例項の変動 } S_\beta = \frac{(M_1 D_1 + M_2 D_2 + \dots + M_l D_l)^2}{r} \quad (14)$$

$$\text{誤差変動 } S_e = S_T - S_\beta \quad (15)$$

$$\text{誤差分散 } V_e = \frac{S_e}{l-1}. \quad (16)$$

wOBA・wRAA・wRCのそれぞれに関し、上記の手順でSN比を求めた結果を表9の右側3列に掲載した。2-3節で触れたように、これらのSN比を項目の有無ごとに平均化し、その差を求めたものが各項目の貢献度となる。図3・図4・図5はそれぞれの結果を棒グラフで表現したものである。マハラノビス距離に対する貢献度の大きさは、wOBA・wRAA・wRCの3つのケースでほぼ共通した傾向を示している。具体的には、打数・単打・四球・死球・失策出塁の貢献度がプラスで高い一方、三塁打と故意四球の貢献度はマイナスとなった。

この貢献度の結果を見ると、マハラノビス距離が3つの野球指標を十分に捉えきれていない側面が読み取れる。第3章で触れたwOBA・wRAA・wRCの定義では、同じ安打でも一塁打よりも二塁

表9 wOBA, wRAA, wRC のSN比

項目 組み合わせ	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	wOBA	wRAA	wRC
	打数	単打	二塁打	三塁打	本塁打	犠飛	四球	故意四	死球	失策 出塁	SN比	SN比	SN比
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	15.87	-32.97	-31.64
2	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	13.79	-33.74	-33.55
3	1	1	2	2	2	1	1	1	2	2	15.70	-33.00	-32.44
4	1	2	1	2	2	1	2	2	1	1	15.27	-33.03	-31.77
5	1	2	2	1	2	2	1	2	1	2	13.72	-32.96	-33.36
6	1	2	2	2	1	2	2	1	2	1	15.04	-33.97	-33.75
7	2	1	2	2	1	1	2	2	1	2	15.43	-33.09	-32.25
8	2	1	2	1	2	2	2	1	1	1	13.89	-34.08	-34.36
9	2	1	1	2	2	2	1	2	2	1	15.64	-32.35	-31.19
10	2	2	2	1	1	1	1	2	2	1	12.85	-33.92	-34.72
11	2	2	1	2	1	2	1	1	1	2	14.96	-33.52	-32.82
12	2	2	1	1	2	1	2	1	2	2	12.17	-35.33	-35.88

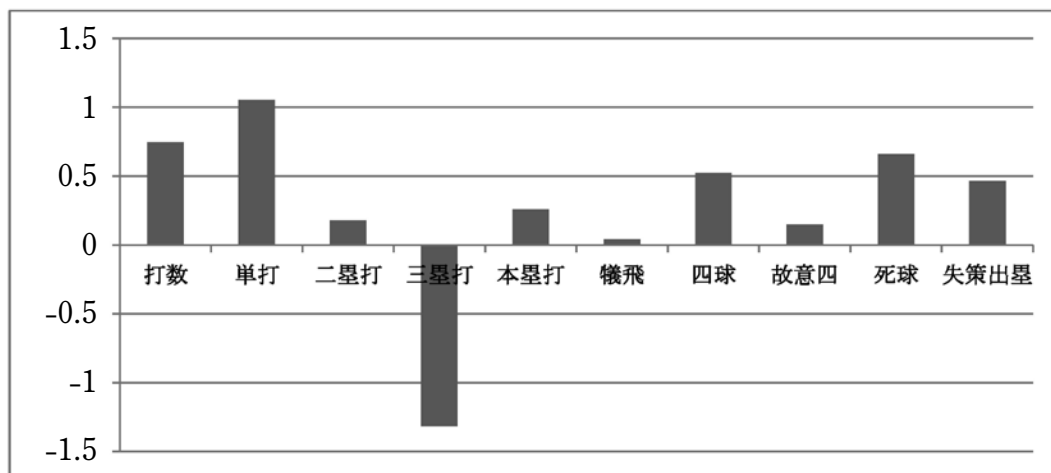


図3 項目の貢献度：信号の真値がwOBAの場合

打、二塁打よりも三塁打、三塁打よりも本塁打の方が得点への影響が強い事実を反映し、一塁打よりも二塁打、三塁打、本塁打により大きな重み付けの係数が割り当てられていた。これに対し今回導出したマハラノビス距離の場合、安打の中では単打の貢献度が最も高く、三塁打に至ってはマイナスの貢献度という結果が出た。4-2節においてマハラノビス距離がwOBA・wRAA・wRCに対して正の相関関係にあることから、多次元データを集約する同距離の能力が高いことを見た。しか

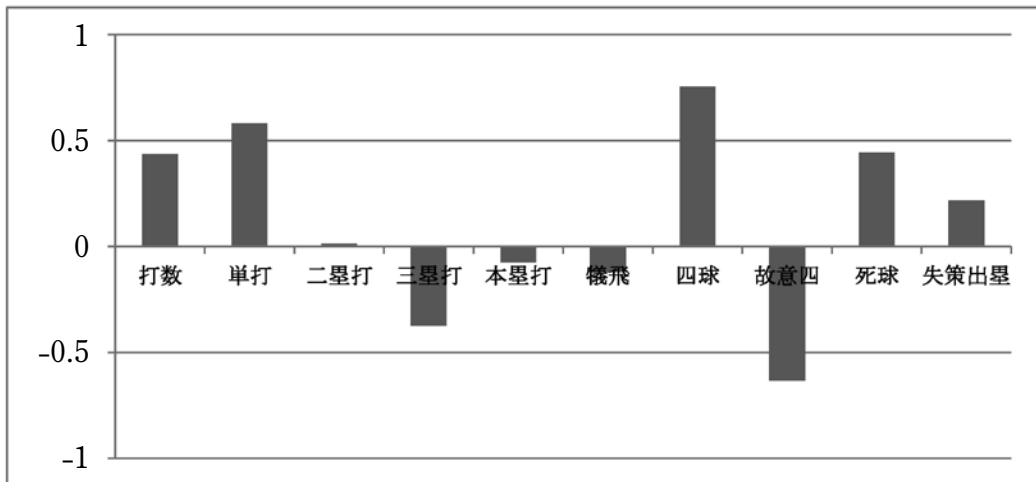


図4 項目の貢献度：信号の真値がwRAAの場合

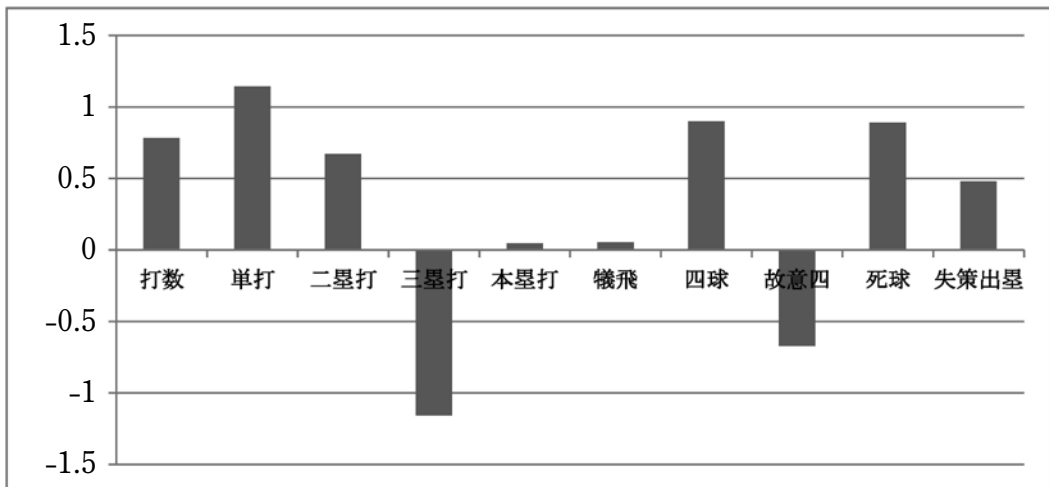


図5 項目の貢献度：信号の真値がwRCの場合

し項目の貢献度という観点で見た場合、マハラノビス距離は、上記3つの野球指標における項目貢献度の高低までは正確に捉えきれていない事実も浮かび上がってきた。この意味でマハラノビス距離は目標とする指標の全体的な傾向（順位相関）をかなり再現できたものの、項目の重要性（貢献度）を把握するという点については不十分であることが判明した。

5. 結語

本論文では、多次元データの集約法の1つであるMT法を野球（日本野球機構）の打撃データに

適用し、その有効性を検証した。その結果、a) MT法によって作成したマハラノビス距離は、野球というスポーツの構造を反映した3つのセイバーメトリクス指標の集約能力を項目データのみからある程度再現できたが、b) マハラノビス距離における項目の重要度（貢献度）に関しては、3つのセイバーメトリクス指標における項目の重要度と一致しない部分がある項目で見られた。

b) のような問題点があるものの、a) の利点を考えれば、多次元データを1つの指標に集約するという目的に対し、MT法（マハラノビス距離）の有効性は高いと考えられる。特に、多次元データが存在する一方、そのデータが生み出されたメカニズムやデータ間の関係が理論的に十分把握できていない状況のもとでパターン認識やランキングを作成したい場合、その準備的・1次的な手段としてMT法（マハラノビス距離）は高い能力を発揮するといえよう。

今後の研究課題としては、今回取り上げた野球データのみならず、他のスポーツへもMT法を適用することが考えられる。2-1節でも触れたように、多くの分野でMT法の利用が進んでいる。しかし豊富な多次元データがありながら、その生成メカニズムが十分つかみ切れていないスポーツという分野に関しては、実証分析がまだ少ない。²⁵⁾ 野球ほどプレー構造の理解が進んでいない種目も少なからず存在する（球技に限定しても、サッカー、ハンドボールなどはその典型といえよう）。このような種目を対象にMT法を適用し、パターン認識やランキング作成を実行することが、今後の研究課題の1つといえる。

参考文献

邦文文献

- 岡田友輔・道作・三宅博人・morithy・蛭川皓平・高多薪吾・Student・水島仁・神事努・市川博久・大南淳 [2015], 『セイバーメトリクス・レポート4』, 水曜社。
- 曾我光英 [2008], 「T法(1)と重回帰分析の予測精度の比較検討」, 『第16回品質工学会研究発表大会論文集（品質工学会）』, pp.430-432。
- 田口玄一 [1999], 『品質工学の数理』, 日本規格協会。
- 田口玄一・兼高達武 編集 [2002], 『MTシステムにおける技術開発』, 日本規格協会。
- 田口玄一監修・品質工学会 編・編集主査：矢野宏 [2007], 『品質工学便覧』, 日刊工業新聞社。
- 田口玄一監修・編集委員長：矢野宏・編集主査：矢野耕也・鴨下隆志 [2012], 『田口玄一論説集 第4巻』, 日本規格協会。
- 立林和夫 [2004], 『入門タグチメソッド』, 日科技連。
- 立林和夫編著・手島昌一・長谷川良子著 [2008], 『入門MTシステム』, 日科技連。
- 長谷川良子 [2004], 『マハラノビス・タグチ (MT) システムのはなし』, 日科技連。

25) 曾我 [2008], 牧野 [2009] はその数少ない例外である。前者はMT法を発展させたT法を用いてサッカーJリーグ1部に所属するチームの順位を予測し、後者は同じくMT法を発展させたTS法によってゴルフスコアの予測を行っている。

牧野和昭 [2009], 「TS法を適用したゴルフのスコア予測」, 『品質工学 (品質工学会)』, 第17巻第1号, pp.80-85.

宮川雅巳 [2000], 『品質を獲得する技術』, 日科技連.

欧文文献

Baumer, B and A. Zimbalist [2014] , *The Sabermetric Revolution*, University of Pennsylvania Press.

Gowers, T, J. Barrow-Green, and I. Leader.(ed.) [2008] , *The Princeton Companion to Mathematics*, Princeton University Press (砂田利一・石井仁司・平田典子・二木昭人・森真 監訳 [2015], 『プリンストン数学大全』, 朝倉書店).

Langville, A. N and C. Meyer . [2013] , *Who's#1?:The Science of Rating and Ranking*, Princeton University Press (岩野和生・中村英史・清水咲里 訳 [2015], 『レイティング・ランキングの数理』, 共立出版).

Tango, T.M, M.G.Lichtman, and A.E. Dolphin [2006], *The Book*, TMA Press.

e-references

日本野球機構 「2014年度シーズン成績」: <http://npb.jp/bis/2015/stats/> (2015年10月5日閲覧).

日本野球機構 「2014年度ベストナイン」: http://www.npb.or.jp/award/index_2014.html (2015年10月5日閲覧).

FanGraphs : <http://www.fangraphs.com/library/getting-started/> (2015年10月13日閲覧).

国連開発計画 「人間開発指数 (HDI)」: <http://hdr.undp.org/en/2014-report> (2015年10月20日閲覧).