

ゴルフシミュレーションを用いた「稼いだ打数」の評価

塩治龍三朗[†] 川村秀憲[†] 鈴木恵二[†]

ゴルフに関する研究は、ゴルフショットの飛距離や正確性に関係した研究が多くされている。しかし、ゴルフでのスコアアップを目指す際にゴルフショットの練習をするだけでなく、より高いスコアが出せていない原因を正確に把握し、それらの改善を行うことも重要であると考えられ、こういった研究はあまりされていない。そこで本稿は、ゴルフシミュレーションと「稼いだ打数」というゴルファーの1打1打のショットを評価することができる指標を用いてゴルファーのプレーデータを分析し、スキル向上の方法について検討した。

An Evaluation of Strokes Gained Stats using Golf Simulation

RYUZABURO SHIOJI[†] HIDENORI KAWAMURA[†]
KEIJI SUZUKI[†]

There are many researches about golf shot relating with distance and accuracy concerning golf. However when aiming to have a better score at golf, it is important not only to practice golf shots but also to correctly know the cause of not being able to get a better score and improving them. Furthermore, there are not many researches about this theme. In this paper, we studied a method to analyze golfers play data to improve skill by using golf simulation and a index called Strokes Gained Stats which evaluate golfers every shot.

1. はじめに

ゴルフは、クラブという道具を使っていかに少ない回数でボールを打ってカップに入れるかを競うスポーツである。この事から、ゴルフショットのスキル（身体的な技術）が総打数であるスコアに大きく影響することがわかるため、ゴルフスキルに関する研究が多くされている。ゴルフスイングに着目したものでは、加速度計や Kinect などのセンサを用いてゴルフスイングをキャプチャし、理想のスイングを身に付けるサポートをする研究[1][2]が行われている。プロゴルファーのデータ分析に着目したものでは、プロゴルフ大会の統計データからプロゴルファーとアマチュアゴルファーのスキルの違いを分析する研究[3]が行われている。

こういったゴルフスキルに関する研究が多くされている一方で、ゴルファーのもつスキルのうち、どのスキルがスコアに寄与しているのかを認識することもスコアアップを目指す際に重要であると考えられる。これは、スコアに悪い影響を与えている要素を把握することができれば、それらを中心的に改善する効率的な練習が行えると考えられる。そこで本研究は、目標としているスコアを取得するための具体的なスキルの改善点を見つけ出すことを目的とする。

このような観点での研究として Broadie らは稼いだ打数 (Strokes Gained) 指標といったゴルファーの打ったショットを定量的に評価することができる指標を提案した [4][5][6]。Broadie らはこの指標を用いてプロゴルファーの様々なスキル要素でランク付けや、どのスキル要素がプロゴルファーとアマチュアゴルファーを分離するのかの研究

などを行っている。さらに、この指標はアメリカのプロゴルフ大会 PGA でも使用されている。稼いだ打数の最も大きな特徴は、ゴルファーのどのショットがスコアに寄与しているかを「打数」という単位で知ることができることにある。この情報を得ることで、ゴルファーのどの要素がスコアに悪い影響を及ぼしているか知ることができ、データに基づいてより高いスコアを得るための改善点を把握することができる。

しかし、この指標は膨大な数のプレーデータから計算したベンチマークを元にショットの評価を行うため、多数のプレーデータを入手するのが困難な場合は稼いだ打数を使用することができない。さらに、稼いだ打数では平均的なプロゴルファーをベンチマークとしてショットを評価するため、目標としているスコアをプロゴルファーに設定することしかできない。

そこで、本稿はゴルフシミュレーションと Q 学習を用いて、稼いだ打数を計算するのに必要なベンチマークを任意のスキルで作成する手法を提案し、検証する。

本稿は以下の構成となっている。第2章では稼いだ打数の概要と計算方法について記述する。第3章ではゴルフシミュレーションで使用するシミュレーションモデルについて説明する。第4章では Q 学習をどのようにゴルフに適用するかを述べる。第5章では提案手法で作成したベンチマークの評価と、提案手法を用いて任意のスキルとあるプレーデータの稼いだ打数を計算し、結果を示す。最後に第6章で本稿のまとめを行う。

[†] 北海道大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

2. 稼いだ打数

稼いだ打数とはゴルファーのコースで打ったショットを評価することができる指標である。この評価の内容は、平均的なプロゴルファーがコースのある地点からカップインまでにかかる平均打数をベンチマークとし、分析対象のショット前後の位置でのベンチマークを比較して、プロゴルファーのショットより良いショットならば正の値になり、悪いショットならば負の値になる。

稼いだ打数についての詳細が述べられている Broadie らの研究では、ShotLink[7]というプロゴルフ大会 PGA の全トーナメント中の全ショットを蓄積しているデータベースから、プロゴルファーがコースの各地点からカップインまでかかる平均打数を統計的手段で計算している。平均打数は、ベンチマーク関数 $J(d_i, c_i)$ という形で表すことができる。 d_i は i ショット目のカップインまでの距離、 c_i は i ショット目を打つ地点のコースの状態（ラフ、バンカーなど）を指す。このベンチマーク関数を元に i ショット目の稼いだ打数 g_i はショットを打った前後のベンチマークから実際に打った 1 打を引いた、

$$g_i = J(d_i, c_i) - J(d_{i+1}, c_{i+1}) - 1$$

と表され、 n ショットを打ってカップインしたあるホールの稼いだ打数は、

$$\sum_{i=1}^n g_i = \sum_{i=1}^n (J(d_i, c_i) - J(d_{i+1}, c_{i+1}) - 1) = J(d_1, c_1) - 1$$

と表される。さらに、ゴルフコースには難易度を示すコースレートが設定されているため、ゴルフコースに応じて稼いだ打数も変化することが考慮されている。これは、コースレートの異なるコース間の稼いだ打数を比較する際に重要となる。

これらの式を使って簡単な例（図 1）を紹介する。あるゴルファーが 1 打目にあたるティーショットを打った際、ショット前後での地点のベンチマークが $J(d_1, c_1) = 4.2$ 、 $J(d_2, c_2) = 3.0$ であるとする。この場合、このショットの稼いだ打数は $g_1 = 4.2 - 3.0 - 1.0 = 0.2$ となり、平均的なプロゴルファーと比較すると 0.2 打稼いだショットを打ったことになり、スコアに良い影響を与えたショットであることが分かる。同様に 2 打目のショット前後の地点でのベンチマークが $J(d_2, c_2) = 3.0$ 、 $J(d_3, c_3) = 2.5$ であるとする、2 打目の稼いだ打数は $g_2 = 3.0 - 2.5 - 1.0 = -0.5$ となり、プロゴルファーの平均的なショットより 0.5 打悪いショットを打ったことになる。

この稼いだ打数を利用するにあたって、必要不可欠なのはベンチマークを計算する膨大なプレーデータである。Broadie らは ShotLink から 1000 万以上のプロゴルファーのショット情報と Golfmetrics[4] といったアマチュアとプロゴルファーのショット情報が蓄積されているデータベースから 10 万以上のショット情報を利用して計算をしてい

る。しかし、一般的にはこのような膨大なプレーデータを収集することは困難である。さらに、ベンチマーク関数を計算するのに十分なショット情報を集められないゴルフコースも存在する。

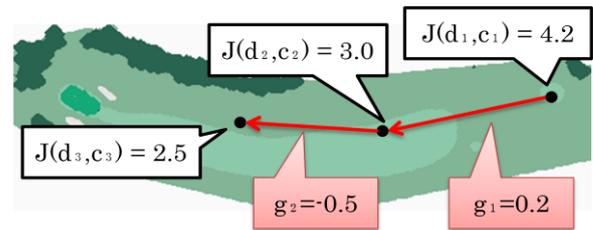


図 1 稼いだ打数の例

本研究では、ゴルフシミュレーションと Q 学習を用いて任意のスキルでのベンチマークを作成する手法を提案する。

3. ゴルフシミュレーション

本章では、ゴルフシミュレーションで使用されるゴルフモデルについて説明する。

ゴルフシミュレーションに関する研究は次のとおりである。Ko らは、ゴルフスキルとスコアの関係を検証するためにゴルフ全体のシミュレーションモデルを開発した[8]。菅原らは Ko らのゴルフシミュレーションモデルを参考に、安定してよいスコアをとるための攻略ルートを見つけるために必要なスコアの期待値（期待スコア）を求めるためのモデルを開発した[9]。

本稿でゴルフシミュレーションを使用する目的は、任意のスキルでのベンチマーク関数 $J(d_i, c_i)$ を取得することである。菅原らの開発したモデルで定義している期待スコアとはコースの任意位置からカップインするまでの期待打数を指していて、期待スコアを最小化するモデルとなっている。この期待スコアは、稼いだ打数のベンチマークと同じ意味を持つため、本稿は菅原ら開発したゴルフシミュレーションモデルを使用する。以下にシミュレーションモデルの概要を説明する。

3.1 ゴルフコース

ゴルフの競技を行うために定められた区域をコース、またはホールと呼ぶ。全てのホールを含めたゴルフ場の総称をゴルフコース、グリーン上にある穴のことをカップと記述する。コースは以下のように 8 つの区域に分けられる。

- (1) ティーインググラウンド (tee)
- (2) フェアウェイ (fairway)
- (3) ラフ (rough)
- (4) バンカー (bunker)
- (5) ウォーターハザード・ラテラルウォーターハザード (WH)
- (6) グリーン (green)
- (7) OB

- (8) 林 (trees)
(9) カップ (cup)

コース区分 (図 2) の集合 L を以下のように定義する.

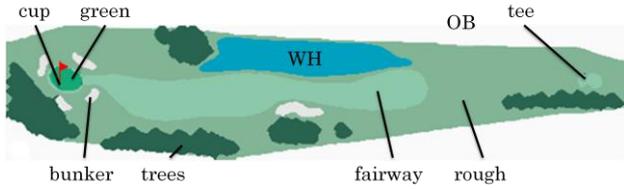


図 2 コース区分

$$L = \left\{ \begin{array}{l} \text{tee, fairway, rough, bunker,} \\ \text{WH, trees, green, OB, cup} \end{array} \right\} \quad (1)$$

ゴルフの競技は通常 18 ホールをプレーし, 18 ホールをすべてまわることをラウンドと呼ぶ. ホール h の集合 H とし, h は状態 s の集合である S と, ある状態 s でのコース区分を導く関数 l を要素として持つ.

$$H = \{h_1, h_2, h_3, \dots, h_{18}\} \quad (2)$$

$$h = \{S, l\}$$

$$s = (x, y) \quad (s \in S, S \in \mathbb{R}^2) \quad (3)$$

$$l: S \rightarrow L$$

3.2 ゴルフショット

ショットとはゴルフクラブを用いてボールを打つことを指す. 競技中使用できるクラブは 14 本で, 通常はウッド (W) 3 本, アイアン (I) 10 本, パター 1 本の組み合わせが多い. クラブには番号がついており, 番号が大きくなるほど飛距離が短くなる. 最も飛距離の長い 1 番ウッドはドライバー (DR) と呼ばれる. 本稿ではウッドとアイアンを使うことをショット, パターを使うことをパッティングとする. 飛距離の単位はヤードを用い, ショットされたボールの空中から落下までの飛距離をキャリー, 落下後ボールが停止するまでの距離をランと呼ぶ.

3.2.1 ショット

ボールを打ったとき狙った位置と実際のボール落下位置の間にずれが生じる. ずれの大きさは確率的であるとし, ボールの落下位置がある確率分布で表わされると仮定する. つまりスキルレベルの高低が狙った位置からのずれの大きさを表す. ショットの際, 使用するクラブ, ボールを打ち出す水平方向と垂直角度, ボールを打ち出す力加減, ボールを曲げるかどうかの 5 つを決める. 本稿では垂直角度 (インテンショナルハイ・ローボール) とボールの曲がり (フック, スライスなど) は定義せず, ゴルファーの行動 a をクラブ c , ボールを打ち出す水平方向 θ , 力加減 $pw \in \mathbb{R}$ から定義する. また, 行動の集合は A である.

$$a = \{c, \theta, pw\} \quad (c \in C, 0 \leq \theta < 2\pi, 0 \leq pw \leq 1) \quad (4)$$

$$C = \{\text{DR, 3W, 5W, 2I, 3I, 4I, 5I, 6I, 7I, 8I, 9I, PW, SW}\} \quad (5)$$

本稿では単純にキャリーと方向がそれぞれ正規分布に従うものとし, そのパラメータをスキルとして定義する. 各クラブで飛距離が異なり, 一般的に番手が 1 つ上がると

飛距離が 10 ヤード伸びる. 平均キャリー d の集合を D , 飛距離の標準偏差 σ_d の集合を Sig_d , 分布の中心の左右のずれを表す方向の平均値 μ_θ の集合を M , 方向の標準偏差 σ_θ の集合を Sig_θ とする.

$$D = \{d_c | c \in C\} \quad (6)$$

$$\text{Sig}_d = \{\sigma_{d_c} | c \in C\} \quad (7)$$

$$\text{Sig}_\theta = \{\sigma_{\theta_c} | c \in C\} \quad (8)$$

$$M = \{\mu_{\theta_c} | c \in C\} \quad (9)$$

b_d と b_θ はコース区分から決まる値でショットの正確性に影響し, フェアウェイとティーインググラウンドが基準で, ラフやバンカーだと値が大きくなる.

$$b_d: L \rightarrow \mathbb{R} \quad (10)$$

$$b_\theta: L \rightarrow \mathbb{R} \quad (11)$$

これにより, ボールを打った後の落下地点 $s' = (x', y')$ はボールを打つ前の位置 $s = (x, y)$ から以下のように表される.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d' \cos \theta' \\ d' \sin \theta' \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$d' \sim N(d_c \cdot pw, (b_d(l) \cdot \sigma_{d_c})^2) \quad (13)$$

$$\theta' \sim N(\theta + \mu_\theta, (b_\theta(l) \cdot \sigma_{\theta_c})^2) \quad (14)$$

また, ミスショットする確率 p_{miss} を定義し, ミスショット (ダフリ, チョロ) の場合は使用クラブ c よりキャリーの短いクラブ c' を使うと考え, 飛距離が短くなることを表す. つまりショットの分布は 2 つの正規分布による混合分布として表現される.

ランについては, 簡易かつ高速に処理するため「carry fraction」を計算する. ランとキャリーを含めた全体の飛距離 r , キャリー d , carry fraction を cf とすると, $cf = d/r$, ランは $d(1 - cf)/cf$ となる. carry fraction はクラブデザインについての研究[10] から推定している.

この論文では carry fraction を, クラブ番号を変数とする対数関数として定義し, そのパラメータは各ゴルファーのドライバーの飛距離によって決める. carry fraction はフェアウェイを基準としており, ラフを通るときランはフェアウェイの半分の距離となり, バンカーではボールは転がらない. 最後に, p_{miss} の集合を P_{miss} とし, スキル skill を以下のように定義する.

$$\text{skill} = \{D, \text{Sig}_d, \text{Sig}_\theta, M_\theta, P_{\text{miss}}\} \quad (15)$$

$$P_{\text{miss}} = \{p_{\text{miss}_c} | c \in C\} \quad (16)$$

また, 戦略 st を状態空間 S から行動空間 A への写像とし, 集合を St とする.

$$st: S \rightarrow A \quad (17)$$

3.2.2 パッティング

パッティングでは左右と飛距離のずれが少ない正確性の高さ, グリーン上で起伏や芝が生えている向きを分析する力も必要となる. パッティングにおいて重要な起伏に

ついてモデル化していないため、パッティングについてはボールの位置を確率的に決めるのではなく、Bansal らの研究[11] を参考にカップインまでにかかるパット数を確率的に決める。図 3 はプロゴルファーについてのグラフである。

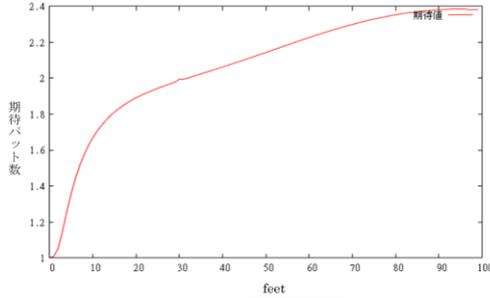


図 3 カップまでの距離に対する期待パット数

3.3 期待スコアと最適化問題

ここでは、期待スコアを求める計算式を定義し、それを用いて最適化の目的関数を定義する。スコアはグリーンオンするまでの打数、パット数、ペナルティ数（罰打数）の合計である。また、ショットとパッティングの期待スコアの2つに分けて定式化する。1 ホールの期待スコアは戦略 st とスキル $skill$ とホール h から決まる条件付き期待値とし、1 ホールのスコアを N 、1 ホールのショットのスコアを N_1 、1 ホールのパッティングのスコアを N_2 とする。

$$E[N | st, skill, h] = E[N_1 | st, skill, h] + E[N_2 | st, skill, h]$$

目的は、あるホールでスキルが不変の場合に、戦略を変化させて期待スコアを最小化することである。よって目的関数は以下の式となる。

$$\min_{st \in S_t} E[N | st, skill, h] \quad (18)$$

まず、グリーンオンしたときにスコアが n である確率 $P_1(n | st, skill, h)$ を定義し、ショットの期待スコア $E[N_1 | st, skill, h]$ を以下の式で表す。

$$E[N_1 | st, skill, h] = \sum_{n=0}^{\infty} P_1(n | st, skill, h) \cdot n \quad (19)$$

スコア $n \in N$ は打数と罰打数の合計である。また、ゴルファーがペナルティを受けるコース区分にボールを打ち込んだことを示すため、ペナルティ u を定義する。 u は 0 か 1 をとり、1 のときペナルティを受けるものとする。ショット前のボールの位置が s_n 、ペナルティが u_n で、ショット後のボールの位置が s_{n+1} 、ペナルティが u_{n+1} となる確率を $p(s_{n+1}, u_{n+1} | s_n, u_n, st, skill, h)$ とし、ホール h の中でコース区分がグリーン領域を D 、ティーインググラウンドで 1 打目を打つボールの位置を s_{tee} とする。よって $P_1(n | st, skill, h)$ は以下のように定義される。

$$E[N_1 | st, skill, h] = \sum_{n=0}^{\infty} P_1(n | st, skill, h) \cdot n \quad (20)$$

$$p(s_n, u_n | st, skill, h) = \sum_{u_{n-1}=0}^1 \int p(s_n, u_n | s_{n-1}, u_{n-1}, st, skill, h) \cdot p(s_{n-1}, u_{n-1} | st, skill, h) ds_{n-1}$$

$$p(s_0, u_0 | st, skill, h) = \delta(s_0 - s_{tee}) \cdot \delta_{u_0, 0}$$

$\delta(x)$ はディラックのデルタ関数と呼ばれる超関数、 δ_{ij} はクロネッカーのデルタと呼ばれる記号で、以下の性質を持つ。

$$\delta(x) = \begin{cases} \infty & (x = 0) \\ 0 & (x \neq 0) \end{cases} \quad (22)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \delta(x) dx = 1 \quad (x \in \mathbb{R}) \quad (23)$$

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & (i = j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases} \quad (24)$$

$$\sum_{n=0}^N \delta_{n0} = 1 \quad (n \in \mathbb{R}) \quad (25)$$

$p(s_{n+1}, u_{n+1} | s_n, u_n, st, skill, h)$ の定義は後述する。

最後に、グリーン上で m パットしてカップインする確率 $P_2(m | st, skill, h)$ を定義することにより、期待スコア $E[N_2 | st, skill, h]$ でボールがグリーンオンした後のパッティングの期待スコア $E[N_2 | st, skill, h]$ を以下の式で表す。

$$E[N_2 | st, skill, h] = \sum_{m=0}^{\infty} P_2(m | st, skill, h) \cdot m \quad (26)$$

ボールが位置 s にある確率を $p(s | st, skill, h)$ とする。

$$p(s | st, skill, h) = \sum_{m=0}^{\infty} \left(\sum_{u_m=0}^1 p(s_m, u_m | st, skill, h) \right) \quad (27)$$

また、 $g(s, m)$ は、グリーン上の s の位置から m 回パッティングしてカップインする確率を表す関数である。関数 g は図 3 から定義している。 $p(s | st, skill, h)$ と $g(s, m)$ から、 $P_2(m | st, skill, h)$ は以下のように定義される。

$$P_2(m | st, skill, h) = \int_D p(s | st, skill, h) \cdot g(s, m) ds \quad (28)$$

次に、 $p(s_{n+1}, u_{n+1} | s_n, u_n, st, skill, h)$ の定式化を行う。 $p(s_{n+1}, u_{n+1} | s_n, u_n, st, skill, h)$ を関数 f で表すと以下のようになる。

$$p(s_{n+1}, u_{n+1} | s_n, u_n, st, skill, h) = f(s_{n+1}, u_{n+1}; s_n, u_n, st, skill, h) \quad (29)$$

関数 f はショット後のボール位置の分布であり、以下の複数の分布から成る。

- ショットによるボール落下位置の分布 $f_1(s_{n+1}^{(1)}; s_n, a, skill, h)$: ボール位置 s_n からスキル $skill$ のゴルファーが行動 a をとった後のボール落下位置 $s_{n+1}^{(1)}$ の分布。木の衝突とランは考えない。
- 林に関わるボール位置の分布 $f_2(s_{n+1}^{(2)}; s_{n+1}^{(1)}, s_n, h)$:

ボールが林を通過する場合、一定距離ごとに木と衝突するか判定する反復試行を考える。木の高さについては簡単のため、軌道を3つに分けた真ん中の部分ではボールが木より高い位置にあるみなして衝突確率を0とする。ショットによるボール落下位置 $s_{n+1}^{(1)}$ 、関数 f_2 によって新たに決まる位置を $s_{n+1}^{(2)}$ とする。

- ランについての分布 $f_4(u_{n+1}; s_{n+1}^{(3)}, h)$: ショットによるボール落下位置を $s_{n+1}^{(2)}$ 、関数 f_3 によって新たに決まるランを含めたボール位置を $s_{n+1}^{(3)}$ とする。
- 次状態のペナルティの分布: 位置 $s_{n+1}^{(3)}$ のコース区分が OB か WH なら u_{n+1} は 1, それ以外なら 0。
- 現在状態のペナルティによるボール位置の分布 $f_5(s_{n+1}^{(4)}; s_{n+1}^{(3)}, s_n, u_n, h)$: ペナルティ u_n が 1 なら 1 打罰を受ける。つまりスコアは 1 個増えるがボール位置が変わらない。
- 池に関わるボール位置の分布 $f_6(s_{n+1}^{(5)}; s_{n+1}^{(4)}, s_n, h)$: ショット後のボール位置を $s_{n+1}^{(4)}$ とし、コース区分が WH の場合、最後にボールが WH の区域を横切った位置が新たなボール位置 $s_{n+1}^{(5)}$ となる。
- OB のボール位置分布 $f_7(s_{n+1}^{(5)}; s_{n+1}^{(4)}, s_n, h)$: ショット後のボール位置を $s_{n+1}^{(5)}$ とし、コース区分が OB の場合、新たなボール位置 s_{n+1} はショット前のボール位置 s_n と等しくなる。

つまり、関数 f は以下の式で求められる。

$$\begin{aligned}
 f(s_{n+1}, u_{n+1}; s_n, u_n, st, skill, h) = & \\
 \int \int \int \int \int f_1(s_{n+1}^{(1)}; s_n, st(s_n), u_n, st, skill, h) \cdot & \\
 f_2(s_{n+1}^{(2)}; s_{n+1}^{(1)}, s_n, h) \cdot f_3(s_{n+1}^{(3)}; s_{n+1}^{(2)}, s_n, st(s_n), u_n, h) \cdot & \\
 f_4(u_{n+1}; s_{n+1}^{(3)}, h) \cdot f_5(s_{n+1}^{(4)}; s_{n+1}^{(3)}, s_n, u_n, h) \cdot & \\
 f_6(s_{n+1}^{(5)}; s_{n+1}^{(4)}, s_n, h) \cdot f_7(s_{n+1}^{(5)}; s_{n+1}^{(4)}, s_n, h) \cdot & \\
 ds_{n+1}^{(1)} ds_{n+1}^{(2)} ds_{n+1}^{(3)} ds_{n+1}^{(4)} ds_{n+1}^{(5)} &
 \end{aligned}
 \tag{30}$$

関数 f_1 から f_7 の詳細な説明は紙面の都合上省略する。

4. Q 学習

本章では、ゴルフシミュレーションモデルで定義している期待スコアを最小化する最適化問題を解くためになぜ Q 学習を用いたか、どのように適用したかを説明する。

Q 学習を用いた理由としては、複数の確率分布の組み合わせにより定義されているこの問題を解析的に解くことは困難であるため、また定義しているゴルフモデルにおいて、未来の状態が過去の状態によらず現在の状態から決まるマ

ルコフ性を有しているため、マルコフ決定過程のフレームワークで有効な手段である Q 学習[11]によって数値的に解くためである。

次にどのように Q 学習を適用したかについて説明する。

- (1) 行動: モデルではクラブ、力加減、方向の3つから定義されているが、Q 学習を適用するため離散化と行動空間の縮小を行う。まず力加減は常にフルショットとし、一番飛距離の短い SW より短い距離を狙えなくなるように、SW だけ飛距離 10 ヤード刻みで力加減できるものとする。そしてそれぞれを1つのクラブとして扱っている。また、方向は $[0, 360)$ の範囲で整数値をとる。
- (2) 状態: コースの状態はコースの座標 (x, y) で連続値のため、ある大きさのグリッドで区切り離散化する。計算量と精度を見て、グリッドの大きさは約 3 ヤード四方とする。コースレイアウトは図 2 のようなコース画像を考え、状態はコース画像上にあり、状態空間の大きさは画像の大きさと等しく、状態がコース画像上からはみ出した場合は OB とする。
- (3) 報酬: 報酬の与え方はスコアをもとにし、次状態が OB か WH のときは 2, グリーンなら 1+期待パット数, その他は 1 である。パッティングにおいては、簡略化のため全てのスキルのゴルファーで同じ値を用いる。
- (4) Q の初期化: グリーン上にボールがのった時点でエピソードを終了する。グリーン上の Q 値は更新されないため、グリーン上の Q 値の初期値は全て 0 とする。グリーン以外の Q 値については、学習に用いるスキルから見積もる予想の期待打数より大きい値に定める。
- (5) 行動選択: 行動選択は ϵ -greedy を用いる。ここでは学習時間と学習結果を見比べた際に、複数のコース、スキルに渡って効率よく学習が行われた $\epsilon = 0.9$ という値を用いる。
- (6) 学習アルゴリズム: 学習の開始位置(状態の初期位置)はティーインググラウンドとし、ボールがグリーンオンした時点で1つのエピソードを終了する。学習率 α , 割引率 γ は、学習時間と学習結果を見比べた際に、複数のコース、スキルに渡って効率よく学習が行われた値 $\alpha = 0.1$, $\gamma = 0.9$ という値を用いる。図 4 にアルゴリズムをまとめる。

```

Q(s, a)を初期化
各エピソードごとに以下を繰り返す
  状態sの初期化(ティーインググラウンドから開始)
  以下を繰り返す
    ε-greedyから、状態sでの行動aを選択
    ・確率εでランダムな行動選択
    ・確率1-εでsに対するmin_a Q(s, a)となるaを選択
  aをとり、報酬rと次状態s'を観測する
  ・s'がグリーンなら r ← 1+期待パット数
  ・s'がOBかWHなら r ← 2
  ・それ以外 r ← 1
  Q(s, a) ← Q(s, a) + α[r + γ min_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)]
  s ← s'
sがグリーンになるまで
    
```

図 4 Q 学習アルゴリズム

そして、本稿では最小期待スコアをベンチマークと仮定するため、 Q 値とベンチマーク関数は以下の関係となる。

$$\min_a Q(s, a) = J(d_s, c_s) \quad (31)$$

d_s は状態 s の時のカップまでの飛距離、 c_s は状態 s の時のコース区分を指す。さらに、シミュレーションではゴルフコース毎に学習を行っているため、コースの難易度（フェアウェイの長さやハザードの位置などで決まる指数）はベンチマークに影響している。よってベンチマーク関数 $J(d_s, c_s)$ にはコース難易度も含まれていると考える。

5. 実験

5.1 ベンチマークの評価

ここでは、ゴルフシミュレーションと Q 学習を用いて求めたベンチマークの評価を行う。Broadie らの研究ではティー位置でのベンチマークは、

$$J(d, c = \text{tee}) = 2.38 + 0.0041d$$

にあてはまると示している。よって、学習結果である各コースのティー位置でのベンチマークの合計値と、各コースでの Broadie らの式の値の合計値を比較することで、提案手法で作成したベンチマークの精度を評価する。提案手法で作成したベンチマークは、学習のエピソード数を 2 千万回とし、スキルは表 1 に示すプロゴルフ大会 PGA から推定したプロゴルファーの平均的なスキルを使用した。また、コースについてはオーガスタ・ナショナル・ゴルフクラブ、大札幌カントリークラブ、アルペンゴルフクラブ美唄、札幌芙蓉カントリークラブの 4 つを使用した。

| クラブ | DR | 3W | 5W | 2I | 3I | 4I | 5I | 6I | 7I | 8I | 9I | PW | SW |
|----------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 飛距離 | 270 | 243 | 230 | 225 | 212 | 203 | 194 | 183 | 172 | 160 | 148 | 136 | 124 |
| 飛距離の標準偏差 | 7.72 | 7.12 | 6.63 | 5.73 | 5.25 | 4.77 | 4.34 | 4.04 | 3.5 | 3.08 | 2.59 | 2.29 | 1.99 |
| 方向の標準偏差 | 1.81 | 1.69 | 1.57 | 1.51 | 1.39 | 1.33 | 1.27 | 1.21 | 1.15 | 1.08 | 0.91 | 0.78 | 0.66 |

表 1 プロゴルファーの平均スキル

結果は表 2 のようになり、Broadie らの示した式とは 4 つのコースにおいて平均約 2.2 打のずれが生じることがわかった。これは 18 ホールすべてのティー位置のベンチマークを合計した値なので、稼いだ打数を計算する際は 1 ホールのティーショットで平均約 0.12 打の差が生じることになる。提案手法はコース難易度も考慮している値と考えると、稼いだ打数を計算するのに十分なベンチマークであると考えられる。

| ゴルフコース名 | 本手法の合計ベンチマーク | Broadieらの合計ベンチマーク | 差 |
|--------------------|--------------|-------------------|-------|
| オーガスタ・ナショナル・ゴルフクラブ | 72.04 | 73.32 | -1.28 |
| 大札幌カントリークラブ | 62.78 | 67.65 | -4.86 |
| アルペンゴルフクラブ美唄 | 69.50 | 67.83 | 1.67 |
| 札幌芙蓉カントリークラブ | 69.18 | 68.22 | 0.96 |

表 2 提案手法と Broadie らのベンチマークの差

5.2 スコア 90 台のベンチマークを用いた稼いだ打数

ここでは、提案した手法でスコア 90 台のスキルを用いて

ベンチマークを作成し、これを使ってプレーデータの稼いだ打数を計算し、スコア 90 台を取得するためのスキルの改善点を見つけ出すことができるかを検証した。

本稿で提案した手法を用いて作成したベンチマークは学習のエピソード数は 2 千万回とし、スキルは表 3 で示したスコア 90 台のゴルファーの推定スキルを使用した。コースについては、プレーデータがプレーをした大札幌カントリークラブを使用した。

| クラブ | DR | 3W | 5W | 2I | 3I | 4I | 5I | 6I | 7I | 8I | 9I | PW | SW |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|------|------|------|------|
| 飛距離(ヤード) | 230 | 215 | 200 | 195 | 180 | 170 | 160 | 150 | 140 | 130 | 115 | 105 | 95 |
| 飛距離の標準偏差 | 23.16 | 21.36 | 19.89 | 17.19 | 15.75 | 14.31 | 13.02 | 12.12 | 10.5 | 9.24 | 7.77 | 6.87 | 5.97 |
| 方向の標準偏差 | 5.43 | 5.07 | 4.71 | 4.53 | 4.17 | 3.99 | 3.81 | 3.63 | 3.45 | 3.09 | 2.73 | 2.34 | 1.98 |

表 3 スコア 90 台の平均スキル

稼いだ打数を計算したプレーデータとしては、アベレージ 125 のゴルファーが大札幌カントリークラブでプレーしたデータを使用した。つまり、アベレージ 125 のゴルファーがスコア 90 台を目指している状況で、稼いだ打数を用いてスキルの改善点を見つけられるかの検証を行った。

表 3 のスキルで作成したベンチマークを用いてプレーデータの稼いだ打数を計算した結果をホール別、ショット別、状態別、クラブ別にまとめたものを表 4、表 5、表 6、表 7 に示した。

| ホール | PAR | スコア | SG |
|-----|-----|-----|--------|
| 1 | 5 | 8 | -3.18 |
| 2 | 4 | 7 | -2.69 |
| 3 | 4 | 9 | -4.82 |
| 4 | 3 | 6 | -1.77 |
| 5 | 4 | 4 | 0.67 |
| 6 | 5 | 7 | -2.05 |
| 7 | 4 | 4 | 0.36 |
| 8 | 3 | 7 | -3.19 |
| 9 | 4 | 11 | -6.02 |
| 10 | 5 | 6 | -0.95 |
| 11 | 4 | 8 | -3.39 |
| 12 | 4 | 10 | -5.61 |
| 13 | 3 | 4 | 0.25 |
| 14 | 5 | 7 | -3.07 |
| 15 | 4 | 7 | -3.56 |
| 16 | 4 | 9 | -4.81 |
| 17 | 3 | 5 | -0.58 |
| 18 | 4 | 7 | -2.43 |
| 合計 | 72 | 126 | -46.84 |

表 4 ホール別の稼いだ打数

| クラブ | 回数 | 合計SG | 平均SG | 平均飛距離 |
|-----|-----|--------|-------|--------|
| 3W | 40 | -28.40 | -0.71 | 118.48 |
| 5I | 9 | -2.61 | -0.29 | 82.26 |
| 9I | 1 | -0.26 | -0.26 | 84.93 |
| SW | 24 | -6.32 | -0.26 | 28.72 |
| PW | 2 | -0.29 | -0.15 | 102.78 |
| PT | 45 | -8.96 | -0.20 | 6.69 |
| 合計 | 121 | -46.84 | | |

表 5 クラブ別の稼いだ打数

| 状態 | 回数 | 合計SG | 平均SG |
|---------|-----|--------|-------|
| tee | 19 | -15.30 | -0.81 |
| fairway | 25 | -14.84 | -0.59 |
| rough | 30 | -8.17 | -0.27 |
| bunker | 2 | 0.43 | 0.22 |
| green | 45 | -8.96 | -0.20 |
| 合計 | 121 | -46.84 | |

表 6 状態別の稼いだ打数

| ショット | 回数 | 合計SG | 平均SG |
|-------|-----|--------|-------|
| tee | 19 | -15.30 | -0.81 |
| short | 29 | -9.38 | -0.32 |
| long | 28 | -13.20 | -0.47 |
| put | 45 | -8.96 | -0.20 |
| 合計 | 121 | -46.84 | |

表 7 ショット別の稼いだ打数

これらのデータより、ティーショットの稼いだ打数が非常に低いことがわかる。19回のティーショット（ティーショットでOBショットがあり打ち直しがあったため19回）のうち3Wを16回、5Iを3回使用していることから、クラブ別の3Wの稼いだ打数にも影響している事も分かる。これは、3Wの失った打数28.40のうち、半分以上がティーショットで打数を失っていることから分かる。これらより、ティーショットと3Wの練習を行うことで稼いだ打数を大きく減少させることができると考えられる。

次に、OBショットに着目した改善点を考える。プレーデータでは4打のOBショットがあった。それらのOBショットの飛距離を変えず、ボール落下点をコース内に収めるのに必要な角度とその時の稼いだ打数の違いを表8に示した。

| ホール | 打順 | ショット | 使用クラブ | 角度の差 | 稼いだ打数の違い |
|-----|-----|-------|-------|---------|----------|
| 1番 | 1打目 | Tee | 3W | -5° | +1.11打 |
| 3番 | 1打目 | Tee | 3W | -7° | +2.07打 |
| 9番 | 3打目 | Short | SW | -42° | +0.95打 |
| 14番 | 1打目 | Tee | 3W | -26° | +2.52打 |
| | | | 平均 | -38.75° | +1.66打 |
| | | | 合計 | | +6.65打 |

表 8 OBショットの角度を変えた時の稼いだ打数の違い

この結果より、OBショットを打った時はすべて右にずれているためOBしていることがわかる（角度は時計回りを正としている）。つまり、ここで使用したクラブのショット精度を向上させるか、ショットを狙う場所を予め左に設定することがOBショットを無くし、稼いだ打数を6.65打縮めるための改善策になる。

最後にプレーデータの全てのショットにおいて、飛距離を変えず、角度のみを変え、稼いだ打数が最も大きくなる位置にボールが落下するように角度を変化させた時の角度の差と稼いだ打数の違いをショット別、状態別、クラブ別にまとめたものを表9、表10、表11に示した。

| ショット | 回数 | 合計SGの差 | 平均SGの差 | 平均角度の差 |
|-------|----|--------|--------|--------|
| tee | 19 | 9.60 | 0.51 | -5.68 |
| short | 29 | 10.13 | 0.35 | -5.22 |
| long | 28 | 11.38 | 0.41 | -3.20 |
| 合計 | 76 | 31.10 | | |

表 9 ショット別の方角と稼いだ打数の差

| 状態 | 回数 | 合計SGの差 | 平均SGの差 | 平均角度の差 |
|---------|----|--------|--------|--------|
| tee | 19 | 9.60 | 0.51 | -5.68 |
| fairway | 25 | 10.46 | 0.42 | -3.49 |
| rough | 30 | 11.02 | 0.37 | -6.73 |
| bunker | 2 | 0.02 | 0.01 | 24.00 |
| 合計 | 76 | 31.10 | | |

表 10 状態別の方角と稼いだ打数の差

| クラブ | 回数 | 合計SGの差 | 平均SGの差 | 平均角度の差 |
|-----|----|--------|--------|--------|
| 3W | 40 | 17.99 | 0.45 | -5.94 |
| 5I | 9 | 3.83 | 0.43 | 2.33 |
| 9I | 1 | 0.27 | 0.27 | -9.00 |
| SW | 24 | 8.01 | 0.33 | -4.90 |
| PW | 2 | 0.99 | 0.49 | -3.00 |
| 合計 | 76 | 31.10 | | |

表 11 クラブ別の方角と稼いだ打数の差

これらの結果より、全体的に全てのショットを左方向に打つことで稼いだ打数が増加することがわかる。この改善策としては、ショット精度をより高くすることで狙った地点にボールを落とせるようにする方法と、あらかじめいつも狙う地点より左にボールを打つことで結果的にボールを左に落とす方法がある。これは、改善点をスキルの改善とマネジメントの改善の2つの観点からの改善策にあたる。

以上より、本研究で提案した手法を用いて、任意のスキルで作成したベンチマークを使ってプレーデータの稼いだ打数を計算することができ、さらにスキルの改善点を把握することができることが示された。

6. まとめ

本研究は、膨大な数のプレーデータを使用する代わりに、ゴルフシミュレーションを用いて稼いだ打数を計算するのに必要なベンチマークを作成する手法を提案した。実験より、先行研究で実データを用いて求められたベンチマークと本手法で作成したベンチマークのずれはコース難易度が影響していると考え、稼いだ打数を計算するのに十分な値であると結論付けた。さらに、任意のスキルで作成したベンチマークを用いてプレーデータの稼いだ打数を計算し、スキルの改善点を把握することができることを示した。

参考文献

- 1) Yi-Chen Huang, et al. Calculate Golf Swing Trajectories from IMU Sensing Data. In Parallel Processing Workshops (ICPPW), 41st International Conference on. IEEE, pages 505-513, 2012.
- 2) Lichao Zhang, Jui-Chien Hsieh and Shaozi Li. A Kinect based golf swing reorganization and segmentation system. In: Proceedings of the 2012 international conference on Pervasive Computing and the Networked World. Springer-Verlag, p. 843-847, 2012.
- 3) Mark Broadie and Soonmin Ko. A simulation model to analyze the impact of distance and direction on golf scores. In Winter Simulation Conference, WSC '09, pages 3109-3120, 2009.
- 4) Mark Broadie. Assessing golfer performance using Golfmetrics. In Proceedings of the 2008 World Scientific Congress of Golf, pages 253-262, 2008.
- 5) Mark Broadie. Assessing golfer performance on the PGA TOUR. Interfaces, 42.2: 146-165. 2012.
- 6) Broadie, Mark. Every Shot Counts: Using the Revolutionary Strokes Gained Approach to Improve Your Golf Performance and Strategy, Gotham, (吉田晋治訳, 牧田幸裕解説 (2014年) 『ゴルフデータ革命』 プレジデント社。) 2014.

- 7) ShotLink <http://www.shotlink.com/>
- 8) Soonmin Ko. A Simulation Model to Analyze the Impact of Golf Skills and a Scenario-based Approach to Options Portfolio Optimization. In Submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy in the Graduate School of Arts and Sciences, Columbia University, 2012.
- 9) 菅原 翔梧, 川村秀憲, 鈴木恵二. Q 学習を用いたゴルフの攻略ルート支援に関する研究. 情報処理学会研究報告. ICS, [知能と複雑系], 2014.
- 10) Frank D. Werner and Richard C. Greig. How Golf Clubs Really and How to Optimize Their Designs. Origin Incorporated, 2000.
- 11) Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. Reinforcement Learning. A Bradford Book, MIT Press Cambridge, MA, 1998.