

「人工知能と法律」研究タスクフォース2022年座談会 「カーリングとAI」

「人工知能と法律」研究タスクフォース

鳥海 不二夫 JILIS 理事 東京大学大学院 教授
実積 寿也 JILIS 理事 中央大学 教授
宍戸 常寿 JILIS 参与 東京大学大学院 教授
加藤 尚徳 JILIS 上席研究員 株式会社 KDDI 総合研究所

ゲスト

山本 雅人 北海道大学 教授

鳥海 毎年やっている人工知能タスクフォースの座談会ですが、今回は北海道大学の山本先生の研究室を訪問して、カーリングAIを中心にお話を聞いてみたいと思います。

まずは、自己紹介を一言ずつお願いします。まず私は東京大学の鳥海です。人工知能技術の社会応用を研究テーマとしてやっています。

実積 中央大学の実積です。今は中央大学では経済学を教えています。専門は通信政策ですが、最近はAIにも興味を持っています。OECDのAI原則起草に関与させてもらった縁で、現在は、フランスとカナダが発起人となって世界の専門家を集めたGPAIの委員として活動しています。

宍戸 東京大学の宍戸です。専門は、国内的には伝統がある憲法と、それと関連して情報法です。その関係で総務省やそれ以外の政府のデータの取り扱いであるとか、AIについて議論するときに呼んでいただいていた勉強させていただいたり、『ロボット・AIと法』

という、法律家がAIにお話を聞いて考えるという企画をやっていました。

加藤 KDDI総合研究所の加藤です。普段は個人情報保護やプライバシーに関する制度の調査研究、海外と日本の比較をしています。AIに関する規制についても、海外がどうなっているのかということも興味を持って調べています。

山本 北海道大学の山本雅人です。私は、博士論文は機械推論で、どちらかというと論理学のほうで、述語論理の証明みたいなことをやっていたのですが、そこからだんだんAIとかニューラルネットワークとかそういったものに興味を持ってきて、最近はいろいろな応用に広がっています。もともとゲームとかが好きで、バックギャモンを30年以上やっていて日本チャンピオンになったことがあります。バックギャモンは、20年前にAIが人間を越えているような世界です。将棋や囲碁は最近「AIが越えた」といわれていますが、それより10年ぐらい前にAIが人間を越え



左から実積先生、鳥海先生、山本先生、宍戸先生、加藤先生

ている世界を経験してきています。ですので、今の将棋や囲碁を見ていると、時代がもう1回繰り返されているようなイメージを持っています。

そうこうしているうちに、カーリングがターン制だったりするところからゲームと似ていることに気づき、カーリングの研究を始めました。

研究室としては、動物園の動物見守りシステムで行動をリアルタイムで認識して記録を付けるシステムや、手話の自動翻訳といったような研究をしています。最近では、人間の認知関係が面白いということで、錯視を深層学習でモデル化をして、人間の視覚情報等を入れて学習をすると、AIも錯視をするという研究もしています。

カーリングのシミュレーション

鳥海 カーリングの研究を始めたきっかけは何だったんでしょうか？

山本（当時、はこだて未来大学(現東京大学)の)松原先生から「カーリングを研究しない？」という話があって始めました。私がカーリングを体験したというFacebookの投稿をしたことがきっかけです。カーリングの実際の試合ではいわゆる棋譜というのがありませんでした。試合の記録としては石の配置を人が書いて、「こんなことをやった」とかが残っているくらいで、全然電子化されていませんでした。それを電子化しましょうということを北見工業大学の榊井先生がされていました。それと信州大学の河村隆先生らと一緒にプロジェクトを始めたというのがきっかけです。

これがデジタルスコアというものの一例で、どういうシチュエーションで何が起こったかというのを記録するものです。似たようなソフトは実は他にもあって、世界的にはやられているものもあるんですけども、日本で作っているのは榊井先生のところだけです。得点結果とか、ショット率といわれているそれぞれのショットを評価する指標があるんですけども、100点満点で0点/25点/50点/75点/100点の5段階で評価をして、その積算値みたいなものを計算しています。

鳥海 棋譜は作っているんですか？

山本 実は、公式記録員みたいな人は厳密にはいないんです。野球は公式記録員っていますよね。そういう人は全くいないんですけども、サイトを運営している人とかが客観的に付けて、それを公表したりしています。北見工大の人たちが、独自にショットスコアを付けて公表しています。NHKの放送でも使われていて、市民権を得ています。

カーリングAIの特徴になるのが電気通信大学の伊藤毅志先生らが開発したデジタルカーリングで、それっぽい感じの試合をしているように見えます。しかし、このシチュエーションで「さあ次に何をすべきですか？」といわれると、ゲームを分からない人は何をしたいかがさっぱり分かりません。ある程度エキスパートというか、カーリングを知っている人でも、2,3通り候補が出てきて、その良し悪しがあり判断できなかつたりします。ある種、無限の候補の中から絞って何かを出さないといけないし、アイスコンディションで、曲がりすぎたり、思ったより止まらないなどいろいろあります。技術力の問題で狙った通りに行かないこともあります。将棋などは必ず誰が指しても指したいところに歩を突けるけれども、カーリングの場合はプレーを決めてもできない人はできない。そこが最大のポイントなので、はっきりいえば情報工学的に何かしようといっても無理な問題にはなっています。ただ、それでは始まらないので、使える情報としてスコアの状況とか、残り投球数とかから、今どの方向にどれだけの強さを投げるか等を利用して分析をしています。

カーリングには投げるときに右回りか左回りかという選択肢があって、右回りのときには右のほうに曲がって行って、左回りで投げると左のほうに曲がっていきます。ちなみによく勘違いされるんですが、たくさん回転をかけるとよく曲がるかということではなく、回転は毎回ほとんど一定です。アイスの状況によって、今日はちょっと回転を強く投げようねといったことはあるんですが、基本いつも同じ回転で投げています。これで回転する度合いを一定に保ちます。それが安定すると、投げたい場所に投げられるようになります。それが回転でコントロールするのではなくて、回転の仕方を一定にして、どこに向けて投げるかに統一して作戦を練ります。

実際に回転をかけたら、回転をかけすぎると真っすぐ行くということが知られています。逆に回転が遅すぎると止まってしまってナックルボールのようになることがあるので、そこそこの強さで回転をかけるというのが一番上手く行きます。やってみると分かるんですけども、それが一番安定します。

実積 強さと方向を調整しているだけで、あとは一定にしているということですか？

山本 そうです。真っすぐ投げる場合、今日の氷でこの人が投げるならここを目掛けましょうとか、日によっては曲がるのもっとこっちに投げましょうとか、日によってアイスの状況が少しずつ変わるのでそれによって調整しているだけです。誰が投げても

同じ回転をするので、いつも同じところを狙います。

実績 パラリンピックのカーリングもステッキでやりますが、回転方向は同じですよ。

山本 そうです。あれも右か左かで基本的に回転方向は同じです。結局は決めていることは方向とウェイトだけです。

鳥海 避けて出ていくことがあるじゃないですか。あれは回転とは無関係なんですか？

山本 ある場所に行こうと思ったときに、この石を無視したときの軌道が頭の中に浮かんでいるんですよ。そうすると、これは避けられる、その後ろに行くということの想像がつかます。みんなの頭の中では軌道が見えるんです。

鳥海 隠すというじゃないですか。だけど、こう曲がれるんだったら、本当は隠れていないということなんですか？

山本 よく曲がるアイスだと隠れていない場合があるんですけど、多くの場合、綺麗に隠れていますね。ギリギリ行こうと思ったら掠るぐらい、真芯にはまず当たりません。だから、この石は安全というか、守られているということです。回転は同じようにかけるんですけどスピードがありすぎてほとんど曲がらないんです。すごく強く投げると10cmくらいしか曲がりません。ゆっくりすると基本同じように曲がります。それを駆使して使っていて、あとは最後、スイープでせいぜい2.3mの調整をしています。

鳥海 2.3mも調整できるんですか？

山本 1mだという人もいますけど、人によっては4mくらい違うという人もいます。本当のところは分からないですけどね。同じ条件でスイープしたときとスイープしていないときが比較できないので。

鳥海 それを調べた人はいないんですか？

山本 北見工大の榎井先生のところにロックストアといって、ロボットで何投でも同じように投げるといものを導入したので、それでスイープをするどれぐらい伸びるかというのをやっています。ただ、同じラインをずっと使っていると、ペブルといってぶつぶつが剥がれてくるんですよ。そうすると曲がり具合とか止まるところが若干違うので、結局本当に同じ状況をいつも表現するということはできないんです。そういう意味でいくと、シミュレーターというのも、そういうことは表現できないから全く意味がないじゃないかという批判はいつもあります。

ただ、強いショットは曲がらないので、つまり、あまりアイスの影響を受けないということなので、そうするとほとんどピリヤードみたいになっちゃうんですよ。そのときの跳ね返り方はみんなが経験

則で分かっているんですけども、もうちょっと込み合ってくると、そのシミュレーションが頭の中で正確にできない場合が出てきて、しかも、ちょっとズレたときにどうなるかということを考えなきゃいけないとなると、結構頭が混乱してきて、理想的なことしか思い描けなくなるんです。そういうときにカーリングAIは強くて、実際にちょっとだけずらして動かしたときに何が起こるかというのを何通りも全部試せて、起きた局面を評価関数で全部集約してやると、どれぐらいブレるとどれぐらい危ないとか厳密にシミュレートできるので、密集している石がぶつかりあってバラバラとなるような局面には実は強いんです。入力できる情報はスコア状況とか、局面の情報で、あとはどの方向にどれだけの強さで投げかを決めます。

我々のAIを「じりつくん」と呼んでいます。左側が一般的な局面という言い方をしていますけれども、普通のゲーム木探索の考え方と一緒に、候補手として決めます。実際には、カーリングは「これをやろう」と思っても実際には人の技術力やアイスコンディション等でブレが生じるので、そのブレを確率的な分布でモデル化します。横方向が上手い人はあまりブレないので、縦方向に長いような2次元分布を考えます。ただし、狙ったところにはより確率的には多く行くという、起こり得る局面が一つの候補に対してさらにもすごい数になるので、それを1手先でも全部評価しようとするとうんでもないことになってしまいます。我々がやっている候補手は、右ターンでやったときに4,800通りのショットを、強さを含めて生成します。さらに、左ターンで4,800通りあるので、合計9,600手のショットを候補手として列挙しています。なので、現実的に見て2手先ができない状況になっています。1手先でも十分評価がそこそこよくなってきているので、最近は1手先だけです。そういう意味では、ゲーム木といっているながら、2手先・3手先とはならないので、あまり探索という感じにはなっていないんですけども、一応2手先まで対応して、相手が嫌なことをしてくるというミニマックス的な考え方で探索をしています。自分がやって、相手がやって、自分がどうするかを実際の人間のプレイヤーはだいたい考えています。3手先のイメージを持っています。ただ、どうしても理想的な展開をイメージするので人間は楽観的なパターンのことしか考えないです。

実績 3手先ができないのは計算の時間がかかりすぎるということなのですか？それとも、理論的に何か限界があるのですか？

山本 はい、理論的にはできます。最大で一生懸命

頑張って1秒間に500回のシミュレーションしかできないです。なので、20秒近くかかってしまいます。マシンの性能的にもう少し頑張ると10秒くらいです。

組み合わせのパターンが多すぎて、今だと3手先というのがちょっと厳しくて、2手先でもかなり厳しいところです。ただ、それは全通りを調べるからなので、ほとんどは意味のない手です。たとえば、先ほどの画面でいったときに、こういうときにここに投げるといような手も候補の10,000通りに入っていますが、どう考えてもここに行く意味はないですよ。どの手が有効かみたいなのをいったんフィルターをかけて、その中から選ぶというのをやることで、最初の候補手は数百ぐらいまでは減る可能性があります。そうすると、2手先ぐらいはできるパワーはあります。

実積 評価はどうやって？

山本 そこが最大の問題です。この局面がどちらにとってどれだけいいかというのをそもそも評価しなければいけないので、それが大変なんです。最初は手動作成というか、ハンドクラフトの評価関数を作って、石ごとに点数を取れているかどうか、この状態で何点取れているとか、この石が何かに守られているとか、同時に出しにくいかどうかとか、そういう評価を全部組み合わせて、手動で評価関数を作っていました。それで、そこそこ強くなったんですが、限界があるということで、今は機械学習で評価関数を作っています。

鳥海 将棋のAIと同じように成長している感じでしょうか？

山本 はい、そうです。ある地点に置くということを決めると、回転とか方向が決まるので、どこに置きたいかということで候補手を表現しています。それに対して、右向きか左向きかで軌道が決まります。目標地を決めて右ターンか左ターンかを決めると軌道が決まるので、その軌道の中で石が衝突をする場合は衝突のシミュレーションをしてできた局面を作ります。

鳥海 ここに置くということを決めたあとのシミュレーションで、どこかに当たったらそこには置かれずに、弾いた結果が次の局面ということですか？

山本 そうです。実際には弾かれることがそこそこあるので、弾いた局面を作って、それが次の局面になります。そこに対して評価をします。ただ、ここに向けて投げても人によってはこういうところに行っちゃったり、こういうところに行っちゃったりとかするので、それを2次元の確率分布で表現して、そこに行く確率が20%、ここは10%と算出していきます。

これは結局技術力とリンクするので、トップの人をモデル化すると比較的2次元分布、正規分布みたいになります。特にスイープで調整ができるので、スイープをしたあとにどうなるかというのがこの分布の中に反映されているようなイメージです。

鳥海 シミュレーションのパラメータは、位置と右または左ですか？

山本 そうです。そういう意味では単純になっていて、あとは数だけの問題と、生成した局面をどう評価するかという問題になります。

それで、左から4つめのマスのところ投げたときに、このショットを評価するにはズレたときも確率の分布に従って集約しなければいけないので、この1投を評価するときに、そもそも30投くらい投げなければなりません。じゃあ1個ズレたらまた30投投げるのかといったらバカみたいなので、当然ここで投げたものを再利用して、いったん全部投げたあとに確率の集約をその時点でやっていきます。

実積 他の石があって、この軌道だと当たる・当たらないとあると、終着点は違うものになるわけですね。

山本 そうです。だから、ぶつからないときだけそこに置かれるということにして、ぶつかったときにはぶつかったあとのシミュレーションで生成された石の配置が最終状態になります。

鳥海 石の数×2だけシミュレーションを行って、石の関数はそれをもとに計算していくという流れになるんですか？

山本 そうです。それは1ショットにつき10秒ぐら



いで終わらせないといけないという時間の制約があるので。

実積 当たった側の石は決定論的に動くんですか？実際のときにどう動くかというのは、どこをスweepすればいいかで変わってくるんですか？

山本 決定的に動きます。人によってはスweepをすることで軌道が変わるといった意見もありますが、それは誤差の範囲内のため現時点では無視しています。ここまですれどショットの生成です。

勝率の計算

山本 これだけで気が遠くなるんですけども、問題はそこからの評価関数です。将棋も、今でこそ勝率という評価に落ち着いていますが、内部では評価関数が弾きだしている数字って+350点とか-3200点とか、そういう数値になっています。これが結構扱いづらく、+300点と+320点のときの20点差と別のときの20点差は同じなのかという議論になります。それだといろいろと問題があるので、全部勝率にしましょうということになりました。

たとえばこういう局面があったときに、残り2投ずつという局面で、ここから両方で4投投げます。4投投げたあとにこの局面がどうなっているかを予測したい。エンドという単位で8投ずつ投げて終わるんですけども、エンドが終わったときにどちらが何点取っている確率が高いかを予測したい。先攻が赤なので、赤が投げて黄色が投げて赤が投げて黄色が投げて…と終わったあとにこの局面がどうかといったときに、おそらく黄色側が1点取っている確率が高いという、こういう分布ができあがるはずなんです。この局面から黄色が1点取る確率が高いことが分かることがすごいんです。一つは、得点の期待値が計算できるので、ここに対して確率をかけて、この局面は期待得点が0.66点だということがまず分かります。複雑な局面では、3点取ったり2点取られたり、バラつきが大きい局面になるので、また分布が異なってきますが期待値を計算すると0.7点だったとしましょう。そうすると、局面ごとに期待値という一つの指標で比較ができるということが大きいんです。

もう一つは、たとえば3点は要らない局面というのを考えます。1点取ったら勝ち、みたいな。点を取られて負けるほうが痛いので、1点以上取る確率が高ければ、得点の期待値は低いけれども、ゲームの勝率は高い場合があります。期待値も基準として良いと思って作ったんですが、実はこっちの分布のほうが大事だということが分かって、たとえば2点取ったらこのあとの勝率はどうなるかというのが気になって

きます。2点取ったら勝ちという局面だったら分かりやすいんですけども、5エンドぐらいの中盤ぐらいで、1点取るのと2点取るのとでどれぐらい勝率が違うのか。エンドが終わったときに何点差だったらどちらが勝つ確率がどれだけ高いんだというのが実は重要なところなんです。

ある局面で何点取れそうかの確率が分かると、エンドが終わったときに何点差になるかが予測できます。ただし、自分たちは先攻という不利なほうだったとしたとき、実は、選手たちも勝率はよく分かっています。これ勝率はどれぐらいだと思います？

鳥海 相手に1点取らせて自分たちが2点取ると逆転というのを目指すということですよ。2点で逆転ですか？

山本 それで同点です。そのあとさらにまた先攻でということになると、実は結構不利に見えるんです。1点取って2点取っても同点で、さらに先攻だからです。さらに先攻で1点取らなければいけない。実はシビアなシチュエーションです。実際勝率は12%ぐらいです。

鳥海 相当低いですね。

山本 実際の最近のオリンピックとかの試合を分析すると、10%を切っています。

実積 勝てないのは、先ほどいった目標地点に石が置けないということの影響が効いているんですか？それとも、ちゃんと石が置けたとしても勝てない？

山本 先ほどの勝率テーブルという話は、お互いが最善を尽くしたときに、このシチュエーションがどれだけ不利か、この点数差がどれだけ不利かということの意味を以て、そこには置けないといったことは踏まえた数字です。

実積 たとえば、日本側のほうが相手のチームより分散が集中している状況だったら数値が変わってくるということなんですか？

山本 もちろん変わってきます。今はある程度分布を一緒にしているので、ここに行こうと思ったら8割ぐらいはそこに行く、といったモデル化をしていたときのAI同士で戦わせたときの結果です。人同士がやっているときはもう少し値が違ってきますが、だいたいの性質は似ています。通常女子は10エンドゲームをやるんですが、まず始まったときに後攻が勝つ確率が60%です。

鳥海 そんなに違うんですか。

山本 はい。最初に2投ずつ投げてハウスに近いほうが後攻を取ります。それで、勝つ確率が±で20%違います。

鳥海 将棋や囲碁と比べると全然大きいですね。

山本 将棋は今先手が53%~55%程度なんじゃない

かといわれているようですけれども、それと比べても全然違って、ちなみに男子のデータを取ってみると、男子は65.9%。

鳥海 そもそも強いほうが後攻を取りがちというのもあるのでしょうか。

山本 そういうのもあるんですけれども、たとえば、強いチームといわれているようなところが先攻を取ったときと後攻を取ったときの勝率を見ると、やっぱり差が20%ぐらいあるんです。だから、ゲームの性質だと思います。

鳥海 全部で何ゲームぐらいデータを使っているんですか？

山本 女子は全部で2,200ぐらいです。男子は全部で2,500ぐらい。これを公開したら、こんなに違うの？という反響が大きかったです。ある試合を追っかけながら勝率がどう変わっていくかをTwitterで公開したんですけれども、将棋の渡辺名人がカーリングを好きなのでそれを見てくださって、「すごくためになって良かった」と好評をいただきました。そこからTwitterのフォロワー数がとても増えました。

矢野 勝率がAIでやると12%で、実際だと9%という局面がありますが、現実には選手が「不利だ」というふうに思ってショットをミスしたりするということがここからいえるんですか？それは関係ないんですか？

山本 どちらかという、人間のほうがリードしているときに逃げ切る戦略が上手いんですよね。それはAIではその戦略は使わないというか、AIは貪欲に、勝率をベースにしているので99と98なら99を目指すんですけれども、もっと安全な勝ち方ってあるじゃないですか。将棋とかでも、プロはAI的には評価値が低くても絶対間違わない手を選びます。そういう選択肢を選んでいて、何もできないような状況にするのが上手いので、AI同士よりはトップ選手たちの数字のほうが結構効きます。ちょっと弱いチームのデータを入れるとこれが16%ぐらいまで跳ね上がります。トップの人たちに絞るとここまで落ちてくるので、トップの人たちは逃げ切りの技術がすごいんです。

鳥海 ちなみに、AIがほぼミスらない条件で計算するとどうなりますか？

山本 それをやると、最初から最後までブランクを選んで、最後の10エンドに勝つというのを選んでしまうんです。確実にやったことができるとなると、相手の石を微妙にずらしてというのを正確にやればやるほど、すべてのエンドをブランクにして、最後の10エンドで勝ちに行くということをやります。たとえば、10エンド（最終エンド）で同点だったときの

先攻側の勝率というのは、18%ぐらいしかないんです。最初に先攻を持ったら勝率が40%ぐらいしかないという話だったんですが、最後のエンドで先攻を持っている側は、最後のエンドだけを見れば後攻の優位性というのは実は8:2ぐらいです。

鳥海 最後のエンドで後攻を取った時点でほぼ勝ちなんですね。

山本 そうです。そのために、そこから逆算しているいろんなことを考えていきます。ただ、この数字自体あまり知られていない。ここまで不利だと思っていない選手が多いです。

鳥海 ちなみに、1点勝っていた場合の先攻の勝率はどれぐらいですか？

山本 57%です。

鳥海 1点勝っていたら結構勝てるんですね。相手が1点取って同点になったときに後攻がもらえるということですね。

山本 そのときは8割ぐらい勝てるので。もちろん2点取られたら負けなんだけれども、1点で抑えるとそのあと8割勝てるということになります。やっぱりリードしているほうが勝ちやすい。これが分かると、前の8エンド目に頑張って後攻側のほうが1点を取ると2点を取るとでどれぐらい勝率が違うのかという差が出たり、今1点取られるのがどれぐらいまじうかがが如実に出てくるので、今ここで冒険すべきかどうかというのが簡単に分かります。なので、この勝率テーブルを内部に持っておくと、AIの戦略が格段に高度化します。相手から2点取られる可能性が高いというのをどう評価するか難しいんですけれども、このテーブルを持っていると、今2点取って93%にするべきか、失敗して42.3%に落ちるのを避けるかが計算できます。勝率が高いときに2点を取りにいった方が-2点取られる展開になるとすごく勝率が落ちるんです。だからそういう手は良くなって、ここは0点に抑えたほうが却っていい。そういう勝率の換算と期待値と、得点分布からどうすればいいかというのが、人間が不得意な計算をやってくれるので、そういう意味で高度な戦略が出てきます。

実積 冒険的な手というのは、こっちも高得点を狙えるんだけど、相手にも高得点を取られるかもしれないというものも含まれるんですか？

山本 そうです。そういうときに、本当にそれを狙うべきかといったときに、結局どれぐらい勝率を落とす作戦なのかということです。そうすると、自分たちの感覚として、50:50で成功と失敗があるなあだと、50%でこの勝率、50%でこの勝率になるということを実際は計算してやっていくという感じですよ。

鳥海 麻雀でときには降りるような感じですね。

山本 まさにそのような意味です。プロというか上級者の考え方は、リスクがあまりにも大きいから降りるというのを選ぶということを本来やらなくてはいけません。

ルールの改定

加藤 競技によっては、偏りが明らかな場合にはルールの修正が行われる場合もあると思うのですが、カールリングでそのような可能性はあるのでしょうか？

山本 それはいろいろ議論があり、先ほどの男子と女子のデータで、男子は66%だったじゃないですか。始まる段階で2:1のゲームってどうなのかという話があるので、出てきてもおかしくはないんです。今のところは、ブランク、つまり両方点数が入らなかったときに先攻と後攻を入れ替えないというルールがあるんですけれども、それを入れ替えるルールにするという話があります。また、後攻がどうして有利かという、ガードで置いたやつを弱いスピードでちょっとずらすという技術が増えてきたんですが、それによって先攻が中に入れてもそれを弾いてを繰り返し、最後に自分が中に入れて1点という展開が後攻優位性を増しているんじゃないかという話になっており、ルールで禁止しましょうという議論もあります。

実積 ルールの改正が仮に必要なとき、先ほどのシミュレーターで検討を行い、勝率を5割にするためにはこの部分を変更すれば良いですよという提案を行うことは可能ですか？

山本 AIが強くなれば我々もルール変更のために使えるんじゃないかと主張できます。4年前にルール変更があって、最初の4投までは石を出しちゃいけないというルールから5投までダメだというふうに変ったんです。そのルールがあったときとなかったときと、どうAIの戦略が変わるかという議論はできるかもしれませんが、ただ、それも膨大な試合数をやらないといけないのと、その試合数をやるためには1手10秒ぐらいしっかり考えないとダメなので、10エンドの戦いというのはAI的にも厳しいとは思いますが。

鳥海 アマチュアレベルだとそのルールにすると今度はどちらかが圧倒的に有利になるというようなことが起き得るんですよ。

山本 ありますね。アマチュアの僕らがやったら、後攻を持ったほうが有利かといったらそうでもないんです。後攻側が有利そうだけれども、後攻がそんなにいつも点数を取っているわけじゃないので、アマチュアとは様相は全然違うかもしれない。どちらかという、今細かいルールでやっているのはトッ

プの試合だけがルール変更されていたりしています。この前の世界選手権ではちょっとルール変更があったんですけども、明日から始まる日本選手権ではそのルールは適用しない（現在は、国内で行われる大会ではノーティックルールというルールが適用されている）で、古いルールのままだったりします。

実積 このモデルでは、間違った戦略を選ぶという可能性は検討しているんですか？

山本 そういうのはやっていないんですけども、本当はあります。何かが起こってこれが一番良い戦略だよねというのは、たぶん上級者はそこにたどり着けるけれども、アマチュアは自分の技術をもってしてもそもそも分からなくて、変な戦略を選んでいる可能性はあります。そういう意味だとアマチュアのほうのモデルは難しい。しかも、アマチュアってトッププレイヤーの試合を見ているからマネするんですよ。とりえず先攻はセンターガードだよねといって、そのあと後攻はコーナーガードっていったってガードを置くんですけども、それって上手い人じゃないとそれを活かす展開にならないんですよ。たぶんアマチュアの場合の最善手は違うと思います。

加藤 アマチュアのほうかむしろそのときに一番合理的な判断を教えてくれるもののほうが合うということでしょうか？

山本 そう思います。だから、逆にちゃんと本当にレベルを落としてAIでやって、今あなたがたのレベルだったらこの戦略が良いと思いますよというほうが、実は価値があるかもしれない。

モデルの構築

実積 このシミュレーションで計算されたAIの勝率が人間のそれとは異なるということですが、それはどうしてですか？

山本 一つはアイスの曲がり方です。あるトップチームが10試合やったとすると、その10試合の氷の曲がり方って一定じゃないんです。このシミュレーションの設定では若干曲がりづら設定でやっています。もちろん、曲がり方を上手くコントロールできるというのもあるんですけども、毎試合曲がり方は微妙に違うので、どこに設定していいというのが難しい面はあります。評価関数をどう学習するかというところに深層学習を5層ぐらいのネットワークでそれを実現しています。

得点分布が分かると、先ほどの勝率テーブルと組み合わせると、2点取ったときに勝率が何%になるかということがあるので、得点の期待値ではなくて、1点取ったら勝率テーブルを見ると58%になる、2点

取ったら70何%となり、これが期待勝率になります。この分布がすごく重要になるので、分布をいかに正確にやれるかがポイントになります。

各局面をランダムに、ある投球数に対しては100万局面生成して、それを学習していきます。すごく単純なニューラルネットワークになっていて、一番内側に近いストーンのx座標・y座標とか、どちらのストーンか、ハウスの中に入っているかどうか、プレー中かどうかです。

鳥海 これって、xyが決まったらインハウスかどうかが決まるんじゃないんですか？あえて入れたほうが効率が良いんですか？

山本 そうですね。得点に直接絡むかどうかというのをに入れておいたほうが実は良かったというのできています。そういうのを順番に入れていって、最終的には8点取る確率、7点取る確率…と17出力を出します。

鳥海 100万回プレーした結果を直接入れているんですか？

山本 そうです。ここからポイントにはなるんですけども、まず最後の局面から学習していくんです。残り1ショットのときに、ここからは期待勝率が高くなるような最善手を選んで、最後ここを弾けばいいというのが出たら、弾くショットを300回くらい投げます。確率のブレがあるので、自分の石も出ちゃって1点しか取れなかったとか、失敗してスルーして相手に2点あげちゃったとか、それぞれのときに得点が決まります。そうすると、最後の局面については何度も同じショットを投げ続けた場合の得点分布ができあがるので、これを正しいデータにします。任意の局面に対して、このポジションの正確と思われる得点分布を作るという形で、100万局面作ります。

このようにして最善手をいったんここで求めます。その最善手はハンドクラフトで作った一次的なAIでいったん求めてから、ひたすら何百回投げるとできあがります。ぶつかるスピードでいろいろ変わって、いろいろな局面ができて、2点取ったり1点取ったりとバラつくような局面もあったりもします。これをひたすら、いろいろなAI同士でやったときの最終局面だけ大量に取り出してきて、それを100万局面用意して計算させたものが教師信号です。それに対してひたすら学習をして、90万局面を学習して、10万局面で精度を確認して、収束する具合を見えます。だいたい4万ポジション分ぐらいやったときに誤差が落ちてくるというのを確認して、この辺が限界だろうということにして、それを最終投球の評価関数として決めます。最終局面用のニューラルネットワークを1個作り上げます。次に、ラスト2投という局面

があって、そこは、自分が投げて相手が投げるということもやらなければいけないんだけど、そういう局面をまた100万通り作っておいて、今度はそこに対してやっぱり同じ最善手を求め、実際投げて起こった局面ができます。できあがった局面はラスト1投の局面だから、先ほどのニューラルネットワークを使って評価をします。

鳥海 これは同一局面が必ずあるという前提ですか？一番近いものを選ぶ感じですか？

山本 ニューラルネットワークで学習しているので、未知のものでも対応できるという仮定です。ラストの100万通りの局面が学習されているとすると、だいたいどんな局面も近いものがあるって、ニューラルネットワーク上ではそれが汎化されてできていると考えられます。なので、その状態を残り1投の局面のニューラルネットワークに入れてやると、そこで分布が出てきます。その分布を教師信号と考えて、ある局面の学習に使っていきます。最善手を求めるとそこから何投か投げると違った局面ができあがるんですけども、その違った局面に全部評価関数を割り当てて、それを実際平均化して、この局面の評価関数にするんです。それをひたすら、教師信号にして前の場面を学習します。

貪欲的に得点を狙いに行くような最善手を求め、投げたときにできあがる局面でこれを学習する。それを3、4、5とどんどん積み上げていって、最初の1投が投げたときにできあがった局面を前のニューラルネットワークを使うということを繰り返していきます。最終局面からどんどん強化学習的な感じで、葉っぱのほうは絶対正しいというところからだんだんに伝播させていくようなネットワークを作っていくと、結局人間が取るような戦略を取るようになります。たとえば何も教えていないのにセンターガード、ダブルセンターガードといわれている戦略を取るようになりました。基本的には何も教えていないけれども、ニューラルネットワークで学習しただけで、それなりの戦略を取るようになりました。

平昌オリンピックのとき3位決定戦の日本対イギリスで、同点で日本側が黄色で先攻なんですけど、同点だけれども先攻だから日本の勝率は26%しかない。このとき藤澤さんが投げたのが、AIが推奨している目標点に綺麗に隠れました。実は、ショットする前のこの局面を評価させたときは、43%日本側に勝率があるといっていたんです。同点で、負けていて、日本は全く入っていないのに。ここに隠せる石があるから、隠すとスチールのチャンスがあると算出していました。実際投げたあと、その局面をまたAIにかけると55%に跳ね上がりました。これは、投

げる前はここを目指してもどこに行くかがブレるので、その要素を加味すると43%しかなかったが、綺麗なところに置かれたことで55%に上がった。つまり、これはショットの良さを評価するのにも使えます。やる前は43%だったのがやったあとに30%になる場合もあり得るのでその場合は失敗したとなるし、成功したときは勝率が上がるということで、これでショットを評価することもできます。

実績 通常のカーリングの指導者はこの状況に実際に対面した場合、「日本有利」と判断できるのですか？

山本 チャンスとは思っています。おそらく、この43%という認識はたぶんないし、50%は越えていないので不利は不利だと思っているんだけど、スチールのチャンスはあると思っています。結局1点日本がスチールして4対3になって、勝率が逆転しました。4対3で最終エンドを迎えて、相手のイギリスが後攻で1点負けているんだけど、日本側の勝率が56%ぐらいです。最終的には2点取られそうな局面で相手がミスって、日本が1点取って、逆転しました。

数字自体の信ぴょう性は先ほどいったシミュレーションをベースにしているのどこまでかというところの議論はあるんだけど、こういう見方をして勝率テーブルとの合わせ技をすることでこういう見た目の勝率を局面ごとに出すことができ、それを面白いと評価していただいています。

鳥海 ルールがよく分からなくても勝率の変化を見ながらだったら、なんかわくわくしますよね。



山本 そうなんです。カーリングって局面が難しく分らないとか、なんでこんなことをしているのか分らないという方も一定数いるので、そういった人たちに対して支援ができます。AIが「実はこういうショットを狙っています」といったシミュレーションをビジュアルとして見せながら、これによって勝率がこう変化します、などが出せたりしたら面白いですね。

説明可能性

鳥海 ここで見せているのは一番確率が高いものですか。

山本 1個の最善手に対して50通りの局面を生成してその期待分布を合算して作られているんですけど、それを説明するのはちょっとできないので。一番可能性の高いところでどうということが起こるかというを見せて、「だから2点取れるよね」という説明の仕方しかないんじゃないかなと思います。

鳥海 でもその確率って実際には非常に低いわけじゃないですか。

山本 そうです。10%の手をたどっていったら実は0.何%しかない。

鳥海 だから実際には一番太いものを持ってきたら-1点になる可能性もあるんですよね。難しいですね。

山本 そういう意味でいくと、選手の頭の中、もしくはAIの頭の中で考えている最善手が理想としている結果がこうだというものの連鎖は見せられるという感じかもしれないですね。

鳥海 実際どの形になったのかは分からないですよ。全部違うパターンだから。

山本 たとえば4点取れる確率が8%あるとってくれたとしても、本当に提示したパターンの4点かは分からない。

鳥海 その中には当然最後実際に取れた4点の形も8%のどこかに入っているということですよ。

山本 そうだと思っています。

鳥海 これは最善手の評価なのですか？

山本 実際にはこの局面を評価しているのですが、最善手の先を読んでいるというのが実際には正しいです。

鳥海 この場面であり得る手を計算しているわけじゃないですか、実際には。ということは、それを合算すれば、この局面での次の手を出せますよね。

山本 はい。ただ、無駄な手が入ってしまうから、単純に合算するかというところではないです。

穴戸 今のお話だと、2段階で、最善手をまず選ぶという段階があって、そのあと最善手をやったらどう

なるという評価があると思うんです。最善手ではなく、3手ぐらいとりあえず考えて、それでどうするか考えることも可能なのではないでしょうか。

山本 それはあり得ると思います。将棋でも2番手、3番手の手があるように、そのときの評価値としてどうなるか、2番手や3番手の評価を行うことは可能です。

実積 比較的単純な物理の話であって、ストーンが意思を持って動くことはないにも関わらず、説明がとても難しいと感じます。数学に詳しくない方が見たら結構難題ですね。

山本 これを説明するのは相当難しくて、新聞の取材とかだと、全くそういうところまで行かないんですよ。

鳥海 でも、理解できるかできないかでいえば、これは理解できる範囲じゃないですか。人工知能の世界だと全然理解できない範囲というものもあるので、まだ説明可能性が高いほうではありますね。

実積 説明可能性としては高いにもかかわらず、それでもまだ普通の人には分からないのが問題ですね。非常に単純化しながらも説明がとても難しいというのは、何か良い方法はあるのでしょうか。

山本 正直無理かなという感じですかね。最終局面のシミュレーションから作られる得点分布をベースにして、それが1個手前でどう分布するかというのを、丁寧に説明して、分かっていたらどうか。

鳥海 将棋ではAIを使いながら解説しているじゃないですか。あれはほぼ確実に正しい手なんですよ。でも、話を聞いていると、プロ棋士はAIの手をあまり信用しないんですよ。

山本 最近はかなり信用してきているとも思います。

鳥海 信用はしているんですけども、「これはAIの手ですね」みたいな。

山本 人間が選びにくいんですよねとか、そういうところは当然ありますよね。

鳥海 この手じゃないんじゃないですかとか、だから、信用していないとか人間は指さないという手だったりとか。

山本 自分が間違える可能性も含めると、むしろ指せないという手はいっぱいあると思いますよね。

鳥海 場面によって全然違う話なのですが、説明可能性が本当に必要なのか、解釈可能性で良くて、なんかよく分からないけれども、これぐらいリスクがあるからどうしましょ、くらいで良いのかもしれない。

加藤 説明可能性ということで、網羅的になぜこれを取ったのかというのを一から十まで説明しろというアプローチが取られがちなんですけれども、専門

家の視点から合理性や何か根拠付けができる解釈可能性を持って3つぐらい選択肢を出して、さらにそこに上乗せで人間の解釈可能性で、選択肢を一つとか二つとか足して、合計五つの中で比較衡量して考えるような、そういう局面であればAIの活用はすぐにもできるのかなと思いました。たとえば、プロの解説者の方がこれを見たときに論点の見落としチェックに使ったりするようなものです。野球の解説者などは前の晩まで、直前の試合のチェックまでしてそれまでのデータを読み込んで、選手で誰が登板しそう等を全部頭に入れて説明するけれども間違ってしまうこともあると思うんです。そういうときにこういうAIがあると、基礎的なデータで、こういう試合展開だったらこうみたいなシナリオをいくつか想定して、自分なりの味付けをそこにやって解説ができるようになるのではないかなと思いました。見ている側も面白くなるし、解説する側も楽になるというか、充実させられるような、そういう使い方に繋がるんじゃないかなとふと思いました。だから、説明可能性ではなくて解釈可能性で良いんじゃないかと。

宍戸 どのレベルで説明可能なのかということと、最後使う側の問題に行きつきますよね。

実積 特定の局面を解説者に見せたら、みんな同じような解説をされるわけですか？

山本 そんなことはないと思います。もちろんこのデータは解説の方に実際見ていただいたわけではないですけども。ただ、たとえば4点ってなぜ1.5%あるんだろうとか、そういうことで発想が提起されるという効果は結構あって、そういう意味での見ていただくような意味はあるんじゃないかと今聞いていて思いました。一部選手の方にコンタクトを取っていて、少しずつ理解はされるようになってきているので、数字を真剣に考えてみようという動きは出てくるんじゃないかなとは期待しています。

加藤 たとえばこの数値だけ見て+4点の道筋が見えるということもあるのでしょうか。

山本 それはたぶんできると思います。実際私もここからどうやって4点取るのかと考えれば、その一つのシナリオが出てくるんですよ。4点取る確率が一番高くなる分岐は見つけられます。その先は4点に近づくと一つのシナリオなので、そういったことはできるかもしれないですね。

鳥海 4点取らないと負けるんだったらギャンブルに走ると。

インターフェースをちゃんと充実させればできそうですね。

山本 そうなんです。それを本当はやりたくて、AIが最善手を出すということが仮にできたとしても、こ

のショットだったらじゃあどうなんだというのが見たくなるじゃないですか。実際のショットが実は評価値どうなっているの？というのが見たくなるので、そういうのを表示したいですね。そうすると、自分の考えていたこの手はこんなに悪いんだとか、そういうのがたぶん見えてくると思うんですね。

宍戸 相手がそれなりに賢い人だということを前提にして、もともと次の展開を絞り込むということはできるわけですか？

山本 実際同じ評価関数を使って2手先まで考えると、相手は次に嫌なことをやってくるということを前提にした戦略ということになってくるので、それはある種賢いのか、AIと同じ評価基準を持っている相手だったらできます。

加藤 冷静に数値で見るとこの分布なんだけれども、相手方の頭の中の分布はこうなっていないという可能性もありますよね。

山本 それは十分あるんじゃないですかね。たとえば今日のアイスの状態だと後ろに回られたやつを弾けないという恐怖が先に立って手を選ぶこともあります。意識付けなのかその日の調子で思考か分からないですけども、いったん思い込むと思考がこちらに戻ってこないんですね。

宍戸 今のこういう分析を踏まえて考えると、選手の意図を読み解く上で、現実に行われたことを解釈する上でAIが逆に利用できそうですね。

実積 実際に取りられた戦略とAIが想定した戦略は違ったのであれば、このチームはこう考えたんだらうなというのが分かるかもしれませんね。

ロコ・ソラーレAIは作れるのか

実積 ちなみに、ロコ・ソラーレのAIってできるんですか？

山本 難しいのは、個人の技量をモデル化することと、ロコ・ソラーレが考える相手チームのモデル化ですね。

鳥海 フレーム問題が起きそう。

山本 仮にそういう技量のモデル化ができたとしても、本来はそれでもう1回すべてのニューラルネットワークを作り直さなければいけない。スキップの人がこれだけ上手いというんだったら、評価関数自体が違うはずなので、全部それに応じてシミュレーションを作り直さなければいけないです。アイスが今日はすごく曲がるといったら、そのアイスコンディションでもう1回ニューラルを作り直さなければいけないということまで必要になってきます。

鳥海 チームのおおざっぱな戦略の傾向とかぐらい

なら入れられるけれど、その日もぐもぐタイムに何を食べるかによって変わってきちゃったりするので、それ以上はちょっと難しいですよ。

山本 手を付けられていないです。たとえば、今日調子が良いというのをどう考えるのかということになってくると、今までショット率が80%だった人が今日90%だったらそのときにモデルを変えるのかということになってきます。

AIの使い方

実積 実際の試合で最善手が採用される確率はどのくらいですか？

山本 まだ採用されていないほうが多いのかなという気はします。特に、序盤の戦略というのは、将棋のAIでも本当に純粋に学習した評価関数で学習すると、評価関数値の最も高い初手はいつも7六歩とか特定の手になります。そこに定石みたいなデータベースを入れることで、わざと振っていたりします。同じような感じで、ほぼどんなシチュエーションでも最初の手はこれ、となってしまう。同じようにバリエーションはあります。実際には選手たちはこのシチュエーションだったらコーナーガードにしましょうということが綿密に決まっていて、定石の部分も、特に序盤の入り口が結構違うので、展開が全然違ってきます。

加藤 そのチームとか選手によって、その場面の最善の価値観って変わるんですか？いくつか選択肢があったときに、その選択肢を取ったときの成功確率や、得点確率があったときに、このあとの展開をどう進めていくのが自分たちにとって良いかの最善は、チームによって違ってくるんですか？

山本 それは違うといえますね。個人によっても違うと思いますね。

加藤 そうすると、AIが出した最善というのは、人の価値観における最善とは一致していないけれども、数学的なところで見ただけの場合は一定の妥当性はあるので、いわば補助線のようなものがあってそれに対して自分がどういうスタンスでいるかの確認、道標に使えるのではないかと感じました。冷静に数値を見ながら、局面のことを思い出して理詰めで振り返るといった使い方でもできるのではないかと。

山本 そうですね。振り返りがやっぱり重要だと思っていて、バグギャモンをプレーしたあとに解析をかけると、どの局面でエラーがあったか、AIの推奨手とどれだけ勝率を落としたか、AIは絶対なので神のような領域にあって、エラーをするということは何%勝率を落としたというような具体的な数字

が出るんです。ここでエラーをしたということその局面を見直して、結局なんでなのかというって考えてみんなが技術向上をしています。なので、上手くインターフェースも含めて組織化されたシステムとしてできあがったとすると、一通り試合が終わったときに全部の局面が評価されて、AIと違った点が表示され、最善手と実際に取った手の分布の違いなどを見ることで、自分たちが取った手がどれだけリスクがあったという気づきはあるんじゃないかと思っています。理想的なモデルでいっていることが基準になって、戦略の議論がされる場には十分なり得るのかなと思っています。

鳥海 たとえば、この場面が本当は上手く行っていれば得点のチャンスだったのに、ミスしたからダメだったのであれば、どの技術を上げればいいのかというのがわかりますね。

山本 そうですね。ショットをする前のショットをしたあとの勝率の差を見ると、技術的にミスしたかどうか分かるんですよ。

鳥海 AIもどう使うかですね。

山本 まさにそうです。プロ棋士が将棋のAIに負けたという事実があると、カーリングのAIが出てきたといったら「AIに負けません」という話にどうしてもなるんです。でも、そもそもAIはプレーしないし、どんなに頑張ってもロボットを作ったところで全然対等にはならないので、そういう勝負を目指しているわけではないのですが、そこがなかなか理解されないのが大変です。

鳥海 選手の特徴とかを入れるともっと精度が良くなるという話もあったけれども、精度を上げることもメインの目的ではないですね。

山本 そうですね。AチームとBチームが戦う場合、当然その統計的・平均的なものと違う戦いが行われています。だけど、たとえば防御率1.5の投手と、打率3割の投手がいるといったときに、その数字の意味がないかといったらやっぱりあるんです。だからその基準となる統計的な数字を知った上で、自分たちはどうすべきかを考えて欲しい、AIを鵜呑みにする、勝率テーブルを鵜呑みにするというのはまず方向として間違っていると思っています。ただし、その情報を知るのが良いか知らないほうが良いかといったら、たぶん知ったほうが良いという立場でこれを提供しています。

鳥海 これからスポーツのAIは、基本的に勝ち負けではなく、そういう方向でどんどん使われていくんだろうなと思います。特に将棋などと違って技量が入ってくるというのが一番面白いところですね。実は将棋ってAIを入れるとつまんなくなる部分もあるんですよ。正解手が分かると、どんなすごい人でもAIのいう正しい手ができるかが見えてしまうので、藤井竜王ですら、すごい手を指しても当然だと思ってしまうんですよ。それに対してこれは、この難しいショットを決めたという素晴らしさが前面に出るから、こういうほうがAIの使い甲斐がある気がするんですよ。

山本 とんでもなく危なかった局面がすごく良いショットで改善されていったというのがある種数値のデータとして見られるので、その1ゲームの中で勝率が30%ぐらい落ちたり上がったりしているんだというのを見ていただければ良くて、それがたとえば2%精度が違うじゃないかといわれても、それは大した問題ではないという考え方です。



鳥海 応援している人から見たら、「ピンチを乗り越えた!」と興奮できますよね。

実積 解説コメントが画面に出ると面白いかもしれませんね。このショットによって勝つ確率が上がりましたとあって、ヒートマップ的な色だけでも出ると面白い。

鳥海 ある石を吹き飛ばしたいというための手は何種類もあるじゃないですか。そのガードを吹き飛ばしたいという意図がちゃんと言語化でき、説明が自然にできると良いですよ。

山本 そうですね。ここを目標点にするという言い方だとどの手も違いがないんですけども、この手をやるとテイクする、この手はドローで、この手はフリーズするという結果が、本当は一つ一つの点に割り振られています。このドローというのはこの辺の周りは全部ドローですとか、この辺は全部テイクですとあってなっているんですよ。そこに対する評価値の分布があって、そのテイク系のショットだったらどうなるのかとか、ドローだったらどうなるのかがあるはずなんですよ。

鳥海 ヒートマップで見せることはできないんですか？

山本 先ほどのヒートマップはまさにそれです。こちら辺に置く手は全部良い、少しぐらい先に伸びてもこれに隠れれば良いと見えるんですよ。一方、ここに投げるとこの赤に当たっちゃって、後ろのハウスに入らないので、こちら辺を目標にする手は全部ダメだということもわかります。

鳥海 それだったら外に放り投げたほうがまだマシということか。

山本 放り投げたほうが全然良いですよとっているんです。

鳥海 これを見ればなんとなく解釈はできるわけですよ。

山本 そうです。この辺で先ほどやっていた候補手の分布が分かるんですけども、最善手の周りに2番手・3番手が来ちゃうので、実はトップ3を見ても全部同じ類のものなんです。そこで、カテゴリを作って、これはドローするというカテゴリ、こちら辺をこっち側にぶつけていなくならテイクとか。数種類

のカテゴリを上手く取り出せてそこにタグ付けができれば、ショットの違いが見えてきます。

鳥海 それを分析できますよね？

山本 得点分布の類似性を測ればある程度分かるかなと思います。

鳥海 最終的な勝率の類似性と、得点分布の類似性と、位置の類似性ですかね。その辺を使ってクラスタリングすると、結構ちゃんと色分けができて。あと、意味はまあ解釈するしかないのかもしれないですけど。実際そこに置いた場合はそのあとの局面が見えれば解釈できる。

山本 そうですね。ここに置かれたときに次の手がどういうことになっているのかというのが何らかの形で見せられると、この手の意味が少し見えてくるというのはあると思います。

鳥海 あとは作り込みでできそうですね。というところでお時間になりましたので、皆様最後に一言ずつお願いします。

実積 カーリングという競技にはあまりなじみがなかったのですが、AIでの解析シミュレーションを通して競技を観察することでその奥深さの一端に触れた気がします。次回があるならば、実際の試合会場でのAI生解説を伺いたいものです。

穴戸 私はカーリングに詳しくなかったのですが、今日、山本先生の話をして、その面白さがよく分かりました。AIが人間の営みに新たな光を当てたり、その可能性を引き出したりするAIの使い方に期待を持たせるご研究だと思います。ありがとうございました。

加藤 AIの説明可能性について、カーリングの事例を通じて100%説明ができなくても良く、プロが合理的に理解できる解釈可能性でも十分なのではないかという理解にいたりしました。やはり実際のAIの活用事例を伺うことは大切だと再認識しました。

山本 不確実な要素を含むカーリングというスポーツへのAI活用は、まだまだ課題も多く難しい面があることは否めませんが、今回の議論を通して目指すべき方向も見えてきたので、将来AIがカーリングにおいて重要な役割を果たせるよう継続していきたいと思っています。