

## 1. はじめに

スポーツの世界では、技術の進化によって訓練方法や戦術分析が日々革新している。特にバスケットボールにおいては、戦術の理解と応用が重要であるが、従来の方法には限界があった。伝統的には、コーチがホワイトボード上で、選手に戦術を伝達していた。しかし、この方法では経験が浅い選手にとって理解しづらいとされる。最近の進化として、ビデオ分析技術やAIを活用したデータ分析が導入され、より詳細なプレイ解析と個々の選手の能力向上に寄与している。これらの技術革新にもかかわらず、ホワイトボードでの説明には視覚的・動的な制約があり、実際のプレイ動作と連携させた説明が困難であるという問題が残る。このギャップを埋めるために、3DCGを用いた戦術シミュレーションの導入が有効であると考えられる。3DCGレミュレーションにより、実際のプレイをリアルタイムで再現し、選手やコーチが視覚的に捉えることができる。本研究では、LLM(Large Language Model)を活用して、バスケットボールの戦術を3DCGでシミュレートし、それを選手やコーチに提示する方法を提案する。この研究の目的は、戦術理解の効率を高め、より迅速かつ正確に戦術を選手に伝える手法を開発することにある。本研究により、戦術の伝達と実行の質が向上し、最終的にはチームのパフォーマンスが向上することができる。

## 2. 関連研究

近年、AIを使用して選手のパフォーマンスを分析する研究が進展している。主に使用されている手法の一つに、Sports Codeというスポーツビデオ分析ツールがある。このツールを用いて、実際の試合中に各選手のパフォーマンスを瞬時に分析し、最適なパフォーマンスを提案することができる。Sports Codeは、試合映像をパソコンに転送し、ゲーム中の各プレーを記録することで、様々なプレーのハイライト映像を作成できるソフトウェアである。三浦ら[1]はGame Breakerというデジタルビデオ分析ツールを用いて、特定の試合映像を抽出することでミーティングの効果を検証している。また、機械学習を用いた選手のパフォーマンス分析も盛んであり、特にNational Basketball Association (NBA) 選手のデータを用いた研究が注目されている[2]。NBA選手のデータには、試合ごとに得点、アシスト、リバウンドなどの多岐にわたる統計が含まれており、これらのデータを基に選手の状態やチーム戦略の最適化が行われている。一方で、VR・AR技術を用いたトレーニング手法も開発されている。Chengyong Liuら[3]は、Kinectセンサーを用いて骨格データを収集し、3Dジョイント位置、ジョイント速度、ジョイント角度、角速度を特徴抽出し、LSTMアルゴリズムを用いて動作を認識する方法を提案した。これにより、VR・AR空間でのトレーニングが可能と

なり、シュートやディフェンス動作の認識率は85%以上に達することが示された。また、Hsiehら[4]はオフENSEのセットプレーをシミュレートする手法を提案し、NBAの動きデータを学習した生成ネットワークを使用してプレイヤーの自然な動きを生成している。さらに、3D Web空間の制作支援に関する研究も進行している。石戸ら[5]は、大規模言語モデル(LLM)を使用して、ユーザの抽象的な説明から具体的な3D Web空間を自動で生成するTextTo3D Selectionを提案している。この手法は、従来のデータベースに依存せず、ファイル名に基づいて任意の3Dオブジェクトを扱うことが可能であり、イベントのコストを削減できる。阿部ら[6]も、LLMとCLIPを用いて、VR空間のインテリアを自動で選定するVRObjFinderを提案している。この手法では、LLMが出力したインテリア特徴に基づいてObjaverseデータセットから適切な3Dオブジェクトを選定する。これらの研究は、スポーツビデオ分析やVR・ARを用いたトレーニングにおいて、選手のパフォーマンス向上や動作認識に焦点を当てている。しかし、本研究はこれらのアプローチに加え、LLMを用いてバスケットボールの戦術シミュレーションを行い、AIによる戦術生成と実践的な適用を目指している点で独自性がある。本研究の目的は、バスケットボールの戦術を3DCGシミュレーションを通じて提示し、試合における戦術の実践的な応用を支援することである。特に、AIが生成する戦術をシミュレーションによって具体的に可視化し、実際のプレーに反映させる仕組みを構築する点に特徴がある。従来の方法とは異なり、本研究はAIによる戦術の生成と、その生成された戦術の3D空間での視覚化を組み合わせることで、実践的かつ効果的な戦術支援を実現しようとしている。

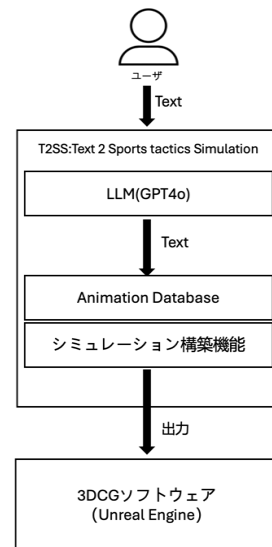


図1 T2SSシステム概要図

† 武蔵野大学データサイエンス学部  
Faculty of Data Science, Musashino University

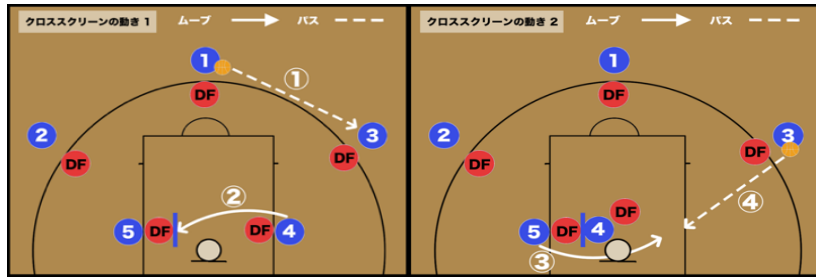


図2 既存の戦術伝達方法の例（クロススクリーン）

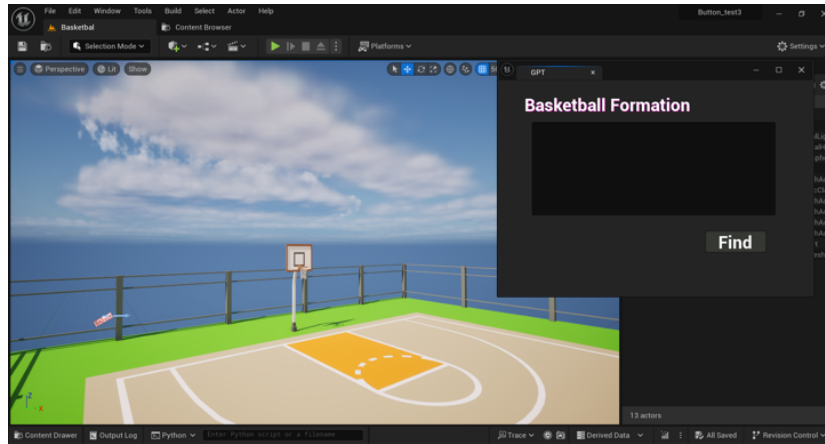


図3 T2SS実行画面（テキスト入力フォーム）

### 3. T2SS: Text 2 Sports tactics Simulation

#### 3.1 T2SSの利用目的

本システムの目的はテキストからスポーツ戦術シミュレーションを自動的に作成することである。具体的には、ユーザーが入力したテキストからバスケットボールの戦術を生成し、その戦術をシミュレーションすることを目指している。本システムにより、ユーザーはバスケットボールの戦術を視覚的に理解し、試合の状況をより具体的に把握することが可能となる。これにより、コーチや選手は戦術の効果を事前に確認し、最適な戦術を選択するための参考資料として利用することができる。また、本システムは教育目的や戦術分析ツールとしても活用でき、バスケットボールの戦術理解を深めるための有用な手段となることを目指している。

#### 3.2 T2SSシステムの概要

本研究では、大規模言語モデル (LLM) と Unreal Engine 5 (UE5) を組み合わせた3DCG戦術シミュレーションシステムを構築した。このシステムは、Chat GPTの機能を活用してユーザーの言語入力を理解し、その指示をUE5で構築されたシミュレーション環境で実行することを可能にする。このシステムでは、図1のように構築された。具体的にはChat GPTのAPIキーを使用することで、UEに導入する。さらに、BlueprintでGPTにルールベースを設定し、特定の文字が出力された際にUEで構築されたシステムがそれを認識し、フォーメーションを出力できるようになっている。今回使用されたアニメーションはUEのマーケットプレースで購入されたバスケットボールのアニメーション[7]で、購入されたアニメーションは合計167個であり、その中から特定のフォーメーションに関連するアニメーションを呼び出す。これらのアニメーションは特定の動作しか動けないため、複数のアニメーションを結合しなければ

ならない。そのため、C++コードを用いたことで、これらのアニメーションを結合する。例えば、図2に示されているクロススクリーンというフォーメーションを出す時、ドリブル、ボールのパス、スクリーンなどの動作を結合することである。本システムにおける一つのフォーメーションは図2のような動きを作成した。また、本システムを実行する際、図3のように、UI内にバスケットボール戦術の名前を入力し、「Find」ボタンを押すと、対応するフォーメーションが表示される。ユーザーはバスケットボール戦術のテキストを入力することで、システムがこのテキストを自動的に認識し、適切なフォーメーションを選択し表示する。また、本システムは既存の戦術学習方法に比べてよりインタラクティブで視覚的なアプローチを提供する。ユーザーが実際にフォーメーションを操作することで、戦術の各要素を詳細に分析し、異なるシナリオにおける戦術の有効性を評価することが可能である。これにより、ユーザーはシステムを通じて戦術の練習を行い、試合における実践的な応用力を高めることができる。

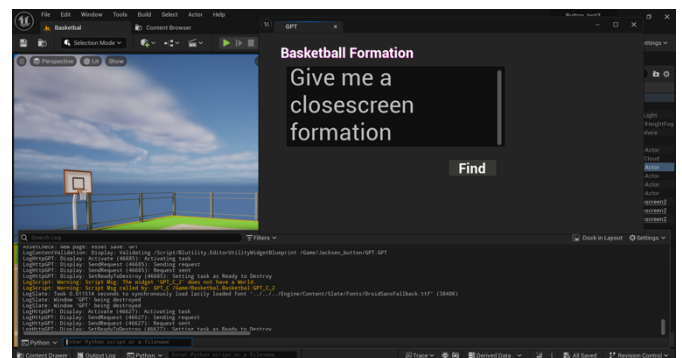


図4 テキストを入力する画面

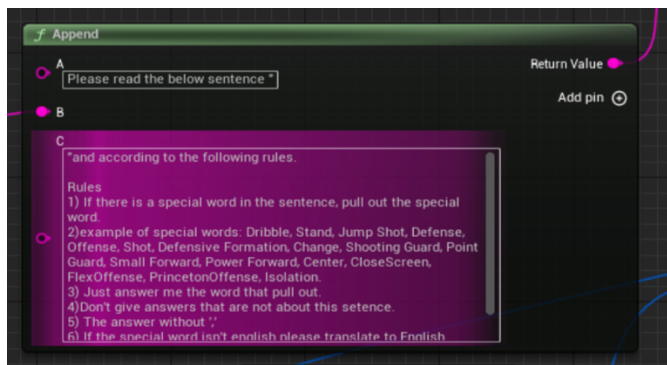


図5 LLMへのプロンプト例

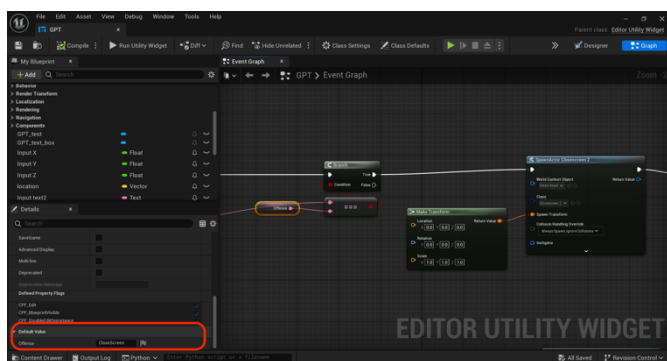


図6 システム構築機能1

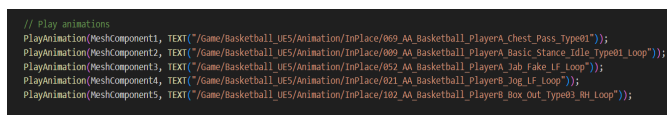


図7 システム構築機能2



図8 システムの実行例 (クロススクリーンの実行画面)

#### 4. T2SS実行例 (クロススクリーン)

T2SSでは、3DCGシミュレーションを実現するために3DCGソフトウェアのUE5 (Unreal Engine 5) を使用している。システムの操作手順は以下の通りである。まず、ユーザーがテキストフォームにテキストを入力する (図4参照)。入力されたテキストは、GPTによりプロンプトとして認識される (図5参照)。続いて、Blueprintで事前に設定された特定の文字列が基になり、アバタのアニメーションが選定される (図6参照)。

例えば、「クロススクリーン」という言葉を認識した場合、この特定の文字列に基づいて図7に示されているアバタのアニメーションが選定される。そして、この選定されたアニメーションに基づいて図8に示されるフォーメーションが実行される。この一連の流れにより、ユーザーがテキストを入力し、そのテキストに基づいてプロンプトが生成され、最終的にアバタのアニメーションが選定されて実行されるというシステムが構築されている。このシステムにより、ユーザーは直感的にテキスト入力を通じて、バスケットボールの戦術を3DCGで視覚化することができる。また、UE5の強力なグラフィックス機能により、リアルなアニメーションが可能となり、戦術の理解が深まる。さらに、Blueprintを活用することで、特定の戦術に対応したアニメーションの自動選定が可能となり、操作の効率性が向上している。

#### 5. 評価実験

今回作成したモデルの有効性を検証するために、評価実験を行う。本評価実験の目的は静止画 (戦術ボード) と動画を通じて伝えられる戦術の理解と認識を比較し、LLMを使用したバスケットボール戦術シミュレーションシステムの有効性を評価することである。

##### 5.1 実験方法

本評価実験の実験参加者は大学2~4年生15名と教員1名であり、アンケートにより実施した。本アンケートでは下記の13の質問を設定した。具体的には、前半Q1~Q4では実験参加者のバスケットボールに関する経験や興味についての質問を設定し、その中で男女比は10:6であった。後半Q5~Q13では今回作成したフォーメーションの有効性と、今後このようなシステムの発展性についての質問を設定した。具体的には以下のように行った。

- Q1. 性別
- Q2. あなたはバスケットボール経験したことがありますか?
- Q3. あなたはバスケットボールにどのぐらい興味ありますか?
- Q4. あなたのバスケットボールの試合経験を教えてください
- Q5. クロススクリーンに対する戦術ボードのわかりやすさ
- Q6. クロススクリーンに対する提案手法のわかりやすさ
- Q7. 戦術ボードを用いてクロススクリーンの動きを理解するためにどのぐらい時間がかかりましたか?
- Q8. 提案手法を用いてクロススクリーンの動きを理解するためにどのぐらい時間がかかりましたか?
- Q9. 戦術を理解する上で、どちらの方法がより効果的だと感じましたか?
- Q10. 提案手法は試合中にどのぐらい役に立つと思いますか?
- Q11. 試合中に戦術を伝える際、提案手法と戦術ボードのどちらを使った方が良いと思いますか?
- Q12. 提案手法と戦術ボードの併用についてどう思いますか?
- Q13. 何か他の感想があれば自由に述べてください

##### 5.2 実験結果

アンケートの調査結果は図9に示す。まず、Q2に対する回答

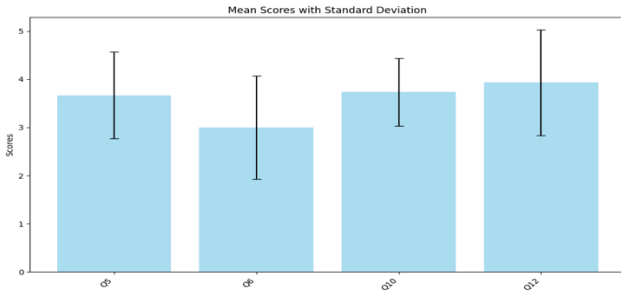


図9 アンケート調査結果

では約9人が「経験あり」と答え、その男女比は5:4であった。「経験なし」と答えた実験参加者は6人で、その男女比は4:2であった。Q3(あなたはバスケットにどのぐらい興味がありますか)に対する回答は $\mu=3.34$ ,  $\delta=0.24$ であり、全体的に見ると実験参加者はバスケットボールに対して主に興味があることが示された。5段階評価で実施された質問の結果は図6の通りで、全体としての平均は3.44, 標準誤差0.26となった。それぞれの質問に対するスコアは以下のとおりである。Q5 ( $\mu=3.75$ ,  $\delta=0.23$ ), Q6 ( $\mu=3.13$ ,  $\delta=0.26$ ), Q7 ( $\mu=3.19$ ,  $\delta=0.26$ ), Q8 ( $\mu=2.69$ ,  $\delta=0.25$ ), Q10 ( $\mu=3.81$ ,  $\delta=0.18$ ), Q12 ( $\mu=4.13$ ,  $\delta=0.27$ )であった。今回のアンケートによって、いくつかの有益な意見が収集された。例えば、パスを行う際にボールやパスの軌道、ディフェンスのプレイヤーを追加することでシミュレーションのリアリティを向上できるという意見があった。また、ユーザインターフェースの使いやすさや指示に対するレスポンスに関するフィードバックも得られた。全体として、本システムは高い評価を得て、その有効性が確認された。

## 6. 考察

今回の評価実験を踏まえ、アンケートの結果全体から本システムの有効性が示された。しかし、今回の評価実験ではバスケットボールの経験者が少ないため、偏差が発生する可能性がある。また、シミュレーションにはまだまだ改善が必要であると考えている。Q6(クロススクリーンのわかりやすさ)の平均点から見ると、評価がそれほど高くないことが示されている。また、Q8(クロススクリーンのシミュレーションビデオの動きを理解するためにどれくらい時間がかかりましたか)の平均点から見ると、シミュレーションを理解するのに時間がかかっていることがわかる。今後、以下の改善点を検討する予定である。まず、各アニメーションの実行時間を減らしたいと考える。例えば、アニメーションの速度を調整し、各シーンの間の待ち時間を短縮することである。また、シミュレーションの視覚的なわかりやすさを向上させるために、より直感的なインターフェースや説明も追加したいと考えている。次に、本システムで作ったシミュレーションでは、ボールがまだ追加されていないため、ユーザにとってわかりづらいと考えられる。そのため、今後の改善点として、まずボールの動きをシミュレーションに追加することが重要である。また、クロススクリーンのわかりやすさを向上させるために、インターフェースのデザインや説明文の工夫が必要である。ユーザが直感的に操作でき、シミュレーションの内容をすぐ

に理解できる環境を整えることで、全体の評価も向上することが期待される。これらの改善によって、シミュレーションをスムーズに理解することができるようになる。また、ボールの動きをシミュレーションに追加することで、より実践に近いシミュレーションとなり、プレーヤーにも理解しやすくなる。全体として、シミュレーションの視覚化と操作性の改善を通じて、戦術の理解促進と伝達効率が向上すると考えている。

## 7. おわりに

本研究では、LLMを活用し、バスケットボールの戦術をテキスト入力によって3DCGでシミュレートする方法を提案した。評価実験の結果、一定の有用性を確認することができたが、現時点ではテキストから3DCGシミュレーションを実現するために手動で複数のアニメーションを結合しなければならない点があり、この点の自動化をおこなう予定である。また、バスケットボールの戦術において重要な要素であるボールパスが未実装であり、そのため視覚的に分かりづらい部分がある。さらに、選手の名前を表示することで各選手の動きを理解しやすくと考えている。

## 謝辞

本研究はJSPS科研費JP21K01749の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 三浦健, 高橋仁太, 濱田幸二, 塩川勝行, 清水信行「デジタルビデオ分析システムを活用したミーティングの効果—鹿屋体育大学男子バスケットボール部の場合—」, 日本スポーツパフォーマンス学会, Vol.1, 2009
- [2] Nguyen Hoang Nguyen, Duy Thien An Nguyen, Bingkun Ma and Jiang Hu “The application of machine learning and deep learning in sport: predicting NBA players’ performance and popularity”, JOURNAL OF INFORMATION AND TELECOMMUNICATION, Vol.6, 2022
- [3] Chengyong Liu, Ying Liu, Kai Ni “Motion capture method for college basketball training based on AR/VR technology”, Applied Mathematics and Nonlinear Sciences, Vol.9, 2024
- [4] Hsin-Ying Hsieh, Yu-Shuen Wang, Chieh-Yu Chen, Jung-Hong Chuang “Basketball GAN: Generating Basketball Play Simulation Through Sketching”, 27th ACM International Conference on Multimedia
- [5] 石戸莞楽, 中村亮太「3次元Web空間制作支援のための大規模言語モデルを用いた3Dモデル自動選択手法の提案」, 情報処理学会第86回全国大会
- [6] 阿部広夢, 中村亮太「VR0bFinder: VR空間制作支援のための大規模言語モデルを用いた3DCGオブジェクト自動選択手法」, 情報処理学会DICOM02023
- [7] 購入されたアニメーション: Basketball <https://www.unrealengine.com/marketplace/ja/products/basketball>, 参照 (2024-06-14)