

機械学習を用いたアメリカンフットボールのゲーム分析

身体運動科学研究領域

5019A054-9 西澤 倫彦

研究指導教員: 菅田 雅彰 教授

緒言

近年様々な業界で分析がブームになっており、スポーツ界でも野球やアメリカンフットボールにおいてデータ分析が行われており、分析から得られた結果が実際の現場での活動に生かされている。

アメリカンフットボールにおいては、機械学習を用いてターンオーバーを予測する研究や試合データを用いたオフェンスの選手の評価方法の提案の研究が行われている。また National Football League(以下 NFL)主催の 2018-19Big Data Bowl では、NFL によって提供された選手の位置データを用いて、ニューラルネットワークやパターン認識を用いたレシーバーのルートの分析が行われた。ただ NFL は選手の位置データについてはコンテストのみの使用とし、一般にデータの公開は行っていない。

このような背景をもとに、本論文では試合状況のデータ及び試合映像からアメリカンフットボールの分析に取り組み、現場で主観的に行われている判断に加え、客観的なデータから分析を行い、プレイの発展につなげることを狙いとして次の 2 つの研究を行う。1 つ目は、ニューラルネットワークを用いることで試合状況から得点予測を行う手法の精度向上を目的とした試合状況における得点予測の研究。2 つ目は、選手の位置データと獲得ヤードの関係についてニューラルネットワークを構築するとともに、ヤード予測及び所望のヤードを得るための動きを逆推定する手法を構築する研究である。

【研究 1】試合状況における得点予測

方法

2018 年に行われたアメリカンフットボールの試合を対象とし、試合状況における得点予測の過程における期待値算出のための確率の計算において多項ロジスティック回帰とニューラルネットワークの精度の検証を行った。分析における入力データはダウン、フィール

ドポジション、ファーストダウンまでのヤード、試合残り時間、ゴールダウンシチュエーションかどうか、前後半の残り 2 分以内かどうかのデータとし、出力は得点予測のクラスが生じる確率とした。出力される確率の中で最も確率が高くなるクラスを予測クラスとし、実際の正しいクラスと比較し、全データの正答率を評価値とした。

またニューラルネットワークでは学習内と学習外(ジャックナイフ法と交差確認法)両方を用い、隠れ層のノード数を変化させた分析を行った。

結果

多項ロジスティック回帰とニューラルネットワーク(学習内と学習外(ジャックナイフ法))の主な結果を次の表 1 に示す。

表 1 方法ごとの正答率の比較

	正答率(%)	
	最もよい時	最も悪い時
ロジスティック回帰	13.87%	
ニューラルネットワーク (学習内)	74.56%	43.18%
ニューラルネットワーク (学習外)	53.08%	40.97%

考察と結論

結果より多項ロジスティック回帰とニューラルネットワークを比較すると、ニューラルネットワークの方が学習内・学習外共に正答率が高かった。これは、ニューラルネットワークが非線形モデルであり、より複雑な問題に対応できることに起因していると考えられる。以上のことから、今回の問題では同じデータを用いた場合でもニューラルネットワークを用いた方が良いと考える。

【研究 2】位置データを用いたニューラルネットワークによるヤード予測と最適攻撃の考案

方法

2018 年に行われたアメリカンフットボールの試合のビデオ映像及びスコアブックを用いて分析を行った。9 試合のオフェンス 528 シーンの中から 447 シーンを用い、映像よりデジタイズ処理を用いて選手 22 人とボールのフィールド座標を求めた。またスコアブックに記載してある各プレイに対する獲得ヤードを用いた。

まず位置データの主成分分析を行うことで次元の削減を行い、ニューラルネットワーク(学習内及び学習外)を用いて各プレイにおける獲得ヤードの予測を行った。ニューラルネットワークにおいては、選手とボールの位置データの主成分を入力、獲得ヤードを出力とし、入力のデータや次元数、隠れ層のノード数、繰り返し回数を変化させ検討を行った。また、予測されたヤードと正しいヤードの結果の誤差を算出し、その平均値を評価値とした。

その後、上記のヤード予測に対して所望のヤードを獲得するにはどのような動きをすれば良いかを考えるため、インバースニューラルネットワークを用いて選手の動きの逆推定の検討を行った。

ここでは、初めに実際の選手とボール位置の時系列データと獲得ヤードを目標値とし、ニューラルネットワークの初期値として目標値を一定量変化させた値に設定し、インバースニューラルネットワークを用いて獲得ヤードの目標値と出力ヤードの二乗誤差が最小となるように入力の逆推定を行った。

次にインバースニューラルネットワークを用いて、選手とボール位置の時系列データを入力の初期値として所望のヤードの目標値を設定し、そのヤードが達成されるような入力の逆推定を行った。ここでは逆推定された入力の妥当性を直接評価はできないが、先の検討で逆推定の精度が明らかになっていることから、精度が保証される範囲での逆推定の入力次元数を用いることによって、逆推定される入力の妥当性がある程度担保されることになる。

結果

ニューラルネットワークにおける学習内のヤード予

測において、入力の次元数毎に隠れ層のノード数を変化させた結果(入力はオフェンス+ディフェンス+ボールのデータ)を次の図 1 に示す。次元数が 57 の時は、隠れ層のノード数が 8 の時に誤差は $2.71E-14$ と小さくなった。

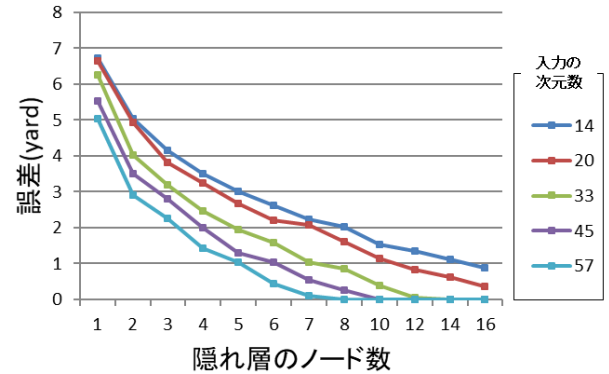


図 1 隠れ層のノード数を変化させたときの誤差

またインバースニューラルネットワークの精度の検証をした上での、所望のヤードを獲得するための選手の動きの検討の結果を次の図 2 に示す。青色の軌跡が推定値である。

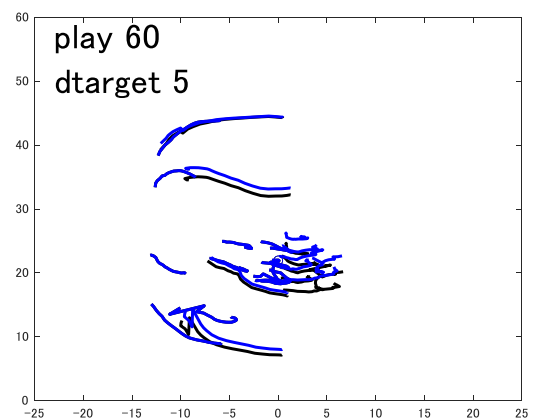


図 2 推定された選手とボールの動き (目標ヤードは+5 ヤード)

考察と結論

結果より、ニューラルネットワークを用いることで、選手とボールの位置データから獲得ヤードを予測することができた。また所望のヤードを獲得するような選手の動きを考える手法については、インバースニューラルネットワークを用いることである程度精度が担保された動きを考えることができた。一方で逆推定された動きそのものの評価は目視でしかできず、今後評価方法を検討することが課題として挙げられる。