

モンテカルロシミュレーションを用いた レッドゾーン内における最適な戦略推定

島野 雄貴
電気通信大学
大学院情報システム学研究科

福島 稜規
電気通信大学
大学院情報理工学研究科

伊藤 毅志
電気通信大学
大学院情報理工学研究科

岩崎 敦
電気通信大学
大学院情報システム学研究科

大河原 一憲
電気通信大学
大学院情報理工学研究科

アメリカン・フットボールの試合は、1プレイごとに区切られており、かつ攻撃側と守備側が明確なため、よりよい戦略を企てることで勝敗に大きく影響する。本研究では、得点に深く関与するレッドゾーン（敵陣 20yd）での最適なプレイ選択の推定について、モンテカルロシミュレーションを用いて検討する。

The Estimation of Suitable Strategies in Red Zone Games by Monte-Carlo Simulation

Yuki Shimano
The University of
Electro-Communications
Graduate School of Information
Systems

Takanori Fukushima
The University of
Electro-Communications
Faculty of Informatics and
Engineering

Takeshi Ito
The University of
Electro-Communications
Faculty of Informatics and
Engineering

Atsushi Iwasaki
The University of Electro-Communications
Graduate School of Information Systems

Kazunori Ohkawara
The University of Electro-Communications
Graduate School of Informatics and Engineering

Planning strategy is very important an American football game since the game clock is stopped play by play and in clearly distinguished at each play. Therefore, this study estimate which strategy can be better in a Red Zone (opponent's 20yd) by Monte-Carlo simulation.

1. 序論

アメリカン・フットボール（アメフト）は、アメリカ合衆国における4大スポーツのひとつであり、その中でも最も人気の高いスポーツである。アメフトのゲームは、オフENSE（攻撃）、ディフェンス（守備）、スペシャル（キッキング）の3つのチームに分かれて展開される。オフENSEチームには4回の攻撃権が与えられ、4回以内の攻撃で10yd（1yd = 0.914m）前進することができれば、新たに4回の攻撃権を獲得することができる。これを1st Down 更新（Fresh）と呼ぶ。この与えられた4回の攻撃権でオフENSEチームは如何にボールを前進させるか、また一方でディフェンスチームは如何にそれを阻止するか、両チームがさまざまな戦略を企てるのがアメフトの魅力のひとつである。試合は、1プレイごとに区切られており、かつオフENSE側とディフェ

ンス側が明確に分かれているため、数百種類を超える作戦が存在する。そのため、変化するシチュエーションに応じて、迅速かつ効率的に作戦を決定することは非常に難しい。特に、レッドゾーンでのプレイは、得点に密接に関連しており、かつオフENSE側が利用できるゾーンが限られているため、効果的なプレイ選択が重要となる。

これまでに、中村²⁾の機械学習を用いたアメフトの戦略推定に関する検討が行われている。その研究において、戦略を立案するコーチの意思決定プロセスをモデル化し、作戦で達成すべき目標を設定した。その目標を目的変数とし、サポートベクターマシン（SVM）によりクラス分類する。その後、得られた目標と試合情報から作戦をSVMを用いてクラス分類し戦略を推定している。しかしながら、中村の研究ではコーチらの戦略との正答率しか見ておらず具体的な戦略の導出までは行っていない。また、目的変数をオフENSEに関連する項目のみに設定し

ている。アメフトのゲームは、オフェンスとディフェンスがお互いに読み合いを繰り返すことを特徴としており、オフェンスに関連する項目のみを目的変数とするのでは条件が不十分である。

そこで、今回我々はアメフトのオフェンスチームにおける最適な戦略を推定するため、モンテカルロシミュレーションを用いる。モンテカルロシミュレーションとは、様々な事象を乱数化し数万回にわたる試行において目的とする事象がどれくらいの確率で発生するのかなどをシミュレーションする方法である⁴⁾。これまでに我々は、敵陣 10yd 地点での作戦推定についてモンテカルロシミュレーションを用いて行った¹⁾。敵陣 10yd 地点から 3 回の攻撃で 10yd 前進できた場合に目標達成とする条件で実験を行い、シミュレーションでは単純な乱択ではなく、オフェンスは各 Down ごとに選択確率を集計、ディフェンスはレッドゾーン内での選択確率を算出し重み付け乱択を行った。本研究では、より複雑な条件下での戦略推定について検討する。具体的には、1. 敵陣 20 yd 地点からのシミュレーションと、それに伴うアメフトにおける Fresh の考慮、2. 作戦選択確率の細分化、3. オフェンスの作戦における連続性の考慮である。

2. 問題設定

2.1 攻撃開始地点

文献 1) では、攻撃開始地点を敵陣 10yd 地点としていたが、本研究は敵陣 20yd 地点を攻撃開始地点とした。これにより、オフェンスの攻撃権更新 (Fresh) を考慮する必要が生じる。

2.2 シーケンス

アメフトでは、1 回の攻撃権で遂行されるプレイの組み合わせをシーケンス (Sequence) と呼ぶ。本研究では最大 2 回の sequence を設けることになる。シミュレーション開始時点では 1st sequence となり、この間でタッチダウン (TD) した場合はそのままオフェンスの勝利となる。獲得 yd が 10~19yd の場合は、オフェンスの攻撃権が更新され、2nd sequence に移る。2nd sequence では TD の判定のみ行う。

2.3 攻撃回数

各 Sequence では 3 回の攻撃で TD もしくは Fresh しなければならないという設定とする。これは、レッドゾーン内において 4 回目の攻撃ではオフェンスではなくキッキングという特殊な作戦を選択

することが多いためである。

3. データセット

本研究で取り扱うデータセットは 2013 年関東学生アメリカン・フットボール 1 部リーグに所属する、16 チーム 45 試合のデータで、プレイ数は合計 5413 であった。そのうち、対象となるレッドゾーンでのプレイ数は 583 個あった。これらの試合データを元に、シミュレーションに必要な変数をプレイごとに取得した。尚、これらのデータは、データ解析ソフト「Hudl」を用いて整理した。

3.1 作戦の分類

アメフトの作戦の種類は非常に多く、チームによっても大きく異なる。作戦を細かく分類してしまうと、1 つあたりのデータ数が減少してしまうため、本研究においては大まかにオフェンス 7 パターン、ディフェンス側 3 パターンに分類した。各分類を Table 1 に示す。

3.2 作戦の組合せにおける獲得 yd と揺らぎ

Hudl に入力したデータセットは一度 Excel にエクスポートし、レッドゾーン内のプレイデータのみを抽出した。抽出したレッドゾーンにおけるプレイデータを用いて、[オフェンスの作戦 7 種]×[ディフェンスの作戦 3 種]に場合分けをした。また、アメフトのようなスポーツにおいて、ある作戦を選択した場合に得られる結果は、選手の能力など不確定要素に左右されるため、将棋や囲碁のように明確な評価値な定義をすることが難しい。そこで、本研究ではレッドゾーン内のデータについて、それぞれの組合せにおける平均獲得 yd と標準偏差をシミュレーションの中に反映させ、得られる獲得 yd の揺らぎを考慮した。[オフェンスの作戦 7 種]×[ディフェンスの作戦 3 種]の計 21 種の組合せにおける平均獲得 yd と標準偏差を Table 2 に示す。

3.3 作戦選択確率

文献 1) では、7 種のオフェンスが各 Down でどれほどの割合で作戦が選択されているのか実践データから集計した。本研究では [TD までの残り yd] [Fresh までの残り yd] [現在の down] の 3 種類で場合分けを行い、より細かい作戦選択確率を集計した。上記条件の下で分類した作戦選択確率を Table 4 および Table 5 に示す。なお、ディフェンスに関しては文献 1) と同様の作戦選択確率 (Table 3) を用いている。

Table 1 オフェンスとディフェンスの作戦分類

攻撃側の作戦の分類			守備側の作戦の分類		
	作戦の内容			作戦の内容	
RUN	IN SIDE	オフェンスタックルより内側に展開されるラン	4men		ディフェンスライン(DL)の数が4人 または DL3人+1Blitz
	OUT SIDE	オフェンスタックルより外側に展開されるラン			
PASS	SHORT	メージラインから3ヤード以内のパス	5men		ディフェンスライン(DL)の数が5人 または DL3人+2Blitz または DL4人+1Blitz
	MIDDLE	メージラインから3~7ヤードのパス			
	LONG	メージラインから7ヤード以上のパス			
PLAY ACTION	PASS FAKE RUN	パスに見せかけたラン	6men		ディフェンスライン(DL)の数が6人 または DL4人+2Blitz または DL5人+1Blitz
	RUN FAKE PASS	ランに見せかけたパス			

Table 2 レッドゾーン内における実践データを用いた各組み合わせの平均獲得 yd と標準偏差

		4men	5men	6men
IN SIDE	平均獲得yd	3.3	2.0	2.2
	標準偏差	4.1	4.0	3.5
OUT SIDE	平均獲得yd	3.3	3.8	3.1
	標準偏差	5.2	4.1	3.6
SHORT	平均獲得yd	3.4	2.8	3.2
	標準偏差	4.1	4.4	2.7
MIDDLE	平均獲得yd	1.8	5.7	1.0
	標準偏差	5.2	5.0	2.5
LONG	平均獲得yd	2.0	4.4	1.7
	標準偏差	4.9	6.8	2.4
PASS fk. RUN	平均獲得yd	4.0	-1.0	4.0
	標準偏差	5.3	0.0	0.0
RUN fk. PASS	平均獲得yd	4.0	5.2	0.0
	標準偏差	5.7	3.9	5.8

Table 3 ディフェンスの作戦選択確率

	4men	5men	6men	合計
IN SIDE	113	90	33	236
OUT SIDE	73	46	11	130
SHORT	20	19	7	46
MIDDLE	32	21	7	60
LONG	33	17	3	53
PASS fk. RUN	6	1	1	8
RUN fk. PASS	32	12	6	50
合計	309	206	68	583
(%)	53.0	35.3	11.7	

Table 4 TD まで 20~11yd の場合のオフェンスの作戦選択確率

TDまで	フレッシュまで	Down	play	合計	確率
20~16	10~6	1st	IN SIDE	21	33%
			OUT SIDE	11	17%
			SHORT	11	17%
			MIDDLE	8	13%
			LONG	3	5%
			PASS FAKE RUN	1	2%
		RUN FAKE PASS	8	13%	
		2nd	IN SIDE	13	32%
			OUT SIDE	6	15%
			SHORT	2	5%
			MIDDLE	7	17%
			LONG	7	17%
	PASS FAKE RUN		0	0%	
	3rd	IN SIDE	3	14%	
		OUT SIDE	5	23%	
		SHORT	0	0%	
		MIDDLE	3	14%	
		LONG	8	36%	
		PASS FAKE RUN	1	5%	
	5~0	1st	IN SIDE	0	0%
			OUT SIDE	0	0%
			SHORT	0	0%
			MIDDLE	0	0%
			LONG	0	0%
PASS FAKE RUN			0	0%	
RUN FAKE PASS		0	0%		
2nd		IN SIDE	4	33%	
		OUT SIDE	2	17%	
		SHORT	2	17%	
		MIDDLE	0	0%	
		LONG	4	33%	
	PASS FAKE RUN	0	0%		
RUN FAKE PASS	0	0%			
3rd	IN SIDE	5	33%		
	OUT SIDE	4	27%		
	SHORT	1	7%		
	MIDDLE	4	27%		
	LONG	0	0%		
	PASS FAKE RUN	0	0%		
RUN FAKE PASS	1	7%			
15~11	10~6	1st	IN SIDE	20	33%
			OUT SIDE	19	31%
			SHORT	3	5%
			MIDDLE	6	10%
			LONG	7	11%
			PASS FAKE RUN	0	0%
		RUN FAKE PASS	6	10%	
		2nd	IN SIDE	9	28%
			OUT SIDE	9	28%
			SHORT	4	13%
			MIDDLE	5	16%
			LONG	1	3%
	PASS FAKE RUN		1	3%	
	RUN FAKE PASS	3	9%		
	3rd	IN SIDE	4	18%	
		OUT SIDE	5	23%	
		SHORT	1	5%	
		MIDDLE	3	14%	
		LONG	5	23%	
		PASS FAKE RUN	1	5%	
	RUN FAKE PASS	3	14%		
	5~0	1st	IN SIDE	0	0%
			OUT SIDE	0	0%
			SHORT	0	0%
MIDDLE			0	0%	
LONG			0	0%	
PASS FAKE RUN			0	0%	
RUN FAKE PASS		0	0%		
2nd		IN SIDE	6	46%	
		OUT SIDE	5	38%	
		SHORT	1	8%	
		MIDDLE	0	0%	
		LONG	0	0%	
	PASS FAKE RUN	0	0%		
RUN FAKE PASS	1	8%			
3rd	IN SIDE	10	59%		
	OUT SIDE	6	35%		
	SHORT	0	0%		
	MIDDLE	0	0%		
	LONG	1	6%		
	PASS FAKE RUN	0	0%		
RUN FAKE PASS	0	0%			

Table 5 TD まで 10~0yd の場合のオフENSEの作戦選択確率

TDまで	フレッシュまで	Down	play	合計	確率
10~6	10~6	1st	IN SIDE	29	62%
			OUT SIDE	9	19%
			SHORT	3	6%
			MIDDLE	1	2%
			LONG	1	2%
			PASS FAKE RUN	0	0%
		RUN FAKE PASS	4	9%	
		2nd	IN SIDE	13	38%
			OUT SIDE	8	24%
			SHORT	2	6%
			MIDDLE	4	12%
			LONG	4	12%
			PASS FAKE RUN	1	3%
		RUN FAKE PASS	2	6%	
		3rd	IN SIDE	2	11%
			OUT SIDE	3	16%
			SHORT	3	16%
			MIDDLE	6	32%
	LONG		2	11%	
	PASS FAKE RUN		1	5%	
	RUN FAKE PASS	2	11%		
	5~0	1st	IN SIDE	0	0%
			OUT SIDE	0	0%
			SHORT	0	0%
			MIDDLE	0	0%
			LONG	0	0%
			PASS FAKE RUN	0	0%
		RUN FAKE PASS	0	0%	
		2nd	IN SIDE	4	80%
			OUT SIDE	1	20%
			SHORT	0	0%
			MIDDLE	0	0%
			LONG	0	0%
			PASS FAKE RUN	0	0%
		RUN FAKE PASS	0	0%	
		3rd	IN SIDE	3	25%
OUT SIDE			5	42%	
SHORT			0	0%	
MIDDLE			1	8%	
LONG	1		8%		
PASS FAKE RUN	0		0%		
RUN FAKE PASS	3	25%			
5~0	5~0	1st	IN SIDE	43	65%
			OUT SIDE	11	17%
			SHORT	5	8%
			MIDDLE	5	8%
			LONG	0	0%
			PASS FAKE RUN	1	2%
		RUN FAKE PASS	1	2%	
		2nd	IN SIDE	22	50%
			OUT SIDE	10	23%
			SHORT	4	9%
			MIDDLE	3	7%
			LONG	1	2%
			PASS FAKE RUN	1	2%
		RUN FAKE PASS	3	7%	
		3rd	IN SIDE	14	44%
			OUT SIDE	6	19%
			SHORT	4	13%
			MIDDLE	3	9%
LONG	0		0%		
PASS FAKE RUN	0		0%		
RUN FAKE PASS	5	16%			

4. 提案手法

本研究では、モンテカルロシミュレーションに基づくプログラムモデルを作成し、攻撃側の作戦決定を行う。1st Sequence の 1st Down の作戦決定の流れを Figure 1, Figure 2 に示す。7種の作戦に関して規定回数のプレイアウトを行うことで最適な作戦を決定していく。図の赤枠で囲まれた部分が複数個あるプレイアウトのうちの一つである。プレイアウトを行う際は単純な乱択ではなく、実戦データから算出された選択確率によって重み付け乱択する。また、Fresh の考慮と共にシミュレーション内で毎回 TD と Fresh の判定を行う。TD の場合はそのまま勝利し、Fresh した場合は 2nd Sequence の 1st Down へ移る。Fresh した場合の流れを Figure 3 に示す。基本的には 1st Sequence と変わらないが、Fresh の判定は行われなくなる。

実践においてはオフENSE側が同じ作戦を連続して行うことで、ディフェンス側が対応しやすくなり効率的に yd を獲得できないことがある。そのため、オフENSE側はなるべく作戦をばらつかせる傾向にある。本研究では更に、こういったばらつきを考慮するために「オフENSEの作戦選択の連続性判定」を取り入れた。ディフェンスに関しては、同じ作戦を連続して選択することが試合にあまり影響を与えないので考慮はしていない。本研究では、各 Down で yd が確定し、次の作戦の推定に移る前に連続性を考慮するかしないかを 1:1 の確率で決める。Figure

2 では 1st Sequence の 1st Down で「IN SIDE」が選択されている。「連続性を考慮する」が選択されているので、1st Sequence の 2nd Down の推定の際には「IN SIDE」は使われない。「連続性を考慮しない」が選択された場合は、すべてのオフENSEの作戦について推定を行う。以上を基本的な流れとして、全7種の作戦のプレイアウトが既定回数終了した後、勝利回数を比較し、最も勝利した回数が多かった作戦を 1st Sequence の 1st Down の作戦として採用する。

次に 1st Sequence の 2nd Down の作戦決定の流れを Figure 4 に示す。決定した 1st Sequence の 1st Down の作戦を所与としてプレイアウトを行う。Figure 4 の赤枠の部分が複数個あるプレイアウトのうちの一つである。仮に 1st Sequence の 1st Down の作戦を「IN SIDE」と決定した場合、まず、「IN SIDE」を既定の作戦としてディフェンスの作戦を重み付け乱択で選択し、1st Sequence の 1st Down の獲得 yd を決定する。その後、1st Sequence の 2nd Down の作戦の決定のために7種のオフENSEの作戦に関してプレイアウトを行い、勝利回数が最も多かった作戦を 1st Sequence の 2nd Down の作戦として決定する。1st Sequence の 3rd Down の作戦決定、および 2nd Sequence の作戦決定は、以前までの作戦を所与として獲得 yd を決定した後にプレイアウトを行い、2nd Down と同様の手続きで作戦を決定する。

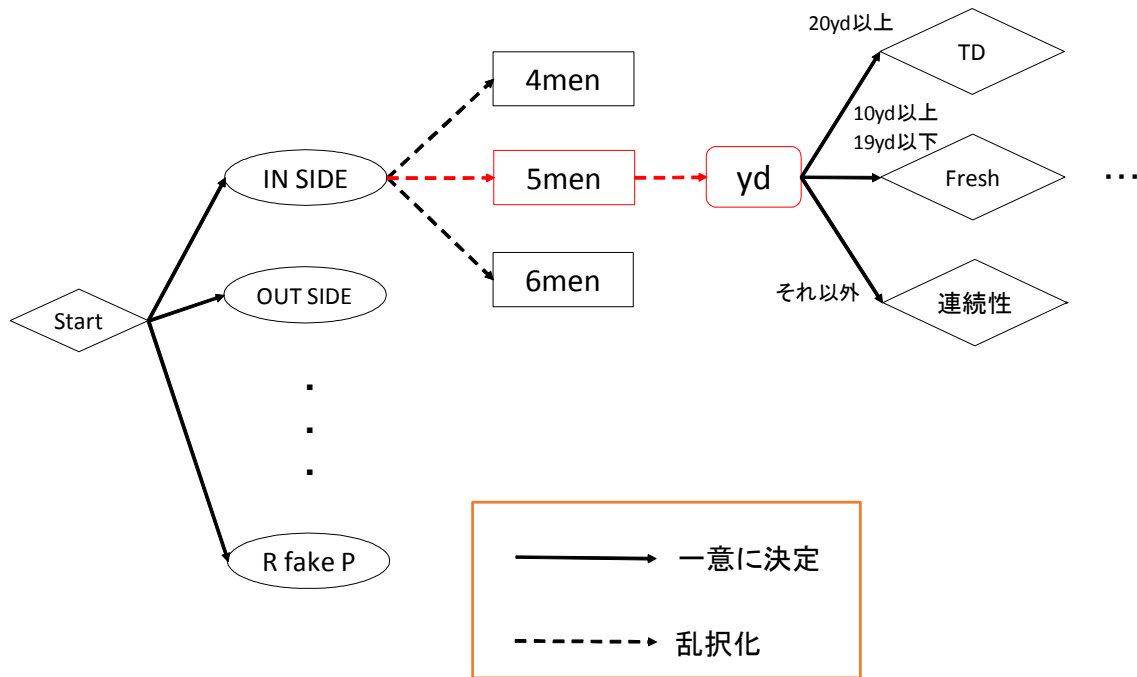


Figure 1 1st Sequence 1st Down の推定の流れ

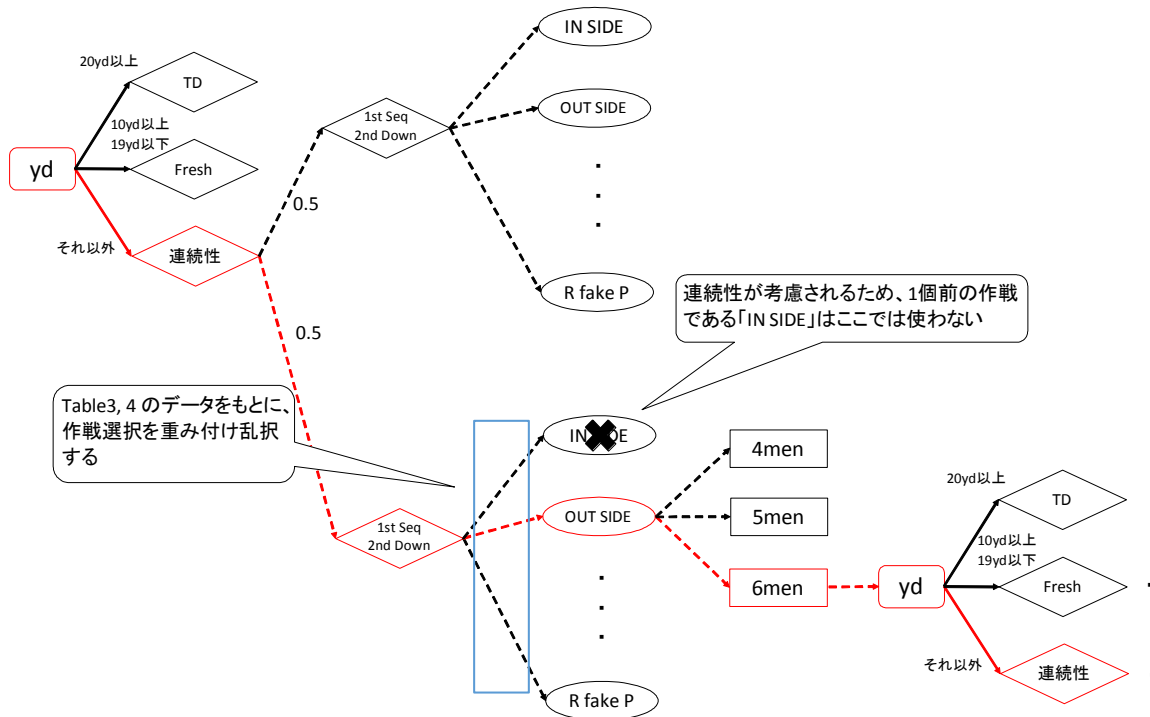


Figure 2 1st Sequence 1st Down の推定中に Fresh しなかった場合

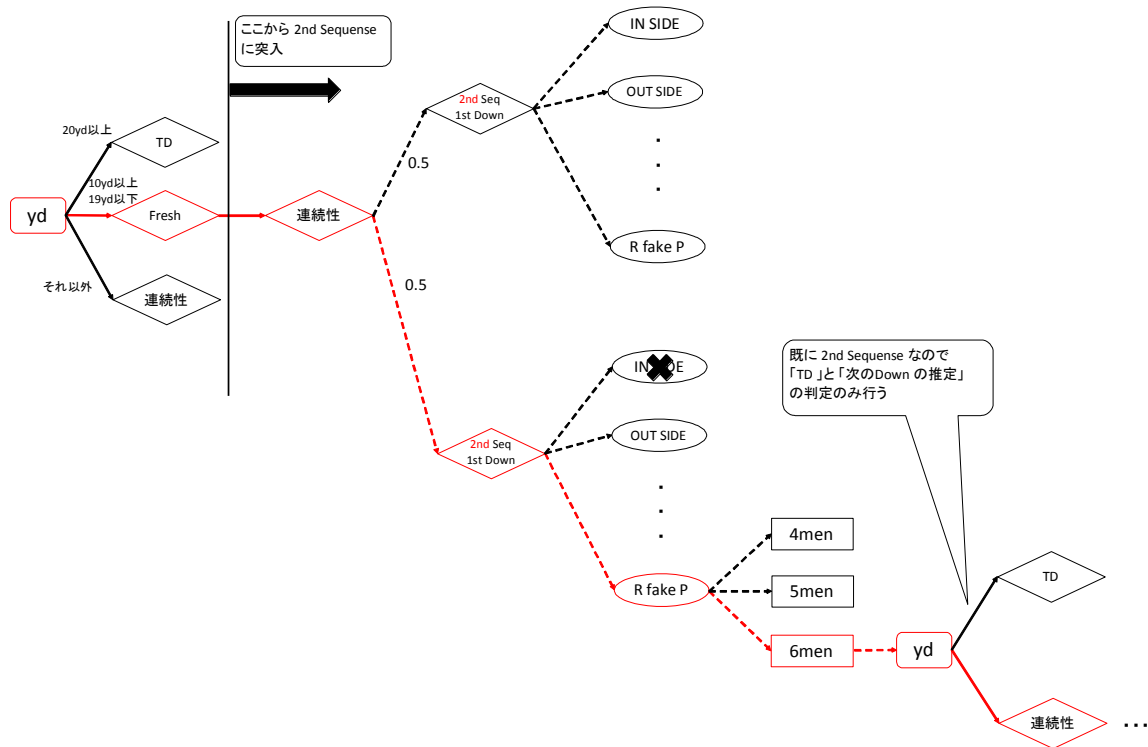


Figure 3 1st Sequence 1st Down の推定中に Fresh した場合

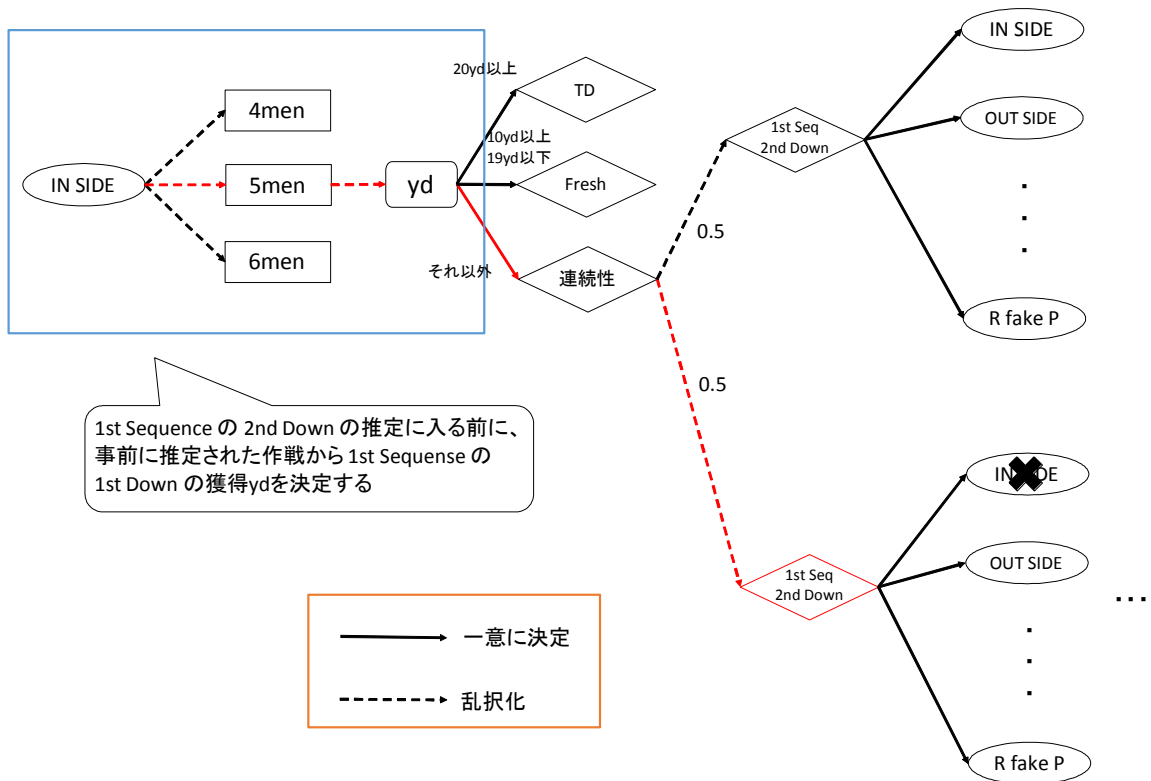


Figure 4 1st Sequence 2nd Down の推定の流れ

5. 実験および結果

5.1 実験内容

前章で提案した手法をプログラムで作成し、シミュレーションを行った。プログラミング言語は Python を用いた。シミュレーションの流れを以下に示す。

```

while
  off = MonteCarlo(seq, down, yd)
  strategy[seq][down] = off
  yd = yd + GetYard(off)
  down = down + 1
  if yd >= 20
    return strategy
  if yd >= 10 and yd < 20 and seq == 1
    seq = 2
    down = 1
  if down >= 4
    down = 1
  
```

初期状態では seq は 1 であり、down は 1、yd は 0 である。

今回、作戦推定のためのプレイアウトは 10000 回とした。上記のシミュレーションで strategy が返ってくるまでを 1 回とし、これを 1000 回試行した結果の傾向について考察した。

5.2 結果および考察

1000 回試行した結果、737 パターンの作戦の選択候補が得られた。これらの選択候補を選出回数の多い順にソートを行った。選出回数が 4 回以上のものを Table 6-A に示す。本研究結果の傾向としては

1. すべての Down で同じ作戦が選択されているものが多い
2. 選出回数が上位のものは、作戦がほとんど PASS で構成されている

上記 2 点が挙げられる。これらを踏まえた上で実践

データとの比較を行う。実践において敵陣 20yd 以内のデータは 209 個あった。シミュレーション結果と比較するために以下の条件に該当するデータを抽出した。

1. 敵陣 20~11yd で 1st Down を開始している。
2. 2nd Sequence まで使用して攻撃を行っている。
3. TD している。

抽出したデータを Table 6-B に示す。今回シミュレーションで選出されたもので、実践データと一致するものは見つからなかった。

更に、作戦の分類を「Run」と「Pass」の 2 種に大別した場合にシミュレーションと実践データとでどのような違いがあるのか比較を行った。例えば、一つの Sequence 内で Run のみが選択されていた場合はその Sequence は [Run] と表記し、Pass だった場合は [Pass] と表記する。Run と Pass が混同している場合は [Pass+Run] として表記している。なお、今回の分類では「Pass fake Run」は Run、「Run fake Pass」は Pass として分類した。Table 6 に示すとおり、シミュレーションでは Pass が多く選出されているのに対して、実践では Run が多く使われている結果となった。

実践において、プレイコーラーはリスクを考慮しながら 3 回の攻撃を使って 10yd を獲得しようとする。今回のシミュレーションでは、リスクの考慮が上手くできていなかったために一回の攻撃でより yd を獲得できる Pass が多く選択されたと考えられる。実際、Pass は成功した場合多くの yd を獲得できるが、失敗した場合は獲得 yd が 0 となるのでリスクの高い作戦となっている。本研究での Pass 選択時の平均獲得 yd と標準偏差は、失敗と成功を含めて算出しているのでリスク考慮が上手くされていない。今後は、Pass の成功率を算出し、その成功率をもとに成功と失敗とで場合分けをする。そして、獲得 yd は成功した場合の実戦データのみを抽出し、その平均獲得 yd と標準偏差から重み付け乱択するなどの工夫が必要になると考えられた。

Table 6 シミュレーション結果 (A) および実践データ (B)

(A)			(B)		
シミュレーションで選出された結果	分類	出現回数	実践における作戦データ	分類	出現回数
['Run fake Pass', 0, 0] ['Run fake Pass', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	14	['Outside', 0, 0] ['Outside', 'Inside', 0]	['Run'], ['Run]	
['Middle', 'Middle', 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	10	['Short', 0, 0] ['Inside', 0, 0]	['Pass'], ['Run]	
['Long', 0, 0] ['Long', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	8	['Short', 'Inside', 'Inside'] ['Outside', 'Outside', 'Inside']	['Pass+Run'], ['Run]	
['Long', 'Run fake Pass', 0] ['Long', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	7	['Inside', 0, 0] ['Inside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	
['Short', 'Short', 0] ['Short', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	7	['Middle', 'Inside', 0] ['Inside', 0, 0]	['Pass+Run'], ['Run]	
['Long', 'Long', 0] ['Long', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	7	['Inside', 'Inside', 0] ['Inside', 'Outside', 0]	['Run'], ['Run]	
['Outside', 'Outside', 0] ['Outside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	6	['Short', 'Run fake Pass', 0] ['Inside', 'Inside', 0]	['Pass'], ['Run]	
['Outside', 'Pass fake Run', 0] ['Outside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	6	['Outside', 'Outside', 0] ['Inside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	
['Run fake Pass', 'Run fake Pass', 0] ['Run fake Pass', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	6	['Short', 0, 0] ['Inside', 0, 0]	['Pass'], ['Run]	
['Outside', 0, 0] ['Outside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	5	['Inside', 'Outside', 0] ['Inside', 'Outside', 0]	['Run'], ['Run]	
['Long', 'Long', 0] ['Outside', 0, 0]	['Pass'], ['Run]	5	['Inside', 'Long', 0] ['Inside', 0, 0]	['Run+Pass'], ['Run]	
['Long', 'Outside', 0] ['Long', 0, 0]	['Pass+Run'], ['Pass]	5	['Run fake Pass', 0, 0] ['Inside', 0, 0]	['Pass'], ['Run]	
['Middle', 'Pass fake Run', 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass+Run'], ['Pass]	5	['Run fake Pass', 'Inside', 0] ['Inside', 'Outside', 0]	['Pass+Run'], ['Pass]	
['Middle', 'Long', 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	5	['Middle', 'Inside', 'Run fake Pass'] ['Inside', 0, 0]	['Pass+Run'], ['Run]	
['Run fake Pass', 'Run fake Pass', 0] ['Outside', 0, 0]	['Pass'], ['Run]	5	['Inside', 0, 0] ['Outside', 'Inside', 'Inside']	['Run'], ['Run]	
['Run fake Pass', 'Short', 0] ['Run fake Pass', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	5	['Middle', 0, 0] ['Short', 'Inside', 0]	['Pass'], ['Pass+Run]	
['Run fake Pass', 'Run fake Pass', 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	5	['Inside', 'Inside', 0] ['Outside', 'Outside', 'Inside']	['Run'], ['Run]	
['Middle', 'Short', 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	4	['Short', 'Outside', 0] ['Short', 'Inside', 'Outside']	['Pass+Run'], ['Pass+Run]	
['Middle', 'Outside', 0] ['Middle', 'Middle', 0]	['Pass+Run'], ['Pass]	4	['Outside', 'Middle', 'Middle'] ['Inside', 'Short', 'Middle']	['Run+Pass'], ['Run+Pass]	
['Run fake Pass', 'Run fake Pass', 0] ['Run fake Pass', 'Outside', 0]	['Pass'], ['Pass+Run]	4	['Inside', 0, 0] ['Inside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	
['Run fake Pass', 'Middle', 0] ['Run fake Pass', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	4	['Short', 0, 0] ['Outside', 0, 0]	['Pass'], ['Run]	
['Long', 0, 0] ['Inside', 'Long', 0]	['Pass'], ['Run+Pass]	4	['Inside', 'Short', 0] ['Outside', 0, 0]	['Run+Pass'], ['Run]	
['Short', 'Run fake Pass', 'Short'] ['Short', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	4	['Inside', 0, 0] ['Inside', 'Outside', 0]	['Run'], ['Run]	
['Outside', 'Inside', 0] ['Outside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	4	['Outside', 'Middle', 'Middle'] ['Outside', 0, 0]	['Run+Pass'], ['Run]	
['Long', 'Long', 0] ['Long', 'Long', 0]	['Pass'], ['Pass]	4	['Inside', 0, 0] ['Inside', 0, 0]	['Run'], ['Run]	
['Run fake Pass', 'Run fake Pass', 0] ['Short', 'Run fake Pass', 0]	['Pass'], ['Pass]	4	['Outside', 0, 0] ['Inside', 'Inside', 0]	['Run'], ['Run]	
['Short', 'Run fake Pass', 0] ['Short', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	4	['Outside', 'Inside', 'Inside'] ['Inside', 'Inside', 0]	['Run'], ['Run]	
['Run fake Pass', 'Inside', 0] ['Run fake Pass', 'Outside', 0]	['Pass+Run'], ['Pass+Run]	4	['Middle', 0, 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass'], ['Pass]	
['Middle', 'Outside', 0] ['Middle', 0, 0]	['Pass+Run'], ['Pass]	4	['Inside', 'Inside', 'Inside'] ['Inside', 'Inside', 0]	['Run'], ['Run]	

Table 7 Run と Pass に大別した場合のシミュレーションと実践データ

結果	シミュレーション	実践
['Run'], ['Run']	4	13
['Run'], ['Pass']	0	0
['Run'], ['Run+Pass']	0	0
['Pass'], ['Pass']	17	1
['Pass'], ['Run']	2	5
['Pass'], ['Run+Pass']	2	1
['Run+Pass'], ['Run']	0	6
['Run+Pass'], ['Pass']	4	1
['Run+Pass'], ['Run+Pass']	1	2
計	30	29

6. 結論

本研究では、我々の先行研究よりもより実践に近い条件を取り入れてシミュレーションを行ったが、実践データとの一致がみられないという結果となった。しかし、今回の研究から Fresh を考慮したシミュレーションが可能となり、より広い範囲での戦略の推定も可能となった。このように、アメフトにおける大まかなルールをプログラムに落とし込み、モンテカルロシミュレーションで戦略が推定できるようになったのは大きな成果である。

今後の課題の一つとして、実践データの扱い方の再考が挙げられる。5章でも述べた通り、Pass に関しては成功と失敗も合わせた平均と標準偏差から獲得 yd を設定するのではなく、成功と失敗を分けて設定を行い決定するのが良いという考えに至っている。また、課題の2つ目として戦略の読まれにくさの更なる考慮が考えられる。本研究では、現在の作戦から次の作戦に対して連続性を考慮するかしないかの2択で乱択化し、読みにくさや作戦のばらつきの考慮を行った。実データから作戦の連続性に対する

データを抽出するなどが今後求められる。

アメフトだけでなく多くのスポーツで電子化が進められており、競技スポーツ戦略へのビッグデータ活用の必要性が高まりつつある。本研究で得られた課題を改善し、より有用な戦略支援システムの構築を目指していきたい。

参考文献

- 1) 島野雄貴, 土田雄輝, 福島稜規, 伊藤毅志, 大河原一憲. モンテカルロシミュレーションを用いたアメリカン・フットボールにおける最適な戦略推定. 第9回E&Cシンポジウム. 2015.
- 2) 中村俊輔. 機械学習によるアメリカンフットボールの戦略推定. 奈良先端科学技術大学院大学 修士論文. 2011
- 3) 前田彰太, 橋本剛, 小林康幸. 局面評価関数を使う新たなUCT探索法の提案とオセロによる評価. 情報処理学会研究報告, 2010
- 4) 美添一樹, 山下宏. コンピュータ囲碁 モンテカルロ法の理論と実践 松原仁 編. 共立出版. 2012