

人間行動モデルと
システムの最適化に関する研究

平成29年度

小 林 篤 史

人間行動モデルと
システムの最適化に関する研究

平成29年度

小 林 篤 史

要旨

日本では数年に1回の割合で大規模災害が発生する。大規模災害がひとたび発生すると避難所へ住民が避難し、大量の負傷者が病院へ来院し、来院した負傷者は処置を受けることとなる。このような事例に対して、住民の避難方法、負傷者の最適な病院搬送、病院内トリアージの運用方法の研究がなされている。特に負傷者の病院搬送及び病院内での処置に関してトリアージと呼ばれる手法が使われている。トリアージとは大量の傷病者が来院し、通常の医療手法では救える患者が救えない可能性がある場合、一人でも多くの負傷者に対して最善の治療を行う手法である。

トリアージ手法には現場トリアージ及び病院内トリアージがあり、用いる手法が異なる。さらに日本と海外とでは利用されるトリアージ手法が異なる。日本ではSTART法を、海外ではSTART法及びMTS法などが使用されている。病院内トリアージに関しては日本では2012年に標準化されたJTAS法が使用されている。海外ではESI, MTS, CTASなどが使用されている。さらに日本では各病院の特徴に合わせて異なったトリアージ緊急度基準、トリアージ手法が利用されている。そのようなことから、病院ごとに最適なトリアージ運用方法の検討が重要となってくる。病院内トリアージの運用方法の検討をするために病院の運営者はトリアージ手法、緊急度レベル及びトリアージ結果を基にした事後解析を利用する。これらの作業は一般的に机上で行う。机上検討では多くの病院関係者を集めて行われるため、多大な時間を要する。さらに、様々なシナリオパターンを行う場合、時間及び人員を要することから、机上検討を補足する支援ツールとして、あるいは運営者自身が独力で机上と同等の検討ができる必要があると考えられる。

このツールを実現する方法として、様々な手法が存在する。特に医師、看護師、医療技師及び患者の個々人の特徴を模擬し、さらに医師間、看護師間の相互作用を模擬できるようなツールを実現することが適切であると考えられる。このような手法としてマルチエージェントシミュレーション(MAS)がある。マルチエージェントシミュレーションとは1人1人をエージェントという与えられた行動やルールのもと、自律的に意思決定及び行動する対象として仮想空間上に登場させ、各エージェントによる相互作用をシミュレーションする手法である。

当初は計算機性能から数百エージェント程度のシミュレーションしか実施できなかったが、近年では、大規模なシミュレーションを実施できるようになった。

トリアージ運用方法検討支援ツールを対象として、MASを利用する場合、診察室、初療室などの部屋数、医師、看護師及び医療技師の人数といった設計パラメータをそのツールに入力して、シミュレーションを実行し、各エージェントの行動データを基に待ち時間、診察時間といった解析評価を行う。これを順シミュレーションという。さらに運用方法としてその評価内容を設計パラメータに反映させるというプロセスを繰り返し行う。その結果として病院の性能が同等あるいは向上する結果を求められるパラメータを得ることが可能となる。

しかし、最適結果を得るにはある程度の回数シミュレーションを実施する必要がある、さらにシミュレーションに対する知識や経験が必要であるため、シミュレーションの実行者には多大な労力及び能力が要求される。このようなことから労力を軽減し、かつ最適なパラメータを得るにはパラメータの自動推定手法が必要であると考えられる。

パラメータ推定手法としては、最適な結果を得るための目的関数及び各パラメータに対する制約条件を設定し、その条件下で目的関数を最大、あるいは最小にする手法が用いられる。この手法の1つとして逆シミュレーション手法がある。逆シミュレーション手法は、順シミュレーションを実行して得られたパラメータ及び入力パラメータを目的関数及び制約条件に利用して、目的関数を最大、あるいは最小にするパラメータを推定する手法である。この逆シミュレーション手法を利用して得られた推定パラメータを用いて、順シミュレーションを実施することにより、目的関数を最適にする結果が得られる。以上より、シミュレーション実行者の負担が大幅に減少すると考えられ、効率よくシミュレーションを実施することができると考えられる。さらに、シミュレーション実行者の知識や経験に関係なく最適な結果が得られると考えられる。

本研究の目的は、順シミュレーション方式による人間行動モデルの実現及び逆シミュレーション方式によるシステム最適化の実現である。

1つ目は人間行動モデルの実現としてトリアージ運用方法検討支援ツールを対象とする。シミュレーション方式を人間の行動モデルを表現するのに適しているMASを利用する。ツールは診察室、初療室などの部屋数、医師、看護師及び医療技師の人数といった設計パラメータを入力して、シミュレーションを実行し、各エージェントの行動データを基に待ち時間、診察時間といった解析評価を行うことができるようにする。さらに、ツールが人間行動モデルを適切に実現できていることを確かめるために、妥当性及び応用可能性評価を実施し、妥当性があること応用可能性があることを示す。

2つ目はシステムの最適化として病院の部屋数の増減による待ち時間の減少、あるいは診察室の稼働率上昇といった病院自体の最適化を対象とする。このシステムの最適化の方式として、ある評価指標を基に対象シミュレーションを用いて、設計パラメータを推定する逆シミュレーション手法を利用する。

まず、逆シミュレーション方式に適用する最適化手法を提案する。次に逆シミュレーション方式を構築したシミュレーションに導入し、ある評価指標に基づいて、最適な設計パラメータを自動推定できることを性能評価とともに示す。さらに応用可能性として、公表データを用いて、逆シミュレーションを実施し、ある評価指標に基づく最適なパラメータが得られることを示す。推定したパラメータを順シミュレーションに適用し、現時点での状況よりも、同等かそれ以上の結果が得られることを示す。

本論文の構成を示す。

第1章では、本研究における研究背景及び研究目的に関して述べる。

第2章では、関連研究に関して述べ、さらに本研究との比較に関して述べる。

第3章では、本研究における順シミュレーション方式による人間行動モデルの実現方式として、病院内におけるトリアージ運用方法検討を対象として、マルチエージェントシミュレーション方式を利用する。このシミュレーションツール TRISim に関して、人間行動モデルの実現及びシミュレーション環境の構築に関して述べる。

第4章では、構築した TRISim の妥当性確認及び応用可能性を示す。妥当性確認に関して、実データとシミュレーション結果との比較及び統計的検定を利用して評価を実施し、妥当性があることを示す。応用可能性では、妥当性評価において使用した病院以外の病院を用いてシミュレーションを実施し、結果である各エージェントの行動データを基に待ち時間、診察時間、処置時間等の解析評価が可能であることを示す。さらに、各種パラメータを変更することにより待ち時間の減少や診察室の稼働率上昇といった病院の性能向上といった解析が可能であることを示す。

第5章では本研究におけるシステムの最適化として、目的関数及び制約条件からパラメータを推定する手法である逆シミュレーション手法を TRISim に付加した InverseTRISim を構築する。InverseTRISim では最適化手法としてメタヒューリスティック手法の1つであり、他の手法と比較すると大域的最適解へ収束しやすい人工蜂コロニーアルゴリズム(ABCアルゴリズム)を利用する。ここでは、従来手法のABCアルゴリズムよりも、より高速に大域的最適解へ収束する手法であるUX-ABCアルゴリズムを提案し、アルゴリズムの性能評価に用いられる標準関数を利用して、他のABCアルゴリズムよりも高速に大域的最適解へ収束することを示す。これらの結果を基に InverseTRISim がの性能評価及び応用可能性を示す。性能評価に関しては、InverseTRISim へUX-ABCアルゴリズム及びABCアルゴリズムを適用し、計算時間、収束可能性及び推定パラメータの観点から比較検討を行い、提案手法であるUX-ABCアルゴリズムが高性能であることを示す。応用可能性に関して、病院の公表データを InverseTRISim へ適用することにより、実際の病院に関してある評価指標に基づく最適なパラメータ推定が可能であり、提案可能なことを示す。

第6章では TRISim を将来発生すると予想される大規模災害へ応用する。その環境下における病院内のトリアージ運用方法に関して妥当性確認を実施し、応用可能性を示すことによって、大規模災害においても TRISim が病院内トリアージ運用方法へ適用可能であることを示す。

第7章では本研究におけるまとめを述べる。

目次

第1章	序論	1
1.1	本研究の背景	1
1.2	本研究の目的	2
1.3	本論文の構成	3
第2章	関連研究	6
2.1	序言	6
2.2	人間行動モデルに関する研究	6
2.2.1	調査による研究	6
2.2.2	待ち行列によるシミュレーション	7
2.2.3	マルチエージェントシミュレーション	8
2.3	システム最適化に関する研究	8
2.3.1	病院最適化に関する従来研究	8
2.3.2	逆シミュレーション	9
2.3.3	最適化手法に関する研究	9
2.4	結言	10
第3章	マルチエージェント方式による人間行動モデルの実現	11
3.1	序言	11
3.2	TRISim の概念モデル	11
3.3	TRISim の病院モデル	12
3.3.1	待合室モデル	13
3.3.2	重症観察室モデル	13
3.3.3	初療室モデル	14
3.3.4	ICU モデル	14
3.3.5	HCU モデル	15
3.3.6	一般病棟モデル	15
3.3.7	観察室モデル	15
3.3.8	診察室モデル	16
3.3.9	手術室モデル	16
3.3.10	各検査室モデル	17
3.4	救急部門におけるエージェントモデル	17

3.4.1	患者エージェントモデル	17
3.4.2	看護師エージェントモデル	22
3.4.3	医師エージェントモデル	24
3.4.4	医療技師エージェントモデル	27
3.5	TRISim 運用モデル	28
3.6	結言	29
第4章	人間行動モデルの妥当性検証及び実験	30
4.1	序言	30
4.2	シミュレーション妥当性評価	30
4.2.1	シナリオ	30
4.2.2	評価条件	31
4.2.3	評価結果	32
4.3	実験 2:応用可能性評価	35
4.3.1	実験条件	35
4.3.2	実験結果	36
4.4	考察	45
4.5	結言	46
第5章	逆シミュレーションによるシステム最適化	47
5.1	序言	47
5.2	InverseTRISim	47
5.2.1	順シミュレーション部	48
5.2.2	逆シミュレーション部	49
5.2.3	ABC アルゴリズム概要	50
5.2.4	ABC アルゴリズム	50
5.2.5	UX-ABC アルゴリズム	52
5.3	UX-ABC アルゴリズム性能実験	55
5.3.1	実験条件	55
5.3.2	実験結果	56
5.4	UX-ABC アルゴリズムの制約条件	65
5.5	実験 1:InverseTRISim の性能評価	65
5.5.1	シナリオ設定	65
5.5.2	評価指標	67
5.5.3	制約条件	68
5.5.4	実験環境	69
5.5.5	実験結果	69
5.6	実験 2:InverseTRISim 応用可能性評価	71
5.6.1	実験結果	72

5.6.2	考察	75
5.7	結言	76
第6章	大規模災害時シミュレーションへの応用	77
6.1	序言	77
6.2	対象とする大規模災害	77
6.3	実験1:妥当性確認	78
6.3.1	実験条件	78
6.3.2	実験結果	80
6.4	実験2:応用可能性確認(平成18年度被害想定)	81
6.4.1	実験結果	81
6.5	実験3:応用可能性(平成24年度被害想定)	89
6.5.1	実験条件	89
6.5.2	実験結果	90
6.6	考察	96
6.7	結言	97
第7章	結論	98
7.1	成果	98
7.2	今後の課題	99
	参考文献	102
	論文目録	111

目次

1.1	本論文の構成	5
3.1	TRISim の概念モデル	11
3.2	TRISim の病院モデル	12
3.3	患者エージェントのモデル	18
3.4	看護師エージェントモデル	23
3.5	JTAS アルゴリズム	24
3.6	医師エージェント診察モデル	25
3.7	医師エージェント処置モデル	26
3.8	医療技師エージェントモデル	27
3.9	TRISim 運用モデル	29
4.1	患者到達分布	31
4.2	トリアージ緊急度別受診数 (筑波メディカルセンター)	33
4.3	トリアージ緊急度別入院数 (筑波メディカルセンター)	33
4.4	トリアージ緊急度別受診数 (京都市立病院)	34
4.5	トリアージ緊急度別入院数 (京都市立病院)	35
4.6	患者の待ち時間 (診察室変化)	37
4.7	患者の生存確率の推移 (診察室変化)	38
4.8	患者の手術時間の推移 (診察室変化)	39
4.9	診察時間の推移 (診察室変化)	39
4.10	処置時間の推移 (診察室変化)	40
4.11	滞在時間の推移 (診察室数変化)	41
4.12	初療室の処置時間の推移 (初療室数変化)	42
4.13	待ち時間の推移 (初療室数変化)	43
4.14	トリアージ緊急度別受診数	44
4.15	トリアージ緊急度別入院数	44
4.16	トリアージ緊急度別受診数 (倉敷中央病院)	45
5.1	InverseTRISim のシステム構成	48
5.2	順シミュレーション部の概要	49
5.3	逆シミュレーション部の概要	49
5.4	rosenbrock 関数の推移 (2次元)	59

5.5	sphere 関数の推移 (50 次元)	60
5.6	rosenbrock 関数の推移 (50 次元)	60
5.7	rosenbrock(type of star) 関数の推移 (50 次元)	61
5.8	Bohachevsky 関数の推移 (50 次元)	61
5.9	Ackley 関数の推移 (50 次元)	62
5.10	Schaffer 関数の推移 (50 次元)	62
5.11	rastrigin 関数の推移 (50 次元)	63
5.12	rastrigin (shifted) 関数の推移 (50 次元)	63
5.13	ellipsoid 関数の推移 (50 次元)	64
5.14	k-tablet 関数の推移 (50 次元)	64
5.15	zakharov 関数の推移 (50 次元)	65
5.16	実験で用いる患者の病院到達分布	66
5.17	NEDOCS 最適化結果 (世代の推移)	69
5.18	NEDOCS 最適化結果 (世代数の推移)	73
5.19	患者の待ち時間の結果	74
5.20	診察室における患者の診察時間の結果	74
6.1	大規模災害における患者の到達分布	80
6.2	大規模災害における妥当性確認結果	81
6.3	大規模災害における患者の待ち時間 (初療室の変化)	82
6.4	大規模災害における患者の生存確率 (初療室の変化)	83
6.5	大規模災害における診察時間 (初療室の変化)	84
6.6	大規模災害における処置時間 (初療室の変化)	85
6.7	大規模災害における一般病棟の滞在時間 (初療室の変化)	86
6.8	大規模災害におけるトリアージ別受診数	87
6.9	大規模災害におけるトリアージ別入院数	88
6.10	被害想定からの推定値及びシミュレーション結果からの死者数	89
6.11	大規模災害における患者の待ち時間 (初療室の変化)	90
6.12	大規模災害における患者の生存確率 (初療室の変化)	91
6.13	大規模災害における診察時間 (初療室の変化)	92
6.14	大規模災害における処置時間 (初療室の変化)	93
6.15	大規模災害における一般病棟の滞在時間 (初療室の変化)	94
6.16	大規模災害におけるトリアージ別受診数	95
6.17	大規模災害におけるトリアージ別入院数	96

表目次

3.1	RTS における GCS, SBP, RR の変換表	21
3.2	正常時及びショック時のバイタルサイン	22
4.1	筑波メディカルセンターの病院構成パラメータ [81]	32
4.2	京都市立病院の病院構成パラメータ [45]	32
4.3	聖隷浜松病院の構成パラメータ [70,71]	36
4.4	倉敷中央病院の病院構成パラメータ [74-77]	36
5.1	UX-ABC と他の ABC アルゴリズムの比較	55
5.2	本研究で利用する評価関数	57
5.3	各評価関数における各 ABC アルゴリズムの比較結果	58
5.4	各評価関数における各 ABC アルゴリズムの比較結果	59
5.5	最適化計算部設定パラメータ	67
5.6	制約条件 (各室数及び各室における所属エージェント数)	68
5.7	利用実験環境	69
5.8	ABC 及び UX-ABC アルゴリズムの初期設計パラメータ	70
5.9	ABC アルゴリズムの収束時の設計パラメータ	71
5.10	UX-ABC アルゴリズムの収束時の設計パラメータ	71
5.11	対象病院の設計パラメータ	72
5.12	実験 2 の制約条件 (各室数及び各室における所属エージェント数あ るいは総数)	72
5.13	1000 世代後の対象病院の設計パラメータ	73
6.1	対象とする大規模災害	77
6.2	阪神淡路大震災及び東日本大震災の死者内訳	78
6.3	東京大学医学部附属病院の設計パラメータ	79
6.4	東京大学医学部附属病院の設計パラメータ	90

Study on Human Behavior Model and System Optimization

Atsushi Kobayashi

In Japan, a large scale disaster occurs once in several years. Once such disaster occurs, many of injured people visit hospitals and undergo medical treatment. In these cases, triage operation is performed. Triage is a method to increase the number of survived people and is performed in the hospital. In order to study this triage operation method, hospital managers usually simulate on desk studies.

However, many resources are needed in order to conduct such desk study. Thus, we assume that hospital managers need a tool to support the desk study. A multi-agent simulation (MAS) can be used as one of the tools to study such simulation. An agent is used as an object to act and make a decision autonomously based on given action and rules. MAS has effective simulation to study the impact to simulation about each of agents and with respect to interaction among agents. MAS is good method to obtain optimum result about social problem with MAS because it is possible to designate its scenario of high fidelity and capture the feature of social problem.

However, in order to obtain the optimum simulation result, simulation engineers have to change parameters and run the simulation cyclically, and it is possible to run interval simulation of this process manually. In addition, a simulation user requires to have knowledge and experience to the simulation. In this case, we assess automatically estimation method of parameters to the optimization simulation result. we use the inverse simulation method. This method is to obtain optimization parameters which maximize or minimize objective function value based on constraint condition and simulation result. A simulation user runs the more effective simulation and decreases workload with inverse simulation. In addition, we assess that it is possible to obtain optimization result without knowledge and experience of simulation users.

In this paper, we develop human behavior model with multi-agent method and optimization system with inverse simulation method. We indicate that a simulation user decreases workload and runs the simulation more effectively until a simulation user obtains optimization simulation result and parameters.

第1章 序論

1.1 本研究の背景

日本では数年に1回の割合で大規模災害が発生する。大規模災害がひとたび発生すると避難所へ住民が避難し、大量の負傷者が病院へ来院し、来院した負傷者は処置を受けることとなる。このような事例に対して、住民の避難方法 [47], 負傷者の最適な病院搬送 [1, 16], 病院内トリアージの運用方法の研究がなされている。特に負傷者の病院搬送及び病院内での処置に関してトリアージと呼ばれる手法が使われている。トリアージとは大量の傷病者が来院し、通常の医療手法では救える患者が救えない可能性がある場合、一人でも多くの負傷者に対して最善の治療を行う手法である。

トリアージ手法には現場トリアージ及び病院内トリアージがあり、用いる手法が異なる。さらに日本と海外とでは利用されるトリアージ手法が異なる。日本ではSTART法を、海外ではSTART法及びMTS法などが使用されている。病院内トリアージに関しては日本では2012年に標準化されたJTAS法 [91] が使用されている。海外ではESI [10], MTS [32], CTAS [28] などが使用されている。さらに日本では各病院の特徴に合わせて異なったトリアージ緊急度基準、トリアージ手法が利用されている。そのようなことから、病院ごとに最適なトリアージ運用方法の検討が重要となってくる。病院内トリアージの運用方法の検討をするために病院の運営者はトリアージ手法、緊急度レベル及びトリアージ結果を基にした事後解析を利用する。これらの作業は一般的に机上で行うが、机上検討では多くの病院関係者を集めて行われるため、多大な時間を要する。さらに、様々なシナリオパターンを行う場合、時間及び人員を要することから、机上検討を補足する支援ツールとして、あるいは運営者自身が独力で机上と同等の検討ができる必要があると考えられる。

このツールを実現する方法として、様々な手法が存在する。特に医師、看護師、医療技師及び患者の個々人の特徴を模擬し、さらに医師間、看護師間の相互作用を模擬できるようなツールを実現することが適切であると考えられる。このような手法としてマルチエージェントシミュレーション(MAS)がある [6, 61]。マルチエージェントシミュレーションとは1人1人をエージェントという与えられた行動やルールのもと、自律的に意思決定及び行動する対象として仮想空間上に登場させ、各エージェントによる相互作用をシミュレーションする手法である。

当初は計算機性能から数百エージェント程度のシミュレーションしか実施できなかったが、近年では、大規模なシミュレーションを実施できるようになった [6, 61]。

トリアージ運用方法検討支援ツールを対象として、MAS を利用する場合、診察室、初療室などの部屋数、医師、看護師及び医療技師の人数といった設計パラメータをそのツールに入力して、シミュレーションを実行し、各エージェントの行動データを基に待ち時間、診察時間といった解析評価を行う。これを順シミュレーションという。さらに運用方法としてその評価内容を設計パラメータに反映させるというプロセスを繰り返し行う。その結果として病院の性能が同等あるいは向上する結果を求められるパラメータを得ることが可能となる。

しかし、最適結果を得るにはある程度の回数シミュレーションを実施する必要がある。さらにシミュレーションに対する知識や経験が必要であるため、シミュレーションの実行者には多大な労力及び能力が要求される。このようなことから労力を軽減し、かつ最適なパラメータを得るにはパラメータの自動推定手法が必要であると考えられる。

パラメータ推定手法としては、最適な結果を得るための目的関数及び各パラメータに対する制約条件を設定し、その条件下で目的関数を最大、あるいは最小にする手法が用いられる。この手法の1つとして逆シミュレーション手法がある [68, 72, 78]。逆シミュレーション手法は、順シミュレーションを実行して得られたパラメータ及び入力パラメータを目的関数及び制約条件に利用して、目的関数を最大、あるいは最小にするパラメータを推定する手法である。この逆シミュレーション手法を利用して得られた推定パラメータを用いて、順シミュレーションを実施することにより、目的関数を最適にする結果が得られる。以上より、シミュレーション実行者の負担が大幅に減少すると考えられ、効率よくシミュレーションを実施することができると考えられる。さらに、シミュレーション実行者の知識や経験に関係なく最適な結果が得られると考えられる。

1.2 本研究の目的

本研究の目的は、順シミュレーション方式による人間行動モデルの実現及び逆シミュレーション方式によるシステム最適化の実現である。

1つ目は人間行動モデルの実現としてトリアージ運用方法検討支援ツールを対象とする。シミュレーション方式を人間の行動モデルを表現するのに適しているMASを利用する。ツールは診察室、初療室などの部屋数、医師、看護師及び医療技師の人数といった設計パラメータを入力して、シミュレーションを実行し、各エージェントの行動データを基に待ち時間、診察時間といった解析評価を行うことができるようにする。さらに、ツールが人間行動モデルを適切に実現できていることを確かめるために、妥当性及び応用可能性評価を実施し、妥当性があること応用可能性があることを示す。

2つ目はシステムの最適化として病院の部屋数の増減による待ち時間の減少、あるいは診察室の稼働率上昇といった病院自体の最適化を対象とする。このシステムの最適化の方式として、ある評価指標を基に対象シミュレーションを用いて、設計

パラメータを推定する逆シミュレーション手法を利用する。

まず, 逆シミュレーション方式に適用する最適化手法を提案する. 次に逆シミュレーション方式を構築したシミュレーションに導入し, ある評価指標に基づいて, 最適な設計パラメータを自動推定できることを性能評価とともに示す. さらに応用可能性として, 公表データを用いて, 逆シミュレーションを実施し, ある評価指標に基づく最適なパラメータが得られることを示す. 推定したパラメータを順シミュレーションに適用し, 現時点での状況よりも, 同等かそれ以上の結果が得られることを示す.

1.3 本論文の構成

本論文の構成を図 1.1 に示す.

第 1 章では, 本研究における研究背景及び研究目的に関して述べる.

第 2 章では, 関連研究に関して述べ, さらに本研究との比較に関して述べる.

第 3 章では, 本研究における順シミュレーション方式による人間行動モデルの実現方式として, 病院内におけるトリアージ運用方法検討を対象として, マルチエージェントシミュレーション方式を利用する. このシミュレーションツール TRISim に関して, 人間行動モデルの実現及びシミュレーション環境の構築に関して述べる.

第 4 章では, 構築した TRISim の妥当性確認及び応用可能性を示す. 妥当性確認に関して, 実データとシミュレーション結果との比較及び統計的検定を利用して評価を実施し, 妥当性があることを示す. 応用可能性では, 妥当性評価において使用した病院以外の病院を用いてシミュレーションを実施し, 結果である各エージェントの行動データを基に待ち時間, 診察時間, 処置時間等の解析評価が可能であることを示す. さらに, 各種パラメータを変更することにより待ち時間の減少や診察室の稼働率上昇といった病院の性能向上といった解析が可能であることを示す.

第 5 章では本研究におけるシステムの最適化として, 目的関数及び制約条件からパラメータを推定する手法である逆シミュレーション手法を TRISim に付加した InverseTRISim を構築する. InverseTRISim では最適化手法としてメタヒューリスティック手法の 1 つであり, 他の手法と比較すると大域的最適解へ収束しやすい人工蜂コロニーアルゴリズム (ABC アルゴリズム) を利用する [18]. ここでは, 従来手法の ABC アルゴリズムよりも, より高速に大域的最適解へ収束する手法である UX-ABC アルゴリズムを提案し, アルゴリズムの性能評価に用いられる標準関数を利用して, 他の ABC アルゴリズムよりも高速に大域的最適解へ収束することを示す. これらの結果を基に InverseTRISim がの性能評価及び応用可能性を示す. 性能評価に関しては, InverseTRISim へ UX-ABC アルゴリズム及び ABC アルゴリズムを適用し, 計算時間, 収束可能性及び推定パラメータの観点から比較検討を行い, 提案手法である UX-ABC アルゴリズムが高性能であることを示す. 応用可能性に関して, 病院の公表データを InverseTRISim へ適用することにより, 実際の病院に関

してある評価指標に基づく最適なパラメータ推定が可能であり, 提案可能なことを示す.

第6章では TRISim を将来発生すると予想される大規模災害へ応用する. その環境下における病院内のトリアージ運用方法に関して妥当性確認を実施し, 応用可能性を示すことによって, 大規模災害においても TRISim が病院内トリアージ運用方法へ適用可能であることを示す.

第7章では本研究におけるまとめを述べる.

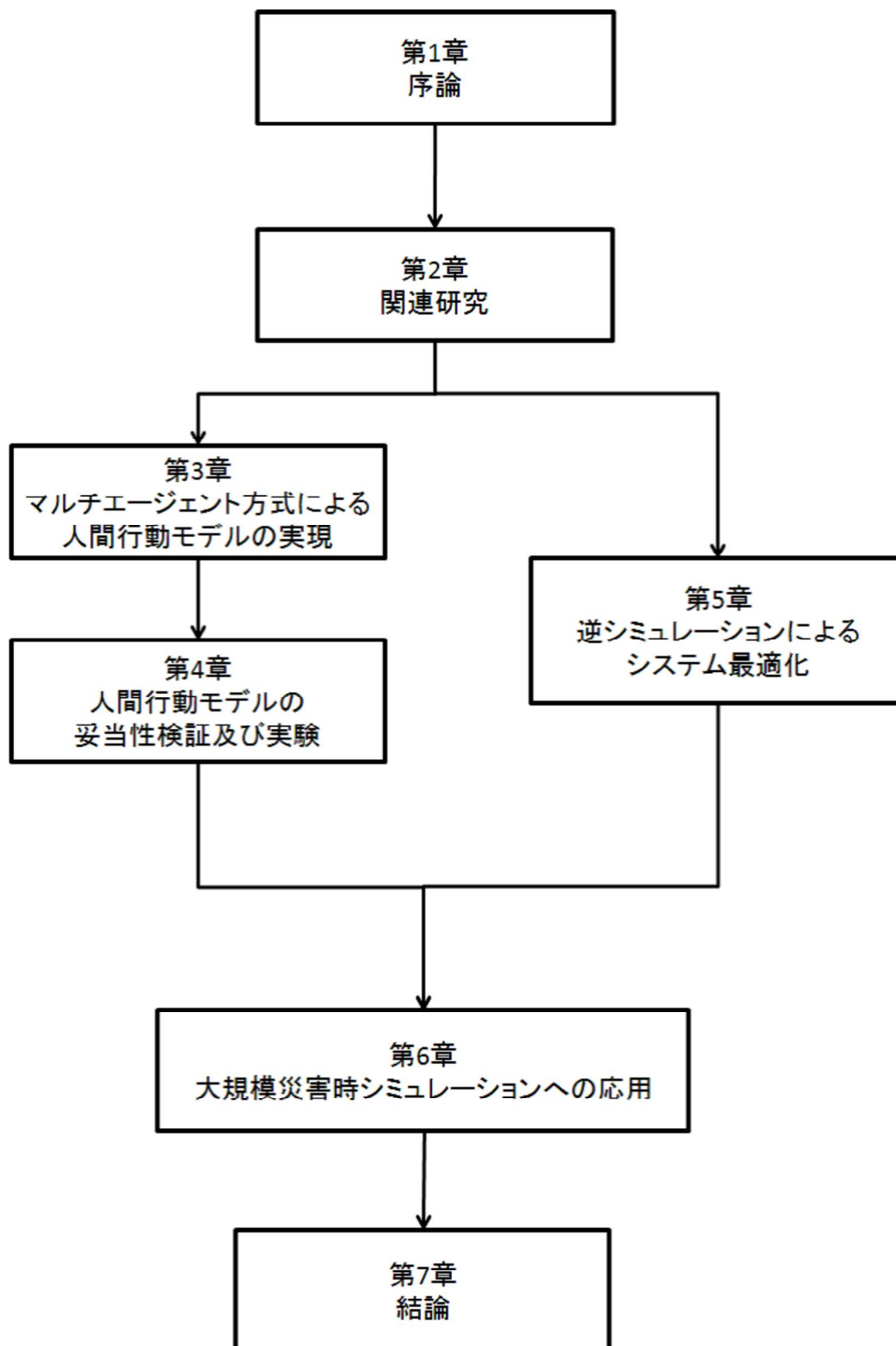


図 1.1: 本論文の構成

第2章 関連研究

2.1 序言

本項では人間行動モデルに関する関連研究及びシステム最適化に関する関連研究について述べる。

2.2 人間行動モデルに関する研究

本研究において実現する順シミュレーション方式による人間行動モデルの実現では、トリアージ運用方法支援ツールを対象としていることから、その関連する研究として病院の救急医療に関する研究を述べる。救急医療の研究として調査による研究及び計算機シミュレーションによる研究がなされている。

調査研究ではトリアージ評価に関する研究を中心に述べ、計算機を使用したシミュレーションでは待ち行列を用いた研究及びエージェント用いた研究に関して述べる。

2.2.1 調査による研究

衛藤ら [67] は患者の待ち時間の調査を実施している。平塚共済病院を対象として、2012年8月～2013年4月の半年にわたって救急外来を受診したすべての患者の待ち時間について調査を実施した。なお、平塚共済病院では2011年にJTAS法を導入している。結果としてJTASの推奨する「安全な待ち時間」を逸脱していなかったこと、トリアージレベル別の特徴などを詳細に検討している。蓮池ら [103] は高松赤十字病院を対象として、JTAS トリアージを定着させるため、院内トリアージマニュアル、患者情報用紙の作成、患者周知掲示物の作成及びトリアージ教育などを図った。結果として初期は判定誤りが多かったが時間経過に従い練度の上昇による誤り率の低下が見られ、取り組みに効果があったことを示した。

また、島尻ら [60] は様々な病院にトリアージに関する内容のアンケート(トリアージ実施の有無、トリアージナースの人数、トリアージ緊急度段階、トリアージ導入時期)を実施し、詳細に検討することでトリアージの質に関して、トリアージ方法の標準化、トリアージ施行者の能力担保、事後検証システムの確立といった観点から考察している。

上野ら [55] は、筑波メディカルセンターを対象としてトリアージ手法の質に関する評価を行った。緊急度基準 4 段階のトリアージに関して評価を実施し、トリアージ緊急度別受診数や入院数、オーバートリアージ率、アンダートリアージ率を計測し、他のトリアージプロトコルとの比較検討を実施している。さらに、患者の待ち時間に関する評価もしている。

木澤 [56] は院内トリアージシステムを構築するには、どの点を重視すべきかに関して一定の考察を述べている。

このように調査研究では単一の病院を対象としたトリアージの質や導入に関する研究、あるいは全国の病院を対象としたトリアージの質に関する研究がなされている。これら研究と一般化して、あるルールに従って実施するというマニュアルを作るには多大な労力、費用及び時間を要する。さらに繰り返し実施できるとは限らないため、この手法を用いて様々なパターンによる検証や想定事例での検証も困難であると考えられる。

2.2.2 待ち行列によるシミュレーション

紀ら [44] の待ち時間短縮に関する研究では患者の待ち行列の方法としてディスパッチルールという新たな待ち行列手法を用いて解析を実施している。そのルールを基にイベント駆動型ネットワークモデルを用いてシミュレーションを実施し、提案ルールの詳細な解析を実施している。

Lin ら [26] は病院の救急部門における患者の待ち時間を 2 つの待ち行列を用いて実際の病院を基に解析を行っている。1 つは病院の初療室、2 つ目は 24 時間体制で患者を診る IU と呼ばれる部屋とし、理論的な解析及びモンテカルロシミュレーションによる解析を実施した。結果として、IU の数が上昇すると救急部門の資源占有率が減少すること救急部門の許容量を上昇させると待ち時間が減少することがわかり、シミュレーションと理論の比較検討をしている。

水野ら [66] は、災害時における医療機関の連携や医療サービス不足などを明確化し、どこを中心として病院の復旧をすればよいのかを表現するために、閉鎖型待ち行列を用いてシミュレーションを実施し結果を解析した。サービス率を協力指標としてとらえ、静岡県浜松にある災害拠点病院、救急対応病院を利用して拠点回復時におけるつながり度、医療サービス等に関する解析を実施している。

待ち行列を用いたシミュレーションでは患者のモデルが待ち時間や到達分布のみで定義されており、個々のエージェント単位での解析は対象としていない。そのため、モデルによる特徴、モデル間の相互作用などを考慮し、個々のモデルの時系列結果を解析するといったことを実施したい場合、モデルが複雑になる等の問題があり、理論的な解析が困難になるため本研究における人間行動モデルを実現したシミュレーションを表現するには不十分であると考えられる。

2.2.3 マルチエージェントシミュレーション

マルチエージェントを利用したトリアージシミュレーションでは主に ESI(Emergency Severity Index) [30], MTS(Manchester Triage System) [33], CTAS(Canadian Triage and Acuity Scale) [12] を使用した研究がなされており, その他, 国ごとにおいて採用されているトリアージを使用した研究が実施されている [2,35]. このように海外のトリアージを用いたマルチエージェントシミュレーションがほとんどである. そのため日本の病院にこれらマルチエージェントシミュレーションを適用しようとしても, 日本のトリアージプロトコルである JTAS を表現できるか不明である. そのようなことから, 日本の病院におけるトリアージに関してマルチエージェントシミュレーションによる, 解析や評価ができなかった. さらに, 病院の救急部門では, 来院する患者が死亡する可能性があり無視できない人数存在すると考えられる. このようなことから死亡率あるいは生存確率を考慮する必要があるが, 従来研究では考慮されていないか不明であったり [2, 12, 33, 35], 考慮されているが死亡率の算出方法が不明であった [30]. トリアージ判定は傷病状態, バイタルサイン及び意識レベル等の状態を基に判定される [91]. しかし, 従来研究では各レベルの患者が来院するものとしてトリアージによる判定を実施していなかったり [12], トリアージ判定は実施しているが, バイタルサインのみ考慮され, 傷病状態や意識レベルまでは考慮されていない [30].

以上より, 従来研究における病院内トリアージマルチエージェントシミュレーションでは, 詳細な検討やより現実に近いシミュレーションをするには不十分であると考えられる.

2.3 システム最適化に関する研究

本研究において対象としている, 病院内トリアージ運用方法を検討支援ツールの入力パラメータ推定方法に関する研究を述べる.

2.3.1 病院最適化に関する従来研究

設定した目的関数を最小にするパラメータを算出する方法により最適化を実施している.

システムを最適化するには救急部門における必要リソース (人数及び給与) に要するコストを目的関数として設定し, 目的関数を最小にするパラメータを推定する手法が知られている [7,22]. 最適解の探索方法としてタブーサーチなどが知られている [34]. さらに, 目的関数として病院の救急部門における混雑状況を設定し, 線形計画法により最適パラメータを求める方法も知られている [37].

しかし, これらの手法はパラメータ数が3あるいは10程度での最適化であり, 大域的最適解へ収束する可能性が高い反面, 病院の運用者が必要としている情報とし

て表現が不十分であると考えられる。

2.3.2 逆シミュレーション

シミュレーションの入力パラメータを推定する方法の一手法として、逆シミュレーション法が存在する [68, 72, 73, 78, 82, 97]。逆シミュレーションは入力パラメータをランダムに与え、シミュレーション結果及び入力パラメータから評価指標に基づいて最適化手法を適用し、最適パラメータを推定するものである。倉橋ら [72] はコミュニケーションに関する人工社会を4パターン定義し、その4パターンに関して逆シミュレーションを利用して、人工社会に登場するエージェントがどのような性格のエージェントであれば、コミュニケーションをしやすいのかを詳細に解析した。

高橋ら [78] は消費者の異質性と選好の動的変化を考慮した消費者行動をエージェントシミュレーションを基に構築した。構築したシミュレーションを利用し、エージェント特性を逆シミュレーションにより分析できるようにした。これにより、購買履歴データがない場合でも、優良顧客にアプローチができるようになった。さらに、モデルの妥当性を仮想的な自動車市場を想定して詳細な分析を行っている。

田島 [97] らは仮想の市場である人工市場を使って参加者の推定に逆シミュレーション手法を利用している。市場参加者の推定には東証1部の住友化学、東京電力の2銘柄の実データを使用し、2つの銘柄をどのような人が購入しているのかを解析している。その結果から実市場の市場参加者を再現できているという結果を得ている。このように様々な事例に逆シミュレーションは応用されているが病院内トリアージ運用方法に関する研究には応用されていない。

一方、これら従来研究における逆シミュレーション手法では、最適化手法として bit-string 型の遺伝的アルゴリズムを用いた手法がほとんどである [68, 78, 97]。Bit-string 型の遺伝的アルゴリズムを利用して多数パラメータによる大域的最適解の算出には、局所解に陥りやすいことが知られている [49]。そのため、本研究のように多数のパラメータを用いた最適化問題へ bit-string 型の遺伝的アルゴリズムを適用するのは適切でないと考えられる。

2.3.3 最適化手法に関する研究

従来、線形計画法やラグランジュの未定乗数法といった様々な制約条件から目的関数を最小化あるいは最大化する手法や、ニュートン法、Levenberg-Marquardt 法といった微分を利用した最適値算出手法が存在している。

最近では、タブーサーチ、遺伝子のプロセスを基に最適化アルゴリズムに応用した遺伝的アルゴリズムや、生物が群れで行動するときみられる知的なふるまいを基にアルゴリズム化した群知能アルゴリズムなどのメタヒューリスティック手法がよく利用されている。これらの手法は関数の微分値を求めずに大域的最適解を探索

する手法である。

遺伝的アルゴリズムでは、従来の bit-string 型遺伝的アルゴリズムを用いずに実数値ベクトルを遺伝子とした実数値遺伝的アルゴリズムが利用されており、従来の手法では大域的最適解へ収束できなかった評価関数であっても、収束するという成果が得られている [50, 62, 63, 98].

群知能アルゴリズムとして、蟻の行動を基にしたもの [8, 9], 生物の群れの動きを基にしたもの [20, 21, 31, 101], 蜜蜂の行動を基にしたもの [4, 18], かっこの行動を基にしたもの [40], 魚の群れの動きを基にしたもの [27], ホタルの行動を基にしたもの [39] など様々な手法が提案されている。特にこの中でも生物の群れの動きを基にしたアルゴリズムである粒子群最適化法は高性能化に関する研究 [31, 38, 102], 理論的な研究 [96], 応用に関する研究 [79, 101] 等幅広く研究されている。特徴として大域的最適解への収束が早いのが、次元数が高くなるに従い、大域的最適解へ収束しづらくなる問題がある [19]. 他方、蜜蜂の行動を基にした人工蜂コロニーアルゴリズム (ABC アルゴリズム) は粒子群最適化法では、大域的最適解へ収束しづらかった関数及び高次元の最適化問題に関しても、大域的最適解へ収束しやすいという報告がなされている [19].

ABC アルゴリズムは高性能化 [11, 41] 及び応用 [3, 13] に関する研究がなされている。特に高性能化に関する研究では ABC アルゴリズム自体の改良もさることながら、他の群知能アルゴリズムと組み合わせた手法 [23], 遺伝的アルゴリズムと組み合わせたハイブリッド手法があり [24, 80], 両手法の欠点を補うことによりさらなる向上がなされている。

特に従来の遺伝的アルゴリズムの手法を組み合わせた ABC アルゴリズムは、古くから提案されている実数値遺伝的アルゴリズムの手法を適用しており、単体で使用するると大域的最適解へ収束しづらく、適用手法として十分でないと考えられる [49].

2.4 結言

本章では、本研究に関連する研究を人間行動モデル構築の観点とシステム最適化の観点から述べた。人間行動モデルではトリアージに関する調査研究, 待ち行列を用いた病院の救急部門のシミュレーションに関する研究, マルチエージェントモデルを使用した病院の救急部門のシミュレーションに関する研究の観点から述べた。システム最適化では、病院の救急部門の最適化に関する研究, 逆シミュレーション手法に関する研究及び最適化手法に関する研究の観点から述べた。

第3章 マルチエージェント方式による人間行動モデルの実現

3.1 序言

本項ではマルチエージェント方式による人間行動モデルの実現方式として、病院内におけるトリアージの運用方法を対象とし、トリアージ運用方法の検討可能なマルチエージェントシミュレーション TRISim を実現し、人間行動モデル及びシミュレーション構築に関して述べる。

3.2 TRISim の概念モデル

TRISim は病院運営者が使用することを想定している。図 3.1 に TRISim の概念モデルを示す。日本では JTAS をもとにして患者エージェントの緊急度を判定する。患者エージェントは診察結果に応じて手術室、あるいは初療室へ移動し、診察を実施するか処置を実施する。最終的に患者エージェントモデルは病院から退院する。

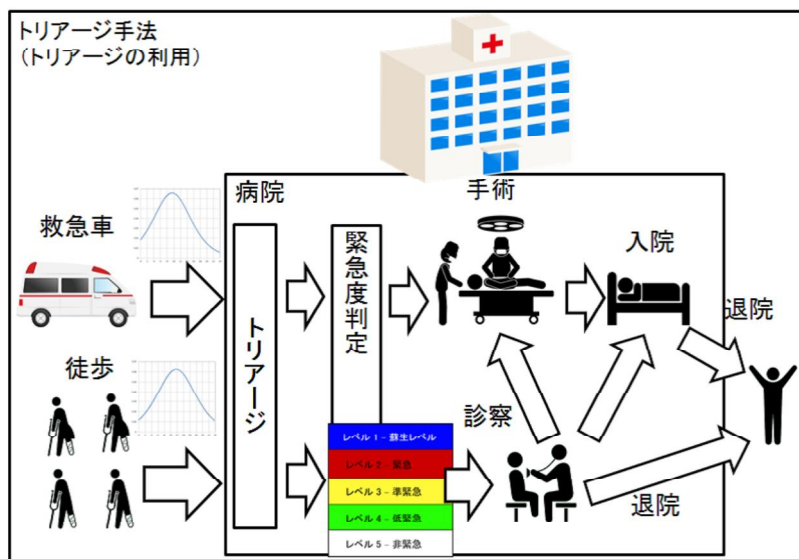


図 3.1: TRISim の概念モデル

TRISim はこのように患者, 医師, 看護師を含めたすべてのエンティティの状態をシミュレートすることによってこれらプロセスをシミュレーションするマルチエージェントシミュレーションである. 本論文ではTRISimの実効性を高めるために, 妥当性確認を実施し, さらに応用可能性を示す.

3.3 TRISim の病院モデル

図 3.2 に TRISim における病院モデルを示す [57]. 本システムでは待合室, 診察室, 観察室, 重症観察室, 初療室, 手術室, ICU, HCU, 一般病棟, 各検査室 (X 線室, CT 室, MRI 室, 血管造影室) から構成される. 待合室では患者エージェントが来院して待機する. あるいは退院する. 診察室では患者エージェントに診察を実施する. 手術室では患者エージェントに処置を実施し, 傷病状態を改善する. 観察室では緊急度の低い患者を定期的に観察する. 重症観察室では緊急度の高い患者を定期的に観察する. 集中治療室 (ICU) では緊急度の高い患者が傷病状態が安定するまで入院するものとする. 高度治療室 (HCU) では ICU よりも緊急度が低い患者が傷病状態が安定するまで入院するものとする. 各検査室 (X 線室, CT 室, MRI 室, 血管造影室) では患者の傷病状態を詳細に調査するものとする.

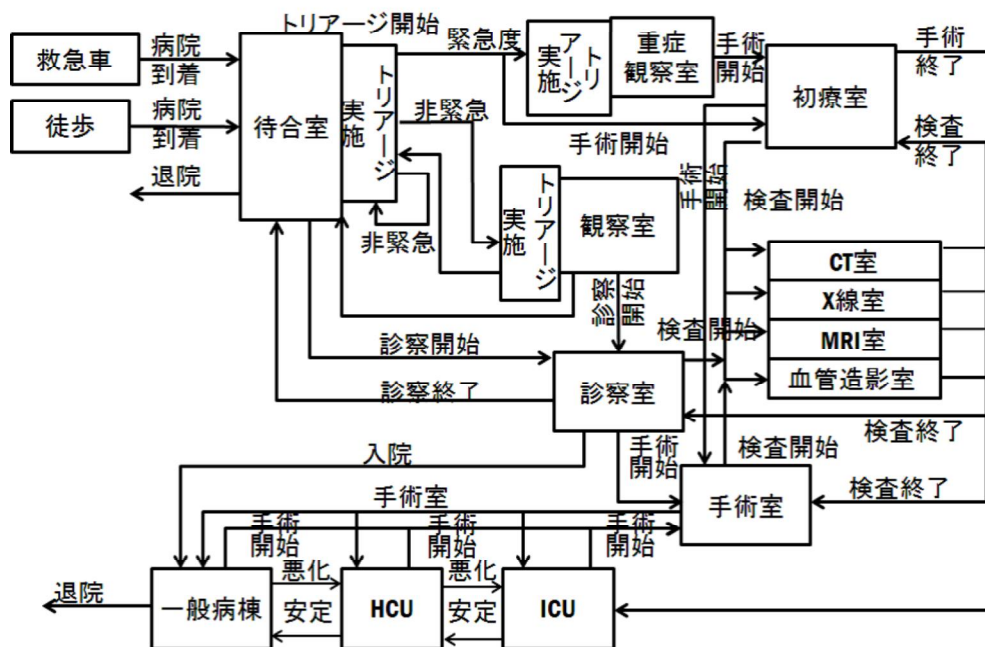


図 3.2: TRISim の病院モデル

3.3.1 待合室モデル

待合室モデルは式 (3.1) により表現される. 徒歩あるいは救急車両により患者が到達分布に基づき来院する. 来院後, 患者は医師あるいはトリアージナースによりトリアージに基づき緊急度が判定される. 緊急度は5段階あり, 1 蘇生レベルが最も緊急度の高い状態を表す. 次に2 緊急レベル, 3 準救急レベル, 4 低緊急レベル, 5 非緊急レベルと表される. 緊急度が判定された後, 患者は緊急度に応じて観察室, 診察室, 重症観察室及び初療室へ移動し, 各部屋で定期観察, 診察, 処置などを行う. 緊急度が非緊急, 低緊急であれば診察室へ移動する. 診察室に空きがない場合, 観察室へ移動する. 観察室も空きがない場合, 待合室で待機する. 診察室あるいは観察室が空き次第, 緊急度の高い順に移動する. 緊急度が準緊急, 緊急, 蘇生レベルであれば初療室へ移動する. 初療室に空きがない場合, 重症観察室へ移動する. 同様に重症観察室に空きがない場合, 待合室で待機する. 初療室あるいは重症観察室が空き次第, 緊急度の高い順に移動する. 診察室の医師に退院判定された患者は待合室で待機し, 退院する.

$$wr_m(p_i, n_{mk}) = \begin{cases} \text{EmergencyRoom}(ER) & (ul \leq 2) \\ \text{ConsultationRoom}(CR) & (ul \leq 3) \\ \text{ObservationRoom} & (ul \leq 3 \text{ and } CR \text{ is not vacant}) \\ \text{InjurySeverityObservationRoom} & (ul \leq 2 \text{ and } ER \text{ is not vacant}) \\ \text{WaitingRoom} & (\text{above mentioned room is not vacant}) \\ \text{Discharge} & (pts \leq dts) \end{cases} \quad (3.1)$$

ここで, wr_m は m 個目の待合室を表す. p_i は i 番目の患者を表し, n_{mk} は m 番目の部屋に所属する k 番目の看護師を表す. ul は患者の緊急度レベル (蘇生レベルは1とし, 緊急レベルは2とし, 準緊急レベルは3とし, 低緊急レベルは4とし, 非緊急レベルは5とする). pts は患者エージェントの傷病状態の重症度を表す. dts は患者エージェントの退院する傷病状態の重症度の閾値を表す.

3.3.2 重症観察室モデル

重症観察室モデルは式 (3.2) として表現される. 部屋に移動してきた患者エージェントに対して所属する看護師エージェントは定期的にトリアージを実施する. もしも初療室が空いていたら, 患者エージェントは初療室へ移動するものとする. それ以外は初療室が利用可能になるまで重症観察室で待機するものとする.

$$isob_m(p_i, n_{mk}) = \begin{cases} EmergencyRoom(ER) \\ InjurySeverityObservationRoom \quad (ER \text{ is not vacant}) \end{cases} \quad (3.2)$$

ここで, $isob_m$ は m 番目の重症観察室モデルを表す.

3.3.3 初療室モデル

初療室モデルは式 (3.3) として表現される. 患者エージェントが初療室に入室すると, 医師エージェントから状態を診断され, 処置が実施される. 処置後患者エージェントは ICU へ移動する. ICU に空きがない場合は, 患者エージェントは HCU へ移動する. HCU にも空きがない場合は, 患者エージェントは一般病棟へ移動する. 医療技師は必要に応じて患者エージェントの傷病状態を検査する.

$$er_m(p_i, d_{mj}, n_{mk}, ce_{ml}) = \begin{cases} ICU \\ HCU \quad (ICU \text{ is not vacant}) \\ GeneralWard \quad (HCU \text{ and } ICU \text{ are not vacant}) \end{cases} \quad (3.3)$$

ここで, er_m は m 番目の初療室の出力を表す. d_{mj} は m 初療室に所属する j 医師を表す. ce_{ml} は m 初療室に所属する l 医療技師を表す.

3.3.4 ICU モデル

ICU モデルは式 (3.4) として表現される. 患者エージェントが ICU に入室すると, 傷病状態が徐々に改善していく. 傷病状態の改善は全国の病院における一般的な入院時の平均値 [52] から, 幾何級数的に各傷病状態の重症度を減少させ行くものとする. 患者エージェントは傷病状態の重症度がある閾値以上改善したら HCU へ移動する. HCU に空きがない場合は, ICU で待機するものとする. 手術室において処置を行う重症度の閾値を超えた場合は手術室へ移動する.

$$icu_m(p_i, d_{mj}, n_{mk}) = \begin{cases} HCU \quad (pts \leq its \text{ or } los_{ICU} \leq ICU_{st}) \\ GeneralWard \quad (HCU \text{ is not vacant}) \\ OperationRoom \quad (pts \leq ots) \end{cases} \quad (3.4)$$

ここで, icu_m は m 番目の ICU の出力を表す. its は ICU から HCU へ移動する場合の患者重症度の閾値を表す. los_{ICU} は ICU に滞在している日数とする. ICU_{st} は ICU に滞在できる最大日数を表す. ots は患者エージェントが手術室へ移動する傷病状態の重症度閾値を表す.

3.3.5 HCU モデル

HCU モデルは式 (3.5) として表現される. 患者エージェントはが HCU に入室すると, ICU 同様に傷病状態が徐々に改善していく. 傷病状態の改善方法は ICU と同一とする. 患者エージェントの傷病状態が悪化し, ICU へ入室する重症度の閾値を超えた場合は, ICU へ移動する. ICU に空きがない場合, HCU で待機する. 患者の傷病状態が改善し, 一般病棟へ入室する重症度の閾値を超えた場合は, 一般病棟へ移動する. 手術室において処置を行う重症度の閾値を超えた場合は手術室へ移動する.

$$hcu_m(p_i, d_{mj}, n_{mk}) = \begin{cases} ICU & (pts \leq its) \\ GeneralWard & (pts \leq hts \text{ or } los_{HCU} \leq HCU_{st}) \\ OperationRoom & (pts \leq ots) \end{cases} \quad (3.5)$$

ここで, hcu_m は m 番目の HCU の出力を表す. hts は HCU から一般病棟へ入室する重症度の閾値を表す. los_{HCU} は HCU に滞在している日数とする. HCU_{st} は HCU に滞在できる最大日数を表す.

3.3.6 一般病棟モデル

一般病棟モデルは式 (3.6) として表現される. 患者エージェントが一般病棟へ入室すると, ICU, HCU と同様に傷病状態が徐々に改善していく. 傷病状態の改善方法は ICU, HCU と同一とする. 傷病状態がある閾値まで改善したら, 患者エージェントは退院する. 逆に傷病状態の重症度がある閾値まで悪化すると, HCU に移動する. HCU に空きがない場合は一般病棟に待機する. 手術室において処置を行う重症度の閾値を超えた場合は手術室へ移動する.

$$gw_m(p_i, d_{mj}, n_{mk}) = \begin{cases} HCU & (gts \leq pts \leq hts) \\ Discharge & (pts \leq gts) \\ OperationRoom & (pts \leq ots) \end{cases} \quad (3.6)$$

ここで, gw_m は m 番目の一般病棟の出力を表す. gts は一般病棟から退院する患者の重症度を表す閾値とする.

3.3.7 観察室モデル

観察室モデルは式 (3.7) として表現される. 患者エージェントが観察室に入室すると, 看護師エージェントが定期的に患者エージェントにトリアージを実施し, 緊急度を判定する. 診察室に空きがある場合, 診察室へ入室する. 空きがない場合, 観察室に引き続き待機する.

$$ob_m(p_i, n_{mk}) = \begin{cases} ConsultationRoom(CR) \\ ObservationRoom \quad (CR \text{ is not vacant}) \end{cases} \quad (3.7)$$

ここで, ob_m は m 番目の観察室の出力を表す.

3.3.8 診察室モデル

診察室モデルは式 (3.8) として表現される. 患者エージェントが診察室へ入室すると, 医師エージェントは診察を実施する. 診察結果に応じて, 移動する部屋を判定する. 患者エージェントの緊急度が準緊急以上の場合は初療室へ移動する. そうでない場合で, 傷病状態の重症度が手術室において処置の必要がある閾値以上ならば, 手術室へ移動する. 同様に, 検査の必要がある傷病状態の重症であれば, 各検査室へ移動する. どれにも当てはまらない場合は退院判定がなされ, 待合室へ移動する.

$$cr_m(p_i, d_{mj}, n_{mk}) = \begin{cases} EmergencyRoom \quad (ul = 2) \\ OperationRoom \quad (pts \leq ots) \\ X-rayRoom \quad (pts_{1,2,\dots,9} \geq xts \text{ and } ptn = 1) \\ CTRoom \quad (pts_{1,2,\dots,9} \geq ctts \text{ and } ptn > 1) \\ MRIRoom \quad (pts_6 \geq mts \text{ and } ptn = 1) \\ AngiographyRoom \quad (pts_5 \geq ats \text{ and } ptn = 1) \\ WaitingRoom \quad (\text{above mentioned room is not vacant}) \end{cases} \quad (3.8)$$

ここで, cr_m は m 番目の診察室の出力を表す. ptn は傷病状態のレベルを表す. $xts, ctts, mts, ats$ は各検査室 (X線室, CT室, MRI室, 血管造影室) へ検査判定が出る場合の患者の傷病状態の閾値を表す.

3.3.9 手術室モデル

手術室モデルは式 (3.9) として表現される. 患者エージェントが手術室へ入室すると, 医師エージェントは手術を実施する. 手術後, 患者の傷病状態に応じて ICU, HCU 及び一般病棟へ移動する.

$$op_m(p_i, d_{mj}, n_{mk}) = \begin{cases} ICU & (pts \leq its) \\ HCU & (pts \leq hts) \\ X-rayRoom & (pts_{1,2,\dots,9} \geq xts \text{ and } ptn = 1) \\ GeneralWard & (pts \leq gts \text{ and (HCU and ICU are not vacant)}) \end{cases} \quad (3.9)$$

ここで, op_m は m 番目の手術室の出力を表す.

3.3.10 各検査室モデル

検査室モデルは式 (3.10) として表現される. 患者エージェントが入室すると, 医療技師エージェントは医師エージェントの要求に応じて患者エージェントの詳細な傷病状態を検査する. 検査後, 患者エージェントは依頼元の診察室へ戻るが, 戻り先に空きがない場合は待合室で待機する. 本研究では, X線室, CT室, MRI室, 血管造影室を検査室とする.

$$ee_m(p_i, ce_{ml}, ek) = \begin{cases} ConsultationRoom(CR) & (\text{request from } CR) \\ WaitingRoom & (CR \text{ is not vacant}) \end{cases} \quad (3.10)$$

ここで, ee_m は m 番目の検査室の出力を表す. ek は検査室の種類を表す. 1 が X線室, 2 が CT室, 3 が MRI室, 4 が血管造影室とする.

3.4 救急部門におけるエージェントモデル

救急部門におけるエージェントモデルとして, TRISim では医師, 看護師, 医療技師をエージェントモデルとして定義する. 医療技師エージェントは X線, CT, MRI, 血管造影により患者の傷病状態を検査するエージェントとする.

3.4.1 患者エージェントモデル

図 3.3 に患者エージェントモデルを示し, 患者エージェントを (3.11) に定式化した.

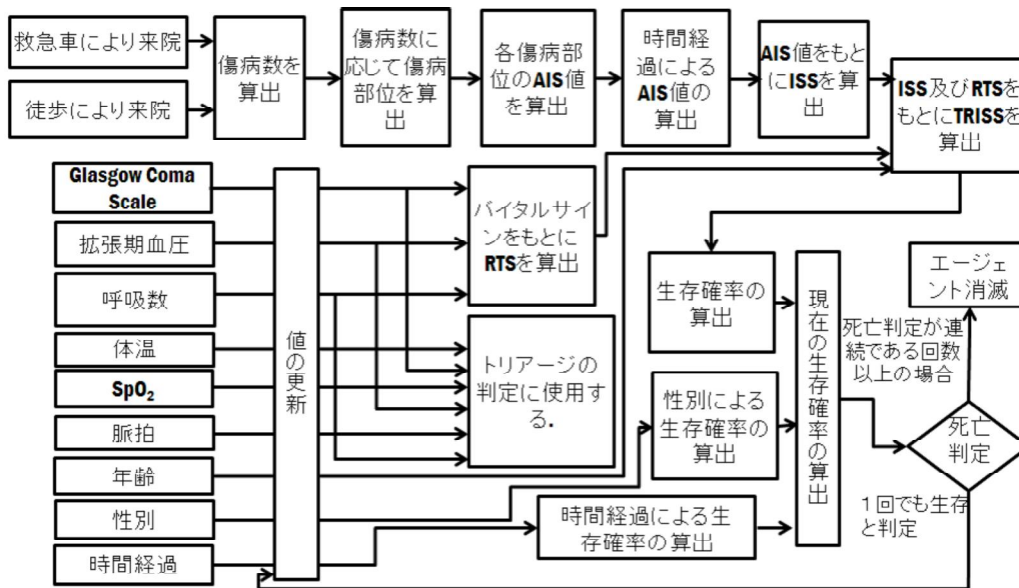


図 3.3: 患者エージェントのモデル

$$P(\text{age}, \text{sex}, \text{gcs}, \text{sbp}, \text{rr}, \text{te}, \text{spo2}, \text{ais}_1, \text{ais}_2, \dots, \text{ais}_9, \text{sc}) = \begin{cases} 1 & (\text{survival}) \\ 0 & (\text{death}) \end{cases} \quad (3.11)$$

ここで, age は患者エージェントの年齢を表す. sex は患者エージェントの性別を表す. gcs は患者エージェントの意識レベル (Glasgow Coma Scale) を表す. sbp は患者エージェントの拡張期血圧を表す. rr は患者エージェントの毎分当りの呼吸回数を表す. te は患者エージェントの体温を表す. spo2 は患者エージェントの飽和酸素濃度 (SpO_2) を表す. $\text{ais}_1, \dots, \text{ais}_9$ は患者エージェントの各部位の AIS 重症度を表す. AIS_1 は頭部重症度を表す. AIS_2 は顔面重症度を表す. AIS_3 は頸部重症度を表す. AIS_4 は胸部重症度を表す. AIS_5 は腹部重症度を表す. AIS_6 は脊椎重症度を表す. AIS_7 は上肢重症度を表す. AIS_8 は下肢重症度を表す. AIS_9 は熱傷その他を表す. sc は患者エージェントの生存判定に使用する値を表す. 患者エージェントの外傷部位及び外傷数は AIS (Abbreviated Injury Scale) [90] を基に算出される. AIS は外傷の解剖学的な重症度を基にして点数化したものである. AIS は 9ヶ所の部位, 頭部, 顔面, 頸部, 胸部, 腹部, 脊椎, 上肢, 下肢, 熱傷その他から構成される. それぞれの部位は 6段階の重症度が設定され, 1 軽症, 2 中等度, 3 重症, 4 重篤, 5 危篤, 6 絶命と定義される. 傷病部位及び数に関しては日本外傷データバンクの統計データを基にワイブル分布により設定するものとする [48]. 外傷数を式 (3.12) として表現し, 外傷部位を式 (3.13) として表現する. AIS 重症度は式 (3.14) として表現する.

$$ptn(i) = \begin{cases} 1(P_{tn}(0) \leq \zeta \leq P_{tn}(1)) \\ 2(P_{tn}(1) \leq \zeta \leq P_{tn}(2)) \\ 3(P_{tn}(2) \leq \zeta \leq P_{tn}(3)) \\ 4(P_{tn}(3) \leq \zeta \leq P_{tn}(4)) \\ 5(P_{tn}(4) \leq \zeta \leq P_{tn}(5)) \\ 6(P_{tn}(5) \leq \zeta \leq P_{tn}(6)) \\ 7(P_{tn}(6) \leq \zeta \leq P_{tn}(7)) \\ 8(P_{tn}(7) \leq \zeta \leq P_{tn}(8)) \end{cases} \quad (i = 1, \dots, 8) \quad (3.12)$$

$$tr(j) = \begin{cases} 1(P_{tr}(j) \leq \epsilon \leq P_{tr}(j+1)) & (j = 0, 1, \dots, 9) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3.13)$$

$$AIS(k) = \begin{cases} 1(P_{ais}(0) \leq \eta \leq P_{ais}(1)) \\ 2(P_{ais}(1) \leq \eta \leq P_{ais}(2)) \\ 3(P_{ais}(2) \leq \eta \leq P_{ais}(3)) \\ 4(P_{ais}(3) \leq \eta \leq P_{ais}(4)) \\ 5(P_{ais}(4) \leq \eta \leq P_{ais}(5)) \\ 6(P_{ais}(5) \leq \eta \leq P_{ais}(6)) \end{cases} \quad (k = 1, \dots, 6) \quad (3.14)$$

ここで、 $ptn(i)$ は度数分布により 1 から 8 の値を出力する。 $P_{tn}(i)$ は $ptn(i)$ の数値を選択する確率を表す。 ζ は 0 から 1 の範囲内での一様分布により発生させる擬似乱数とする。 $tr(j)$ は度数分布 0 により 0 か 1 を出力する。 $P_{tr}(j)$ は $tr(j)$ を選択する確率を表す。 ϵ は 0 から 1 の範囲内での一様分布により発生させる擬似乱数とする。 $AIS_j(k)$ は対象部位の重症度の 1~6 を出力させる。 $tr(j)$ が 1 の場合のみ使用し、0 の場合は 0 とする。 $P_{ais}(k)$ は $AIS_j(k)$ を選択する確率を表す。 η はワイブル分布に基づいて発生させる 0 から 1 の範囲内の値とする。患者エージェントの状態は医師エージェント、看護師エージェントに送信される。患者エージェントが死亡した場合は患者エージェント自体を削除し、他の保持していた情報を削除する。患者エージェントの生存確率に関して、TRISS モデル及び日本外傷データバンクにおいて得られている性別及び年齢別外傷による死亡数に関するデータを基に算出する [48]。TRISS モデルは ISS(Injury Severity Score), RTS(Revised Trauma Score) 及び年齢を基に算出する。TRISS モデルに関しては日本人向けにパラメータ推定した研究において得られた結果を基に設定する [83]。これらの式は式 (3.15)~式 (3.19) として表現される。

$$P_s(t, age, b) = P_1(t) + P_2(age) + P_{TRISS}(b) \quad (3.15)$$

$$P_1(t) = -0.004068(t + 0.07)^{-1.25} \quad (3.16)$$

$$P_2(age) = \begin{cases} 0.025 \exp(0.0152age)(man) \\ -0.00002age^2 + 0.0024age + 0.0096(female) \end{cases} \quad (3.17)$$

$$P_{TRISS}(b) = \frac{1}{(1 + e^{-b})} \quad (3.18)$$

$$b = \begin{cases} -2.1928 + 0.9325(RTS) - 0.0705(ISS) - 1.41778\delta(age) & (\text{Blunt}) \\ -0.8050 + 0.7359(RTS) - 0.0717(ISS) - 0.8222\delta(age) & (\text{Penetrating}) \end{cases} \quad (3.19)$$

$P_s(t, age, b)$ は患者の生存確率を表す. $P_1(t)$ は時間経過による患者の生存確率を表す. $P_2(t)$ は患者の年齢による生存確率を表す. $P_{TRISS}(b)$ は TRISS モデルによる生存確率を表す. t は患者が病院に到達してからの経過時間を表す. age は患者の年齢を表す. $\delta(age)$ は 7 歳よりも上の場合 1 とし, 7 才未満の場合 0 とする. 式 (3.20) ~ 式 (3.25) に ISS を示す. ISS は解剖学的な指標であり, 複数部位負傷した患者を点数化する [89]. ISS は AIS 重症度を基に算出され, 最小値は 0 であり, 最大値が 75 である. 最小値に近い値が得られる場合は正常状態であり, 最大値に近い値が得られる場合は重症度が高いことを表す.

$$ISS = ISS_j^2 + ISS_k^2 + ISS_l^2 \quad (3.20)$$

$$j = \arg \max_{i=1,2,\dots,6} (ISS_i) \quad (3.21)$$

$$k = \arg \max_{j \neq i, i=1,2,\dots,6} (ISS_i) \quad (3.22)$$

$$l = \arg \max_{j \neq i, k \neq i, i=1,2,\dots,6} (ISS_i) \quad (3.23)$$

$$ISS_1 = \max(AIS_1, AIS_3), ISS_2 = AIS_2, ISS_3 = AIS_3, \quad (3.24)$$

$$ISS_4 = AIS_5, ISS_5 = \max(AIS_6, AIS_7, AIS_8), ISS_9 = AIS_9 \quad (3.25)$$

j は $ISS_1, ISS_2, \dots, ISS_6$ のうち最も大きい ISS の番号を表す. k は 2 番目に大きい ISS の番号を表す. l は 3 番目に大きい ISS の値を表す. ISS_1 は AIS_1 及び AIS_3 のうち最大のものを表す. ISS_2 は AIS_2 の重症度を表す. ISS_3 は AIS_3 の重症度を表す. ISS_4 は AIS_5 の重症度を表す. ISS_5 は AIS_6, AIS_7 及び AIS_8 の重症度のうち最大のものを表す. ISS_6 は AIS_9 の重症度を表す. 式 (3.26) に RTS を示す. RTS は生理学的な要素を基に重症度を評価したスコアであり信頼性も優れている. 意識レベル (GCS(Glasgow Coma Scale)), 最大血圧 (SBP(Systolic Blood Pressure)), 呼吸速度 (RR(Respiratory Rate)) をもとに表 3.1 に示される変換表を利用して算出

する. 値が0に近いほど重症状態を表し, 値が8.4184に近いほど重症を表す. TRISSモデル及びRTSモデルに関しては, 日本人向けにパラメータ推定した研究における結果を基に設定する [83].

$$RTS = 0.9013GCS + 0.7365SBP + 0.4668RR \quad (3.26)$$

表 3.1: RTS における GCS, SBP, RR の変換表

意識レベル (GCS)	拡張期血圧 (SBP)	呼吸回数 (RR)	値
13-15	≥ 89	10 - 29	4
9-12	76-89	≥ 29	3
6-8	50-75	6-9	2
4-5	1-49	1-5	1
3	0	0	0

GCS は式 (3.27) に示される. 意識レベルを表す指標であり, 3つの要素の総計により算出される. 開眼機能 E (Eye Opening), 最良言語反応 V (Best Verbal Response), 最良運動反応 M (Best Motor Response) から構成され, 最大 15 点から最小 3 点となる. 最大点であればあるほど通常意識レベルであることを表し, 最小点であればあるほど, 重症であることを表す. スコア算出方法に関しては Healey [14] らによって示された頭部外傷における GCS の統計データをもとに設定する.

$$GCS = E + V + M \begin{cases} (1 \leq E \leq 4) \\ (1 \leq V \leq 5) \\ (1 \leq M \leq 6) \end{cases} \quad (3.27)$$

3.2 に通常状態及びショック状態でのバイタルサインの値を示す. バイタルサインは呼吸回数, 脈拍, 収縮期血圧, 拡張期血圧, SpO₂ を見て, 重症度を判定するものである [42, 99, 100]. 本研究では AIS 重症度が 3 以下であれば正常値を中止とした正規乱数によりそれぞれの値を算出する. AIS 重症度が 3 以上の場合はショックレベルに基づいたバイタルサインの状態を調査した [29] らの研究を基に, ワイブル分布に基づいて算出する.

表 3.2: 正常時及びショック時のバイタルサイン

	範囲	通常	ショックレベル			
			1	2	3	4
収縮期血圧	最小	120	136	110	86	60
	最大	129	160	138	108	80
拡張期血圧	最小	80	80	80	60	30
	最大	84	84	90	80	40
脈拍	最小	60	65	80	100	110
	最大	85	85	100	120	135
呼吸回数	最小	12	14	20	20	30
	最大	20	20	30	30	40
体温	最小	36	36	36	36	36
	最大	37	37	37	37	37
SpO ₂	最小	0.94	0.90	0.90	0.90	0.90
	最大	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

患者エージェントが ICU, HCU, 一般病棟へ入院した場合, 各患者エージェントの AIS 重症度を徐々に改善させていく. 改善方法を式 (3.4.1) に示す.

$$AIS_u(i) = AIS_c(i) \left(\frac{0.5}{AIS_S} \right)^{(1/((N-1)\delta_t))} \quad (i = 1, 2, \dots, 9) \quad (3.28)$$

$AIS_u(i)$ は AIS 重症度の改善度を表す. $AIS_c(i)$ は現在の AIS 重症度を表し, AIS_S は入院開始時の AIS 重症度を表す. N は統計データ等から得られた一般的な在院日数

citmhlw:11a 及びシミュレーションステップ数を基に算出した数値とする. δ_t はシミュレーションのステップ時間 [秒] とする.

3.4.2 看護師エージェントモデル

図 3.4 に看護師エージェントのモデルを示す. さらに式 (3.29) として看護師エージェントモデルを表現する.

$$N(p_i, tk, elky, tn, rn) = \begin{cases} 1(ul = 1) \\ 2(ul = 2) \\ 3(ul = 3) \\ 4(ul = 4) \\ 5(ul = 5) \end{cases} \quad (3.29)$$

$N(p_i, tk, elky, tn, rn)$ は看護師エージェントモデルを表す. tk はトリアージプロトコルの種類を表し, 本研究では 0 を JTAS, 1 を CTAS, 2 を ESI としている. elk はトリアージの緊急度基準を表し, 3, 4, 5 のいずれかの値を指定する. y は看護師の経験年数を表し, 経験年数が高いほど判定に係る時間等が少なくなるようにしている. tn は看護師エージェントがトリアージをするか否かを表し, 0 の場合はトリアージを行わない看護師, 1 の場合はトリアージを行う看護師となる. rn は看護師エージェントが所属する部屋の番号を表す.

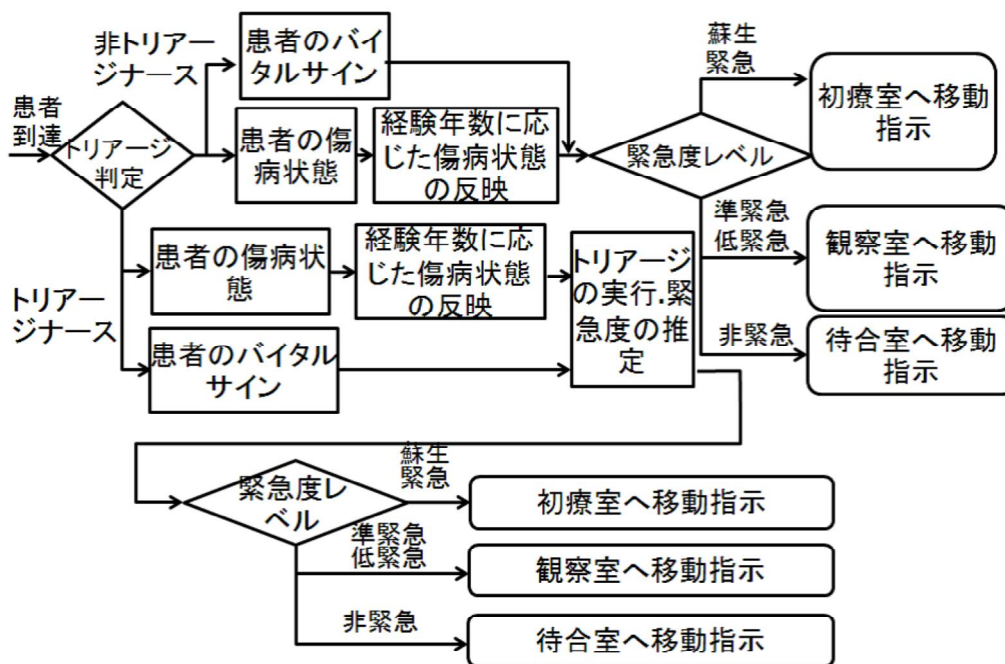


図 3.4: 看護師エージェントモデル

看護師エージェントはトリアージナース及び通常のナースから構成される. トリアージナースは患者エージェントの傷病状態を判定し, JTAS をもとに緊急度を判定する. 看護師エージェントは入力として, 傷病状態, 呼吸回数, SpO_2 , 体温, GCS, 血圧及び AIS とする. 看護師エージェントはトリアージを 20~30[秒] で実施する. 実施後, 患者の傷病状態に応じて特定の時間に再トリアージを実施する. 緊急度レベルが蘇生レベルであれば, 適度な間隔で繰り返しトリアージを実施する. 同様にして緊急, 準緊急, 低緊急, 非緊急では 15 分, 30 分, 60 分, 120 分の順番に再トリアージを実施する定期観察間隔が長くなっていく. AIS 重症度の判定は看護師の経験年数に従ってより正確に判定されるものとする. 通常の看護師はバイタルサイン及び AIS 重症度を基に緊急度レベルを推定する. 図 3.5 に本研究における JTAS アルゴリズムを示す. このアルゴリズムは JTAS マニュアルを基に構築している [91]. JTAS はバイタルサイン, SpO_2 , 循環動態, 意識レベル, 体温, 疼痛から判定される. バイタ

ルサイン判定時, 患者の脈拍が $pulse \leq 30$ あるいは $pulse \geq 140$ の場合でかつ, 呼吸回数が $rr \leq 5$ あるいは $rr \geq 40$ の場合は蘇生レベルと判定される. 次に SpO_2 の判定を行う. $SpO_2 \leq 0.9$ の場合は患者の緊急度レベルを蘇生レベルと判定する. 次に循環動態の判定を行う. ここでは患者の脈拍が $pulse \leq 30$ あるいは $pulse \geq 140$ の場合でかつ, 呼吸回数が $sbp \leq 30$ あるいは $sbp \geq 80$ の場合は蘇生レベルと判定される. 問題がない場合は意識レベルを判定する. GCS 値が $3 \leq gcs \leq 9$ であれば蘇生レベルと判定する. 問題がない場合, 体温の判定をする. この場合, それぞれの条件を満たす場合をカウントし, カウント回数が多い順に緊急, 準緊急, 低緊急, 非緊急と判定する. 通常の看護師は AIS 重症度とバイタルサインを基に緊急度を判定する. JTAS アルゴリズムでの痛度, SpO_2 , バイタルサインにより判定する.

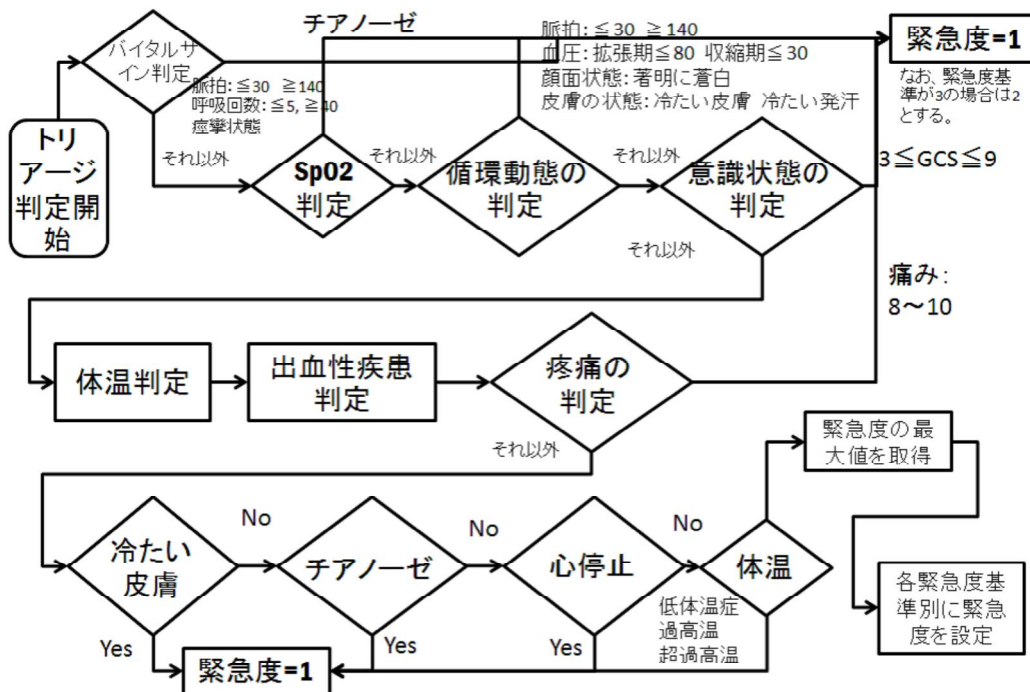


図 3.5: JTAS アルゴリズム

3.4.3 医師エージェントモデル

図 3.6 に医師エージェントモデルを示す. 医師エージェントモデルは診察モデル及び処置モデルから構成される. 式 (3.30) に医師エージェントの診察モデルを示す.

るように指示を出す. 診察時間に関しては厚生労働省が集計している診察時間の統計データを基に決定する [53]. 診察時間は式 (3.31) に示す.

$$consultationtime = \begin{cases} 0 \leq ct \leq 180 & (P_{ct}(0) \leq \zeta \leq P_{ct}(1)) \\ 180 \leq ct \leq 600 & (P_{ct}(1) \leq \zeta \leq P_{ct}(2)) \\ 600 \leq ct \leq 1200 & (P_{ct}(2) \leq \zeta \leq P_{ct}(3)) \\ 1200 \leq ct \leq 1800 & (P_{ct}(3) \leq \zeta \leq P_{ct}(4)) \\ 1800 \leq ct \leq 3600 & (P_{ct}(4) \leq \zeta \leq P_{ct}(5)) \end{cases} \quad (3.31)$$

$P_{ct}(0), P_{ct}(1), \dots, P_{ct}(4), P_{ct}(5)$ は診察時間 ct がとりうる度数とし, $P_{ct}(0) = 0, P_{ct}(5) = 1$ とする. ct は度数範囲内で一様乱数に基づき診察時間を設定する. ζ は各診察時間に対応する度数を決定するための乱数とし, $0 \leq \zeta \leq 1$ とする. さらに, 医師の経験も考慮に入れるものとする. 図 3.7 に医師エージェントの処置モデルを示す. さらに式 (3.32) としてモデルを表現する.

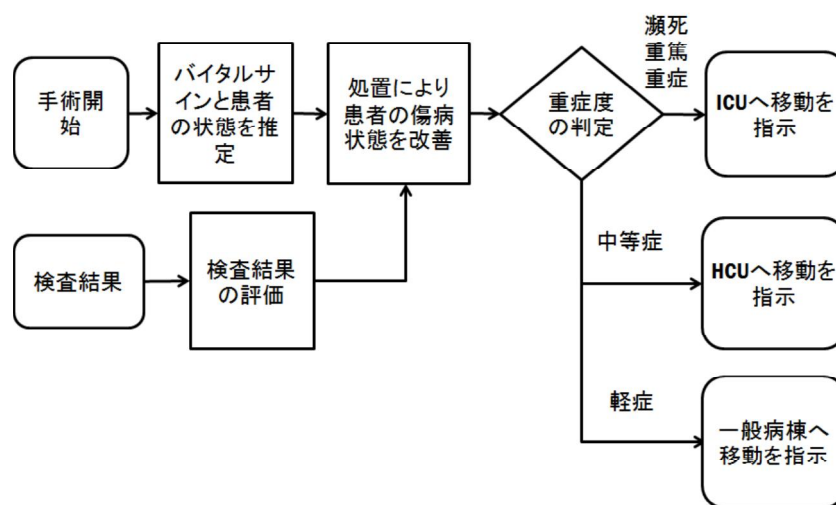


図 3.7: 医師エージェント処置モデル

$$D_2(p_i, tk, elky_{doc}, exam, rn) = \begin{cases} 1 & (\text{trauma severity of } p_i \text{ is minor}) \\ 2 & (\text{trauma severity of } p_i \text{ is moderate}) \\ 3 & (\text{trauma severity of } p_i \text{ is serious}) \\ 4 & (\text{trauma severity of } p_i \text{ is severe}) \\ 5 & (\text{trauma severity of } p_i \text{ is critical}) \end{cases} \quad (3.32)$$

$D_2(p_i, tk, elky_{doc}, exam, rn)$ は医師エージェントの処置モデルを表す. 医師エージェントは処置を開始すると, 患者のバイタルサイン及び傷病状態を取得し, 重症度を算出する. 算出後, 医師エージェントは患者に対して処置を実施する. 医師エージェントは処置後の結果から傷病状態の重症度を判定し, 患者エージェントに傷病状態の重症度 (minor, moderate, serious, severe 及び critical) に応じて ICU, HCU 及び一般病棟へ移動するように指示する. 手術時間に関しては厚生労働省における手術時間に関する調査 [51] を基に設定する. 手術時間を式 (3.33) に表現する.

$$ot(\zeta) = 110\zeta^{\frac{2}{110-1}} \exp\left(\frac{\zeta}{2^{110}}\right) \quad (\zeta = random[0, 1]) \quad (3.33)$$

$ot(\zeta)$ は手術時間を表し, ζ は 0~1 の間でランダムに設定した値とする. さらに医師の経験も考慮に入れるものとする.

3.4.4 医療技師エージェントモデル

図 3.8 に医療技師エージェントモデルを示す.

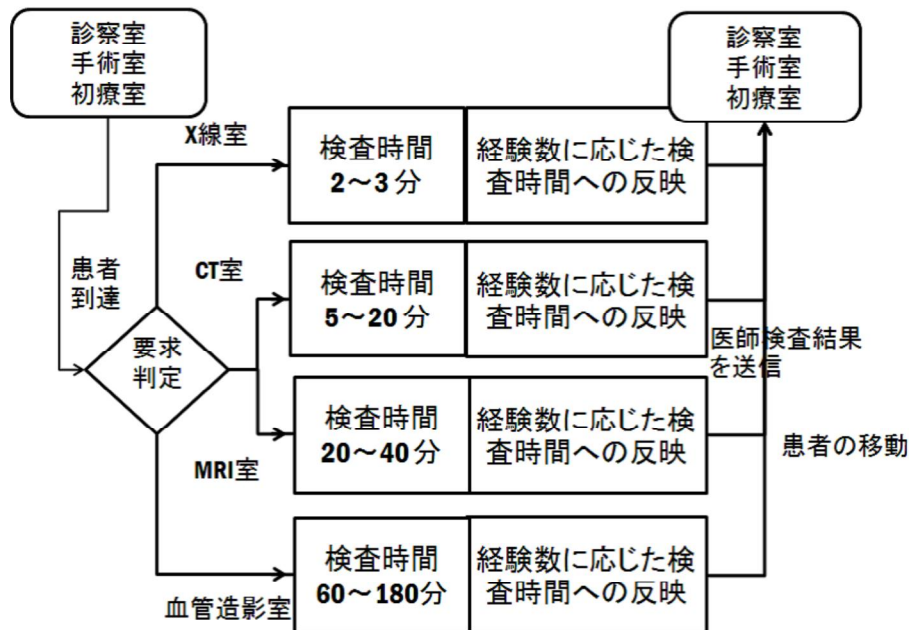


図 3.8: 医療技師エージェントモデル

医療技師エージェントは医師エージェントの依頼に従い検査を実施する. 医師エージェントは患者エージェントの傷病状態が胸部, 下肢, 上肢, 火傷及びその他の

状態の単独の外傷の場合, X線検査を依頼する. 医師エージェントは患者エージェントの傷病状態が複数の部位にわたっている場合に検査を依頼する場合はCT検査を依頼する. 同様にして, 脊椎のみ検査したい場合はMRI検査を依頼する. さらに, 腹部の検査のみを依頼したい場合は血管造影検査を依頼する. 医療技師エージェントによる患者エージェントの検査が終了したら, 患者エージェントの傷病状態を依頼した医師エージェント及びそこに所属する看護師エージェントへ送信する. 送信後, 患者エージェントは元いた各部屋へ戻るものとする. 各検査の時間は異なり, X線は約2~3分, CTは10~20分, MRIは20~40分, 血管造影は60~180分とする [59]. このプロセスを式 (3.34) に示す.

$$CE_l(p_i, y_{ce}, ek, rn) = (pts_1, pts_2, pts_3, pts_4, pts_5, pts_6, pts_7, pts_8, pts_9)^t \quad (3.34)$$

ここで, y_{ce} は医療技師エージェントの経験年数を表し, ek は検査室の種類を表す. rn は該当する検査室に所属している医療技師の人数を表す. さらに pts_1, pts_2, \dots , and pts_9 はAIS各部位の重症度を表す. pts_1 は頭部重症度を表す. pts_2 は顔面重症度を表す. pts_3 は頸部重症度を表す, pts_4 は胸部重症度を表す. pts_5 は腹部重症度を表す. pts_6 は脊椎部重症度を表す. pts_7 は上肢重症度を表す. pts_8 は下肢重症度を表す. pts_9 は熱傷及びその他重症度を表す.

3.5 TRISim 運用モデル

図 3.9 に TRISim 運用モデルの概要を示す. TRISim 運用モデルは入力パラメータ (設計パラメータ, シミュレーションパラメータ) 部, TRISim 部, 結果出力及び解析評価部から構成される. 入力パラメータ部では設計パラメータとして部屋の数及び医師エージェント, 看護師エージェント, 医療技師エージェント, 患者エージェントから構成される. シミュレーションパラメータとして, 日本外傷データバンクの公表データを基にした性別, 年齢, 傷病状態, 死亡状態から構成される. さらに, 患者の到達分布, 生存確率及びその他パラメータから構成される. TRISim 部ではこれら入力パラメータを設定し, シミュレーションを実行する. シミュレーション実行後, シミュレーション結果として患者, 医師, 看護師, 医療技師の行動データを出力される. これらをもとに待ち時間, 診察時間, 処置時間及び入院時間及び死亡者数, トリアージ緊急度別受診数及び入院数解析及び評価を実施する. 必要に応じて解析評価結果からモデルパラメータを更新し, シミュレーションを再度実行する. このプロセスを繰り返し実施することにより必要な結果を得る.

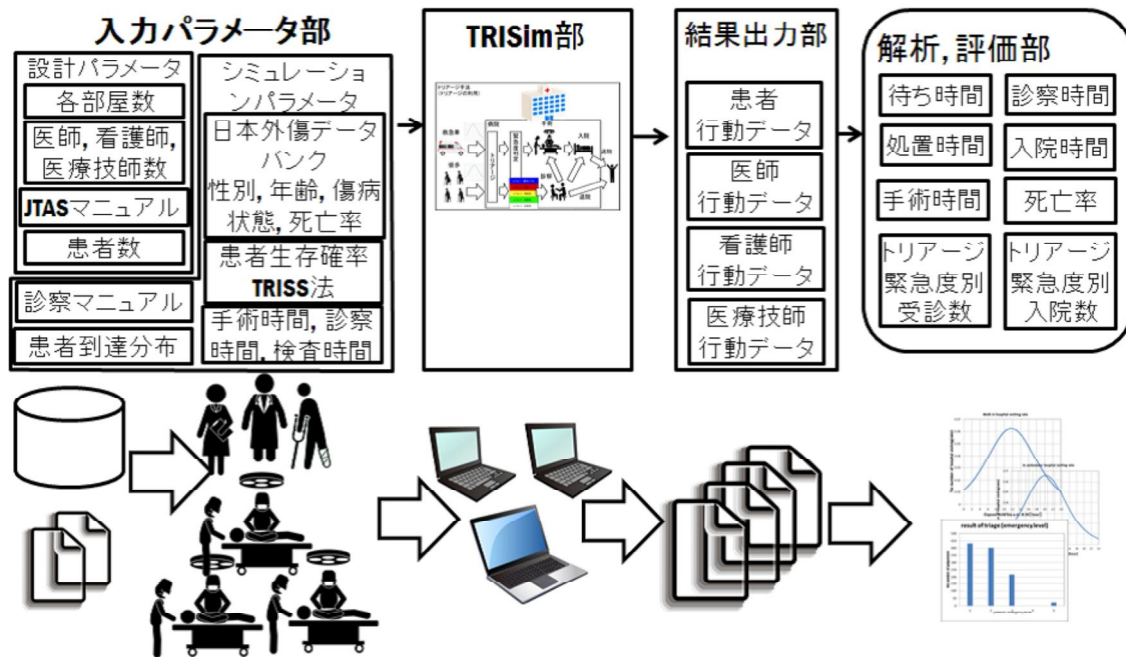


図 3.9: TRISim 運用モデル

3.6 結言

本項ではマルチエージェント方式による人間行動モデルの実現方式として、病院内におけるトリアージの運用方法を対象とし、トリアージ運用方法の検討可能なマルチエージェントシミュレーション TRISim を実現し、人間行動モデル及びシミュレーション構築を実施した。病院内においてトリアージを実施している救急部門を想定し、各部屋のプロセスを定義し、所属する医師、看護師、医療技師のプロセス及び各種パラメータにより人間行動モデルを定義した。来院する患者についても同様に各部位の傷病状態、バイタルサイン、生存確率、生存判定プロセス、各種パラメータにより人間行動モデルを定義した。さらに、TRISim の運用モデルとして入力パラメータ部、TRISim 部、結果出力及び解析評価部として構築した。

第4章 人間行動モデルの妥当性検証 及び実験

4.1 序言

構築した病院内トリアージ運用方法検討用マルチエージェントシミュレーションツール TRISim の妥当性を、トリアージ緊急度別受診数及び入院数について、実データを利用して検証する。

さらに応用可能性に関して、妥当性検証に使用した以外の病院を利用して、シミュレーションを実施し解析検討が可能なこと及び設計パラメータを変更することにより、病院の性能が同一か上昇するといった性能の変化があるかを示す。

4.2 シミュレーション妥当性評価

妥当性確認のため、シミュレーション結果と実データが一致することを筑波メディカルセンター [81], 京都市立病院 [45] のデータを用いて検証する。

4.2.1 シナリオ

平時における病院の救急部門を対象として、1日に約100人程度が病院に来院することを想定する。想定する病院としてたとえば、兵庫県立淡路医療センター [95], 日本大学病院 [92], 杏林大学病院 [43] といった救急救命センターとする。病院の構成として救急部門に関わる部屋である診察室, 手術室, 初療室, 観察室, 重症観察室, ICU, HCU, 一般病棟, 待合室, X線室, CT室, MRI室, 血管造影室を対象とする。各部屋には医師エージェント, 看護師エージェント, 医療技師エージェントが所属するものとする。医師エージェント及び看護師エージェントは診察室, 手術室, 初療室, ICU, HCUに所属するものとする。看護師エージェントは観察室, 重症観察室及び一般病棟に所属するものとする。医療技師エージェントはX線室, CT室, MRI室, 血管造影室に所属するものとする。

4.2.2 評価条件

本実験では, 聖隷浜松病院の患者到達分布をもとに患者到達分布を設定する. 図 4.1 に患者到達分布を示す.

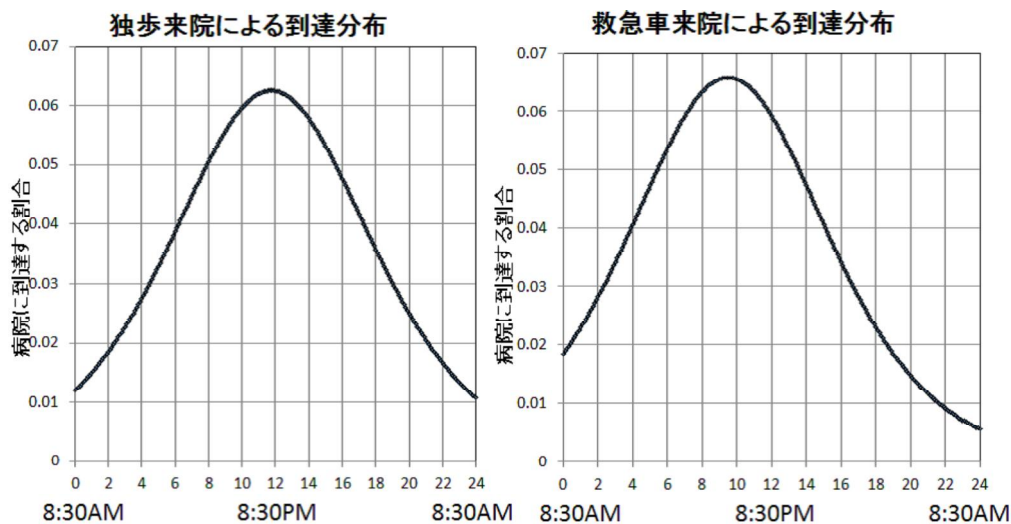


図 4.1: 患者到達分布

縦軸は患者の到達割合を表し, 横軸は午前 8:30 からの経過時間を表す. これらのグラフは徒歩来院患者及び救急搬送患者の実データを基に, ロジスティック分布により近似したものである. それぞれのグラフはロジスティック確率密度関数として表したものである. 式 (4.1) 及び式 (4.2) として表せる.

$$P_{walk}(t) = \frac{\exp(t - 11.75)/4)}{(4(1 + \exp(t - 11.75)/4))^2} \quad (4.1)$$

$$P_{ambulance}(t) = \frac{\exp(t - 11.75)/3.8)}{(3.8(1 + \exp(t - 11.75)/3.8))^2} \quad (4.2)$$

病院構成パラメータとして, $P_{walk}(t)$ は徒歩来院患者の到達分布を表し, $P_{ambulance}(t)$ は救急車両による患者の到達分布を表す. t は午前 8:30 から翌午前 8:30 までの経過時間を表す. 表 4.1 は筑波メディカルセンターを基に設定した病院構成パラメータを示す.

表 4.1: 筑波メディカルセンターの病院構成パラメータ [81]

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	9	9(1)	18 (2)	0
手術室	8	12(2)	24 (2)	0
初療室	10	20(2)	60 (6)	0
観察室	0	0	0 (0)	0
重症観察室	0	0	0 (0)	0
ICU	1	2(2)	10(10)	0
HCU	1	2(2)	20(20)	0
待合室	1	0	8 (8)	0
X 線室	4	0	0	4(1)
CT 室	3	0	0	3(1)
MRI 室	3	0	0	3(1)
血管造影室	2	0	0	2(1)

この表は各部屋の医師, 看護師, 医療技師それぞれの総構成数を表している. 括弧内は1部屋当りの人数を表している. さらに, 表 4.2 に京都市立病院を基にした病院構成パラメータを示す. 1日における来院患者数は京都市立病院は約 75 名とする.

表 4.2: 京都市立病院の病院構成パラメータ [45]

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	4	4(1)	8 (2)	0
手術室	10	10(1)	20 (2)	0
初療室	19	19(1)	38 (2)	0
観察室	0	0	0 (0)	0
重症観察室	0	0	0 (0)	0
ICU	1	6(6)	12(12)	0
HCU	0	0	20(20)	0
待合室	1	0	8 (8)	0
X 線室	8	0	0	8(1)
CT 室	4	0	0	4(1)
MRI 室	2	0	0	3(1)
血管造影室	3	0	0	2(1)

シミュレーションの実行時間間隔を 10 秒とし, 500 回シミュレーションを実行した結果の平均を解析評価に使用する.

4.2.3 評価結果

図 4.2 に 1 日におけるトリアージ緊急度別受診数を表す. 縦軸に受診数, 横軸にトリアージ緊急度を表す.

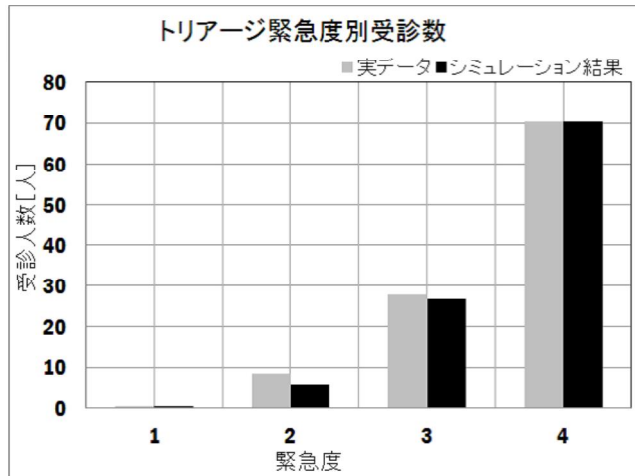


図 4.2: トリアージ緊急度別受診数 (筑波メディカルセンター)

緊急度レベルは筑波メディカルセンターが4段階を採用していることから4段階とする。図中の灰色のバーは実データを表し、黒色はシミュレーション結果を表す。実データは6ヶ月間のデータであることから、シミュレーション時間である1日の人数を推定して使用する。結果として、ほぼ類似した結果であることが確認できる。

図 4.3 にトリアージ緊急度別入院数を表す。縦軸に入院数、横軸にトリアージ緊急度を表す。

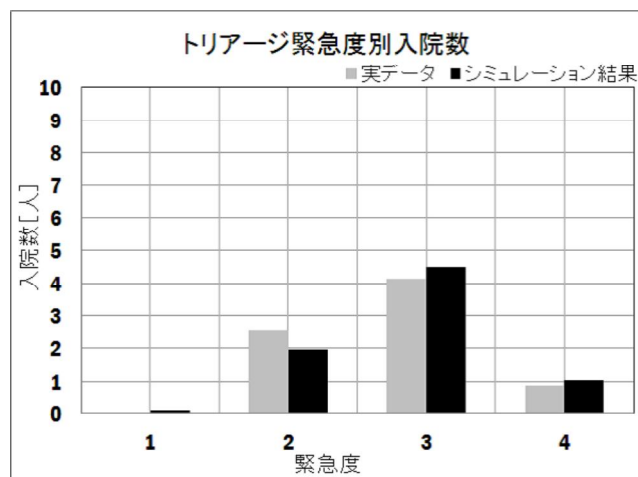


図 4.3: トリアージ緊急度別入院数 (筑波メディカルセンター)

同様に図中の灰色のバーは実データを表し、黒色のバーはシミュレーション結果を表す。実データは同様に6ヶ月間のデータであることから、シミュレーション時間である1日の人数を推定して使用する。

シミュレーション結果はほぼ類似した結果が得られていることが確認できる。グ

ラフを見ると若干のずれが生じているが問題のない範囲であると考えられる。

本研究において合わせ込みが完全に一致しない理由として、対象病院の各緊急度に関する入院数及び受診数を基にした患者分布を直接に生成することができないためである。これは患者のモデルを各部位の重症度、バイタルサイン、意識レベルを基に生成しているため、医師エージェント及び看護師エージェントはこの値を基にトリアージを実施し、緊急度を判定している。しかしながら、筑波メディカルセンターにおけるこのような患者の詳細な状態分布やパラメータが不明なため、結果を完全に一致させることは難しいと考えられる。そのようなことから多少のずれが生じると考えられる。

実データとの一致の有無をさらに統計的検定を用いて示す。統計的検定手法として適合度検定を使用する。帰無仮説として、それぞれのトリアージ緊急度レベルが実データと一致するという仮説を設定する。検定結果として、トリアージ緊急度別受診数及びトリアージ緊急度別入院数に関して、有意水準5%で仮説を棄却しないことが分かった。以上よりこの範囲でならば一致するということがいえる。次に本結果を基に京都市立病院の結果を確認する。図4.4及び図4.5にそれぞれトリアージ緊急度別受診数及びトリアージ緊急度別入院数を示す。縦軸はトリアージ緊急度別受診数及び入院数を表し、横軸はトリアージ緊急度を表す。

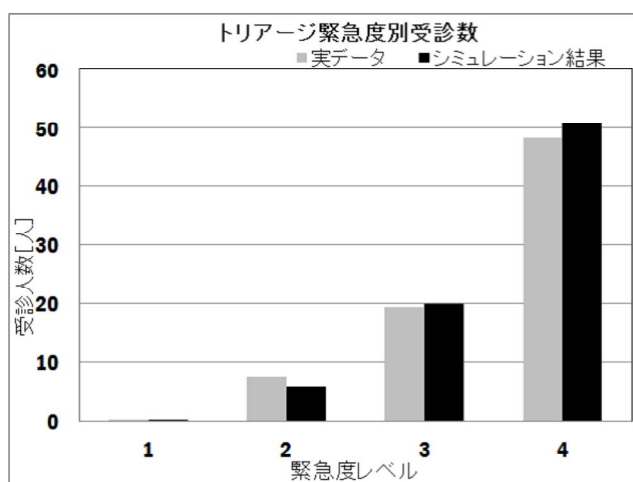


図 4.4: トリアージ緊急度別受診数 (京都市立病院)

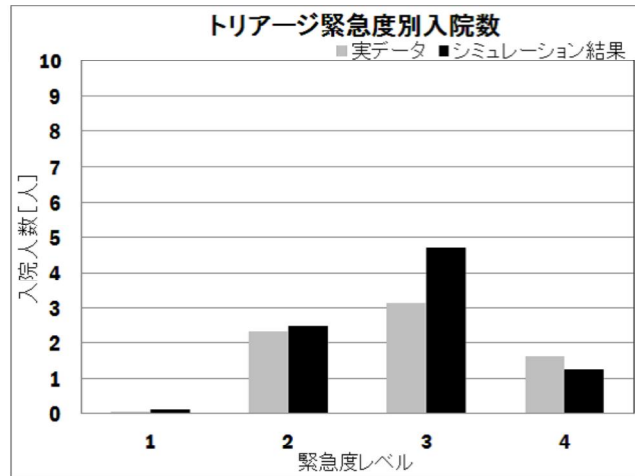


図 4.5: トリアージ緊急度別入院数 (京都市立病院)

京都市立病院でも同様に4段階のトリアージを実施していることから、4段階で一致性の有無を検証する。シミュレーション結果としてデータの傾向はほぼ類似していることがわかる。同様に適合検定による統計的検定を実施し、結果としては有意水準5%で設定した仮説を指示する結果を得た。以上より、妥当であるといえる。

4.3 実験2:応用可能性評価

4.3.1 実験条件

TRISimの応用可能性を示すため、トリアージシナリオ及び一般的な病院モデルを使って評価を実施する。本研究における応用可能性として、妥当性検証に使用した病院データ以外のデータを用いてシミュレーションを実施し、結果解析ができること、病院の設計パラメータを変更し、病院の性能(稼働率の上昇、待ち時間の減少等)に変化が見られることである。本実験では対象病院として1つめに聖隷浜松病院、2つめに倉敷中央病院とし、トリアージ緊急度別受診数を示す。聖隷浜松病院の1日に来院する患者は36人とする[69]。倉敷中央病院の1日に来院する患者は180人とする[74]。表4.3に聖隷浜松病院の構成パラメータを示す。各部屋の医師、看護師、医療技師それぞれの総構成数を表している。括弧内は1部屋当りの人数を表している。

表 4.3: 聖隷浜松病院の構成パラメータ [70,71]

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	12	12(1)	24(2)	0
手術室	15	30(2)	60(4)	0
初療室	8	16(2)	48(6)	0
観察室	0	0	0	0
重症観察室	0	0	0	0
ICU	1	2(2)	22(22)	0
HCU	1	2(2)	8(8)	0
待合室	1	0	8(8)	0
X線室	5	0	0	5(1)
CT室	3	0	0	3(1)
MRI室	5	0	0	5(1)
血管造影室	2	0	0	2(1)

表 4.4 に倉敷中央病院の構成パラメータを示す. 各部屋の医師, 看護師, 医療技師それぞれの総構成数を表している. 括弧内は 1 部屋当りの人数を表している.

表 4.4: 倉敷中央病院の病院構成パラメータ [74-77]

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	9	9(1)	18 (2)	0
手術室	8	12(2)	24 (2)	0
初療室	10	20(2)	60 (6)	0
観察室	0	0	0 (0)	0
重症観察室	0	0	0 (0)	0
ICU	1	2(2)	10(10)	0
HCU	1	2(2)	20(20)	0
待合室	1	0	8 (8)	0
X線室	4	0	0	4(1)
CT室	3	0	0	3(1)
MRI室	3	0	0	3(1)
血管造影室	2	0	0	2(1)
Fast 室	3	0	0	3(1)

4.3.2 実験結果

本研究では特徴的である診察室及び初療室の部屋数による効果を中心に検討を実施する. 特に診察室数の変更に関心を当てて検討する. その後初療室数の変更にも一部関心を当てて検討を実施する.

まず図 4.6~図 4.10 では, 患者エージェントの待ち時間, 生存確率, 手術室における処置時間, 初療室における処置時間, 診察室における診察時間が診察室数の変更に応じてどのように推移したのかを検討する. 図 4.6 に診察室数変化による待合室における待ち時間を示す. 縦軸に待ち時間を表し, 横軸に診察室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である.

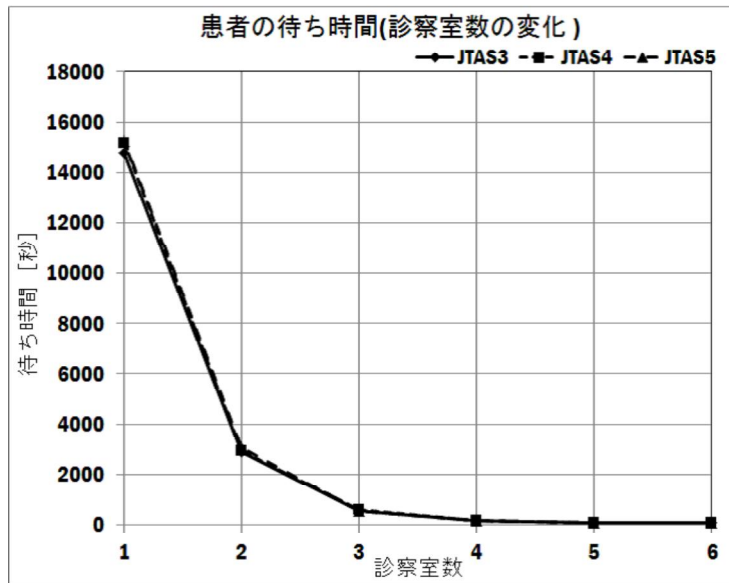


図 4.6: 患者の待ち時間 (診察室変化)

診察室数増加につれて待合室の待ち時間は減少する。この結果は診察室数の増加に従って診察室の稼働率が上昇することを示している。トリアージ緊急度基準が 3, 5, 4 段階の順に待ち時間が増加している (診察室 1 室の場合)。この結果は JTAS4 が JTAS5 よりもより多くの患者を低い緊急度と判定し、JTAS3 が JTAS5 よりもより多くの患者を高い緊急度と判定するということを表していると考えられる。しかし、トリアージ緊急度基準の詳細化は診察室数の増加よりも効果が低いということがわかる。以上より、JTAS 緊急度基準変化による待ち時間への影響はほぼないものと考えられる。

図 4.7 に診察室数変化による患者の生存確率を示す。縦軸は生存確率を表し、横軸は診察室数を表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である。

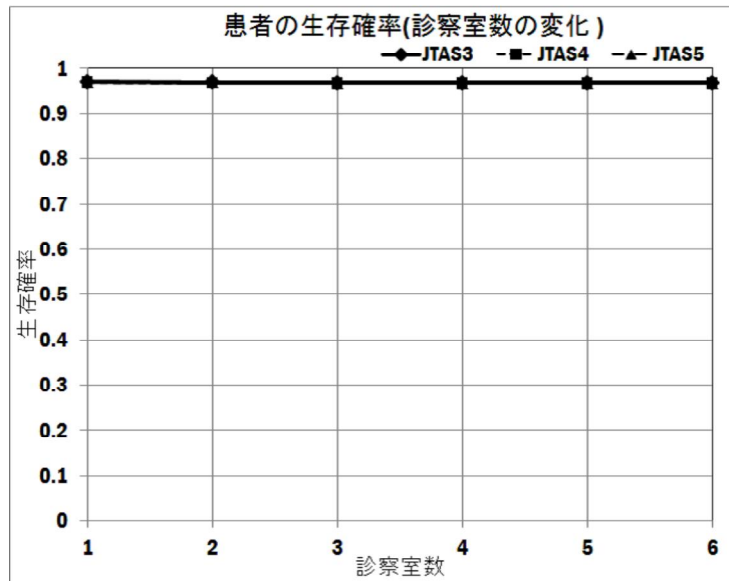


図 4.7: 患者の生存確率の推移 (診察室変化)

グラフから、診察室数が増加しても患者の生存確率に影響を与えず、さらにトリアージ緊急度の詳細化による効果も同様である。これは患者の多くが低い緊急度判定がなされているため、それに伴い生存確率も高くなっているため、このような結果になっているものと考えられる。以上より、診察室数の増加により生存確率には影響を与えないと考えられる。

図 4.8 に診察室数変化による手術室における処置時間の推移を示す。縦軸に患者の生存確率を表し、横軸に診察室数を表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である。

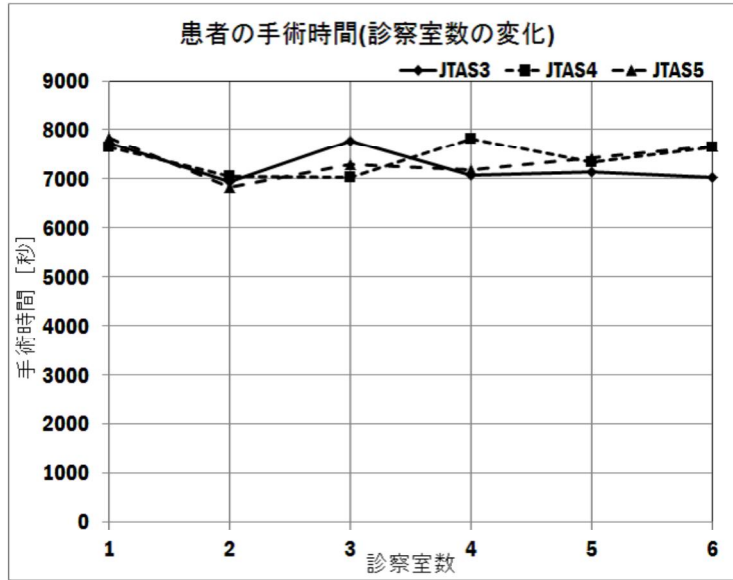


図 4.8: 患者の手術時間の推移 (診察室変化)

診察室の変化及び JTAS 緊急度レベルの変化をさせても処置時間にほとんど変化はなかった. この結果は診察室数増加, トリアージ緊急度レベルの詳細化をしても手術室における処置時間に, 影響がないことを示していると考えられる.

図 4.9 に診察室数変化による診察室の診察時間の推移を表す. 縦軸に診察時間を表し, 横軸に診察室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である.

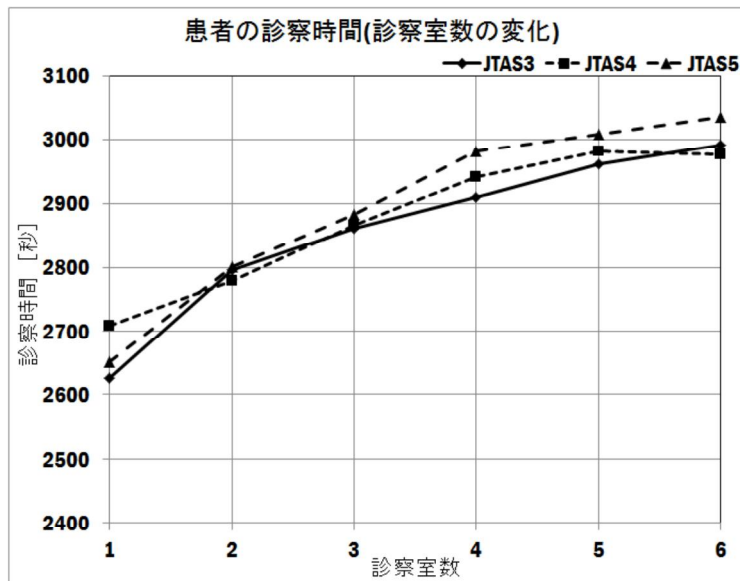


図 4.9: 診察時間の推移 (診察室変化)

診察時間はトリアージ緊急度 4, 5, 3 の順に増加している (診察室 1 部屋の場合)。この結果は JTAS4 は JTAS5 よりも多くの患者を低い緊急度と判定し, JTAS3 は JTAS5 よりもより多くの患者を高い緊急度と判定していることを表している。トリアージ緊急度のレベルは診察室数増加よりも患者の診察時間への効果が低いことを表している。以上より, JTAS 緊急度基準変化による診察時間への影響はほぼないものと考えられる。

図 4.10 に診察室数変化による初療室の処置時間の推移を表す。縦軸に処置時間を表し, 横軸に診察室数を表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である。

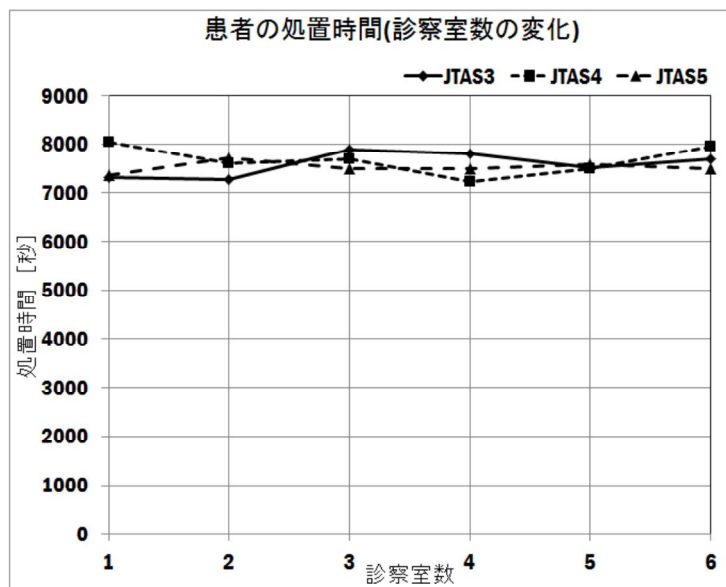


図 4.10: 処置時間の推移 (診察室変化)

診察室数増加及びトリアージ緊急度レベルの詳細化をしてもほとんど変化が見られない。この結果は, 診察室数増加及びトリアージ緊急度レベルの詳細化は, 初療室における処置時間に影響しないと考えられる。

図 4.11 に一般病棟における患者の滞在時間の推移を表す。縦軸に滞在時間を表し, 横軸に診察室数を表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である。

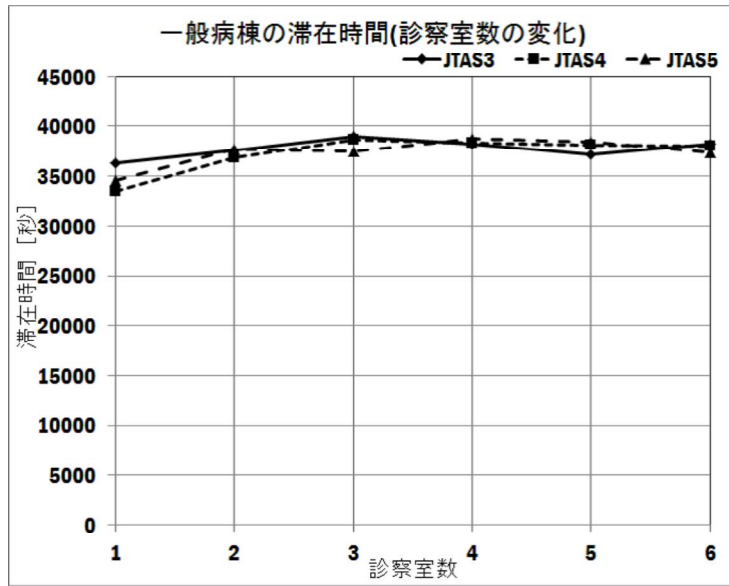


図 4.11: 滞在時間の推移 (診察室数変化)

診察室数増加に従って滞在時間も上昇していることがわかる。これは診察室数増加により一般病棟の稼働率が上昇し、患者を多く滞在させることができるということを表している。トリアージ緊急度レベルが4, 5, 3段階の順に滞在時間が増加している(診察室1室の場合)。これはJTAS4はJTAS5よりも多くの患者を低い緊急度判定し、JTAS3はJTAS5よりもより多くの患者を高い緊急度で判定しているということを表している。

これはJTASの緊急度レベル変化による効果が診察室数増加によるものよりも低いことを表している。以上より、JTAS緊急度レベル変化による滞在時間の増加にはほぼ影響がないと考えられる。

次に初療室を変化させた場合の傾向を検討する。図4.12に初療室を変化させた時の初療室の処置時間の推移を示す。縦軸に処置時間を表し、横軸に初療室数を表す。JTAS3, 4, 5はそれぞれトリアージ緊急度を3, 4, 5段階として表現した結果である。

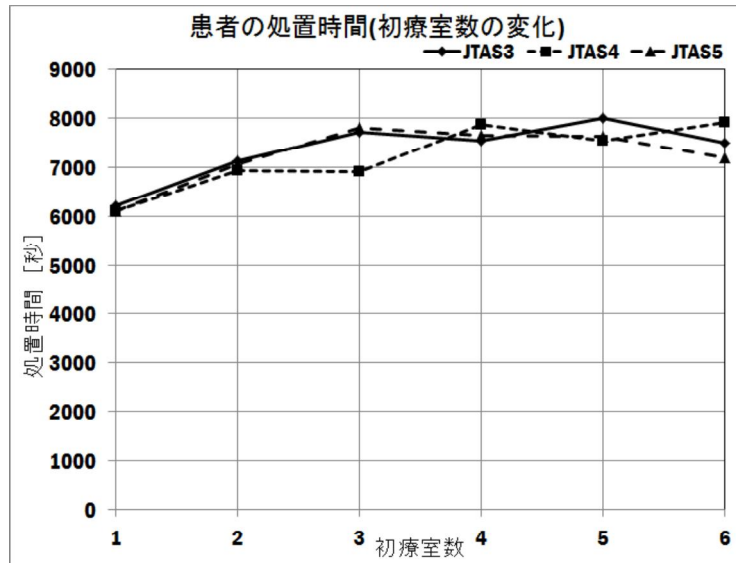


図 4.12: 初療室の処置時間の推移 (初療室数変化)

この結果は初療室数増加により稼働率が上昇したため、より多くの患者を処置できるようになったというを示している。トリアージ緊急度レベルが3, 5, 4の順に処置時間が上昇する (初療室 1 室の場合)。この結果は JTAS4 が JTAS5 よりも多くの患者を低い緊急度と判定し、JTAS3 が JTAS5 よりもより多くの患者を高い緊急度と判定することを示している。初療室の処置時間に関して、トリアージ緊急度詳細化による効果は初療室増加による効果よりも低いことがわかる。以上より、トリアージ緊急度レベルの変化による初療室の処置時間への影響はほぼないと考えられる。

図 4.13 に初療室の増加による待ち時間の変化の推移を示す。縦軸に待ち時間、横軸に初療室数を表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれトリアージ緊急度を 3, 4, 5 段階として表現した結果である。

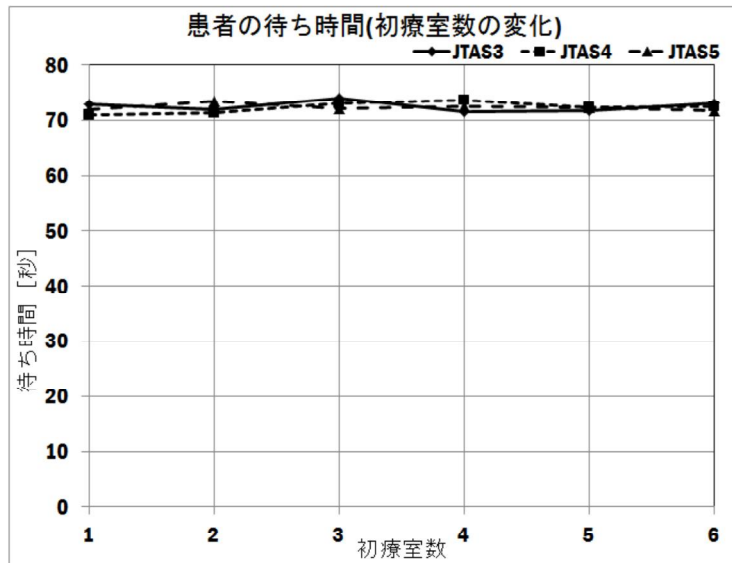


図 4.13: 待ち時間の推移 (初療室数変化)

グラフから初療室の増加, トリアージ緊急度レベルの詳細化による効果はほとんどないことがわかる. この結果は低い緊急度と判定される患者が多いため, 診察室にて診察を受ける患者が多くなるため, 初療室を増加させても待ち時間に影響がないということを示している. よって, 初療室の増加が患者の待ち時間に影響を与えないと考えられる.

他の部屋についても同様に検討をしており, 生存確率に関してはほぼ一定の傾向を示している. さらに, 診察室の診察時間及び初療室の処置時間もほぼ一定で変化がない結果を表している. 手術室の処置時間も診察室の場合と同様にほぼ一定の値であり, 変化がなかった. 一般病棟に入院する患者の滞在時間も診察室数が増加し, トリアージ緊急度レベルが詳細化する場合と同様の結果が得られた.

図 4.14 に聖隷浜松病院のデータを基にトリアージ緊急度別受診数を示す.

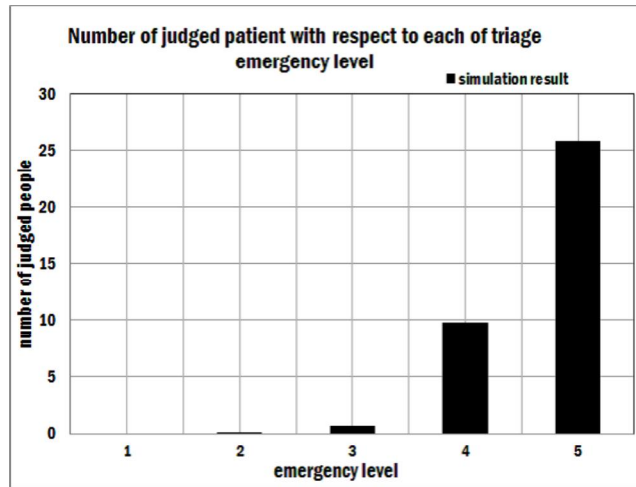


図 4.14: トリアージ緊急度別受診数

グラフから緊急度が上昇するにつれて受診人数が減少していることがわかる。図 4.15 に聖隷浜松病院を基にしたデータから得られたトリアージ緊急度別入院数を示す。

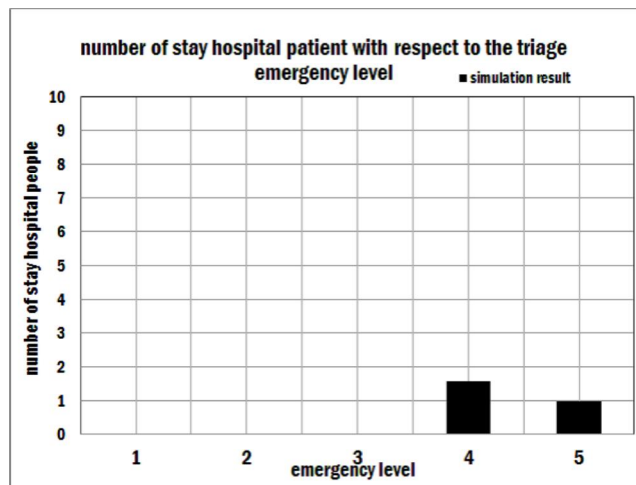


図 4.15: トリアージ緊急度別入院数

低緊急及び非緊急の患者が滞在している。図 4.14 及び図 4.15 によると、病院での低緊急の患者の割合が高い。一方、非緊急の患者の割合が低い。この結果はこのトリアージ手法を用いることにより、救急部門へ高い緊急度の患者をより多く割り当てることが可能となることを示している。準緊急患者が病院にあまり入院していない。これは患者が死亡したか、転院されたか、あるいは高い緊急度レベルが割り当てられたが、緊急処置をしなければならぬほどの外傷ではないということが想定

される。なお、シミュレーション結果から準緊急患者は死亡していないことから別の病院へ転院したか、緊急処置を必要としない外傷の患者であったことが想定される。

さらに倉敷中央病院に関して実データとのシミュレーション結果の妥当性を検証する。図4.16にトリアージ緊急度別受診数を示す。縦軸にそれぞれトリアージ緊急度別受診数を表し、横軸にトリアージ緊急度を表す。

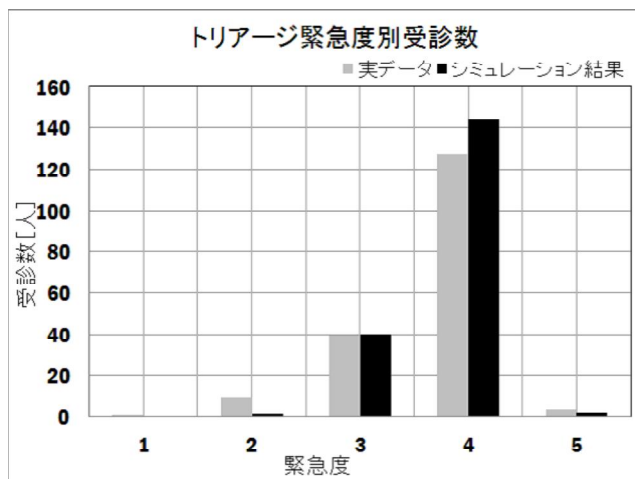


図 4.16: トリアージ緊急度別受診数 (倉敷中央病院)

倉敷中央病院では5段階のトリアージを実施していることから、5段階で結果を解析した。グラフの傾向を見ると、シミュレーション結果と実データとでトリアージ緊急度別受診数に関しては概ね類似した傾向が得られていることがわかる。また、聖隷浜松病院とは異なる傾向が得られている。このような結果が得られているのは、倉敷中央病院では医師、看護師のトリアージ緊急度判定が他の病院と比較すると、高めに判定しやすいためと考えられる。

4.4 考察

応用可能性として妥当性確認に使用していない病院データである聖隷浜松病院及び倉敷中央病院のデータを用いて、待ち時間、診察時間、処置時間等の解析評価ができるようになった。さらに診察室の部屋数を増加させることによって、診察室の稼働率の上昇、待合室の待ち時間の減少のように病院の性能を高められることを示せた。以上より、TRISimの応用可能性を示すことができたことから、病院内トリアージ運用方法を検討するための様々なシミュレーション解析が可能であると考えられる。

4.3.2において示した診察室の診察時間であるが、厚生労働省の統計データとし

て示されている診察時間である約6分30秒 [53] よりも値が大きい。TRISimでは診察時間を総診察時間として算出しているためである。総診察時間とはたとえば、来院した患者がまず診察室で受診する。その後、医師により検査室で検査を受ける指示が出された場合、検査室で検査を行う。検査終了後、再度診察室で診察を受けることになる。このように診察室で2回診察を受けることになった場合はその総計値を出力する。そのようなことから、厚生労働省が示している値よりも大きい値となっている。

4.3.2においてJTAS緊急度レベルの変化が、患者の待ち時間の減少、診察室及び初療室の稼働率上昇をもたらしていることを示した。しかしながら、この効果は1部屋のみしか言えておらず、部屋数増加のほうがJTAS緊急度レベルの変化よりも効果的である。1部屋のみの場合つまり救急部門で少しの患者しか診られないので待ち時間が非常に長くなる。そのようなことから、来院患者を受け入れられないほどに多くの患者が来院するとき、緊急度レベルの変化による効果が得られると想定される。この場合、待ち時間の減少や診察室及び初療室の増加が緊急度レベルによる影響よりも顕著になると考えられる。

4.5 結言

構築した病院内トリアージ運用方法検討用マルチエージェントシミュレーションツールTRISimの妥当性に関して、トリアージ緊急度別受診数及び入院数についての実データを利用して検証した。対象病院として、筑波メディカルセンター及び京都市立病院を対象として妥当性確認を実施し、両病院共にTRISimで表現可能、妥当であることを示せた。

さらに応用可能性に関して、妥当性検証に使用した以外の病院を利用して、シミュレーションによる解析ができること、病院の設計パラメータを変更することによって、性能が同等あるいは上昇をもたらすことが可能かを見た。結果として、シミュレーションによる解析を聖隷浜松病院及び倉敷中央病院において実施することができた。さらに、病院の設計パラメータを変更することによって、待合室の待ち時間の減少、診察室の稼働率の上昇といった結果を得ることができた。以上より、応用可能性を示すことができた。これにより、様々なシナリオにおけるシミュレーションを実施し解析検討が可能であると考えられる。

第5章 逆シミュレーションによるシステム最適化

5.1 序言

本章では病院システムの最適化を実現するため、目的関数及び制約条件からパラメータを推定する手法である逆シミュレーション手法を TRISim に付加し、新たに InverseTRISim を提案する。

まず InverseTRISim の構築を行う。次に InverseTRISim では最適化手法として、従来手法の ABC アルゴリズムよりもより高速に大域的最適解へ収束する UX-ABC アルゴリズムを提案し、最適化アルゴリズムの性能評価に用いられる標準関数を利用して性能評価を実施する。

さらに構築した InverseTRISim が評価指標に基づいた性能評価及び応用可能性について示す。性能評価では、InverseTRISim へ UX-ABC アルゴリズム及び従来手法である ABC アルゴリズムを適用した場合で、UX-ABC アルゴリズムを適用したほうが性能改善がみられることを示す。応用可能性として病院の公表データを InverseTRISim へ適用することにより、実際の病院に関してある評価指標に基づく最適なパラメータ推定が可能であることを示す。

5.2 InverseTRISim

図 5.1 に InverseTRISim のシステム構成を示す。InverseTRISim は先述した TRISim から構成されている。順シミュレーション部及び逆シミュレーション部から構成される。

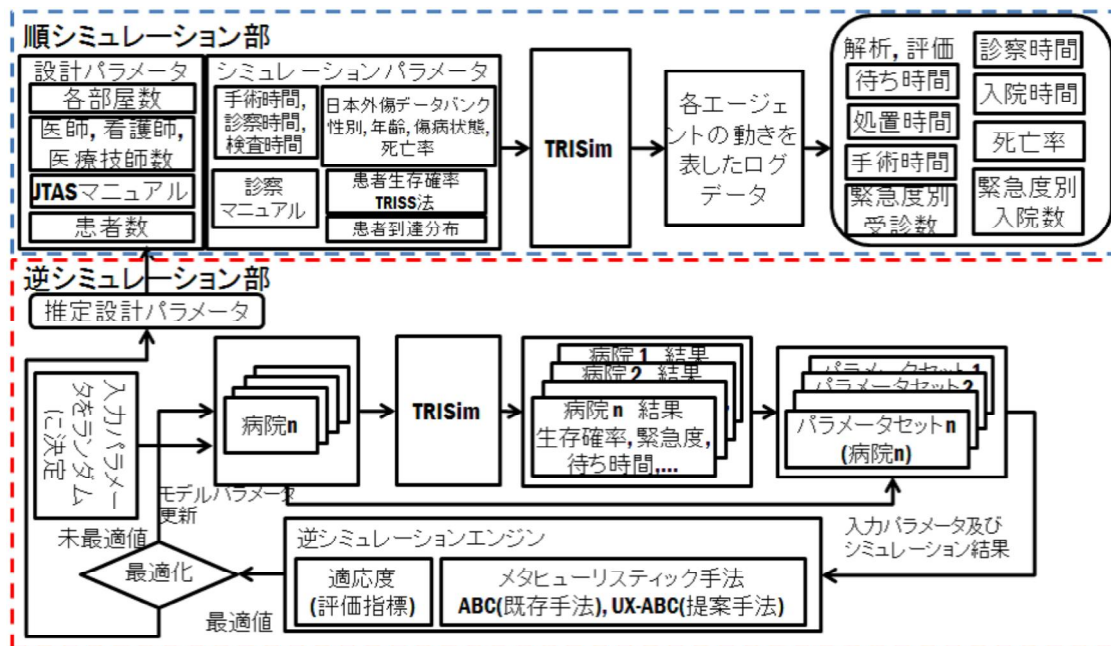


図 5.1: InverseTRISim のシステム構成

5.2.1 順シミュレーション部

図 5.2 に示す順シミュレーション部は、入力パラメータ部、シミュレーション実行部、シミュレーション解析部から構成される。入力パラメータ部では設計パラメータとして部屋の数及び医師エージェント、看護師エージェント、医療技師エージェント、患者エージェントから構成される。シミュレーションパラメータとして、日本外傷データバンクの公表データを基にした性別、年齢、傷病状態、死亡状態から構成される。さらに、患者の到達分布、生存確率及びその他パラメータから構成される。TRISim 部ではこれら入力パラメータを設定し、シミュレーションを実行する。シミュレーション実行後、シミュレーション結果として患者、医師、看護師、医療技師の行動データを出力される。これらをもとに待ち時間、診察時間、処置時間及び入院時間及び死亡者数、トリアージ緊急度別受診数及び入院数解析及び評価を実施する。必要に応じて解析評価結果からモデルパラメータを更新し、シミュレーションを再度実行する。以上のプロセスを繰り返し必要な結果を得る。なお、設計パラメータは逆シミュレーションにより推定したパラメータを設定することも可能である。

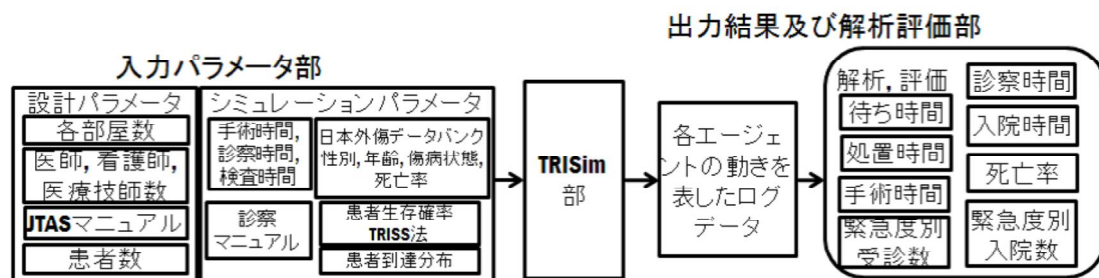


図 5.2: 順シミュレーション部の概要

5.2.2 逆シミュレーション部

図 5.3 に示す逆シミュレーション部は、パラメータ設定部、シミュレーション実行部、個体生成部、最適化計算部から構成される。パラメータ部では病院の救急部門を複数個体を生成し、それぞれの個体において構成される部屋エージェントに関するパラメータをランダムに設定する。シミュレーション実行部ではパラメータセットごとにシミュレーションを実行して、結果を取得する。個体生成部ではシミュレーション結果及び設定パラメータと合わせて1パラメータセットとして、最適計算用に複数のパラメータセットを生成する。最適化計算部では生成した複数のパラメータセットをあらかじめ設定した評価指標を基に最適化計算を1サイクル実行する。算出したパラメータをそれぞれの病院の設計パラメータに反映する。このプロセスを評価指標が大域的最適解に収束するまで繰り返し実行する。算出したモデルパラメータを初期パラメータとして通常部シミュレーションを実行し、解析評価を実施することができる。InverseTRISim では最適化計算部において使用される最適化手法に ABC アルゴリズムを使用している。

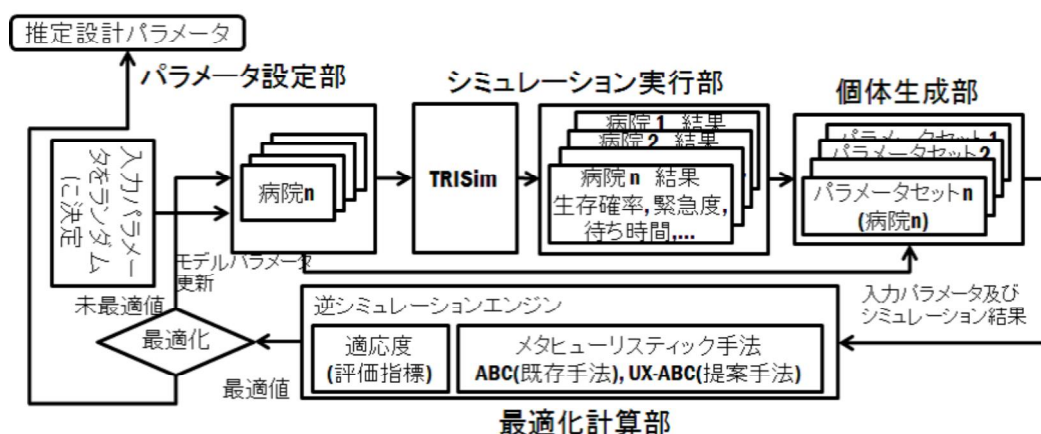


図 5.3: 逆シミュレーション部の概要

5.2.3 ABC アルゴリズム概要

ABC アルゴリズムは群知能アルゴリズムの1つとして Karaboga [18] によって提案されたものであり, ミツバチのみつを探す行動を基に3種類のミツバチを定義し, その行動を基に最適化問題適用した手法である. さらに, この分野において従来からよく利用される粒子群最適化アルゴリズムでは, 局所解へ収束しやすい関数及び高次元の最適化問題に関しても, 大域的最適解へ収束しやすいという報告がなされている [19].

5.2.4 ABC アルゴリズム

ステップ1 初期化

各探索点の初期位置をランダムに設定する. 設定後最良探索点を求めて x_{best} とする. 式 (5.1)~式 (5.3) に示す.

$$x_{ik} = \psi_{ik} \quad (5.1)$$

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f_i(x_i) \quad (5.2)$$

$$x_{best} = x_{i_b} \quad (5.3)$$

i は探索点番号, k は次元番号, i_b は最良探索点番号, x_{best} 及び x_{i_b} は最良探索点を表す. f_i は探索点 i の適応度を表す. ψ_{ij} は $[-C, C]$ の範囲で発生させる一様乱数とする.

ステップ2 Employ Bee による探索

以下の式 (5.4)~式 (5.6) により探索を実施する.

$$v_{ij}^{g+1} = x_{ij}^g + \phi_{ij}^g (x_{ij}^g - x_{mj}^g) \quad (5.4)$$

$$x_{ij}^{g+1} = \begin{cases} v_{ij}^g & f_i(v_i^g) \leq f_i(x_i^g) \\ x_i^g & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.5)$$

$$C_i = \begin{cases} 0 & f_i(v_i^{g+1}) \leq f_i(x_i^{g+1}) \\ C_i + 1 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.6)$$

j はランダムに決定された次元番号, g は世代数, m はランダムに決定された探索点番号を表す. ϕ は $[-1, 1]$ の範囲で発生させる一様乱数, x_i は探索点 i の位置, v_{ij}^{g+1} は x_{ij}^g の更新候補探索点, C_i は連続して探索点 i の位置が更新されなかった回数を表す.

ステップ3 Onlooker Bee による探索

各探索点の適応度を算出し、ルーレット戦略により更新候補探索点を選択し、式(5.7)～式(5.12)により位置を更新する.

$$p_l^g = \frac{f_l^g}{\sum_{n=1}^N f_n^g} \quad (5.7)$$

$$P_i^g = \sum_{l=1}^i p_l^g \quad (5.8)$$

$$c = \arg_{i \in N} (P_i^g \leq \zeta \leq P_{i+1}^{g+1}) \quad (5.9)$$

$$v_{cj}^{g+1} = x_{cj}^g + \phi_{cj}^g (x_{cj}^g - x_{mj}^g) \quad (5.10)$$

$$x_{cj}^{g+1} = \begin{cases} v_{cj}^g & f_c(v_c^g) \leq f_c(x_c^g) \\ x_c^g & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.11)$$

$$C_c = \begin{cases} 0 & f_c(v_c^{g+1}) \leq f_c(x_c^{g+1}) \\ C_c + 1 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.12)$$

c はルーレット選択により選択した探索点番号を表す. l は探索点の番号とする. ζ は $[0, 1]$ の一様乱数とする. C_c は連続して探索点 c の位置が更新されなかった回数を表す. p_l^g は世代 g における適応度を表し, P_i^g はルーレット戦略における選択確率を表す. f_c は世代 g における適応度を表す.

ステップ4 Scout Bee による探索

更新が一定回数なされなかった探索点に対して式(5.13)に基づいて新たな位置を探索する.

$$x_{ik} = \begin{cases} x_{min} + \psi(x_{maxk} - x_{mink}) & C_{limit} \leq C_i \\ x_{ik} & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.13)$$

x_{maxk} は探索点の中で最も最大となる位置を表し, x_{mink} はもっとも小さい値を表す. ψ は $[0, 1]$ までの一様乱数を表す. C_{limit} は探索点の位置が連続で更新されなかった回数の閾値とする.

ステップ5 最良値の取得

現世代と現世代までに得られた最良探索点を比較して、現時点での最良探索点を式(5.14)～式(5.15)により更新する. 最良探索点の適応度が最適解に収束したならば終了し、していないならばステップ2へ戻る.

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (5.14)$$

$$x_{best} = \begin{cases} x_{i_b} & f_{i_b}(x_{i_b}) \leq f_{best}(x_{best}) \\ x_{best} & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.15)$$

5.2.5 UX-ABC アルゴリズム

ABC アルゴリズムは他の群知能アルゴリズムと比較すると収束性能は良いが、収束速度が遅い。そのため、近年ではこれをより高速化、高性能化を目指して研究が進んでいる。そこで本研究では、新たな ABC アルゴリズムとして、改良型の ABC アルゴリズムの中でも大域的最適解への収束性や収束速度の性能がより良いとされる、Best-so-Far ABC [4] アルゴリズムを基にして、実数値遺伝的アルゴリズムの手法である UNDX(Unimodal Normalize Distribution Crossover) [49] を組み合わせた UX-ABC アルゴリズムを提案する。

アルゴリズムは次の通りである。

ステップ 1 初期化

各探索点の初期位置をランダムに設定する。設定後最良探索点を求めて x_{best} とする。式 (5.16)～式 (5.18) に示す。

$$x_{ik} = \psi_{ik} \quad (5.16)$$

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (5.17)$$

$$x_{best} = x_{i_b} \quad (5.18)$$

i は探索点番号, k は次元番号, i_b は最良探索点番号, x_{best} 及び x_{i_b} は最良探索点を表す。 f_i は探索点 i の適応度を表す。 ψ_{ik} は $[-C, C]$ の範囲で発生させる一様乱数とする。

ステップ 2 Employ Bee による探索

以下の式 (5.19)～式 (5.21) により探索を実施する。

$$v_{ij}^g = x_{ij}^g + \phi_{ij}^g (x_{ij}^g - x_{mh}^g) \quad (5.19)$$

$$x_{ij}^g = \begin{cases} v_{ij}^g & f(v_{ij}^g) \leq f(x_{ij}^g) \\ x_{ij}^g & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.20)$$

$$C_i = \begin{cases} 0 & f(v_i^g) \leq f(x_i^g) \\ C_i + 1 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.21)$$

j はランダムに決定された次元番号, g は世代数, m はランダムに決定された探索点番号を表す。 ϕ は $[-1, 1]$ の範囲で発生させる一様乱数, x_i は探索点 i の位置, v_{ij}^{g+1} は x_{ij}^g の更新候補探索点, C_i は連続して探索点 i の位置が更新されなかった回数を示す。

ステップ 3 現時点での最良位置の探索

現時点での最良の適応度に対応した探索点の位置の探索を式 (5.22)～式 (5.23) により実施する。

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (5.22)$$

$$x_b = x_{i_b} \quad (5.23)$$

b は現時点での最良探索点番号を表す.

ステップ4 Onlooker Bee による探索

各探索点の適応度を算出し, ルーレット戦略により更新候補探索点を選択し, 式 (5.24)~式 (5.29) により位置を更新する.

$$p_l^g = \frac{f_l^g}{\sum_{n=1}^N f_n^g} \quad (5.24)$$

$$P_i^g = \sum_{l=1}^i p_l^g \quad (5.25)$$

$$s = \arg_{i \in N} (P_i^g \leq \zeta \leq P_{i+1}^g) \quad (5.26)$$

$$v_{ij}^{g+1} = x_{sh}^g + \phi_{ij}^g \times x_{ib}^g \times (x_{sh}^g - x_{bh}^g) \quad (5.27)$$

$$x_{sj}^{g+1} = \begin{cases} v_{ij}^g & f(v_i^g) \leq f(x_i^g) \\ x_{sj}^g & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.28)$$

$$C_s = \begin{cases} 0 & f(v_s^{g+1}) \leq f(x_s^{g+1}) \\ C_s + 1 & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.29)$$

s はルーレット選択により選択した探索点番号を表す. l は探索点の番号とする. h は探索点ごとにランダムに選択された次元番号を表す. ζ は $[0, 1]$ の一様乱数とする. C_s は連続して探索点 s の位置が更新されなかった回数を表す. p_l^g は世代 g における適応度を表し, P_i^g はルーレット戦略における選択確率を表す. f_s は世代 g における適応度を表す.

ステップ5 Scout Bee による探索

更新がなされなかった個体に対して新たな位置を探索するように式 (5.30)~式 (5.31) により更新する.

$$u = \begin{cases} UNDX(x) & C_i \geq C_{limit} \\ x & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.30)$$

$$C_i = \begin{cases} 0 & C_i \geq C_{limit} \\ C & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.31)$$

x は現在の探索位置とする. u は更新後の新たな探索位置とする. C_{limit} は更新されなかった回数の閾値とする. $UNDX$ は $UNDX$ を実行する関数とする.

ステップ6 最良値の取得

現世代と現世代までに得られた最良探索点を比較し, 現時点での最良探索点を更新する. 式 (5.32)~式 (5.33) に示す. 最良探索点の適応度が最適解に収束したならば終了し, していないならばステップ2へ戻る.

$$i_b = \arg \min_{i \in N} f(x_i) \quad (5.32)$$

$$x_{best} = \begin{cases} x_{i_b} & f(x_{i_b}) \leq f(x_{best}) \\ x_{best} & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5.33)$$

ステップ5における UNDX とは小野ら [49] により提案された手法であり, bit-string 型の遺伝的アルゴリズム及び古くから提案されている実数値遺伝的アルゴリズムの手法では局所解に収束しやすい関数であっても, 大域的最適解に収束することが可能となった. さらにこの手法を用いて様々な応用がなされている [50].

UNDX アルゴリズムは次の通りである. UNDX アルゴリズムでは世代交代アルゴリズムとして Minimal Generation Gap(MGG) モデル [58] を使用する. 世代交代モデル MGG は次の5ステップにより実現する. 3個体の親を選択し, 交叉を指定回数実行して子供を生成し, 親及び子供から次の世代を選択するというのを繰り返す.

1 初期集団の生成

ランダムに複数個の実数ベクトルを生成する.

2 親の選択

集団からランダムに親を3つ選択する.

3 子の生成

ステップ1で生成された両親に対して, 交叉を n_c 回適用して子供を $2n_c$ 個生成する. ここでは交叉に UNDX を使用する.

4 淘汰

生成した子供と両親とを合わせた集団から2個体を選択する. 1個体目は最も良い個体を選択する. 2個体目はランクに基づくルーレット選択により個体を選択する.

5 終了条件

終了条件が満たされるまでステップ1~ステップ4まで実行する.

なお, UNDX は式 (5.34)~式 (5.40) に示す.

$$Ch_1 = M + z_1 e_1 + \sum_{k=2}^n z_k e_k \quad (5.34)$$

$$Ch_2 = M - z_1 e_1 + \sum_{k=2}^n z_k e_k \quad (5.35)$$

$$M = (Pa_1 + Pa_2)/2 \quad (5.36)$$

$$z_1 \sim N(0, \sigma_1^2), z_k \sim N(0, \sigma_2^2) (k = 2, \dots, n) \quad (5.37)$$

$$\sigma_1 = \alpha d_1, \sigma_2 = \beta d_2 / \sqrt{n} \quad (5.38)$$

$$e_1 = (Pa_2 - Pa_1) / |Pa_2 - Pa_1| \quad (5.39)$$

$$e_i \perp e_j (i \neq j) (i, j = 1, \dots, n) \quad (5.40)$$

n は次元数を表す. Pa_1, Pa_2 は交叉元の親とする. Ch_1, Ch_2 は生成される子とする. M は親の midpoint とする. z_1, z_2 はそれぞれ平均 0 , 標準偏差 σ_1, σ_2 の正規乱数により生成されたベクトルとする. d_1 は親 P_1 及び P_2 の距離とする. d_2 は親 P_1 及び P_2 を結ぶ軸と親 P_3 との距離を表す. e_1, \dots, e_n は Gram-Schmidt の直交化法により生成した直交ベクトルとする. α 及び β は調整パラメータとする. 本研究では α 及び β は従来の研究を基に $\alpha = 0.5, \beta = 0.35$ とする.

5.3 UX-ABC アルゴリズム性能実験

5.3.1 実験条件

提案アルゴリズムが他の ABC アルゴリズムと比較して大域的最適解へより高速に収束するか否かを確認するために評価実験を実施する. 実験条件は評価関数を 30 回実行し, 指定された世代数以内に最適値との誤差が 1.0×10^{-7} 以下であれば, 成功とみなし, できなければ失敗とする. すべて成功した場合はその収束回数の平均を算出する. 計測する次元数として, 50, 100, 150, 200, 250, 300 とする. 世代数は 10000000 回とする.

表 5.1 に比較に使用する他の ABC アルゴリズムを示す. 表 5.2 に使用する評価関数を示す. UX-ABC のパラメータとして UNDX の調整パラメータ α, β を $\alpha = 0.5, \beta = 0.35$ とし, 交叉により生成する子供の数を 1600 とした.

表 5.1: UX-ABC と他の ABC アルゴリズムの比較

略称	アルゴリズム名
ABC	Original ABC [18]
EABC	Enhanced ABC [65]
GABC	Gbest-guided ABC [23]
MeABC	Memic Search ABC [5]
RMABC	Randomized Memic Search ABC [25]
HJABC	Hooke Jeeves ABC [17]
CbABC	Crossover based ABC [24]
ACABC	Arithmetic Crossover based ABC [80]
BSFABC	Best-so-Far ABC [4]
UXABC	UNDX based ABC

5.3.2 実験結果

実験結果を表 5.3 及び表 5.4 に示す. 各関数及び各 ABC アルゴリズムの大域的最適解へ収束した世代数を 30 回平均したものである. なお, -は大域的最適解へ収束できず指定回数に達したものを表す. 最も高速に大域的最適解へ収束した ABC アルゴリズムを太字で示す. UX-ABC アルゴリズムはどの手法よりもほとんどの場合で大域的最適解への収束速度が速いことがわかる. さらに, 他の ABC アルゴリズムでは大域的最適解へ収束することができなかった rosenbrock 関数 (star 型) に対しても, 本手法を使用すると収束することがわかる. 他にも, Zakharov 関数に関して他の手法よりも少ない世代数で本手法が大域的最適解へ収束していることがわかる.

Solomon Problem 及び Quartic Gaussian 関数に関してはどの手法を利用しても条件を達成することができなかった. Solomon Problem 関数は局所解が複数存在し, 局所値もほぼ同等であり, 局所解へ陥りやすく大域的最適解へ収束しづらいつらいつらと考えられるため, どの手法でも大域的最適解へ収束できなかったと考えられる. Quartic Gaussian 関数は一様乱数による誤差が加わり, 毎回更新ごとに関数値が変動することから大域的最適解へ収束しづらいつらいつらと予想され, どの手法でも収束できなかったと考えられる.

Salomon Problem 及び Quartic Gaussian 関数に関しては本条件を満たしてはいないが大域的最適解へ収束している場合がある. 大域的最適解へ収束した回数は Salomon Problem 関数では本手法が約 26 回及び BSFABC 法が約 26 回大域的最適解へ収束しているが, 他の手法では収束しない. Quartic Gaussian 関数では本手法及び BSFABC のみ回数程度大域的最適解へ収束しているが他の手法は一度も収束していない. 以上より条件は満たしていないが, 他の手法よりも大域的最適解へ収束しやすいことが分かった.

次に, 各関数の手法ごとによる大域的最適解への収束遷移を図 5.5~図 5.15 に示す. 代表例として 30 回の実験の中から 1 回を無作為抽出し, その実験に関して 50 次元のものにおける大域的最適解への収束結果を示す. 本手法は他の手法よりも早期に大域的最適解へ収束していることがわかる. この例では rosenbrock 関数のみ大域的最適解への収束が BSFABC 法よりも顕著に遅いが他の評価関数に関しては BSFABC 法とほぼ同等, あるいはそれ以上の性能を有していることがわかる. 表 5.3 及び表 5.4 に示した rosenbrock 関数の場合の収束速度について解析する. 図 5.4 に 2 次元における rosenbrock 関数の等高線表示を示す. 図 5.4 中における赤丸は大域的最適解の場所を表している. 黒線は収束速度が遅い場合の探索点の遷移の 1 例を示している. 50 次元は表示困難のため, 得られている 50 次元の解の遷移と図 5.4 とを対比させて大域的最適解への解の動きを解析すると, 図 5.4 のように局所解が複数存在する谷の領域に世代の初期段階で入り, その領域を探索しながら大域的最適解へ計算が進行するため局所解からの脱出等による計算回数の上昇が予想され, そのため BSFABC 法と比較して著しく計算回数が増加すると考えられる.

表 5.2: 本研究で利用する評価関数

関数名	評価式	範囲
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Ellipsoid	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \left(1000^{i-1/n-1} x_i\right)^2$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Rosenbrock	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left(100 (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2\right)$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Rosenbrock (type of star)	$f_4(x) = \sum_{i=2}^n \left(100 (x_1 - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2\right)$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Ackley	$f_5(x) = 20 - 20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) + e - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right)$	$-32.678 \leq x_i \leq 32.678$
Rastrigin	$f_6(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Rastrigin (Shift)	$f_7(x) = 10n + \sum_{i=1}^n \left((x_i - 1)^2 - 10 \cos(2\pi (x_i - 1)) \right)$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
k-tablet	$f_8(x) = - \sum_{i=1}^k x_i^2 + \sum_{i=k+1}^n (100x_i)^2$	$-5.12 \leq X_i \leq 5.12$
Schaffer	$f_9(x) = - \sum_{i=1}^{n-1} \left(x_i^2 + (x_{i+1})^2 \right)^{0.25} \left(\sin^2 \left(50 (x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1} \right) + 1.0 \right)$	$-100 \leq x_i \leq 100$
Bohachevsky	$f_{10}(x) = - \sum_{i=1}^{n-1} \left(x_i^2 + 2x_{i+1}^2 - 0.3 \cos(3\pi x_i) - 0.4 \cos(4\pi x_{i+1}) + 0.7 \right)$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Zakharov	$f_{11}(x) = - \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{i x_i^2}{2} \right)^2 \right) + \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{i x_i^2}{2} \right)^4 \right)$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
Salomon Problem	$f_{12}(x) = 1 - \cos \left(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$	$-100 \leq x_i \leq 100$
Quartic Function	$f_{13}(x) = \sum_{i=1}^n i x_i^4$	$-1.28 \leq x_i \leq 1.28$
Quartic Gaussian Function	$f_{14}(x) = \sum_{i=1}^n i x_i^4 + \text{random}[0, 1)$	$-1.28 \leq x_i \leq 1.28$

表 5.3: 各評価関数における各 ABC アルゴリズムの比較結果

評価関数	次元数	ABC	EABC	GABC	MeABC	RMABC	HJABC	CbABC	ACABC	BSFABC	UX-ABC
Sphere	50	2168	2298	1790	1925	2025	2528	1758	2523	73	70
	100	4632	4859	4922	5274	5523	5688	2612	5647	119	117
	150	7245	7525	8915	9890	9025	8987	3025	8904	151	165
	200	9949	10523	13251	14886	14244	12238	3347	12545	197	190
	250	12720	13255	20353	20119	18295	15686	3518	16071	220	223
	300	15359	16078	26632	25485	23247	19456	3625	19793	274	197
Rosenbrock (chain 型)	50	-	-	-	-	-	-	-	-	15744	1885
	100	-	-	-	-	-	-	-	-	30359	3428
	150	-	-	-	-	-	-	-	-	59779	6146
	200	-	-	-	-	-	-	-	-	58322	9181
	250	-	-	-	-	-	-	-	-	100024	11668
	300	-	-	-	-	-	-	-	-	86854	13944
Rosenbrock (star 型)	50	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1846
	100	-	-	-	-	-	-	-	-	-	4094
	150	-	-	-	-	-	-	-	-	-	8335
	200	-	-	-	-	-	-	-	-	-	13803
	250	-	-	-	-	-	-	-	-	-	18798
	300	-	-	-	-	-	-	-	-	-	21884
Bohachevsky	50	2600	2846	-	-	-	-	2270	-	168	104
	100	5598	5984	-	-	-	-	3283	-	269	161
	150	8717	9326	-	-	-	-	3781	-	299	205
	200	11938	12631	-	-	-	-	4181	-	358	219
	250	15286	15945	-	-	-	-	4317	-	273	290
	300	18428	19203	-	-	-	-	4466	-	437	337
Ackely	50	4432	5123	-	11941	-	11084	3482	5629	312	244
	100	9156	10386	10375	10592	10668	13720	5009	12685	401	353
	150	14009	15272	14400	18172	18804	18696	5778	18216	489	431
	200	18841	20481	24339	25872	24795	25285	6286	25849	621	494
	250	23835	25681	31885	33586	32296	34341	6538	32467	1174	563
	300	28761	31199	41086	42339	40170	42630	6833	37724	2472	592
Schaffer	50	13901	-	-	-	-	-	10537	-	5887	1119
	100	27990	35687	-	-	-	-	14055	-	8628	2043
	150	42377	51253	-	-	-	-	15580	-	20960	3275
	200	56806	66002	-	-	-	-	16698	-	19298	4261
	250	71371	81585	-	-	-	-	17306	-	14690	6785
	300	86351	97169	-	-	-	-	17875	-	27306	8045
Rastrigin	50	2180	5177	-	-	-	-	-	-	229	101
	100	5225	11958	-	-	-	-	-	-	352	204
	150	8379	19134	-	-	-	-	-	-	447	345
	200	11526	26953	-	-	-	-	-	-	515	404
	250	14863	35482	-	-	-	-	-	-	411	591
	300	18300	43890	-	-	-	-	-	-	452	666
Rastrigin (Shift)	50	2180	5114	-	-	-	-	-	-	219	101
	100	5225	11539	-	-	-	-	-	-	387	204
	150	8379	18683	-	-	-	-	-	-	547	345
	200	11526	25985	-	-	-	-	-	-	482	404
	250	14863	34399	-	-	-	-	-	-	430	591
	300	18300	43457	-	-	-	-	-	-	472	666
Ellipsoid	50	2180	3692	2283	2787	2721	3208	2600	3237	77	103
	100	5225	7257	6038	6426	6501	7030	3903	7133	127	211
	150	8379	10966	9988	11375	11379	11000	4646	11254	174	338
	200	11526	15041	15407	16608	15751	15075	5138	15645	183	360
	250	14863	19093	21000	22166	21208	19895	5443	19977	221	402
	300	18300	23033	28864	29401	27360	23664	5711	24696	563	470
k-Tablet	50	2180	3139	2084	2563	2560	3207	2459	3255	644	130
	100	5225	6738	6052	6369	6235	7139	3704	6953	1235	213
	150	8379	10244	10732	11634	10760	10977	4398	11214	2120	253
	200	11526	14057	15334	17246	16369	15179	4784	15352	2272	288
	250	14863	17858	20797	22681	21280	19447	5117	19689	2713	378
	300	18300	21519	27243	29750	27305	23769	5127	24199	3515	448
Zakharov	50	2180	2611	2189	2171	2171	3013	2051	2989	233	101
	100	5225	5705	6280	6296	6296	6848	3106	6825	981	204
	150	8379	8922	12006	11942	11942	10872	3725	10938	2147	345
	200	11526	12278	18324	18041	18041	15185	4116	15335	2867	404
	250	14863	15794	26744	25998	25998	19322	4372	19473	3859	591
	300	18300	19451	32417	32374	32374	23896	4646	24326	4934	666

表 5.4: 各評価関数における各 ABC アルゴリズムの比較結果

評価関数	次元数	ABC	EABC	GABC	MeABC	RMABC	HJABC	CbABC	ACABC	BSFABC	UX-ABC
Salomon Problem	50	2180	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	100	5225	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	150	8379	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	200	11526	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	250	14863	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	300	18300	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Quartic Function	50	1218	1263	1523	1546	1546	1863	857	1833	24	<u>23</u>
	100	2782	2870	5048	4887	4887	4487	1319	4409	61	<u>48</u>
	150	4512	4645	9161	9433	9433	7180	1564	7422	<u>81</u>	90
	200	6292	6470	14623	14739	14739	10061	1690	10264	<u>116</u>	117
	250	8231	8428	19949	20828	20828	13157	1715	14244	204	<u>130</u>
	300	10205	10390	26534	26633	26633	16387	1856	17112	176	<u>120</u>
Quartic Gaussian Function	50	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	100	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	150	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	200	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	250	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	300	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

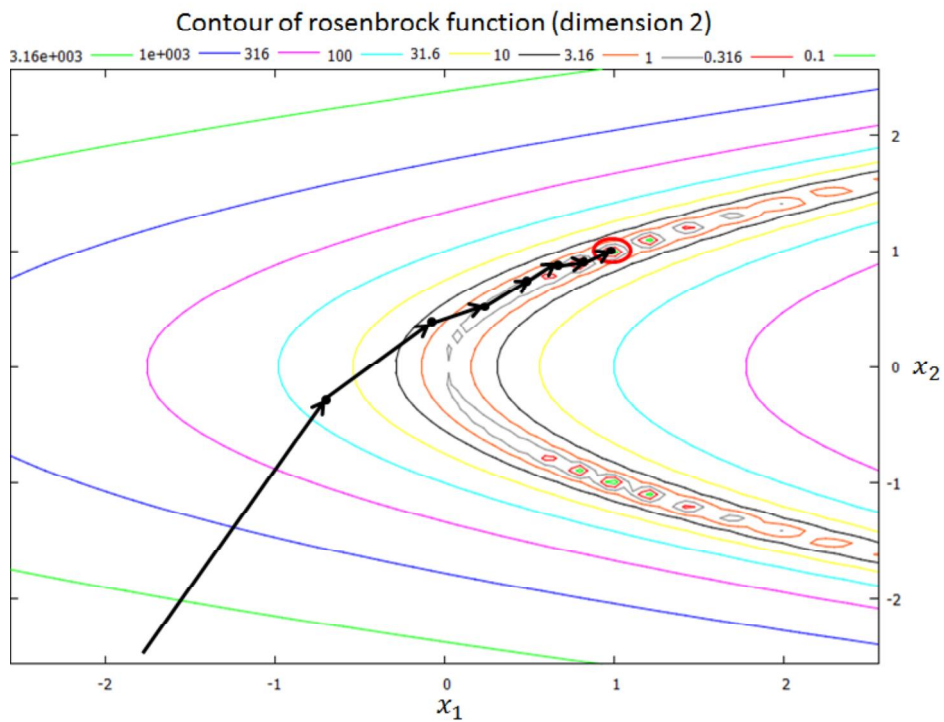


図 5.4: rosenbrock 関数の推移 (2次元)

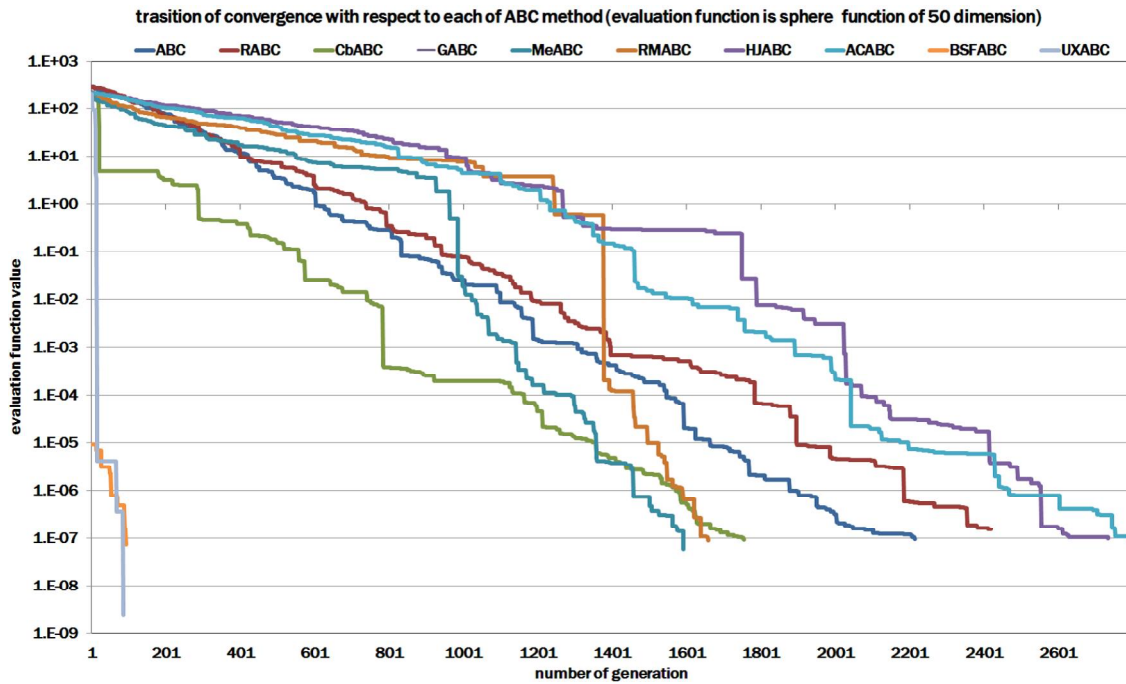


図 5.5: sphere 関数の推移 (50 次元)

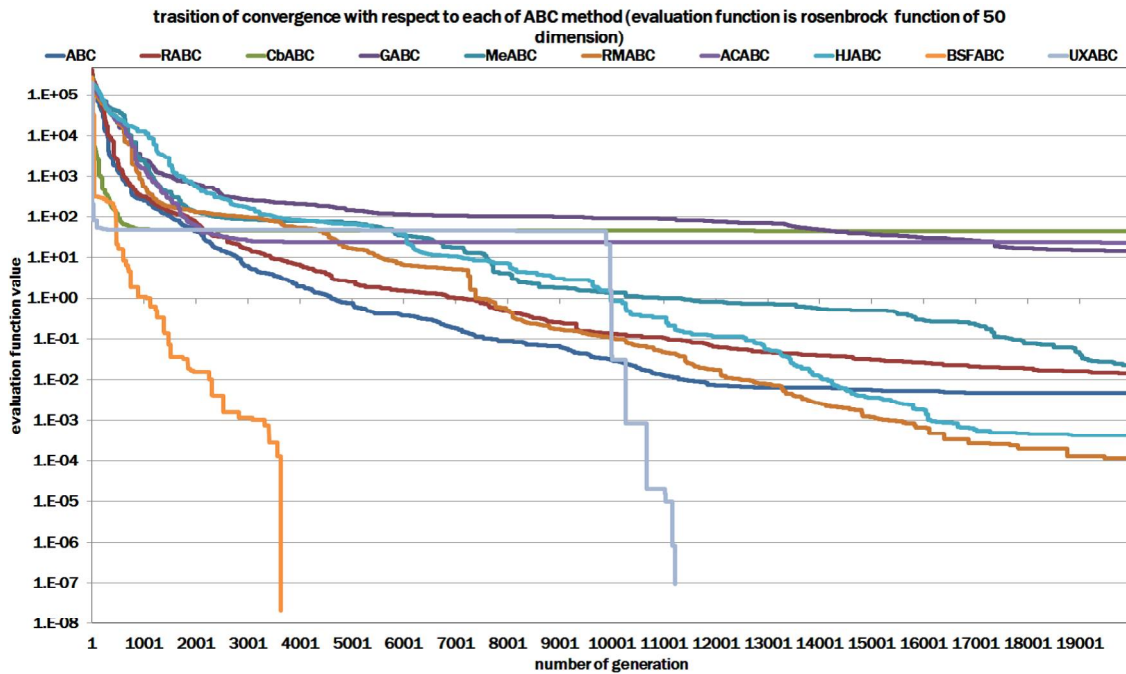


図 5.6: rosenbrock 関数の推移 (50 次元)

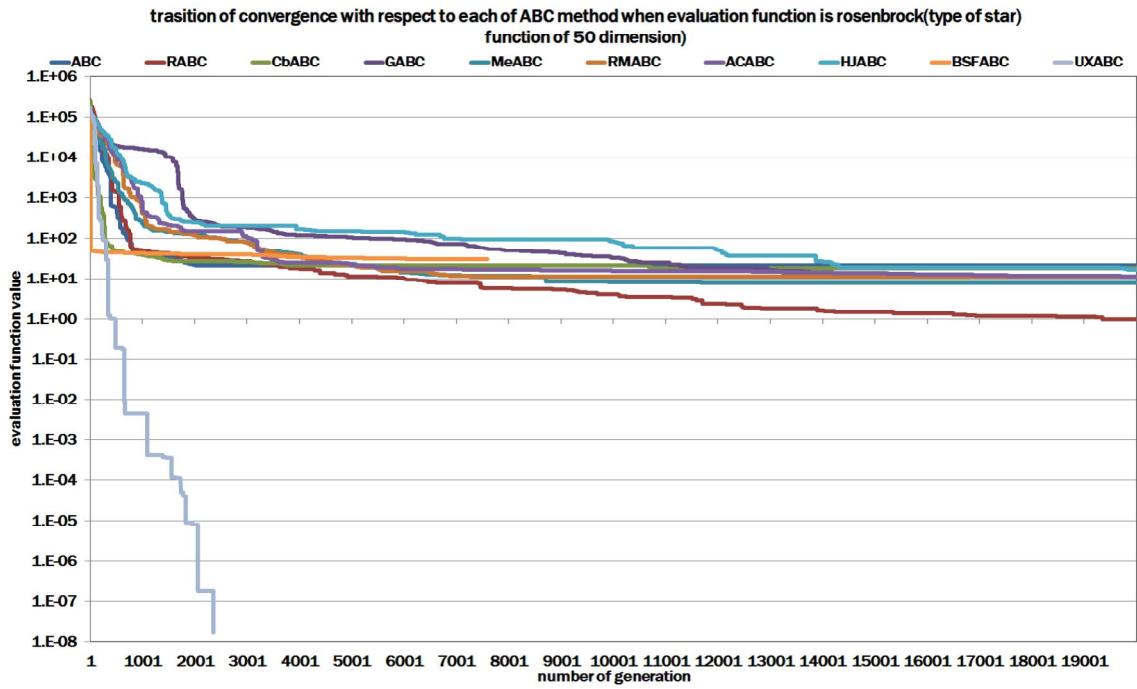


図 5.7: rosenbrock(type of star) 関数の推移 (50 次元)

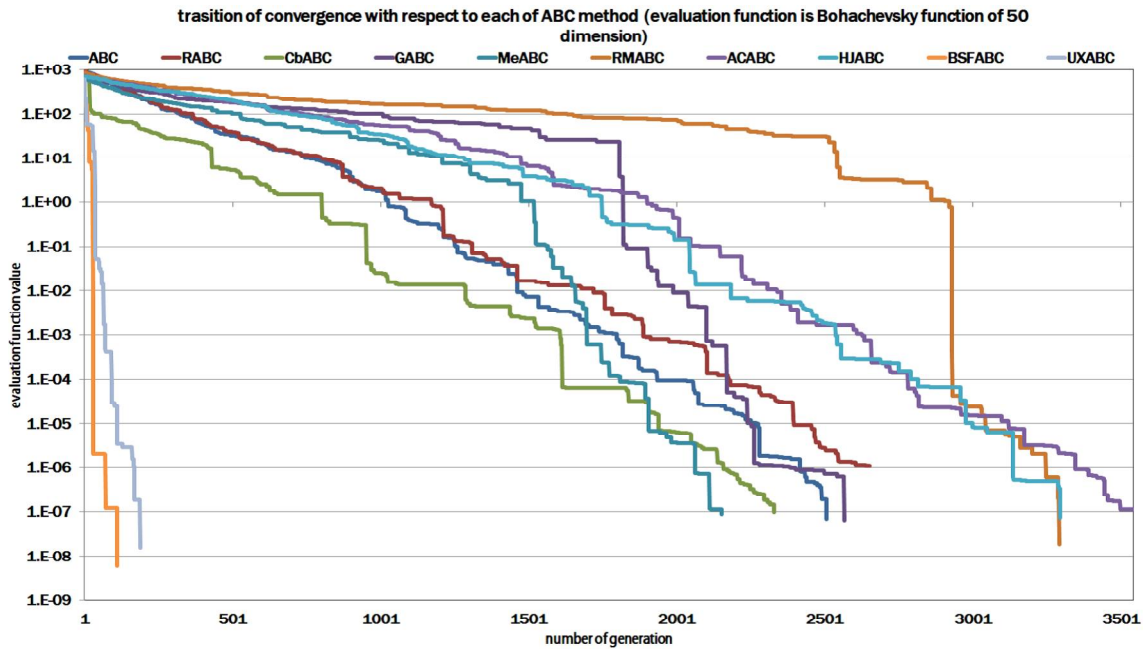


図 5.8: Bohachevsky 関数の推移 (50 次元)

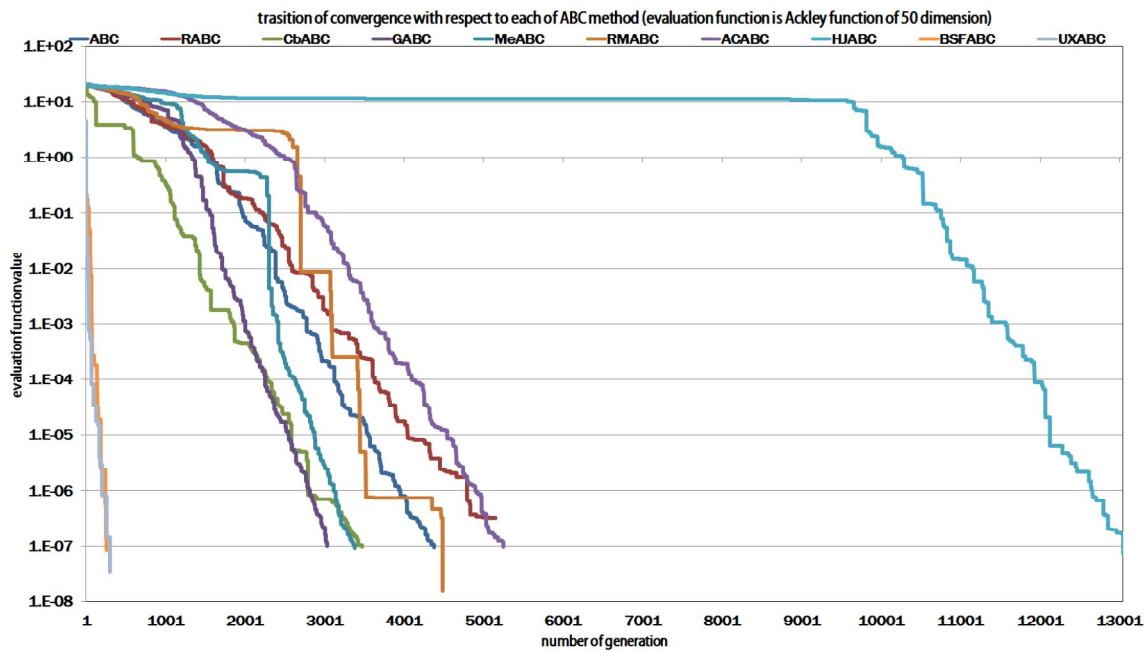


図 5.9: Ackley 関数の推移 (50 次元)

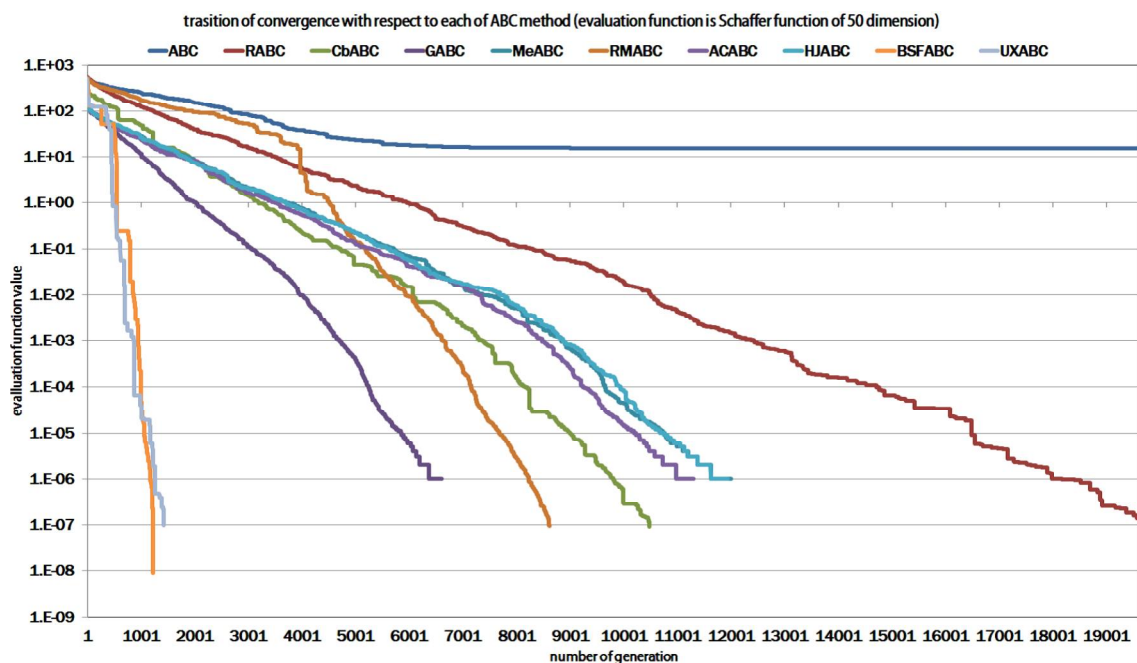


図 5.10: Schaffer 関数の推移 (50 次元)

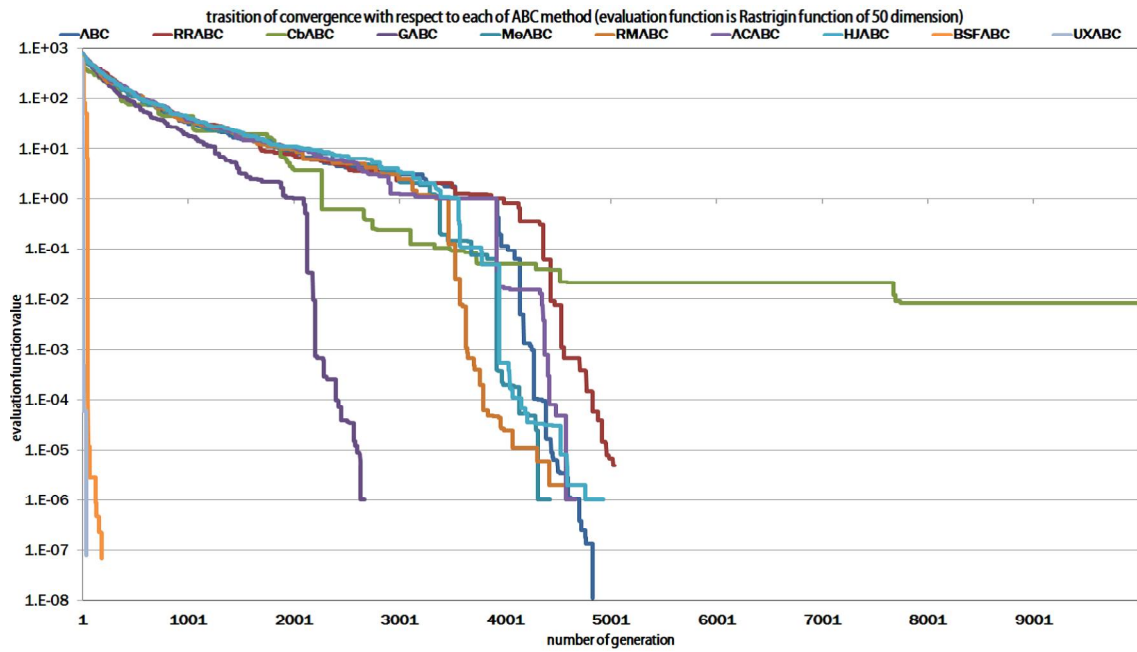


図 5.11: rastrigin 関数の推移 (50 次元)

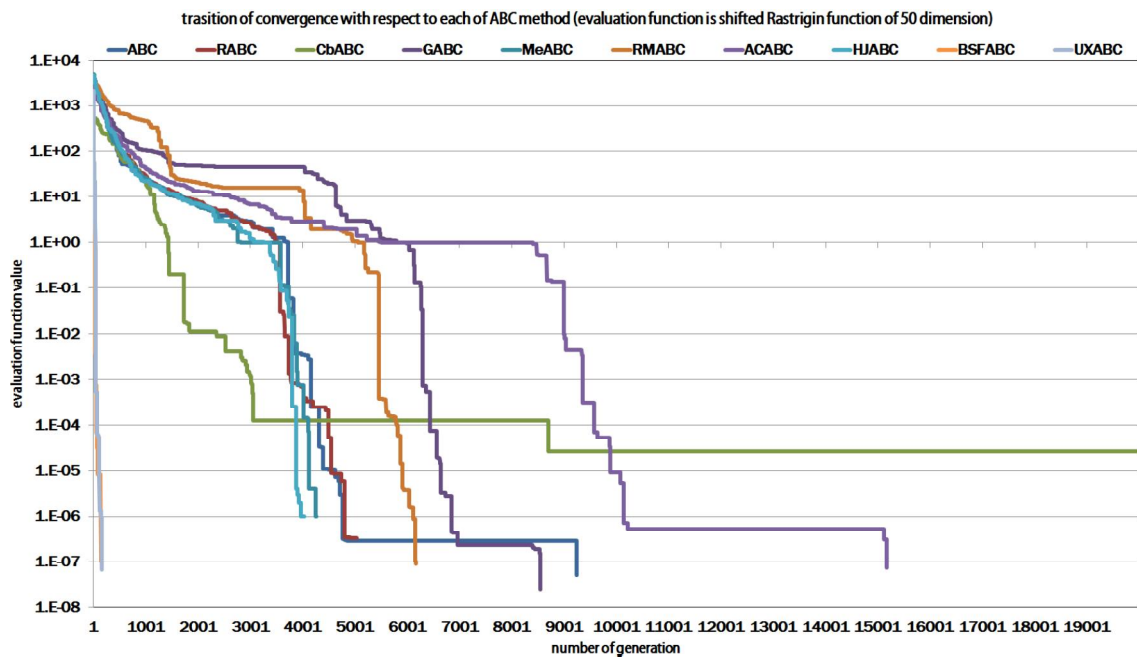


図 5.12: rastrigin (shifted) 関数の推移 (50 次元)

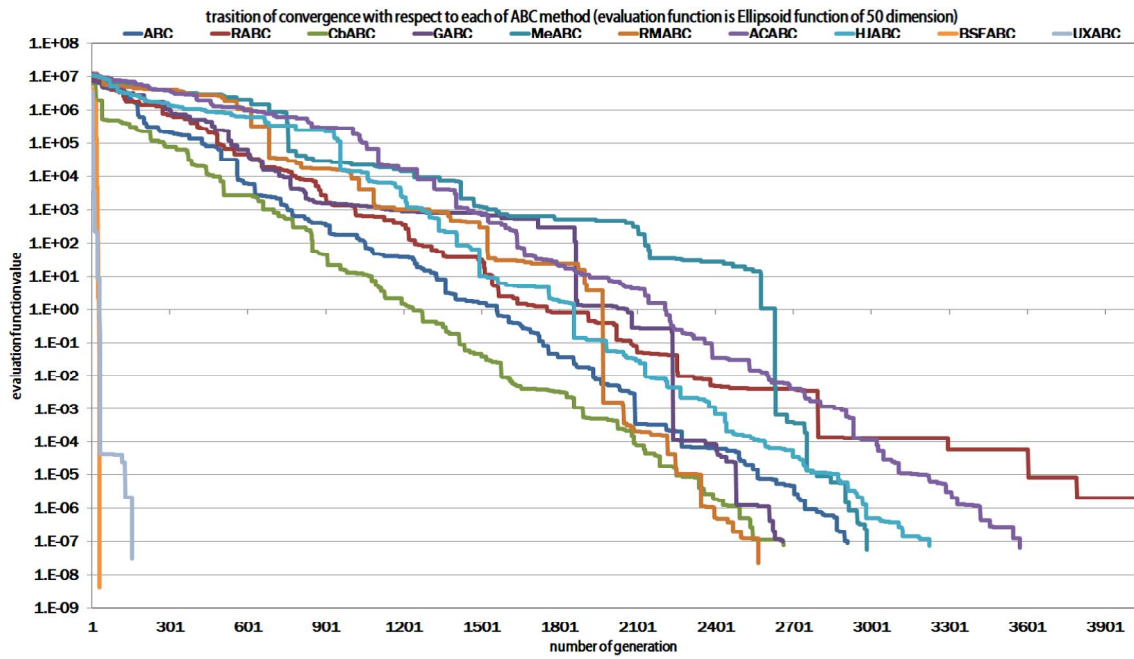


図 5.13: ellipsoid 関数の推移 (50 次元)

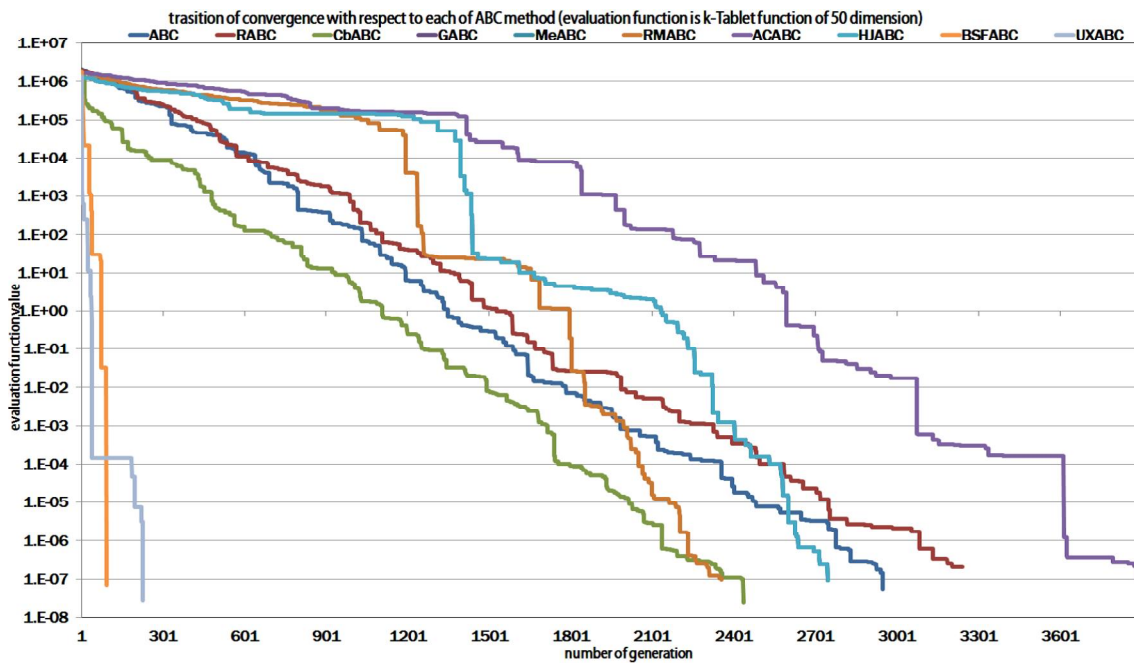


図 5.14: k-tablet 関数の推移 (50 次元)

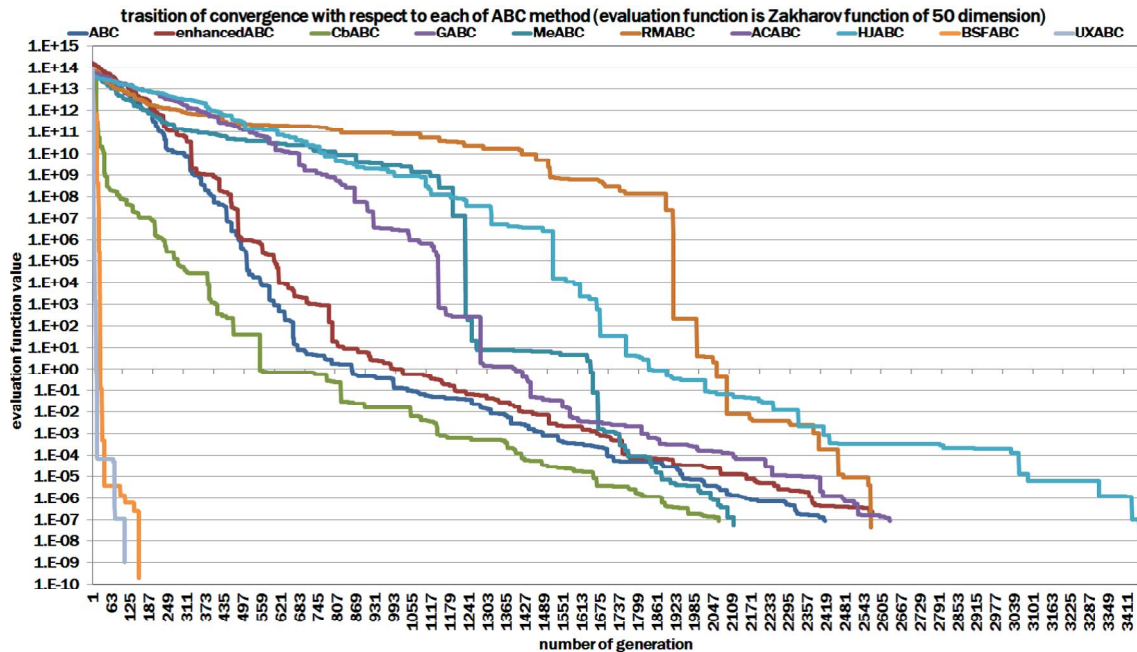


図 5.15: zakharov 関数の推移 (50 次元)

5.4 UX-ABC アルゴリズムの制約条件

本研究で使用する各探索点の構成は、救急部門の各部屋数及びそれに所属する医師、看護師、医療技師及び後述する評価指標において使用するパラメータとする。そのため、構成できる部屋数及び所属可能な人数に制約があることから、制約条件を追加する。

5.5 実験 1:InverseTRISim の性能評価

InverseTRISim に UX-ABC アルゴリズム及び ABC アルゴリズムを適用し、大域的最適解への収束性能、計算時間及び推定したパラメータに関して比較評価を実施する。

5.5.1 シナリオ設定

対象病院としては日本の救急救命センターに関して独自調査を基にした仮想病院とする。構成される部屋を救急部門に関連する部屋を含め、診察室、手術室、初療室、ICU、HCU、一般病棟、待合室、X線室、CT室、MRI室及び血管造影室とする。医

師は診察室, 手術室, 初療室, ICU 及び HCU に所属するものとする. 看護師は診察室, 手術室, 初療室, ICU, HCU, 一般病棟及び待合室に所属するものとする. 医療技師は ICU, HCU, X 線室, CT 室, MRI 室, 血管造影室に所属するものとする. 図 5.16 に患者の到達分布を示す. 患者は 1 日約 36 人来院するものとする [69]. 縦軸はその時刻における患者の到達確率を表し, 横軸に初期時刻 AM8:30 からの経過時間を表し, 最大を 24 時間後の AM8:30 とする. 図の左側が徒歩, 右側が救急車により来院する患者の到達分布を表す. 来院患者の時間単位での到達分布を式 (5.41) 及び式 (5.42) のロジスティック分布に基づき定義するものとする. AM8:30 を 0 とし, そこからの経過時間 [時間] とする.

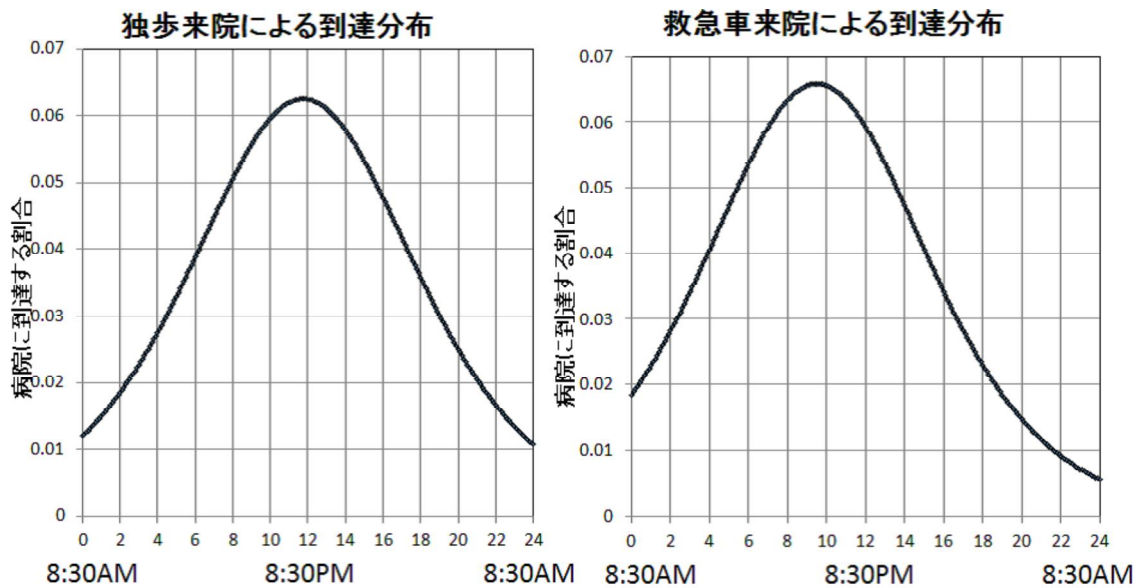


図 5.16: 実験で用いる患者の病院到達分布

$$P_{walk} = \frac{\exp(t - 11.75)/4}{4(1 + \exp(t - 11.75)/4)^2} \quad (5.41)$$

$$P_{ambulance} = \frac{\exp(t - 9.5)/3.8}{3.8(1 + \exp(t - 9.5)/3.8)^2} \quad (5.42)$$

t が経過時間 [時間] を表す. P_{walk} は徒歩で来院した患者の到達確率を表す. $P_{ambulance}$ は救急車両で来院した患者の到達確率を表す. 実験期間はシミュレーション時間で 1 日とし, 逆シミュレーションの世代数を 1000 世代とし, 10 回平均を行い結果データを基に解析検討を行う. 使用する評価指標として, 後述する NE-DOCS(National Emergency Department Overcrowding Study) [36] を使用する. 逆シミュレーションにおいて使用するベクトルデータは救急部門として構成している 14 部屋の部屋数及びそれに所属する医師, 看護師, 医療技師の 35 パラメータ, さらに評価指標の 11 パラメータの 46 次元ベクトルデータとして構成する. これを 1 個

体とみなして最適化計算を実施する. なお, 評価指標に使用する 11 パラメータはシミュレーションを実行することにより得られるパラメータのため更新しないものとする. 表 5.5 に逆シミュレーション部における最適化計算部において設定するパラメータを示す. シミュレーション開始時に生成する全個体パラメータは最も救急部門の混雑状況として厳しい状態であるすべてを 1 に設定する.

表 5.5: 最適化計算部設定パラメータ

適用アルゴリズム	パラメータ名	パラメータ値
ABC, UX-ABC 共通パラメータ	探索領域数	30
	探索点数	15
	探索次元数	46
	探索点更新閾値	180
	評価指標	詳細は次節
UX-ABC 固有パラメータ	子孫発生用 分散調整 パラメータ 1	0.5
	子孫発生用 分散調整 パラメータ 2	0.35
	交叉回数	1600
	評価指標	詳細は次節

5.5.2 評価指標

評価指標は様々なものを設定できるが病院の救急部門を評価可能な指標を用いることが望ましい. 本研究では逆シミュレーションの評価指標として, NEDOCS を使用する. NEDOCS は救急部門における混雑状況を表した指標であり, 式 (5.43) に示す.

$$\begin{aligned}
 NEDOCS = & -20 + 85.8 \times \left(\frac{Totalpatients}{EDbeds} \right) + \\
 & 600 \times \left(\frac{admits}{hospitalbeds} \right) + 13.4 \times (ventilators) + \\
 & 0.93 \times (Longestadmit) + 5.64 \times (Lastbedtime) \quad (5.43)
 \end{aligned}$$

各変数の性質は次の通りである. *Totalpatients* は現時点での全患者数 (救急部門にいる患者エージェントの総計) を表す. *Hospitalbeds* は病院の病床数 (ICU, HCU, 一般病棟の総計) を表す. *Ventilators* は救急部門における人工呼吸器装着患者数 (ICU, HCU に所属する患者エージェントの総計) を表す. *Longestadmits* は最も長く在院している患者の時間 [時間] を表す. *Lastbedtime* は最後に入院したと判断された患者の病院到達から入院までの時間 [時間] を表す. NEDOCS ではスコアにより混雑

状況の定義がなされている. スコアの定義は次の通りである. $0 \leq Score \leq 20$ は通常業務程度の混雑状況を表す. $20 \leq Score \leq 60$ は通常業務の範囲内で対応可能な混雑状況を表す. $60 \leq Score \leq 100$ は通常業務程度をなんとかこなせる程度の混雑状況を表す. $100 \leq Score \leq 140$ は混雑している状況を表す. $140 \leq Score \leq 180$ は厳しい混雑状況を表す. $180 \leq Score$ 災害時の混雑状況を表す. この指標を用いて様々な病院における救急部門の混雑状況の評価がなされている [15].

5.5.3 制約条件

本実験において設定する制約条件を表 5.6 に示す. 制約条件は日本の病院における救急部門を有する病院データを独自に調査した結果をもとに設定している. 表 5.6 の 2 列目~9 列目の制約条件では各部屋数及び 1 部屋当りの割り当て可能な医師数, 看護師数及び医療技師数とする. 最小値が 0 の場合, その部屋に所属する医師, 看護師, 医療技師の値を 0 に設定する. 診察室, 手術室, 初療室は 1 室以上ある場合は 1 部屋当り 1 人以上の医師及び看護師を配置するものとする. ICU 及び HCU では 1 室以上ある場合は 1 部屋当り, 1 人以上医師, 看護師を配置するものとする. 一般病棟では 1 室以上ある場合は 1 人以上看護師を配置するものとする. 観察室及び重症観察室では 1 室以上ある場合は 1 部屋当り 1 人以上の看護師を配置するものとする. X 線室, CT 室, MRI 室, 血管造影室では 1 室以上ある場合は 1 部屋当り 1 人以上の医療技師を配置するものとする.

さらに表 5.6 の 10 列目~15 列目の制約条件としてこのほかに各部屋種で割り当て可能な医師総数, 看護師総数及び医療技師総数とする.

表 5.6: 制約条件 (各室数及び各室における所属エージェント数)

部屋名	部屋数		医師数 /1 部屋		看護師数 /1 部屋		医療技師数 /1 部屋		医師総数		看護師総数		医療技師総数	
	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max
診察室	1	12	1	3	1	30	0	0	11	13	27	33	0	0
手術室	1	15	2	14	1	82	0	0	14	16	74	90	0	0
初療室	2	14	1	15	1	42	0	0	28	34	38	46	0	0
観察室	0	14	0	0	1	25	0	0	0	0	23	28	0	0
重症観察室	0	4	0	0	1	25	0	0	0	0	23	28	0	0
ICU	4	76	1	76	1	76	0	0	20	24	137	167	0	0
HCU	0	24	1	5	1	96	0	0	7	9	86	106	0	0
一般病棟 (病床数)	1	1296	0	0	1	1296	0	0	0	0	1184	1448	0	0
待合室	1	1	0	0	7	8	0	0	0	0	6	8	0	0
X 線室	1	18	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	7	9
CT 室	4	16	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	4	4
MRI 室	1	7	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	3	3
血管造影室	1	9	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	4	4

5.5.4 実験環境

表 5.7 に本実験において使用する実験環境を示す。

表 5.7: 利用実験環境

名称	実行環境
OS	Ubuntu 14.04.1
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-4771 CPU @ 3.50[GHz]
CPU コア数	4
メモリ	31[GB]
2次記憶容量	2[TB] (SSD)

5.5.5 実験結果

表 5.17 に ABC 法及び UX-ABC 法を用いた場合の逆シミュレーション結果を示す。

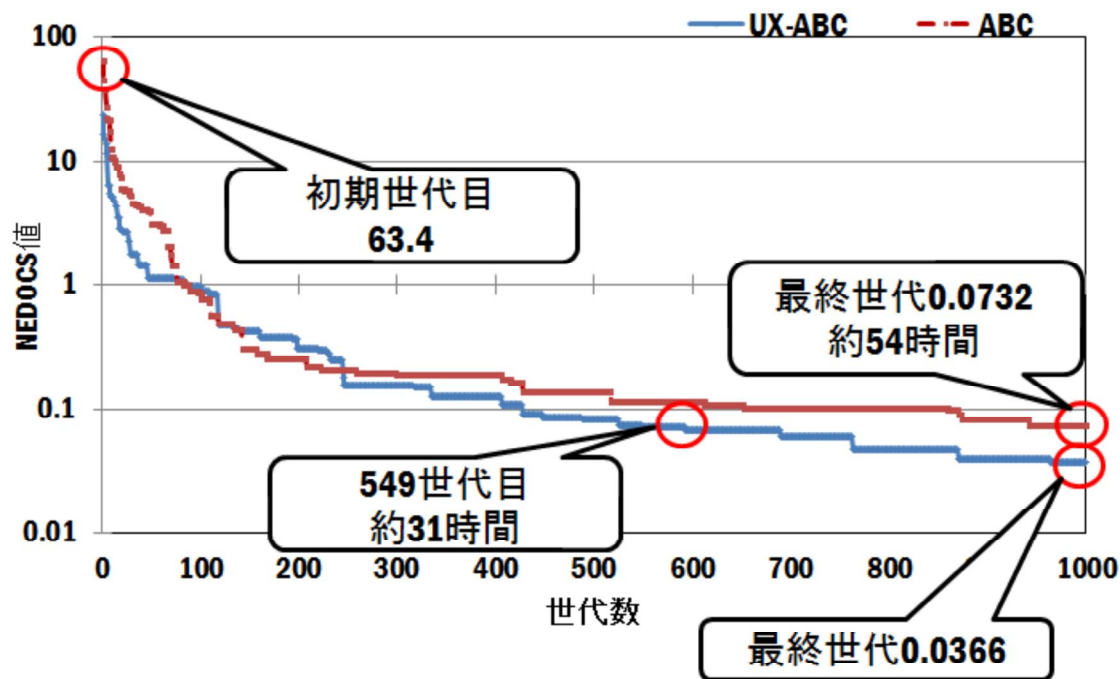


図 5.17: NEDOCS 最適化結果 (世代の推移)

縦軸が NEDOCS 値, 横軸が世代数を表す. NEDOCS は 0 を大域的最適解とする. 初期状態では混雑状態が忙しい状態である. 世代を重ねるごとに NEDOCS 値が減少していき, 1000 世代まで経過すると両手法ともに通常業務可能程度の混雑

状況まで収束している。さらに UX-ABC アルゴリズムは 1000 世代で NEDOCS 値が 0.0366 まで減少しているのに対して ABC アルゴリズムは 1000 世代で NEDOCS 値が 0.0732 まで減少している。以上より UX-ABC アルゴリズムが ABC アルゴリズムよりも高速に大域的最適解へ向けて収束していることがわかった。

さらに ABC アルゴリズムでは最終世代において 0.0732 で計算時間約 54 時間であるのに対して、UX-ABC アルゴリズムでは ABC アルゴリズムの最終世代での値を下回る世代が 549 世代であり約 39 時間である。このようなことから UX-ABC アルゴリズムのほうが 15 時間早く計算できていることがわかり、より短時間で大域的最適解へ向けて収束することがわかる。

次にパラメータの収束性に関する検討を行う。表 5.8 に ABC アルゴリズム及び UX-ABC アルゴリズムにおける初期状態、表 5.9 に ABC アルゴリズムにおける 1000 世代経過後の設定パラメータを示す。表 5.10 に UX-ABC アルゴリズムにおける 1000 世代経過後の設定パラメータを示す。

表の括弧外の値は各部屋種に所属するエージェントの総数を表し、括弧内は各部屋の 1 部屋当りに所属するエージェント数を表す。初期世代は救急部門の混雑状況として厳しい状態である 1 に設定している。1000 世代後の ABC アルゴリズム及び UX-ABC アルゴリズムのパラメータはほぼ同等の値を示していることがわかる。このようなことから両手法ともに同一の最適解へ向けて収束していることがわかる。さらに慮手法ともに明らかに逸脱したパラメータを推定していないことから適切にパラメータを推定していることがわかった。

以上より、パラメータに関しても適切に大域最適解へ収束すること及び推定できていることがわかった。

表 5.8: ABC 及び UX-ABC アルゴリズムの初期設計パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	1	1(1)	1(1)	0
手術室	1	1(1)	1(1)	0
初療室	1	1(1)	1(1)	0
観察室	1	0	0	0
重症観察室	1	0	0	0
ICU	1	1(1)	1(1)	0
HCU	1	1(1)	1(1)	0
一般病棟	1	0	1(1)	0
待合室	1	0	1(1)	0
X 線室	1	0	0	1(1)
CT 室	1	0	0	1(1)
MRI 室	1	0	0	1(1)
血管造影室	1	0	0	1(1)

表 5.9: ABC アルゴリズムの収束時の設計パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	6	12(2)	30 (5)	0
手術室	8	16(2)	80(10)	0
初療室	7	28(4)	42 (6)	0
観察室	5	0	25 (5)	0
重症観察室	4	0	24 (6)	0
ICU	14	24(2)	168(12)	0
HCU	8	8(1)	96(12)	0
一般病棟	38	0	1292(34)	0
待合室	1	0	8(8)	0
X 線室	8	0	0	8(1)
CT 室	4	0	0	4(1)
MRI 室	3	0	0	3(1)
血管造影室	4	0	0	4(1)

表 5.10: UX-ABC アルゴリズムの収束時の設定パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	6	12(2)	30 (5)	0
手術室	8	16(2)	80(10)	0
初療室	6	12(2)	60(10)	0
観察室	5	0	25 (5)	0
重症観察室	4	0	24 (6)	0
ICU	12	24(2)	144(12)	0
HCU	8	8(1)	88(11)	0
一般病棟	35	0	1190(34)	0
待合室	1	0	8 (8)	0
X 線室	8	0	0	8(1)
CT 室	4	0	0	4(1)
MRI 室	3	0	0	3(1)
血管造影室	4	0	0	4(1)

5.6 実験 2: InverseTRISim 応用可能性評価

次に InverseTRISim が病院の公表データを基に病院の救急部門の性能が同等か、それ以上の性能を示す設計パラメータを推定できるかを検討する。

実験対象として我が国の典型的な病院として聖隷浜松病院 [70] の公表データをもとに検討する。表 5.11 に実験 2 の病院構成を示す。表 5.12 に実験 2 の逆シミュレーション計算時の制約条件を示す。その他の条件は実験 1 と同等とする。

表 5.11: 対象病院の設計パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	12	12(1)	24(2)	0
手術室	15	30(2)	60(4)	0
初療室	8	16(2)	48(6)	0
観察室	0	0	0	0
重症観察室	0	0	0	0
ICU	1	2(2)	22(22)	0
HCU	1	2(2)	8(8)	0
一般病棟	1	0	744(744)	0
待合室	1	0	8(8)	0
X 線室	5	0	0	5(1)
CT 室	3	0	0	3(1)
MRI 室	5	0	0	5(1)
血管造影室	2	0	0	2(1)

表 5.12: 実験 2 の制約条件 (各室数及び各室における所属エージェント数あるいは総数)

部屋名	部屋数		医師数 /1 部屋		看護師数 /1 部屋		医療技師数 /1 部屋		医師総数		看護師総数		医療技師 総数	
	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max
診察室	1	14	1	1	1	30	0	0	11	13	22	26	0	0
手術室	1	30	1	3	1	82	0	0	27	33	54	66	0	0
初療室	2	14	1	3	1	42	0	0	14	18	43	53	0	0
観察室	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
重症観察室	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ICU	1	76	1	76	1	76	0	0	2	2	20	24	0	0
HCU	0	24	1	5	1	96	0	0	2	2	7	9	0	0
一般病棟	1	1296	0	0	1	1296	0	0	0	0	670	818	0	0
待合室	1	1	0	0	7	9	0	0	0	0	7	9	0	0
X 線室	1	18	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	5	6
CT 室	4	16	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	3	3
MRI 室	1	7	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	5	6
血管造影室	1	9	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	2	2

5.6.1 実験結果

図 5.18 に評価指標 NEDOCS による逆シミュレーション計算結果を示す。縦軸が NEDOCS 値を表し、横軸が世代数を表す。NEDOCS 値は第一世代に 38.3 の値を示し、通常業務の範囲内で対応可能な混雑状況であるが、1000 世代経過すると NEDOCS 値は 0.0534 とより小さい値を示すことからより病院の混雑状況が改善していることがわかる。表 5.13 に 1000 世代経過後の病院の構成パラメータを示す。

現状のパラメータと比較すると一般病棟及び手術室の変動が大きいことがわかる。診察室に関して部屋数が若干減少し、ICU 及び HCU に関して部屋数が若干上

昇した。その他のパラメータに関してはほとんど変化が見られなかった。さらに NEDOCS 値の収束状況も問題ないことから、混雑が起きにくいパラメータを推定できたと考えられる。以上より、混雑状況をより改善できるようなパラメータを推定できた。

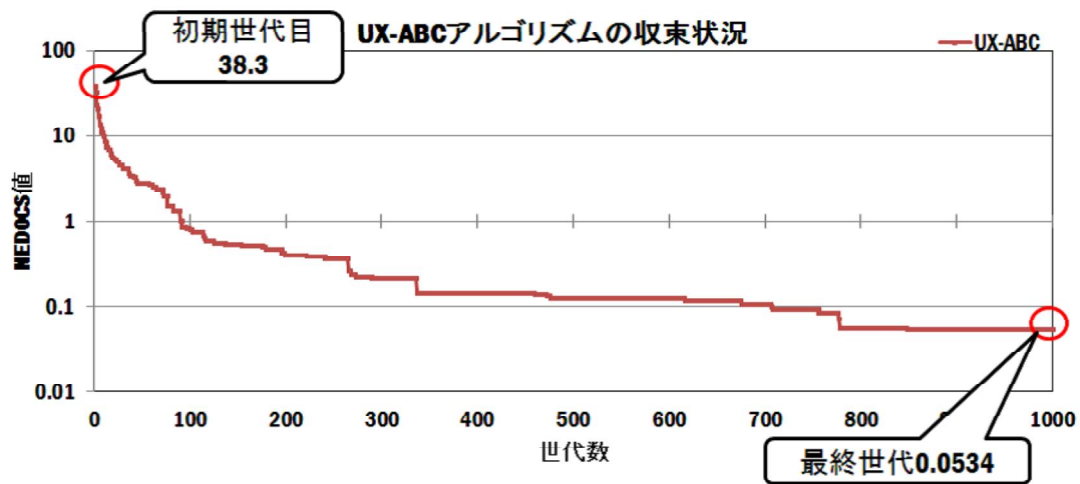


図 5.18: NEDOCS 最適化結果 (世代数の推移)

表 5.13: 1000 世代後の対象病院の設計パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	11	11(1)	22(2)	0
手術室	9	27(3)	54(6)	0
初療室	8	16(2)	48(6)	0
観察室	0	0	0	0
重症観察室	0	0	0	0
ICU	2	2(1)	20(10)	0
HCU	2	2(1)	8(4)	0
一般病棟	1	0	670(670)	0
待合室	1	0	8(8)	0
X 線室	5	0	0	5(1)
CT 室	3	0	0	3(1)
MRI 室	5	0	0	5(1)
血管造影室	2	0	0	2(1)

さらに、算出した病院の設計パラメータを用いて混雑状況が同等か、あるいは改善されているかを確認する。図 5.19 に初期状態での設計パラメータ及び逆シミュレーションにより推定した設計パラメータにより順シミュレーションを実行した際の患者の待ち時間の状況を示す。

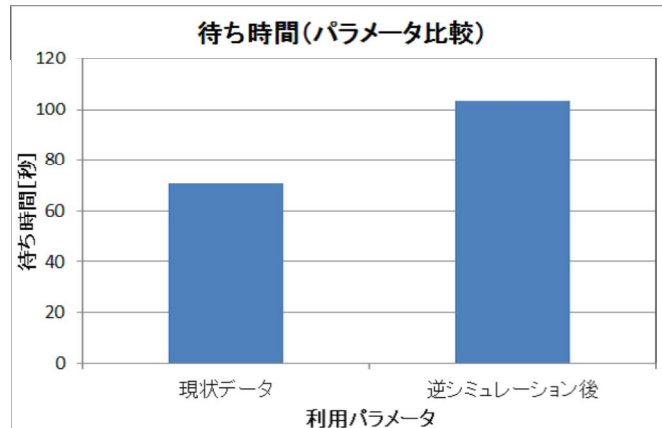


図 5.19: 患者の待ち時間の結果

縦軸が時間 [秒], 横軸がパラメータの推定状態を表す. 現在の状態と比較すると患者の待ち時間にほとんど変化がないことがわかる. 部屋の数にほとんど変化がないことからこのような結果になったと考えられる. 図 5.20 に診察室の診察時間に関して現在の状態と最適化計算後の状態を示す.

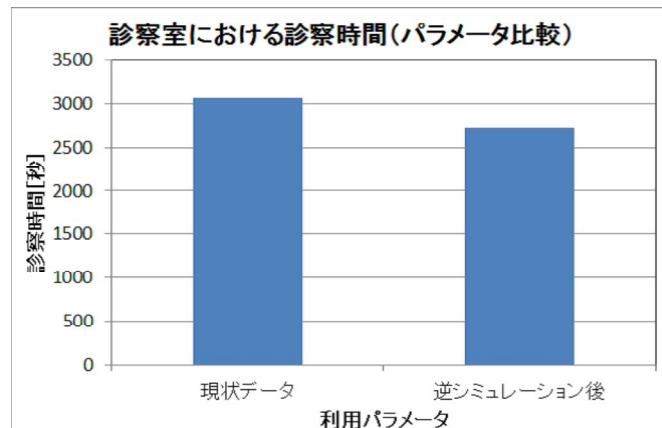


図 5.20: 診察室における患者の診察時間の結果

縦軸に診察時間 [秒] を表す. 横軸にパラメータの推定状態を表す. 診察室の診察時間が現在状態よりも減少していることがわかる. 稼働率を見ると逆シミュレーションによる推定した初期パラメータのほうが高いこともわかる. このようなことから診察室の医師が効率よく患者の診察ができていることを表していると考えられる. 以上より逆シミュレーション適用結果として, 病院機能の改善に寄与する設計パラメータを推定可能なことを示せたと考えられる.

5.6.2 考察

本研究において提案した UX-ABC アルゴリズムであるが、本手法において使用している実数値遺伝的アルゴリズム UNDX と比較して、より高性能な手法がすでに提案されている。その手法は REX(Real Coded Ensemble Crossover) [62] や AREX(Adaptation Real Coded Ensemble Crossover) [98] である。この手法を利用することにより、より高速に大域的最適解が得られるか否かを検討した。同様にステップ5を置き換えて評価を実施したが大域的最適解への収束速度は UNDX を用いたものよりも遅いという結果が得られた。これは子供を発生させる領域が UNDX と REX 及び AREX の探索領域の広さであると考えられる。UNDX では現在の集団から無作為に設定した3つの親を基に算出される分散 $\alpha d_1, \beta d_2/\sqrt{n}$ の楕円領域であることに対して、REX 及び AREX は現在の集団の重心を中心とした分散 $\frac{1}{n+k}$ による多角形領域内であり、AREX ではこれをさらに適応的に領域を変更している。そのため分散値が低いと探索点付近に新しい探索候補が集中して発生することになると考えられる。

一方 Scout Bee ステップでの探索方針は更新されていない探索点に対して新たな探索点に更新するというステップである。そのようなことから、このステップで性能を上昇させるには、ある程度の探索範囲の広さと対象探索点の位置周辺付近で、新たな探索点が生成されるのが望ましいと考えられる。

よって、UNDX の探索範囲のほうが REX 及び AREX よりも広いと考えられることからこのような結果が得られていると考えられる。以上より、UNDX を用いた手法のほうが適していると考えられる。しかし実験及び理論的な検証はできていないため、今後の検討事項である。

AREX は毎回の更新により探索範囲が変更される。本研究ではステップ5のみで AREX 法を実行するようにしているため、探索領域の更新が十分行われず、ステップ5において AREX の実行に適した探索範囲になっていないと考えられ、AREX 法の性能を十分に生かし切れていない可能性がある。今後、その部分の改良をして調査する必要がある。

Scout Bee に関するアルゴリズムの性質を変更することにより、性能が向上するという研究はあまりなされていない。単純に一様乱数により割り当てる手法 [18]、粒子群最適化法を基にした手法 [19]、粒子群最適化法にシミュレーション回数による重みづけをした手法 [4] があり、特に2番目の手法がよく使用されているが、大域的最適解への収束に効果的に寄与するか不明であった。本研究ではこのステップを UNDX という実数値遺伝的アルゴリズムの手法を用いることにより、従来手法よりも効果的にこのステップを利用し、さらに性能を高めることが可能となった。

本研究ではさらに NEDOCS のような実データを基に推定して作られた評価指標であっても UX-ABC アルゴリズムを適用し、大域的最適解へ収束していくことがわかったことから、どのような評価指標でも適用可能であることがわかった。以上より様々な評価指標を適用しても、大域的最適解へ向けて収束可能であると考えら

れる。

実験2において公表データを用いて InverseTRISim の応用可能性を示したが、結果として得られたパラメータの中で特に手術室、初療室及び一般病棟の値の変動が大きかった。手術室及び一般病棟に関しては次のように想定される。対象病院を現状の状態ですべてシミュレーションを実施すると手術室及び初療室は診察室よりも可動率が低く、部屋数を増加させたとしても、処置時間等に変化がほとんどなかった。そのため、混雑状況を大きく改善できるほどに寄与する設計パラメータではないと予想される。そのようなことから、部屋数が大きく減少しているものと考えられる。一般病棟に関しては次のように想定される。初療室の低可動率性及び来院する患者の傷病状態の緊急度の低さにより、結果として入院する患者が少ないため、混雑状況を大きく改善できるほどに寄与するパラメータではないと予想される。そのため病床数が大きく減少したと考えられる。ただし、本研究では誰も入院していない状態からシミュレーションを実施しているため、本来ならば入院している患者がいるところからシミュレーションが実施されるものと考えられる。今後はそのようなケースでもシミュレーションを実施する必要がある。

InverseTRISim を利用することにより、実験2の結果から、評価指標に基づく病院の状態を改善できるような設計パラメータを推定できたと考えられる。以上より、TRISim の運用プロセスを手動により繰り返し行い、現行の病院よりも同等あるいはそれ以上の性能をもたらすパラメータを算出するプロセスを自動的に推定できるようにすることができたと考えられ、このようなプロセスを行う病院運用者の労力を最小にできると考えられる。

5.7 結言

本項ではシステムの最適化として、目的関数及び制約条件からシミュレーションを利用して、パラメータを推定する手法である逆シミュレーション手法を TRISim へ導入した、InverseTRISim を新たに構築した。

InverseTRISim において適用する最適化手法として、従来手法よりも高速に大域的最適解へ収束する UX-ABC アルゴリズムを提案し、アルゴリズムの性能評価に用いられる標準関数を利用して、UX-ABC アルゴリズムの評価を実施した。結果として、他の ABC アルゴリズムよりもより高速に大域的最適解へ収束することを示した。

以上の結果を基に InverseTRISim の性能評価及び応用可能性を示した。性能評価に関しては、UX-ABC アルゴリズムが従来手法である ABC アルゴリズムよりも収束性及び計算時間に関して性能改善できたことを示した。

応用可能性に関しては、病院の公表データを InverseTRISim へ適用し、ある評価指標に基づく最適なパラメータ推定ができ、実際の病院データとほぼ同等の性能を示せた。以上から病院のトリアージ運用方法検討に関してより効率よく順シミュレーションの実施ができることを示した。

第6章 大規模災害時シミュレーションへの応用

6.1 序言

本章では将来発生すると予想される大規模災害に TRISim を適用した場合に関して、大規模災害へ適用した場合の妥当性確認を実施する。妥当性確認に使用するデータとして、首都直下地震による東京都の被害想定及び阪神淡路大震災の重症度分布を使用した。さらに、将来発生する大規模災害として平成 18 年度及び平成 24 年度首都直下地震による東京都の被害想定を利用して、応用可能性を示す。

6.2 対象とする大規模災害

表 6.1 に対象とする大規模災害を示す。

表 6.1: 対象とする大規模災害

過去の災害	適用項目	適用可能性
阪神淡路大震災	患者到達分布	○
	患者重症度分布	○
	トリアージによる評価	×
東日本大震災	トリアージによる評価	×
首都直下地震による東京都の被害想定	負傷者数	○

本研究では大規模災害に関して特に都市部で発生する巨大地震による被害等を想定している。そのようなことから、阪神淡路大震災の患者到達分布及び患者重症度分布に関しては、想定している規模の災害のデータであるから利用することが適切であると考えられる。しかし、トリアージによる評価に関しては、阪神淡路大震災当時はトリアージを実施していなかったため、評価対象とするデータが存在しないため、適用することができない [64, 94]。

表 6.2 に阪神淡路大震災時の死傷者の内訳及び東日本大震災時の死傷者の内訳を示す。

表 6.2: 阪神淡路大震災及び東日本大震災の死者内訳

項目名	死亡者数	負傷者数	死因
阪神淡路大震災	6303	43792	83.3%(建物倒壊による頭部損傷, 内臓損傷等)
東日本大震災	15894	6152	92.4%(溺死)

東日本大震災に関して、死者数が 15894 人であり、そのうちの 92.4%が溺死である。さらに、負傷者は 6152 人であり、負傷者よりも死者が多い。対照的に阪神淡路大震災に関して、死者が 6303 人であり、そのうちの 83.3%が建物倒壊による頭部損傷、内臓損傷である。負傷者は 43792 人と負傷者のほうが多い。このようなことから、トリアージによる評価に関しては、津波による被害が大きいため、死者数に対する負傷者の割合が少なく、負傷者が多数発生する大規模震災と比較すると、トリアージ結果の傾向が異なっていると考えられるため、適用できないと考えられる [46, 54, 88]。

首都直下地震による東京都の被害想定に関して、対象を東京都とし、なおかつ阪神淡路大震災のような負傷者が多数発生する地震被害を想定している [86, 87]。さらに、このデータを基に東京大学が医学部付属病院を対象として評価をした研究があることから [93]、このデータを用いるのが適切であると考えられる。

以上より、本研究では大規模災害を首都直下地震による東京都の被害想定を対象とする。

6.3 実験 1: 妥当性確認

本研究では妥当性確認として、平成 18 年度首都直下地震による東京都の被害想定において算出されている負傷者 [86] を基に、阪神淡路大震災における医療実態調査アンケート [94] において示されている患者の重症度分布に適用し、それを妥当性確認に使用する。なお、実データとして妥当性の比較を行うデータは東京大学生産研究所において試算した結果とする [93]。

6.3.1 実験条件

首都直下型地震が発生した場合における災害拠点病院への機能評価に関する研究において、想定されている平成 18 年度首都直下地震 [86] を基にシナリオ設定する。本研究では複数の想定の中うちもっとも被害の大きい条件である、気象条件が冬 18 時、風速 6[m/s] のもと M7.3 の地震が起き、死者 5248 人、負傷者 152336 人発生すると想定する。

対象病院として、東京都にある東京大学医学部付属病院を想定する。構成される部屋を救急部門に関連する部屋を含め、診察室、手術室、初療室、ICU、HCU、一般病

棟, 待合室, X線室, CT室, MRI室及び血管造影室とする。医師は診察室, 手術室, 初療室, ICU及びHCUに所属するものとする。看護師は診察室, 手術室, 初療室, ICU, HCU, 一般病棟及び待合室に所属するものとする。医療技師はICU, HCU, X線室, CT室, MRI室及び血管造影室に所属するものとする。表6.3に東京大学医学部附属病院の設計パラメータを示す [84]。

表 6.3: 東京大学医学部附属病院の設計パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	6	6(1)	12(2)	0
手術室	16	16(1)	64(4)	0
初療室	14	28(2)	56(4)	0
観察室	0	0	0	0
重症観察室	0	0	0	0
ICU	16	16(1)	32(2)	0
HCU	0	0	0	0
一般病棟	1	1(1)	1193(1193)	0
待合室	1	0	8(8)	0
X線室	5	0	0	5(1)
CT室	5	0	0	5(1)
MRI室	6	0	0	6(1)
血管造影室	5	0	0	5(1)

患者の来院人数は次のように推定する。首都直下地震が発生した場合における災害拠点病院への機能評価に関する研究 [93], 阪神淡路大震災における医療実態調査アンケート [94] を基に算出する。本研究では東京大学医学部附属病院が所在する文京区において発生する負傷者数のうちある割合が東京大学医学部附属病院へ来院するものとする。割合の算出方法として, 文京区に設置されている災害拠点病院総数から東京大学医学部附属病院の受け入れ率を算出し, 患者の来院数を算出する。以上から本実験では1日1102人来院するものと想定する。

さらに, 常時入院患者が在院していると想定され, 災害拠点病院の空床率は平均して約20%であることから [93], 病床数の80%は患者が入院しているものと想定する。東京大学医学部附属病院では病床数が1193であることから, 1071人の患者が一般病棟に入院しているものとする。

1日単位で来院する患者の到達分布を図6.1に示す。阪神・淡路大震災時における分析から病院間の傷病者搬送に関する考察を実施した研究 [64] を基に患者の到達分布をガンマ分布により推定する。縦軸が各時刻における来院患者の割合を表し, 横軸が経過時間を表す。初期時間は阪神淡路大震災が発生した時間AM5:46を基にAM5:00とし最大を24時間後のAM5:00とする。東京都の想定と異なっているが, 大規模震災が発生した場合に発生時から数時間は多数来院し, その後徐々に来院数が減っていくという傾向が他の大規模地震においても想定できることから, 本研究ではこの発生分布を始点を0として, 最大24時間後まで算出するものとする。

る. 実験期間はシミュレーション時間で1日とし, シミュレーションを50回行った後に得られた結果を平均して解析検討を実施する.

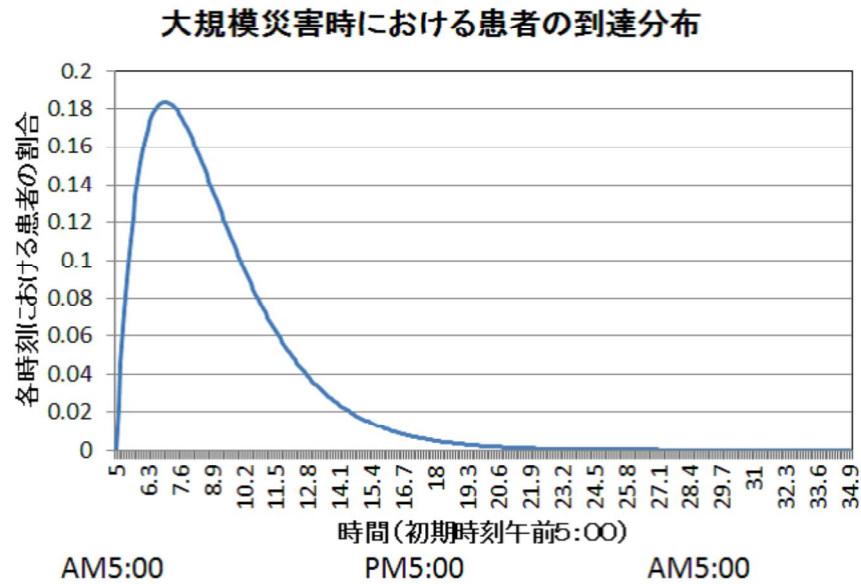


図 6.1: 大規模災害時における患者の到達分布

6.3.2 実験結果

図 6.2 に妥当性確認結果を示す.

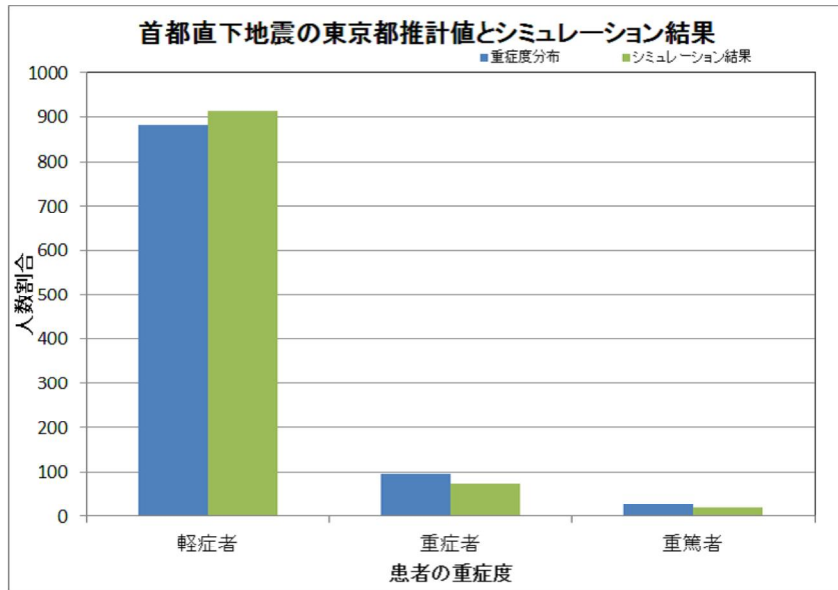


図 6.2: 大規模災害における妥当性確認結果

縦軸に負傷者人数を表し, 横軸に重症度を表す. 重症度は阪神淡路大震災において集計されたアンケート結果を基に3段階とする. 結果として概ね類似した結果を得ることができた. 統計的検定の適合度検定を実施したところ, 有意水準5%で妥当性があることを確かめることはできなかったが, 13人程度値が近づけば満たすことから妥当として判断して問題ないと考えられる.

6.4 実験2:応用可能性確認(平成18年度被害想定)

6.4.1 実験結果

図 6.3 に初療室の変化による患者の待ち時間の推移を示す.

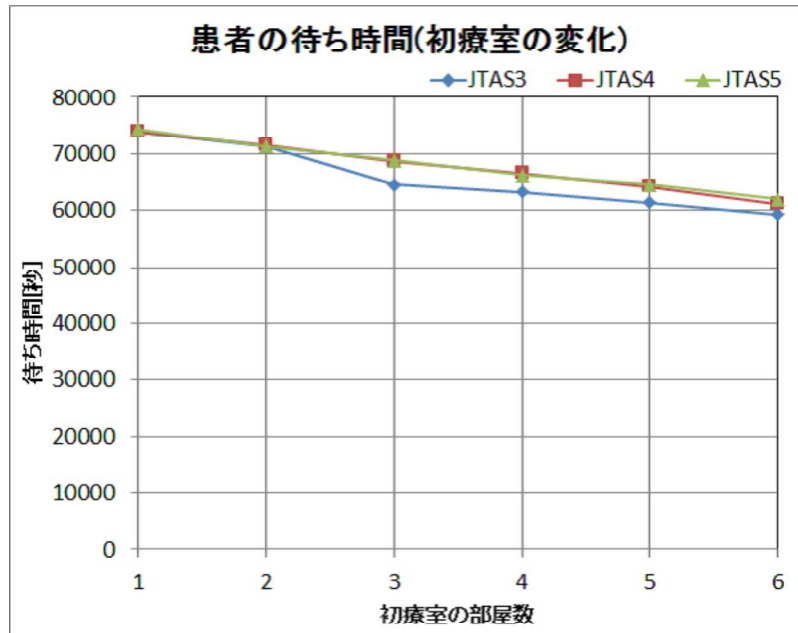


図 6.3: 大規模災害における患者の待ち時間 (初療室の変化)

縦軸が待ち時間 [秒], 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS の結果を表す. 初療室が増加するに従い, 待ち時間が減少していくことがわかる. さらに増加していくと現実的に対応可能な待ち時間になると考えられる. JTAS 緊急度基準が変化しても待ち時間への影響はほとんどないものと考えられる.

図 6.4 に初療室の変化による患者の生存確率を示す.

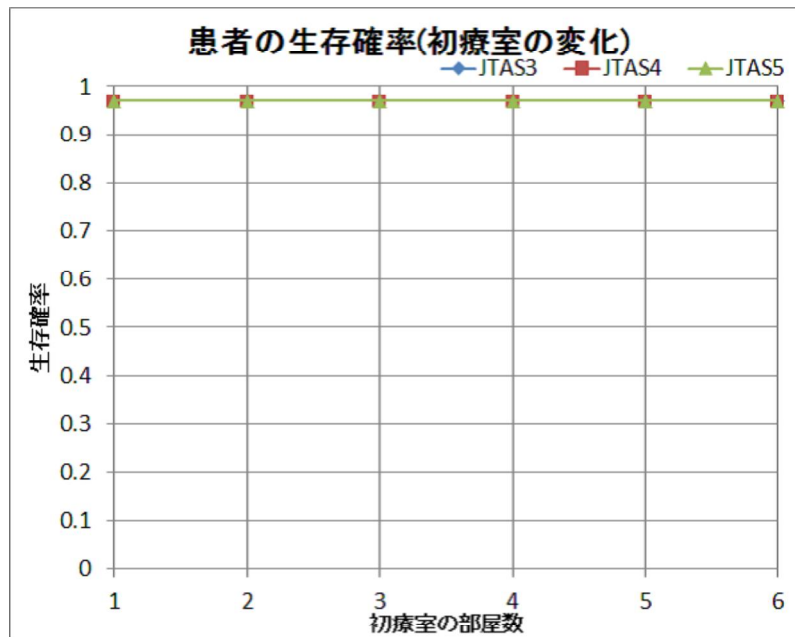


図 6.4: 大規模災害における患者の生存確率 (初療室の変化)

縦軸が生存確率, 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS の結果を表す. 初療室が増加しても生存確率は一定であることがわかる. さらに, JTAS 緊急度基準が変化しても生存確率は一定であり, 影響はほとんどないものと考えられる. 以上より初療室を増加させたとしても患者生存率に影響はないものと考えられる.

図 6.5 に初療室の変化による診察室における患者の診察時間の推移を示す.

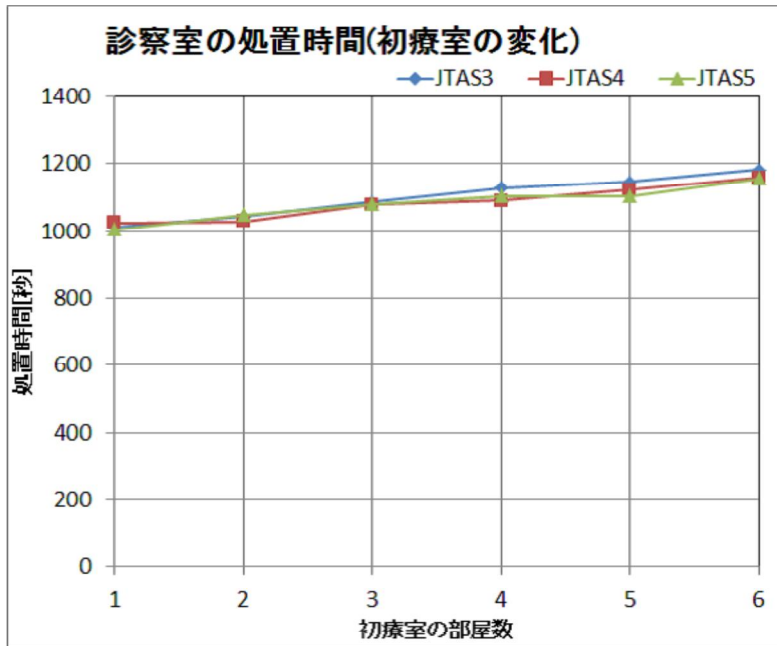


図 6.5: 大規模災害における診察時間 (初療室の変化)

縦軸が診察時間 [秒], 横軸が初療室数を表す. 初療室が増加すると, それに応じて若干診察時間が上昇していることがわかる. これは, 初療室増加により診察室で診察を実施し, 初療室での処置の判定を受けた患者を処置できる人数が上昇したことにより, 診察室の稼働率が上昇すると考えられる. そのようなことから, 診察室での診察時間が上昇していると考えられる. JTAS3, 4, 5 の初療室変化により, 処置時間の傾向はほとんど変化がない. これは, 緊急度基準変化は診察室の診察時間に影響がないものと考えられる.

図 6.6 に初療室変化による初療室における患者の処置時間の推移を示す.

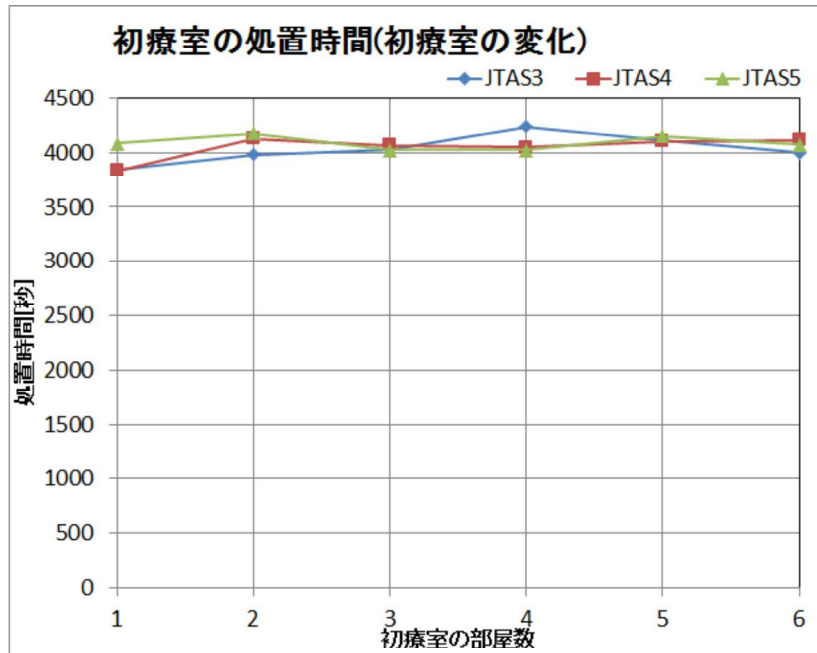


図 6.6: 大規模災害における処置時間 (初療室の変化)

縦軸が処置時間 [秒], 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS の結果を表す. 初療室が増加しても処置時間がほぼ一定であることがわかる. さらに, JTAS3, 4, 5 に関して, 初療室が増加しても処置時間はほぼ一定であることがわかる. これは初療室に対処できないほどの患者が来院しないため, 初療室の増加による効果が薄いものと考えられる. 以上から図 6.6 の通りになったと考えられる.

図 6.7 に初療室変化による一般病棟における患者の滞在時間を示す. 縦軸が滞在時間数, 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS プロトコルの結果を表す.

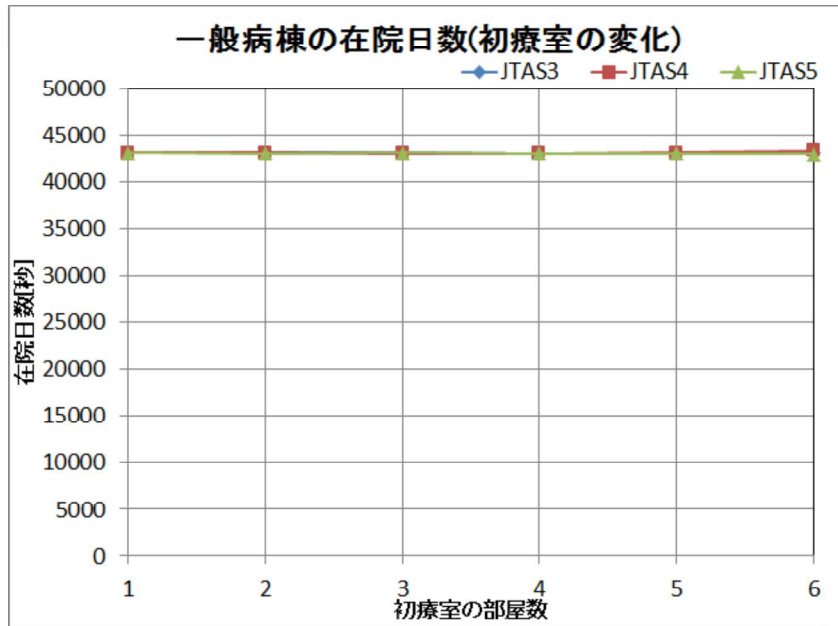


図 6.7: 大規模災害における一般病棟の滞在時間(初療室の変化)

一般病棟では初療室が増加しても滞在時間は一定であった。これは来院する患者のトリアージ緊急度が低いため、診察ののちに退院というプロセスのみの患者が多く、入院する患者が少ないと考えられることから、このような結果になったと考えられる。JTAS 緊急度が変化しても同様にほとんど変化がなく、緊急度基準の変化による滞在時間への影響はないと考えられる。

図 6.8 にトリアージ緊急度別受診数を示す。縦軸が受診数、横軸がトリアージ緊急度レベルを表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の結果を表す。

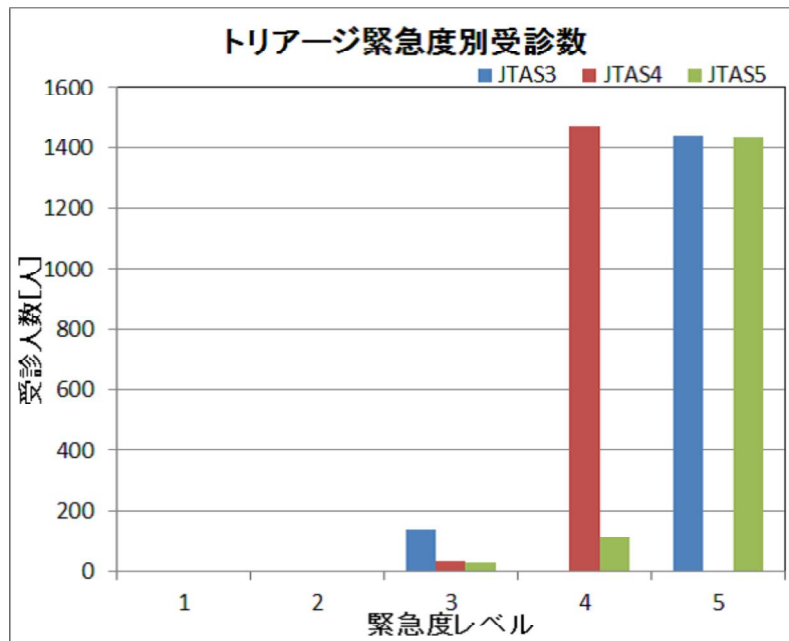


図 6.8: 大規模災害におけるトリアージ別受診数

トリアージ緊急度別にレベルが高いほど人数が減少していることを表すことがわかる。さらに、JTAS4において緊急度レベル4及び5でほぼ同等の人数になっているのは、JTAS4とJTAS5の緊急度レベルの基準がほぼ同じであると考えられるためと考えられる。なお、JTAS3で緊急度レベル4がないのは緊急度レベル5に4が集約されているためと考えられる。さらにJTAS3はJTAS4,5よりも緊急度レベル3判定される患者が多い。これは他のJTAS緊急度判定と比較するとJTAS3が高めに判定するためと考えられる。

図 6.9 にトリアージ緊急度別入院数を示す。縦軸が受診数、横軸がトリアージ緊急度レベルを表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の結果を表す。

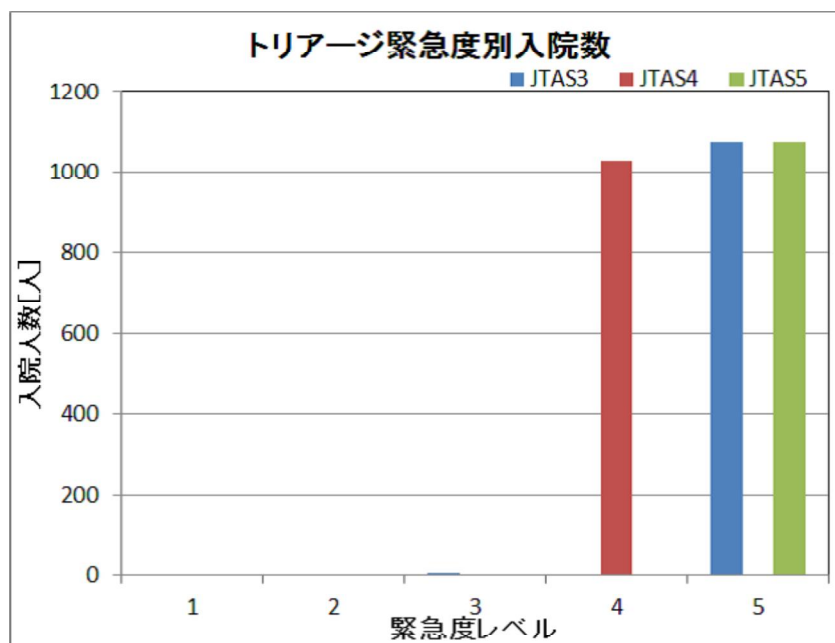


図 6.9: 大規模災害におけるトリアージ別入院数

JTAS5では緊急度レベル3の患者が緊急度レベル4の患者よりも多く入院している。これは緊急度が高くなるにつれて、入院判定される患者の割合が多くなることからこのような結果になっているものと考えられる。JTAS3において同様に緊急度レベル3の患者の人数が多いのは、緊急度基準にレベル4の判定がないため、その範囲に入る患者も3と判定されることから多くなっているものと考えられる。レベル5の場合にどの緊急度基準であっても高い結果を示しているが、これはもともと入院している患者を含めた人数であることからと考えられる。さらに、図6.9の結果では緊急度レベル3及び4の患者が存在しているが、入院患者を見るとほぼいないことがわかる。これは受診結果として高い緊急度と判定されたものの、入院する必要のなかった患者が多数存在していたと考えられる。

さらに図6.10に被害想定からの推定値(東京大学医学部附属病院)及びシミュレーション結果からの死者数を示す。被害想定からの推定値に関しては、首都直下地震の平成18年度被害想定における文京区の死者数から、文京区にある災害拠点病院総数を基に東京大学医学部附属病院の占める割合を算出し、それを基にした値とする。

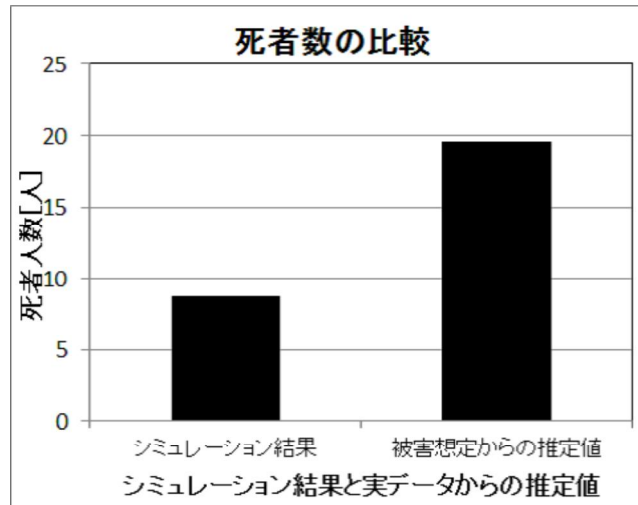


図 6.10: 被害想定からの推定値及びシミュレーション結果からの死者数

シミュレーション結果が被害想定からの推定値よりも低いことがわかった。これは医師及び看護師が患者をよく診ているためこのような結果になったと考えられる。このように死亡原因等を詳細に解析することが可能である。

6.5 実験 3: 応用可能性 (平成 24 年度被害想定)

6.5.1 実験条件

東京都が想定している平成 24 年度首都直下地震 [87] を基にシナリオ設定する。本研究では複数の想定の中うちもっとも被害の大きい条件である、気象条件が冬 18 時、風速 8[m/s] のもと M7.3 の地震が起き、死者 9641 人、負傷者 147611 人とする。対象病院として、東京大学医学部附属病院 (平成 24 年度当時) を想定する。構成される部屋を救急部門に関連する部屋を含め、診察室、手術室、初療室、ICU、HCU、一般病棟、待合室、X 線室、CT 室、MRI 室及び血管造影室とする。医師は診察室、手術室、初療室、ICU 及び HCU に所属するものとする。看護師は診察室、手術室、初療室、ICU、HCU、一般病棟及び待合室に所属するものとする。医療技師は ICU、HCU、X 線室、CT 室、MRI 室及び血管造影室に所属するものとする。表 6.4 に東京大学医学部附属病院の構成数を示す [85]。

表 6.4: 東京大学医学部附属病院の設計パラメータ

部屋名	部屋数	医師数 (1 部屋)	看護師数 (1 部屋)	医療技師数 (1 部屋)
診察室	6	6(1)	12(2)	0
手術室	23	23(1)	92(4)	0
初療室	14	28(2)	56(4)	0
観察室	0	0	0	0
重症観察室	0	0	0	0
ICU	40	40(1)	80(2)	0
HCU	0	0	0	0
一般病棟	1	1(1)	1163(1163)	0
待合室	1	0	8(8)	0
X線室	12	0	0	12(1)
CT室	6	0	0	6(1)
MRI室	7	0	0	7(1)
血管造影室	5	0	0	5(1)

患者の来院人数は平成 18 年度における実験条件と同様に算出し, 1 日 1102 人来院し, 常時入院患者を 973 人とする. シミュレーション期間を同様に 1 日とし, 患者到達分布及び評価方法も実験 2 の場合と同様とする.

6.5.2 実験結果

図 6.11 に初療室の変化による患者の待ち時間の推移を示す.

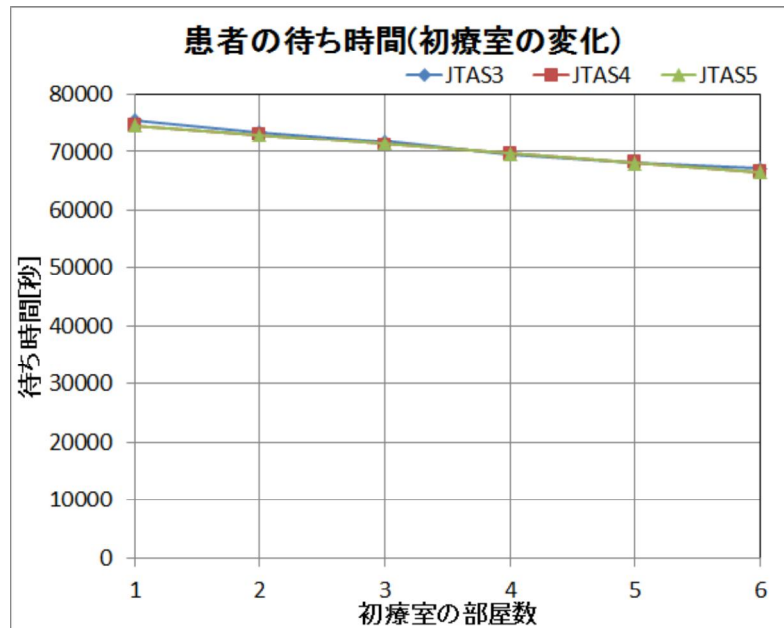


図 6.11: 大規模災害における患者の待ち時間 (初療室の変化)

縦軸が待ち時間 [秒], 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS の結果を表す. 初療室が増加するに従い, 待ち時間が減少していくことがわかる. さらに増加していくと現実的に対応可能な待ち時間になると考えられる. JTAS の緊急度を変化させてもほとんど変化がないことがわかる. これは緊急度基準の変化は待ち時間に影響がないことを表している.

図 6.12 に初療室の変化による患者の生存確率を示す.

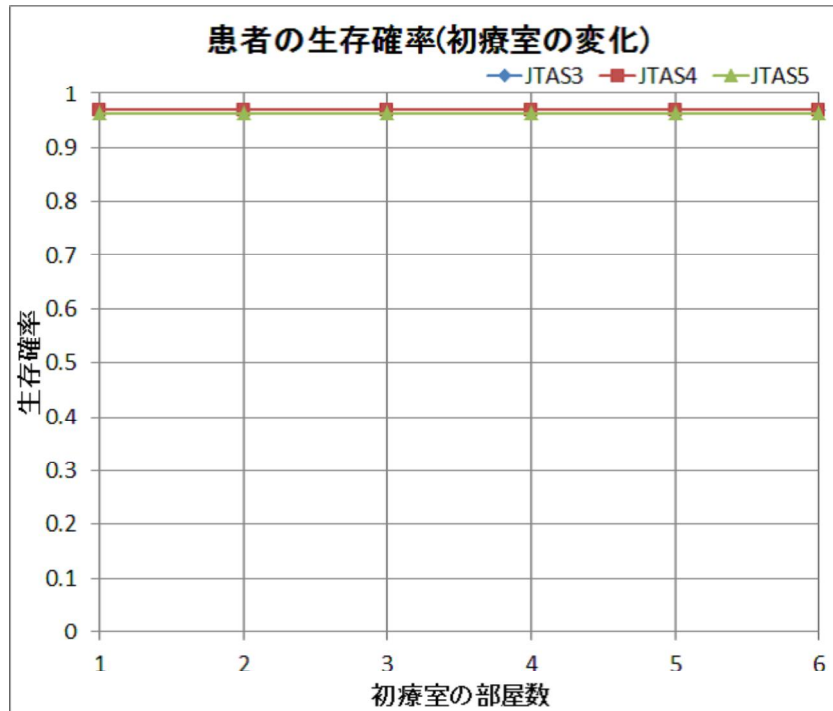


図 6.12: 大規模災害における患者の生存確率 (初療室の変化)

縦軸が生存確率, 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS の結果を表す. 初療室が増加しても生存確率は一定であることがわかる. JTAS3, 4, 5 も同様同様であり, 緊急度を変化させてもほとんど変化がないことがわかる. 緊急度基準の変化は生存確率に影響がないことがわかる. 以上より初療室を増加させたとしても患者生存率に影響はないものと考えられる.

図 6.13 に初療室の変化による患者の診察時間の推移を示す.

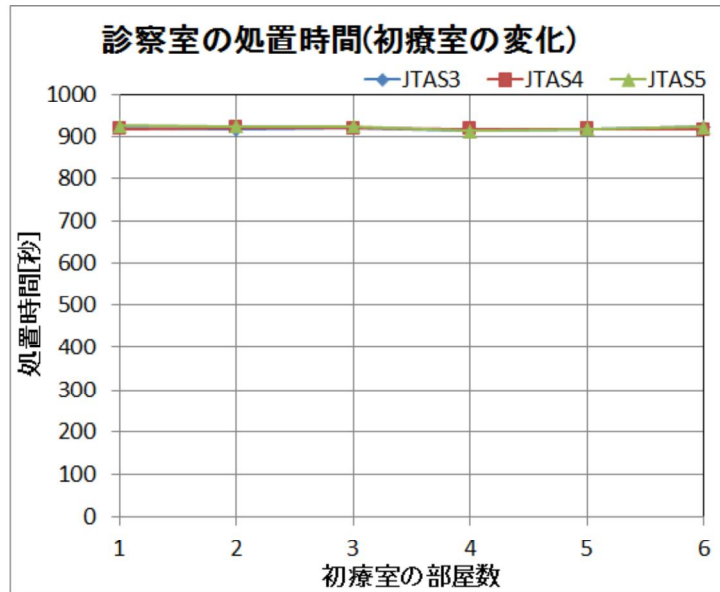


図 6.13: 大規模災害における診察時間 (初療室の変化)

縦軸が診察時間 [秒], 横軸が初療室数を表す. JTAS4, 5 に関しては初療室が増加しても, 診察時間はほぼ一定であることがわかる. これは初療室増加が診察室へ受診する患者数に影響がないため, このような結果になったものと考えられる. JTAS3 では他の緊急度基準よりも診察時間が減少しているがこれは他の緊急度基準よりも緊急レベルを高め判定される患者が多いため, 診察室で診察する患者が少なくなり, このような結果が得られたと考えられる.

図 6.14 に初療室変化による初療室における患者の処置時間の推移を示す.

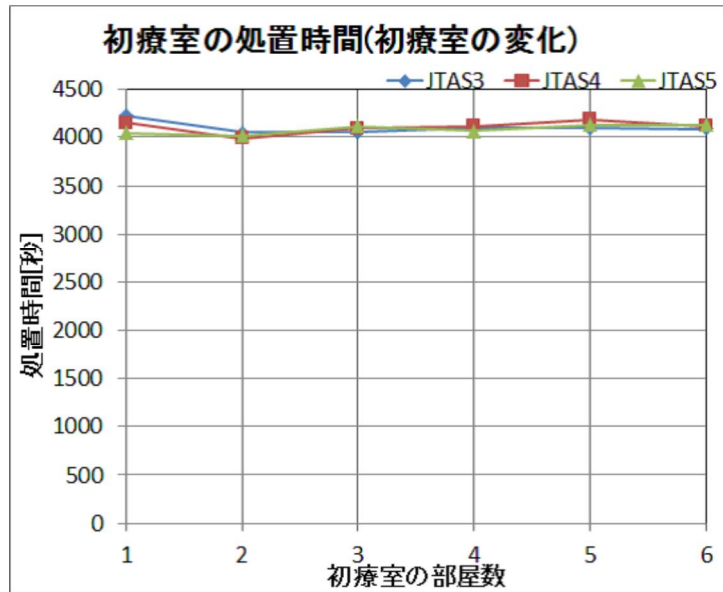


図 6.14: 大規模災害における処置時間 (初療室の変化)

縦軸が処置時間 [秒], 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS の結果を表す. JTAS4, 5 に関して, 初療室が増加しても処置時間はほぼ一定であることがわかる. これは初療室に対処できないほどの患者が来院していないため, 初療室の増加による効果が薄いものと考えられる. 一方, JTAS3 のみ処置時間が減少している. これは他の緊急度基準よりも緊急レベルが高めに判定される患者が多いため, 初療室で処置を受ける患者が多くなることからこのような結果が得られたと考えられる.

図 6.15 に初療室変化による一般病棟における患者の滞在時間を示す. 縦軸が滞在時間数, 横軸が初療室数を表す. JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の JTAS プロトコルの結果を表す.

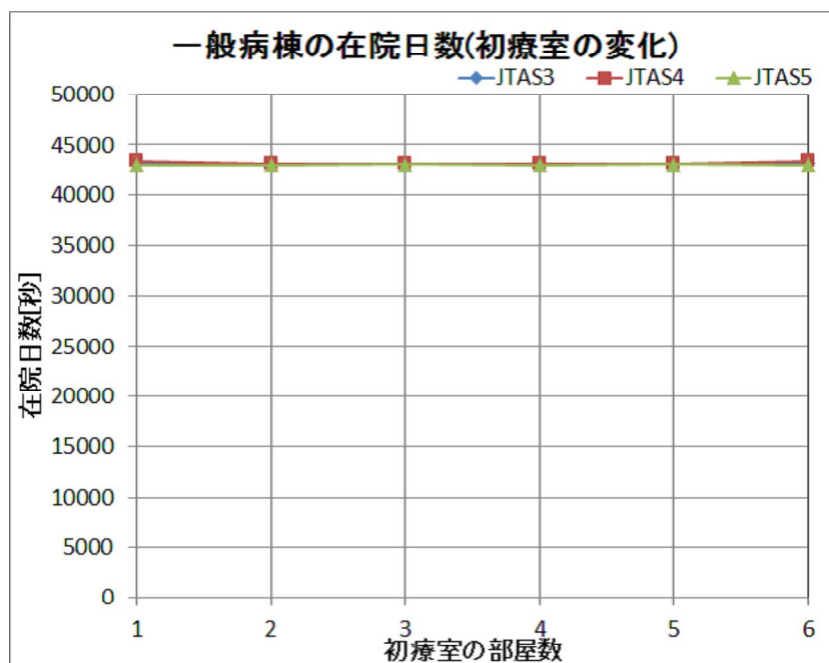


図 6.15: 大規模災害における一般病棟の滞在時間 (初療室の変化)

図 6.16 にトリアージ緊急度別受診数を示す。縦軸が受診数、横軸がトリアージ緊急度レベルを表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の結果を表す。

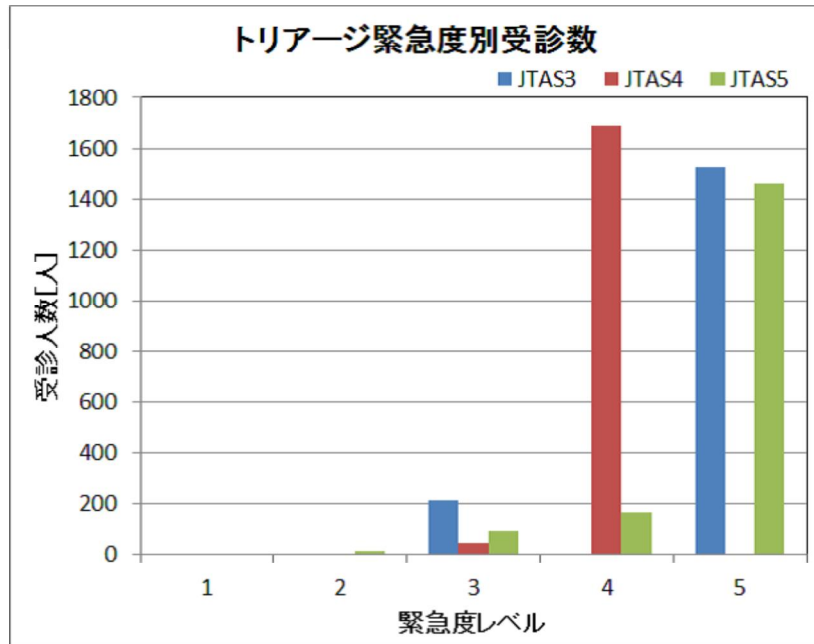


図 6.16: 大規模災害におけるトリアージ別受診数

トリアージ緊急度別にレベルが高いほど人数が減少していることを表すことがわかる。さらに、JTAS4において緊急度レベル4及び5でほぼ同等の人数になっているのは、JTAS4とJTAS5の緊急度レベルの基準がほぼ同じであるためと考えられる。なお、JTAS3で緊急度レベル4がないのは緊急度レベル5に4が集約されているためと考えられる。さらにJTAS3はJTAS4,5よりも緊急度レベル3判定される患者が多い。これは他のJTAS緊急度判定と比較するとJTAS3が高めに判定するためと考えられる。

図 6.17 にトリアージ緊急度別入院数を示す。縦軸が受診数、横軸がトリアージ緊急度レベルを表す。JTAS3, 4, 5 はそれぞれ緊急度基準を 3, 4, 5 段階とした場合の結果を表す。

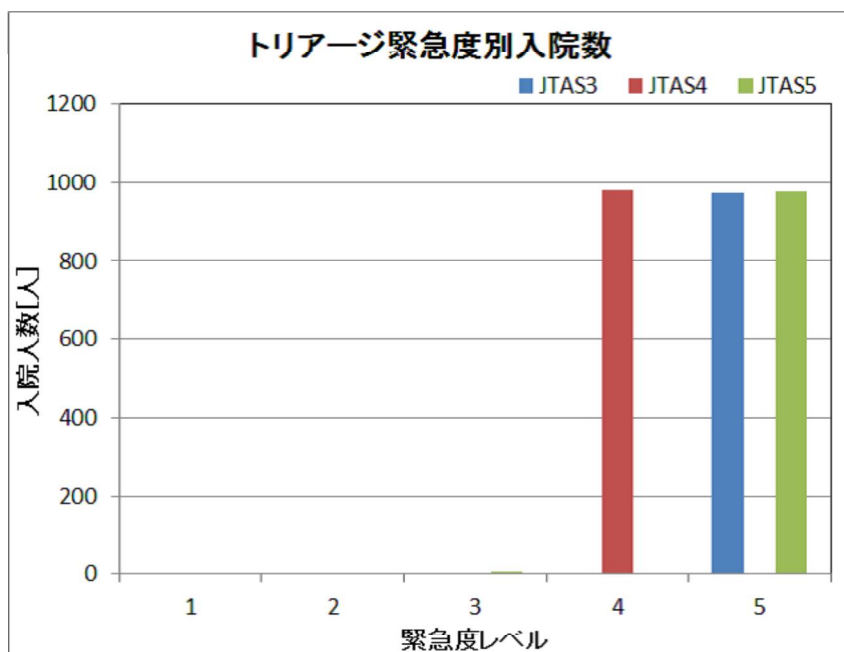


図 6.17: 大規模災害におけるトリアージ別入院数

JTAS5では緊急度レベル3の患者が緊急度レベル4の患者よりも多く入院している。これは緊急度が高くなるにつれて、入院判定される患者の割合が多くなるためと考えられる。JTAS3において同様に緊急度レベル3の患者の人数が多くなっているのは、緊急度判定にレベル4の判定がないため、その範囲に入る患者も3と判定されるためと考えられる。レベル5の場合にどの緊急度基準であっても人数が多い結果を示しているが、これはもともと入院している患者を含めた人数であるためと考えられる。

6.6 考察

第4章において平時における病院内トリアージのシミュレーションを実施したが、本章では大規模災害が発生した場合での非常に多数の患者が来院される場合を想定してシミュレーションを実施した。

第4章において、JTAS緊急度レベルの変化による効果を考察したが、本章で実際に確認し、結果として顕著に表れるほどの変化は見られなかった。これはJTAS緊急度レベルの効果は待ち時間の変化には影響を与えないことを表している。トリアージは待ち時間を解消するために用いられるのではなく、重症度の高い患者を待たせずに迅速に処置できるようにするための手法とされることから、本結果はその一部分を表していると考えられる。

大規模災害時の待ち時間の平均は平時と比較すると相当大きい。そのため、多数

の患者が来院する場合ではそれに合わせた人数,あるいは一人で複数人を診察できるように医師が診察,処置をすることにより待ち時間が減少すると考えられる。

大規模災害時の場合は救急でない医師であっても全員総合医として勤めを果たすという指示が出ている病院もある。そのようなことから,一人でも複数人診察できるようなモデルを導入する必要があると考えられる。

応用可能性を示すことができたことから,将来発生する大規模災害時における病院内トリアージ運用方法検討支援ツールとして TRISim を利用可能であると考えられる。

6.7 結言

本項では将来発生すると予想される大規模災害へ応用した場合のシミュレーション結果の解析検討を行った。東京都が想定している首都直下地震を想定して,平成18年度に関して妥当性確認及び応用可能性を示した。平成24年度に関しては応用可能性を示した。妥当性確認では妥当性の比較検討が可能な実データのの一つである重症度分布を用いて実施し,妥当であることが示せた。応用可能性に関しては,平成18年度及び平成24年度における首都直下地震における東京都の被害想定を基に検討を実施した。待ち時間,診察時間,処置時間,入院時間を初療室の部屋数変化の観点から解析を行い,部屋数の変化による病院性能の変化を示すことができた。さらに,トリアージ緊急度別受診数及び入院数を示し,様々なデータを解析することができることを示した。以上より,将来発生する大規模災害時における病院内トリアージ運用方法検討支援ツールとして TRISim を利用可能である,応用可能性があることを示せた。

第7章 結論

7.1 成果

本章では第1章で述べた本研究における2つの目的に対して得られた成果を明らかにする。

目的1. 順シミュレーション方式による人間行動モデルの実現

研究目的達成のため、第3章においてマルチエージェント方式による人間行動モデルの実現方式として、病院内におけるトリアージの運用方法検討支援ツールを対象として TRISim を実現し、人間行動モデル及びシミュレーション環境の構築を実施した。これにより、人間行動モデルの実現をしたとともに、実現した人間行動モデルを確認するためのシミュレーション環境を構築した。

第4章では構築した TRISim の妥当性及び応用可能性に関して評価を実施した。妥当性に関しては、トリアージ緊急度別受診数及び入院数を公表データとして提示している、筑波メディカルセンター及び京都市立病院を対象とした。公表データとシミュレーション結果との比較及び統計的検定により評価を実施し、妥当性があることを示した。応用可能性に関しては、妥当性評価において使用していない聖隷浜松病院及び倉敷中央病院を用いて解析を実施した。シミュレーション結果を用いて、待ち時間、各部屋の稼働率、診察時間、処置時間、入院時間等の解析ができ、さらに、診察室の部屋数を変化させることによって待ち時間減少及び診察室稼働率の上昇といった病院の性能を向上させる検討ができることから、応用可能性があることを示した。

以上より、トリアージ運用方法検討に関して、病院運営者が必要な様々な観点からのシミュレーションが可能であると考えられる。

目的2. 逆シミュレーション方式によるシステムの最適化の実現

TRISim を実現することにより、順シミュレーション方式による人間行動モデルを実現した。これを用いて設計パラメータを変更することにより、病院の性能を同等あるいは向上させることができるようになった。このプロセスをより効率よく実施できるように TRISim に逆シミュレーション手法を導入

した InverseTRISim を構築した。

逆シミュレーション手法はある評価指標を基に、シミュレーションを利用することで評価指標を最適にするパラメータを推定する手法である。評価指標をの最適化として、メタヒューリスティック手法の1つである ABC アルゴリズム及び提案手法の UX-ABC アルゴリズムを利用する。

この InverseTRISim がトリアージ運用方法検討支援ツールとしてより効率よく利用できるか、アルゴリズムの性能及び応用可能性に関して評価を実施した。アルゴリズムの性能評価では ABC アルゴリズム及び UX-ABC アルゴリズムを比較検討し、UX-ABC アルゴリズムが良いということがわかった。応用可能性では公表データを使用して、大域的最適解へ向けて収束すること、病院の効率上昇をもたらす設計パラメータの推定ができることを示した。

以上より、病院の設計パラメータに関して自動的に推定することが可能となり、より効率よくシミュレーションができるようになったと考えられ、シミュレーション利用者の負担軽減にもつながったと考えられる。

7.2 今後の課題

本研究において人間行動モデルの実現として、病院内トリアージ運用方法検討ツール TRISim を実現した。

患者は処置を受けなければ、傷病状態が悪化する。中には突然悪化する患者も存在する。そのため、傷病状態が悪化するモデルを考慮する必要があるが、TRISim では考慮されていない。医師、看護師、医療技師は業務時間が決められており、それに従って業務を遂行する。さらに、医師、看護師及び医療技師は時間経過に従い作業効率の低下という状態を考慮する必要があると考えられる。しかし、このような作業時間を TRISim ではこれを考慮していないため、より実際の病院を模擬する場合、作業時間を考慮する必要があると考えられる。今後、これらを考慮したモデルを導入することにより、より詳細な解析を実施することができると考えられる。

さらに人間行動モデルを最適化するための手法として、TRISim に逆シミュレーション手法を導入した InverseTRISim を提案した。本研究ではこれらを組み合わせることによりある評価指標に基づいて、人間行動モデルの最適なパラメータを推定することが可能となった。

しかし、本研究において利用した最適化手法は単目的最適化手法であり、より条件を同時に考慮した推定には、複数の制約条件を用いて最適化パラメータを推定するのが適切と考えられる。このような手法として多目的最適化という手法が存在する。多目的最適化手法を利用することにより、より目的に合った評価指標から最適なパラメータを推定できると予想される。以上より、今後多目的最適化手法を導入することが重要であると考えられる。

本研究において使用した最適化アルゴリズム UX-ABC アルゴリズムをより高速

化させ, 収束性能を向上させ, 計算時間を短縮させるアルゴリズムを提案し, 効率よく TRISim の設計パラメータの推定ができるようにする必要があると考えられる.

謝辞

本研究の実施には多くの方々のご協力、ご指導、ご鞭撻により、研究が完成し、博士論文にすることができました。改めて感謝申し上げます。

この研究の実施に当たり、担当教授であり、ご指導くださいました古市昌一教授には感謝を表しても表しきれないくらいに、感謝しております。3年間という短い期間で、ゼロからの研究でしたので非常に不安ではありましたが、研究の進め方に関して、博士後期課程進学前から様々な場面において適切かつ、的確なご助言、ご指導、ご鞭撻をしていただき、本当に感謝しております。さらに、学位論文審査時に副査として様々なご助言をしてくださいました三井和男教授、角田和彦教授にも改めて深く感謝いたします。

筆者は平成21年度に防衛省に入省し、多くの方に様々なご指導を賜りながら、シミュレーション分野における技術及び研究者として研鑽を積みさせていただきました。多忙な業務の中でも社会人学生として送り出してくださいました、佐久間俊一氏、瀧澤雄介氏には感謝してもしきれないくらいです。本当にありがとうございます。また、この研修への助言を様々なしていただきました武田仁己博士にも深く感謝いたします。さらに、筆者が所属している先進技術推進センターの研究管理官であった、山岡建夫博士、小松勝彦博士、土志田実博士、現在先進技術推進センター研究管理官である佐賀実博士には研究者として、さらに行政官として、ご指導していただいたとともに、筆者の大学院研修への希望を聞いていただき、本部機構との調整等、研修の実施前、実施後における多くの支援をしていただきました。深く感謝いたします。

3年間の研修中に研究室とともに学問の研鑽に励んだ研究室の学部生、院生の皆さん本当にありがとうございます。皆さんの様々な観点からの意見等は参考になり、研究の完成度を高めるための一助になりました。本当に感謝しております。今後も研究を進めるためにそのような多様な視点が重要ですので、この感覚を忘れずに、今後も研究の追究をしていきます。

最後にこの3年間を支えてくれた妻の那美子には本当に感謝しても感謝しきれないです。妻の支えあってこそ、3年間でもあるので妻には本当に感謝しております。

本当にありがとうございました。

平成30年2月中旬の古市研究室にて

小林篤史

参考文献

- [1] A. Anagnostou, A. Nouman, and S. Taloyr, J.E. Distributed hybrid agent-based discrete event emergency medical services simulation. In *Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference*, pp. 1625–1636, 2013.
- [2] M. Annamalai, N.A Khairani, and M.H. Rahmat. Agent-oriented simulation of emergency department re-triage based on allocated time to treatment. In *IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences*, pp. 397–402, 2014.
- [3] A. Baharnsakun, T. Achalakul, and B. Sirinaovakul. Abc-gsx: hybrid method for solving the traveling salesman problem. *IEEE 2th World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing*, pp. 7–12, 2010.
- [4] A. Baharnsakun, T. Achalakul, and B. Sirinaovakul. The best-so-far selection in artificial bee colony algorithm. *Applied Soft Computing*, Vol. 11, pp. 2888–2901, 2011.
- [5] J.C. Bansal, H. Sharma, K. V. Arya, and A. Nagar. Memtic search in artificial bee colony algorithm. *Soft Computing*, Vol. 17, No. 10, pp. 1911–1928, 2013.
- [6] A. Bruzzone. Capricorn panel & demonstration i. In *Proceedings of the 2012 summer computer simulation conference (SCSC '12)*, 7 2012.
- [7] E. Cabrera, M.L. Iglesias, F. Epelde, and E. Luque. Simulation optimization for healthcare emergency department. In *International Conference on Computational Science, ICCS 2012*, 2012.
- [8] M. Dorigo and V. Maniezzo. Positive feedback as a search strategy. Technical Report 91–016, Dipartimento di Elettronica e Informatica, Politecnico di Milano, 1991.
- [9] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Coloni. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, Vol. 26, No. 1, 1996.

- [10] Agency for Healthcare Research and Quality. *Emergency Severity Index (ESI) A Triage Tool for Emergency Department Care Version 4*, implementation handbook 2012 edition edition, 2011.
- [11] W. Gao, S. Liu, and L. Huang. A novel artificial bee colony algorithm with powell's method. *Applied Soft Computing*, Vol. 13, No. 9, pp. 3763–3775, 2013.
- [12] S. Halim, M. Annamalai, and R. Ahmad. A conceptualisation of an agent-oriented triage decision support system. *Knowledge Technology*, Vol. 295, pp. 272–282, 2012.
- [13] E. Hancer, C. Ozturk, and D. Karaboga. Artificial bee colony based image clustering method. In *WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence*, pp. 10–15, Brisbane Convention Centre Brisbane, Australia, 2012.
- [14] C. Healey, Turner M. Osler, Frederick B. Rogers, Mark A. Healey, Laurent G. Glance, Patrick D. Kilgo, Steven R. Shackford, and J. Wayne Meredith. Improving the glasgow coma scale score: Motor score alone is a better predictor. *The Journal of Trauma Injury, Infection, and Critical Care*, Vol. 54, No. 4, pp. 671–680, 2003.
- [15] U Hwang, M.L. McCarthy, D Aronsky, B Asplin, P.W. Crane, C.K. Craven, S.K. Epstein, C. Fee, D.A. Handel, J.M. Pines, N.K. Rathlev, R.W. Schafermeyer, F.L. Jr Zwemer, and S.L. Bernstein. Measures of crowding in the emergency department: A systematic review. *Society for Academic Emergency Medicine*, Vol. 18, No. 5, pp. 527–538, 2011.
- [16] D. Iwasaki, Y. Kanatani, M. Ichikawa, and H. Deguchi. 広域災害時における医療提供の医療資源ボトルネックに関する研究. 第14回社会システム部会研究会, 9 2017.
- [17] F. Kang, J. Li, Z. Ma, and H. Li. Artificial bee colony algorithm with local search for numerical optimization. *Journal of Software*, Vol. 6, No. 3, pp. 490–497, 2011.
- [18] D. Karaboga. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical Report TR06, Erciyes University, Engineering Faculty Computer Engineering Department, 2005.
- [19] D. Karaboga and B. Bahriye. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (abc) algorithm. *Journal of Global Optimization*, Vol. 39, pp. 459–471, 2007.

- [20] J. Kennedy and R. Eberhart. Particle swarm optimization. Technical Report 91–016, Dipartimento di Elettronica e Informatica, Politecnico di Milano, 1991.
- [21] J. Kennedy and R. Eberhart. A new optimizer using particle swarm theory. In *IEEE Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, pp. 39–43. Nagoya Municipal Industrial Research Institute, 1995.
- [22] L. Keshtkar, K. Salimifard, and N. Faghieh. A simulation optimization approach for resource allocation in an emergency department. *QScience Connect A Qatar Foundation Academic Journal*, 2015.
- [23] M.S. Kiran, H. Hakli, G. Zhu, and S. Kwong. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization. *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 217, No. 7, pp. 3166–3173, 2010.
- [24] S. Kumar, V.K. Sharma, and R. Kumari. A novel hybrid crossover based artificial bee colony algorithm for optimization problem. *International Journal of Computer Applications(0975-8887)*, Vol. 82, No. 8, pp. 18–25, 2013.
- [25] S. Kumar, V.K. Sharma, and R. Kumari. Randomized memtic artificial bee colony algorithm. *International Journal of Emerging Trends of Technology in Computer Science*, Vol. 3, pp. 52–66, 2014.
- [26] D. Lin, J. Patrick, and F. Labeau. Estimating the waiting time of multi-priority emergency patients with downstream blocking. *Health Care Management Science*, Vol. 17, pp. 88–99, 2014.
- [27] F. S. Lobato and J. V. Steffen. Fish swarm optimization algorithm applied to eningeering system design. *Latin American Journal of Solids and Structures*, Vol. 11, No. 1, pp. 143–156, 2014.
- [28] M. Murray, M. Bullard, and E. Grafstein. Revisions to the canadian emergency department triage and acuity scale implementation guidelines. *Canadian Journal of Emergency Medicine*, Vol. 6, pp. 421–427, 2004.
- [29] M. Mutscher, U. Nienaber, M. Munzerberg, C. Wolfl, H. Schoechl, T. Paffrath, B. Bouillon, and M. Maegele. The trauma register dgu, the shock index revisited - a fast guide to transfusion requirement? a retrospective analysis on 21853 patients derived from the trauma register dgu. *Critical Care*, pp. 1–9, 2013.
- [30] A. Paula, C.R. Martin, and R. Sweeney. Redsim: A spatial agent-based simulation for studying emergency departments. In *Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference*, pp. 1431–1442, 2013.

- [31] C. Pornsing, S.S. Manbir, and F.L. Bernard. Novel self-adaptive particle swarm optimization methods. *Software Computing*, Vol. 20, No. 9, pp. 3579–3593, 2015.
- [32] A.P. Santos, P. Freitas, and H.M. Gil Martins. Manchester triage system version ii and resource utilisation in the emergency department. *Emergency Medicine Journal*, Vol. 31, pp. 148–152, 2014.
- [33] M. Schaaf, G. Funkat, O. Kasch, C Josten, and A. Winter. Analysis and prediction of effects of the manchester triage system on patient waiting times in an emergency department by means of agent-based simulation. *GMS Medizinische Informatik, Biometrie und Epidemiologie*, Vol. 10, No. 1, pp. 1–10, 2014.
- [34] SIMUL8. https://www.simul8.com/education/current_research (閱覽日 2018.2.13), 2017.
- [35] M. Taboada, E. Cabrera, F. Epelde, M.L. Iglesias, and E. Luque. Using an agent-based simulation for predicting the effects of patients derivation policies in emergency departments. In *Procedia Computer Science*, Vol. 18, pp. 641–650, 2013.
- [36] S. L. Weiss, R. Derlet, J. Arndahl, A.E. Amy, R. Johnm, M. Fernandez-Frackelton, R. Schwab, T. O. Stair, P. Vicellio, D. Levy, M. Brautigan, A. Jonson, and T.G. Nick. Estimating the degree of emergency department overcrowding in academic medical centers: Results of the national ed overcrowding study(nedocs). *Journal of the Society for Academic Emergency Medicine*, Vol. 11, No. 1, pp. 38–50, 2004.
- [37] S.J. Weng, L.M. Wang, B.C. Cheng, C.Y. Chang, and S.T. Kwong. Simulation optimization for emergency department resources allocation. In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*. IEEE, 2011.
- [38] G. Xu. An adaptive parameter tuning of particle swarm optimization algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 219, No. 1, pp. 4560–4569, 2013.
- [39] X-S Yang. Firefly algorithms for multimodal optimization. *Stochastic Algorithms: Foundations and Applications*, Vol. 5792, pp. 169–178, 2009.
- [40] X-S. Yang and S. Deb. Engineering optimisation by cuckoo search. *Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, Vol. 1, No. 17, pp. 330–343, 2010.
- [41] J.G. Zheng, C.Q. Zhang, and Y.Q. Zhou. Artificial bee colony algorithm combined with grenade explosion method and cauchy operator for global optimization. *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problem Engineering*, Vol. article ID 739437, pp. 1–14, 2015.

- [42] 進藤亜子. 看護師のバイタルサイン—病棟で急変を見抜く—. 薬事, Vol. 58, No. 5, pp. 43–48, 2016.
- [43] 杏林大学病院. http://www.kyorin-u.ac.jp/hospital/introduction/hospital_summary/ (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [44] 紀永儒, 水野信也, 柳川佳也, 宮崎茂次. 待ち行列を用いた病院の外来患者待ち時間短縮の一提案. 経営工学会論文誌, Vol. 60, No. 6, pp. 253–256, 2010.
- [45] 京都市立病院. 京都市立病院診療概要 (平成 24 年度実績). <http://www.kch-org.jp/document/results> (閲覧日 2018.2.13), 2014.
- [46] 警察庁緊急災害警備本部. 平成 23 年 (2011 年) 東北地方太平洋沖地震の被害状況と警察措置, 2011.
- [47] 福田健太, 野村泰稔, 川崎佑磨, 伊津野和行. 大規模災害時における敦賀市周辺の広域避難シミュレーション. 材料, Vol. 65, No. 5, pp. 391–396, 2016.
- [48] 日本外傷診療研究機構. 日本外傷データバンク報告 2014, 2014.
- [49] 小野功, 佐藤浩, 小林重信. 単峰性正規分布交叉 undx を用いた実数値 GA による関数最適化. 人工知能学会誌, Vol. 14, No. 6, pp. 1146–1155, 1999.
- [50] 小野功, 小林重信, 吉田幸司. 単峰性正規分布交叉を用いた実数値遺伝的アルゴリズムによる光学系の最適化. 応用物理学会分科会光学, Vol. 128, No. 12, pp. 650–656, 1999.
- [51] 厚生労働省. 外科系学会社会保険委員会連合による「手術等の何度及び時間に係る調査」の概要と調査結果について. <http://www.mhlw.go.jp/shingi/2005/09/dl/s0921-8e01.pdf> (閲覧日 2018.2.13), 2005.
- [52] 厚生労働省. 平成 23 年度患者調査. <http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/ka/nja/11/dl/03.pdf> (閲覧日 2018.2.13), 2011.
- [53] 厚生労働省. 平成 23 年度受療行動調査. <http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jy/uryo/11/dl/kekka-gaiyo.pdf> (閲覧日 2018.2.13), 2011.
- [54] 厚生労働省. 厚生労働省での東日本大震災に対する対応について. http://www.mhlw.go.jp/stf/houdou//2r9852000002fehm-att/honbun_240720.pdf (閲覧日 2018.2.13), 2012.
- [55] 上野幸廣, 河野元嗣, 木澤晃代, 菊池妙子, 菅ヶ谷純一, 阿竹茂, 益子一樹. 看護師による救急外来でのトリアージシステムの質に関する検討. 日本救急医学会雑誌, Vol. 20, No. 3, 2009.

- [56] 木澤晃代. 院内トリアージシステムを確立させるにあたって. *Emergency Care*, Vol. 25, No. 12, pp. 1144–1149, 2012.
- [57] 島津江玲奈, 武宮健司, 小林健一. 救急救命センターの運営体制と施設構成・利用実態に関する考察. 日本建築学会計画系論文集, Vol. 79, No. 698, pp. 901–909, 2014.
- [58] 佐藤浩, 小野功, 小林重信. 遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価. 人工知能学会論文誌, Vol. 12, No. 5, pp. 734–744, 1997.
- [59] 国立研究開発法人国立がん研究センター東病院. <http://www.ncc.go.jp/jp/ncce/consultation/xsenkensa.html> (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [60] 島尻史子, 岡本健, 西村あをい, 今度さやか, 沢井香子, 齊藤伊都子, 森川美樹, 寒竹正人, 田中裕. 救急外来トリアージの質を向上するための課題. 日本臨床救急医学会雑誌, Vol. 16, No. 6, pp. 802–809, 2013.
- [61] 水田秀行, 牟田英正, 今道貴司. 都市計画のための交通シミュレーション—スマートな都市運営のためのデータ解析と what-if シミュレーション—. 情報処理, Vol. 55, No. 6, 6 2014.
- [62] 小林重信. 実数値 ga のフロンティア. 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 1, pp. 147–162, 2009.
- [63] 川口峻, 小野功. 関数最適化のための探索履歴を用いない適応的実数値交叉の提案. 計測自動制御学会学術講演学会. 計測自動制御学会 システム・情報部門学術講演会 2015, 2015.
- [64] 池内順子, 矢田雅子, 権丈英理子, 東原紘道. 大規模地震災害における病院間の傷病者搬送に関する考察—阪神・淡路大震災時における分析を通して—. 地域安全学会論文集, Vol. 19, pp. 1–9, 2012.
- [65] 宇谷昭秀, 長島淳也, 牛腸隆太, 山本尚生. Artificial bee colony (abc) アルゴリズムの高次元問題に対する解探索性能の強化. 電子情報通信学会論文誌 D, 情報・システム, Vol. 94, No. 2, pp. 425–438, 2011.
- [66] 水野信也, 藤澤由和. 医療機関同士の繋がりの表現と災害時の繋がり回復のシミュレーション. 経営情報学会全国研究発表大会要旨 2014 年秋季全国研究発表大会, pp. 253–256, 2014.
- [67] 衛藤真古都, 丹治直士, 大木容子. 看護 救急外来での院内トリアージにおける待ち時間の分析. 共済医報, Vol. 64, No. 1, pp. 55–59, 2 2015.

- [68] 大堀正人, 倉橋節也. 逆シミュレーション手法による排出権取引市場分析. 第21回人工知能学会全国大会, 2007, 2007.
- [69] 聖隷浜松病院. 聖隷浜松病院クリニカルインディケータ 2016. http://www.seirei.or.jp/hamamatsu/hama/clinical_indicator/PDF/10.pdf (閲覧日 2018.2.13), 2016.
- [70] 聖隷浜松病院. <http://www.seirei.or.jp/hamamatsu/department/center/emergency/index.html> (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [71] 聖隷浜松病院. <http://www.seirei.or.jp/hamamatsu/department/specialty/radiology/index.html> (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [72] 倉橋節也, 寺野隆雄. 逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析. 計測自動制御学会論文集, Vol. 35, No. 11, pp. 1454–1461, 1999.
- [73] 節也倉橋. 社会システムの研究動向 4-評価・分析手法 (2)-モデル推定と逆シミュレーション手法. 計測と制御 = Journal of the Society of Instrument and Control Engineers, Vol. 52, No. 7, pp. 588–594, jul 2013.
- [74] 倉敷中央病院. 倉敷中央病院救急統計 2015. http://www.kchnet.or.jp/for_medicalstaff/pdf/救急統計_2015年度.pdf (閲覧日 2018.2.13), 2015.
- [75] 倉敷中央病院. http://www.kchnet.or.jp/for_medicalstaff/cshujyutsu.aspx (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [76] 倉敷中央病院. http://www.kchnet.or.jp/for_medicalstaff/cicu.aspx (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [77] 倉敷中央病院. http://www.kchnet.or.jp/for_medicalstaff/housha.aspx (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [78] 高橋大輔. エージェントベースモデリングによる優良顧客の特徴分析. 経営情報学会誌, Vol. 15, No. 1, pp. 1–13, 2006.
- [79] 進藤卓也. 粒子群最適化法の動特性解析と応用. PhD thesis, 日本工業大学, 2014.
- [80] 加藤達郎, 前田陽一郎, 高橋泰岳. 算術交叉を用いた改良型 artificial bee colony アルゴリズム. 第28回ファジィシステムシンポジウム, pp. 430–434. 名古屋工業大学, 2012.
- [81] 筑波メディカルセンター. <http://www.tmch.or.jp/hosp/section/nursing/introduction.html> (閲覧日 2018.2.13), 2017.

- [82] 楊超, 高橋徹, 倉橋節也, 寺野隆雄. グリッド向け社会シミュレーションフレームワークの提案. 横幹連合コンファレンス予稿集, Vol. 2009, pp. 47–47, 2009.
- [83] 藤木直子, 阪本雄一郎, 本村陽一, 西田佳史, 野口昭治. ペイジアンネットワークを用いた生存率予測モデルの統計的学習と評価. 第23回人工知能学会全国大会, 2009.
- [84] 東京大学医師会, 東京大学医学部. 東京大学大学院医学系研究科・医学部年報. 東京医学, Vol. 114, , 10 2006.
- [85] 東京大学医師会, 東京大学医学部. 東京大学大学院医学系研究科・医学部年報. 東京医学, Vol. 126, , 10 2013.
- [86] 東京都. 東京都：首都直下地震等による東京の被害想定, 2006.
- [87] 東京都. 東京都：首都直下地震等による東京の被害想定, 2012.
- [88] 内閣府. 東北地方太平洋沖地震を教訓とした地震・津波対策に関する専門調査会第1回会合 今回の津波被害の概要. <http://www.bousai.go.jp/kaigirep/chousakai/tohokukyokun/1/pdf/3-2.pdf> (閲覧日 2018.2.13), 2011.
- [89] 日本外傷学会, 日本救急医学会. が磯湯初期診療ガイドライン：JATEC. へるす出版, 2012.
- [90] 日本外傷学会, 日本自動車研究所. AIS 90 日本語対訳版. へるす出版, 2003.
- [91] 日本救急看護学会日本救急医学会. 緊急度判定支援システム JTAS 2012 ガイドブック. へるす出版, 2012.
- [92] 日本大学病院. <http://www.nihon-u.ac.jp/hospital/outline/> (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [93] 吉村美保, 金田尚志, 目黒公郎, 宮崎早苗, 天野玲子, 原田賢治, 橘田要一, 塚田博明, 赤塚健一. 地震時に災害拠点病院に期待される機能の評価—医学部附属病院と icus による共同検討プロジェクトの進捗報告—. 生産研究, Vol. 59, No. 3, pp. 303–308, 2007.
- [94] 兵庫県保健環境部医務課. 災害医療についての実態調査. 兵庫県, 1995.
- [95] 兵庫県立西宮病院. <http://www.nishihosp.nishinomiya.hyogo.jp/index.html> (閲覧日 2018.2.13), 2017.
- [96] 若佐裕治. 粒子群最適化の安定性と性能の解析. システム/制御/情報, Vol. 57, No. 5, pp. 201–206, 2013.

- [97] 田島裕之, 鳥海不二夫, 石井健一郎. 株価系列データを用いた市場参加者の推定. 人工知能学会第6回金融情報学研究会, pp. 16–22, 2011.
- [98] 秋本洋平, 永田裕一, 佐久間淳, 小野功, 小林重信. 適応的実数値交叉 arex の提案と評価. 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 6, pp. 446–457, 2009.
- [99] 佐々木陽典. 呼吸と spo2. 薬事, Vol. 58, No. 5, pp. 33–37, 2016.
- [100] 佐々木陽典. 脈と血圧. 薬事, Vol. 58, No. 5, pp. 27–31, 2016.
- [101] 齋藤利通. 粒子群最適化法と非線形システム. 電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review, Vol. 5, No. 2, pp. 151–161, 2011.
- [102] 越野亮, 村田裕章, 木村春彦. Particle swarm optimization の改良とポートフォリオ選択への応用. 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界, Vol. J89-A, No. 1, pp. 48–60, 2006.
- [103] 蓮池和子, 奥村江里子, 宮瀬貴子. 当院院内トリアージの取り組みと課題. 高松赤十字病院紀要, Vol. 2, pp. 17–19, 2014.

論文目録

1. 定期刊行誌掲載論文（主論文に関連する原著論文）

1. Kobayashi, A., Suginuma, K. and Furuichi, M.: TRISim: A Triage Simulation System to Exploit and Assess Triage Operations for Hospital Managers -Development, Validation and Experiment-, *Computer Modeling in Engineering & Science*, vol.113, no.2, pp.121-153, 2017

2. その他印刷物（主論文に関連する原著論文）

1. 小林 篤史, 古市 昌一: UNDX を用いた Artificial Bee Colony アルゴリズムの初期評価, 日本大学生産工学部研究報告 A, 50 巻., 1 号. , pp.55-69, 2017

3. 国際会議論文

1. Kobayashi, A. and Furuichi, M.: Validation of TRISim using Disaster Scenario, *ICCES2017: The International Conference on Computational & Experimental Engineering and Sciences*, Madeira, Portugal, paperID 40, 2017
2. Kobayashi, A. Suginuma, K. and Furuichi, M.: An Applicability of ABC Method to Inverse Simulation and Application to Triage Simulation, *Multi-Agent Systems and Agreement Technologies 14th European Conference, EUMAS 2016, and 4th International Conference, AT 2016*, Valencia, Spain, pp.341-349
3. Kobayashi, A. and Furuichi, M.: TRISim:TRIage Simulation a System to Exploit and Assess Triage Operation for Hospital Managers, *ADS '16: Proceedings of the Agent-Directed Simulation Symposium, 2016 Spring Simulation Multi-Conference (SpringSim'16)*, Pasedena, California, pp.9-16,