

博士論文

多衛星における地球観測プランニングと
軌道配置の学習を利用した最適化に関する研究

東京大学大学院工学系研究科 航空宇宙工学専攻

指導教官 中須賀 真一

細沼 貴之

2014年 12月

論文要旨

近年の超小型衛星の発展に伴い、多衛星（コンステレーション）を利用した地球観測ミッションが盛んに検討されるようになってきている。コンステレーションを利用することによって、観測の時間的・空間的分解能が単機の衛星と比較して飛躍的に向上することは従来から指摘されてきた。しかし一方で、コンステレーションを実現するための衛星開発・打ち上げ費用が問題となり、コンステレーションを利用した観測網はこれまで殆ど実現されて来なかった。しかし近年、安価な費用で実用に供しうる性能の小型衛星が開発可能となった経緯に伴い、コンステレーションを利用したミッションの検討が盛んに行われるようになりつつある。

従来のコンステレーション設計プロセスでは、まず、観測地域に対する要求を洗い出した後、衛星の軌道配置の最適化が行われる。その際、観測地域に対する要求は、特定地域の被覆率、回帰日数などの大域的・静的な観点からまとめられる。軌道配置の最適化は、先述の大域的・静的な観点からまとめられた要求を評価関数とし、軌道要素を最適変数とした数値探索手法に基づいて行われることが多い。また、コンステレーションを用いて実際にどのような観測を行うかを定める観測計画の立案（プランニング）は、軌道の設計プロセスが完了した後に、軌道設計とは独立に行われることが多い。このような従来プロセスに基づく設計法には、以下に述べる3点の問題点がある。

1つ目の問題点は、動的な要求に対応することが困難であるという点である。衛星観測を実際に利用することを検討した場合、ある地域の観測データに対するニーズが時間と共に変化するという状況が起こりうる。また、ある地域を撮影した際に、天候によっては望ましい画像が得られないことも起こりえるであろうし、天候の時間変化に伴い、望ましい画像が得られる確率が変化することも考えられる。従って、ある地域の観測に対するニーズや、その地域を観測した際の成功確率が時間変化することを考慮したプランニングが必要となるが、従来の設計プロセスでは、このような動的事象を加味したプランニングに対応することは困難である。

2つ目の問題点は、プランニング結果から得られた改善点が軌道設計に反映されにくいという点である。従来の設計プロセスでは、多くの場合、プランニングと軌道設計が独立に行われている。そのため、軌道に起因する原因によってプランニング結果に問題が生じたとしても、軌道設計の改善を行うことは困難である。一方で、コンステレーションにおけるプランニング問題の制約条件は各衛星の軌道配置によって特徴づけられるため、軌道配置そのものを改善することによってプランニング結果を改善できる可能性は否定できない。従って、プランニング結果を踏まえた上で軌道配置を改善するという軌道設計のアプローチが考えられるが、従来の設計プロセスではこのようなアプローチを適用することが困難である。

3つ目の問題点は、軌道要素の修正と評価関数との対応関係が不明瞭であるため、最適化結果として得られた軌道配置の妥当性評価が困難であるという点である。遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)に代表されるメタヒューリスティクスを用いて最適化を行う場合、軌道要素をパラメータとして変更しつつ、評価関数の最大値(あるいは最小値)を盲目的

に探索するため、軌道要素と評価関数の対応関係を把握することが困難である。そのため、得られた結果がどのような因果関係から導かれたのか、得られた解は本当に改善の余地がないのか、といった解の吟味に多大な労力を要する。従って、実際には解を改善できる余地が残されている可能性があったとしても、その可能性に気付くことは疎か、どの様にすれば解を改善できる可能性があるかに関する知見を得ることも困難となる。

本研究では、従来のコンステレーション設計における以上の 3 点の問題点を解決するため、設計プロセスに学習という観点を導入し、軌道設計とプランニングを相互に改善していく設計方法を提案する。

具体的には、1つ目の問題点に対応するため、各地域の画像に対するニーズと撮影の成功確率を時間変化する環境変数として表現した上で、強化学習の枠組みを用いて定式化し、その解法を提案した。提案手法によって得られた結果は、評価関数の理論上の限界値に対して 8 割から 9 割程度の値となっているため、実用上十分といえるレベルでユーザニーズに対応可能であると考えられる。

また、2つ目の問題点に対応するために、軌道配置の変更とプランニングを交互に行いながらコンステレーションの設計を行う手法を提案した。提案手法では、軌道配置の良し悪しをプランニング結果に基づいた評価関数で表現し、評価関数値が高くなるように軌道配置を変更する。このような設計方針を採用する場合の問題点として、軌道配置の評価を行う毎にプランニング問題を解く必要が生じるため、最適な軌道配置を得るまでに多大な計算時間を要するということが挙げられる。本研究ではこの問題に対処するため、プランニング結果として得られる評価関数を軌道要素の関数として表現した近似評価関数を用いることを提案した。近似評価関数は軌道要素を変数とした関数であり、プランニング問題を解かずとも短時間で値を計算することが可能であるだけでなく、非線形最適化の枠組みを用いて、解析的に最大値を求めることも可能である。しかし、近似評価関数と真の評価関数（プランニング結果）との間には、評価関数値に対して 10%~20%の誤差が生じる。そのため、近似評価関数の誤差を推定しながら評価関数の最大化を図るという方針を考え、**Bayesian Optimization** による軌道設計を提案した。近似評価関数の誤差の推定精度を上げるためにはシミュレーションを実際に行う必要があるものの、**Bayesian Optimization** では推定誤差予測値の共分散に基づいて、誤差推定精度を高めるために必要なデータと、評価関数最大値の探索のために必要なデータを効率良く予測することができる。

また、**Bayesian Optimization** では、最適化過程の途中までで得られている解について、今後どの程度解を改善できるかという指標を計算することが可能であるため、得られている解の改善可能性について指針を得ることも可能となる。

以上の様に、本研究では従来のコンステレーション設計プロセスにおける 3 点の問題点を解消するため、学習を導入した新しいコンステレーション設計手法を提案した。提案手法により、プランニング期間中の動的事象や確率事象を加味した上での軌道配置最適化が行えること、および、**GA** 等を用いた従来の軌道設計手法よりも効率よく軌道配置の最適化が行えることを確認した。

目次

論文要旨	2
図目次.....	9
表目次.....	13
第1章 序論	15
1.1 研究の背景.....	15
1.1.1 超小型衛星の発展に伴うコンステレーションミッションの増加.....	15
1.1.2 最適化問題としてのコンステレーション設計問題.....	17
1.2 研究の目的.....	18
1.3 本論文の構成.....	20
第2章 コンステレーション設計問題と解法.....	21
2.1 軌道設計問題.....	21
2.1.1 従来研究における軌道設計の扱い.....	21
2.1.2 軌道設計における従来研究の問題点.....	26
2.2 プランニング問題.....	27
2.2.1 従来研究におけるプランニングの扱い.....	27
2.2.2 プランニングにおける従来研究の問題点.....	28
2.3 従来研究におけるコンステレーション設計の問題点.....	29
2.4 本章のまとめ.....	29

第 3 章	本研究で扱う問題の設定と定式化	31
3.1	プランニング問題の設定と定式化.....	31
3.1.1	観測対象地域の扱い.....	31
3.1.2	評価関数の扱い.....	33
3.2	軌道設計問題の設定と定式化.....	33
3.2.1	軌道配置の扱い.....	33
3.2.2	評価関数の扱い.....	34
3.3	本章のまとめ.....	34
第 4 章	提案するコンステレーション設計手法の概要.....	35
4.1	提案する設計手法の概要.....	35
4.2	本章のまとめ.....	37
第 5 章	強化学習を用いたプランニング手法.....	38
5.1	強化学習問題としてのプランニング問題の定式化と解法.....	38
5.1.1	問題の定式化.....	38
5.1.2	問題の解法.....	39
5.3	解法の検証と評価.....	42
5.3.1	理論上の限界値に対する達成度の評価.....	42
5.3.2	価値関数の推定精度評価.....	47
5.3.3	得られた方策の妥当性評価.....	49

5.3.4	確率の考慮の有無がプランニング結果に及ぼす影響	52
5.3.5	価値関数推定に利用する特徴量とプランニング結果との関係の評価	52
5.4	本章のまとめ.....	54
第 6 章	プランニング結果に基づく軌道設計手法.....	56
6.1	軌道設計問題の設定.....	56
6.2	軌道配置の変更に伴うプランニング結果の変化.....	57
6.3	軌道設計問題の解法.....	62
6.3.1	解法の概要.....	62
6.3.2	近似評価関数の構築.....	63
6.3.3	近似評価関数の誤差と軌道要素との関係の推定	72
6.4	解法の検証と評価.....	78
6.4.1	通過タイミング予測手法の妥当性検証	78
6.4.2	近似評価関数と真の評価関数との比較	78
6.4.3	Bayesian Optimization による探索と, 評価関数値予測の妥当性検証.....	81
6.4.4	提案手法による軌道設計と従来手法による軌道設計の比較.....	83
6.5	本章のまとめ.....	88
第 7 章	結論.....	89
7.1	本研究の成果.....	89
7.2	今後の課題.....	90

Appendix-A 軌道配置に関する特徴とプランニング結果の対応付けに関する試み ..	93
Appendix-B 観測実行確率の近似評価関数への取り込みに関する試み.....	110
参考文献.....	121
謝辞	134

図目次

図 1 超小型衛星が取得した画像(右)と大型衛星が取得した画像(左)の比較 [1].....	16
図 2 超小型衛星を利用したコンステレーションの実例	16
図 3 本研究で扱うプランニング問題の特徴(従来研究との相違点)	19
図 4 本研究で提案する設計手法のコンセプト.....	19
図 5 STREET OF COVERAGE [4].....	23
図 6 WALKER CONSTELLATION の例 [5].....	24
図 7 FLOWER CONSTELLATION の例 [6].....	25
図 8 本研究で扱う観測対象地域の分布.....	31
図 9 撮影失敗確率の例.....	32
図 10 画像価値(得点)の例.....	32
図 11 提案するコンステレーション設計問題の解法.....	36
図 12 プランニング問題の解法概念図.....	41
図 13 各地域を通過する衛星が、その地域を撮影できる確率.....	43
図 14 衛星ごとに見た、各地域の取得回数期待値.....	45
図 15 衛星ごとに見た、各地域の画像価値平均値.....	46
図 16 各問題設定における、理論上の上限値に対する提案手法の達成度	47
図 17 $\Phi=\Phi(T)$ とする場合と、 $\Phi=\Phi_{CONST}$ とする場合での、BELLMAN ERROR の比較	49
図 18 画像価値と撮影実行頻度の相関	50
図 19 画像価値・撮影成功確率の積と撮影実行頻度の相関.....	50
図 20 各地域の特性(画像価値・撮影成功確率平均値)と撮影実行頻度の相関	51
図 21 確率事象の考慮の有無による評価関数値の変化.....	52
図 22 軌道配置 16 種類におけるプランニング結果の比較.....	58

図 23	軌道配置 16 種類におけるプランニング結果に対する問題設定変更の影響の比較	58
図 24	16 種類の軌道配置における, 各衛星の昇交点赤経と緯度引数	60
図 25	A) ORBIT7 のグラウンドトラック	61
図 26	極域から見た, 各軌道配置での衛星の軌道(ECEF)	62
図 27	検討に用いる座標系の定義	64
図 28	観測帯幅の導出	64
図 29	対象地域の回転中心と半径の導出	65
図 30	観測地域の H 軸方向運動範囲の導出	65
図 31	対象地域が観測帯を通過する条件の導出	66
図 32	対象地域が観測できるための第一必要条件	67
図 33	通常の地球中心座標系 (ECI) で再度考察する	67
図 34	緯度合わせの条件導出に用いる球面三角	68
図 35	今回用いている 80 か所の地域について,	70
図 36	今回用いている 80 か所の地域について,	70
図 37	今回用いている 80 か所の地域について,	71
図 38	ガウス過程回帰による関数近似	74
図 39	EI の概念図	75
図 40	BAYESIAN OPTIMIZATION を用いた軌道設計手法	76
図 41	実際の評価関数値 (左) と近似評価関数値 (右) の概形の比較	79
図 42	450 種類の軌道配置における近似評価関数値とプランニング結果の比較	80
図 43	図 42 に示した軌道配置における近似評価関数の誤差	80
図 44	近似評価関数値と評価関数真値・近似誤差の値の傾向	80
図 45	軌道配置の探索回数に伴う, 評価関数真値の推移	82
図 46	BAYESIAN OPTIMIZATION による評価関数真値の予測結果	82

図 47	GA による最適解候補探索結果と BAYESIAN OPTIMIZATION による探索結果	84
図 48	GA による最適軌道配置探索結果と提案手法による最適軌道配置探索結果の比較	84
図 49	評価関数近似と GA の組合せと、提案手法による最適軌道配置探索結果の比較 1	85
図 50	評価関数近似と GA の組合せと、提案手法による最適軌道配置探索結果の比較 2	85
図 51	提案手法で得られた軌道配置と WALKER CONSTELLATION で得られた軌道配置	86
図 52	時間プロファイルの変更に伴う、最適軌道配置の変化	87
図 53	学習曲線の比較 (左:失敗確率>0 の設定, 右:失敗確率=0 の設定)	93
図 54	軌道要素の比較	94
図 55	各地域の通過回数(棒グラフ)と得点平均(赤), 撮影失敗確率平均(緑)	95
図 56	各地域の, 衛星ごとの通過回数(棒グラフ)と得点平均(折れ線)	96
図 57	各地域の, 衛星ごとの通過回数(棒グラフ)と撮影失敗確率平均(折れ線)	97
図 58	各地域の, 衛星ごとの通過回数(棒グラフ)と得点期待値平均(折れ線)	98
図 59	撮影回数に対する得点総計の伸び(左)と通過回数に対する得点総計の伸び(右)	100
図 60	通過回数に対するメモリの減少率(左)と得点総計に対するメモリ消費量(右)	100
図 61	撮影回数に対するメモリ使用量の伸び(左)と通過回数に対する撮影回数の伸び(右) ...	100
図 62	撮影回数に対する得点総計の伸び(左)と通過回数に対する得点総計の伸び(右)	101
図 63	通過回数に対するメモリの減少率(左)と得点総計に対するメモリ消費量(右)	101
図 64	撮影回数に対するメモリ使用量の伸び(左)と通過回数に対する撮影回数の伸び(右) ...	101
図 65	失敗を加味する場合に関する得点の推移と症状発生タイミング	104
図 66	失敗を加味する場合に関する得点の推移と症状発生タイミング (同一地域に症状が出る 場合を除外)	105
図 67	失敗を加味しない場合に関する得点の推移	106
図 68	失敗を加味しない場合に関する得点の推移と症状発生タイミング (同一地域に症状が出 る場合を除外)	107

図 69	2 種類の評価関数に対して最適化を行った際に得られる	111
図 70	近似評価関数の表現方法による差異の最も大きかった 4 種類の特徴に対する 評価関数真 値の傾向.....	112
図 71	評価関数(1)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	114
図 72	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	114
図 73	評価関数(1)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	115
図 74	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	115
図 75	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	116
図 76	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	116
図 77	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	117
図 78	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの傾向.....	117
図 79	評価関数(2)を用いて得た軌道における, 観測実行タイミングの関数近似.....	118
図 80	平均処理を行わない場合の撮影実行確率と特徴量 1 つとの関係.....	119
図 81	120	

表目次

表 1	コンステレーション設計における最適化問題	17
表 2	従来の軌道設計において扱われてきた問題の分類	21
表 3	従来の軌道設計における設計結果の主要な評価軸	22
表 4	特徴量の有効度	53
表 5	特徴量 2 つの組み合わせの有効度	53
表 6	図 22 に示した各軌道配置でのプランニング問題の設定	57
表 7	ある地域の通過タイミングについてシミュレーション計算と解析計算の比較	78
表 8	WALKER CONSTELLATION による軌道設計結果	86
表 9	提案手法で得られた軌道配置と WALKER CONSTELLATION で得られた軌道要素	86
表 10	各最適軌道配置における, 各衛星の軌道要素	87
表 11	4 種類の軌道に関する大局的な特徴	93
表 12	図 55 の結果について, 各地域に関する通過条件	96
表 13	図 56 の結果について, 得点平均が高い(1.2 以上)地域に関する通過条件	97
表 14	図 57 の結果について, 失敗確率が高い(0.4 以上)地域に関する通過条件	98
表 15	図 58 の結果について, 期待値が高い(0.8 以上)地域に関する通過条件	99
表 16	図 65 から読み取った, 各軌道における症状の頻度	104
表 17	図 66 から読み取った, 各軌道において症状が出た地域の数	105
表 18	図 67 から読み取った, 各軌道における症状の頻度	106
表 19	図 68 から読み取った, 各軌道において症状が出た地域の数	107
表 20	表 15~表 18 のまとめ	108
表 21	119	

第1章 序論

1.1 研究の背景

1.1.1 超小型衛星の発展に伴うコンステレーションミッションの増加

近年の超小型衛星の発展に伴い、多衛星（コンステレーション）を利用した地球観測ミッションが盛んに検討されるようになってきている。コンステレーションを利用することによって、観測の時間的・空間的分解能が単機の衛星と比較して飛躍的に向上することは従来から指摘されてきた。しかし一方で、コンステレーションを実現するための衛星開発・打ち上げ費用が問題となり、コンステレーションを利用した観測網はこれまで殆ど実現されて来なかった。しかし近年、安価な費用で実用に供しうる性能の小型衛星が開発可能となった経緯に伴い、コンステレーションを利用したミッションの検討が盛んに行われるようになりつつある。

次ページ冒頭に示した衛星画像は、PLANET LABS INC.という米国の民間企業が開発した3U(約10 cm×10 cm×30 cm サイズ)の超小型衛星 Flock-1 が取得した画像と、NASA が管理している大型衛星である LANDSAT-8 が取得した画像を比較したものである [1]。観測範囲や、日照・天候条件が同一ではないと考えられるため、一概に比較することはできないが、大型衛星の観測データとの比較に耐えうる程のデータを超小型衛星でも取得可能となりつつあることを示す一例であると言える。

PLANET LABS INC.は 71 機の超小型衛星による全地球観測網の構築を目指しており、2014 年現在、28 機の超小型衛星が軌道上に打ち上げられている。取得した画像データを商業利用することを目指している様であり、その一部は PLANET LABS INC.のホームページ上で閲覧することが可能である。図 2 の③に PLANET LABS INC.が開発した Flock-1 の概形を示す。

図 2 の①、②は PLANET LABS INC.以外によって提案・検討されている、超小型衛星を利用したコンステレーションミッションの例である。①は QB50 というミッションであり、50 機の 3U サイズの超小型衛星を用いて、地球大気の観測や工学実験等を行うものである [2]。QB50 は 2016 年に 50 機全ての衛星を単一のロケットに搭載して一度に軌道上へ打ち上げることが予定されている。②は GRUS というミッションであり、日本の超小型衛星メーカーである AXELSPACE 社が検討しているミッションである [3]。こちらは 80 kg 以下の小型衛星数十機による地球観測を目指しており、2016 年から各衛星を軌道上に順次打ち上げることが予定されている。

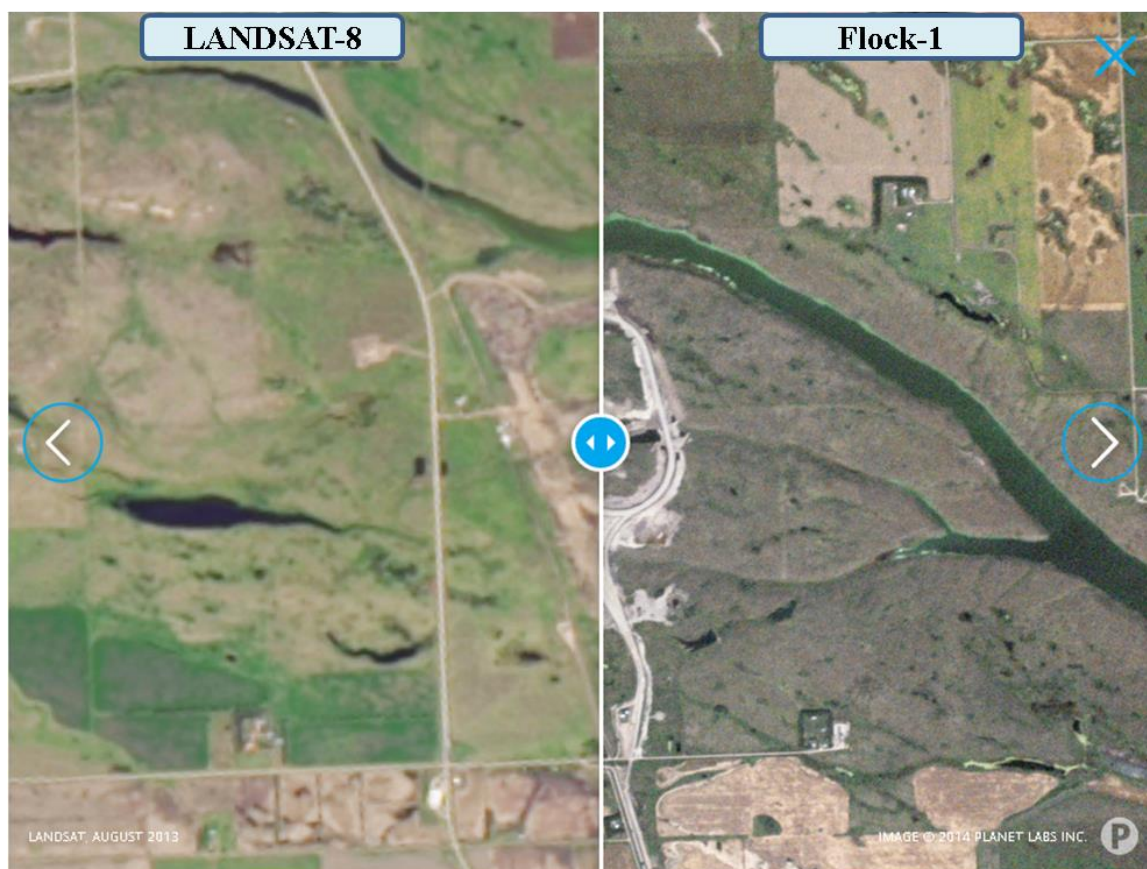


図 1 超小型衛星が取得した画像(右)と大型衛星が取得した画像(左)の比較 [1]



<http://sess.stanford.edu/neutraldensities> <http://www.axelspace.com>

<https://www.planet.com/flock1/>

図 2 超小型衛星を利用したコンステレーションの実例
(①QB50 [2], ②GRUS [3], ③Flock-1 [1])

以上のように、近年の超小型衛星の性能は、大型衛星との比較に耐えうるレベルまで向上しており、その性能向上に伴って、超小型衛星を利用したコンステレーションミッションが検討され始めている。ここで上げた例は比較的近い未来に打ち上げが予定されているものばかりであるが、今後、コンステレーションを利用したミッションは更に増加していくであろうことが予想される。従って、今後コンステレーションの設計方法の重要性が増大することが予想されるため、コンステレーション設計方法について改めて振り返り、再考することには意義があると考えられる。

1.1.2 最適化問題としてのコンステレーション設計問題

前節では超小型衛星を利用したコンステレーションミッションが増加傾向にあるという背景について述べ、コンステレーション設計再考の必要性について述べた。本節では、本研究の目的について述べるための導入として、コンステレーション設計プロセスとその問題点について概説し、本研究の根底にある問題意識について明確にする。従来の設計手法とその問題点の詳細については次章で述べる。

コンステレーションの設計は2つの最適化問題からなると考えられる。1つ目の最適化問題は、観測したい地域に関する要求を満たすために、複数の衛星をそれぞれの様な軌道に配置すれば良いかを求める最適化問題である。2つ目の最適化問題は、配置された複数の衛星を使って、いつ・どの地域を観測すればユーザのニーズを満たす様なデータ配信が可能かを求める最適化問題である。本論文では、前者を軌道設計問題、後者をプランニング問題と表記し、両者をまとめてコンステレーション設計問題と表記する。一般に、最適化問題の特徴づけるものは、評価関数(目的関数)、制約条件、最適化変数(設計パラメータ)の3つであると考えられるため、軌道設計問題・プランニング問題のそれぞれについて、3つの特徴をまとめたものを下の表1に示す。

表 1 コンステレーション設計における最適化問題

	軌道設計問題	プランニング問題
最適化変数 (パラメータ)	各衛星の軌道要素	各衛星が撮影を行う地域とタイミング
評価関数	<ul style="list-style-type: none"> ● 回帰日数(同じ地域を観測できるまでのインターバル) ● 同一時刻における被覆率(同時に観測できる領域の広さ) ● 観測分解能(軌道高度) ...など、広域的・静的な要求	<ul style="list-style-type: none"> ● 一定期間内に観測できる地域数 (通過しただけで観測可能とみなし、多くの観測要求地域からどれを観測するかを選ぶ) ● 観測データの精度 (サイエンスミッションの場合、観測回数ごとにランダムノイズが減らせるなど、問題に特化した仮定を評価関数に取り込む)
制約条件	<ul style="list-style-type: none"> ● 衛星の数 ● 観測対象地域の分布 	<ul style="list-style-type: none"> ● 衛星の数と軌道配置 ● 衛星の撮像限界枚数 ● ダウンリンクタイミング ● センサの観測性能(例えば夜間は観測不可など)
一般的な解法	<ul style="list-style-type: none"> ● 最適化メタヒューリスティクス(GA, ACO, PSO等) ● Walker Constellation等、有限の軌道要素の組合せをシミュレーションを用いて総当たり評価 ● 経験則に基づいたパラメータチューニング 	<ul style="list-style-type: none"> ● 単純なヒューリスティクス ● GA, ACO等の最適化メタヒューリスティクス ● 特定の問題設定に特化したアルゴリズム

従来のコンステレーション設計プロセスでは、まず、観測地域に対する要求を洗い出した後、衛星の軌道配置の最適化が行われる。その際、観測地域に対する要求は、特定地域の被覆率、回帰日数などの大域的・静的な観点からまとめられる。軌道配置の最適化は、先述の大域的・静的な観点からまとめられた要求を評価関数とし、軌道要素を最適化変数とした数値探索手法に基づいて行われることが多い。また、コンステレーションを用いて

実際にどのような観測を行うかを定める観測計画の立案（プランニング）は、軌道の設計プロセスが完了した後に、軌道設計とは独立に行われることが多い。このような従来プロセスに基づく設計法には、以下に述べる3点の問題点がある。

1つ目の問題点は、動的な要求に対応することが困難であるという点である。衛星観測を実際に利用することを検討した場合、ある地域の観測データに対するニーズが時間と共に変化するという状況が起こりうる。また、ある地域を撮影した際に、天候によっては望ましい画像が得られないことも起こりえるであろうし、天候の時間変化に伴い、望ましい画像が得られる確率が変化することも考えられる。従って、ある地域の観測に対するニーズや、その地域を観測した際の成功確率が時間変化することを考慮したプランニングが必要となるが、従来の設計プロセスでは、このような動的事象を加味したプランニングに対応することは困難である。

2つ目の問題点は、プランニング結果から得られた改善点が軌道設計に反映されにくいという点である。従来の設計プロセスでは、プランニングと軌道設計が独立に行われているため、軌道に起因する原因によってプランニング結果に問題が生じたとしても、軌道設計の改善を行うことは困難である。一方で、コンステレーションにおけるプランニング問題の制約条件は各衛星の軌道配置によって特徴づけられるため、軌道配置そのものを改善することによってプランニング結果を改善できる可能性は否定できない。従って、プランニング結果の考察から軌道配置を改善するという軌道設計のアプローチが考えられるが、従来の設計プロセスではこのようなアプローチを適用することが困難である。

3つ目の問題点は、軌道要素の修正と評価関数との対応関係が不明瞭であるため、最適化結果として得られた軌道配置の妥当性評価が困難であるという点である。遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)に代表されるメタヒューリスティクスを用いて最適化を行う場合、軌道要素をパラメータとして変更しつつ、評価関数の最大値(あるいは最小値)を盲目的に探索するため、軌道要素と評価関数の対応関係を把握することが困難である。そのため、得られた結果がどのような因果関係から導かれたのか、得られた解は本当に改善の余地がないのか、といった解の吟味に多大な労力を要する。従って、実際には解を改善できる余地が残されている可能性があったとしても、その可能性に気付くことは疎か、どのようにすれば解を改善できる可能性があるかに関する知見を得ることも困難となる。

1.2 研究の目的

本研究では、従来のコンステレーション設計における以上の3点の問題点を解決するため、設計プロセスに学習という観点を導入し、軌道設計問題とプランニング問題それぞれの解の質を交互に改善する設計手法を提案する。

具体的には、1つ目の問題点に対応するため、各地域の画像に対するニーズと撮影の成功確率を時間変化する環境変数として表現した上で、強化学習の枠組みを用いて定式化し、その解法を提案した。提案手法によって得られた結果は、評価関数の理論上の限界値に対して8割から9割程度の値となっているため、実用上十分といえるレベルでユーザニーズに対応可能であると考えられる。

また、2つ目の問題点に対応するために、プランニング結果から遡及して軌道配置を修正

する軌道設計手法を提案した。具体的には，プランニング結果を軌道要素の関数として表現し，評価関数が高くなるように軌道配置を修正することによって，軌道設計とプランニング結果を結びつける手法を提案した。提案手法では，現在得られている最適解がどの程度改善され得るかに関する予測値を計算することが可能であるため，先に述べた 3 つ目の問題点についても対応可能となる。次ページの図 3 に，本研究で扱うプランニング問題における，従来研究との問題設定の相違点を示し，図 4 に本研究で提案する設計手法のコンセプトを示す。

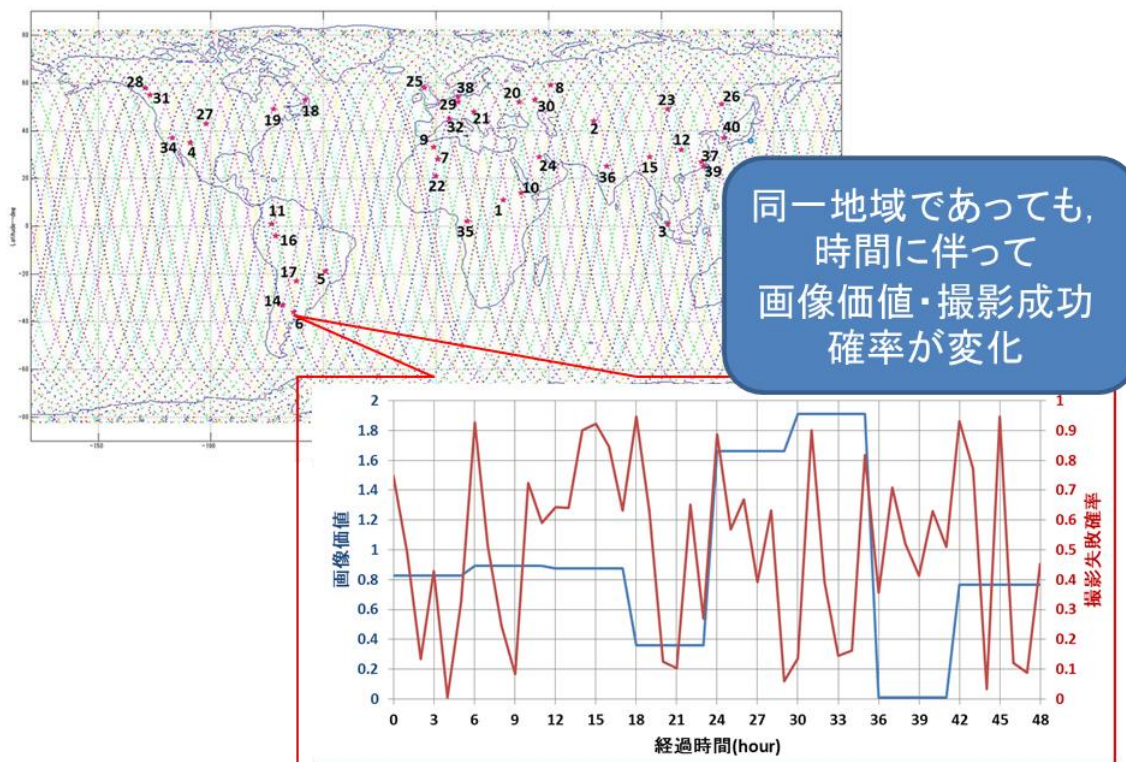


図 3 本研究で扱うプランニング問題の特徴(従来研究との相違点)

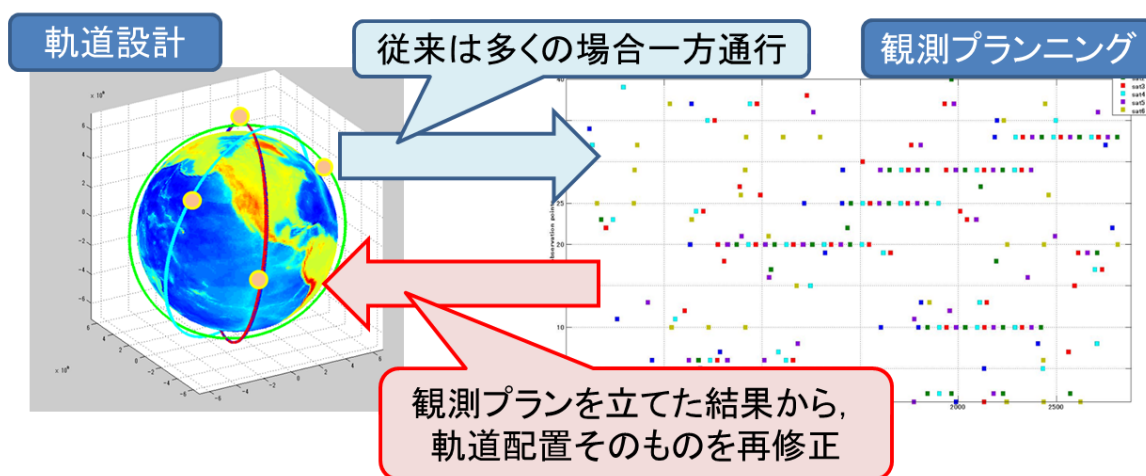


図 4 本研究で提案する設計手法のコンセプト

1.3 本論文の構成

本論文は以下の様な構成からなる。

本章は序章であり，本研究の意義と目的を以下の2点の根拠に基づいて述べた．1つ目の根拠として，今後，コンステレーションを利用したミッションが増加する可能性が高いという宇宙利用をとりまく情勢について述べた．この情勢の背景として，超小型衛星の発展・普及に伴い，多数の衛星を安価に打ち上げることが容易となったということが考えられる．2つ目の根拠として，コンステレーション設計における従来手法の問題点を3点挙げた上で，本研究で提案する手法により，これらの問題点を解決できる可能性について述べた．以上2点の根拠から，本研究を行うことには意義があると考えられる．

2章ではコンステレーション設計法に関する従来研究を概観し，コンステレーション設計において扱う問題の詳細と，従来の設計法の問題点について具体的に述べていく．2章の目的は，従来手法の問題点について，本章で述べた内容よりも詳細に踏み込むことで，本研究の根底にある問題意識と本研究の目的をより明確にすることにある．

3章では本研究で扱うコンステレーション設計問題を最適化問題としての観点から具体化し，どの様な問題を解こうとしているのかを明確にする．

4章では本研究で提案するコンステレーション設計手法の概要について述べる．本研究で提案する手法は，プランニング問題と軌道設計問題それぞれについて独立の解法を利用し，両者を統合することで軌道設計とプランニングを交互に改善する手法となっている．本章では，プランニング問題の解法と軌道設計問題の解法をどの様に組み合わせるか，という提案手法全体の概要について述べるのが目的であり，プランニング問題と軌道設計問題の解法の詳細についてはそれぞれ，5章および6章で述べる．

5章では，本研究で提案するコンステレーション設計の内，まずプランニングに焦点を絞り，具体的な問題の解法とその検証結果について述べる．

続いて6章では，5章で提案したプランニング問題の解に基づいて軌道配置を設計する手法を提案したのち，その検証を行った結果について述べる．

7章では，5章・6章で提案したコンステレーション設計手法と，従来の設計手法を具体的なミッションを仮定した問題について適用し，両者の比較を行った結果について述べる．

最終章である8章では，本研究によって得られた成果をまとめたのち，今後の課題と展望について述べる．

第2章 コンステレーション設計問題と解法

本章ではコンステレーション設計法に関する従来研究を概観し、コンステレーション設計において扱う問題の詳細と、従来の設計法の問題点について具体的に述べていく。2章の目的は、従来手法の問題点について、前章で述べた内容よりも詳細に踏み込むことで、本研究の根底にある問題意識と本研究の目的をより明確にすることにある。

2.1 軌道設計問題

2.1.1 従来研究における軌道設計の扱い

本節では、コンステレーションにおける軌道設計に関する従来研究について述べる。具体的には、これまでの軌道設計において扱われてきた問題の設定と軌道設計手法、および設計結果の評価方法について概観する。

1) 問題設定

従来扱われてきた軌道設計問題の設定は、観測対象範囲に関する設定と観測時間間隔の設定という2つの観点から分類できる。観測対象範囲に関する設定と、観測時間間隔に関する設定について、従来考慮されてきた内容を下の表2に示す。例えば”continuous time, global coverage”という様に、従来の問題設定の多くは、表2に示した観測地域の設定と観測時間間隔の設定のいずれかの組合せとなる。

表2 従来の軌道設計において扱われてきた問題の分類

観測地域	global coverage	地球上の全範囲を対象とする
	regional coverage	特定の大陸・海洋上などを対象とする比較的広い範囲
	local coverage	1つ以上の国土範囲を対象とする比較的狭い範囲
時間間隔	continuous	対象領域を途切れることなく観測し続ける
	discontinuous	対象地域を数時間～数日おきに観測し続ける

表2に示した観点から従来のコンステレーション軌道設計問題を分類した場合、多くの問題は”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time regional coverage”を扱う問題となる。この場合、「いかに少ない衛星数で広範囲を継続的に観測するか」という観点から軌道設計が行われる。詳細については後述するが、「広範囲を継続的に観測」という条件から、とりうる軌道要素の範囲を大幅に絞り込むことができるため、”discontinuous time”という問題設定よりも扱いが容易となることが多い。

上述の問題設定と比較して少数ではあるが、”discontinuous time regional coverage”という問題設定が扱われることもある。このような問題設定の場合、「ある観測と次の観測との間に時間が空いても良いという条件を活かして、いかに少ない衛星数で広範囲を観測するか」という観点から軌道設計が行われる。即ち、”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time regional coverage”という問題設定における軌道配置を基準として、ある観測と次の観測との間に時間が空いても良いという条件によってどの程度衛星数を減らせるかが焦点となる。そのため、このような問題設定に対する解法であっても、”continuous time, global coverage”

或いは”continuous time regional coverage”という問題設定の解法がベースとなる。

2) 設計軌道の評価基準

本項では、従来研究において、軌道設計結果をどのような観点から評価しているのかについて述べる。従来研究における軌道設計結果（コンステレーションの性能）は主に、ある条件が成立している期間の長さや、ある条件が成立する時間周期、或いはそれらの組合せによって評価されることが多い。従来研究における軌道設計結果の評価に利用されることの多い指標を次ページの表 3 に示す。 ”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time regional coverage”という問題設定の場合、time to global coverage によって軌道設計結果の良し悪しが評価されることが多い。一方、 ”discontinuous time regional coverage”という問題設定の場合には、revisit time や response time が軌道設計結果の評価に用いられる。問題設定によっては、これらの評価軸以外のものが利用されることもある。例えば通信衛星の場合には、任意に選んだ 2 機の衛星間で衛星間通信が成立している期間の長さが利用される。測位衛星であれば、測位サービスの提供対象地域における、同一地点・同一時刻における可視衛星数や GDOP が評価指標として用いられる。また、ここに挙げた評価軸以外にも、摂動による軌道配置変化に伴う評価軸の値の変化量や、軌道配置を構成するにあたっての各衛星の軌道投入のし易さ、ヴァン・アレン帯を通過する時間の長さなどが、設計結果の評価にあたって考慮されることもある。

表 3 従来の軌道設計における設計結果の主要な評価軸

revisit time/gap time time to global coverage response time	ある観測対象地域を観測した後、再度同一地域を観測できるまでに要する時間 全球(或いは特定の広範囲領域)を全域同時観測できる時間の長さ ある任意時刻から測った、特定地域を観測できるまでに要する時間
その他	問題設定固有の評価軸 (例えば、衛星間通信の成立時間、GDOPなど)

3) 軌道設計手法

続いて、従来研究における軌道設計手法を分類する。軌道設計は、設計結果の評価指標となっている数値を最大化、或いは最小化するという観点から行われる。従来の軌道設計手法は、問題設定の項で述べた様に、 ”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time regional coverage”を基準とした手法が殆どである。この様な手法のうち、特に広く膾炙している手法は次ページに述べる 3 つの方法である。これらの手法に共通している点は、同一地域を次々と異なる衛星が通過することと、同一時刻においてそれぞれの衛星が異なる地域を観測することの両方を可能な限り満たせる様に、軌道配置の対称性を高めるという観点から軌道設計を行う点である。この様な観点から軌道設計を行う場合、軌道配置が対称的になるという条件によって、各衛星の軌道要素が取りうる値は自ずと制限される。そのため、これらの 3 つの手法は、特定の対称性に関する条件を満たす軌道要素の組合せの中から、目的に合致する軌道要素の組合せを選択する様な手法となる。

3-1) Street of Coverage (SOC)

主に”continuous time, global coverage”を達成する目的で使用される。 ”Street of Coverage”とは、下の図 5 (A) の様に、同一の軌道（円軌道）面上に、観測領域が重複するように複数衛星を配置することで構成される、軌道に沿った観測帯のことを指す。この”Street of

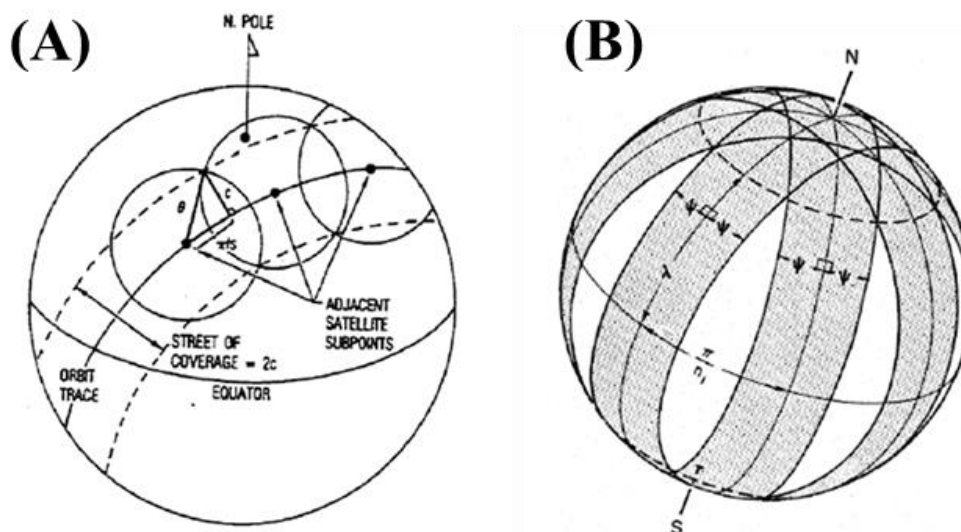


図 5 Street of Coverage [4]

Coverage”を図 5 (B) の様に複数並べ、ある軌道面上の衛星と、隣接する軌道面上の衛星の位相を調整することによって、広範囲を継続観測することが可能になる。この手法の利点は、センサの視野角や軌道高度等が定められると、”continuous time, global coverage”を達成するために必要な衛星数や各衛星の位相を解析的に求めることが可能となる点である。

3-2) Walker Constellations (WC)

現実の軌道設計において、最も頻繁に利用されている手法であり、GPS、COSMO-SkyMed 等でも採用されている。慣性座標系 (ECI) での軌道配置の対称性を高めることによって、”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time regional coverage”の達成を図ることが基本方針となる。この手法では、各軌道面の軌道高度・軌道傾斜角は共通とする。その上で、各軌道面の昇交点赤経を赤道面内で等間隔に配置し、各衛星の位相を軌道面内で等間隔に配置する。また、軌道は全て円軌道を仮定する。一般的に、この手法によって設計された軌道配置は T, P, F という 3 つの整数パラメータで表現される。3 つのパラメータの意味は以下の通りである。

- T: コンステレーションを構成する衛星の数
- P: 衛星を配置する軌道面の数
- F: 隣り合う軌道面に存在する衛星間の位相差

観測分解能とセンサ性能などから軌道高度、軌道傾斜角を定めてしまえば、Walker Constellations を構成する軌道配置は T/P/F の値だけによって定まる。ここで T/P/F は整数であり、かつこれらの値には関係式が存在するため、Walker Constellations は取りうる軌道配置が有限となる。そのため、取りうる軌道配置全てについて評価を行い、評価が最も高かった軌道配置を採用するというアプローチで軌道設計が行えることが、この手法の特徴の 1 つであり、利点でもある。下の図 6 に 4/1/0, 4/2/0 の Walker Constellation の例を示す。

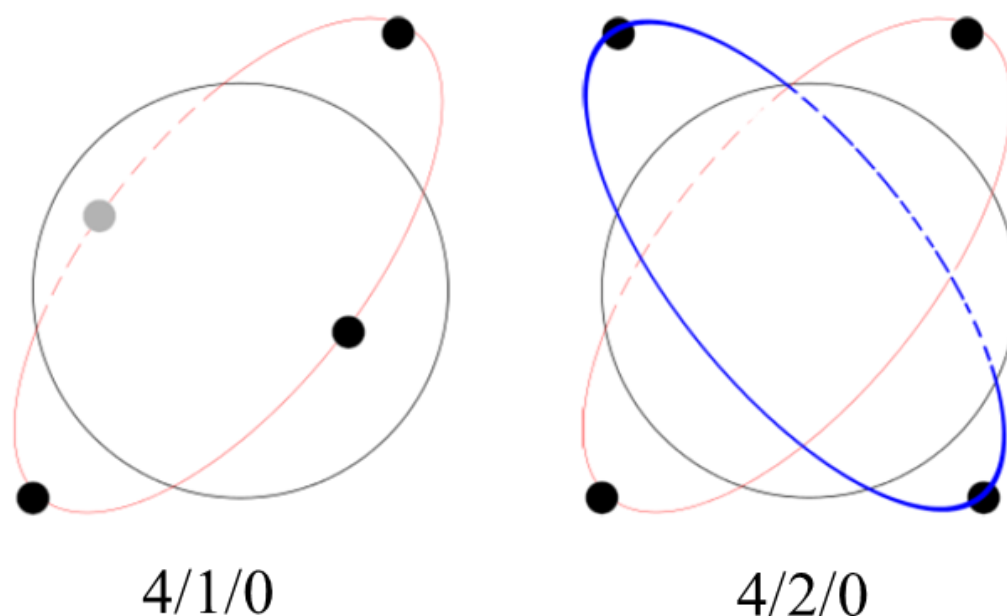


図 6 Walker Constellation の例 [5]

3-3) Flower Constellations (FC)

前述の 2 つと比較して歴史は浅いが、近年のコンステレーションミッションの検討において頻繁に採用が試みられている手法である。Walker Constellations 同様、軌道配置の対称性を高めることによって、”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time regional coverage”の達成を図ることが基本方針となる。Walker Constellations との相違点は、楕円軌道が利用可能であること、対称性の成立を図る座標系が回転座標系(ECEF)であることの 2 点であり、Walker Constellations よりも自由度の高い軌道設計を行うことが可能になる。Flower Constellation を構成する全ての衛星は、下の図 7 に示す様に、回転座標系上で 1 つの閉じた軌跡を描く。

観測分解能とセンサ性能などから軌道高度を定めてしまえば、Flower Constellations における軌道配置は、以下に示す 5 つの整数パラメータ $N_s / N_p / N_d / F_d / F_n$ と 3 つの実数値 $e / i / \omega$ のみで表現される。

- N_s : コンステレーションを構成する衛星の数
- N_p : 地球が N_d 回自転する間の、衛星が軌道周回数
- N_d : 衛星が軌道を N_p 回周回する間の、地球の自転回数
- F_d : 軌道面の数
- F_n : 同一軌道面内の衛星数
- e : 離心率
- i : 軌道傾斜角
(近地点の永年変化を避けるため、臨界傾斜角が用いられることが多い)
- ω : 近地点引数

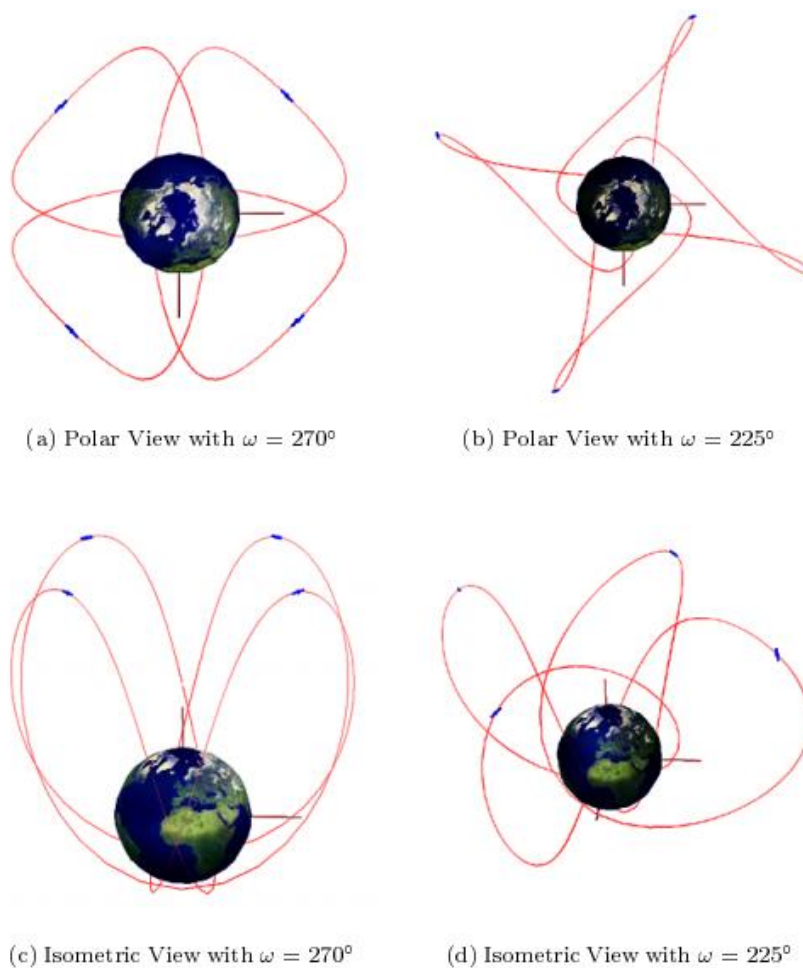


図 7 Flower constellation の例 [6]

Walker Constellations 同様，5つの整数パラメータには関係式が存在し，その組み合わせは有限となる．一方，3つの実数値に対しては，軌道の対称性という条件からの制約をかけることができず，数値探索が必要となる．

以上の様に，従来のコンステレーション軌道の設計においては，特定のコンステレーションの型を用いることによって軌道要素の取りうる範囲を制限した上で，取りうる軌道配置の全てについて評価を行い，評価の高い軌道配置を採用するという方法や，遺伝的アルゴリズム(GA, Genetic Algorithm)等の手法を用いて，評価軸となっている数値が高くなる軌道要素の組を探索する手法が用いられることが多い．上記に述べた手法以外にも，評価軸を高める軌道要素を，軌道配置の型を用いずに，GA等の手法を用いて直接探索する手法や，軌道要素と観測対象地域との間の解析的な関係式を立式し，その結果に基づいて軌道設計を行う例も存在するものの，報告例は少なくなる．

2.1.2 軌道設計における従来研究の問題点

本節では、前節で述べた従来の軌道設計手法の問題点について述べ、問題点を解決するための軌道設計手法がどうあるべきかについての考えを述べる。

従来の軌道設計手法における問題点の1つ目は、”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time, regional coverage”を基準とした手法が殆どであることと考える。このような問題が生じる背景の1つとして、従来のコンステレーションの利用方法があると考えられる。

従来のコンステレーションではそもそも、1つのコンステレーションでなるべく広範囲を連続的に観測し、不特定多数の広い範囲のユーザに観測データを提供するという利用方法が前提となっているように思われる。このような利用が前提となっている理由としては、以下の様な背景があると考えられる。まず、従来のコンステレーションは大型衛星で構成されていたことから、1つのコンステレーションを構成するために多額の費用が必要となる。そのため、特定の企業・法人・研究機関等がコンステレーションを占有しても採算が合わないため、不特定多数のユーザに観測データを提供できるようにすることが必要となる。そのため、重点的に観測したい地域の観測効率を高めつつも、同時になるべく広範囲を観測出来る様にするための軌道設計が一般的になったのではないかと考える。

しかし1章で述べた様に、近年、安価な小型衛星によるコンステレーションが現実的なものとなってきているため、コンステレーションを構成するための経済的閾値は低下しつつある。このことは近い将来、特定の企業・法人・研究機関が1つのコンステレーションを占有するという状況につながるものと考えられる。特定の企業・法人・研究機関が1つのコンステレーションを占有する場合には、従来の様な、なるべく広範囲をカバーするという観点からの設計ではなく、コンステレーションを占有するユーザの目的に特化した様な軌道設計が望ましいと考える。具体的には、広範囲をカバーするのではなく、ユーザが観測したい特定の狭い地域・地点を高頻度に観測するための軌道設計が望ましいといえる。しかし、前節2.1.1節で述べた様に、従来の軌道設計手法は広範囲を高頻度ないしは継続的に観測することを可能にするという観点から軌道設計が行われるため、特定の狭い地域・地点に特化した軌道設計を行うことは困難となる。従って、特定の狭い地域・地点に特化した新しい軌道設計手法が必要になると考えられる。

更に、広い範囲の観測ではなく、特定の狭い地域・地点の観測について考える場合には、従来検討されていなかった新しい評価軸を考えることができる。それは、どの様なタイミングで観測対象地域を通過するのが望ましいかという、通過タイミングに対する要求をどの程度満たせるかというものである。特定の狭い地域・地点を観測したいという要求まで定まっている場合には、それぞれの地域をどの様な時間帯に観測できることが望ましいかという要求まで定めることが可能である。通過タイミングの指定にまで対応可能な軌道設計を行うことによって、より細やかなユーザニーズにも対応可能となることが期待できる一方で、従来の軌道設計では、通過タイミングを軌道設計結果の評価に用いている例は少ない。従って、通過タイミングの指定にも対応できる軌道設計手法を考えることが必要であると考えられる。以上が1つ目の問題点である。

従来の軌道設計手法における問題点の2つ目は、軌道設計結果と評価関数との対応関係が不明瞭な点にあると考える。従来の軌道設計では、前節2.1.1節で述べた様に、特定の型を利用することによって軌道要素の取りうる範囲を狭めるか、高い評価関数値を得るための軌道要素を数値探索によって直接求める手法が殆どである。前者であれば、軌道要素と評価関数との対応関係について、ある程度の予想をつけることも可能であると考えられるが、このような特定の型は”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time, regional

coverage”を基準としたものであるため、特定の狭い地域・地点の観測について考える場合には、これらの型を用いないことによって、より高い評価関数値を得られるような軌道配置を見出せる可能性がある。すると、従来頻繁に用いられる軌道設計手法としては、高い評価関数値を得るための軌道要素を数値探索によって直接求める手法を選択することになる。しかし、GA 等による数値探索手法は、評価関数とパラメータ(軌道要素)との対応関係をブラックボックス化したまま探索が行われるため、得られた結果の最適性に関する検証が困難である。即ち、得られた結果がどのような因果関係から導かれたのか、得られた解は本当に改善の余地がないのか、といった解の吟味に多大な労力を要すると考えられる。従って、実際には解を改善できる余地が残されている可能性があったとしても、その可能性に気付くことは疎か、どのようにすれば解を改善できる可能性があるかに関する知見を得ることも困難となると考える。以上の様な理由から、得られた評価関数値が各衛星の軌道要素のどのような特徴に由来しているのかについて、設計者が把握することを容易にするような、新しい軌道設計手法が必要であると考えられる。以上が2つ目の問題点である。

2.2 プランニング問題

2.2.1 従来研究におけるプランニングの扱い

本節では、コンステレーションにおけるプランニングに関する従来研究について述べる。具体的には、これまでの軌道設計において扱われてきた問題の設定とプランニング手法について概観する。

1) 問題設定

従来のプランニング問題は、ユーザからリクエストされた多くの観測要求地域のうち、なるべく多くの地域を観測するためには、どの地域をいつ観測すれば良いかという問題を扱う。ここで、ユーザからリクエストされる地域は常に同じ地域とは限らず、プランニング期間開始時に Ad-Hoc に定められるという設定となっている。従来研究で扱っている問題では、リクエストされた地域の全てを観測することは、通常、以下に述べる種々の制約条件によって不可能となる。制約条件とは、例えば、1機の衛星が保存できる観測データ量や、衛星から地上局にダウンリンクできるデータ量といった衛星の性能に起因する条件であったり、或いは、観測対象地域や地上局の上空を十分な仰角で通過できなかったり、地上局からの可視時間が短かったりといった軌道配置に起因する条件などが挙げられる。これらの制約条件の下、ある定められた期間内で、ユーザからリクエストされた観測地域のうち、可能な限り多くの地域を観測するためには、リクエストされた地域のうちのどの地域を選択すべきか、そして、選択した地域をどのような順序で観測するのが良いかという問題を扱うのが、従来のプランニング問題の枠組みとなる。

2) プランニング結果の評価基準

1)で述べた様な問題に対し、従来研究ではプランニング結果の良し悪しをどのような観点から評価しているかについて述べる。評価関数として通常用いられる数値は、ユーザからリクエストされた観測地域のうち、実際に観測できた地域の数である。また、それぞれのリクエストに対し優先度を設け、優先度で重みづけした地域数を評価軸とすることも頻繁に行われる。その際、リクエストの優先度はプランニング期間中一定として扱われる。以上の評価軸では観測した段階で評価値が積算されるが、観測したデータが地上局にダウンリ

リンクされて初めて評価関数の値が積算されるような問題設定も扱われる。

3) プランニング手法

1)で述べた様な問題に対し、従来研究で提案されてきた解法は大きく大別すると3つの手法に分類できる。1つは人の経験則に基づくヒューリスティックな手法、もう一つは最適化理論に基づいた解析的な手法、残る1つはGA等に代表される最適化メタヒューリスティクス手法である。いずれの手法も、プランニング期間中に観測地域の優先度が変わらないことを前提とし、プランニング問題を組み合わせ最適化問題として扱うことによって適用可能となる手法である。

2.2.2 プランニングにおける従来研究の問題点

本節では、前節で述べた従来のプランニング手法の問題点について述べ、問題点を解決するためのプランニング手法がどうあるべきかについての考えを述べる。

従来のプランニング手法における問題点の1つ目は、観測地域の優先度が変わらないことを前提としている点であると考えられる。軌道設計における問題点で述べた様な、どの様なタイミングで観測対象地域を通過するのが望ましいかという、通過タイミングに対する要求をどの程度満たせるかといった問題を考えた場合、ある地域に対する観測要求の優先度を通過タイミングの関数として表現することが適切であると考えられる。優先度を通過タイミングの関数として表現するという事は、プランニング期間中に優先度が変化することになる。しかし、従来のプランニング手法では、プランニング期間中に観測地域の優先度が変わらないことを前提としているため、この様な問題設定に対応することが出来ない。そのため、プランニング問題に対する新しいアプローチについて検討することが必要であると考えられる。以上が1点目の問題点である。

従来のプランニング手法における問題点の2つ目は、観測に失敗することが考慮されていない点であると考えられる。光学観測衛星では、撮影地域が雲に覆われている場合には観測を行うことが出来ない。このことは光学観測を行う上で大きな問題であると考えられる。地球観測を行う超小型衛星であるPRISMでも、多くの場合、画像に雲が写っているために、観測地域の一部が欠損してしまうことが頻繁に生じている。この問題に対処する方法として、予め観測対象地域が固定されているのであれば、天気用法等で事前に対象地域の天気を確認し、晴れの確率が高いタイミングを狙って観測を行うという方法が考えられる。しかし、天気用法には不確かさが伴うため、天気予報が晴れであっても確実に観測が成功することにはならない。従って、特に光学観測衛星で構成されるコンステレーションについては、不確かさを考慮したプランニング手法が有効であると考えられる。一方で、従来研究で扱われてきたプランニング手法は、確率事象を考慮してない決定論的な手法であるため、確率事象に対応できるという観点から新しいプランニング手法について検討することが必要であると考えられる。

2.3 従来研究におけるコンステレーション設計の問題点

本節では、2.1 節で述べた軌道設計手法と 2.2 節で述べたプランニング手法を統合し、1 つのコンステレーション全体の設計問題と捉えた場合に、従来手法にどのような問題があるかについて述べる。コンステレーション全体の設計を考えた場合に、従来手法において問題であると考えられる点は、プランニングと軌道設計がほぼ完全に独立の問題として扱われている点であると考えられる。

このような問題が生じる背景については、以下の様なことが挙げられると考える。従来の軌道設計手法でも述べた様に、これまでのコンステレーション利用方法は、不特定多数のユーザを想定し、なるべく広い範囲を観測できるように軌道が設計されている。プランニングについても、不特定多数のユーザからの Ad-Hoc なリクエストに、一定期間内で可能な限り対応するという観点から最適化が行われる。そのため、軌道設計問題とプランニング問題との結びつきが、後述する様な問題設定の場合と比較して弱いため、独立の問題として扱われてきたと考える。

しかし、特定のユーザを想定し、観測対象が限定されているという状況を想定し、特定の狭い地域・地点に特化したコンステレーションを設計することを考えた場合、どのような軌道配置であるかということは、特定地域を通過するタイミングや同一地域を通過する衛星の数に直結するため、プランニング問題と軌道設計問題が密接に結び付くと考えられる。そのため、プランニング結果を踏まえて、軌道設計結果を改善していくようなプロセスが必要になるが、従来手法ではこのような問題を解くための明確な方針は存在しない。

以上のことから、プランニング問題と軌道設計問題を包括的に扱える手法が必要になると考えられる。

2.4 本章のまとめ

本章ではコンステレーション設計法に関する従来研究を概観し、コンステレーション設計において扱う問題の詳細と従来の設計法の問題点について、軌道設計問題・プランニング問題の 2 つに分けた上でそれぞれについて述べた。軌道設計問題・プランニング問題のそれぞれについて、本研究で指摘した問題点をまとめると以下の様になる。

● 軌道設計手法に関する問題点

- 1). ”continuous time, global coverage”, 或いは”continuous time, regional coverage”を基準とした手法が殆どであるため、特定の狭い地域・地点に特化した軌道設計を行うことが困難
- 2). 特定の狭い地域・地点に特化した軌道設計を行うことを試みた場合、GA 等による数値探索手法に頼らざるを得ないが、その場合、軌道設計結果と評価関数との対応関係が不明瞭となるため、得られた結果の最適性に関する検証が困難

● プランニング手法に関する問題点

- 1). プランニング期間中に観測地域の優先度が変わらないことを前提としているため、観測要求の優先度がプランニング期間中に変わる様な問題に対処することが困難
- 2). 観測に失敗することが考慮されていないため、天候等の理由によって観測が失敗する

ことを考慮した上での最適化を行うことが困難

また、軌道設計問題とプランニング問題を統合した 1 つのコンステレーション設計問題を考えた場合には、以下の様な問題が生じること指摘した。

● コンステレーション設計手法という観点からの問題点

プランニング問題と軌道設計問題が密接に結び付いており、プランニング結果を踏まえて、軌道設計結果を改善していくようなプロセスが必要になる様な問題に対して、明確な解法の方針が存在しない。

また、ここまでで挙げた様な問題が生じる原因が、従来のコンステレーション設計において想定されているコンステレーションの利用方法にあること、即ち、1 つのコンステレーションでなるべく広範囲を連続的に観測し、不特定多数の広い範囲のユーザに観測データを提供するという利用方法が前提となっていることが要因であることを指摘した。この様な利用方法に対して、本研究で想定するコンステレーションの利用方法は、特定の企業・法人・研究機関が 1 つのコンステレーションを占有し、占有するユーザの目的に特化した様な観測を行うという利用方法である。そのため、軌道設計・プランニング・コンステレーション設計のそれぞれにおいて、前ページで述べた様な問題が生じることを述べた。

次章以降では、特定のユーザの目的に特化した様なコンステレーションを設計するという問題を、本研究でどの様に定式化して扱い、どの様な解法を用いて解くのかについて、順次述べていく。

第3章 本研究で扱う問題の設定と定式化

本章では，本研究で扱うコンステレーション設計問題の内容を具体化し，最適化問題として定式化する．特に，従来手法での扱いとの差異について重点を置いて述べる．

3.1 プランニング問題の設定と定式化

本節では，本研究で扱うプランニング問題の定式化について述べる．本研究では，従来手法では扱われてこなかった，撮影地域の需要と観測成功確率の時間変化を扱えるような問題設定を行う．

3.1.1 観測対象地域の扱い

本研究ではまず，下の図 8 に示す様な 80 か所の観測対象地域が指定されているものとする．本節以降では，観測対象地域はここに示す 80 か所で固定するものとし，最適化過程において観測対象地域が変更されることはないものとする．

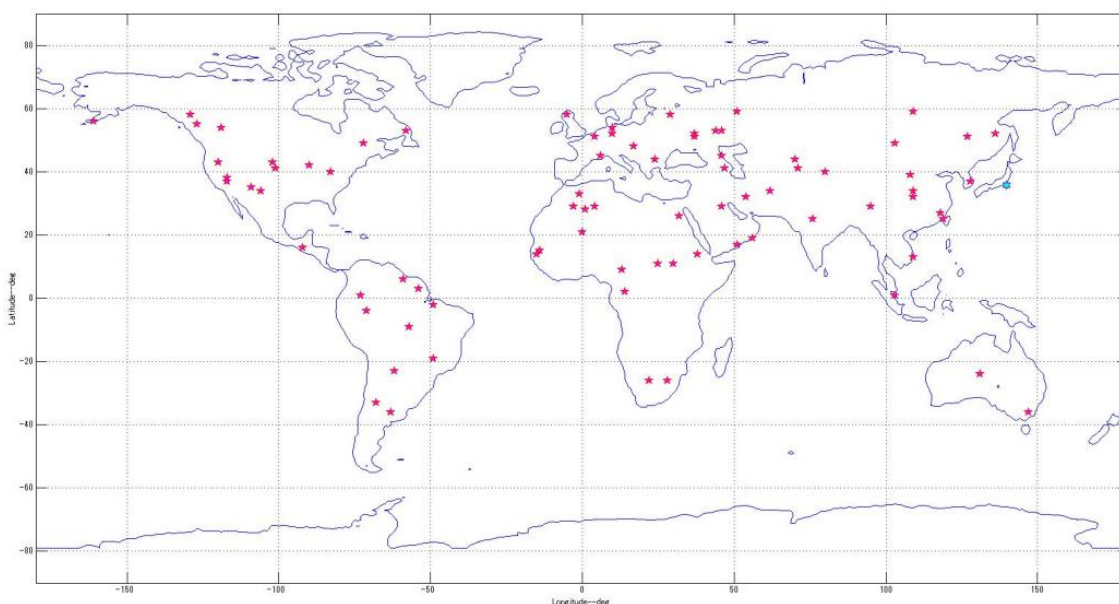


図 8 本研究で扱う観測対象地域の分布

続いて，80 か所の観測対象地域それぞれについて撮影失敗確率を定める．この撮影失敗確率は天候の影響を考慮したものである．光学センサによる観測を行う場合には，曇りや雨の場合，撮影対象地域を観測することができない．このことを考慮して，0~1 の範囲で 1 時間ごとに変化する乱数を設定し，この値を撮影失敗確率として定める．下の図 9 に撮影失敗確率の例を示す．本研究では，地域ごとに異なる撮影失敗確率を設定している．ただし，最適化過程において撮影失敗確率のプロファイル自体が変化することは扱わない．

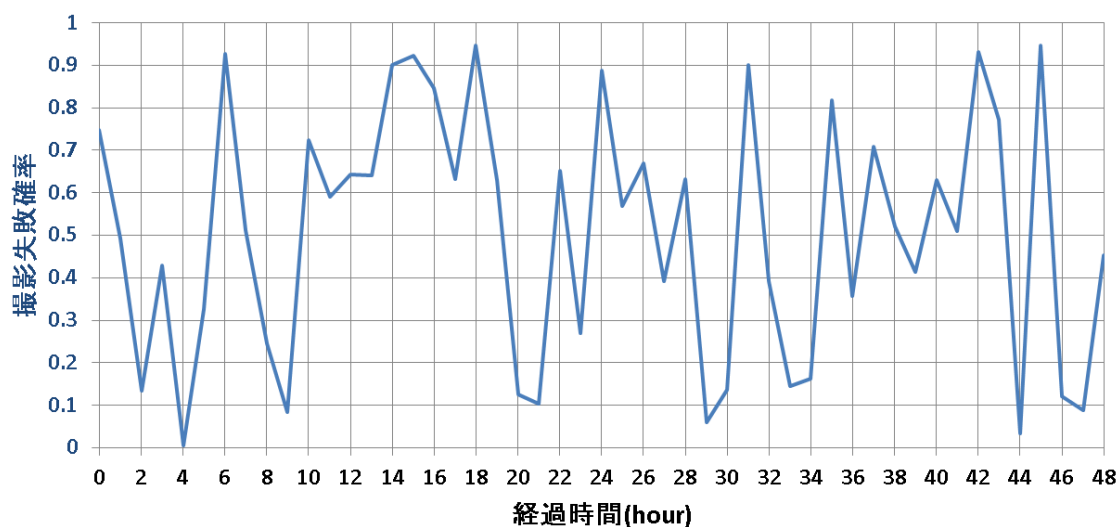


図 9 撮影失敗確率の例

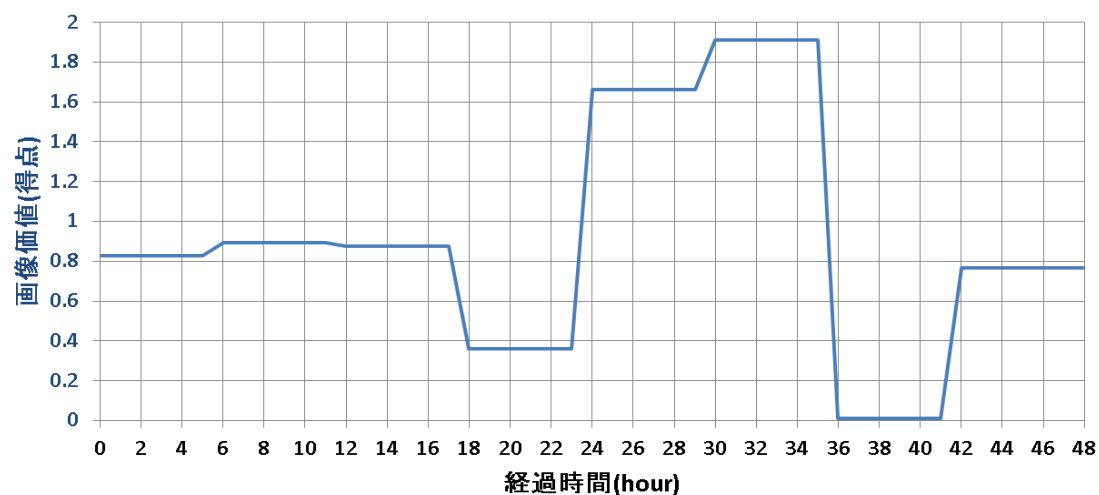


図 10 画像価値(得点)の例

続いて、80か所の観測対象地域それぞれについて画像価値(得点)を定める。この画像価値(得点)は各地域に対する需要を考慮したものである。観測地域によっては、特定の決まった時間帯に観測されたデータが必要である場合や、あるイベントが発生した直後に観測データに対する需要が高まり、以降、時間の経過とともに需要が下がっていくなど、時間帯ごとに需要が異なることが想定される。このことを考慮して、0~2の範囲で数時間ごとに変化する乱数を設定し、この値をその地域を撮影した場合に得られる得点(画像価値)として定める。前ページの図 10 に画像価値(得点)の例を示す。本研究では、地域ごとに異なる画像価値(得点)を設定している。ただし、最適化過程において画像価値(得点)のプロファイル自体が変化することは扱わない。

3.1.2 評価関数の扱い

本研究で扱うプランニング問題では、ある地域を観測した際に、その地域の画像価値に応じて点数が得られるものとする。プランニング問題の目的は、一定期間内に取得できる得点の総計を最大化する様に、いつ、どの地域を、どの衛星で観測すれば良いかを定めることである。但し、同じ地域を2回以上観測しても点数は加算されないものとする。また、撮影に失敗した場合にも、得点は加算されない。加えて、各衛星が撮影・保持できる地域の数には制限があるものとし、制限を越えて撮影を行うことはできないものとする。但し、地上局を通過した衛星については、地上局通過後に撮影画像枚数がゼロになり、再び観測が行えるようになるものとする。以上の内容を定式化すると以下の様になる。

$$\text{determine } a_{(t)} \text{ to maximize } J = \text{Expectation} \left(\sum_{t=0}^{t=T_{end}} v_{(t)} \right) \quad (3.1)$$

where $v_{(t)} =$

$$\begin{cases} 0: \text{撮影に失敗した場合, 撮影枚数の上限に達した場合, 既取の地域の場合} \\ v: \text{未取得の地域の場合, 但し, } v \text{の値は地域ごとに定められたプロフィールに沿って変化} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$a_{(t)} = (\text{時刻}t\text{において観測可能な対象地域を観測するか否か}) \quad (3.3)$$

3.2 軌道設計問題の設定と定式化

本節では、本研究で扱う軌道設計問題の定式化について述べる。軌道設計問題における従来研究との差異は、軌道配置に関する扱いと評価関数の扱いの2点に集約される。

3.2.1 軌道配置の扱い

従来の軌道設計問題では、Walker Constellation や Flower Constellation に代表されるように、特定のコンステレーションの型を仮定することによって、軌道要素に制約を設けることが多い。型を用いることにはパラメータ(軌道要素)の探索範囲を狭めることができるというメリットがある。特に Walker Constellation の場合には、軌道高度と軌道傾斜角を定めてしまえば、取りうる軌道配置のパターン自体が有限となるため、全ての軌道配置のパターンについて評価関数の値を計算することが可能となる。一方で、この様な設計方法では、予め検討から漏れてしまっている軌道配置が多いというデメリットがあるため、本研究では特定のコンステレーションの型を想定しない。

但し、多くの地球観測衛星は離心率がほぼゼロの軌道、かつ、太陽同期準回帰軌道が採用されることが多いため、本研究では、コンステレーションを構成する全ての衛星の軌道は、円軌道かつ太陽同期準回帰軌道に限定する。また、軌道高度も全ての衛星で固定とする。

この条件から、変更可能なパラメータは昇交点赤経、緯度引数（近地点引数と近点離角

の和)となる。これらのパラメータは J2 摂動によって永年変化するが、本研究では、プランニング開始時点における値を最適化するものとする。

3.2.2 評価関数の扱い

従来の軌道設計問題では、global coverage や revisit time など軌道計算結果からそのまま計算可能な値を評価関数として、軌道要素を最適化することが多い。この様な評価関数の採り方の一因として、従来の軌道設計問題の多くは、特定の地域を通過するタイミングにまで踏み込んだ軌道設計を必要としないためということが考えられる。

しかし、本研究では特定の地域を通過するタイミングが重要となる様なプランニング問題を扱っているため、評価関数の値はプランニング結果に基づいて定める。即ち、前節の式(3.1)の値をある軌道配置の評価関数とする。即ち、本研究で扱う軌道設計問題は、以下の(3.4)式に示す様な最適化問題となる。そのため、ある軌道配置の評価を行うためには、その軌道配置でのプランニング問題を解くことが必要になる

$$\begin{aligned} & \text{determine } \Omega, l \quad \text{at } t = 0 \quad \text{for each satellite,} \\ & \text{to maximize } J = \text{Expectation} \left(\sum_{t=0}^{t=T_{end}} v(t) \right) \end{aligned} \tag{3.4}$$

3.3 本章のまとめ

本章では、本研究で扱うコンステレーション設計問題について、従来手法と比較しつつ、最適化問題という観点からの定式化について述べた。プランニング問題、軌道設計問題のそれぞれについて、従来手法との相違点をまとめると以下の様になる。

1) プランニング問題

従来扱われて来なかった、観測地域に対する動的な要求(撮影成功確率, 需要の時間変化)を扱う。

2) 軌道設計問題

Walker Constellation や Flower Constellation に代表されるような、特定のコンステレーションの型を仮定しない。また、軌道設計問題の評価関数として、プランニング結果を直接利用する。

次章以降では、本章で定式した問題の解法について順次述べていく。

第 4 章 提案するコンステレーション設計手法の概要

本章では提案するコンステレーション設計手法の概要について述べる。本研究で提案する手法は、プランニング問題と軌道設計問題それぞれについて独立の解法を利用し、両者を統合することで軌道設計とプランニングを交互に改善する手法となっている。プランニング問題と軌道設計問題の解法の詳細についてはそれぞれ、5章および6章で述べる。

4.1 提案する設計手法の概要

前節で述べた様に、本研究で扱うコンステレーション設計問題では、軌道設計問題の解の評価を行うためにはプランニング問題を解く必要がある。しかし、Walker Constellation や Flower Constellation の様な特定のコンステレーションの型を使用しない場合、軌道配置は無数に存在することとなる。従来はこの様な問題に対しては Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization といった、ランダムな数値探索に基づく手法が用いられることが多い。ランダムな数値探索を行う場合には、何等かの評価関数が必要になる。仮にプランニング結果を軌道配置の良し悪しを判断する評価関数とした場合、その値は、シミュレーションを通してプランナが学習した結果、学習曲線がどの程度の値に収束したか、という基準によって定まることになる。上記のいずれの手法においても、最適軌道配置の探索過程で逐一シミュレーションが必要となるため、莫大な時間的コストが要求される。このことは検討可能な軌道配置のパターンの制限につながるため、大域的最適解の見落としにもつながるものと考えられる。従って、従来頻繁に行われてきた様な、GA 等を用いた数値探索を行う場合、膨大な時間を費やしても僅かなデザインパターンしか評価できないため、最適化に困難を伴うと考えられる。加えて、プランニング結果と軌道要素の関係を解析し、勾配法等に基づく解析的な最適化手法を適用することも困難であると考えられる。

そこで本研究では、解析モデルと機械学習を組み合わせることで、プランニング結果を軌道要素の関数として表現し、関数の値を最大化する様な軌道要素を求めることで軌道配置を決定するという方針について検討する。検討した手法では、プランニング結果と軌道要素との関係性を近似的に予測する近似評価関数モデルを用いる。しかし、近似評価関数と真の評価関数（プランニング結果）の間には誤差が存在する。そこで、ある程度の軌道配置に対してプランニングを行いながら、プランニング結果と近似評価関数との誤差を軌道要素の関数として学習を通じて獲得する。このプロセスによって、プランニング結果を軌道要素の関数として表現することが可能になるため、最も良いプランニング結果が得られる軌道配置を求める問題を、関数の最大化問題として扱うことが可能になる。

上記の方針を適用する場合には、軌道要素と近似評価関数との誤差の対応付けを学習するためのデータが必要になるため、軌道配置の変更とプランニングを交互にイタレーションするプロセスが必須となる。本研究で検討するコンステレーション設計問題の解法の流れを以下に示す。

本研究で検討するコンステレーション設計問題の解法の流れ

- 1). まず、予め定めた初期軌道配置について近似評価関数値を計算する.
- 2). 続いて、1)で使用したものと同一軌道配置について、プランニング問題を解き、近似評価関数値との誤差を計算する.
- 3). 2)で計算した誤差と、計算に用いた軌道要素を評価関数誤差学習器に入力し、学習器のパラメータを更新する.
- 4). 近似評価関数値と学習器が出力する誤差との合計値を、プランニング結果の予測値とみなし、プランニング結果予測値が最大となる軌道要素を求める.
- 5). 4)で求めた軌道要素の下でプランニング問題を解き、近似評価関数との誤差を求める
- 6). 3)のプロセスに戻る

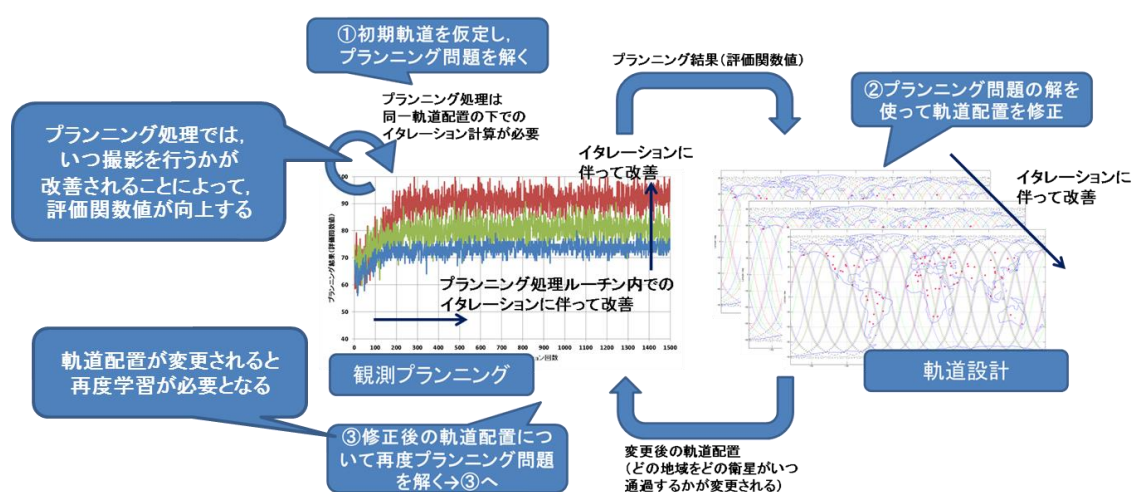


図 11 提案するコンステレーション設計問題の解法

上の図 11 に検討する設計手法の流れを示した概念図を示す. ここまでで提案した設計手法を実際に適用するに当たっては、以下の様な問題点が存在する.

問題点 1) プランニング問題の解法

1つ目の問題点は、プランニング問題をどの様にして解くか、という問題である. 今回の問題の場合、各衛星が撮影できる地域に上限があるという制約があり、かつ、観測に成功した場合の得点や観測の成功確率が時間変化するという設定下での最適化問題となるため、従来研究で扱われている問題よりも複雑である. 今回のプランニング問題は制約条件付確率的最適化問題となるため、確率的最適制御手法の一種である強化学習を適用することを検討した. 強化学習を用いるための問題の定式化と解法の具体的な内容については、次の 5 章で述べる.

問題点 2) プランニング結果のモデル化と軌道要素との対応付けの方法

2つ目の問題点は、プランニング結果をどの様にして軌道要素と対応付けるかという問題である. この問題に対する解決策として、本研究ではまず、プランニング問題の問題設定から、撮影成功確率に関する設定を敢えて取り外した、決定論的な問題設定を考えた. その上で、決定論的な問題設定におけるプランニング結果をある程度予測可能とするような、近似的な評価関数モデルを幾何学的考察に基づいて構築する. このモデルから導かれる近

似評価関数は軌道要素のみの関数となっており、かつ微分可能であるため、SQP 等、通常の制約条件付き非線形最適化手法に基づいて最適解を得ることも可能である。

しかし、近似評価関数には 10%~15%程度の誤差が存在するため、近似評価関数の最大値が必ずしも真の評価関数の最大値に一致するとは限らないという問題がある。そのため、近似評価関数の誤差を推定しながら評価関数の最大化を図るという方針を考え、Bayesian Optimization による軌道設計を提案する。近似評価関数の誤差の推定精度を上げるためにはシミュレーションを実際に行う必要があるものの、Bayesian Optimization では推定誤差予測値の共分散に基づいて、誤差推定精度を高めるために必要なデータと、評価関数最大値の探索のために必要なデータを効率良く予測することができると考えられる。そのため、従来手法よりも遥かに短時間で、最適な軌道配置候補を探索可能と考えられる。提案手法の詳細については 6 章で述べる。

4.2 本章のまとめ

本章では、3 章で定式化した問題に対する解法の概要について述べた。本研究で扱う問題では、プランニング問題と軌道設計問題を交互にイタレーションしながら改善していくことが必須となる。

プランニング問題については強化学習による解法を用いることを提案した。今回のプランニング問題は制約条件付確率的最適化問題となるため、確率的最適制御手法の一種である強化学習との相性が良いと考えられる。

軌道設計問題については解析モデルと機械学習を組み合わせることで、プランニング結果を軌道要素の関数として表現し、関数の値を最大化する様な軌道要素を求めることで軌道配置を決定するという解法を提案した。提案手法ではまず、軌道要素との対応付けが数学的に明確になるように、評価関数を近似する。続いて、この近似評価関数の値と、シミュレーションを行うことによって得られる真の評価関数値との誤差をモデル化する。近似評価関数と誤差モデルを組み合わせることで得られる関数を真の評価関数とみなし、この評価関数を基準とした最適化を行うことで、真の評価関数に対する最適解の獲得を図る。

5 章および 6 章では、本章で述べたプランニング問題、軌道設計問題の解法それぞれについて詳細を述べ、解法を検証した結果を記す。

第5章 強化学習を用いたプランニング手法

5章では、本研究で提案するコンステレーション設計の内、まずプランニングに焦点を絞り、具体的な問題の解法とその検証結果について述べる。

5.1 強化学習問題としてのプランニング問題の定式化と解法

5.1.1 問題の定式化

まず、以降で用いる時刻 t の意味について述べる。ここで用いている時刻 t とは、シミュレーション中に、ある衛星が撮像対象地域のどこかを通過した回数である。今回の問題設定下において、衛星が撮影する・しないの選択を行えるのは、ある衛星が撮像対象地域のどこかを通過するときだけなので、その間の時刻について扱う必要はない。そこで、シミュレーション開始タイミングを $t=1$ と定め、以降、いずれかの衛星がいずれかの地域を通過するタイミングごとに、 $t=2,3,\dots$ とインクリメントした。

続いて、時刻 t における状態をあらわす、状態ベクトル \mathbf{s} の定め方について検討する。本研究では、衛星 1 機 1 機ではなく、コンステレーション全体を 1 つのエージェントと考え、その状態を (5.1) 式に示すような、1 つの状態ベクトル \mathbf{s} で定める。このような状態ベクトル \mathbf{s} の定め方をした理由については後述する。

$$\mathbf{s} = \{t, N_{sat1}, N_{sat2}, \dots, N_{sat_Max}, M_{pos1}, M_{pos2}, \dots, M_{pos_Max}\} \quad (5.1)$$

ここで、

- N_{sat_k} : 時刻 t における、 k 機目の衛星のメモリ残量 (保有できる残りの画像枚数)
- M_{pos_j} : 時刻 t において、 j 番目の撮像対象地域が未取得 (1) か否 (0) か

続いて、各時刻 t においてエージェントが選択できる行動を表す、行動ベクトル \mathbf{a} を下の(5.2)式のように定める。ここで、時刻 t の定義から、ある時刻に行動できる衛星は 1 機であるため、衛星ごとに \mathbf{a} を区別して扱うことはせず、時刻 t における、1 つのコンステレーションエージェントの行動として扱っている

$$\mathbf{a}(t) = \begin{cases} \mathbf{0}: & \text{時刻 } t \text{ において、その地域を撮影しない} \\ \mathbf{1}: & \text{時刻 } t \text{ において、その地域を撮影する} \end{cases} \quad (5.2)$$

これらの \mathbf{s} , \mathbf{a} について、ある状態 \mathbf{s} において、ある行動 \mathbf{a} を選択する確率を $\pi_{(\mathbf{s}, \mathbf{a})}$ と表す。また、ある状態 \mathbf{s} において、ある行動 \mathbf{a} を選択したことによって得られる、報酬関数 $r(t)$ を以下の(5.3)式のように定める。

$$r(t) = \sum_{i=1}^t v(t)/(T_{end} + 1 - i) \quad (5.3)$$

ここで、 $v(t)$ は時刻 t における、異なる地域の画像の価値 (得点) である。即ち、撮影を

行わない場合でも、これまで取得している画像の価値（得点の総計）に応じて報酬を与えるものとする．この様な報酬関数を定義した理由は、あえて撮影を行わず、将来を見越してメモリに余裕を残すという行動も評価できる様にするためである．

なお、この様な報酬関数を用いた場合、エピソード終了時までの最終的な収益は、

$$\begin{aligned} R &= \sum_{t=1}^{T_{end}} \sum_{i=1}^t v(t)/(T_{end} + 1 - i) \\ &= \sum_{t=1}^{T_{end}} \left(\frac{v(1)}{T_{end}} \right) + \sum_{t=2}^{T_{end}} \left(\frac{v(2)}{T_{end} - 1} \right) + \dots + \sum_{t=T_{end}-1}^{T_{end}} (v(T_{end}-1)) \\ &= v(1) + v(2) + \dots + v(T_{end}) \end{aligned} \quad (5.4)$$

となり、取得した画像価値の合計と一致する．即ち、報酬関数に時間に関する項が含まれている一方で、最終的な評価関数の値には、時間による影響は現れない．

以上の (5.1) ~ (5.3) 式の様な状態表現を用いれば、ある状態 $\mathbf{s}_{(t)}$ で行動 \mathbf{a} をとったときに、次の状態 $\mathbf{s}_{(t+1)}$ へ移る状態遷移確率 $P_{\mathbf{s}_{(t)}\mathbf{s}_{(t+1)}}^{\mathbf{a}}$ 、および、その時に得られる報酬の期待値 $R_{\mathbf{s}_{(t)}\mathbf{s}_{(t+1)}}^{\mathbf{a}}$ は、いずれも、行動 \mathbf{a} 、状態 $\mathbf{s}_{(t)}$ 、および、次の時刻における状態 $\mathbf{s}_{(t+1)}$ だけに依存する．よって、ある状態 $\mathbf{s}_{(t)}$ が与えられたとき、次の状態 $\mathbf{s}_{(t+1)}$ への遷移は、1次マルコフ過程の条件を満たしていると言える

以上の様な設定の下で、 $r_{(\mathbf{s},\mathbf{a})}$ を用いて (4) 式の様に表示する、収益と呼ばれる量を用いる．この量は、ある時刻 t に降に得られた、報酬の合計値である．更に、時刻 $t=1$ からの収益 $R_{(1)}$ を用いて、(5.5)式に示すような評価関数 J を定める．

$$R_{(t)} = \sum_{k=t+1}^{t_{end}} r_{(\mathbf{s}_{(k)},\mathbf{a})} \quad (5.5)$$

$$J = E\{R_{(1)}\} \quad (5.6)$$

(ここで、 $E\{\cdot\}$ は、 $\{\cdot\}$ に対する期待値)

即ち、 J は収益 $R_{(0)}$ の期待値であり、今回の問題の場合、始端時刻 $t=1$ から t_{end} までに得られる画像の総数に比例する量の期待値である．よって、始端時刻 $t=1$ から終端時刻 $t=t_{end}$ までに辿る任意の状態 \mathbf{s} における行動 \mathbf{a} の選択確率 $\pi_{(\mathbf{s},\mathbf{a})}$ について、 J を最大化するものを求めることができれば、問題の解が得られたことになる．

5.1.2 問題の解法

5.1.1 で定式化した問題を解くために、次の(5.7)式に示す、状態価値関数 $V_{\mathbf{s}_{(t)}}^{\pi}$ を用いる．この式は、ある状態 \mathbf{s} において \mathbf{a} という行動を選択する確率が常に $\pi_{(\mathbf{s},\mathbf{a})}$ であるという条件 (確率方策 π に従うという条件) に従って行動する場合について、時刻 $t = t_k$ における状態ベクトルが $\mathbf{s}_{(t_k)} = \mathbf{s}$ であった場合の、 $t = t_k + 1$ 以降の収益の期待値を表現している．

$$V_{\mathbf{s}_{(t_k)}}^{\pi} = E\{R_{(t_k)} \mid \mathbf{s}_{(t_k)} = \mathbf{s}\} \quad (5.7)$$

$V_{\mathbf{s}_{(t)}}^{\pi}$ の定義から、次の(5.8)式に示す、Bellman 方程式が成り立つ．

$$\begin{aligned}
V_{s(t)}^\pi &= E\{r_{(t+1)} + V_{s(t+1)}^\pi \mid s(t) = s\} \\
&= \sum_a \pi_{(s,a)} \sum_{s(t+1)} P_{s(t)s(t+1)}^a \{R_{s(t)s(t+1)}^a + V_{s(t+1)}^\pi\}
\end{aligned} \tag{5.8}$$

ここで、 $V_{s(t)}^\pi$ はある方策 π に従うという条件下でのみ、適用できる量であり、異なる方策 π' に従う場合には、別の状態価値関数 $V_{s(t)}^{\pi'}$ が適用される。(5.5)式と(5.8)式を比較すると、 J を最大化する方策を求めるとい問題は、初期時刻における状態価値関数 $V_{s(t)}^\pi$ を最大にするような方策を求めるとい問題と同じことが分かる。

続いて、以下の式(5.9)に示す、行動価値関数 $Q_{s(t)}^\pi$ を用いる。この式は、ある状態 s において a という行動を選択する確率が常に $\pi_{(s,a)}$ であるという条件(確率方策 π に従うという条件)に従って行動する場合について、時刻 $t = t_k$ における状態ベクトルが $s_{(t_k)} = s$ であり、かつ場合行動ベクトルが $a_{(t_k)} = a$ である場合の、 $t = t_k + 1$ 以降の収益の期待値を表現している。

$$Q_{s(t_k)}^\pi = E\{R_{(t_k)} \mid s_{(t_k)} = s, a_{(t_k)} = a\} \tag{5.9}$$

$Q_{s(t)}^\pi$ も、(5.7)式と同様、展開することが可能であり、その結果は(5.10)式の様になる。

$$\begin{aligned}
Q_{s(t)}^\pi &= E\{r_{(t+1)} + V_{s(t+1)}^\pi \mid s(t) = s, a_{(t)} = a\} \\
&= \sum_{s(t+1)} P_{s(t)s(t+1)}^a \{R_{s(t)s(t+1)}^a + V_{s(t+1)}^\pi\}
\end{aligned} \tag{5.10}$$

よって、ある状態 $s_{(t)}$ が与えられたとき、 J を最大化する方策とは、下の(5.11)式に示すように、 $s_{(t)}$ で選択できる全ての行動 a について行動価値関数を $Q_{s(t)}^\pi$ を計算し、 $Q_{s(t)}^\pi$ が最も大きい a を選択する、という方策になる。

$$\pi_{(s,a)} = \arg \max_a \left[\sum_{\substack{\text{all} \\ s \in \{s(t+1)\} \\ | s(t)=s, a(t)=a}} P_{s(t)s(t+1)}^a [R_{s(t)s(t+1)}^a + V_{s(t+1)}] \right] \tag{5.11}$$

動的計画法では、以上(5.7)～(5.11)式に示した価値関数を用いて、(5.6)式の右辺を最大化する様な a を定める。具体的には、 $P_{s(t)s(t+1)}^a$ と $R_{s(t)s(t+1)}^a$ が既知という条件の下、(5.11)式に従って行動する場合の $V_{s(t)}^\pi$ を、全ての $s_{(t)}$ について解き、 $Q_{s(t_k)}^\pi$ に従って決定論的に行動するというを行えば、 J を最大化可能となる。しかし、この方式では、取りうる全状態の数と同じ次元の連立方程式を解くことが必要になるため、今回の場合、この手法を用いることは困難である。

そこで、モンテカルロ法を用いて、(5.7)式の近似値を得る方式を採用した。即ち、1回のシミュレーションシナリオの間に実際に辿った s を全て記憶しておき、シナリオが1回終了した段階で、各時刻における収益を利用して、 $V_{s(t)}$ を更新した。 $V_{s(t)}$ の更新は、シミュレーションで経験された s に関する収益をシミュレーション回数分だけ平均することで行った。厳密には、平均化処理と同じ意味になるように、後述する $\theta_{(t)}$ を更新した。

この方針により、(5.7)式を全状態数について直接計算するよりも、計算負荷を削減することができる。十分な回数のシミュレーションと、状態空間探索が行われれば、近似解は真値へ収束すると考えられる。状態価値関数推定中の方策には、(5.11)式を使って行動を決め

る割合と、ランダムな行動によって状態空間探索を行う割合を適当な比率で混ぜる手法である。ε-グリーディー手法を用い、εの値をシミュレーション回数の増加に合わせて減少させた。

モンテカルロ法を用いることによって、計算コストは下げられるが、メモリに保存しなければならないデータの量は依然として多いと考えられる。そこで、 $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ を、下の(5.12)式のように、状態 \mathbf{s} の線形関数であると仮定して近似した。ただし、通常用いられる線形近似手法とは異なり、状態 \mathbf{s} に関する $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ の係数ベクトルは、時刻 t に依存して異なるものと仮定した。即ち、状態空間を時刻に応じてグループ化し、それぞれのグループごとに状態価値関数 \mathbf{V} を推定するものとした。

$$\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}^{(t)} = \boldsymbol{\varphi}_{(t)} \cdot \mathbf{S}^{(t)} \quad \text{for } t = 1, 2, \dots, t_{end} \tag{5.12}$$

($\mathbf{X}^{(t)}$)は、ある状態 \mathbf{X} の集合の内、時刻 t で起こりうる状態だけを抜き出した部分集合)

このような近似を採用した根拠について述べる。まず、今回の報酬関数 $r_{\mathbf{s}(t), \mathbf{a}}$ の定義(5.4)式と、状態ベクトル $\mathbf{s}(t)$ の取り方から、 $\mathbf{s}(t)$ の各要素に何らかの重み付けをした線形和として $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ を近似することは妥当性があると予想した。加えて、重み付き線形和であれば、解析的な扱いが容易という利点もある。一方で、同じ状態 \mathbf{s} であっても、時刻 t ごとに状態遷移確率 $P_{\mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t+1)}^a$ が異なるため、 $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ の値が異なる可能性が高いと考えた。状態 \mathbf{s} に t を含めたとはいえ、状態 \mathbf{s} の各要素の重みが時刻 t に対して一定となるとは考えにくい。以上の理由から、時刻 t ごとに係数が変化すると仮定することで、重み付き線形和になりそうという予想と、時間の影響の双方を表現すれば、モデルをある程度正確に表現できるだろうと考え、敢えて時間毎に異なる $\boldsymbol{\varphi}_{(t)}$ を用いた。(5.12)式のように $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ を線形化することによって、 $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ を全ての \mathbf{s} についてバックアップする必要がなくなるため、メモリ使用量を抑えることができる。係数ベクトル $\boldsymbol{\theta}_{(t)}$ の値は、シミュレーションシナリオが1回終了し、 $\mathbf{V}_{\mathbf{s}(t)}$ の更新を行うための収益の履歴が得られる度に、逐次最小2乗法を用いて更新した。以上の解法の流れをまとめた概念図を、下の図12に示す。

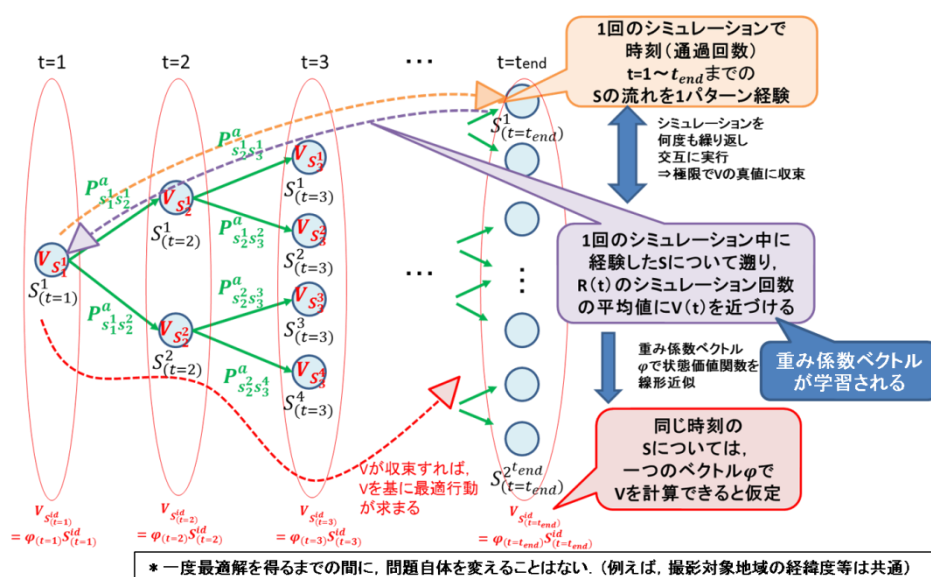


図 12 プランニング問題の解法の概念図

5.3 解法の検証と評価

5.3.1 理論上の限界値に対する達成度の評価

本節では、5.2 で述べたプランニング手法によって得られた結果について、得られた評価関数の値が、評価関数の上限値に対してどの程度となっているかを検証することで、解の最適性を評価する。

ここでは以下の 2 通りの問題について、評価関数の理論上の上限値と、プランニングの結果得られた評価関数の値を比較する。

問題設定 1. (単純な問題設定)

3 章で述べた 80 か所の観測地域の内、40 か所のみを観測対象とする。また、地上局通過時に画像をダウンリンクすることは考慮しない。加えて、観測対象地域の得点の時間変化や地域ごとの差異は考慮しない。

問題設定 2. (複雑な問題設定)

3 章で述べた問題設定と同一とする。即ち、80 か所全てを観測対象地域とし、地上局通過時に画像をダウンリンクすることも考慮する。観測対象地域の得点は地域ごとに異なる時間プロファイルに沿って変化する。

1) 問題設定 1. (単純な問題設定) での上限値評価

まず、問題設定 1. (単純な問題設定) について、画像枚数の上限値を見積もった結果について述べる。ここでは、楽観的な見積もりと現実的な見積もりの 2 通りを実施した。

1-A) 楽観的な見積もりについて

次頁の図 13 に示す、衛星 (6 機) - 地域 (40 か所) ごとの平均撮影成功確率を用いて、最大値を見積もることを考える。ここで、平均撮影成功確率とは、以下の値を指している。

(平均成功確率) =

$$\frac{\sum(\text{各撮影機会での、撮影成功確率})}{(\text{撮影機会総数})} \quad (5.13)$$

まず、図 13 から以下の 2 点が明らかになる。

- ① 1 回もどの衛星も通過しない地域が 4 か所含まれている (赤で示した地域)
- ② 1 回 (1 機) しか通過しない地域が 5 か所ある。 (オレンジで示した地域)

①, ②を考慮しつつも、一方で、撮影タイミングが数回ある地域について、100%撮影が成功するだろうという楽観的な見積もりをする。この場合、31 枚の画像が 100%取得できることになる。続いて、1 回しか撮影機会がない、5 か所の地域について、図 13 の値を使って期待値を計算し、楽観的な 31 枚という見積もりに足すと、

$$31 + 0.4 + 0.46 + 0.3 + 0.11 + 0.36 = 32.63 \quad (5.14)$$

よって、楽観的な見積もりでは、32 枚が限界となる。

pos_id	sat_id1	sat_id2	sat_id3	sat_id4	sat_id5	sat_id6
1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	0.06	0.57	0.00	0.00	0.00	0.00
3	0.58	0.07	0.00	0.00	0.99	0.58
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.00
5	0.74	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00
6	0.82	0.78	0.58	0.70	0.73	0.52
7	0.56	0.00	0.80	0.02	0.00	0.00
8	0.28	0.00	0.00	0.30	0.37	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.40	0.63	0.48	0.55	0.39	0.55
11	0.99	0.00	0.00	0.80	0.80	0.00
12	0.00	0.00	0.99	0.00	0.25	0.00
13	0.54	0.00	0.39	0.39	0.30	0.54
14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.90	0.82	0.00	0.10
16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.46	0.00
17	0.00	0.93	0.74	0.74	0.00	0.00
18	0.00	0.28	0.97	0.00	0.00	0.00
19	0.73	0.23	0.33	0.35	0.23	0.00
20	0.73	0.71	0.54	0.60	0.62	0.45
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.25
22	0.38	0.05	0.76	0.00	0.00	0.00
23	0.00	0.81	0.43	0.81	0.43	0.74
24	0.00	0.00	0.76	0.73	0.00	0.00
25	0.51	0.57	0.21	0.30	0.45	0.52
26	0.00	0.00	0.68	0.00	0.00	0.59
27	0.00	0.41	0.84	0.00	0.00	0.00
28	0.85	0.69	0.48	0.57	0.48	0.58
29	0.58	0.55	0.43	0.39	0.56	0.46
30	0.00	0.26	0.99	0.00	0.00	0.00
31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
32	0.16	0.00	1.00	0.89	0.78	0.47
33	0.51	0.23	0.50	0.51	0.50	0.48
34	0.13	0.78	0.00	0.35	0.00	0.00
35	0.46	0.00	0.46	0.32	0.00	0.46
36	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	0.00
37	0.19	0.00	0.15	0.21	0.26	0.63
38	0.00	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00
39	0.00	0.00	0.00	0.36	0.00	0.00
40	0.03	0.69	0.00	0.34	0.00	0.00

図 13 各地域を通過する衛星が、その地域を撮影できる確率
(撮影成功確率の合計を通過回数で平均したもの)

1-B) より現実的な見積もりについて

1-A)での楽観的な見積もりとは異なり、実際には、複数回撮影機会があるからと言って、必ず撮影に成功する訳ではない。即ち、前節で 100%撮れると仮定した 31 枚は、実際には 100%撮れる訳ではない。そこで、撮影の失敗をある程度考慮できるように、以下の様な手順で限界値を見積もり直した。

Step1

次ページの図 14 に示す様に、衛星ごとに、各地域の取得枚数期待値（撮影成功確率を通過回数で平均したもの）を計算する。

Step2

図 14 において、なるべく多くの地域に関する取得画像枚数の期待値が 1（以上）となるように、メモリ上限(画像 7 枚分)の範囲内で、各衛星の撮影担当地域を割り当てる。

以上の計算を行うと、限界値は 30.4 枚となる。ここまでの 2 通りの見積もりから、初期の問題設定における理論限界は、30 枚以上 32 枚以下と分かる。

2) 問題設定 2. (複雑な問題設定) での上限値評価

続いて、問題設定 2. (複雑な問題設定) について、上限値を見積もった。見積もりは、次ページの図 15 に示す、衛星 (6 機) - 地域 (80 か所) ごとの平均画像価値を用いて行った。ここで、平均画像価値とは、以下の値を意図している。

(平均画像価値) =

$$\frac{\sum(\text{各撮影機会での、画像価値})}{(\text{撮影機会総数})} \quad (5.15)$$

以降、単純化のため、ダウンリンクできるタイミングに制約があることは無視する。その上で、ダウンリンク回数だけを加味したメモリ上限（実際のメモリ上限+その衛星のダウンリンク回数）まで、1 機の衛星が画像を保持できると考える。

以上の単純化の下で、全衛星が保持できる可能性のある画像価値平均値の合計値を最大化することを考える。そのために、図 15 に示した画像価値平均値を基に、各衛星の撮影担当地域をメモリ限界の範囲内で割り当てる。

撮影に失敗する確率を考慮しなければ、図 15 に示した黄色の衛星 - 地域の組合せで、画像価値平均値の合計値は最大となり、その値は 115.8 枚となる。

実際に学習を使って解いている問題では、以下の 2 点の条件が加わることから、この値よりも上限値は小さくなると考えられる。

- ① 撮影に失敗する可能性が有る。
- ② 実際に保持できる画像の枚数は、ダウンリンク回数分単純に加算される訳ではない。

以上を鑑みるに、前回の問題設定（画像価値、ダウンリンクも考慮した上で、画像価値の合計を最大化する問題）についての上限値は 115 未満となる。

pos id	sat id1	sat id2	sat id3	sat id4	sat id5	sat id6
1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	0.06	0.57	0.00	0.00	0.00	0.00
3	0.58	0.07	0.00	0.00	0.99	0.58
4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.00
5	1.47	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00
6	2.45	2.35	1.75	2.10	2.20	1.57
7	0.56	0.00	0.80	0.02	0.00	0.00
8	0.28	0.00	0.00	0.30	0.37	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10	1.20	2.53	1.45	1.65	1.17	1.65
11	0.99	0.00	0.00	0.80	0.80	0.00
12	0.00	0.00	0.99	0.00	0.25	0.00
13	0.54	0.00	0.39	0.39	0.30	0.54
14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
15	0.00	0.00	0.90	0.82	0.00	0.10
16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.92	0.00
17	0.00	0.93	0.74	0.74	0.00	0.00
18	0.00	0.28	0.97	0.00	0.00	0.00
19	0.73	0.23	0.66	0.35	0.23	0.00
20	2.93	2.83	2.72	2.38	2.47	1.34
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.23	0.25
22	0.38	0.05	0.76	0.00	0.00	0.00
23	0.00	0.81	0.43	0.81	0.43	0.74
24	0.00	0.00	1.52	0.73	0.00	0.00
25	1.02	1.71	0.42	0.89	0.91	1.04
26	0.00	0.00	0.68	0.00	0.00	1.17
27	0.00	0.41	0.84	0.00	0.00	0.00
28	0.85	1.37	0.97	1.70	0.97	1.73
29	2.32	2.21	1.73	1.58	2.81	0.92
30	0.00	0.26	0.99	0.00	0.00	0.00
31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
32	0.16	0.00	1.00	0.89	0.78	0.47
33	1.02	0.70	1.49	1.54	1.49	1.43
34	0.13	0.78	0.00	0.35	0.00	0.00
35	0.46	0.00	0.46	0.63	0.00	0.46
36	0.00	0.00	0.00	0.00	0.61	0.00
37	0.19	0.00	0.29	0.21	0.26	1.26
38	0.00	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00
39	0.00	0.00	0.00	0.36	0.00	0.00
40	0.03	0.69	0.00	0.34	0.00	0.00

図 14 衛星ごとに見た、各地域の取得回数期待値

(撮影成功確率を通過回数分、合計したもの)

(表中、先に述べた撮影機会がない地域以外の地域について、色が付いている欄が、その衛星の撮影担当地域)

pos_id	sat_id1	sat_id2	sat_id3	sat_id4	sat_id5	sat_id6	pos_id	sat_id1	sat_id2	sat_id3	sat_id4	sat_id5	sat_id6
1	0	1.1355	0.00997	0	0	0.564	41	0.853	0.853	1.94	1.0995	1.83	0
2	1.31	0.665	0	1.14	0.763	0	42	0.576	1.93	0.99975	0.269	1.89	1.0455
3	0.886	1.86	0	0.522	0	0.582	43	1.83	0.468	0.3855	0	0.559375	1.7
4	0	0.843	0.8316	0.611	0.646	0	44	1.1585	0	0	0.720625	0	0.407
5	1.3965	0.723	1.89	1.89	0	0.948667	45	1.83	0.808	1.177625	1.83	0	1.77
6	1.327	0	0.601	0	0.176954	0	46	0	1.043889	1.19	0	0	0
7	1.545	0	0	1.4	1.625	1.83	47	1.084875	1.5	0	0.923	0.633	1.17
8	0.307	0	0.5155	0.485	1.47	1.305	48	0	0.97	1.81	0.454	0	0.733
9	0	0.856125	0	0.0697	1.61	0	49	0.171	1.48	0	0.8255	1.034967	0
10	1.2295	1.36	1.1185	0.9955	0	0.739	50	0.799	0	1.65	0.23	1.0945	0.747
11	1.3685	0	0.9835	0	0	0	51	0.78	0	0.707333	0	0.848	0
12	0.257	0	0	0.5385	1.259	1.94	52	0.8595	0	0	0	1.06	1.33
13	1.2485	0	0.493	0	0	1.21	53	0	1.89	1.1275	1.93	0.565	0
14	0	0	1.8	1.83	1.8	1.99	54	0	0	0	1.38	0	1.47
15	1.725	0	1.56	1.92	1.545	1.32	55	0	0	1.6	0	1.68	0.409
16	0	1.3	1.55	0.446	1.04275	1.55	56	1.81	0	0	0.865	0.905483	1.061333
17	0.739	1.93	1.39475	0.858375	1.153	1.31	57	0	0	1.52	0	0.438	1.34
18	1.1	1.13	0.836111	0	0	0.7075	58	0	0	1.51	1.113333	1.4	0
19	1.61	1.6175	1.069	1.34	1.605	0.378	59	0	0	0.927533	0	0	1.86
20	1.128	0	0.695	0.522	0	1.118	60	0	0	1.1	1.033	0	1.35825
21	0	0.6055	1.84	0.785	0.6055	1.475	61	1.96	1.23	0	0	0.73224	0
22	0.345	0.6275	0.776	1.338	0	0.411	62	0	1.84	0	1.0615	1.84	0.863
23	0	0	1.19	0.276	0.103	0.6715	63	0.82	1.51	0.9386	1.36	0.574	0.574
24	0.823	0.4845	1.357	0.375	0.5495	0.87325	64	1.18	0.980333	0	1.42	0	0.233
25	0.395	0	0.321	0.4046	0.313038	0.779	65	1.1215	0.673	1	0.422	0	0.673
26	0	0.7125	0.52965	0.97875	0.764	0	66	1.01	1.83	0.278	0.342	1.01	0.626
27	0.215	1.515	0.8454	0.267	0	0.856	67	1.67	1.13	1.7	0	1.347714	0
28	1.895	1.3865	1.58	0	1.58	1.895	68	0	1.86	0	1.334429	0	0
29	0.8065	0.598	0	0.699	0.861167	0	69	0.9365	0	1.6215	1.675	1.0585	0.167
30	0	0	1.525	1.1005	1.84	1.1005	70	0.0317	1.1505	0	0	0.0317	1.3355
31	0	1.54	1.67	2	0	0	71	1.445	1.73	0	1.83	0	0
32	1.74	1.411667	0	1.503333	1.525	1.18	72	0.33	0.33	0.549	0.24755	0.33	0
33	0.9605	0.9965	0.867	0	0.78075	0	73	0	1.875	1.67	1.42	1.164	1.8
34	1	0.143	0	1.124667	0	0	74	1.32	0	0	0	0.349	0
35	1.125667	0	1.05675	0	0	1.06	75	0.928	0	1.47	0	1.26	0.793
36	0	0.0506	0.341	1.1	0	0.181	76	0.276	0.98025	0	0	0	0
37	1.182333	0.921	0	0.0164	0	0.921	77	0.698	0	0	0.686	1.063	0
38	0	0	0	0.535	0	1.398	78	1.56	1.98	0.916	0	0	0
39	0	1.76	1.0995	0.441	0	0.702667	79	0	0	0	0	0.737	0
40	0.4945	0	0	1.372667	1.585	1.225	80	0	1.37	0	1.37	0	0

図 15 衛星ごとに見た、各地域の画像価値平均値
(画像価値を通過回数で平均したもの)

3) 上限値評価結果とプランニング結果との比較

下の図 16 に問題設定 1, 2 それぞれについて、評価関数の上限値とプランニング結果の評価関数値を比較した結果を示す。問題設定 1 では、上限値が 32 枚弱であるのに対し、プランニング結果では、評価関数値は 30 となった。一方、問題設定 2 では、評価関数上限値が 115 であるのに対し、プランニング結果の評価関数値は 105 となった。

以上の結果から、問題設定 1, 2 のいずれについても、5.2 節で述べた解法を用いることで、上限値の 90% 程度の評価関数値を達成できる観測プランを作成できると言える。

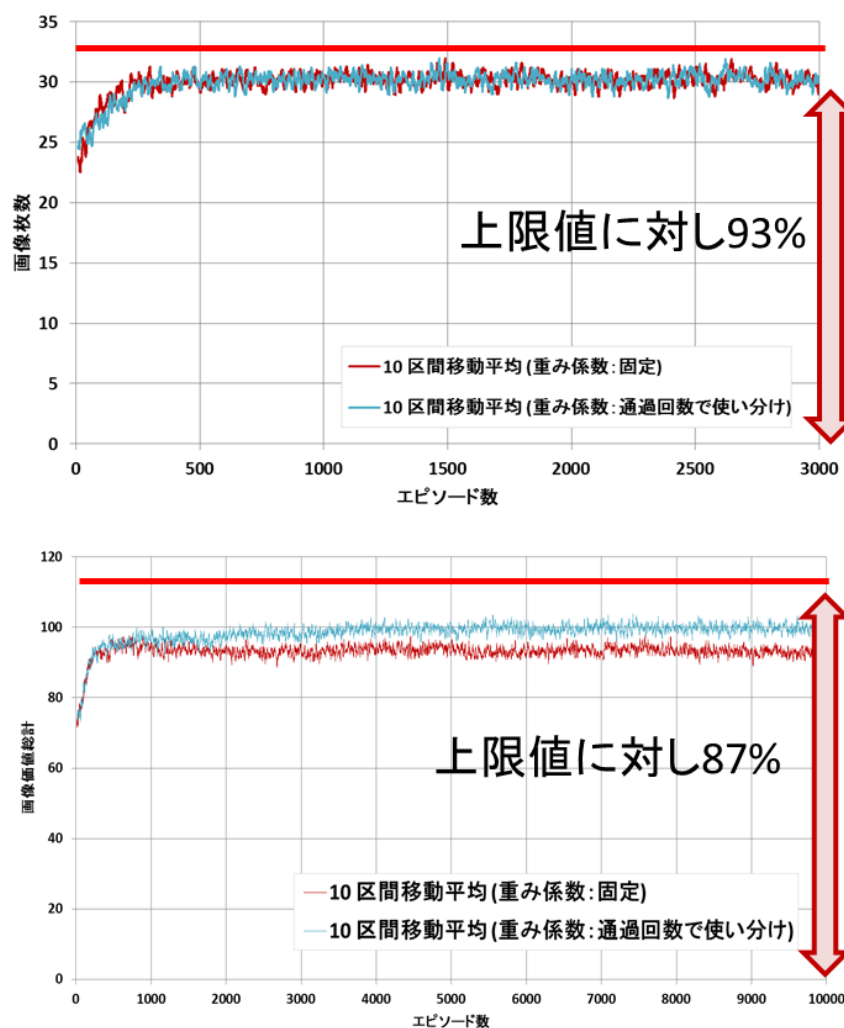


図 16 各問題設定における，理論上の上限値に対する提案手法の達成度

(上：単純な問題設定，下：複雑な問題設定)

5.3.2 価値関数の推定精度評価

本節では，重み係数を衛星通過回数ごとに変化させる ($\varphi = \varphi(t)$ とする) ことの妥当性を示すために， $\varphi(t)$ を使って計算される価値関数の妥当性を検証する．検証方法にあたっては，得られた価値関数が Bellman 方程式と一致する程度を評価する指標である，Bellman Error を利用する．重み係数を衛星通過回数ごとに変化させる ($\varphi = \varphi(t)$ とする) 場合と，重み係数を固定とする ($\varphi = \varphi_{\text{const}}$ とする) 場合のそれぞれについて，Bellman Error を計算して比較することで，重み係数を衛星通過回数ごとに変化させる ($\varphi = \varphi(t)$ とする) ことの妥当性を示す．

今回， $\varphi = \varphi(t)$ とする場合には，以下の(5.16)式で状態価値関数を近似している．ここで， \mathbf{S}_t はシミュレーション中， t ステップ目の状態量ベクトルを指す．

$$V_{S_t} = \varphi(t)^t S_t = \sum_i \varphi_i \cdot S_{t_i} \quad (5.16)$$

一方で、 V_{S_t} の定義は(4)式の様になる。ここで、 r_k はkステップ目に得られる報酬を指す。

$$V_{S_t} = E\{r_{t+1} + r_{t+2} + r_{t+3} + \dots + r_{t_{end}}\} = \sum_{k=t+1}^{t_{end}} E\{r_k\} \quad (5.17)$$

従って、ある1回のエピソード(シミュレーション)の始めから終わりまでの間の r_k を全て記録しておけば、各ステップについて上の(4)式を計算することが出来る。そこで今回、 $\varphi(t)$ の推定は、(5.16)式が(5.17)式に近づくように、最小2乗法によって行っている。

一方で、マルコフ決定過程においては、(5.17)式は(5.18)式に示す様な別の形式に書き換えることが出来る。

$$V_{S_t} = \sum_{k=t+1}^{t_{end}} E\{r_k\} = E\{r_{t+1} + V_{S_{t+1}}\} \quad (5.18)$$

(5.18)式はマルコフ決定過程における状態価値関数が満たすべき性質であるから、もし、近似した価値関数が真の価値関数に収束したのであれば、近似した価値関数についても(5.18)式が成立する。

そこで、近似した価値関数について、(5.18)式からのズレを評価すれば、近似がどの程度正しいのかを評価することが可能である。具体的には、次の(5.19)式に示す量(Bellman Error)を計算すれば良い。

$$\sum_{S \in S_t}^{all} P_s(E_{\pi}\{r_{t+1} + V_{S_{t+1}} | S_t = S\} - V_S)^2 \quad (5.19)$$

即ち、tステップ目に起こりうる全ての状態 S について、方策 π の下で S の後に起こりうる次状態 S_{t+1} との間に成立するはずの(5.18)式からのズレ量を2乗し、tステップ目に状態 S が起こりうる確率で重みづけして足し合わせたものが、Bellman Errorとなる。

$\varphi(t)$ の推定結果が悪い、或いは $\varphi(t)$ を使うこと自体が不適當なのであれば、(5.19)式に(5.16)式を代入した結果は大きな値になると考えられる。逆に、(5.19)式の値が小さくなるのであれば、(5.16)式の価値関数近似モデルは妥当であると言える。と考える。

なお、実際には、(5.19)式の手順をエピソード内のすべてのステップについて計算し、総和を取る。しかし、今回扱っている問題は取りうる S の数がステップ数に応じて増えていくので、全ての状態について総和を取ることは難しい。そこで、エピソード中の始めの数ステップについてのみ、(5.19)式を計算する。

重み係数を衛星通過回数ごとに変化させる($\varphi = \varphi(t)$ とする)場合と、重み係数を固定とする($\varphi = \varphi_{const}$ とする)場合のそれぞれについてBellman Errorを計算して比較した結果を、次ページの図17に示す。今扱っている問題では、ステップ数(衛星通過回数)が増えるごとに、取りうる状態の数が増えていき、Bellman Errorの計算が困難になっていくため、ひとまず、数ステップで計算を打ち切った。

図17の結果を見ると、 $\varphi = \varphi(t)$ とする場合、 $\varphi = \varphi_{const}$ とする場合よりも数ケタ、Bellman Errorが小さくなっていることが分かる。

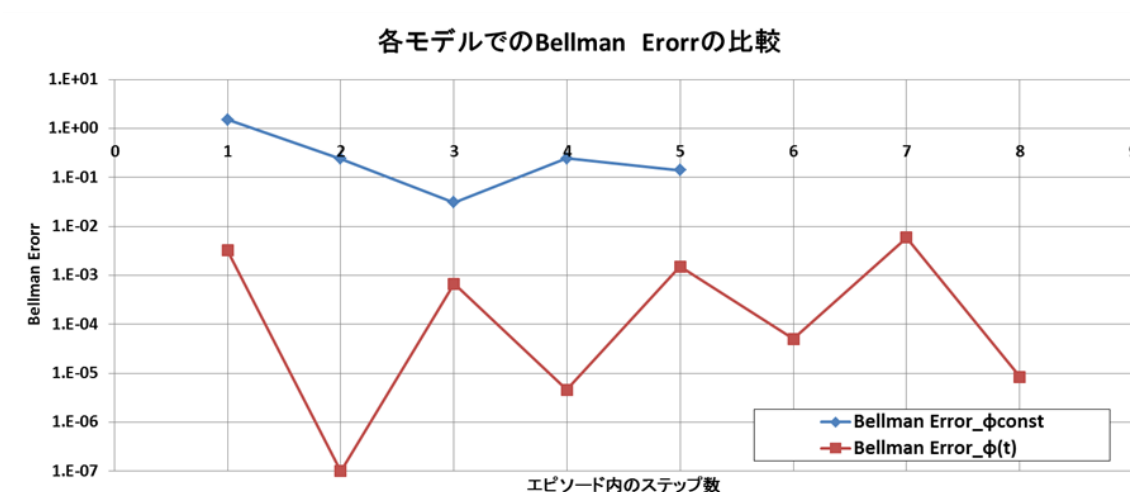


図 17 $\varphi=\varphi(t)$ とする場合と、 $\varphi=\varphi_{const}$ とする場合での、Bellman Error の比較

従って、 $\varphi=\varphi(t)$ とするモデルは、状態価値関数としての性質を満たしており、かつ、 $\varphi=\varphi_{const}$ とする場合よりも正確なモデルになっていると考えて良い様に思われる。このことから、 $\varphi=\varphi(t)$ とする手法は妥当であると言える。

5.3.3 得られた方策の妥当性評価

本節では、得られた方策の妥当性を評価するため、「撮影を行う・行わない」の2択の内、「撮影を行う」という選択がどのようなタイミングで選ばれているかについて、統計的な傾向を調査する。

次ページの図 18 は、画像の価値と撮影実行確率との関係を調査した結果である。ここでは、各観測対象地域の得点に対して、その地域を撮影することを選択する頻度（撮影実行確率）をプロットしている。得点が X である地域の撮影実行確率を(5.20)の様に定義する。

(撮影実行確率) =

$$\frac{(\text{得点が } X \text{ である地域の通過時に、撮影を行うことを選択した回数})}{(\text{得点が } X \text{ である地域の通過回数})} \quad (5.20)$$

図 18 中の棒グラフの色の違いは、特徴量を価値関数に線形変換する際の重み係数 $\varphi(t)$ の扱い方の違いを表している。青は重み係数 $\varphi(t)$ を衛星通過回数ごとに变化させる ($\varphi=\varphi(t)$ とする) 場合に相当し、赤は重み係数を固定とする ($\varphi=\varphi_{const}$ とする) 場合に相当する。図 18 から、重み係数の扱いによらず、画像価値が高くなるにつれて撮影実行確率も高くなる傾向が伺える。

図 19 は、図 18 と同様の調査を、画像価値の期待値（画像の価値×撮影成功確率）と撮影実行確率の関係について行った結果である。図 19 同様、重み係数の扱いによらず、画像価値の期待値が高くなるにつれて撮影実行確率も高くなる傾向が伺える。

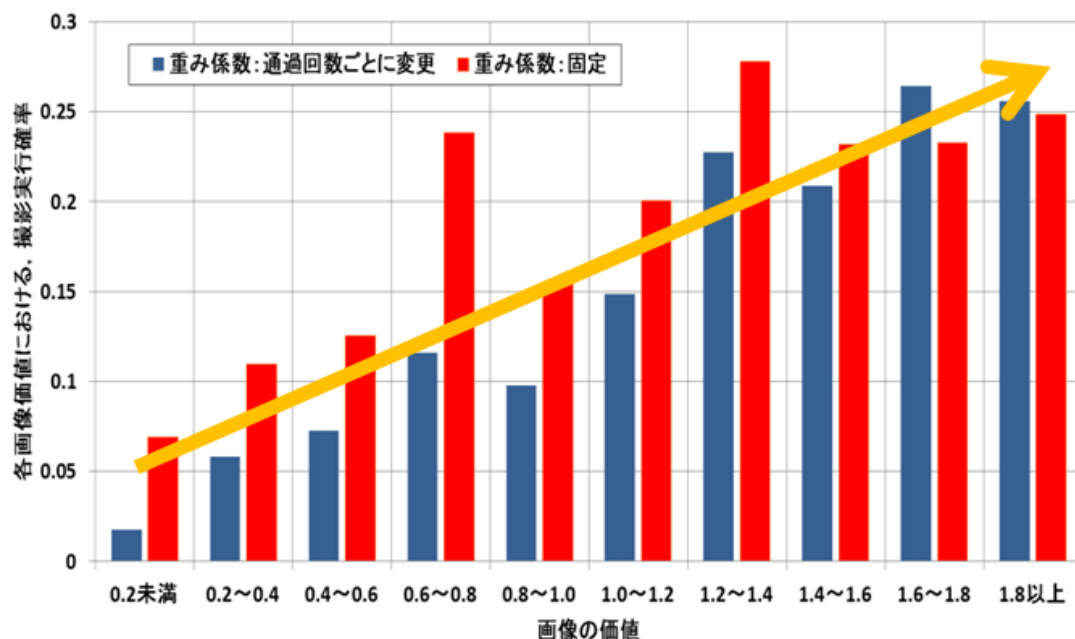


図 18 画像価値と撮影実行頻度の相関

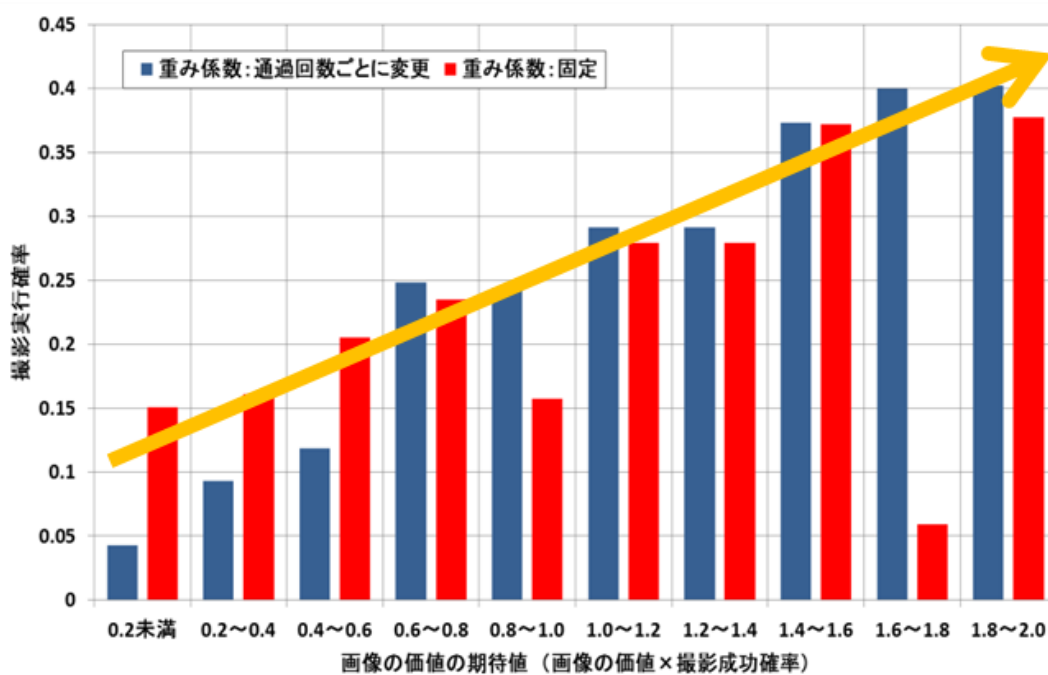


図 19 画像価値・撮影成功確率の積と撮影実行頻度の相関

以上の結果から、学習された方策では、画像価値や撮影成功確率に比例して撮影実行確率が高くなっていることが分かる。このような傾向は人が見て、直感的に正しいと納得できるような傾向であるため、学習された方策は妥当性があると考えて良いと言える。

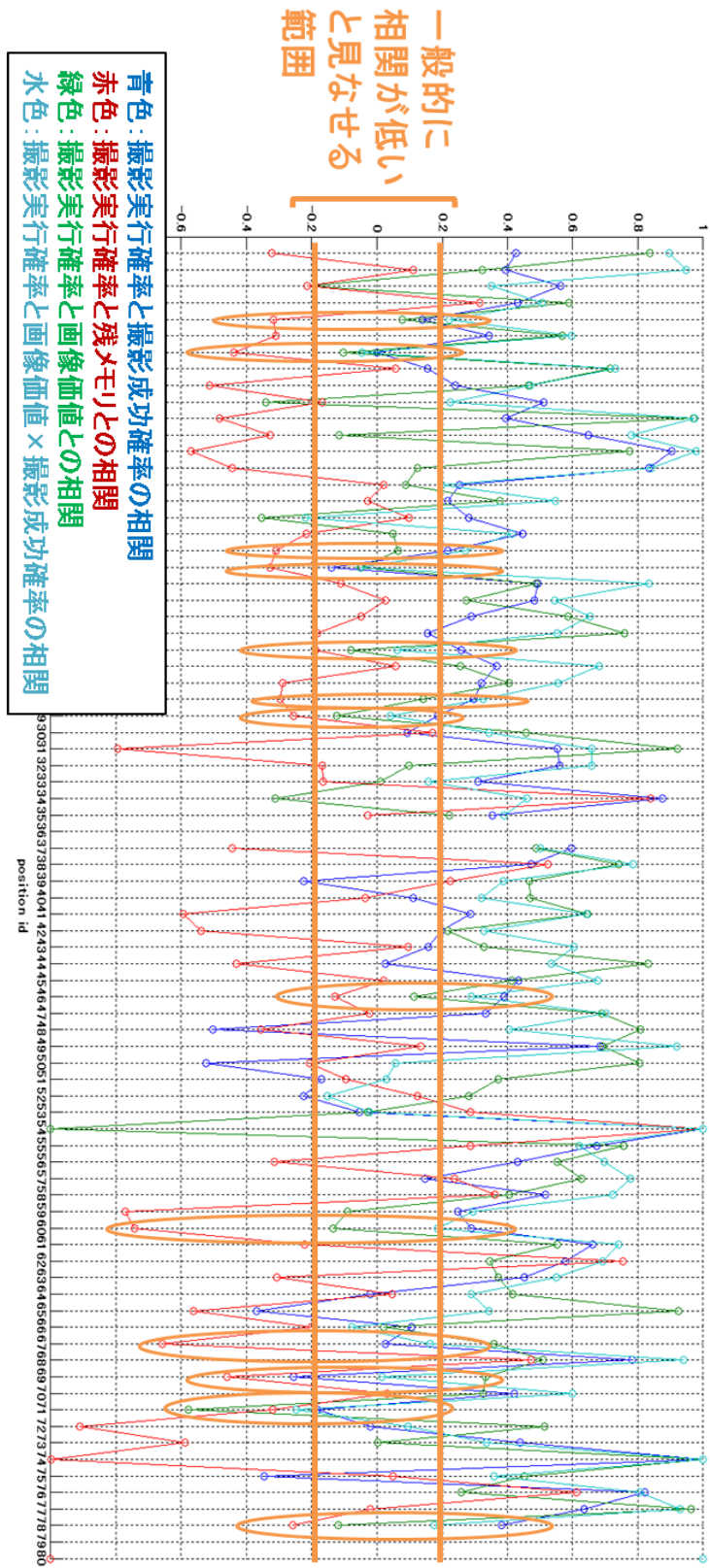


図 20 各地域の特性(画像価値・撮影成功確率平均値)と撮影実行頻度の相関

5.3.4 確率の考慮の有無がプランニング結果に及ぼす影響

続いて、確率事象が考慮できるようになったことで、評価関数値がどの程度向上するかについて検証を行った結果について述べる。下の図 21 は、動的・確率的事象を含んだ同一のプランニング問題について、確率の影響を考慮せずにプランニングを行った結果と、提案手法によるプランニング結果を比較したものである。確率を考慮せずにプランニングを行った場合、評価関数値が 75 程度となるのに対し、確率事象を考慮してプランニングを行うことにより、評価関数値を 90 程度まで向上させることに成功している。

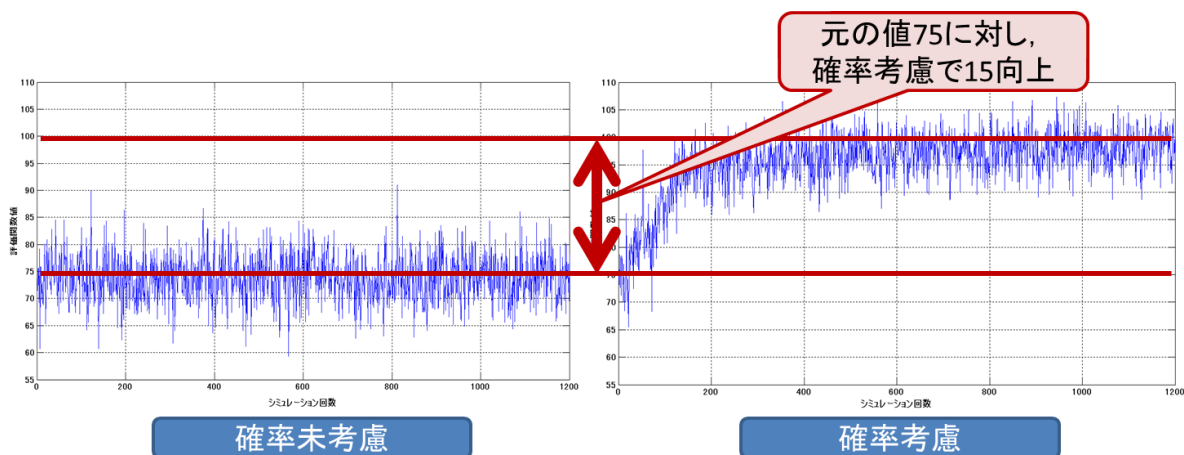


図 21 確率事象の考慮の有無による評価関数値の変化

従って、確率事象が考慮できなかった従来手法に対し、確率事象を考慮できる提案手法は優位性があるといえる。

5.3.5 価値関数推定に利用する特徴量とプランニング結果との関係の評価

続いて、評価関数の表現のために本研究で利用した特徴量のそれぞれについて、その有効度を評価した。評価は以下の様な手順で実施した。

特徴量有効性評価手順

- ① 評価対象となる特徴量（あるいは、特徴量の組み合わせ）を外した状態で、3000 回のエピソードからの学習を行い、画像価値総計に対する学習曲線の収束値を調べる。
- ② 全ての特徴量を用いた場合の、画像価値総計に対する 3000 回のエピソードでの学習曲線の収束値と、①で得られた 3000 回のエピソードでの収束値の差分を取り、結果を有効度とする

まず、個々の特徴量について、その有効度を個別に評価した結果を下の表 4 に示す。表 4 の結果から、トータル通過回数、各衛星のメモリ残量、各地域が取得済みか否かの 3 つの特徴が、他の特徴量に比べて桁違いに高い有効度を有していることが分かる。

表 4 特徴量の有効度

ID	特徴量詳細	重要度 順位	収束値の差分 (重要度)	次元数	それぞれを1つだけ 外した場合の収束値	全状態が入っている場合の 収束値
1	トータル通過回数	2	35.58	1	55.64	91.22
2	各衛星のメモリ残量	1	41.62	6	49.59	91.22
3	各地域が取得済みか否か	3	33.56	80	57.66	91.22
4	各地域の残り通過回数	4	5.71	80	85.50	91.22
5	各衛星の残り通過回数	15	0.13	6	91.09	91.22
6	撮影成功確率	5	1.13	1	90.09	91.22
7	各衛星の残り地上局通過回数	7	2.29	6	88.92	91.22
8	次回地上局通過までの通過地域数	14	0.30	1	90.92	91.22
9	画像価値	17	-0.49	1	91.70	91.22
10	画像価値×撮影成功確率	13	0.38	1	90.84	91.22
11	ある衛星に関する、現在の撮影成功確率の順位	9	1.18	1	90.04	91.22
12	ある衛星に関する、現在の画像価値の順位	12	0.53	1	90.69	91.22
13	ある衛星に関する、現在の画像価値×撮影成功確率の順位	8	1.98	1	89.24	91.22
14	ある地域に関する、現在の撮影成功確率の順位	10	1.11	1	90.11	91.22
15	ある地域に関する、現在の画像価値の順位	11	0.61	1	90.61	91.22
16	ある地域に関する、現在の画像価値×撮影成功確率の順位	16	0.07	1	91.15	91.22
17	現在までの取得画像価値の合計値	6	2.55	1	88.66	91.22
				190		

残りの 14 種類の特徴量は、上記 3 種類と比較すると微々たる有効度しか有していないが、概ね、次のような傾向が伺える。

- ① 画像価値に関する情報よりも、撮影成功確率に関する情報の方が、有効度が高い傾向がある
- ② 同じ要素について、衛星基準で見た場合の特徴と、撮影対象地域基準で見た場合の特徴では、有効度に差があり、傾向が一致しない。
- ③ 現在の通過タイミングにおける画像価値については、使用する特徴量から外した方が、むしろ、収束値の向上に繋がる。

続いて、表 4 に挙げた個々の特徴量の内、2 つを組み合わせた場合の有効度の評価を行った結果を、下の表 5 に示す。ここで、相乗効果の値は以下の様な定義を用いている。

(相乗効果) =

(表 4 に示した、2 種類の特徴量の組としての重要度)

(2 種類の特徴量に関する、単体での重要度の和)

(5.21)

表 5 特徴量 2 つの組み合わせの有効度

ID	特徴量2つの組み合わせ詳細	相乗効果 順位	収束値の 差分 (重要度)	次元数	単体同士の 効果の和	相乗効果
1	画像期待価値+ある衛星に関する、現在の画像期待価値の順位	6	1.55	2	2.36	0.66
2	画像価値+ある衛星に関する、現在の画像価値の順位	1	3.26	2	0.05	71.56
3	撮影成功確率+ある衛星に関する、現在の成功確率の順位	9	-1.30	2	2.31	-0.56
4	画像期待価値+ある地域に関する、現在の画像期待価値の順位	2	2.02	2	0.45	4.49
5	画像価値+ある地域に関する、現在の画像価値の順位	13	-0.18	2	0.12	-1.50
6	撮影成功確率+ある地域に関する、現在の撮影成功確率の順位	10	-1.18	2	2.24	-0.53
7	各衛星の残り地上局通過回数+次回地上局通過までの通過地域数	3	1.33	7	0.43	3.10
8	各衛星の残り通過回数+ある衛星に関する、現在の成功確率の順位	11	-0.84	7	1.30	-0.64
9	各衛星の残り通過回数+ある衛星に関する、現在の画像価値の順位	12	-0.93	7	0.66	-1.41
10	各衛星の残り通過回数+ある衛星に関する、現在の期待画像価値の順位	8	-1.29	7	3.11	-0.41
11	各地域の残り通過回数+ある地域に関する、現在の撮影成功確率の順位	5	3.22	81	3.40	0.95
12	各地域の残り通過回数+ある地域に関する、現在の画像価値の順位	7	2.76	81	6.32	0.44
13	各地域の残り通過回数+ある地域に関する、現在の期待画像価値の順位	4	5.72	81	5.78	0.99

個別の特徴量に関する結果（表 4）と比較すると、他の特徴量と組み合わせることによって、収束値を引き上げる効果が向上する組と、収束値を下げる効果を発現する組がある事が分かった。具体的には、以下の様な傾向が見受けられる。

- ① 単体では収束値を下げていた画像価値と、殆ど収束値にコミットしていなかった、ある衛星に関する画像価値の順位を組み合わせると、高い相乗効果が得られる。
- ② 一方で、画像価値と、地域に関する画像価値の順位を組み合わせても、収束値の向上にはつながらない。
- ③ 各衛星の残り通過回数と、ある衛星に関する属性の順位は、単体ではどちらも収束値を上げる効果を有していたが、組み合わせるといずれも収束値を下げる効果をもたらす。
- ④ ③と同様の組合せを、地域に関する特徴に関して行っても、収束値の減少にはつながらない。

5.4 本章のまとめ

本章ではコンステレーション設計問題のうち、プランニング問題について、本研究で提案する解法と提案した解法の検証結果について述べた。

本研究ではプランニング問題を強化学習によって解くことを提案した。そのため、まず第 1 節では強化学習の基礎について述べた。

続いて、第 2 節ではプランニング問題を強化学習によって解ける形に定式化した後、その解法について述べた。具体的には、線形近似方策オン型モンテカルロ強化学習が適用可能な様に、特徴量・報酬・状態価値関数を定めた。また、状態価値関数の線形近似に用いる係数ベクトルについて、衛星が特定地域を通過するごとに異なる係数ベクトルを用いることを提案した。

第 3 節では、第 2 節で提案した解法によって得られたプランニング結果の性質について調査し、解の妥当性の評価を行った。

まず 5.3.1 節では、扱っている問題設定下において達成可能な評価関数上限値に対し、提案手法で得られた評価関数値がどの程度であるかについて評価を行った。その結果、提案手法による解の評価関数値は上限値の 9 割程度の値となっており、実用上十分な質の解が得られていることが確認できた。

続いて、5.3.2 節では、状態価値関数の推定精度について評価を行った。衛星が各地域を通過するごとに係数ベクトルを切り替える手法と、エピソード中で同一の係数ベクトルを用いる手法の双方について、推定された価値関数が推定モデルからどの程度ずれているかを示す指標である **Bellman Error** を計算することで、価値関数の推定精度を評価した。その結果、本節で扱った問題については、衛星が各地域を通過するごとに係数ベクトルを切り替える手法の方が、価値関数の推定精度が高いという結果が得られた。

また、5.3.3 節では得られた方策の妥当性について評価を行うため、獲得された方策に基づいて観測を行う場合の統計的傾向について調査を行った。獲得された方策では、画像価値や撮影成功確率に比例して撮影実行頻度が高くなる傾向が見受けられた。即ち、撮影を行うことが評価関数の向上に対して効果的であるタイミングを狙って観測を行う様な方策が学習されていると考えられるため、得られた方策は妥当であると考えられる。大まかな統計的傾向としては上記の様な傾向が見られる一方で、必ずしも、画像価値や撮影成功確

率が高いタイミングで撮影を行う訳ではなく、例外的な行動をとっているタイミングも存在する。この場合には、画像価値や撮影成功確率以外の制約、即ち、地上局通過タイミングや撮影枚数上限とのトレードオフがケアされた結果としての行動であると考えられる。

最後に 5.3.4 節では、状態価値関数の推定に用いる特徴量と、得られるプランニング結果との関係性について調査することで、どの様な特徴量を使用することが有効であるかを明らかにした。本研究で扱っている問題の場合、重要な特徴は以下の 3 種類であり、これらの特徴を利用しない場合には、学習そのものが行えないことが明らかとなった。3 種類の特徴とは、「プランニング期間中のトータルの観測地域通過回数に対する、現在の通過回数」、「現在の各衛星のメモリ残量」、「観測対象地域の内、取得済み地域がどの地域か」の 3 つである。通過回数ごとに係数ベクトルを切り替える場合には、上記 3 つの特徴量のみで学習を行うことが可能であり、特徴量を更に追加しても、最終的な学習性能（評価関数の収束値）に影響が出ないことが明らかになった。一方で、係数ベクトルを切り替えない場合には、上記 3 つに加えて特徴量をさらに追加することによって学習性能（評価関数の収束値）が向上する一方で、加える特徴量の数と内容によっては、学習性能（評価関数の収束値）が低下することが明らかになった。また、本研究で扱っている問題については、特徴量の数に依らず、過回数ごとに係数ベクトルを切り替える手法の方が学習性能（評価関数の収束値）が高くなることを明らかにした。

第 6 章 プランニング結果に基づく軌道設計手法

6 章では、5 章で提案したプランニング問題の解に基づいて軌道配置を設計する手法を提案したのち、その検証を行った結果について述べる。また、提案手法による軌道設計結果と、従来手法として頻繁に用いられる Genetic Algorithm(GA)による設計結果との比較を行う。

6.1 軌道設計問題の設定

本節では、本研究で扱う軌道設計問題の定式化について述べる。

まず、プランニング問題同様、観測に用いる衛星数は 6 機とし、この 6 機の衛星の軌道配置を考える。

軌道配置の評価軸は、定められたプランニング期間について、5 章で述べた手法を用いてプランニングを行った結果、即ち、取得画像の得点の総計とする。この様な評価軸を用いる場合、プランニング期間と軌道配置の周期性を一致させることが必要となる。即ち、プランニング開始時点での軌道配置と、プランニング期間終了時の軌道配置を一致させる必要がある。この一致性が満たされない場合には、プランニング期間が一旦終了した後、次の観測を行う際には、軌道配置の初期条件が異なることになってしまうため、プランニング結果を用いた軌道配置の評価結果が無意味なものになってしまうためである。以上の様な理由から、本研究で扱う軌道は、回帰日数がプランニング期間と一致するものに限る。5 章ではプランニング期間を 2 日と定めたため、本章で用いる軌道の回帰日数も 2 日とする。加えて、通常の地球観測衛星では、太陽同期軌道の円軌道が採られることが多いことも加味し、本章では、回帰日数が 2 日であり、かつ太陽同期性を満たす、準回帰円軌道のみを扱う。更に、一般的に地球観測を行う太陽同期軌道では、観測センサの分解能の観点から、高度 700 km 程度の値が採られることが多い。

以上の制約を加味すると、軌道長半径、離心率、軌道傾斜角が定まる。本章ではこれらの軌道要素について、以下の値を用いる。

- 離心率 e : 0
- 軌道傾斜角 i : 98.292 deg
- 軌道長半径 a : 7098.14 km

ここまでの設定から、各衛星の軌道要素のうち自由に変更可能なものは、昇交点赤経、緯度引数の 2 つとなり、コンステレーションを構成する衛星数が 6 機であることから、全 12 個のパラメータが設計パラメータとなる。従って、本章で扱う軌道設計問題は、この 12 個のパラメータを調整することによって、5 章で述べたプランニング結果をより良いものに改善していくという問題になる。

なお、軌道の伝搬にあたって、外乱は J_2 による永年摂動のみを考慮するものとし、 J_2 の周期摂動や高次の項、および空気外乱・太陽輻射圧等は考慮しないものとした。この場合、摂動によって、昇交点赤経および近地点引数、近地点引数は次式で示す様に時間発展する。

$$\frac{d\Omega}{dt} = -\frac{3}{2}J_2 \left(\frac{a_e}{a}\right)^2 n(3\cos^2 i - 1) \quad (6.1)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{3}{4}J_2 \left(\frac{a_e}{a}\right)^2 n(5\cos^2 i - 1) \quad (6.2)$$

$$\frac{d\sigma}{dt} = \frac{3}{4}J_2 \left(\frac{a_e}{a}\right)^2 n(3\cos^2 i - 1) \quad (6.3)$$

6.2 軌道配置の変更に伴うプランニング結果の変化

以降の節への導入として、本節では、軌道配置を変更することによってプランニング結果がどのように変わるのかについて調査した結果について述べる。

次ページに示した図 22 は、16 種類の軌道配置での観測プランニング結果を比較したものである。但し、衛星数は 6 機から 3 機に減らしている。縦軸は観測期間中に得られた画像得点の総計（評価関数値）を表し、横軸は軌道配置の ID に対応している。ここでは 16 種類それぞれの軌道配置の下で、以下の表 6 に示す様な 4 通りの設定でのプランニング問題を解いている。

表 6 図 22 に示した各軌道配置でのプランニング問題の設定

	ある地域が観測できた時の点数	ある地域を観測した時の観測成功確率
青	通過タイミング・地域に依らず, 1 で固定	通過タイミング・地域に依らず, 1 で固定
赤	通過タイミング・地域ごとに変化(0~2)	通過タイミング・地域に依らず, 1 で固定
緑	通過タイミング・地域ごとに変化(0~2)	通過タイミング・地域ごとに変化(0~1)
紫	通過タイミング・地域ごとに変化(0~2)	通過タイミング・地域に依らず, 0.5 で固定

図 22 から、次の様なことが明らかになる。

- 1). 撮影の失敗を考慮しない場合のプランニング問題の結果（赤）が最も良い軌道が、撮影の失敗を考慮したプランニング問題の結果（緑）と必ずしも一致する訳ではない
- 2). 確率失敗の影響（赤と緑の結果の差）は軌道配置によって異なる。一方で、赤→緑と問題設定を変更した場合の影響が小さい軌道配置の内、赤→紫へと問題設定を変更した場合の影響も小さい軌道配置(Orbit10)が存在する。この特性を満たす Orbit10 は、撮影の失敗に対してロバストな軌道配置と言える。（以降、ロバスト軌道配置と表記する。）

図 22 の結果について、問題設定の変更に伴うプランニング結果の変化量をプロットしたものを次ページ下段の図 23 に示す。

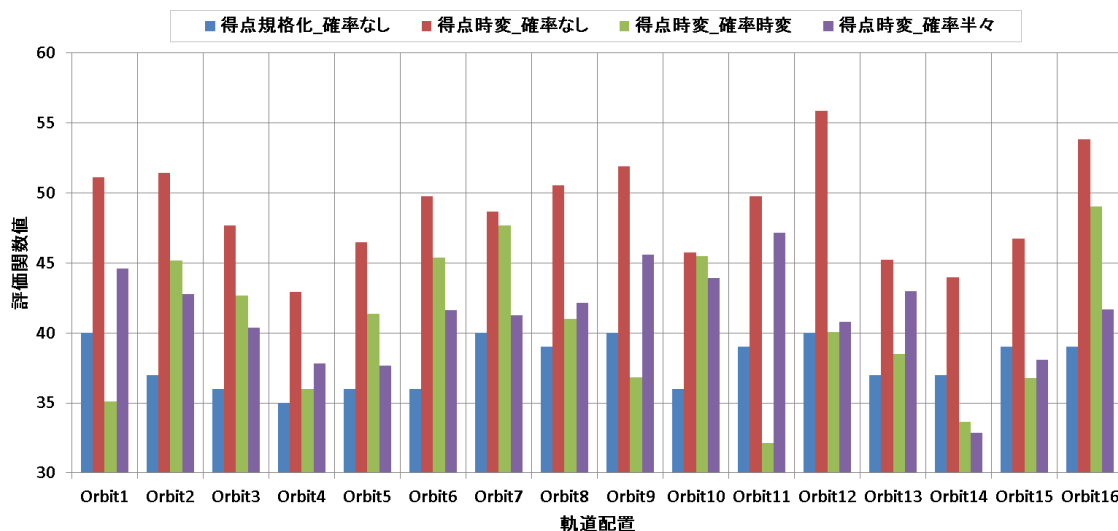


図 22 軌道配置 16 種類におけるプランニング結果の比較

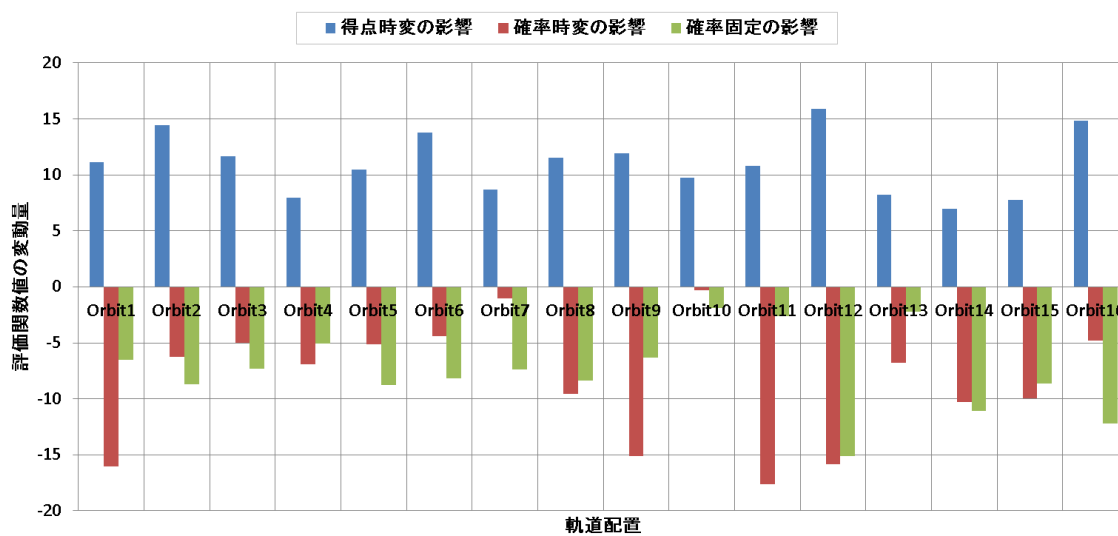


図 23 軌道配置 16 種類におけるプランニング結果に対する問題設定変更の影響の比較

*図 23 補足：

- 得点時変の影響（青）＝表 6 赤の問題設定の結果と表 6 青の問題設定の結果との差分
- 確率時変の影響（赤）＝表 6 緑の問題設定の結果と表 6 赤の問題設定の結果との差分
- 確率固定の影響（緑）＝表 6 紫の問題設定の結果と表 6 赤の問題設定の結果との差分

ここまでの結果から、プランニング結果が良い（評価関数値が高い）軌道配置となる条件について、次の2通りが満たされていれば良い可能性が高いと考えられる。

- 良い軌道配置の条件 1) 失敗確率が考慮されない問題設定下で、評価関数値が高い
良い軌道配置の条件 2) ロバスト軌道配置の条件を満たす

従って、条件 1)を満たす様な軌道配置を解析的に定めることが出来れば、その様な軌道配置を最適解の候補として数パターン列挙し、それらの候補の中から条件 2)を満たす軌道配置を探すという手順で最適解を探索することによって、従来のランダムサーチに基づく手法よりも効率良く最適解の探索が行える可能性が高いと考えられる。そこで本研究では、条件 1)を近似的に満たす様な軌道配置候補を見つけ出すための解析的なモデルを構築することを検討する。この検討結果については 6.3.3 節に述べる。条件 2)については、Appendix-A に示す様に、軌道要素から条件を導くことが困難である。そこで、条件 2)による絞り込みを行う代わりに、解析モデルと実際のプランニング結果との誤差を予測する手法について検討する。この検討結果については 6.3.4 節に述べる。

具体的な検討に移る前に、図 22 のようなプランニング結果の差異が、どの程度の軌道要素の差異に起因しているのかについて調査する。次ページの図 24 は今回調査した 16 種類の軌道配置における、各衛星の軌道要素である。前ページのプランニング結果と比較すると、数度の軌道要素の違いによって、プランニング結果が大きく異なることが伺える。図 25 の A)~C) は、16 種類の軌道配置のうち、7, 10, 12 の軌道配置における各衛星の地表面上の軌跡（グラウンドトラック）を示したものである。図 24 と比較すると、数度から数十度の軌道要素の差異であっても、グラウンドトラックは目に見えて異なる可能性があることが分かる。以上のことから、軌道設計問題では、数度程度の分解能で軌道要素を調整する必要があることが予想される。



図 24 16 種類の軌道配置における, 各衛星の昇交点赤経と緯度引数

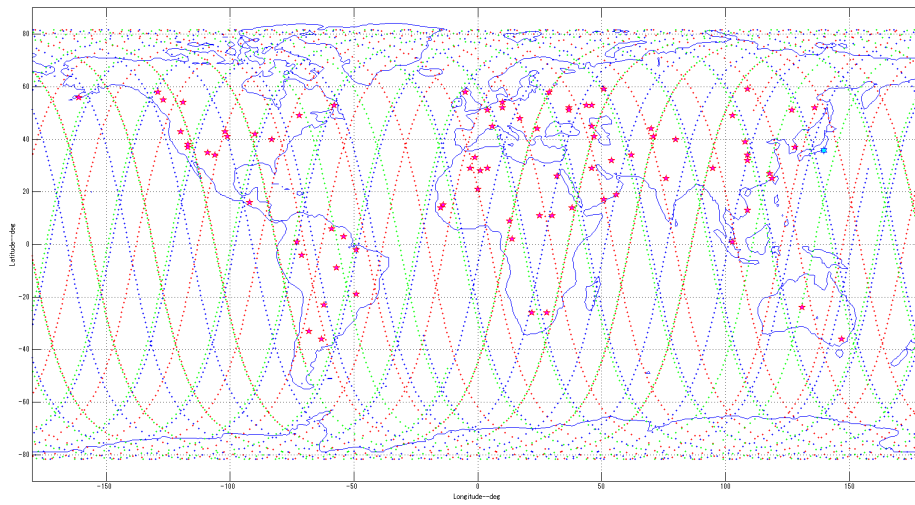
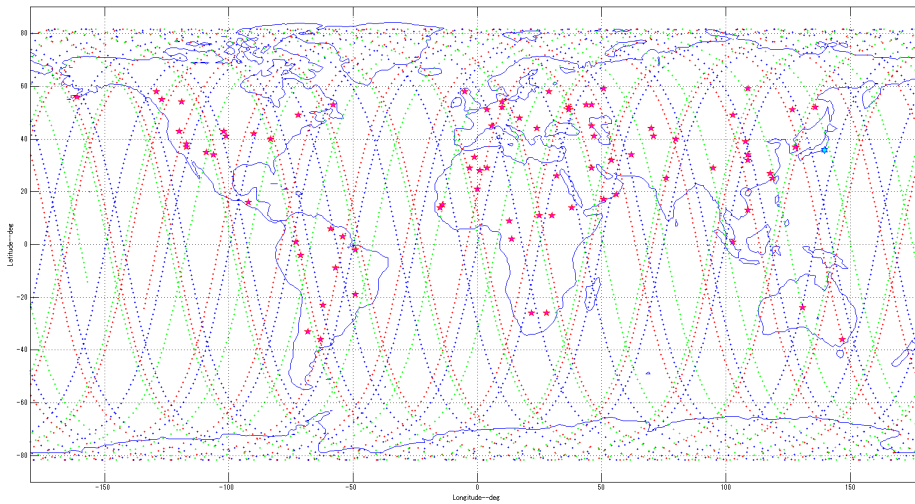
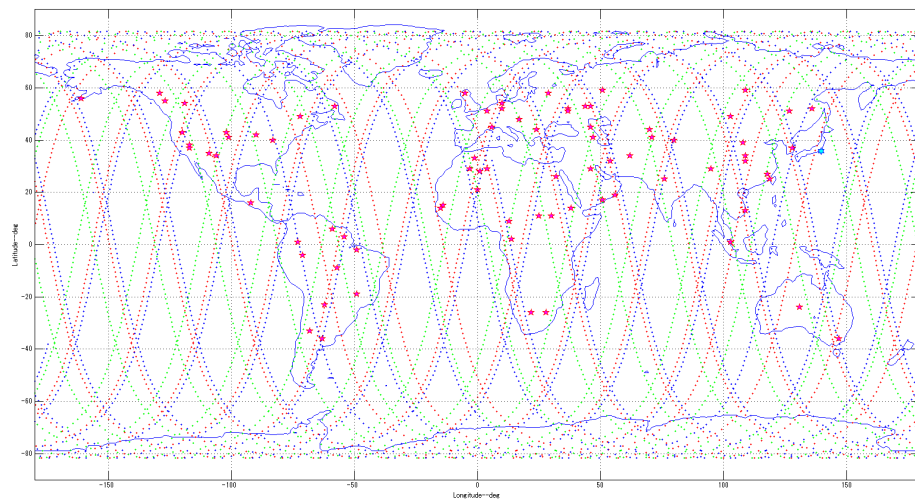


図 25 A) Orbit7 のグラウンドトラック



B) Orbit10 のグラウンドトラック



C) Orbit12 のグラウンドトラック

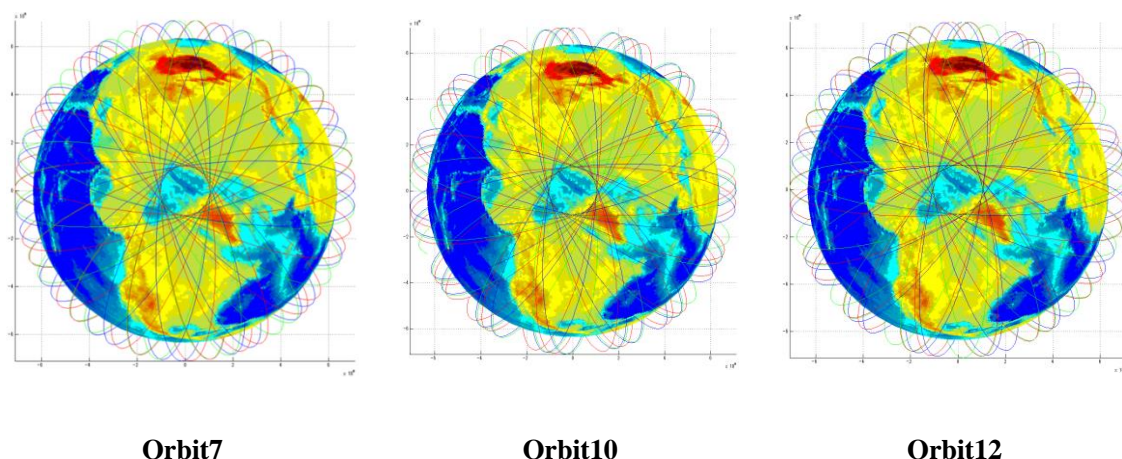


図 26 極域から見た、各軌道配置での衛星の軌道(ECEF)

6.3 軌道設計問題の解法

6.3.1 解法の概要

前節で述べた様に、ある軌道配置について、観測失敗確率が考慮されていない問題設定下での評価関数値が高く、かつロバスト軌道の条件を満たしていれば、その軌道配置は最適な軌道配置となっていると考えられる。

そこで本研究ではまず、観測失敗確率や観測枚数上限等の制約を加味しない状況での評価関数と軌道要素との対応付けを行う。ここで得られた評価関数は、プランニング結果を確率の影響を無視して近似した評価関数であるが、これまでの議論から、この近似評価関数値が高い軌道配置は最適解の候補となっていると考えられる。続いて、この近似評価関数の値と、シミュレーションを行うことによって得られる真の評価関数値との誤差をモデル化する。誤差のモデル化に当たっては、最適解候補となっている軌道配置について実際にシミュレーションとプランニングを行い、結果計測された誤差と軌道要素を対応付けるという過程を繰り返すことによって、モデル精度の向上を図る。即ち、最適解探索の過程でシミュレーションとプランニングを行うことが必要になる。近似評価関数と誤差モデルを組み合わせることで得られる関数を真の評価関数とみなし、この評価関数を基準とした最適化を行うことで、真の評価関数に対する最適解の獲得を図る。最適解探索の過程でシミュレーションとプランニングを行うことが必要にはなるものの、GA等の完全なランダムサーチとは異なり、近似評価関数値と誤差モデルに基づいて評価関数値が高いと予想される軌道配置を狙った上でプランニングによる検証を行う形態となっているため、従来手法よりも効率良く最適解候補を探索することが可能になると考えられる。

この方針を採用するためには、観測失敗確率を加味しない場合について、プランニング結果を予測可能とする近似的な評価関数の立式と、近似評価関数と実際のプランニング結果との誤差を予測するための誤差推定器が必要になる。次の6.3.2節では、あるタイミングで特定地域を通過するという条件と軌道要素に関する解析的な対応関係について考察した結果について述べ、近似評価関数を立式する。続いて、近似評価関数と実際のプランニン

グ結果との誤差を予測するための手法について、6.3.3 節に述べる。

6.3.2 近似評価関数の構築

本節では、提案手法による軌道設計を行うために必要となる、近似評価関数の構築主王について述べる。近似評価関数を構築するために、本節ではまず、「あるタイミングで特定地域を通過するために、各軌道要素が満たすべき条件」を幾何学的考察に基づいて立式する。この結果から、各衛星がいつ対象地域を観測可能かについて、シミュレーションを用いずとも予測可能になる。続いて、幾何学的な考察から得られた結果を用いて、近似評価関数を定義する。

本検討に当たっては、まず次ページの図 27 に示す様な座標系を用いる。この座標系は軌道面が水平(X-Y 平面)になり、軌道角運動量 \mathbf{h} が Z 軸となる（以降 \mathbf{h} 軸と表記）様な座標系である。この座標系においては、初期時刻における衛星の昇交点方向(以降 RAAN 軸と表記)を 180 度回転した軸と、軌道角運動量ベクトルおよびこれら 2 つの方向ベクトルの外積（以降、 $-\mathbf{RAAN} \times \mathbf{h}$ 軸と表記）が右手直交系を構成する。また、この座標系において、歳差を考慮しない場合の地球の自転軸は \mathbf{h} 軸と $-\mathbf{RAAN} \times \mathbf{h}$ 軸が貼る面内に含まれる。

この座標系において、衛星は図 27 中に黄色で示した円に沿って運動し、対象地域は図 27 中に緑色で示した円に沿って、自転角速度と昇交点赤経の摂動に従って運動するとみなすことが出来る。以降、この座標系で、衛星がある地域を観測可能となる条件について幾何学的考察を行う。

まず、衛星は常に水平面内を周回しているので、ある地域が衛星から観測できるためには、水平面に対して傾いた円に沿って動く対象地域が、水平面からある高さの範囲以下に存在することが必要になる。水平面からどの程度の高さまで観測可能となるかについて考察した結果を図 28 に示す。衛星のセンサの視野角（半角）を θ_{obs} とし、衛星が観測できる球面上の範囲（観測帯）の幅について考察する。図 28 に示した様に、観測帯の上限 \mathbf{A} と水平面の成す角を x とおくと、幾何学的な考察より、 x は以下の様に表せる。

$$x = \cos^{-1} \left(\frac{a}{R_e} \sin^2 \theta_{obs} + \cos \theta_{obs} \sqrt{1 - \left(\frac{a}{R_e} \right)^2 \sin^2 \theta_{obs}} \right) \quad (6.4)$$

続いて、対象地域が観測帯の内側に存在する条件について考察する。まず、図 29 に示す様に、 \mathbf{h} 軸と $-\mathbf{RAAN} \times \mathbf{h}$ 軸が貼る面内での対象地域の運動を考える。この面内では、対象地域は図 29 中の線分 \mathbf{AB} 上を動く。線分 \mathbf{AB} の中点 \mathbf{C} の水平面（軌道面）に対する高さ $\overline{\mathbf{O}'\mathbf{C}'}$ は、幾何学的考察より、

$$\overline{\mathbf{O}'\mathbf{C}'} = R_e \sin i \cos lat - R_e \sin(i - lat) \quad (6.5)$$

となる。また、線分 \mathbf{BC} の長さ（対象地域の回転運動の半径）は地球の半径を R_e とすれば、

$$\overline{\mathbf{BC}} = R_e \cos lat \quad (6.6)$$

と書ける。以上から、対象地域の回転運動を \mathbf{h} 軸方向に射影すると、対象地域の運動は

$$\mathbf{Z}_p(t) = R_e \{ \sin i \cos lat (1 + \sin(\theta_{p0} + (\omega_e + \omega_{j2})t)) - \sin(i - lat) \} \quad (6.7)$$

と書ける。

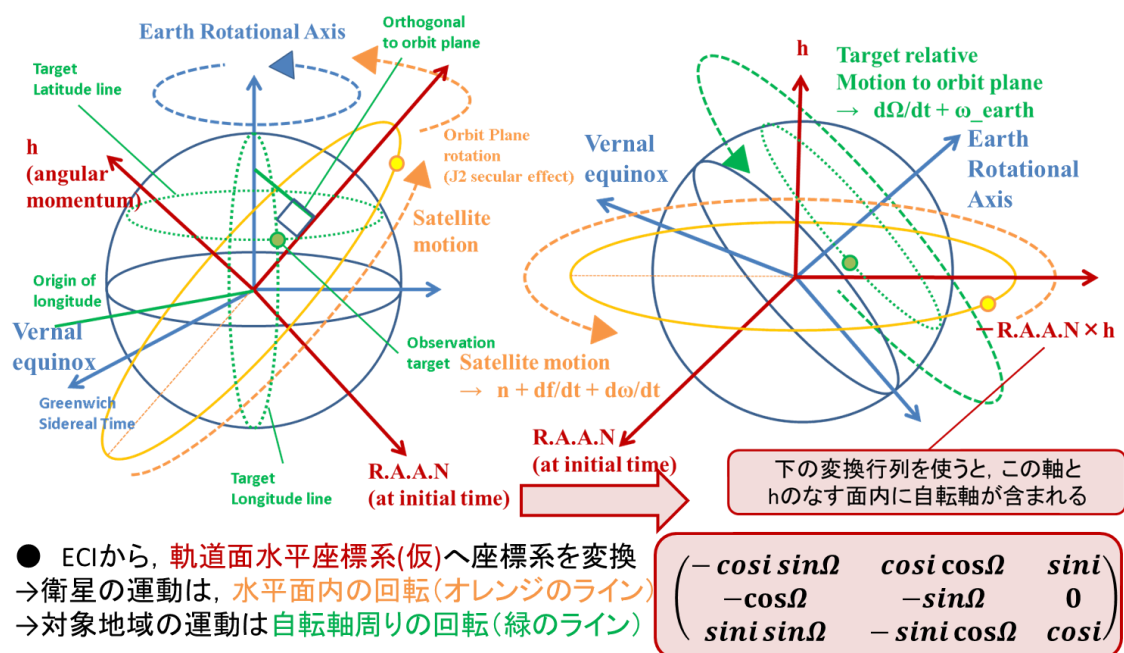


図 27 検討に用いる座標系の定義

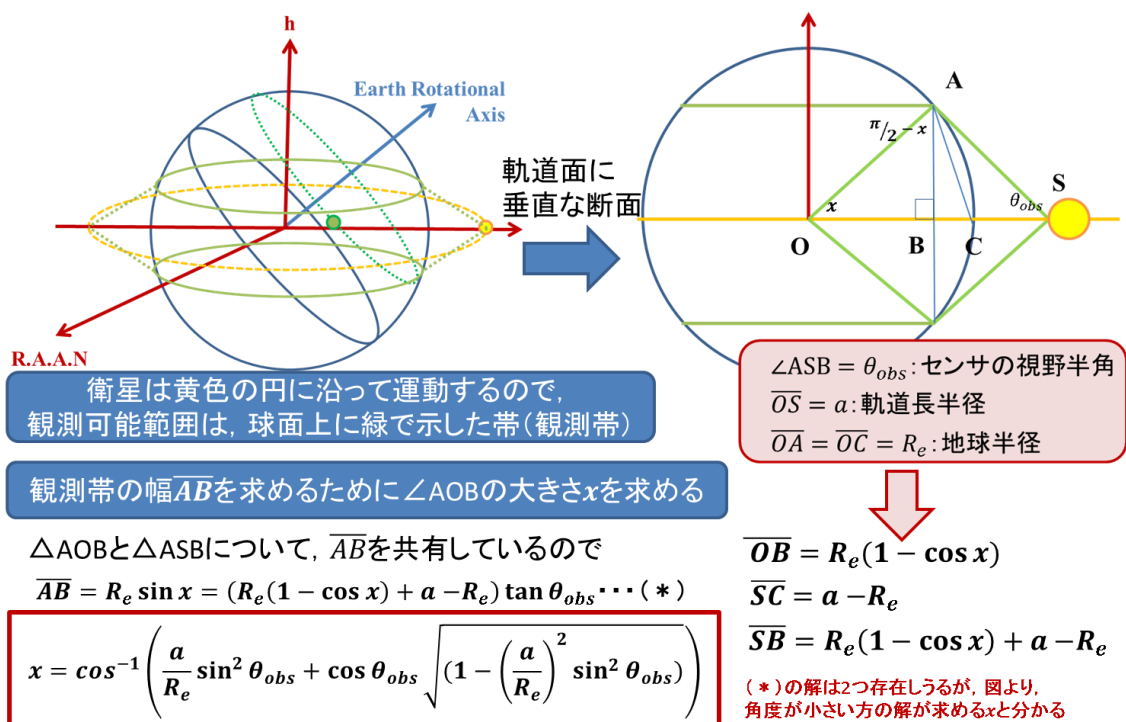


図 28 観測帯幅の導出

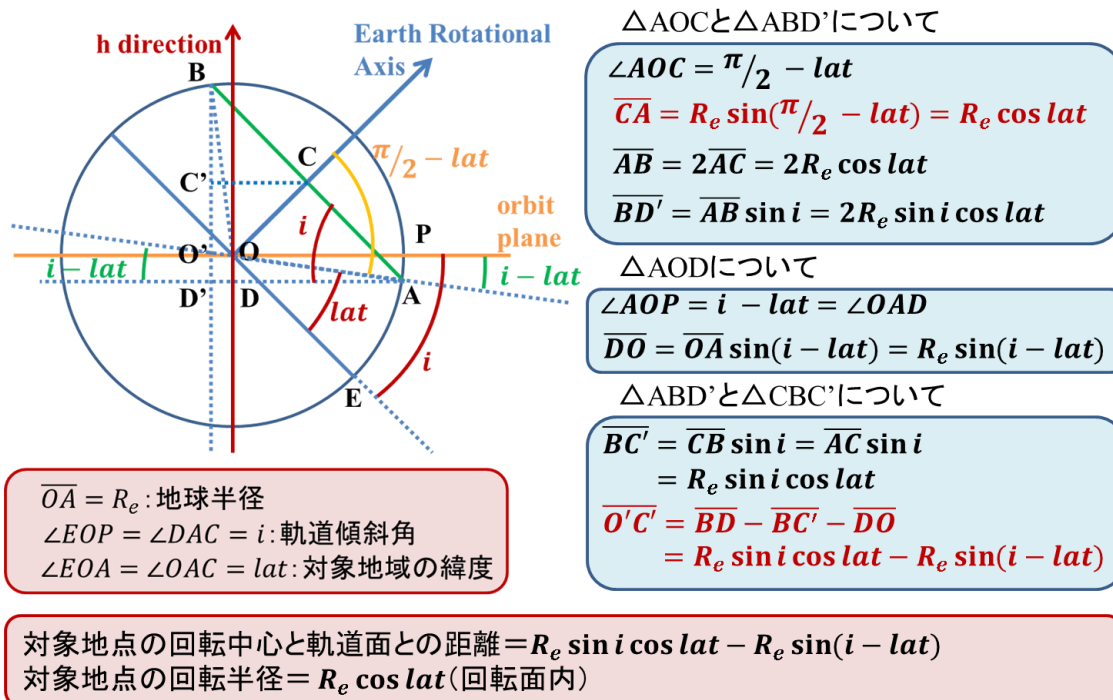


図 29 対象地域の回転中心と半径の導出

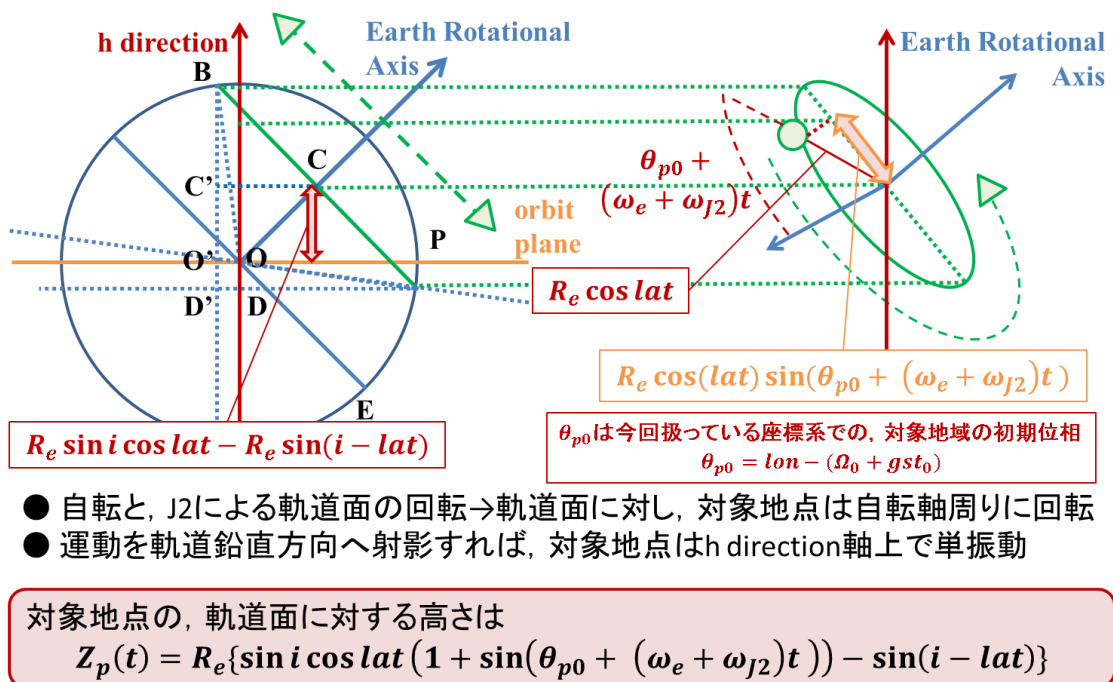


図 30 観測地域の h 軸方向運動範囲の導出

ここまでの結果から、観測対象地域が観測帯の内側に存在する条件は、図 31 に示す様に、

$$-\tan x \leq \cos i \sin(lat) + \sin i \cos(lat) \sin(\theta_{p0} + (\omega_e + \omega_{j2})t) \leq \tan x \quad (6.8)$$

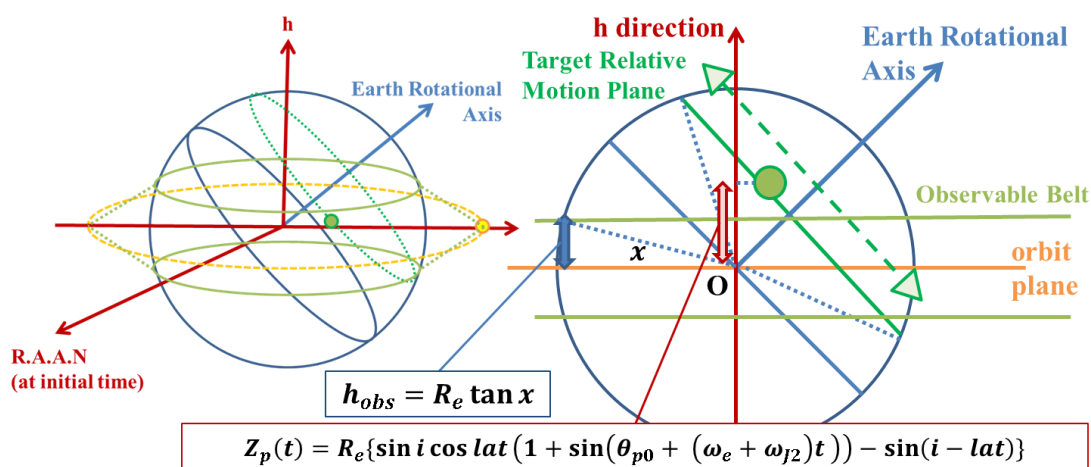
と書ける。

(6.8)式の解は、正弦関数がある2つの定数値で挟まれた範囲に存在する条件となる。図 32 に示す様に、この解はシミュレーション開始時間に対する2つの制約条件の形で表現することが可能である。この結果を物理的に解釈すると、2つの条件はそれぞれ、Ascending と Descending どちらの条件で衛星と対象地域が会合可能かということに対応していると解釈できる。

以上の考察から導かれた、対象地域が観測可能であるための必要条件(6.9)式、(6.10)式をまとめて、可視の第一必要条件と表記する。

$$\frac{\varphi_{AC_low} - \theta_{p0}}{\omega_e + \omega_{j2}} \leq t \leq \frac{\varphi_{AC_high} - \theta_{p0}}{\omega_e + \omega_{j2}} \quad (6.9)$$

$$\frac{\varphi_{DC_low} - \theta_{p0}}{\omega_e + \omega_{j2}} \leq t \leq \frac{\varphi_{DC_high} - \theta_{p0}}{\omega_e + \omega_{j2}} \quad (6.10)$$



- 対象地域を観測→対象地域が観測帯の内側にあることが**必要**
- 軌道面に対する高さが、観測帯の内側となる間は観測できる可能性がある

対象地点が観測帯に入るとい条件から導かれる、可視の必要条件は

$$-\tan x \leq \cos i \sin(lat) + \sin i \cos(lat) \sin(\theta_{p0} + (\omega_e + \omega_{j2})t) \leq \tan x$$

図 31 対象地域が観測帯を通過する条件の導出

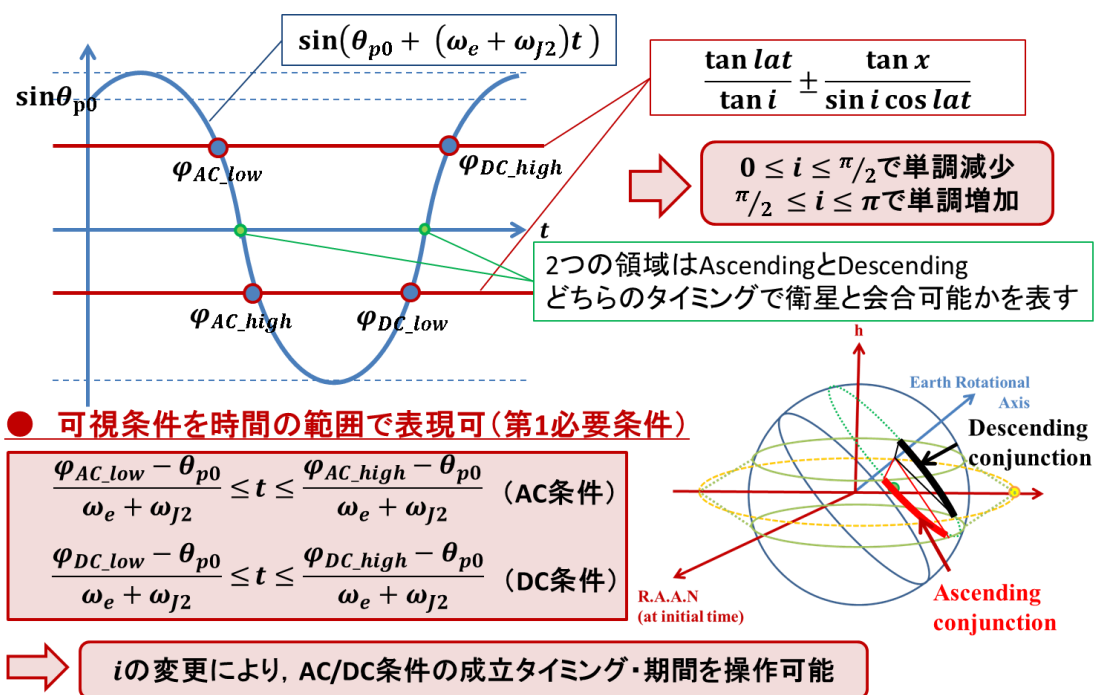


図 32 対象地域が観測できるための第一必要条件

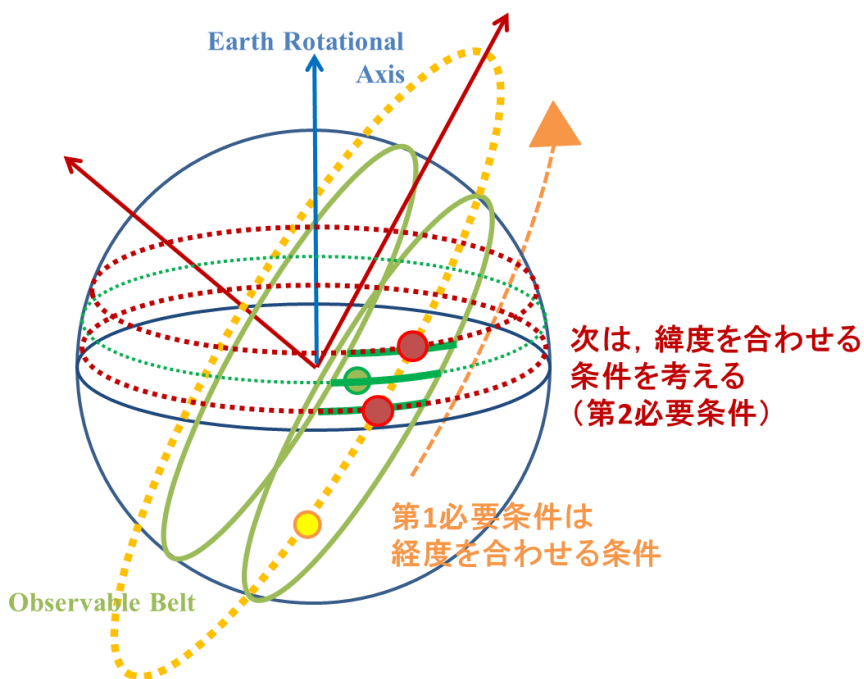


図 33 通常の地球中心座標系 (ECI) で再度考察する

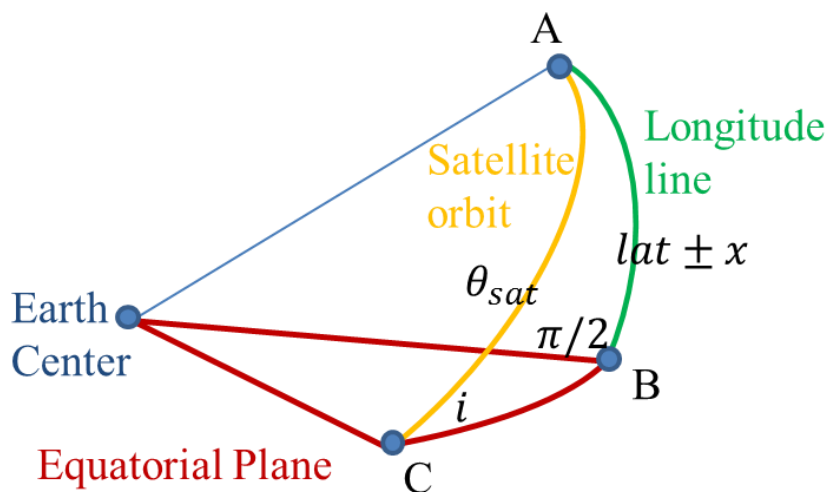


図 34 緯度合わせの条件導出に用いる球面三角

ここまでの考察で得られた条件について、一度、通常地球中心座標系(赤道面が水平面、自転軸が Z 軸となる座標系)に戻って考察する。但し、昇交点赤経の摂動による回転角は地球の回転に変換し、軌道面は固定したままとする。すると、図 33 に示した様に、第一必要条件は、対象地域の経度が衛星の軌道に対して観測可能幅の範囲内に収まっている条件に対応していることが明らかとなる。

従って、第一条件に加えて、衛星の緯度が観測対象地域の緯度と一致する条件（上の図の赤丸で示した 2 点の範囲内に衛星が存在する条件）を加えれば、対象地域を観測できるための必要十分条件になると考えられる。この条件は、前ページの図 34 に示す球面三角 ABC について考察すると、球面正弦定理から以下の様に書ける。

$$\frac{\sin(lat - x)}{\sin i} \leq \sin \theta_{sat} \leq \frac{\sin(lat + x)}{\sin i} \quad (6.11)$$

ここで、 θ_{sat} は衛星の緯度引数である。(6.8)式は第一必要条件同様、シミュレーション開始時間に対する制約条件に換算することが可能である。

以上の考察から、ある軌道要素が仮定されたとき、ある地域を観測可能なタイミングは、第一必要条件と第二必要条件がともに満たされる時間帯であると考えられる。この手法を用いることにより、シミュレーション等を用いずとも、観測可能な時間帯を解析的に計算可能である。

ここまでの結果から得られる、ある 1 セットの軌道要素と 1 か所観測地域が与えられた際に、その観測地域を観測できるタイミングがシミュレーション開始時刻から何秒後であるかを予測するための不等式条件を次ページの(6.12)式~(6.20)式にまとめる。

$$\frac{1}{n}(2\pi k + \sin^{-1} S^+ - l_0) \leq t \leq \frac{1}{n}(2\pi k + \sin^{-1} S^- - l_0) \quad (6.12)$$

かつ,

$$\frac{1}{\omega}(2\pi k + \sin^{-1} P^+ + \Omega_0^*) \leq t \leq \frac{1}{\omega}(2(k+1)\pi + \sin^{-1} P^- + \Omega_0^*) \quad (6.13)$$

または,

$$\frac{1}{n}(2\pi(k+1) - \sin^{-1} S^- + l_0) \leq t \leq \frac{1}{n}(2\pi(k+1) + \sin^{-1} S^+ + l_0) \quad (6.14)$$

かつ,

$$\frac{1}{\omega}(2\pi(k+1) - \sin^{-1} P^- - \Omega_0^*) \leq t \leq \frac{1}{\omega}(2(k+1)\pi + \sin^{-1} P^+ - \Omega_0^*) \quad (6.15)$$

ここで,

$$S^+ = \frac{\sin(lat + x)}{\sin i}, \quad S^- = \frac{\sin(lat - x)}{\sin i} \quad (6.16)$$

$$P^+ = \frac{\tan lat}{\tan i} + \frac{\tan x}{\sin i \cos lat}, \quad P^- = \frac{\tan lat}{\tan i} - \frac{\tan x}{\sin i \cos lat} \quad (6.17)$$

$$x = \cos^{-1} \left(\frac{a}{R_e} \sin^2 \phi + \cos \phi \sqrt{\left(1 - \left(\frac{a}{R_e}\right)^2 \sin^2 \phi\right)} \right) \quad (6.18)$$

$$\Omega_0^* = lon + gst_0 - \Omega_0 \quad (6.19)$$

$$n = n_0 + \frac{dl}{dt} + \frac{d\sigma}{dt}, \quad \omega = \frac{d\Omega}{dt} - \omega_{earth_rotation} \quad (6.20)$$

また, $t=0$ は与えられた軌道要素の軌道元期を示し, Ω_0 , l_0 , gst_0 は軌道元期での昇交点赤経, 緯度引数, グリニッジ平均恒星時をそれぞれ示す. R_e , a , $\omega_{earth_rotation}$ は地球半径, 軌道長半径, 地球自転角速度をそれぞれ示す.

次ページの図 35 に, 今回の問題で仮定している 80 か所の観測対象地域について, 第一必要条件と第二必要条件が満たされる時間の長さをプロットした結果を示す. ここで, センサの画角(半値)は 17 度を仮定している. この値は, 観測地域から仰角 70 度に相当する高度であれば, 地心方向にセンサが向いていても対象地域を観測可能という条件から定めた.

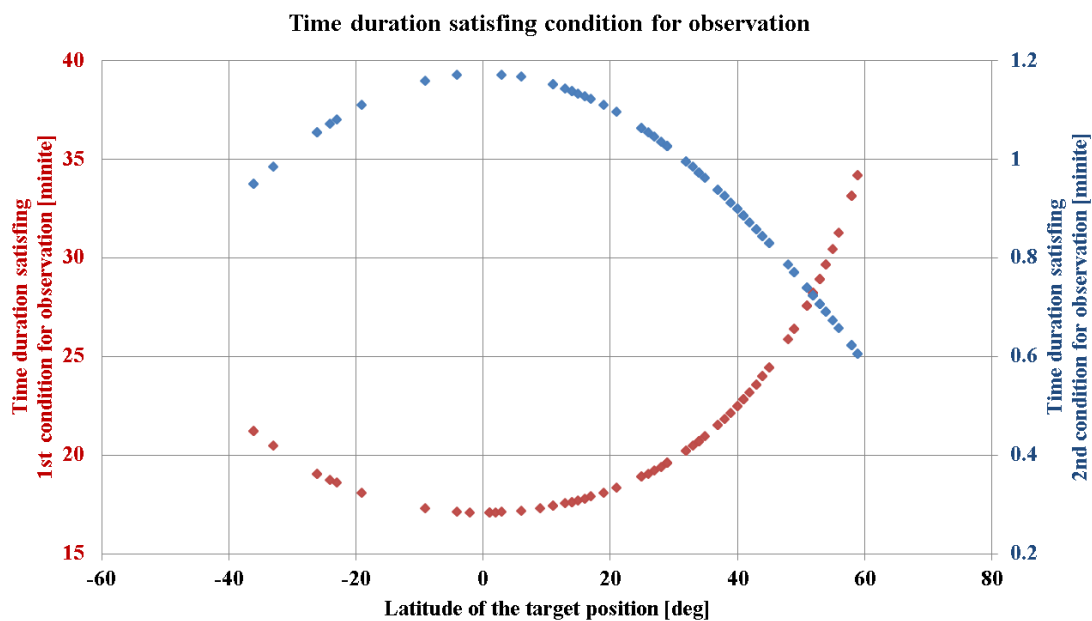


図 35 今回用いている 80 か所の地域について、
第一条件と第二条件の成立時間の長さを緯度に対してプロットした結果

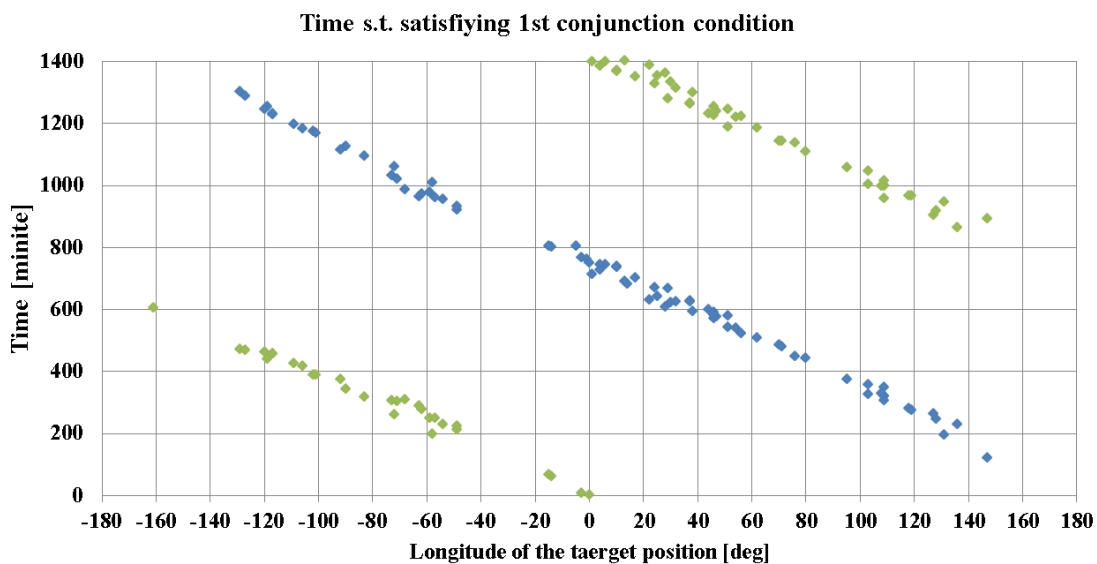


図 36 今回用いている 80 か所の地域について、
第一条件成立タイミングを経度に対してプロットした結果

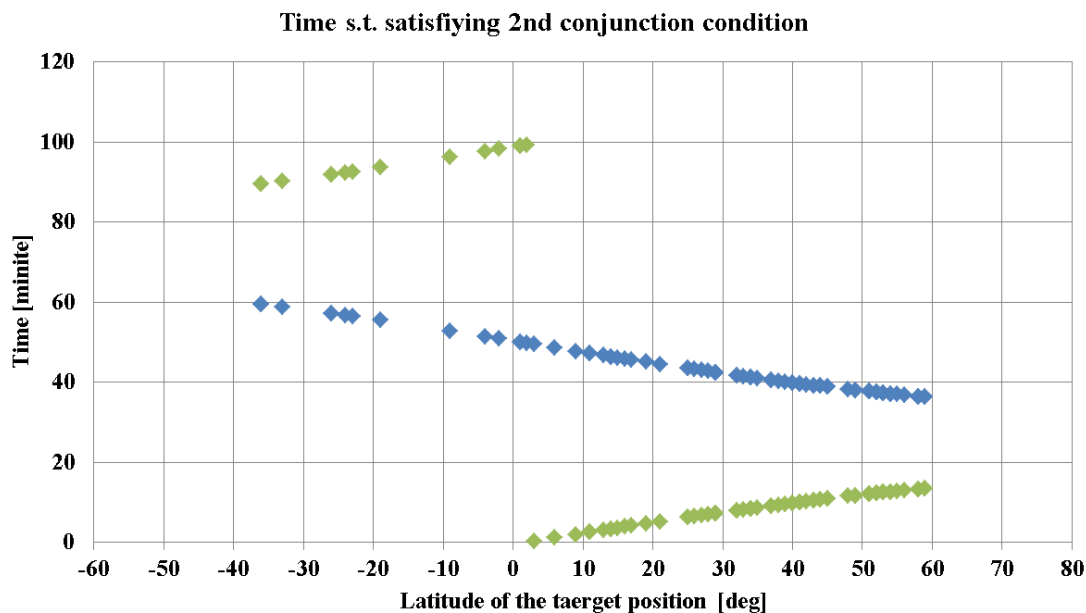


図 37 今回用いている 80 か所の地域について、
第二条件成立タイミングを緯度に対してプロットした結果

図 36 および図 37 はそれぞれ、第一条件成立タイミングと今回仮定した 80 か所の観測対象地域の経度、第二条件成立タイミングと 80 か所の観測対象地域の緯度の関係をプロットしたものである。図 36 より第一条件成立タイミングは経度、図 37 より第二条件成立タイミングは緯度に関して比例関係にあることが伺える。ここで、式(6.12)～式(6.15)より明らかのように、第一・第二条件の成立タイミングはそれぞれ $2\pi/n$ 、 $2\pi/\omega$ の周期性を有する。

ここまでに述べた結果を用いて、プランニング結果、即ち真の評価関数を近似する手法について述べる。6.2 節で述べた様に、評価関数値が高い軌道の条件として、観測失敗確率を考慮しない場合、即ち、観測成功確率が観測時間によらず 1 で一定という問題設定下において、評価関数値が高いということが考えられる。撮影成功確率が 1 の場合の評価関数値を予測するにあたっては、各衛星が各地域をどのタイミングで通過するのかという条件と各通過タイミングでの各衛星のメモリ残量などの情報が必要となることが予測される。ここで、各衛星のメモリ残量については、実際のプランニングを行うことなく予測することが困難であると考えられる。そこで、実際の評価関数値の代わりに、以下の式(6.21)の様に、与えられた軌道要素で観測できるタイミングにおける 80 か所の観測地域の得点を平均し、その値を 80 倍した値について考える。

$$J_{ap} = 80 \sum_{pos=1}^{80} \frac{1}{n_{pos}} \sum_{t=t_{0,pos}}^{t_{n,pos}} v_{pos}(t) \quad (6.21)$$

ここで

n_{pos} pos 番目の地域を全衛星が通過する回数

t_{o_pos}	pos 番目の地域を最初に通過するタイミング
t_{n_pos}	pos 番目の地域を n_{pos} 番目に通過するタイミング
$v_{pos}(t)$	pos 番目の地域の t における, 観測成功時の得点

(6.21)式には観測失敗確率やメモリ残量などの情報は含まれていないが, (6.21)式の値が高い軌道配置は, プランニングによって得られる真の評価関数値の値も高くなる可能性が高いと考える. 各地域の観測可能タイミングにおける得点の平均値を上げることによって, メモリ残量や観測失敗確率等の影響をある程度低減できるためである. ここで, 式(6.12)~式(6.20)を用いると, ある軌道要素を仮定した際に, 各衛星がどの地域をいつ通過するかについて, シミュレーションを行うことなく予測を行うことが可能になるため, シミュレーションを行うことなく, 式(6.21)の値は計算可能である. そこで, 式(6.21)で定義した関数を, 以降ではプランニングによって得られる真の評価関数値を近似したものとして, 近似評価関数と表現する.

6.3.3 近似評価関数の誤差と軌道要素との関係の推定

前節 6.3.2 節の(6.21)式で定義した近似評価関数と, プランニングによって得られる真の評価関数値との間にはある程度の相関が期待できる一方で, 以下の様な理由から, 両者の間には誤差が存在するものと考えられる.

- 誤差要因 1)
近似評価関数(6.21)式には観測失敗確率が反映されていない
- 誤差要因 2)
近似評価関数(6.21)式にはダウンリンクタイミングやメモリ制約が反映されていない

以上2つの要因によって, 近似評価関数と真の評価関数との間には誤差が発生するが, ここで挙げた誤差要因の補正を解析的なモデルに基づいて評価することは困難を伴うと考えた. 一方で, これらの誤差要因は衛星の軌道配置に依存するものと考えられる. そこで本研究では, 近似評価関数と, シミュレーションによって得られる真の評価関数値との間の誤差を, 学習を通して軌道要素の関数として **empirical** にモデル化する. 近似評価関数の誤差を軌道要素の関数として **empirical** にモデル化することができれば, 近似評価関数と誤差モデルを組み合わせることによって, 軌道要素の関数として真の評価関数, 即ちプランニング結果を表現することが可能となる. これにより, プランニング結果を最大化するという問題を関数の最大化問題に置き換えることが可能になるため, 短時間で最適解を発見できる可能性が高くなる. この様な方針に合致する最適化手法として, 本研究では **Bayesian Optimization** を採用する.

ここではまず, **Bayesian Optimization** の概要について述べる. **Bayesian Optimization** は解析的な表現もしくは数値計算が困難な目的関数の最適化に用いられることの多い手法である. **Bayesian Optimization** では, 多くの場合, 目的関数をガウス過程回帰によってモデル化する.

まず, 近似評価関数と誤差を組み合わせた真の評価関数の予測値 $\mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ が基底関数 $\phi_{(x)}$ と重み係数 \mathbf{w} を用いて, 次の(6.22)式の形で書けるものとする. ここで, \mathbf{x} は各衛星の軌道要素および, 軌道要素から計算可能な特徴量を並べたベクトルを意図している.

$$\mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \mathbf{w}^t \phi_{(x)} \quad (6.22)$$

\mathbf{w} の値は様々な値を取りうるが, N 個の観測データ $\mathbf{y}(\mathbf{x}_1, \mathbf{w}), \mathbf{y}(\mathbf{x}_2, \mathbf{w}), \dots, \mathbf{y}(\mathbf{x}_N, \mathbf{w})$ が得られているときに, 尤も観測データと合致する様な \mathbf{w} の値を定めることができる. 一方で, 評価関数 $\mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ がガウス過程に従うものとするれば, \mathbf{y} がとりうる値の分散 Cov は \mathbf{w} の値を用いずとも, 以下の式から推定することができる.

$$Cov = \Phi^t \Phi = K \quad (6.23)$$

ここで, Φ は $N \times N$ の行列であり, (n, m) における成分は次式で書ける.

$$\Phi_{nm} = \phi_{(x_n)}^t \phi_{(x_m)} = k_{nm} \quad (6.24)$$

以降, カーネル関数とは(6.24)式右辺の k_{nm} を指すものとする.

ガウス過程の下では, N 個の観測データ $\mathbf{y}(\mathbf{x}_1, \mathbf{w}), \mathbf{y}(\mathbf{x}_2, \mathbf{w}), \dots, \mathbf{y}(\mathbf{x}_N, \mathbf{w})$ が得られているときに, \mathbf{x}_{N+1} において \mathbf{y} が取りうる値の平均値 $\mu_{(x_{N+1})}$ と分散 $\sigma_{(x_{N+1})}^2$ は, カーネルを用いて以下の様に書ける.

$$\mu_{(x_{N+1})} = \mathbf{m}_{(x_{N+1})} + \mathbf{k}^t \Phi^{-1} (\mathbf{y}_{1:N} - \mathbf{m}_{1:N}) \quad (6.25)$$

$$\sigma_{(x_{N+1})}^2 = k_{n+1, n+1} - \mathbf{k}^t \Phi^{-1} \mathbf{k} \quad (6.26)$$

$$\mathbf{k} = (k_{n+1, 1}, k_{n+1, 2}, \dots, k_{n+1, n}) \quad (6.27)$$

$$\mathbf{y}_{1:N} = \{\mathbf{y}(\mathbf{x}_1, \mathbf{w}), \mathbf{y}(\mathbf{x}_2, \mathbf{w}), \dots, \mathbf{y}(\mathbf{x}_N, \mathbf{w})\} \quad (6.28)$$

$$\mathbf{m}_{1:N} = \{\mathbf{m}(\mathbf{x}_1), \mathbf{m}(\mathbf{x}_2), \dots, \mathbf{m}(\mathbf{x}_N)\} \quad (6.29)$$

ここで, $\mathbf{m}(\mathbf{x}_N)$ は各衛星の軌道要素および, 軌道要素から計算可能な特徴量を並べたベクトルが \mathbf{x}_N である場合の, 近似評価関数の値を意図しており, $\sigma_{(x_N)}^2$ は同じく特徴量を並べたベクトルが \mathbf{x}_N である場合の近似評価関数の誤差の推定値範囲 (分散) を意図している.

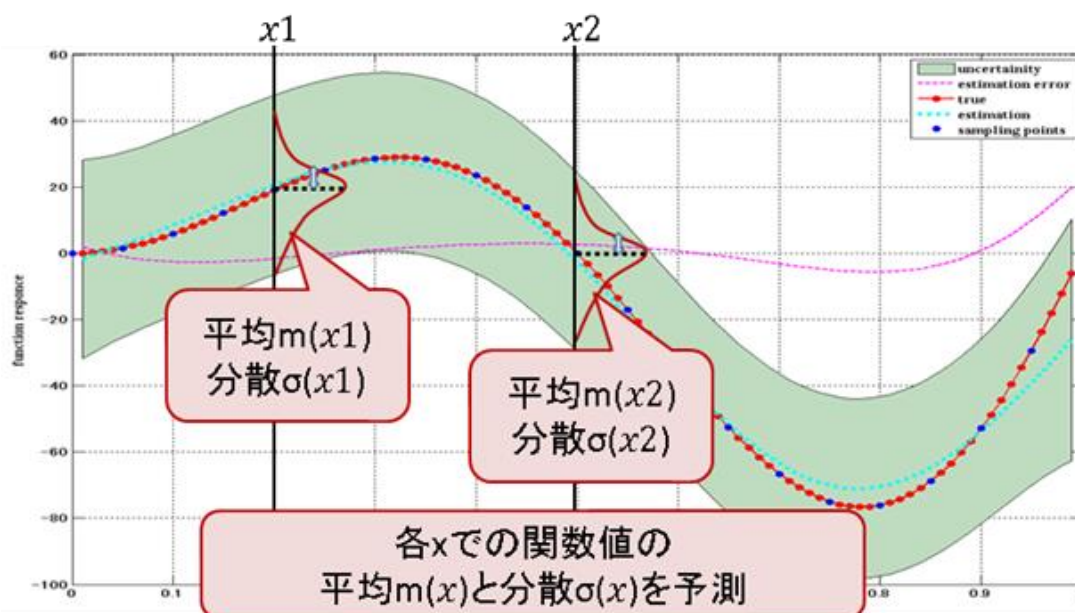


図 38 ガウス過程回帰による関数近似

即ち、上の図 38 に示す様に、ガウス過程回帰では、特徴量を並べたベクトル空間 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N, \dots\}$ の各点について平均 $\mu_{(x_N)}$ 、分散 $\sigma_{(x_N)}^2$ である様なガウス分布を考え、これらのガウス分布が連なったものとして目的関数をモデル化する。この時、未知の点 \mathbf{x}_{N+1} における平均・分散の値は、これまでの観測で得られている N 個の結果と、式(6.25)~(6.29)を用いることによって予測することが可能である。

ここで、分散の特性はカーネル関数の採り方に左右されるが、先行研究の例に倣って、本研究では以下の形のカーネルを用いることとする。

$$k_{nm} = \theta_1 \left(1 + \sqrt{5r_{(x_n, x_m)}^2} + \frac{5}{3} r_{(x_n, x_m)}^2 \right) \exp(-\sqrt{5r_{(x_n, x_m)}^2}) \quad (6.30)$$

$$r_{(x_n, x_m)}^2 = \sum_{i=1}^D \frac{(x_{ni} - x_{mi})^2}{\eta_i^2} \quad (6.31)$$

ここで、 θ_1, η はガウス過程の分散を定めるハイパーパラメータである。これらのパラメータの値は、 N 個の観測データ $\mathbf{y}(\mathbf{x}_1, \mathbf{w}), \mathbf{y}(\mathbf{x}_2, \mathbf{w}), \dots, \mathbf{y}(\mathbf{x}_N, \mathbf{w})$ に最も合致する様に、対数尤度関数を指標として定めることが出来る。

$$\ln P = -\frac{1}{2} (\mathbf{y}_{1:N} - \mathbf{m}_{1:N})^t \Phi^{-1} (\mathbf{y}_{1:N} - \mathbf{m}_{1:N}) - \frac{1}{2} \ln |\Phi| - \frac{N}{2} \ln(2\pi) \quad (6.32)$$

$$\frac{\partial(\ln P)}{\partial \theta_1} = 0 \quad (6.33)$$

$$\frac{\partial(\ln P)}{\partial \eta} = 0 \quad (6.34)$$

続いて、ガウス過程回帰によってモデル化された関数の最大値探索について述べる。最大値探索については様々な方法が提案されているが、本研究では現在の評価関数最大値をどの程度更新できるかに関する期待値 (EI ; Expected Improvement) に基づいた方法を採用する。今、観測済の N 個の特徴ベクトルに対応する目的関数の値のうち、最大の値に対応するものを f_{max} とおく。先ほどの式(6.25)~(6.29)より、これまでの N 個の観測結果に基づいて、未だ観測されていない未知の点 \mathbf{x}_{N+1} における目的関数の値は、平均・分散が予測可能なガウス分布として確率的に表現される。従って、ある \mathbf{x}_{N+1} における目的関数の値が、 f_{max} よりもどの程度大きくなりうるかに関する期待値を計算することが可能である。この期待値は EI (Expected Improvement) と呼ばれる。EI の概念図を次ページの図 39 に示す。

EI を最大化する様な点 \mathbf{x}_{N+1} を選べば、目的関数の最大値を更新できる可能性が高いということになるので、 $N+1$ 回目の探索点は下の式(6.35)~(6.39)で計算される。

$$\mathbf{x}_{N+1}^* = \arg \max_{\mathbf{x}_{N+1}} (EI) \tag{6.35}$$

$$EI = \begin{cases} (\mu_{(x_{N+1})} - f_{max}) CDF + \sigma_{(x_{N+1})}^2 PDF : \sigma_{(x_{N+1})}^2 > 0 \\ 0 : \sigma_{(x_{N+1})}^2 = 0 \end{cases} \tag{6.36}$$

ここで

$$PDF = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) \tag{6.37}$$

$$CDF = \int_{-\infty}^{f_{max}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz \tag{6.38}$$

$$z = \frac{\mu - f_{max}}{\sigma} \tag{6.39}$$

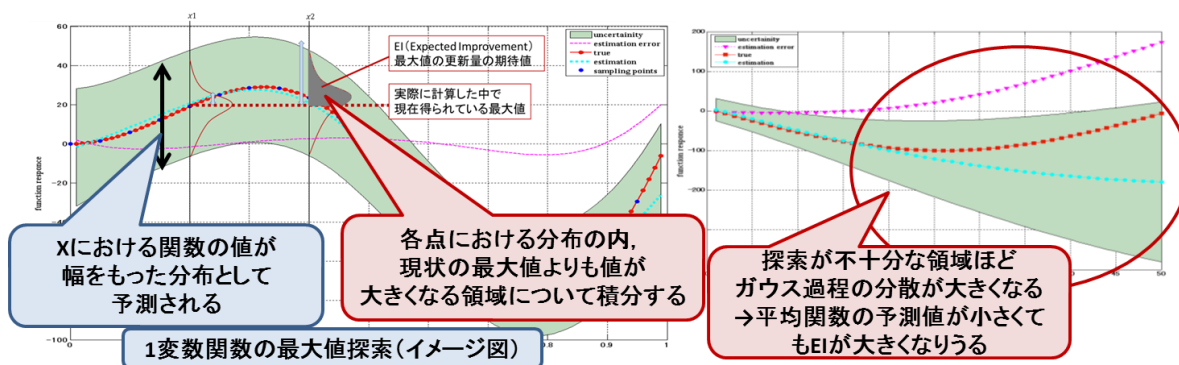


図 39 EI の概念図

なお、本研究では、特徴量ベクトル \mathbf{x}_N は以下の様な成分を持つ、17次元のベクトルを用いている。また、(6.35)式の解は先行研究の例に倣い、DIRECTを用いて求める。

○ 特徴量ベクトルの成分

- 衛星 1~6 までの昇交点赤経・緯度引数 (但し、値を昇順に並び替える)
- 近似評価関数の値
- 衛星 1~6 までの昇交点赤経の平均値
- 衛星 1~6 までの昇交点赤経の分散値
- 衛星 1~6 までの緯度引数の平均値
- 衛星 1~6 までの緯度引数の分散値

Bayesian Optimization を利用した軌道設計手法の手順について以下に記す。まず、近似評価関数(幾何学的考察から導いた軌道要素の関数)と近似誤差推定関数(ガウス過程回帰から導いた軌道要素の関数)を用いて、現在の評価関数最大値をどの程度更新できるかに関する期待値を最大にする軌道要素を求める。近似評価関数・近似誤差推定関数のいずれも、軌道要素の関数であるため、EI は数値計算可能であり、短時間で最大値が求まる。ここで、近似誤差推定関数はある軌道要素に対する近似評価関数の誤差推定値と誤差推定値の分散の予想値を返す。続いて、EI を最大にする軌道要素について、実際に軌道計算とプランニングを行い、評価関数真値を求める。求めた評価関数真値と近似評価関数値の誤差を、近似誤差推定関数にフィードバックすることで、近似誤差推定関数内部のハイパーパラメータの更新を行う。更新後の近似誤差推定関数と近似評価関数を用いて、再び EI を最大化する軌道要素を計算し、軌道計算とプランニングを行うという処理を繰り返し続ける。

Bayesian Optimization を用いた軌道設計手法の概念図を下の図 40 に示す。

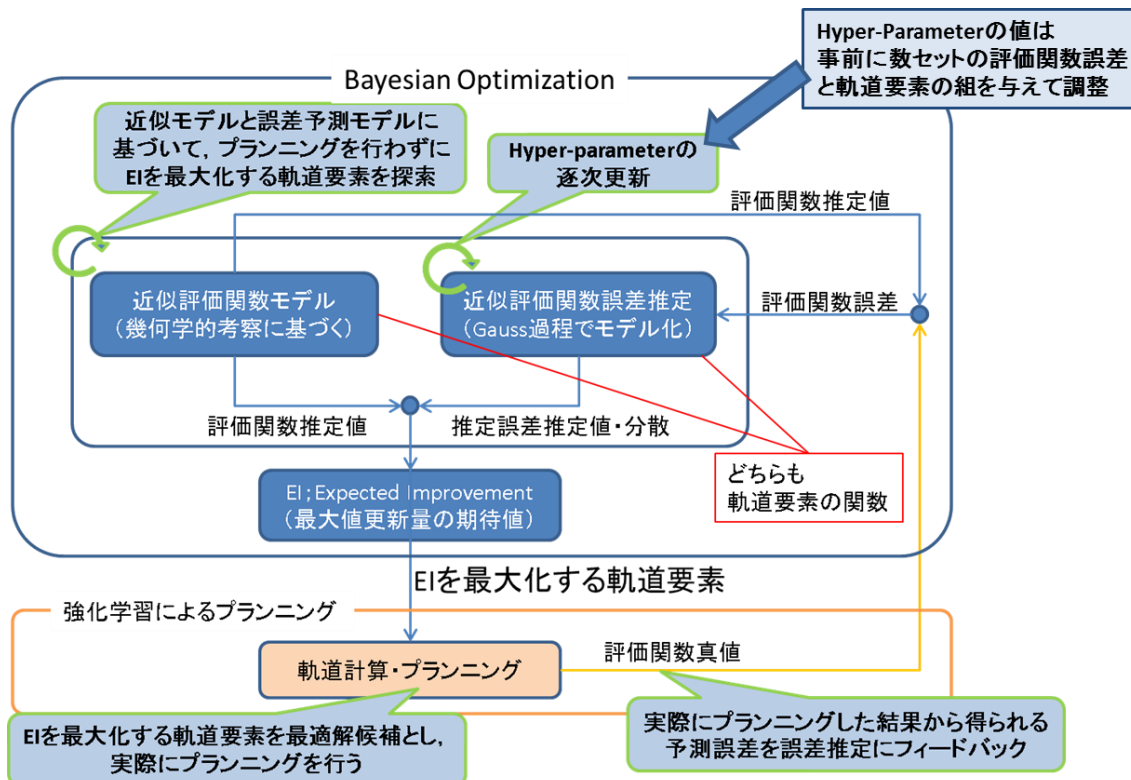


図 40 Bayesian Optimization を用いた軌道設計手法

また、本研究で提案するコンステレーション設計の流れを以下にまとめる。

事前準備

1. 観測対象地点を定める
2. 観測に用いるセンサ, 衛星仕様を定める
3. 1・2から得点・確率に関する時間プロファイルを定める
4. 適当な乱数で数種類の軌道配置を定め, プランニングを行う
5. 4の結果を用いて, Bayesian OptimizationのHyper Parameterの初期値を定める

最適化ルーチン

6. Bayesian Optimizationによって最適軌道配置候補が出力される
7. 出力された軌道配置についてプランニングを行う
8. 予測された評価関数値とプランニング結果を Bayesian Optimizationに渡す
9. 6のステップへ戻る. 以降6→7→8のイタレーションが規定回数まで繰り返す
10. 得られた最大の評価関数値に対応する軌道配置を最適軌道配置とする

6.4 解法の検証と評価

6.4.1 通過タイミング予測手法の妥当性検証

まず、6.3.2 節で提案した、幾何学的考察に基づく通過タイミング予測手法が、シミュレーション計算とどの程度一致するかについて評価を行う。下の表 7 は、適当な軌道要素を仮定した上で、ある地域を通過するタイミングについて、シミュレーションを用いた計算と前回提案手法を用いた計算の結果を比較したものである。

表 7 ある地域の通過タイミングについてシミュレーション計算と解析計算の比較

Pos ID	シミュレーション	解析解	Pos ID	シミュレーション	解析解
6	288	288.14	41	8	7.23
7	7.5	6.98	42	1404.5	1402.40
8	1208	1205.13	43	638	639.09
9	9	8.21	44	541.5	542.15
10	1295	1294.34	47	233.5	236.09
11	1042.5	1043.12	50	1201	1200.19
12	1002	1001.08	52	631	633.52
17	291.5	291.23	53	944	944.64
18	213	211.02	56	1002.5	1001.56
20	631	633.34	58	642.5	641.94
22	5.5	5.18	59	736.5	736.62
23	1006.5	1004.78	61	1130	1130.99
25	827.5	830.95	65	1307	1304.91
26	908	905.84	68	537.5	537.29
27	409	407.71	70	1230.5	1231.14
28	1324	1327.51	72	1383	1382.91
32	1402.5	1401.24	77	336.5	337.11
34	1231	1232.29	78	611.5	608.79

表 7 から、提案手法による予測とシミュレーションによる計算は 1~3 分程度の精度で一致していることが分かる。各地域の得点や撮影成功確率の時間変動は 2 時間以上のインターバルで変化するという設定のため、1~3 分という通過タイミング予測精度は十分であると考えられる。

6.4.2 近似評価関数と真の評価関数との比較

続いて、誤差修正前の近似評価関数値と、シミュレーションによって得られる真の評価関数値の比較評価を行う。ここでは、以下の様な手順で比較を行った。まず、近似評価関数に対してグローバル探索による最適化を適用し、軌道要素と評価関数値の関係に関する大まかな傾向を得る。続いて、最適化過程で出てきた軌道要素それぞれについて、シミュレーションによる評価関数値計算（プランニング）を行う。以上の手続きによって、近似評価関数と実際的评价関数それぞれの概形をある程度描像することが可能になるため、概形を比較する。

下の図 41 は、評価関数値の値をプロットしたものである。軸はコンステレーションを構成する 6 機の衛星に関する、昇交点赤経 Ω_0 の標準偏差, 昇交点赤経 Ω_0 の平均値, 緯度引数 I_0 の標準偏差である。

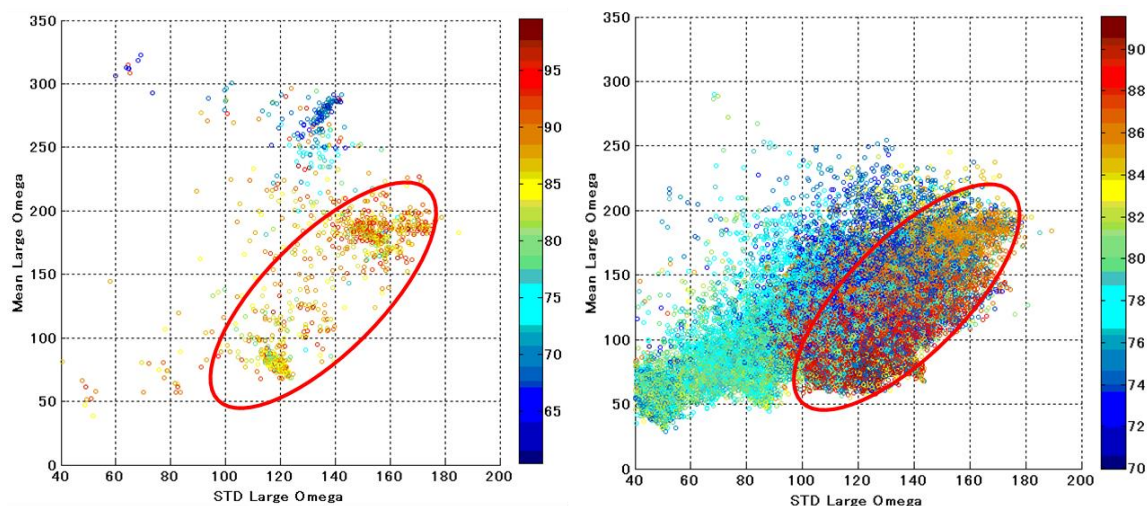


図 41 実際の評価関数値 (左) と近似評価関数値 (右) の概形の比較

各点の色は評価関数の値に対応しており、色と値の対応関係はカラーバーの通りである。真の評価関数の計算には膨大な時間がかかるため、近似評価関数のサンプル点数に対して少ない範囲しか評価できていない。

しかし、図中、赤い枠で囲ったように、真の評価関数値が高くなる点が集まっている領域と、近似評価関数値が高くなる点が集まっている領域は重複している。そのため、近似評価関数は、ある程度真の評価関数の特徴を捉えることができている。これらの近似評価関数を出発点として評価関数の概形を推定することには妥当性があると考えられる。

但し、評価関数値が高くなる領域は、昇交点赤経平均値が 50~200 deg, 昇交点赤経標準偏差が 100~180 deg の範囲に集まっている一方で、この領域内でも、評価関数値にばらつきがあることが分かる。

続いて、評価関数真値と近似評価関数との誤差について調査する。次ページの図 42 は近似評価関数値が高くなる様な軌道配置を Genetic Algorithm (GA) を用いて 450 種類導いた結果について、近似評価関数値と評価関数真値をプロットしたものである。GA に利用した条件は以下の通りである。図 42 の結果は、最終世代(200 世代目)に残った軌道配置についてプロットしている。

○ GA の実行条件

- ・世代数 … 200
- ・個体数 … 450
- ・染色体の表現 … 各衛星の昇交点赤経・緯度引数 (総計 12 種類) をバイナリに変換して 1 列に並べる
- ・交叉方法 … 12 種類の軌道要素それぞれについて、1 点交叉を適用する。交叉に用いる軌道配置 2 種類の選択にあたっては、評価関数値が高いもの 2 種類を評価関数値が高いものほど選択されやすい様に重みづけした上で、ルーレット選択を適用する。

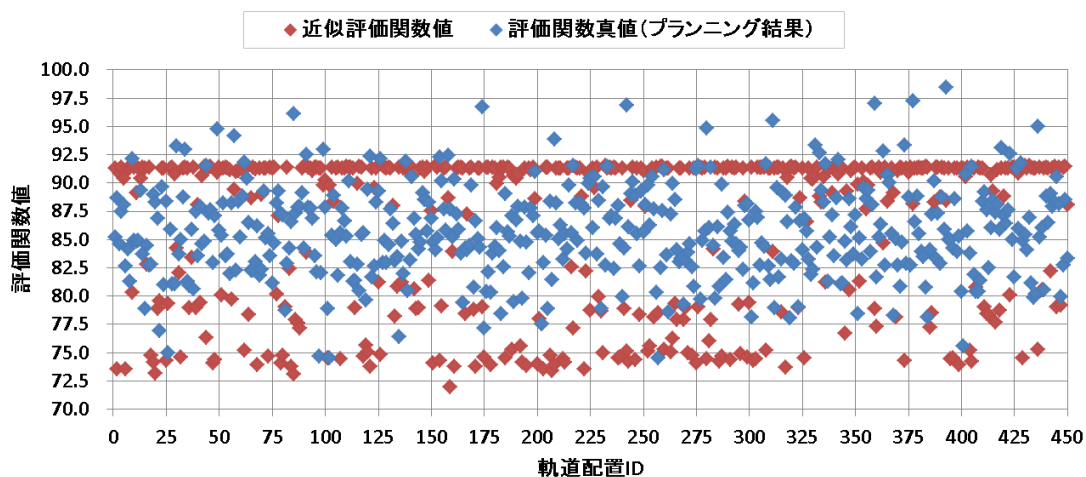


図 42 450 種類の軌道配置における近似評価関数値とプランニング結果の比較

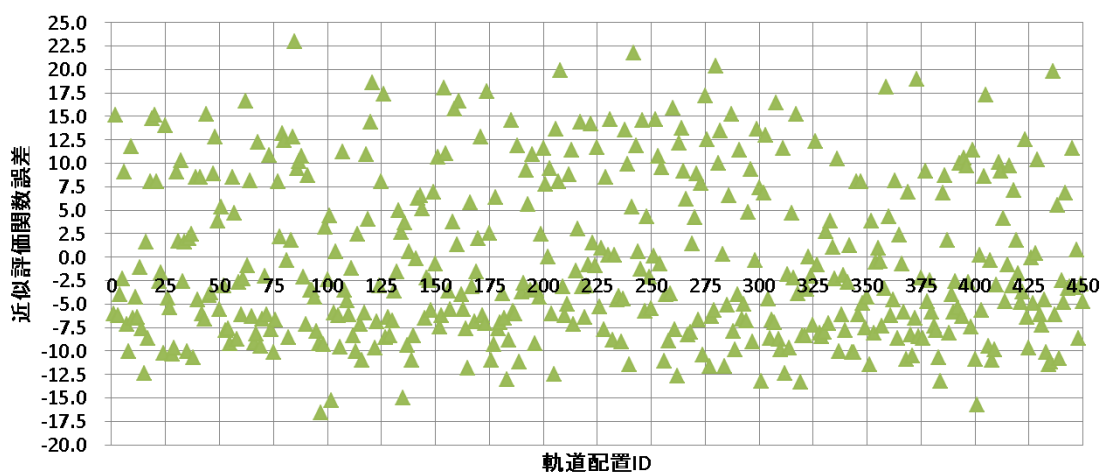


図 43 図 42 に示した軌道配置における近似評価関数の誤差

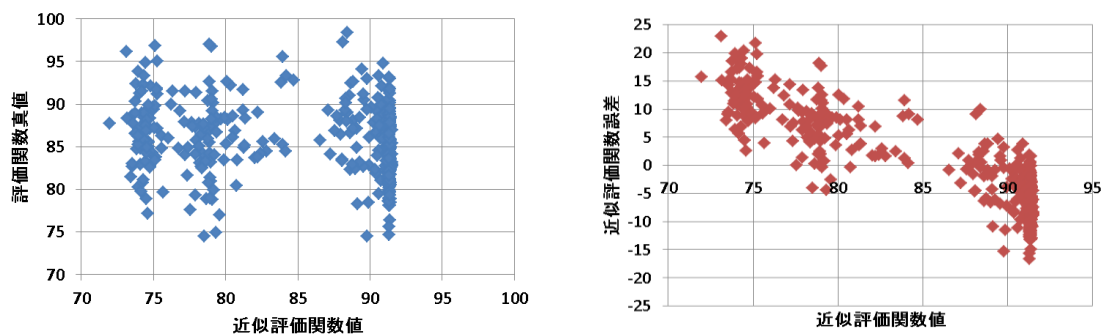


図 44 近似評価関数値と評価関数真値・近似誤差の値の傾向

図 42 において、近似評価関数値の多くは 90 程度の値になっている一方で、評価関数真値は 73~98 程度までのばらつきがある。このことから、少なくとも、GA を用いて近似評価関数値が高くなるように最適化を行った軌道配置においては、同一の軌道配置について、近似評価関数は評価関数真値よりも大きな値を取りやすい傾向にあること、および、近似評価関数が同一の値であっても、実際的评价関数真値は異なる値を示す可能性があるということが伺える。

図 43 は図 42 に示した 450 種類の軌道配置について、評価関数真値と近似評価関数との誤差をプロットしたものである。誤差の値は最大で±20 程度となっており、評価関数値の 20%程度に相当することが伺える。図 42 および図 43 の結果から、GA を近似評価関数に適用することで得られた最適解候補については、多くの場合近似評価関数値の方が高く見積もられており、評価関数値は近似評価関数よりも低い値になっていることが伺える。

図 44 は図 42 に示した 450 種類の軌道配置について、近似評価関数値に対して、評価関数真値と近似評価関数との誤差をプロットしたものである。この結果から、高い評価関数値が得られる軌道配置について、実際には以下の 2 パターンが存在することが分かる。

○ 最適解候補のパターン 1

近似評価関数値の値が大きく、真の評価関数値も大きい軌道配置

○ 最適解候補のパターン 2

近似評価関数値の値はそれほど大きくないが、真の評価関数値が大きい軌道配置

図 42~図 44 を比較すると、上に述べた 2 つの最適解のパターンについて、評価関数値は同程度であることが伺えるが、近似評価関数値に GA を適用することで得られる最適解候補は、パターン 1 の数の方が多くなる。ここまでで得られた最適軌道配置における真の評価関数値は、98.41 であった。

6.4.3 Bayesian Optimization による探索と、評価関数値予測の妥当性検証

続いて、Bayesian Optimization を用いた最適軌道配置探索の妥当性について評価を行う。

次の図 45 は、提案手法による軌道配置の探索回数に対し、探索された軌道配置における評価関数値をプロットしたものである。図中、赤が評価関数真値、青が評価関数真値の移動平均であり、点線は移動平均を線形関数で近似したものである。

移動平均の線形近似が右肩上がりになっていることから、提案手法による探索回数が増加するに伴い、評価関数値の高い軌道配置が得られる頻度が高くなっているといえる。従って、この結果から、提案手法を用いて最適軌道配置の探索を行うことは妥当であると言える。

また、図 46 は Bayesian Optimization によるプランニング結果の予測値について評価を行ったものであり、横軸は軌道配置の探索回数、縦軸は評価関数値となっている。図中、灰色の線は、各回の探索で得られた軌道配置における評価関数真値の予測値の幅を表している。また、紫の線は実際にプランニングを行って得られた評価関数真値であり、赤は評価関数の予測値である。

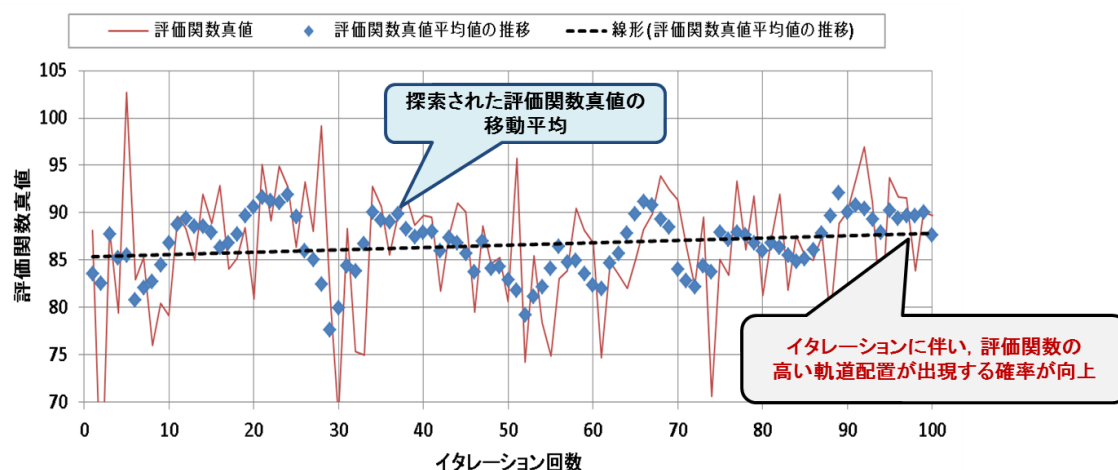


図 45 軌道配置の探索回数に伴う, 評価関数真値の推移

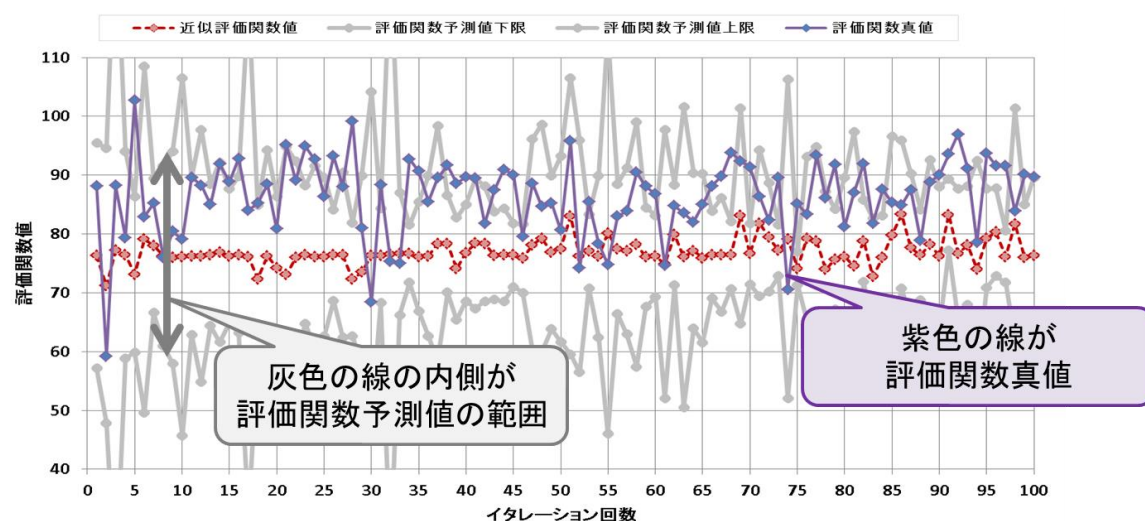


図 46 Bayesian Optimization による評価関数真値の予測結果

図 46 において, 灰色の線の中に紫の線の殆どが含まれていることから, 評価関数真値は評価関数予測値の範囲内に収まっているということが出来る. この結果は Bayesian Optimization によって評価関数真値を予測することの妥当性を裏付ける結果であるということが出来る.

以上 2 点の結果から, 提案手法による最適軌道配置探索の妥当性が示せたと考える.

6.4.4 提案手法による軌道設計と従来手法による軌道設計の比較

1) GA と提案手法の比較

6.4.2 節では GA を近似評価関数に適用することによって最適解候補を探し出し、最適解候補についてプランニングを行うという手法を用いることで、真の評価関数と近似評価関数の比較を行いつつ、最適軌道配置を求めた。本節では、6.4.2 節で述べた手法と Bayesian Optimization による軌道最適化手法の比較を行う。

ここで、Bayesian Optimization 内で用いる誤差推定関数は、前節の実験で得られた軌道配置のうちの 30 種類を無作為に抽出した結果を用いて、事前にトレーニングしてある。

次の図 47 は、Bayesian Optimization による最適軌道配置の探索結果と、GA による探索結果を比較するためのものである。図中、色の違いは探索に用いた手法の違いを意図している。

紫の点は GA を用いて最適軌道配置を探索した結果であり、計算時間の都合から、ここでは 15 個体、10 世代で探索を行っている。この探索を行うために必要なプランニング回数は 150 回であり、計算時間に換算するとおよそ 150 時間となる。

赤の点は近似評価関数に対して 400 個体、200 世代の GA を用いて最適軌道配置候補を導き、最終世代として残った 400 通りの軌道配置に対して実際にプランニングを行うことで評価関数真値を得たものである。この探索を行うために必要なプランニング回数は 400 回であり、計算時間に換算すると、およそ 400 時間となる。

緑の点は提案手法による探索を 60 回行ったものであり、探索を行う前の事前トレーニングとして、赤の点で示した軌道配置の中から 30 通りの軌道配置と評価関数のデータをランダムに選択し、Bayesian Optimization の Hyper Parameter 調整に用いている。この探索を行うために必要なプランニング回数は 90 回であり、計算時間に換算すると 90 時間となる。

青の点も提案手法による探索結果を示したものであるが、緑の点とは事前トレーニングに用いたデータ点数が異なっており、緑の点が 60 点のデータで事前トレーニングを行った結果であるのに対し、青の点は 400 点のデータを用いている。緑の点同様、トレーニングに用いたデータは赤の点で示した軌道配置で得られた結果を利用している。

近似評価関数に GA を適用した結果(MGA)は、最終世代の結果を抜粋してきているため、今回無作為に抽出した範囲内であっても、偏った軌道配置のパターンに集中している。一方、Bayesian Optimization による結果(MBOA)は 120 回という少ない回数の中で、広い軌道配置パターンを探索している事が分かる。このことは、誤差推定器の返す推定誤差分散が大きい場合も EI が大きくなりうるという性質に起因すると考えることもできる。

しかし、注目に値するのは、Bayesian Optimization が探索した軌道配置における評価関数真値(紫の点)と近似評価関数に GA を適用した結果得られた最終世代での軌道配置における評価関数真値(赤の点)を比較すると、どちらも大きな違いがないという点である。更に、Bayesian Optimization が探索した軌道配置における評価関数真値(紫の点)と近似評価関数値(青の点)を比較すると、総じて評価関数真値の方が高い配置となっていることが伺える。

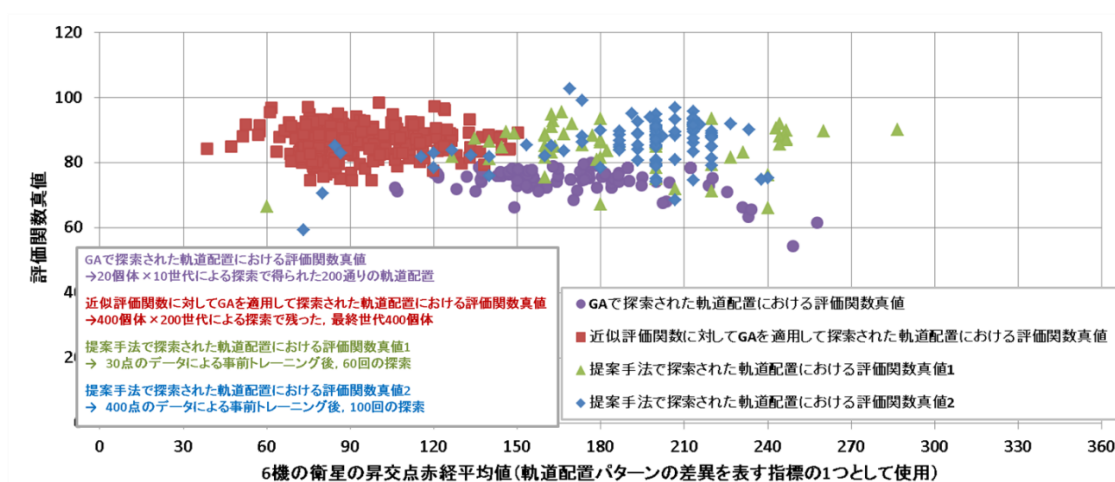


図 47 GA による最適解候補探索結果と Bayesian Optimization による探索結果

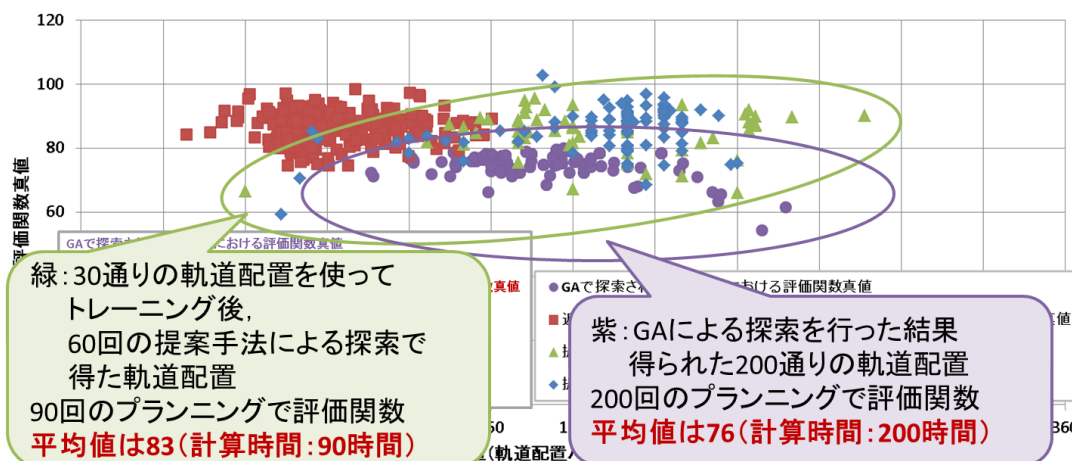


図 48 GA による最適軌道配置探索結果と提案手法による最適軌道配置探索結果の比較

まず、緑の点と紫の点について比較を行ったものが上の図 48 である。紫の点 (GA) による 150 回の探索では、計算時間 150 時間で得られた軌道配置における評価関数値平均値が 76 であるのに対し、提案手法による 90 回の探索では、計算時間 90 時間で、得られた軌道配置における評価関数値の平均値は 83 となった。この結果から、提案手法は、GA を用いた最適軌道配置探索手法よりも効率よく、評価関数値が高くなる軌道配置が得られるということがいえる。

続いて、赤の点と緑の点の比較を行った結果を次の図 49 に示す。赤の点 (近似評価関数に対して GA を適用し、最終世代に対してプランニングを行った結果) による 400 通りの軌道配置について評価関数値を得るために要した時間は 400 時間であり、得られた評価関数の平均値が 85 であるのに対し、緑の点 (30 点のデータによる事前トレーニングを行った提案手法) は 90 時間の計算時間で評価関数平均値が 83 であることから、提案手法による探索では、少ない計算時間で、近似評価関数に対して GA を適用する方法と同程度に評価関数値の高い軌道配置が得られるということがいえる。従って、この結果も、提案手法による軌道配置探索効率の良さを裏付けるものであるといえる。

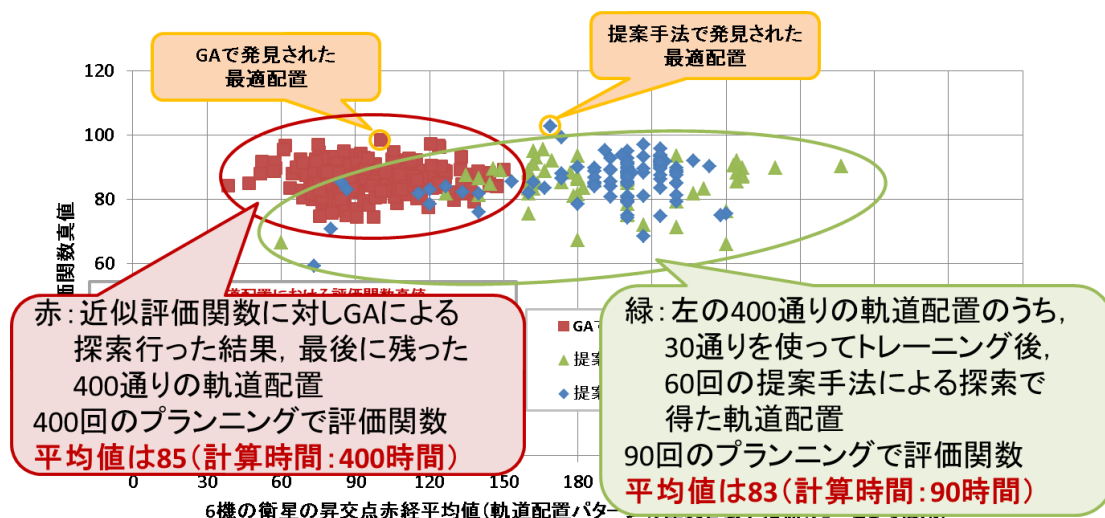


図 49 評価関数近似と GA の組合せと, 提案手法による最適軌道配置探索結果の比較 1

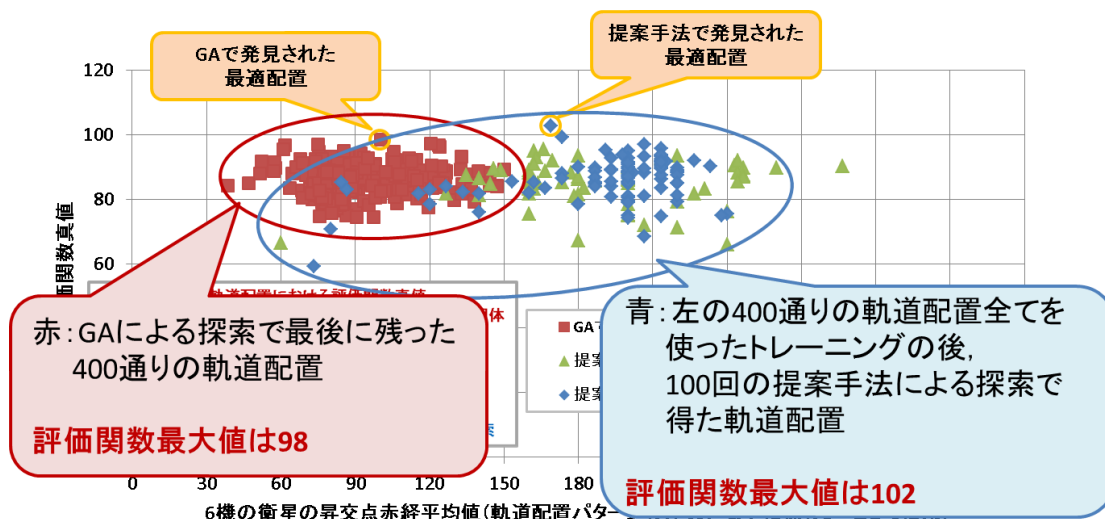


図 50 評価関数近似と GA の組合せと, 提案手法による最適軌道配置探索結果の比較 2

最後に, 上の図 50 は青の点と赤の点を比較したものである. 赤の点 (近似評価関数に対して GA を適用し, 最終世代に対してプランニングを行った結果) による 400 通りの軌道配置について評価関数値を得るために要した時間は 400 時間であり, 得られた評価関数最大値は 98 であるのに対し, 青の点 (400 点のデータによる事前トレーニングを行った提案手法) は 500 時間の計算時間で評価関数最大値が 102 であることから, 計算時間を長めに撮ることによって, より評価関数値の高い軌道配置を発見可能であることが示せた.

以上の結果から, 提案手法による探索は, GA による探索よりも効率良く, 評価関数値の高い軌道配置を探索可能であるため, GA による探索と同程度の計算時間を用いた場合, GA による探索よりも評価関数値の高い軌道配置を発見可能であることが示されたと考える.

2) Walker Constellation と提案手法の比較

続いて、Walker Constellation による軌道設計結果と、提案手法による軌道設計結果の比較を行う。既に2章で述べた様に、Walker Constellation は各衛星が経度に対して完全に対称になるという観点から軌道要素の取りうる範囲に制約をかけたコンステレーションの型である。

今回検証に用いている問題設定で仮定している、6機という衛星数において、Walker Constellation によって設計できる軌道配置は下の表8に示す12通りである。これらの軌道配置における評価関数値の計算結果を表8右端に示す。

表8 Walker Constellation による軌道設計結果

ID	同一軌道面内の衛星配置に関する拘束	隣接軌道面同士の衛星配置に関する拘束	評価関数値
1	6機を同一平面に60度置きに配置	隣接軌道面自体が存在しない	71.95
2	3機を180度離れた2つの軌道面に120度置きに配置	隣り合う軌道面の間の位相差は60度	74.17
3	3機を180度離れた2つの軌道面に120度置きに配置	隣り合う軌道面の間の位相差は0度	72.79
4	2機を120度離れた3つの軌道面に180度置きに配置	隣り合う軌道面の間の位相差は120度	73.11
5	2機を120度離れた3つの軌道面に180度置きに配置	隣り合う軌道面の間の位相差は60度	72.62
6	2機を120度離れた3つの軌道面に180度置きに配置	隣り合う軌道面の間の位相差は0度	72.49
7	1機を60度離れた6つの軌道面に配置	隣り合う軌道面の間の位相差は300度	73.00
8	1機を60度離れた6つの軌道面に配置	隣り合う軌道面の間の位相差は240度	75.12
9	1機を60度離れた6つの軌道面に配置	隣り合う軌道面の間の位相差は180度	73.91
10	1機を60度離れた6つの軌道面に配置	隣り合う軌道面の間の位相差は120度	73.00
11	1機を60度離れた6つの軌道面に配置	隣り合う軌道面の間の位相差は60度	75.12
12	1機を60度離れた6つの軌道面に配置	隣り合う軌道面の間の位相差は0度	73.91

表9 提案手法で得られた軌道配置と Walker Constellation で得られた軌道要素

最適軌道配置		最良Walker Constellation	
昇交点赤経	緯度指数	昇交点赤経	緯度指数
20.0	353.3	60	240
140.0	6.7	120	120
140.0	113.3	180	0
140.0	220.0	240	240
246.7	300.0	300	120
326.7	273.3	360	0

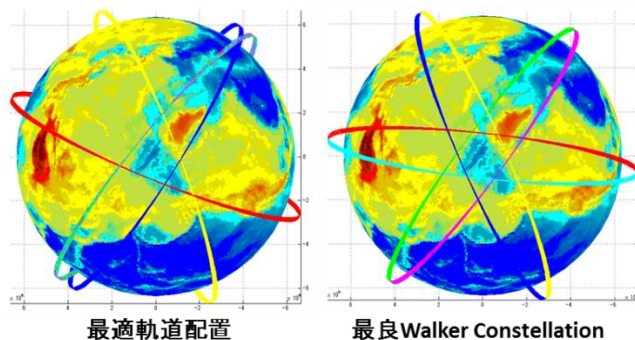


図51 提案手法で得られた軌道配置と Walker Constellation で得られた軌道配置

また、表 9 は提案手法で得られた最適軌道配置における各衛星の軌道要素と、評価関数値が最も高かった Walker Constellation における各衛星の軌道要素を比較したものであり、図 51 はそれぞれの軌道配置を極域から見た結果を示している。

これらの結果から、提案手法によって得られた軌道配置は、Walker Constellation によって得られた軌道配置よりも評価関数値の高いものになっており、かつ、提案手法で得られた軌道配置は Walker Constellation によって設計可能な軌道配置と全く異なるものになっていることが分かる。この結果から、提案手法では、特定のコンステレーションの型を仮定しないことによって、評価関数値の高くなる軌道配置について、より広い候補について探索を行うことが可能となり、その結果、Walker Constellation によって設計される軌道配置よりもよりユーザーニーズに合致する（即ち、評価関数値の高い）軌道配置を設計可能であるということが示された。

続いて、ユーザーニーズ、即ち、時間プロファイルを様々に変更した際の、提案手法によって得られる最適軌道配置の変化を評価した結果を下の図 52 および表 10 に示す。これらの結果から、ユーザーニーズに応じて得られる最適軌道配置が異なっていくこと、および、観測対象地域の扱いが均一に近づくにつれて、提案手法で得られる最適軌道配置が Walker Constellation で得られる軌道配置に近づいていくことから、提案手法によって得られる軌道配置はユーザーニーズに特化した最適軌道配置になっていることが確認できたといえる。

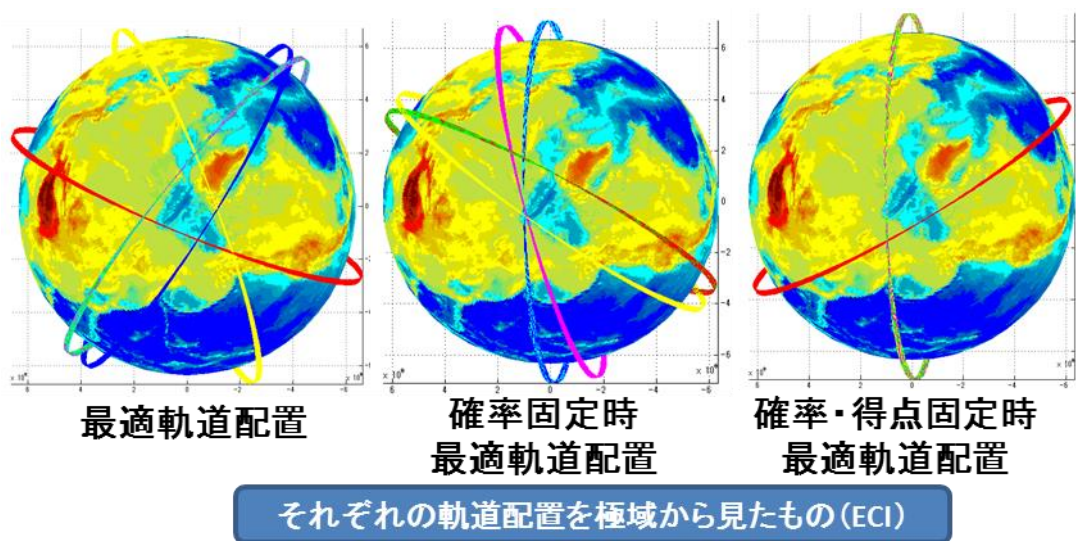


図 52 時間プロファイルの変更に伴う、最適軌道配置の変化

表 10 各最適軌道配置における、各衛星の軌道要素

最適軌道配置		確率固定時最適軌道配置		確率・得点固定時最適軌道配置	
昇交点赤経	緯度引数	昇交点赤経	緯度引数	昇交点赤経	緯度引数
20.0	353.3	60.0	6.7	60.0	20.0
140.0	6.7	60.0	220.0	60.0	60.0
140.0	113.3	180.0	2.2	60.0	300.0
140.0	220.0	180.0	357.8	180.0	180.0
246.7	300.0	193.3	180.0	180.0	300.0
326.7	273.3	233.3	60.0	180.0	340.0

6.5 本章のまとめ

本節では学習を利用した、新しいコンステレーション軌道の設計手法を提案した。通常、軌道設計の目的は良い観測が行えるような衛星配置を得ることであり、良い観測の指標は、軌道要素を変数とした評価関数の形で表現される。一方、本研究で扱う問題は、評価関数がプランニング結果となっているため、評価関数が軌道要素の変数として記述困難であり、かつ評価関数の値を計算することも困難な状況での軌道設計である。この様に、評価関数値がプランニング結果によって定まる問題設定の場合、従来は **Genetic Algorithm**, **Particle Swarm Optimization** といった、ランダムな数値探索に基づく手法が用いられることが多い。しかし上記のいずれの手法においても、最適軌道配置の探索過程で逐一シミュレーションが必要となるため、莫大な時間的コストが要求される。このことは検討可能な軌道配置のパターンの制限につながるため、大域的最適解の見落としにもつながるものと考えられる。

この問題に対処するため、本研究では、プランニング結果をある程度予測可能とするような、近似的な評価関数モデルを幾何学的考察に基づいて構築した。このモデルから導かれる近似評価関数は軌道要素のみの関数となっており、かつ微分可能であるため、**SQP** 等、通常の制約条件付き非線形最適化手法に基づいて最適解を得ることも可能である。近似評価関数の構築方法の詳細については、6.3.2 節で述べ、近似評価関数の精度の検証については 6.4.1 節および 6.4.2 節で述べた。

しかし、6.4.2 節で述べた様に、近似評価関数には最大で 20% 程度の誤差が存在するため、近似評価関数の最大値が必ずしも真の評価関数の最大値に一致するとは限らないという問題がある。

そのため、近似評価関数の誤差を推定しながら評価関数の最大化を図るという方針を考え、**Bayesian Optimization** による軌道設計を提案した。提案した手法の詳細については、6.3.3 節で述べた。近似評価関数の誤差の推定精度を上げるためにはシミュレーションを実際に行う必要があるものの、**Bayesian Optimization** では推定誤差予測値の共分散に基づいて、誤差推定精度を高めるために必要なデータと、評価関数最大値の探索のために必要なデータを効率良く予測することができる。

そのため、6.4.3 節で述べた様に、**GA** を用いる従来手法よりも遥かに短時間で、最適な軌道配置候補を探索することが可能となる。シミュレーションを逐一行いながらランダムな数値探索を行うという従来手法では数十日かかって得られるような軌道配置を、提案手法では数日で得ることが可能である。

第7章 結論

本章では、本研究によって得られた成果についてまとめる。また、研究の過程で明らかになった問題点や、本研究では扱わなかった発展的事項について、今後の課題としてまとめる。

7.1 本研究の成果

本研究では、従来のコンステレーションに関する研究では扱われて来なかった問題設定を取り扱うことが可能な、新しい軌道設計手法を提案した。提案手法を用いることによって取扱い可能となる新しい問題設定は以下の様なものであり、この様な問題設定を扱えることが、従来手法に対する提案手法の利点の1つであると考えられる。

1) 観測期間中の動的な事象や確率的な事象を考慮したプランニングが可能

コンステレーションによる地球観測を行う際、ある地域の観測データに対するニーズが時間と共に変化するという状況が起こりうる。また、ある地域を撮影した際に、天候によっては望ましい画像が得られないことも起こりえるであろうし、天候の時間変化に伴い、望ましい画像が得られる確率が変化することも考えられる。従って、ある地域の観測に対するニーズや、その地域を観測した際の成功確率が時間変化することを考慮したプランニングが必要となるが、従来の設計プロセスでは、この様な動的な事象を加味したプランニングに対応することは困難であった。

そこで本研究では、各地域の画像に対するニーズと撮影の成功確率を時間変化する環境変数として表現した上で、強化学習の枠組みを用いて定式化し、その解法を提案した。

2) プランニング結果を考慮した上での軌道配置最適化が可能

軌道配置の変更とプランニングを交互に行いながらコンステレーションの設計を行う手法を提案した。提案手法では、軌道配置の良し悪しをプランニング結果に基づいた評価関数で表現し、評価関数値が高くなるように軌道配置を変更する。この様な設計方針を採用する場合の問題点として、軌道配置の評価を行う毎にプランニング問題を解く必要が生じるため、最適な軌道配置を得るまでに多大な計算時間を要するということが挙げられる。本研究ではこの問題に対処するため、プランニング結果として得られる評価関数を軌道要素の関数として表現した近似評価関数を用いることを提案した。近似評価関数は軌道要素を変数とした関数であり、プランニング問題を解かずとも短時間で値を計算することが可能であるだけでなく、非線形最適化の枠組みを用いて、解析的に最大値を求めることも可能である。しかし、近似評価関数と真の評価関数（プランニング結果）との間には、評価関数値に対して10%~20%の誤差が生じる。そのため、近似評価関数の誤差を推定しながら評価関数の最大化を図るという方針を考え、Bayesian Optimizationによる軌道設計を提案した。近似評価関数の誤差の推定精度を上げるためにはシミュレーションを実際に行う必要があるものの、Bayesian Optimizationでは推定誤差予測値の共分散に基づいて、誤差推定精度を高めるために必要なデータと、評価関数最大値の探索のために必要なデータを効率良

く予測することができる。

更に、従来手法と比較した際の提案手法のアドバンテージとして、以下の様な事が挙げられる。

3) 幅広い設計目的について適用可能

従来の軌道設計では、Walker Constellation 等の軌道配置の型を利用することが多い。一方、これらの軌道配置の型は、グローバルカバレッジを少ない衛星数で達成するという観点から設計された理論に基づいているため、グローバルカバレッジを必要としないコンステレーションにおいて、必ずしも最適とは限らない。提案手法は軌道配置の型を仮定しないため、グローバルカバレッジを必要としないコンステレーションについても、目的に特化した最適化を行うことが可能となる。

7.2 今後の課題

本研究では扱わなかったが、今後更に研究が必要と考えられる課題について、以下にまとめる。

1) プランニング結果を説明可能な軌道配置に関する特徴量の調査

1点目は、プランニング結果を特徴づけている軌道配置に関する特徴量の特定である。提案手法ではプランニング結果を粗く予測するための解析モデルと、予測誤差に関する数値的なモデルを用いることで、軌道配置問題を関数の最大化問題におきかえた。一方で、もし、プランニング結果が良くなる軌道配置がどのような特徴を持っているかについて何らかの知見をえることが出来れば、その知見を基に、提案手法よりも更に効率よく軌道設計を行うことが可能になると考えられる。この試みの詳細については本文の Appendix-A に示すが、本研究では有益な知見を得ることはできなかった。

2) 観測実行確率のモデル化による、近似評価関数モデルの精度向上

2点目は、観測実行確率のモデル化による、評価関数予測のための解析モデルの精度向上である。与えられた軌道配置の下である地域をある衛星が通過した際に、実際に観測が行われる確率（観測実行確率）を予測することが出来れば、解析モデルにその結果を取り込むことができる。このことにより、本文で述べた近似評価関数の近似精度を上げることが可能となるため、最適解発見効率を向上させることができるものと予想される。この試みの詳細については Appendix-B に示すが、本研究では有益な知見を得ることは出来なかった。

3) 軌道高度・軌道傾斜角の変更も加味した軌道配置最適化

3点目は、軌道高度や軌道傾斜角の変更も加味した軌道配置の最適化である。本研究では、太陽同期準回帰軌道の条件から、軌道長半径、軌道傾斜角についても固定した上で軌道配置を最適化した。しかし、太陽同期準回帰軌道という条件を加味した上で、本研究で用いたものとは異なる軌道傾斜角・軌道長半径の組合せを用いることも可能である。軌道長半径・軌道傾斜角についても設計パラメータとして変更可能なものとして扱うことによって、より幅広い範囲の設計が可能になるものと考えられる。

4) 同一軌道からの軌道遷移方法に関する調査

4点目は、衛星の軌道投入に関するものである。本研究では、コンステレーションを構築する際、望みの軌道に衛星を投入できるものと仮定している。一方で、これまでの超小型衛星の打ち上げでは、超小型衛星は基本的に主衛星との相乗りとなってしまうため、投入される軌道も、主衛星が望む軌道に準じた制約を受けてしまう。将来的には超小型衛星を1機ずつ望みの軌道に投入できるような Launch service の登場もありえるものの、少なくともこれまでの超小型衛星の打ち上げに関する状況を鑑みる限りでは、本論文で扱っている問題の様に、各衛星を望みの軌道に投入することは困難である。

一方で、QB50の様に、単発のロケットで複数の衛星を多数同時に打ち上げて軌道投入することは可能であるため、超小型衛星を意識したコンステレーション設計において解くべき問題の1つとして、ほぼ同一の似た様な軌道に投入された複数の衛星を、 ΔV に厳しい制約がある中でどう軌道遷移させてばらけさせれば良いかという問題が考えられる

Appendix-A 軌道配置に関する特徴とプランニング結果の対応付けに関する試み

本文第 6 章 2 節で述べた様に、評価関数を最大化する様な軌道配置は、観測失敗確率の影響を受けにくいという条件と、観測失敗確率が 0 である問題設定下での評価関数値が高いという条件の 2 つを兼ね備えていれば良い可能性が考えられる。Appendix A では、この 2 つの条件を軌道要素に関する条件として表現できる可能性について検討を行った結果について述べる。

まず下の図 53 は、4 種類の軌道についてプランニングを行った際の、学習曲線の比較結果である。撮影失敗確率がある場合には、撮影失敗がない場合と比較して得点総計が下がるという傾向があるが、ここで着目すべきは以下の 2 点の結果であると考えられる。

- ① 常時晴れ（撮影の失敗確率=0）の場合において得点総計が高い軌道については、天候考慮（撮影の失敗確率>0）の場合においても得点総計が高い。
- ② 撮影失敗という問題設定の導入に伴う得点総計の低下度は、軌道によって異なる。緑の学習曲線（Iter10 というラベルのデータ、赤い矢印でハイライト）は、学習曲線の収束値が 5 ほど低下する程度であるのに対し、残りの 3 つの学習曲線の収束値は 15~20 ほど低下している。

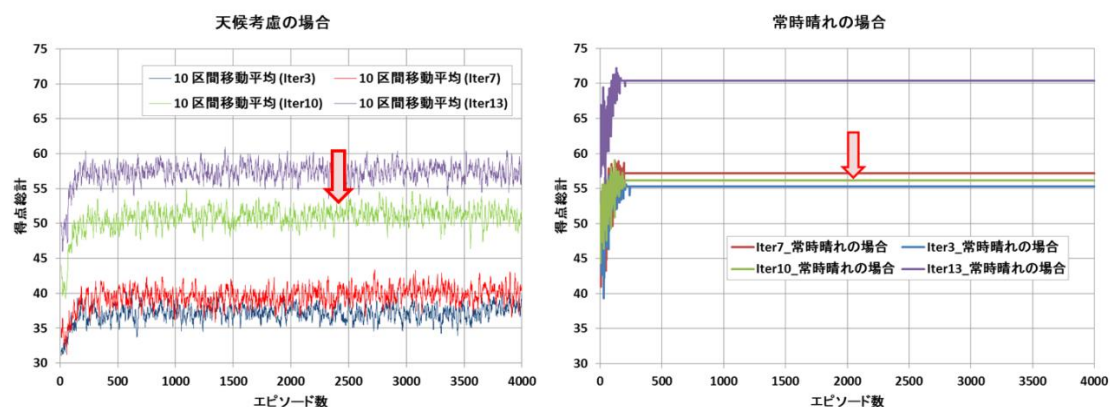


図 53 学習曲線の比較（左:失敗確率>0 の設定, 右:失敗確率=0 の設定）

表 11 4 種類の軌道に関する大局的な特徴

	Iter3 (得点総計が 最も低い軌道)	Iter7 (得点総計が 2番目に低い軌道)	Iter10 (得点総計が 2番目に高い軌道)	Iter13 (得点総計が 最も高い軌道)
80か所の地域の内、通過回数が1以上の地域の数	59	57	67	67
80か所の地域の内、通過回数が2以上の地域の数	37	42	48	43
衛星1の撮影地域通過回数	67	79	78	83
衛星2の撮影地域通過回数	66	69	86	78
衛星3の撮影地域通過回数	68	63	73	72
地上局の通過回数	22	24	24	26
撮影地域の通過回数	179	187	213	207
通過タイミングでの各地域の得点平均値	0.68	0.70	0.78	0.88
通過タイミングでの各地域の撮影成功確率平均値	0.36	0.39	0.37	0.37
全て価値最大のタイミングで撮れた場合の得点	71.39	75.31	78.99	76.61
失敗確率0での得点総計(常時晴れでのプランニング結果)	55.29	57.13	56.16	70.42
得点総計(天候考慮でのプランニング結果)	37.64	40.06	51.10	57.40
撮影を行った回数	77	76	74	92
撮影回数/撮影地域通過回数	0.43	0.41	0.35	0.44

図 53 の様な結果が得られた理由について考察するために、それぞれの軌道の俯瞰的な特徴について比較した。上の表 11 に結果を示す。この表から、次のような傾向が伺える。

- ① 通過回数自体が多い軌道の方が、得点総計も高い傾向がある
- ② 通過タイミングでの各地域の得点平均値が高い軌道の方が、得点総計が高い傾向がある
- ③ 通過する地域の種類が多い方が、得点総計が高くなる傾向がある

表 11 のその他の調査項目については明確な差がないため、この 4 種類の軌道に関する結果から何らかの傾向を断言するのは困難と考える。

続いて、各軌道配置における 3 機全ての衛星の軌道要素を下の図 54 に示す。

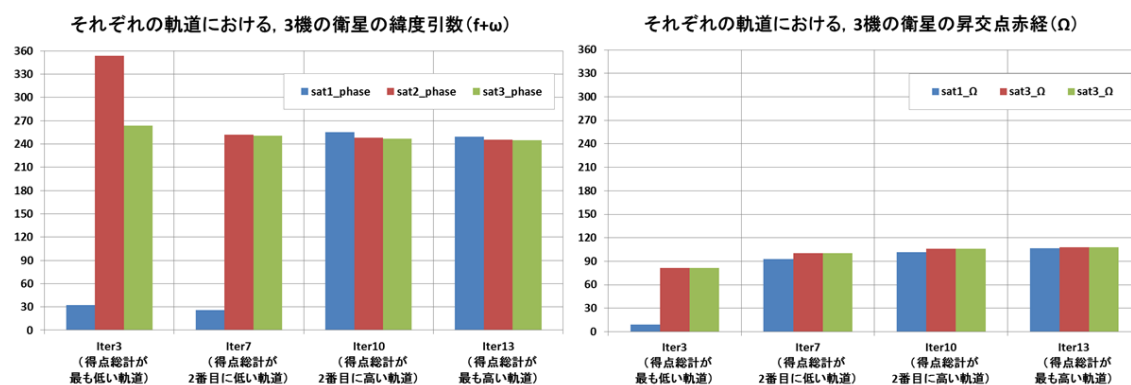


図 54 軌道要素の比較

今回は昇交点赤経 Ω と緯度引数 1 (近点引数 ω と真近点角 f の和) の初期値の 2 つのみを変更しているのので、4 種類の軌道配置について、コンステレーション中の 3 機の衛星に関する Ω と 1 の値のみを示す。

これらの軌道要素と図 53 の学習曲線を比較すると、Iter7 と Iter10, Iter13 は Ω が殆ど変わらないにも関わらず、得点の総計に差があることが分かる。従って、図 53 の学習曲線の差は緯度引数初期値に起因しているものと考えられる。

ここまでの結果から、得点総計の高い軌道の要因として以下の様なものが考えられる。

- ① 通過回数が多い
- ② 通過する地域の種類が多い
- ③ 通過する地域に関する得点の平均値が高い
- ④ 失敗確率を考慮しない場合の得点総計が高い

しかし、①, ②, ③はプランニングするまでもなく、その様な傾向になるであろうことは予想できる。また、④については①・②・③の要因と殆ど等価であると考えられる。そのため、これら 4 つの条件は、プランニング結果から抽出された、軌道に関する特徴とは言い難い。

一方、撮影失敗に対してロバストな軌道があることに関して、その様な軌道の特徴づけている要因が何なのかについては、ここまでの結果からだけでは判断が付かない。

A) 軌道（通過地域の制約）に関する詳細な特徴の比較

続いて 4 種類の軌道配置について、それぞれの軌道の詳細な特徴を比較する。各地域の通過回数と、その軌道配置で通過できるタイミングでの各地域の得点平均、撮影成功確率平均を 4 種類の軌道配置についてそれぞれプロットしたものを次ページの図 55 に示す。

この様なグラフを描像した目的は、例えば、得点の高い地域で通過回数が多い等、地域の特徴と通過回数の関係を見出すためである。次ページの表 12 に、図 55 から読み取った通過回数と各地域の特徴を表形式でまとめたものを示す。

続いて、各地域の通過回数を衛星ごとに分けてカウントした結果を、次ページ以降の図 56～図 58 にそれぞれ示す。図 56 は、衛星ごとの各地域通過回数と各地域の得点平均値をプロットしたものである。同様に、図 57 は撮影失敗確率、図 58 は得点期待値の平均値をそれぞれプロットしたものである。これらのグラフから読み取った傾向をそれぞれ、次ページ以降の表 13～表 15 に示す。

これらから、次の様な傾向が伺える。

- ① 最も得点の高い軌道は、得点平均値の高い地域を複数機で重複して通過する回数が多い
- ② 得点平均値の高い地域を多く通過することは、得点総計最大化の十分条件ではない
- ③ 最も得点の高い軌道は、得点期待値の平均値の高い地域を重複して通過する回数が多い



図 55 各地域の通過回数(棒グラフ)と得点平均(赤)、撮影失敗確率平均(緑)
(上から Iter3, 7, 10, 13. 下に行くほど、得点総計が高い軌道となる)

表 12 図 55 の結果について、各地域に関する通過条件

	得点平均 1.2以上の地域の数	得点平均1.2以上の地域のうち 2回以上通過する地域の数	撮影失敗確率 0.4以上の地域の数	撮影失敗確率0.4以上の地域のうち 2回以上通過する地域の数
Iter3	20	13	41	27
Iter7	28	19	43	33
Iter10	27	17	43	32
Iter13	29	23	42	28

最も得点総計が高い Iter13 軌道は、得点の高い地域の重複通過回数が、他の軌道と比較して高い。一方、少なくとも、表 12 では、撮影失敗確率が高い地域の通過回数については、他の軌道と大きな違いはない。また、Iter7 と Iter13 の比較から、得点平均の高い地域数は、得点総計最大化のための十分条件ではないことが分かる。



図 56 各地域の、衛星ごとの通過回数(棒グラフ)と得点平均(折れ線)

表 13 図 56 の結果について、得点平均が高い(1.2 以上)地域に関する通過条件

	得点平均1.2以上の地域の数	2機で通過する地域の数	3機で通過する地域の数
Iter3	20	6	4
Iter7	28	8	4
Iter10	27	5	4
Iter13	29	8	11

最も得点総計が高い Iter13 軌道は、得点の高い地域を複数機で通過する回数が多い。一方、表 12 から、単に同一地域を通過する回数だけに着目すると、Iter13 と他の軌道との間に差はなかった。従って、同じ衛星で複数回通過するよりも、異なる衛星で複数回通過する方が良い可能性がある。



図 57 各地域の、衛星ごとの通過回数(棒グラフ)と撮影失敗確率平均(折れ線)

表 14 図 57 の結果について、失敗確率が高い(0.4 以上)地域に関する通過条件

	撮影失敗確率0.4以上の地域の数	2機で通過する地域の数	3機で通過する地域の数
Iter3	41	12	12
Iter7	43	16	13
Iter10	43	16	11
Iter13	42	8	12

ロバスト軌道 (Iter10) について、複数機で通過する地域の数が他の軌道よりも多いという結果が得られることを期待したが、表 14 を見る限りでは、ロバスト軌道と他の軌道との間の差異は確認できなかった。



図 58 各地域の、衛星ごとの通過回数(棒グラフ)と得点期待値平均(折れ線)

表 15 図 58 の結果について、期待値が高い(0.8 以上)地域に関する通過条件

	得点期待値平均0.8以上の地域の数	2機で通過する地域の数	3機で通過する地域の数
Iter3	10	1	4
Iter7	12	3	2
Iter10	16	2	3
Iter13	19	8	4

最も得点総計が高い Iter13 軌道は、得点期待値の高い地域を複数機で通過する回数が多い。特に 2 機で通過する回数が他の軌道の倍以上の多さとなっている。一方、撮影失敗に対してロバストであるはずの Iter10 軌道は、重複通過回数の観点では大きな特徴はない。

B) プランニング結果 (行為系列) に関する俯瞰的な特徴の比較

前節では軌道に関する特徴について調査を行った。以降はプランニング結果を精査することで、軌道との対応関係について調査を行う。本節ではまず、プランニング結果の俯瞰的な特徴について調査する。比較を容易にするため、撮影回数や通過回数を、それぞれの軌道配置での最大値が 1 となるように規格化した上で比較を行う。

次ページの図 59~図 61 は、4 種類の軌道配置において得られた、撮影失敗が起こりうる問題設定下でのプランニング結果について、6 通りの評価基準に基づいて行動傾向を評価したものである。

また、図 62~図 64 は、同一の評価を撮影失敗が起こらない問題設定下でのプランニング結果について行ったものである。両者を比較することによって、確率を加味したことによる制約が、それぞれの軌道条件におけるプランニング結果に対してどの様に働いているかを考察可能なのではないかと考えた。

評価基準としている 6 通りの観点と、それぞれの観点から評価可能と考えられる内容を以下に示す。

- ① 撮影回数に対する、得点総計の伸び
 - 得点の高い地域を効率よく撮影できているか否かを評価可能
- ② 通過回数に対する、得点総計の伸び
 - エピソード期間中、得点の高い地域をどの様なタイミングで取得できているかを評価可能
- ③ 通過回数に対する残メモリの減少量の伸び
 - エピソード中の、撮影に成功している頻度の分布について評価可能
- ④ 得点総計に対するメモリ使用量の伸び
 - 取得した画像の得点がどの程度高いかを評価可能
- ⑤ 撮影回数に対するメモリ使用量の伸び
 - 撮影にどの程度失敗しているかを評価可能
 - 地上局通過タイミングが適切 (メモリ残量が少ないタイミング) か否かの目安として利用可能
- ⑥ 通過回数に対する撮影回数の伸び
 - エピソード中の撮影頻度の分布について評価可能

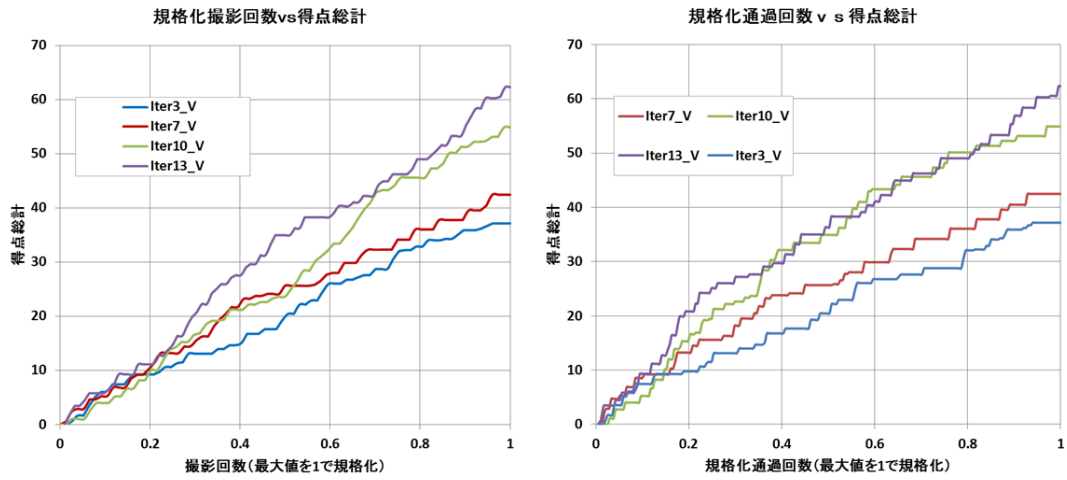


図 59 撮影回数に対する得点総計の伸び(左)と通過回数に対する得点総計の伸び(右)

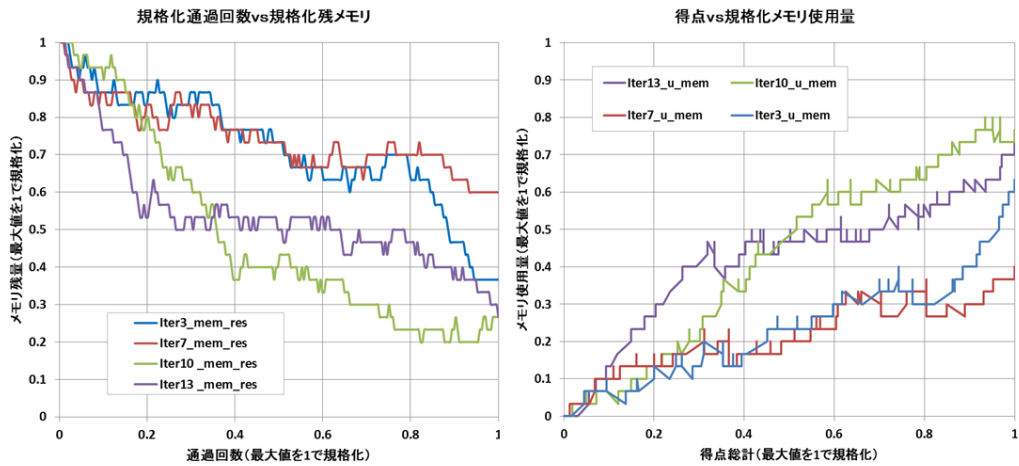


図 60 通過回数に対するメモリの減少率(左)と得点総計に対するメモリ消費量(右)

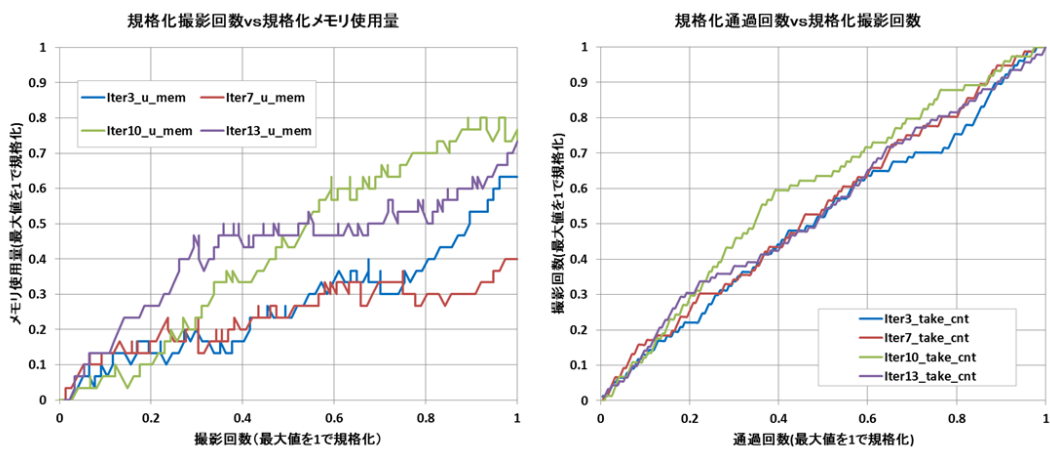


図 61 撮影回数に対するメモリ使用量の伸び(左)と通過回数に対する撮影回数の伸び(右)

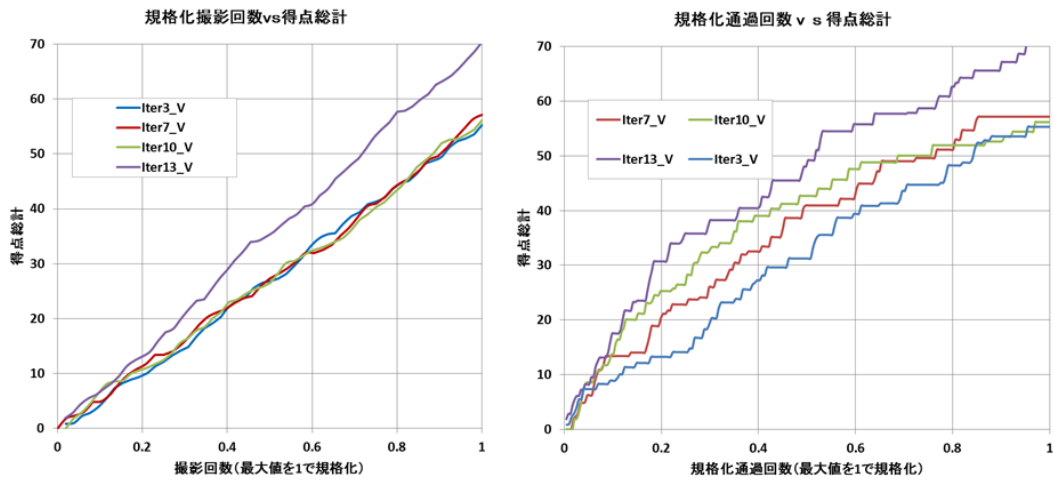


図 62 撮影回数に対する得点総計の伸び(左)と通過回数に対する得点総計の伸び(右)

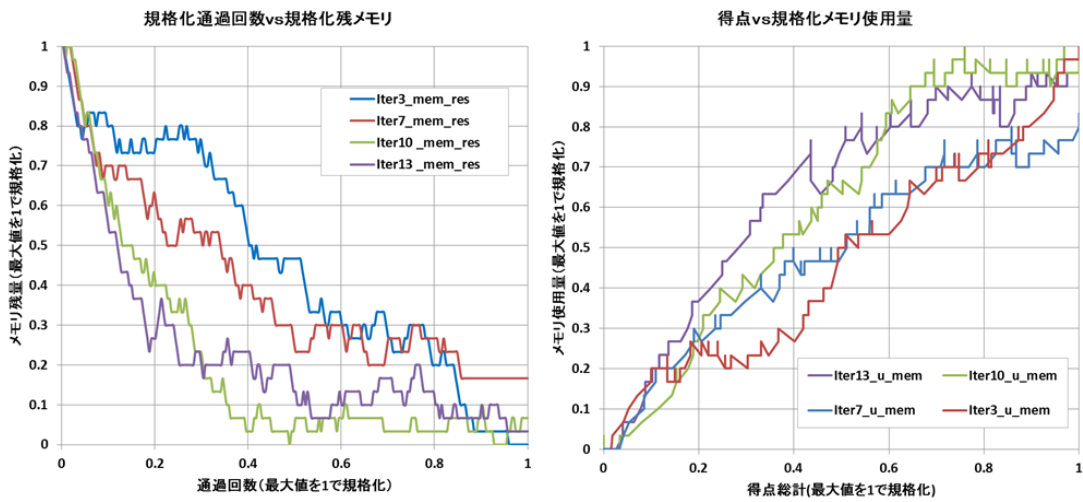


図 63 通過回数に対するメモリの減少率(左)と得点総計に対するメモリ消費量(右)

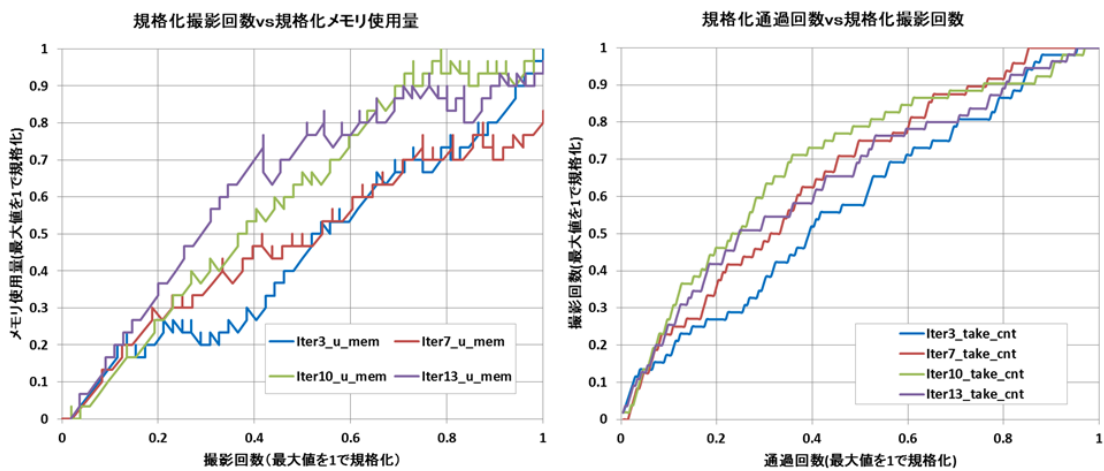


図 64 撮影回数に対するメモリ使用量の伸び(左)と通過回数に対する撮影回数の伸び(右)

まず、**図 59**、**図 62** から、次のような事が分かる

- ① 最も得点の高い軌道 (Iter13) は、得点総計の撮影回数に対する勾配が大きい
- ② ロバスト軌道 (Iter10) は、得点総計の撮影回数に関する勾配が、失敗確率の有無で変化しない
- ③ 得点総計の低い軌道は、得点総計の通過対数に関する勾配がフラットになる領域が多い

続いて、**図 60**、**図 62** から、次のような事が分かる

- ④ ロバスト軌道 (Iter10) は、メモリ残量の通過回数に関する勾配が大きい一方、エピソード終盤でフラットになっているため、成功確率が高いタイミングでの撮影が行われていると考えられる。
- ⑤ 最も得点の高い軌道 (Iter13) は、メモリ使用量の得点総計に関する勾配が、エピソード前半で大きく、後半で小さくなっている。このことから Iter13 軌道は、エピソード前半では、得点の低い地域を通過しているのに対し、後半では得点が比較的高い地域を通過していると考えられる。
- ⑥ 得点総計の低い軌道では、メモリ残量の通過回数に関する勾配が緩やか

また、**図 61**、**図 64** から、次のような事が分かる

- ⑦ ロバスト軌道 (Iter10) の結果や、失敗確率=0 の設定での結果から、失敗確率の影響を受けにくいプランでは、撮影回数の通過回数に関する勾配が通過回数に伴って緩やかになる
- ⑧ 撮影回数の通過回数に関する勾配の大きさそのものは、得点総計が高い軌道と低い軌道で大きく変わらない。
- ⑨ 撮影回数に関するメモリ使用量の勾配が途中から大きくなっていることから、ロバスト軌道 (Iter10) は中盤～後半にかけて、撮影に失敗している回数が少ない可能性がある

以上の様に、6 項目の評価基準に関する勾配情報と変曲点について考察することで、プランニング結果を俯瞰し、得点総計と行動傾向を結びつけることも可能と考えられる。

C) プランニング結果 (行為系列) に関する詳細な特徴の比較

本節では 4 種類の軌道配置について得られたプランニング結果の、より詳細な特徴を比較する。冒頭で述べた様に、何も制約がない場合の最適プランは、定められた軌道に沿う範囲内で、各地域の得点が最も高くなるタイミングで撮影を行うというものになるはずである。従ってここでは、「ある地域の得点が最大のタイミングとなっているのに撮影が行われない」という症状 (以降、 $a \neq \text{take} @ V_{\max}$ 症状と表記) に着目して評価を行う。

4 種類それぞれの軌道条件でプランニングを行った結果のうち、各通過タイミングでの通過地域の得点の推移と、 $a \neq \text{take} @ V_{\max}$ 症状の起きたタイミングをプロットしたグラフを次ページの**図 65**～**図 68** に示す。(撮影失敗確率 >0 の設定と撮影失敗確率 $=0$ の設定の両方について記載している。) 図中、青い点は各通過タイミングでの得点を示し、赤・黄・緑の点は

a#take@ Vmax 症状の起きたタイミングでの得点を示している。a#take@ Vmax 症状は以下の 3 通りのパターンが存在するため、それぞれのパターンを赤・黄・緑と色で対応づけている。

● a#take@ Vmax 症状のパターンと、図中の色分けの対応

- ① 得点最大で撮らなかった地域を、1 回も撮影しないままエピソードが終了する (赤)
- ② 得点最大で撮らなかった地域を、得点最大となる前のタイミングで撮影している (黄)
- ③ 得点最大で撮らなかった地域を、得点最大となった後のタイミングで撮影している (緑)

まず、得られた結果から、得点総計の高い軌道についてどのような傾向があるか考察する。以下の点に着目する。

- ① 最も得点総計が高い軌道 (Iter13) では、症状の発生頻度が低い。(表 10 では、Iter3 の値も低いように見えるが、Iter3 と Iter13 では、通過回数に 30 回程度の差がある。)
- ② 最も得点総計が高い軌道 (Iter13) は、各通過タイミングにおける得点が高い
- ③ 最も得点総計が高い軌道 (Iter13) では、症状の発生地域数が少ない
- ④ 最も得点総計が高い軌道 (Iter13) では、黄の症状 (得点最大となる前のタイミングで撮影) の発生タイミングが、エピソード終了直前に集中している

以上のことから、a#take@ Vmax 症状の発生は得点総計を下げる要因の 1 つであり、症状の発生頻度が少ない軌道では、得点総計が高くなるプランが得られる可能性があると考えられる。

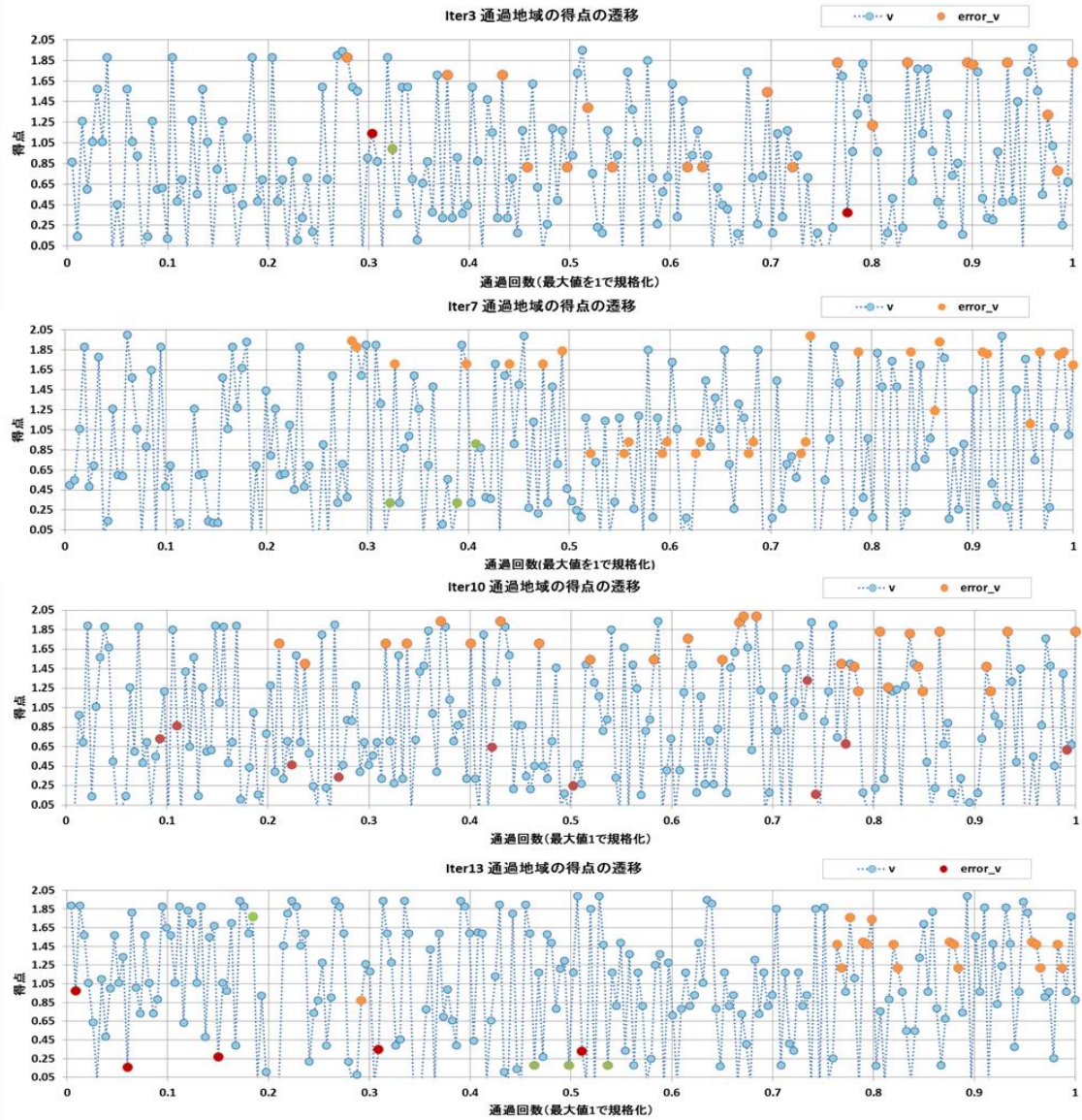


図 65 失敗を加味する場合に関する得点の推移と症状発生タイミング

表 16 図 65 から読み取った、各軌道における症状の頻度

	Iter3	Iter7	Iter10	Iter13
a ≠ take when V=Vmaxの発生回数	23	33	38	27
V=Vmaxとなる前に撮影した回数	20	30	28	18
V=Vmaxとなった後に撮影した回数	1	3	0	4
撮影機会がある地域を無視した回数	2	0	10	5

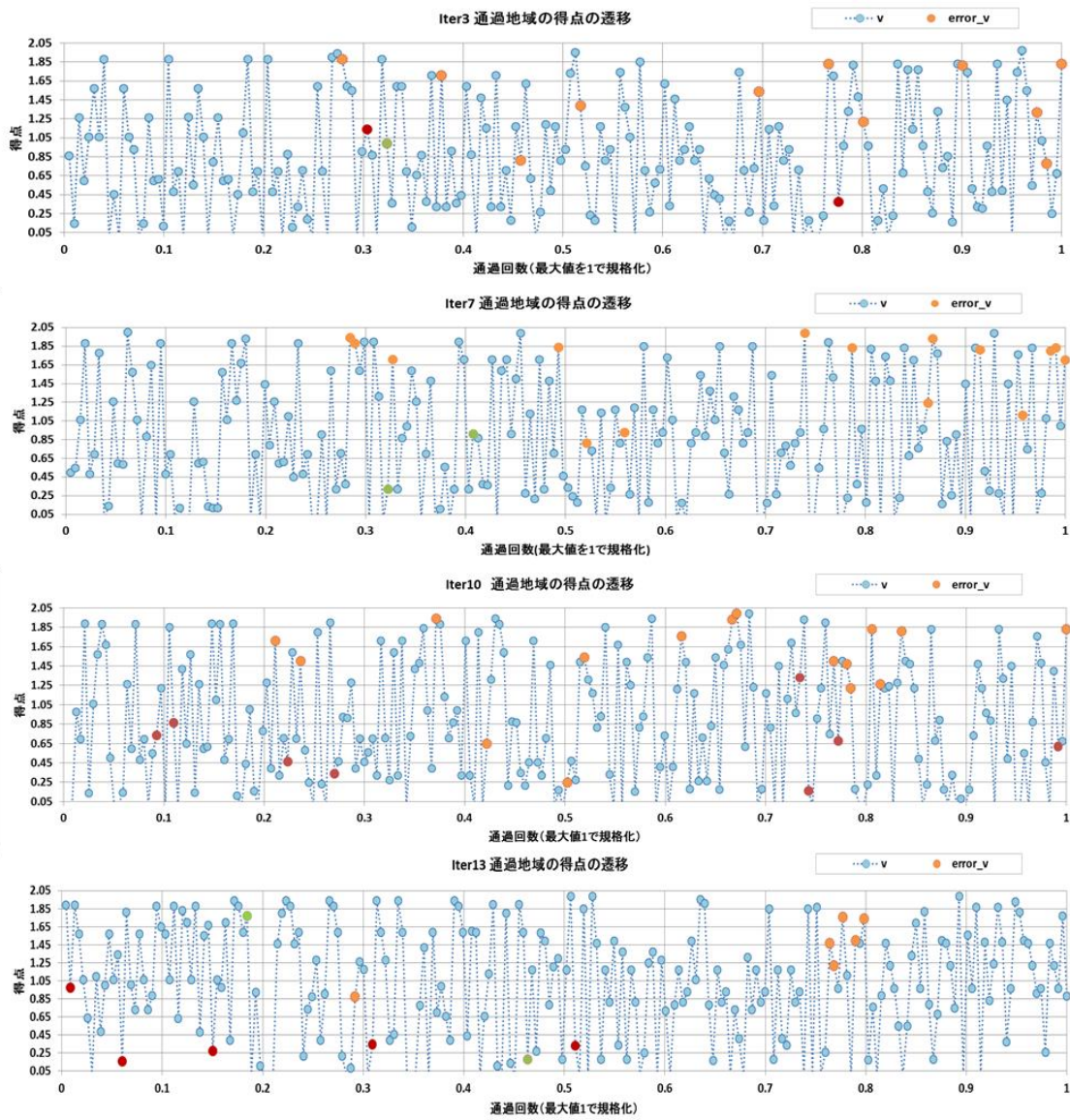


図 66 失敗を加味する場合に関する得点の推移と症状発生タイミング

(同一地域に症状が出る場合を除外)

表 17 図 66 から読み取った、各軌道において症状が出た地域の数

	Iter3	Iter7	Iter10	Iter13
a ≠ take when V=Vmaxとなった地域の数	14	17	24	14
V=Vmaxとなる前に撮影した地域の数	11	15	16	7
V=Vmaxとなった後に撮影した地域の数	1	2	0	2
撮影機会があっても無視された地域の数	2	0	8	5

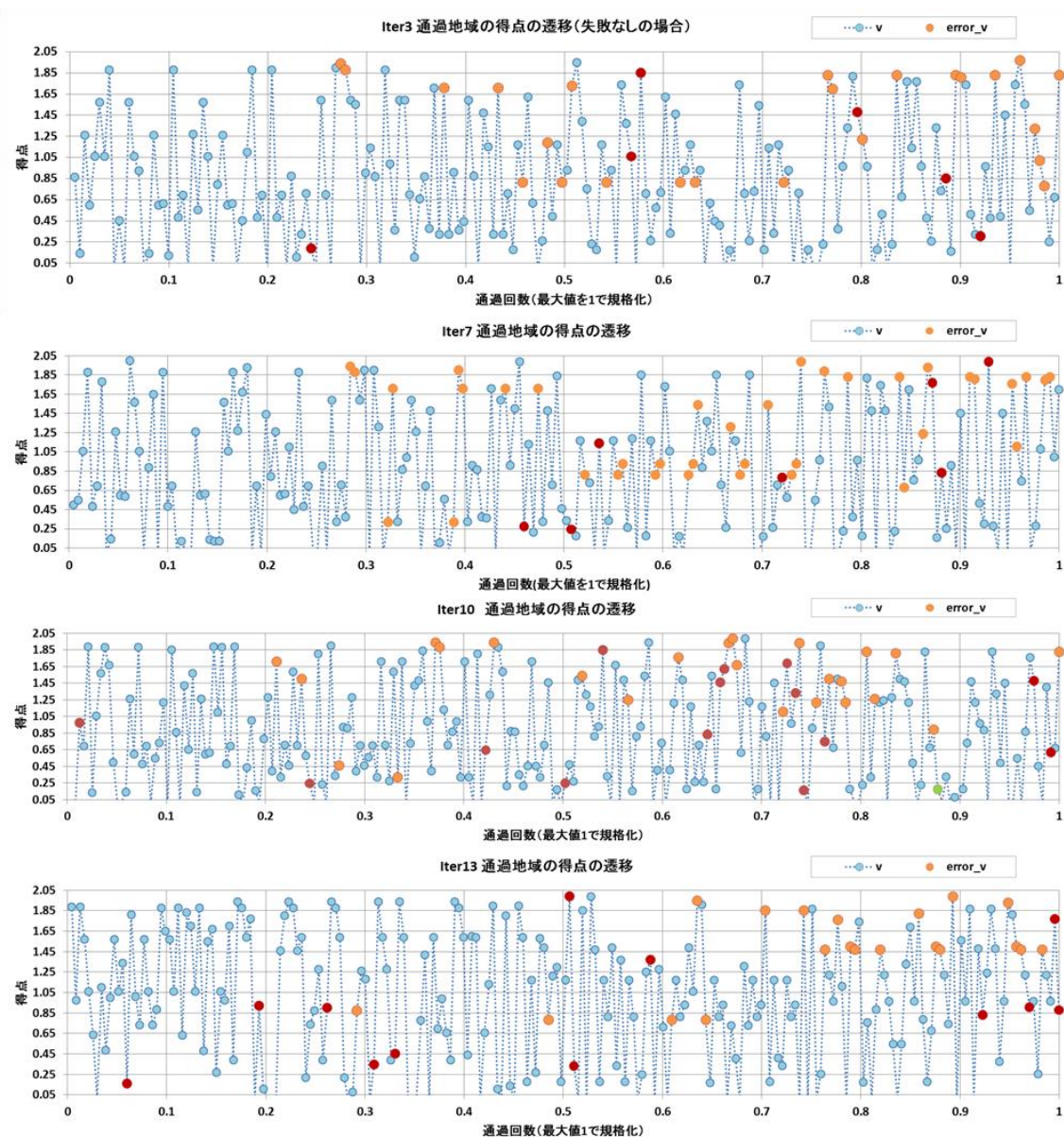


図 67 失敗を加味しない場合に関する得点の推移

表 18 図 67 から読み取った、各軌道における症状の頻度

	Iter3	Iter7	Iter10	Iter13
$a \neq \text{take}$ when $V=V_{\max}$ の発生回数	30	44	54	32
$V=V_{\max}$ となる前に撮影した回数	24	30	40	20
$V=V_{\max}$ となった後に撮影した回数	0	0	0	0
撮影機会がある地域を無視した回数	6	14	14	12

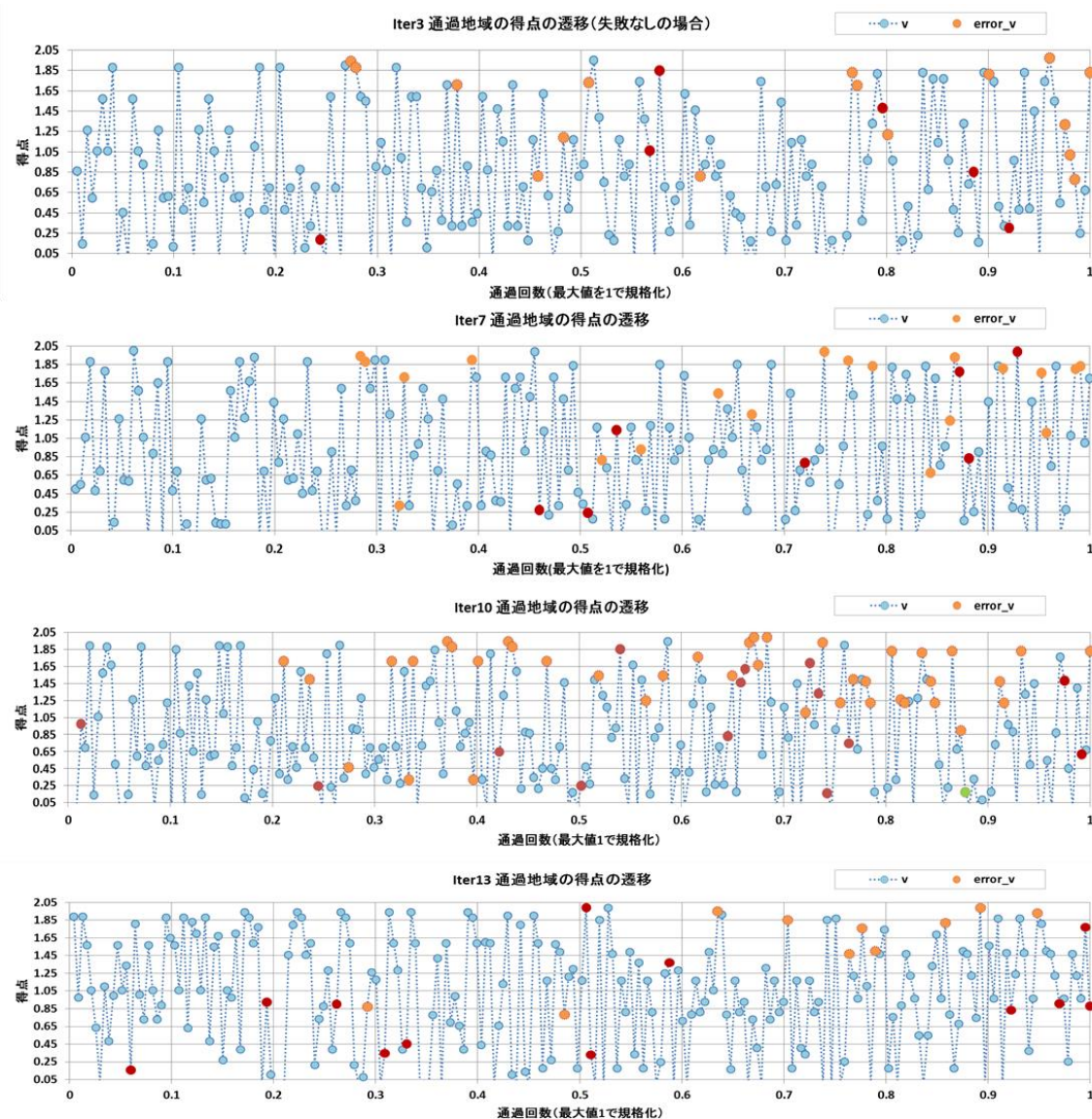


図 68 失敗を加味しない場合に関する得点の推移と症状発生タイミング

(同一地域に症状が出る場合を除外)

表 19 図 68 から読み取った、各軌道において症状が出た地域の数

	Iter3	Iter7	Iter10	Iter13
a≠take when V=Vmaxとなった地域の数	22	27	38	22
V=Vmaxとなる前に撮影した地域の数	16	13	24	10
V=Vmaxとなった後に撮影した地域の数	0	0	0	0
撮影機会があっても無視された地域の数	6	14	14	12

表 20 表 16~表 19 のまとめ

軌道	Iter3		Iter7		Iter10		Iter13	
	失敗確率 > 0	失敗確率 = 0	失敗確率 > 0	失敗確率 = 0	失敗確率 > 0	失敗確率 = 0	失敗確率 > 0	失敗確率 = 0
問題設定								
a≠take when V=Vmaxの発生回数	23	30	33	44	38	54	27	32
a≠take when V=Vmaxとなった地域の数	14	22	17	27	24	38	14	22
V=Vmaxとなる前に撮影した回数	20	24	30	30	28	40	18	20
V=Vmaxとなる前に撮影した地域の数	11	16	15	13	16	24	7	10
V=Vmaxとなった後に撮影した回数	1	0	3	0	0	0	4	0
V=Vmaxとなった後に撮影した地域の数	1	0	2	0	0	0	2	0
撮影機会がある地域を無視した回数	2	6	0	14	10	14	5	12
撮影機会があっても無視された地域の数	2	6	0	14	8	14	5	12

続いて、得られた結果から、a≠take@ Vmax 症状の3通りのパターンそれぞれについて、症状の原因を考察する。失敗確率に関する問題設定の変更結果のうち、以下の点に着目する。

- ① 失敗確率=0 の場合、緑の症状（得点最大となった後のタイミングで撮影）の発生回数が0になる
- ② 失敗確率=0 の場合、赤の症状（1回も撮影しないままエピソードが終了）の発生頻度が増加する
- ③ 得点総計の高い上位2軌道について、失敗確率>0 と失敗確率=0 の両方のケースで、赤の症状が出ているタイミングの6割が一致している
- ④ 失敗確率=0 の場合と失敗確率>0 の場合について、赤の症状（1回も撮影しないままエピソードが終了）が出ているタイミングでの得点を比較すると、失敗確率=0 の場合の方が比較的高い
- ⑤ 黄の症状（得点最大となる前のタイミングで撮影）の発生頻度は、失敗確率の有無との関係が赤・緑の症状と比較して弱い

加えて、図 65~図 68 中、各症状の出ているデータ点の分布に関して、以下の点に着目する。

- ⑥ 赤の症状（1回も撮影しないままエピソードが終了）の発生頻度は、エピソード前半で高い
- ⑦ 黄の症状（得点最大となる前のタイミングで撮影）の発生頻度は、エピソード中盤から後半で高い
- ⑧ 黄の症状（得点最大となる前のタイミングで撮影）の出ているタイミングは、得点が比較的高い
- ⑨ 緑の症状（得点最大となった後のタイミングで撮影）が出ているタイミングは、得点が比較的低い

以上から、次のような仮説が考えられる。

- ① 赤の症状は、通過可能な地域のうち、得点が比較的低い地域を無視しているという状況を表す。（上記の着眼点②，③，⑥より）
 - 赤の症状が出た地域を撮影するためには、より得点の高いタイミングで通過出来る様、軌道を変更することが必要となる可能性がある
- ② 黄の症状は、得点が最大となるタイミングにおいて撮影可能上限に引っかかっているため、比較的得点の高い、撮影上限に余裕のあるタイミングで取得しているという状

況を表す。(上記の着眼点⑤, ⑦, ⑧より)

- 黄の症状が出た地域を撮影するためには、症状が出ている地域を通過する衛星数を増やすか、得点の下がり幅を抑えつつ、早いタイミングで通過出来る様に軌道を変更した方が良い可能性がある
- ③ 緑の症状は、本来撮影したいタイミングでの撮影に失敗し、別のタイミングでの撮影を余儀なくされたという状況を表す。(上記の着眼点①, ⑨より)
 - 緑の症状が出た地域は、得点の下がり幅を抑えつつ、撮影成功確率が高いタイミングを選んで通過出来る様に軌道変更した方が良い可能性がある

Appendix-B 観測実行確率の近似評価関数への取り込みに関する試み

1. 実験の背景と目的

本文で述べた軌道設計手法では、観測失敗確率を敢えて無視することによって、プランニング結果を近似的に評価するための解析モデルを導出した。ここで、もし、与えられた軌道配置の下である地域をある衛星が通過した際に、実際に観測が行われる確率（観測実行確率）を予測することが出来れば、解析モデルにその結果を取り込むことで、本文で述べた近似評価関数の近似精度を上げることが可能となる。そこで、本節では観測実行確率のモデル化可能性について検討した結果について述べる。

2. 実験内容と条件

近似評価関数の形を様々に変更し、真の評価関数と傾向が近くなる様な形を探す。今回試す近似評価関数の形は以下の通りである。(2)式において、 n は pos 番目の地域の総通過回数を表す。

$$J_{ap} = \sum_{pos=1}^{80} \max(v_{pos}(t_{obs})) \quad (1)$$

$$J_{ap} = \sum_{pos=1}^{80} \sum_{k=1}^n \left(\prod_{m=1}^{k-1} (1 - p_{pos}(t_{obs_m})) \right) \times p_{pos}(t_{obs_k}) \times v_{pos}(t_{obs_k}) \quad (2)$$

ここで、(1)の表現はそれぞれの地域について、最も得点が高いタイミングで通過した際に必ず観測できるとした場合の得点総計を意図している。得点が加算されるのは、それぞれの地域について各 1 回ずつなので、観測が必ず行えるならば、(1)の表現は真の評価関数に一致すると考える。

(2)の表現はそれぞれの地域について、観測失敗を考慮した期待得点を意図したものである。もしそれぞれの地域を通過する度に、観測に成功するまで毎回必ず観測が行われるものとするれば、 n 回目にその地域を通過する際に観測が実行される確率は、 $n-1$ 回連続で観測に失敗しているという条件付きの確率となる。(2)の表現は、この連続失敗という条件付きの期待値の総和を意図している。

これら 3 通りの近似評価関数について、GA によるランダムサーチを行う。その結果得られる評価関数値と軌道要素を用いて、真の評価関数値との傾向の差異を評価する。評価は軌道要素をパラメータとしたものと、軌道要素から直接計算可能な特徴量をパラメータとしたものについて行う。

3. 結果と考察

まず、(1) 式の形の評価関数と、(2)の形の評価関数の比較を行う。

図 69 は、(1), (2)の評価関数に対して GA を適用し、最終世代として得られた軌道要素から計算できる特徴の傾向と、真の評価関数値を計算したものである。図中、ID127 付近で(2)の評価関数で得られたから結果から(1)の評価関数で得られた結果へとプロット対象を変更している。

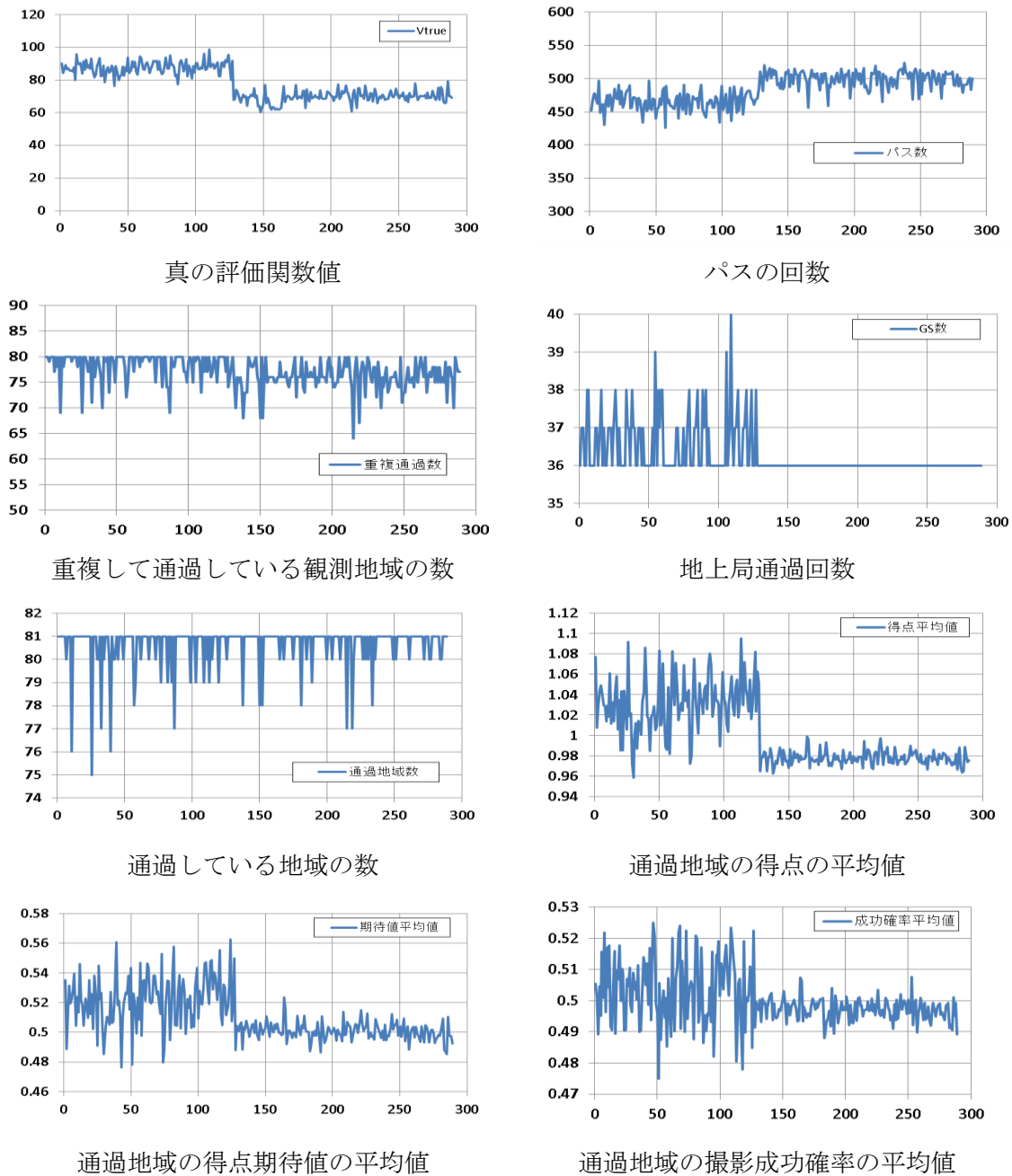


図 69 2 種類の評価関数に対して最適化を行った際に得られる軌道に関する特徴量の比較

図 69 の結果から、次のようなことが言える。

- ① (1)の評価関数を用いるよりも、(2)の評価関数を用いた方が、真の評価関数値が高くなる軌道要素が得られやすい
- ② (1)の評価関数と(2)の評価関数を用いて最適化を行った場合の軌道に関する特徴量の差異が明瞭なものは、地上局通過回数、得点平均、得点期待値平均、成功確率平均の 4 種類.
- ③ 上記 4 種類の特徴について、いずれも評価関数(2)を用いた方が高くなる傾向がある.

続いて、下の

図 70 に、これら 4 種類の特徴量に対して真の評価関数の値をプロットしたものを示す。

図 70 も

図 69 同様、評価関数(1)で得られた結果と評価関数(2)で得られた結果を混合してプロットしている。

図 70 から、次のような傾向が伺える。

- ① 得点平均値が高いと、真の評価関数値も高くなる傾向がある
- ② 確率平均値と真の評価関数値との間には、得点平均値程の明瞭な相関は見られない
- ③ どちらの評価関数を用いても、地上局通過回数は 1 機-1 日あたり平均 3 回以上の軌道となっている。

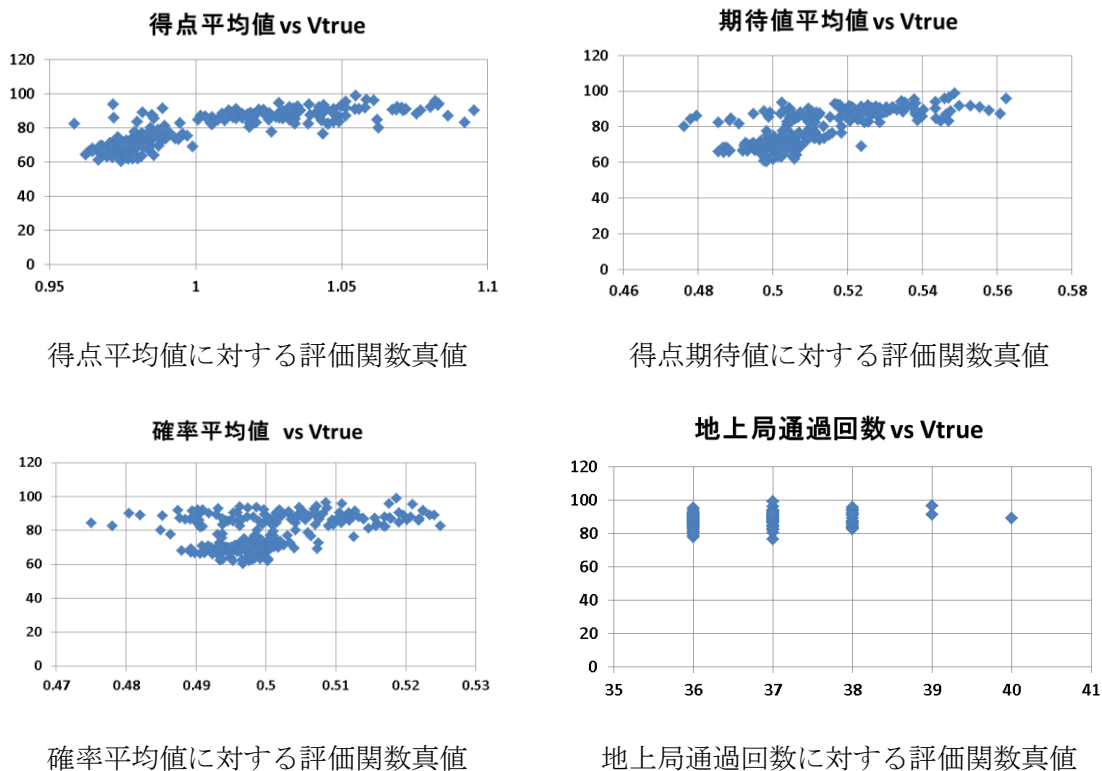


図 70 近似評価関数の表現方法による差異の最も大きかった 4 種類の特徴に対する評価関数真値の傾向

ここまでの結果から、次のようなことが予想される。

- ① 近似評価関数の表現によって、得られる軌道の傾向は異なる。
- ② 各地域の得点の最大値だけの総計を大きくするという方針よりも、各地域の得点の平均値を大きくするという方針の方が、真の評価関数値の向上に繋がる

評価関数の違いによる結果の差についてより深く分析するため、プランニング結果について比較を行う。次ページの図 71～図 74 は、評価関数(1), (2)を用いて得られた軌道に対してプランニングを行った結果について、観測がどのようなタイミングで行われているかを比較したものである。

ここで示したデータは以下の手順で作成した。

- 手順 1)
 - 各評価関数に対して GA を適用し、200 種類の軌道を作る
- 手順 2)
 - 作成した軌道に対してプランニングを行い、観測実行タイミングを記録する。
 - また、その際、以下の特徴量についても記録する。
 - ① 対象地域通過時の、通過地域の得点
 - ② 対象地域通過時の、通過地域の観測成功確率
 - ③ 対象地域通過時の、通過地域の得点期待値 (確率×得点)
 - ④ 対象地域通過時、あと何回、いずれかの地域を通過する回数が残っているか
 - ⑤ 対象地域通過時、その地域を通過するのは何回目か
- 手順 3)
 - 手順 2)で記録したそれぞれの特徴を 0～1 の範囲になるように規格化し、更に 0.1 刻みで離散化する。
- 手順 4)
 - 手順 3)で離散化した各特徴について、特徴の値が同じになるタイミングでの撮影実行回数を合計し、同一の特徴値となった回数で割る。

図 71～図 74 に示した結果から、次のような傾向が伺える。

- ① 近似評価関数の表現によって、得られる軌道に対する最適プランでの、観測実行タイミングに関する傾向は異なる
- ② 近似評価関数(2)を用いて得られる軌道に対する最適プランの方が、得点、確率等に対して観測実行タイミングの傾向がはっきりしている。

ここまでの結果から、次のようなことが予想される。近似評価関数としては(2)の表現を用いる方が、得られる軌道に対する真の評価関数値が高くなるという観点で望ましい。また、評価関数値の高い軌道群の方が、最適プランにおける観測実行確率と、手順 2)で示した特徴との対応関係が明瞭である。

そこで、(2)の近似評価関数表現を出発点として、手順 2)で示した特徴を使用して評価関数の近似精度を高めるという方針について検討する。もし、撮影実行確率を表現することができれば、(2)式について、撮影実行確率で総和計算の中身を重みづけすることで、近似評価関数を真の評価関数に近づけることができる。その際に懸念すべきことの 1 つは、撮

影実行確率の表現がどの程度，軌道依存性を有するののかということである．そこで，(2)の近似評価関数で得られた軌道群について，前半 100 種類と後半 100 種類の軌道群に分けて，観測実行タイミングと手順 2) で使用した特徴量との対応を調べた．結果を図 75～図 78 に示す．

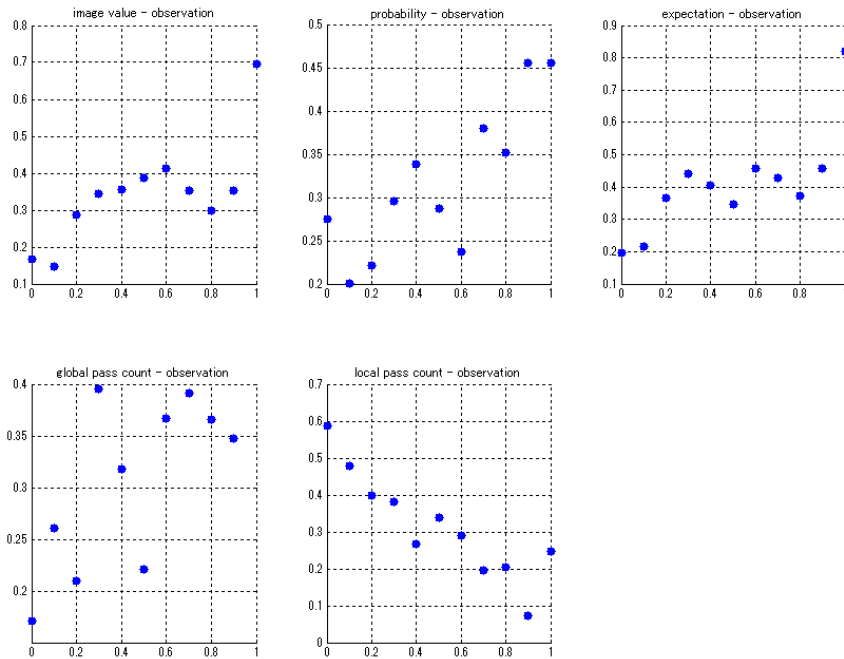


図 71 評価関数(1)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向 (1 変数について評価)

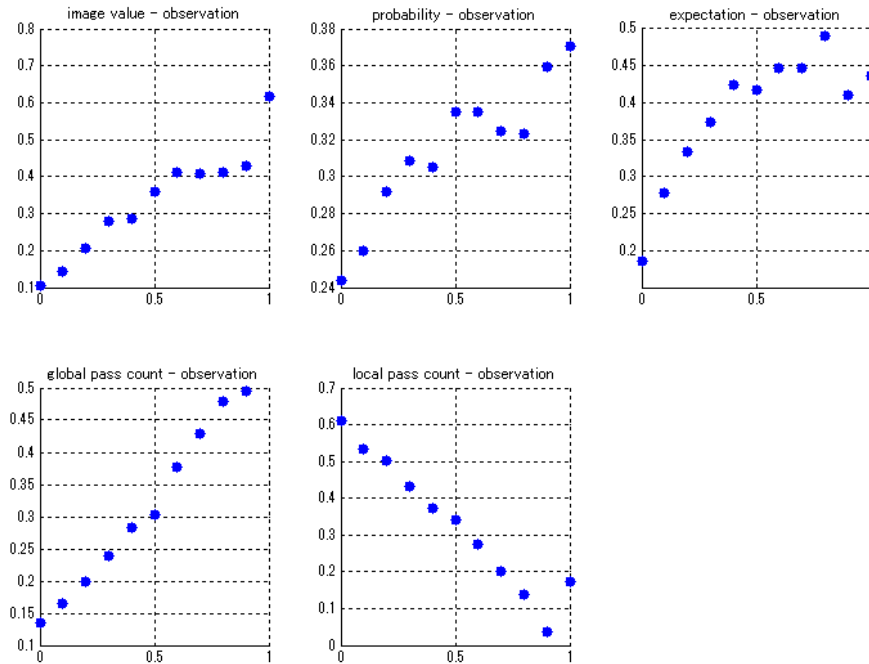


図 72 評価関数(2)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向 (1 変数について評価)

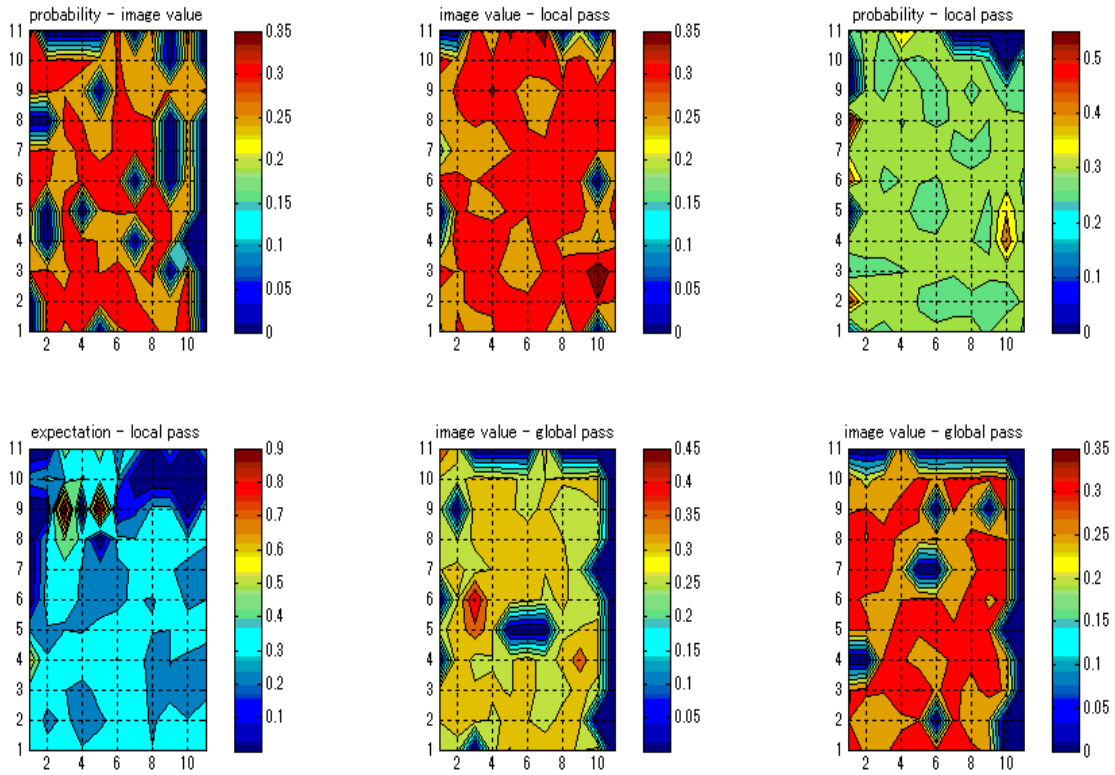


図 73 評価関数(1)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向
(2変数について評価)

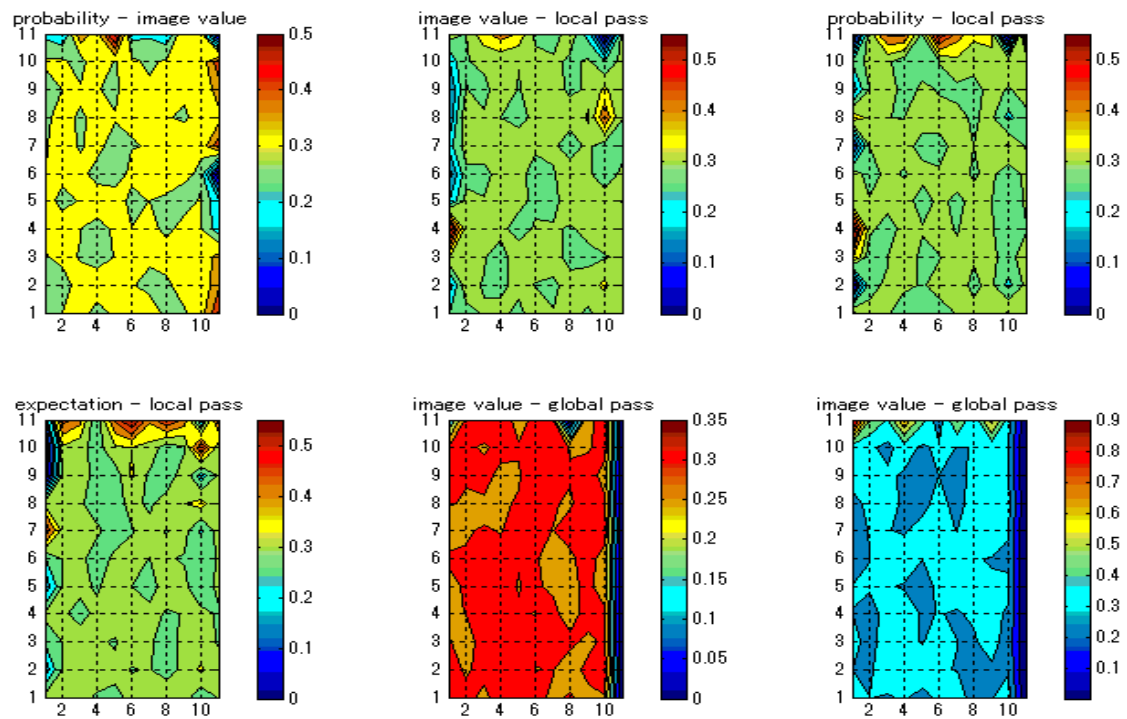


図 74 評価関数(2)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向
(2変数について評価)

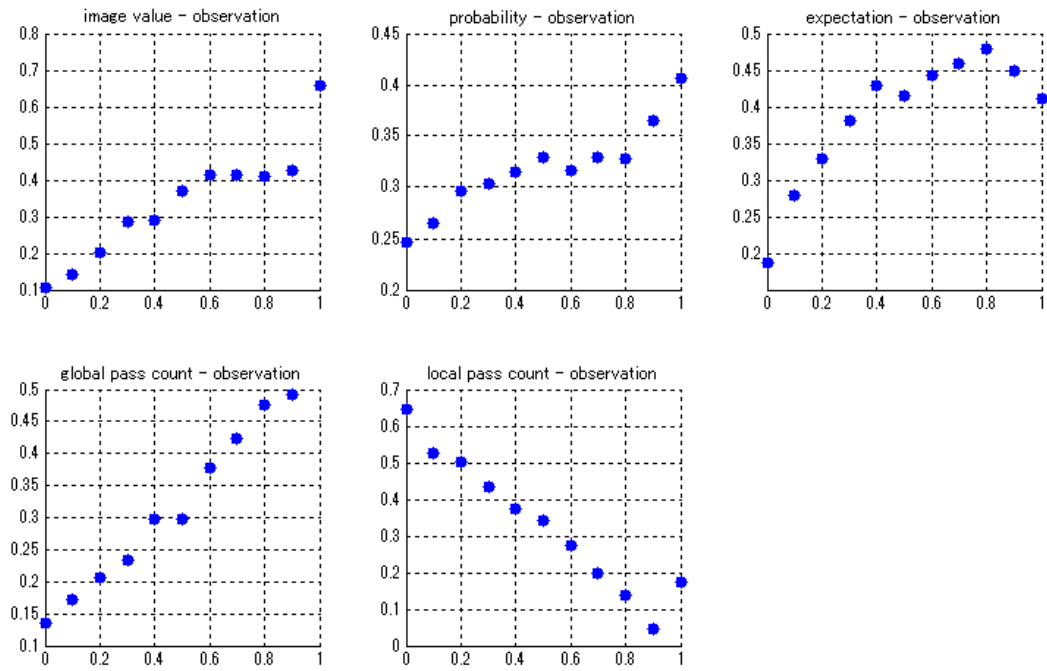


図 75 評価関数(2)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向
(1変数について評価)
(前半 100 種類の軌道)

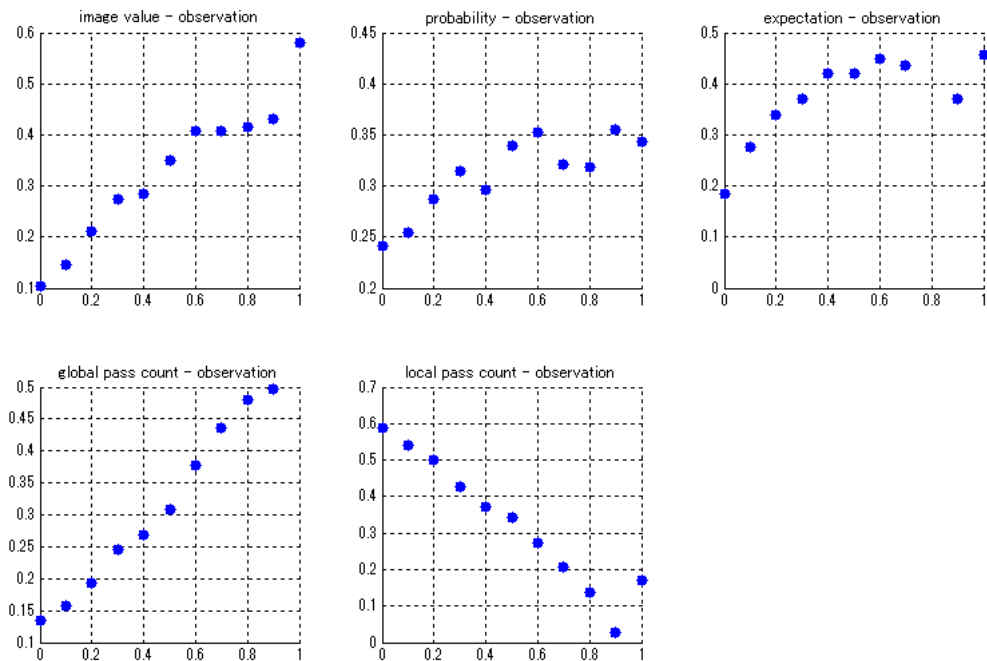


図 76 評価関数(2)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向
(1変数について評価)
(後半 100 種類の軌道)

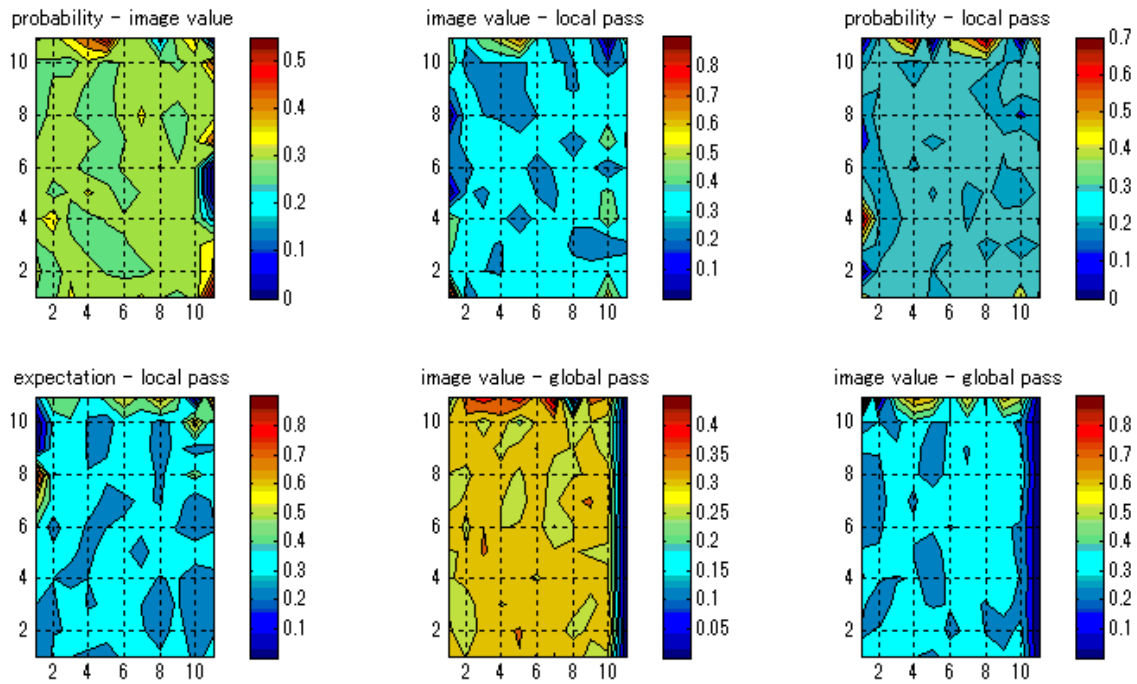


図 77 評価関数(2)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向
(2変数について評価)
(前半 100 種類の軌道)

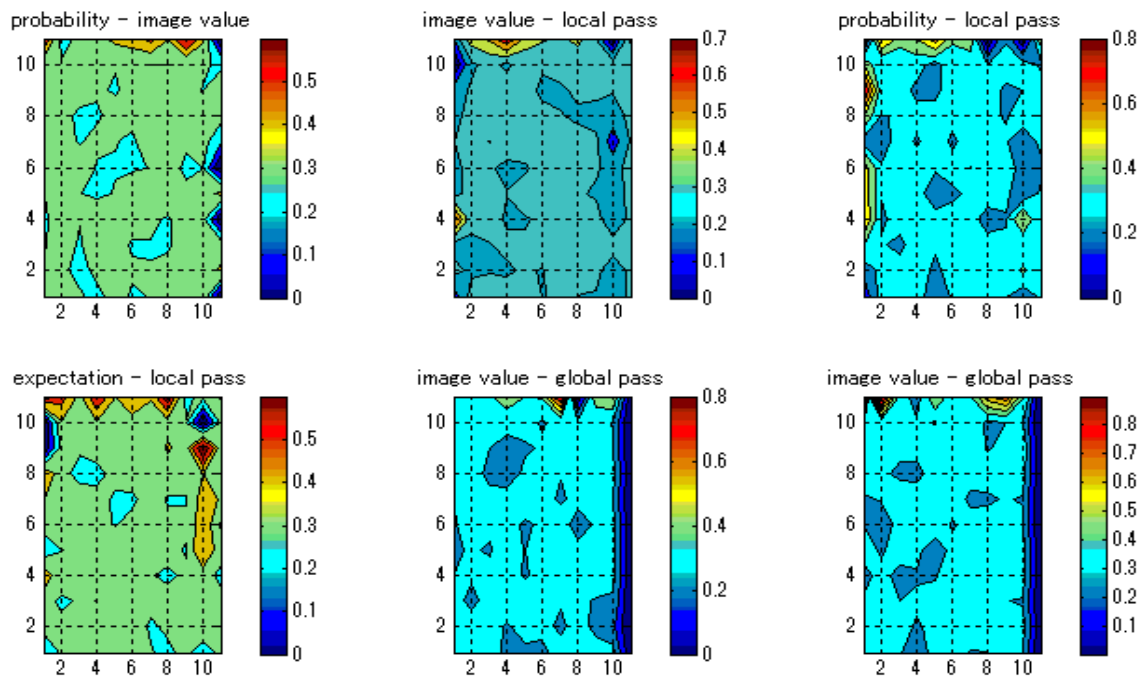


図 78 評価関数(2)を用いて得た軌道における，観測実行タイミングの傾向
(2変数について評価)
(後半 100 種類の軌道)

図 75～図 78 の結果を見ると、撮影成功確率に対する、撮影実行確率の傾向は異なるように見受けられるものの、その他の傾向は一致していることが伺える。傾向が異なるものと、傾向が一致するものが現れた理由は定かではないが、可能性の 1 つとして、データ点数が足りないことが考えられる。

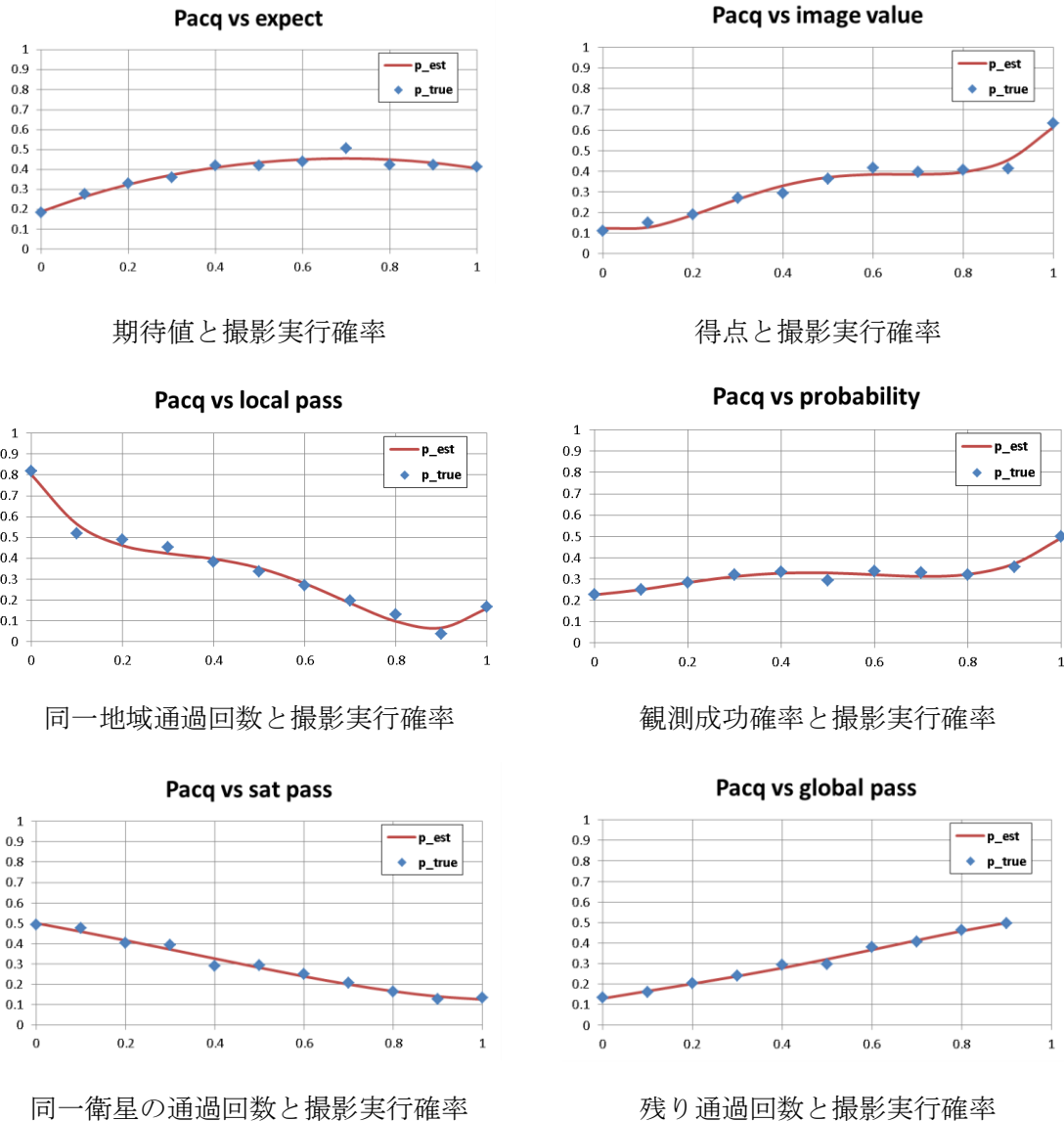


図 79 評価関数(2)を用いて得た軌道における、観測実行タイミングの関数近似

以上の結果を踏まえて、評価関数(2)で得られる軌道群での撮影実行確率を、特徴量を使用した関数表現で近似することの妥当性について検討する。前ページの

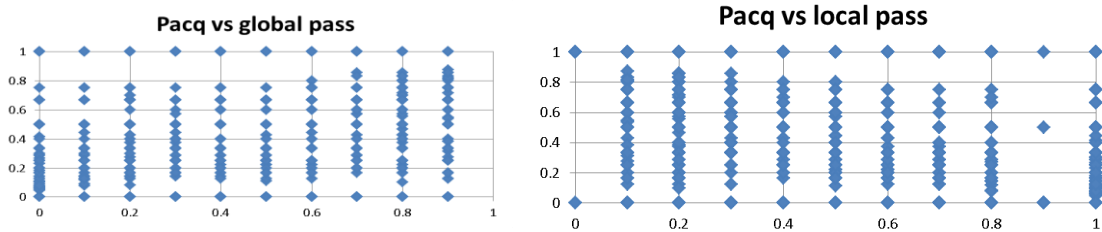
図 79 は撮影実行確率を 6 種類の特徴量を用いて関数近似した結果である。ここで、6 種類の特徴量は全て 0～1 の範囲に収まるように規格化している。また、撮影実行確率の計算は、ある特徴量が 0～1 のいずれかの場合について、残りの特徴量の値は無視して、前述の手順 4) で示した方法で計算している。なお、青は 6 種類の各特徴での撮影実行確率真値、赤は関数近似の結果である。

下の表 21 は、近似による誤差の標準偏差を示したものである。この結果から、近似精度は撮影実行確率真値に対して 10%程度であることが分かる。なお、関数の形は、図 79 に示したグラフの変曲点の数から、4 次の多項式としている。

表 21

図 79 に示した関数近似での、近似値と真値との誤差標準偏差

期待値	得点	同一地域通過回数
0.02	0.02	0.02
成功確率	同一衛星通過回数	残り通過回数
0.01	0.02	0.01



残り通過回数と撮影実行確率

同一地域通過回数と撮影実行確率

図 80 平均処理を行わない場合の撮影実行確率と特徴量 1 つとの関係

以上から、各特徴量と撮影実行確率との間には、4 次の多項式で表現できるような傾向があることを明らかにできたと考える。一方で、

図 79 に示した撮影実行確率真値は、1 つの特徴量が特定の値となったときの平均値であるため、単純な 4 次関数では誤差が生じると考えられる。例えば、前ページの図 80 は、

図 79 で示した様な平均化を行わない場合の撮影実行確率を、1 つの特徴量の値だけに注目してプロットしたものである。

この結果から、1 つの特徴量の値が同一の条件下でも、他の特徴量の値が異なると、撮影実行確率が大きく異なることが示唆される。一方で、前掲した

図 79 の結果からは、平均して見れば、撮影実行確率は特徴量の 4 次関数になっていることが伺える。

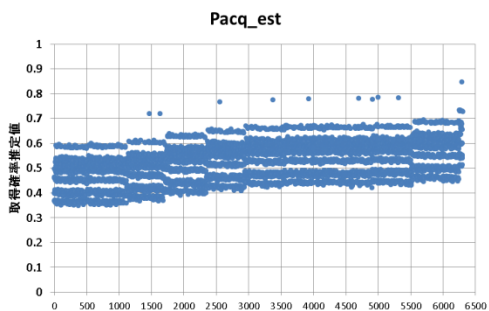
そこで、先の 4 次関数の値の重み付き線形和で撮影実行確率を表現することを試みる。

図 79 に示した 6 種類の特徴量について、各特徴量に関する 4 次関数を重みづけして総和をとることで撮影実行確率を推定した結果を次ページの図 81 に示す。重みは最小 2 乗法を用いて推定誤差の平均が最小化されるように定めた。

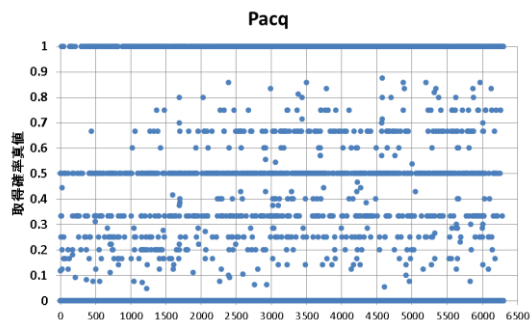
この結果から、少なくとも、今回用いた方針では撮影実行確率を近似できていないことが伺える。その理由の 1 つとして、図 80 の様にある特徴量が同一の値であっても、撮影実行確率が異なる値となることがありうるためということが考えられる。

従って、

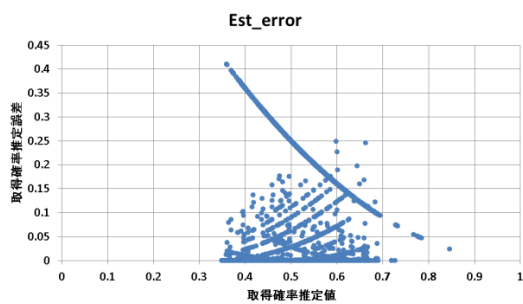
図 79 に示した 6 つの特徴量以外の特徴量を新しく追加して、より正確に通過時の条件を分離するか、近似に用いる関数の表現を再考する必要があると考えられる。



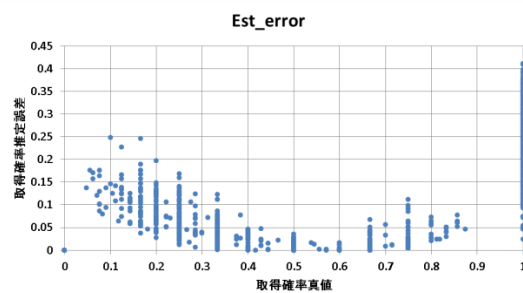
取得確率推定値



取得確率真値



取得確率推定値に対して推定誤差を
プロット



取得確率真値に対して推定誤差をプロット

図 81

図 79 に示した 4 次関数の重ね合わせで撮影実行確率を近似した結果

参考文献

- [1] PLANET LABS INC., <https://www.planet.com/gallery/northgate-hub/>.
- [2] QB50 project HP, <https://www.qb50.eu/index.php/project-description-obj>.
- [3] AXELSPACE, <http://www.axelspace.com/solution/grus/>.
- [4] Wertz, James Richard, orbit and constellation design and management, Boston: Microcosm: Kluwer Academic Publishers, 2001.
- [5] 宮谷聡, マニユーバビリティを持った超小型衛星コンステレーションの最適配置に関する研究, 東京大学工学部航空宇宙工学科 学士論文, 2012.
- [6] Wilkins, Matthew P., and Daniele Mortari, “Flower constellation set theory part II: Secondary paths and equivalency,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, pp. 964-976, 2008.
- [7] M. Earth, “Relating Satellite Coverage to Orbital Geometry,” *Proceedings of the AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*, 2008.
- [8] Neff, Thomas, et al, “The Local Coverage Diagram,” *Proceedings of the AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*, 2008.
- [9] Nag, Sreeja, “Satellite Constellation Mission Design using Model-Based Systems Engineering and Observing System Simulation Experiments,” *Proceedings of the 28th Annual AIAA/USU Conference on small satellites*, 2014.
- [10] 木下宙, 天体と軌道の力学, 東京大学出版会, 1998.

-
- [11] D'Errico, Marco, *Distributed Space Missions for Earth System Monitoring*, Springer, 2013.
- [12] Mortari, Daniele, Martin Eugenio Avendano Gonzales, and Sanghyun Lee, “J2-Propelled Orbits and Constellations,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2014.
- [13] Vtipil, Sharon, and B. and Newman, “Designing a Constrained Optimal Orbit for Earth Observation Satellites Based on User Requirements,” *AIAA Paper 7520*, 2010.
- [14] Casanova, Daniel, M. E. Avendano, and Daniele Mortari, “Optimizing Flower Constellations for Global Coverage,” *proceedings of AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference*, 2012.
- [15] Biria, Ashley D., and Belinda G. Marchand, “Constellation Design for Space-Based Situational Awareness Applications: An Analytical Approach,” *Advances in the Astronautical Sciences*, 2011.
- [16] Mehta, Prashant, and Sean Meyn, “Q-learning and Pontryagin's minimum principle,” *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control*, 2009.
- [17] Parr, Ronald, et al, “An analysis of linear models, linear value-function approximation, and feature selection for reinforcement learning,” *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, 2008.
- [18] Phua, Chee Wee, and Robert Fitch, “Tracking value function dynamics to improve reinforcement learning with piecewise linear function approximation,” *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*, 2007.

-
- [19] Geist, Matthieu, Olivier Pietquin, and Gabriel Fricout, “Tracking in reinforcement learning,” *Neural Information Processing*, 2009.
- [20] Geist, Matthieu, Olivier Pietquin, and Gabriel Fricout, “Kalman Temporal Differences: the deterministic case,” *Adaptive Dynamic Programming and Reinforcement Learning*, 2009.
- [21] Schoknecht, Ralf, “Optimality of reinforcement learning algorithms with linear function approximation,” *Advances in neural information processing systems*, 2002.
- [22] Doya, Kenji, “Temporal Difference Learning in Continuous Time and Space,” *Advances in neural information processing systems*, pp. 1073-1079, 1996.
- [23] Grasset-Bourdel, Romain, Gerard Verfaillie, and Antoine Flipo, “Planning and replanning for a constellation of agile Earth observation satellites,” *Proceedings of the ICAPS-11 Workshop on Scheduling and Planning Application (SPARK-11)*, 2011.
- [24] He, Han-gen, Dewen Hu, and Xin Xu, “Efficient reinforcement learning using recursive least-squares methods,” *arXiv preprint arXiv:1106.0707*, 2011.
- [25] Gordon, Goren, and Ehud Ahissar, “Reinforcement active learning hierarchical loops,” *proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2011.
- [26] Leonetti, Matteo, and Luca Iocchi, “Improving the performance of complex agent plans through reinforcement learning,” *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 2010.
- [27] Murao, Hajime, and Shinzo Kitamura, “Q-Learning with adaptive state

- segmentation (QLASS),” *Proceedings of Computational Intelligence in Robotics and Automation(CIRA'97)*, 1997.
- [28] Richards, Robert A., Ryan T. Houlette, and John L. Mohammed, “Distributed Satellite Constellation Planning and Scheduling,” *proceedings of FLAIRS Conference*, 2001.
- [29] Iacopino, P. Palmer, and N. Policella, “A stigmergy-based paradigm for mission planning and scheduling of multiple spacecraft,” *AI in Space: Intelligence beyond planet Earth*, 2011.
- [30] Lenzen, Christoph, et al, “Automated scheduling for TerraSAR-X/TanDEM-X,” *proceedings of international workshop on planning and scheduling for space*, 2011.
- [31] Kraus, T., et al, “TanDEM-X performance: Impact on acquisition planning optimization,” *13th IEEE International Radar Symposium (IRS)*, 2012.
- [32] Damiani, Sylvain, Gerard Verfaillie, and Marie-Claire Charmeau, “An earth watching satellite constellation: how to manage a team of watching agents with limited communications,” *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, 2005.
- [33] Sycara, Katia, et al, “Agent support for policy-driven collaborative mission planning,” *The Computer Journal*, 2009.
- [34] 熊田陽一郎, 植田一博, “予測能力を持つサッカーエージェントによる協調戦術の獲得,” *人工知能学論文誌*, 2001.
- [35] 張坤, 前田陽一郎, 高橋泰岳, “異質のマルチエージェント間のインタラクションを考慮した学習モデル,” *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics 24.5*, 2012.

-
- [36] Mihalkova, Lilyana, and Raymond J. Mooney, “Using Active Relocation to Aid Reinforcement Learning,” *FLAIRS Conference*, 2008.
- [37] Wu, Q. H., and H. L. Liao, “Function optimization by reinforcement learning for power system dispatch and voltage stability,” *proceedings of IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2010.
- [38] Zuluaga, Marcela, et al, “Active learning for multi-objective optimization,” *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*, 2013.
- [39] Battiti, Roberto, Mauro Brunato, and Paolo Campigotto, “Learning while optimizing an unknown fitness surface,” *Learning and Intelligent Optimization*, 2008.
- [40] Battiti, Roberto, and Paolo Campigotto, “An investigation of reinforcement learning for reactive search optimization,” *Autonomous Search*, 2012.
- [41] Williams, Christopher KI, and Carl Edward Rasmussen, Gaussian processes for machine learning, the MIT Press, 2006.
- [42] D. Lizotte, Practical Bayesian Optimization, PhD thesis, University of Alberta, 2008.
- [43] Snoek, Jasper, Hugo Larochelle, and Ryan P. Adams, “Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012.
- [44] Singh, Amarjeet, et al, “Modeling and decision making in spatio-temporal processes for environmental surveillance,” *proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2010.
- [45] Brochu, Eric, Vlad M. Cora, and Nando De Freitas, “A tutorial on Bayesian

- optimization of expensive cost functions, with application to active user modeling and hierarchical reinforcement learning,” *arXiv preprint arXiv:1012.2599*, 2010.
- [46] Osborne, Michael A., Roman Garnett, and Stephen J. Roberts, “Active data selection for sensor networks with faults and changepoints.,” *proceedings of 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*, 2010.
- [47] Marchant, Roman, and Fabio Ramos, “Bayesian optimisation for intelligent environmental monitoring,” *proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2012.
- [48] Wilson, Aaron, Alan Fern, and Prasad Tadepalli, “Incorporating Domain Models into Bayesian Optimization for Reinforcement Learning,” *European Conference on Machine Learning*, 2010.
- [49] Brochu, Eric, Tyson Brochu, and Nando de Freitas, “A Bayesian interactive optimization approach to procedural animation design,” *Proceedings of the 2010 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, 2010.
- [50] Finkel, Daniel E, DIRECT optimization algorithm user guide, Center for Research in Scientific Computation, North Carolina State University, 2003.
- [51] Bishop, Christopher M, Pattern recognition and machine learning, springer, 2006.
- [52] Reece, Steven, and Stephen Roberts, “An introduction to Gaussian processes for the Kalman filter expert,” *proceedings of IEEE 13th Conference on Information Fusion (FUSION)*, 2010.
- [53] Martinez-Cantin, Ruben, “Introduction to Gaussian Processes: Regression, Classification, Active Learning, Experimental Design and Bayesian

Optimization” .

- [54] Urbanowicz, Ryan J., and Jason H. Moore., “Learning classifier systems: a complete introduction, review, and roadmap,” *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2009.
- [55] Smith, Robert E., et al, “The fighter aircraft LCS: A case of different LCS goals and techniques,” *Learning Classifier Systems*, 2000.
- [56] Vargas, Danilo V., Hirotaka Takano, and Junichi Murata, “Self organizing classifiers and niched fitness,” *Proceeding of the fifteenth annual conference on Genetic and evolutionary computation conference*, 2013.
- [57] J. Leitner, “Robot Formations for Area Coverage,” *Intelligent Robotics and Applications*, 2009.
- [58] Butz, Martin V., and Stewart W. Wilson, “An algorithmic description of XCS,” *Advances in Learning Classifier Systems*, 2001.
- [59] Williams, Henry, and Will N. Browne, “Integration of Learning Classifier Systems with simultaneous localisation and mapping for autonomous robotics,” *proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 2012.
- [60] Urbanowicz, Ryan, Ambrose Granizo-Mackenzie, and Jason Moore, “Instance-linked attribute tracking and feedback for michigan-style supervised learning classifier systems,” *Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference*, 2012.
- [61] 中田雅也, et al, “個別化による学習分類子システムの一般化促進,” *計測自動制御学会論文集*, 2012.
- [62] Schraudolph, Nicol, Jin Yu, and Simon Gunter, “A stochastic quasi-Newton

- method for online convex optimization,” 2007.
- [63] Mortari, Daniele, Mauro De Sanctis, and Marco Lucente, “Design of Flower Constellations for Telecommunication Services,” *Proceedings of the IEEE*, pp. 2008-2019, 2011.
- [64] Mortari, Daniele, and Matthew P. Wilkins, “Flower constellation set theory. Part I: Compatibility and phasing,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, pp. 953-962, 2008.
- [65] Marzano, Frank Silvio, et al, “Flower constellation of millimeter-wave radiometers for tropospheric monitoring at pseudogeostationary scale,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009.
- [66] D'Amico, Simone, et al., “Generation of an optimum target trajectory for the TerraSAR-X repeat observation satellite,” *18th International Symposium on Space Flight Dynamics*, 2004.
- [67] Y. Ulybyshev, “Geometric Analysis and Design Method for Discontinuous Coverage Satellite Constellations,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, pp. 549-557, 2014.
- [68] 高橋耕三, “リモート・センシングに適した人工衛星の軌道,” *日本航空宇宙学会誌*, pp. 10-19, 1976.
- [69] 宮崎和光, 山村雅幸, 小林重信, “強化学習における報酬割当ての理論的考察,” *人工知能学会誌*, pp. 580-587, 1994.
- [70] 高玉圭樹, 中須賀真一, 寺野隆雄, “組織学習エージェントによるプリント基板設計問題への接近,” *電子情報通信学会論文誌 D*, 1998.
- [71] 村田哲哉, 鈴木恵二, 大内東, “GA によるサッカーエージェントの動的配置探索問題

- に関する研究,” *人工知能学会誌*, 1999.
- [72] Takadama, Keiki, et al, “Making organizational learning operational: Implications from learning classifier systems,” *Computational & Mathematical Organization Theory*, 1999.
- [73] 宮崎和光, 木村元, 小林重信, “Profit Sharing に基づく強化学習の理論と応用,” *人工知能学会誌*, 1999.
- [74] 宮崎和光, 荒井幸代, 小林重信, “Profit sharing を用いたマルチエージェント強化学習における報酬配分の理論的考察,” *人工知能学会誌*, 1999.
- [75] 木村元, 宮崎和光, 小林重信, “強化学習システムの設計指針,” *計測と制御*, pp. 618-623, 1999.
- [76] 高玉圭樹, et al, “組織学習に基づく分散分類子システムを用いた創発的問題解決への接近,” *計測自動制御学会論文集*, 1999.
- [77] Smith, Robert E., et al, “Classifier systems in combat: two-sided learning of maneuvers for advanced fighter aircraft.,” *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000.
- [78] Doya, Kenji, “Reinforcement learning in continuous time and space,” *Neural computation*, pp. 219-245, 2000.
- [79] Sutton, Richard S 著, 三上貞芳, 皆川雅章 訳, 強化学習, 森北出版, 2000.
- [80] Hashida, Yoshikazu, and Philip L. Palmer, “Epicyclic motion of satellites about an oblate planet,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, pp. 586-596, 2001.
- [81] Mai, Yan, and Philip Palmer, “Fast algorithm for prediction of satellite imaging and communication opportunities,” *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*,

pp. 1118-1124, 2001.

- [82] 大野勝久, 八嶋憲司, 伊藤崇博, “ニューロ・ダイナミックプログラミングによる生産ラインの最適制御に関する研究,” *日本経営工学会論文誌*, pp. 316-325, 2003.
- [83] 木村元, 青木圭, 小林重信, “状態汎化とマルチエージェント化による大規模システムの強化学習,” *電気学会論文誌 D (産業応用部門誌)*, 2003.
- [84] 濱上知樹, 小塚成一, 平田廣則, “適応的な状態分割を行う Q-Learning における状態数の調整方法,” *電子情報通信学会論文誌 D*, pp. 490-499, 2003.
- [85] 森健, 中村泰, 石井信, “方策オフ型 Natural Actor-Critic 法,” *電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング*, 2005.
- [86] Castelletti, Andrea, et al, “Neuro-dynamic programming for designing water reservoir network management policies,” *Control Engineering Practice*, pp. 1031-1038, 2007.
- [87] Lanzi, Pier Luca, “Learning classifier systems: then and now,” *Evolutionary Intelligence*, 2008.
- [88] Bianchessi, Nicola, and Giovanni Righini, “Planning and scheduling algorithms for the COSMO-SkyMed constellation,” *Aerospace Science and Technology*, pp. 535-544, 2008.
- [89] Y. Ulybyshev, “Satellite constellation design for complex coverage,” *Journal of Spacecraft and Rockets*, pp. 843-849, 2008.
- [90] Podgorelec, Vili, et al, “Knowledge discovery with classification rules in a cardiovascular dataset,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2005.
- [91] Drugowitsch, Jan, and Alwyn M. Barry, *A principled foundation for lcs*, Springer,

2008.

- [92] Martinez-Cantin, Ruben, et al, “A Bayesian exploration-exploitation approach for optimal online sensing and planning with a visually guided mobile robot,” *Autonomous Robots*, 2009.
- [93] Cai, Chen, Chi Kwong Wong, and Benjamin G. Heydecker, “Adaptive traffic signal control using approximate dynamic programming,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, pp. 456-474, 2009.
- [94] Burgon, Ross, et al, “Science Operations Planning Optimization for Spacecraft Formation Flying Maneuvers,” *Journal of Spacecraft and Rockets*, pp. 634-644, 2009.
- [95] 二宮洋, “改良型 online 準ニュートン法によるニューラルネットワークの学習,” 電子情報通信学会技術研究報告. *NLP*, 非線形問題, 2009.
- [96] Wang, Pei, and Gerhard Reinelt, “A heuristic for an earth observing satellite constellation scheduling problem with download considerations,” *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, pp. 711-718, 2010.
- [97] Sengupta, Prasenjit, Srinivas R. Vadali, and Kyle T. Alfriend, “Satellite Orbit Design and Maintenance for Terrestrial Coverage,” *Journal of Spacecraft and Rockets*, pp. 177-187, 2010.
- [98] Zhu, Kai-Jian, Jun-Feng Li, and He-Xi Baoyin, “Satellite scheduling considering maximum observation coverage time and minimum orbital transfer fuel cost,” *Acta Astronautica*, pp. 220-229, 2010.
- [99] Maurer, Edith, et al, “TerraSAR-X mission planning system: Automated command generation for spacecraft operations,” *IEEE Transactions on*

Geoscience and Remote Sensing, pp. 642-648, 2010.

- [100] Marinelli, Fabrizio, et al, “A Lagrangian heuristic for satellite range scheduling with resource constraints,” *Computers & Operations Research*, pp. 1572-1583, 2011.
- [101] Wang, Pei, et al, “A model, a heuristic and a decision support system to solve the scheduling problem of an earth observing satellite constellation,” *Computers & Industrial Engineering*, pp. 322-335, 2011.
- [102] Prashanth, L. A., and Shalabh Bhatnagar, “Reinforcement learning with function approximation for traffic signal control,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 412-421, 2011.
- [103] Agogino, Adrian K., and Kagan Tumer, “A multiagent approach to managing air traffic flow,” *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, pp. 1-25, 2012.
- [104] Selva, Daniel, and Edward F. Crawley, “A rule-based decision support tool for architecting Earth observing missions,” *Proceedings of IEEE Aerospace Conference 2012*, 2012.
- [105] Graziano, Maria Daniela, Marco D’ Errico, and Elena Razzano, “Constellation analysis of an integrated AIS/remote sensing spaceborne system for ship detection,” *Advances in Space Research*, pp. 351-362, 2012.
- [106] Cassioli, Andrea, et al, “Machine learning for global optimization,” *Computational Optimization and Applications*, 2012.
- [107] Schmid, Verena, “Solving the dynamic ambulance relocation and dispatching problem using approximate dynamic programming,” *European Journal of Operational Research*, pp. 611-621, 2012.

- [108] 山田和明, 大倉和博, “ニューラルネットワークを用いた強化学習のためのネットワークパラメータ設定法,” *日本機械学会論文集 C 編*, pp. 2950-2961, 2012.
- [109] Marinan, Anne, Austin Nicholas, and Kerri Cahoy, “Ad hoc CubeSat constellations: Secondary launch coverage and distribution,” *Proceedings of IEEE Aerospace Conference 2013*, 2013.
- [110] Abedini, Mani, and Michael Kirley, “An enhanced XCS rule discovery module using feature ranking,” *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2013.
- [111] Iqbal, Muhammad, Will N. Browne, and Mengjie Zhang, “Evolving optimum populations with XCS classifier systems,” *Soft Computing*, 2013.
- [112] Vargas, Danilo Vasconcellos, Hirotaka Takano, and Junichi Murata, “Self organizing classifiers: first steps in structured evolutionary machine learning,” *Evolutionary Intelligence*, 2013.
- [113] Nag, Sreeja, Charles Gatebe, and Olivier de Weck, “Relative trajectories for multi-angular earth observation using science performance optimization,” *Proceedings of IEEE Aerospace Conference 2014*, 2014.
- [114] Wilson, Aaron, Alan Fern, and Prasad Tadepalli, “Using trajectory data to improve bayesian optimization for reinforcement learning,” *The Journal of Machine Learning Research*, 2014.

謝辞

本研究を行うにあたって、多くの方々にお世話になりました。お世話になった全ての方々の御名前を挙げることは出来ませんが、ここに感謝に意を表します。

まず、指導教官であり、本論文の主査である中須賀真一教授には、修士課程からの5年間、大変お世話になりました。本研究においても、研究テーマの立案から学位論文の執筆まで、いつもお忙しい中貴重なお時間を割いて下さり、親身なアドバイスを頂きました。本研究を行う機会を下さり、丁寧にご指導下さったこと、および研究室の各種衛星開発プロジェクトに参加する機会を下さったことに、心より感謝の意を申し上げます。有難うございました。

また、副査をお引き受け下さった、岩崎晃先生、白坂成功先生、矢入健久先生、船瀬龍先生には、様々な観点から建設的なアドバイスを頂きました。お忙しい中、本論文の審査のためにお時間を割いて下さり、有難うございました。

加えて、船瀬先生、稲守先生、酒匂さんには、研究室での衛星開発プロジェクトを通して、研究とは異なる側面から様々なことについてご指導頂きました。中須賀・船瀬研で衛星開発プロジェクトに携わらせて頂き、皆様方からご指導頂くことができたからこそ、卒業後も衛星開発が続けられるような進路に進めたのだと思っております。有難うございました。

同期の滝澤君にもいつもお世話になりました。非常に優秀な同期の存在があったからこそ、自分の非力さ、未熟さをいつも客観的に認識することができました。そのことは、少しでもマンになりたいという思いと、そのための（些細なものではありますが）努力に繋がったと思っております。有難うございました。

そして、研究室の後輩の皆様方にも、大変お世話になりました。博士論文執筆期間中に研究作業に専念出来る様ご配慮下さっただけでなく、様々な勉強会や個人的なディスカッションを通して、本研究を行う上で重要な示唆を頂きました。また、研究に行き詰った際やモチベーションが低下してしまった際には、いつも元気を頂きました。皆様方への感謝を表現できるような適切な言葉が見つかりませんが、心よりお礼申し上げます。有難うございました。そして、あまり先輩らしいことをしてあげられず、申し訳ありませんでした。

最後に、博士進学にあたって文句、罵詈雑言を言いつつも、最後まで経済的なご支援を下さった両親に感謝致します。有難うございました。