

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	熱赤外リモートセンシングによる分光放射輝度を用いた建築空間における気温分布の逆推定
Title(English)	
著者(和文)	鶴見隆太
Author(English)	Ryuta Tsurumi
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京科学大学, 報告番号:甲第372号, 授与年月日:2025年3月26日, 学位の種別:課程博士, 審査員:浅輪 貢史,山中 浩明,松岡 昌志,鍵 直樹,大風 翼
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Institute of Science Tokyo, Report number:甲第372号, Conferred date:2025/3/26, Degree Type:Course doctor, Examiner:,,,,
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

熱赤外リモートセンシングによる分光放射輝度を用いた
建築空間における気温分布の逆推定

2025年2月

鶴見 隆太

目次

要旨	1
和文要旨	1
英文要旨	3
第1章 序論	5
1.1 はじめに	5
1.2 既往研究	7
1.2.1 建築分野における気温分布測定の既往研究	7
1.2.2 リモートセンシング分野の気温分布測定の既往研究	13
1.3 逆推定 (inverse estimation) の諸問題	16
1.4 研究目的と各章の構成	18
第2章 放射伝達過程の概要と観測方程式の定式化	19
2.1 はじめに	19
2.2 放射伝達過程の概要	19
2.2.1 空気中の放射伝達とは	19
2.2.2 放射伝達方程式の導出	22
2.2.3 分光放射計に入射するエネルギーの定式化	25
2.3 観測方程式の行列表現	30
2.3.1 行列を用いた観測方程式の表現	30
2.3.2 観測方程式の線形化 (Jacobian)	32
2.4 まとめ	33
第3章 気温分布の逆推定アルゴリズム	35
3.1 はじめに	35
3.2 解の誤差に対する鋭敏性	35
3.3 逆推定のアルゴリズム (Maximum a posteriori 法)	40
3.4 逆推定値 (MAP 解) の評価方法	43
3.4.1 Averaging kernel を用いた事前情報が MAP 解に与える影響の評価	43

3.4.2	MAP 解の共分散行列による誤差要因の分解	46
3.5	MAP 法の実装	47
3.6	まとめ	51
第 4 章	放射伝達シミュレーションによる逆推定の感度解析	53
4.1	はじめに	53
4.2	方法	53
4.2.1	放射伝達シミュレーションの方法	53
4.2.2	感度解析のケーススタディの条件	55
4.3	結果	60
4.3.1	気温の逆推定 (MAP 解)	60
4.3.2	Averaging kernel	64
4.3.3	誤差要因の分解	66
4.4	考察	68
4.4.1	分光放射計を用いた建築スケールの逆推定手法のシミュレーションによる実現可能性	68
4.4.2	観測のランダム誤差が逆推定に与える影響	68
4.4.3	対象の距離が逆推定に与える影響	69
4.4.4	事前分布が逆推定に与える影響	69
4.4.5	空間の離散化が逆推定に与える影響	70
4.4.6	分光放射計の波長分解能 (FWHM) が逆推定に与える影響	72
4.4.7	各種の推定誤差が逆推定に与える影響	72
4.4.8	真の気温分布の温度差が逆推定に与える影響	73
4.5	まとめ	73
第 5 章	熱赤外分光放射計を用いた建築スケールの気温分布の逆推定実験	75
5.1	はじめに	75
5.2	建築スケールを想定した実験方法	76
5.2.1	実験概要	76
5.2.2	実験器具	78
5.2.3	MAP 法の条件	80
5.2.4	相互情報量を用いたチャンネル選択	82

5.3	結果	84
5.4	考察	90
5.4.1	熱赤外分光放射計を建築スケールに適用した場合の逆推定の誤差	90
5.4.2	逆推定に対する事前分布の影響	91
5.5	まとめ	92
第6章	局所的なヒートソースがある空間での逆推定実験	93
6.1	はじめに	93
6.2	経路の途中に局所的なヒートソースを設けた実験方法	93
6.2.1	実験概要	93
6.2.2	実験器具	97
6.2.3	ケーススタディの条件	100
6.3	結果	102
6.3.1	気温の逆推定結果	102
6.3.2	選択したチャンネルの相互情報量	105
6.3.3	MAP 解の不確実性に関する分析	106
6.3.4	Averaging kernel	109
6.4	考察	111
6.4.1	事前情報の不確実性が逆推定に与える影響	111
6.4.2	ヒートソースの位置が逆推定に与える影響	112
6.4.3	分光放射計のチャンネル選択数が逆推定に与える影響	114
6.4.4	本実験の限界	115
6.5	まとめ	116
第7章	結論	119
7.1	本研究の総括	119
7.2	今後の課題	122
	参考文献	125
	付録A 主要な熱赤外分光放射計のレビュー	134
	謝辞	136
	Funding statement	137
	本研究に関する業績	138

要旨

和文要旨

本論文は「熱赤外リモートセンシングによる分光放射輝度を用いた建築空間における気温分布の逆推定」と題し、以下の7章から構成した。

1章「序論」では、まず建築分野において気温分布を遠隔から観測する実用的な手法は提案されていないこと、また人工衛星等からの気温分布の逆推定手法は建築スケールでの水平気温分布に対して実現可能かどうかは自明でないことを論じた。そこで本研究の目的として、建築空間において、熱赤外リモートセンシングにより観測した分光放射輝度を用いて気温分布を逆推定する可能性を明らかにすること、およびその適用条件を提示することとし、論文の構成を示した。

2章「放射伝達過程の概要と観測方程式の定式化」では、放射伝達過程の概要を述べ、放射伝達方程式から分光放射計に入射するエネルギーである観測方程式を定式化した。また透過率の変化率とプランク関数の積が観測機に入射するエネルギーにおける空気からの寄与を表すことを示した。透過率の変化率を鉛直観測（人工衛星など）と水平観測の場合で比較した場合、水平観測においては分光放射計から離れるに伴い透過率の変化率が単調減少するため、鉛直観測よりも、遠方の気温の逆推定の難易度が高くなることを明らかにした。

3章「気温分布の逆推定アルゴリズム」では、水平方向の気温分布の逆推定において最小二乗法が使用できないこと、およびその原因を示し、本研究で用いる逆推定アルゴリズムである Maximum a Posteriori (MAP) 法を導入することを述べた。MAP法は観測前に気温について分かっている確率的な情報（事前情報）を用いて解を正則化させる方法であるが、MAP解の解釈には真値との誤差（本研究では、Root Mean Squared Error; RMSE）だけでは不十分なことを指摘し、事前情報からの影響を量的に把握する指標である Averaging kernel を導入した。

4章「放射伝達シミュレーションによる逆推定の感度解析」では放射伝達シミュレーションによって、建築スケールの気温分布逆推定の実現可能性やその特性に関して

以下を明らかにした。(1)建築スケールでも、MAP 法を適用することで誤差の鋭敏性が問題にならず気温分布を推定できる。(2)誤差の鋭敏性への対応という観点からは空間の離散化方法に関して過度に配慮する必要はないものの離散化を工夫することで、各層の観測からの寄与が同じになるように近づけることができ、これにより直感的に観測からの情報の多寡を判断できる。(3)対象の距離に関して 100 m と 1000 m ではほぼ同程度の推定精度が得られる。(4)分光放射計の波長分解能を上げるとより観測からの情報が増える。特に半値幅 (FWHM) が 1cm^{-1} の場合は全層に感度が確認できる理想的な状態となる。一方で観測の情報が増えたことにより、観測誤差の影響を強く受けるため、チャンネル選択などを行い、不必要なチャンネルを減らすことが必要である。(5)ランダム誤差が 5% から 10% に増える程度では大きな影響はない。一方で観測バイアスは大きな影響がある。(6)Jacobian 作成時の水蒸気バイアスに関しては逆推定に大きな影響がある。一方で二酸化炭素のバイアスは影響が小さく、水蒸気より二酸化炭素の波長帯の方が逆推定にとって良好な性質を有する。

5 章「熱赤外分光放射計を用いた建築スケールの気温分布の逆推定実験」では、建築スケールの気温分布の逆推定の可能性を実験的に明らかにするために、ポータブル熱赤外分光放射計を用いて温度差のある 2 つの空間の気温分布を逆推定する実験を行った。まず放射伝達シミュレーションを用いて Jacobian を計算し、これと観測された放射輝度から気温分布を逆推定した。気温の逆推定に対する事前情報の影響を確認するために、事前情報の標準偏差を 3 K または 5 K に設定しケーススタディを実施した。全ケースの事前情報の平均 RMSE は 2.1 K であったが、MAP 解の平均 RMSE は 1.3 K と、RMSE が 38% 減少した。事前分布の設定によらず全てのケースで観測前より RMSE が減少したことを確認した。この分光放射計 (FWHM 約 30cm^{-1}) では空間 5 層の内、センサーに近い 1 層目には感度が見られたが、2 層目以降は感度がみられなかった。したがって 2 層目以降で気温分布を再現できたのは、事前分布からの寄与が支配的であった。

次に 6 章「局所的なヒートソースがある空間での逆推定実験」では、より一般的な状況として観測パスの途中にヒートソースがある状況で気温分布を逆推定する実験を行った。局所的なヒートソースがある場合は事前情報の不確実性が高くなることが想定されるが、事前情報の標準偏差が 15 K または 30 K と 5 章に比べ大きい場合でも逆推定により誤差が低減されることを明らかにし、RMSE は全ケース平均で 45% 減少し

た。特にヒートソースの位置が事前に明らかな場合は、ヒートソースが第2層から第4層と分光放射計から離れた場所にある場合でも、MAP解はそのヒートソースの位置に感度があることを Averaging kernel を用いて確認した。

最後に 7 章「結論」では、各章で得られた知見と結果を総括して結論を述べるとともに、今後の課題を示した。

以上要するに、本論文は、建築空間における熱赤外リモートセンシングを用いた気温分布の逆推定の可能性をシミュレーション・実験を用いて定量的に示した。

英文要旨

The paper is divided into seven chapters. Chapter 1 discusses the lack of practical methods for remotely observing temperature distribution in built spaces and the feasibility of applying satellite-based techniques to building-scale horizontal temperature distributions. The study aims to determine the feasibility and conditions of using thermal infrared remote sensing for inverse estimation of temperature distribution in built spaces. Chapter 2 explains the radiative transfer process and formulates the observation equation. It discusses the increased difficulty of inverse temperature estimation for horizontal observations compared to vertical ones. Chapter 3 introduces the Maximum a Posteriori (MAP) method, which regularizes solutions using prior probabilistic information about temperature. The chapter also introduces the Averaging Kernel to quantify the influence of prior information. Chapter 4 shows sensitivity analysis of building-scale temperature distribution inverse estimation. The results show that temperature distribution can be estimated without solution instability. Increasing spectral resolution improves information from observations, but excess channels should be reduced to minimize observation error impact. Random have low impact, but observation biases significantly affect results. Chapter 5 describes an experiment using a portable thermal infrared spectroradiometer to estimate temperature distribution between two spaces with different temperatures. The study confirms that MAP reduces RMSE by 38% on average compared to prior information, although sensitivity was only observed in the nearest layer to the sensor. Chapter 6 extends the experiment to scenarios with local heat sources, showing that MAP can still reduce errors even with higher uncertainties in prior

information. The study finds that MAP is sensitive to the position of heat sources even when they are distant from the spectroradiometer, if we know the location of the heat source in advance. Chapter 7 summarizes the findings and results and outlines future research directions. In summary, the paper shows the feasibility of using thermal infrared remote sensing for inverse estimation of temperature distribution in built spaces through simulations and experiments.

第1章 序論

1.1 はじめに

建築・都市環境工学において気温は重要な物理量である。気温の変動は人体の熱的快適性や健康に影響を及ぼし[1-3]，また都市気象変化の原因にもなる。例えば建築分野では，室内の温度変化が知的生産性に影響を及ぼすといわれ[4]，また都市気象分野では都市の温度上昇が大気安定度に影響を及ぼし降水量を増加させることや[5]，熱中症患者や冷房エネルギーの増加にも繋がるということが指摘されている[6,7]。気温の分布を簡便に測定できれば，快適な建築空間をつくり，都市気象(図 1-1) の理解の一助となるだろう。

建築分野で一般的に用いられている気温を測定する方法はいくつかあるが，いずれもその場に計測器を置く方法である[8]。したがって気温分布を測定するには多くの温度計が必要である。しかし，実測時の制約により多くの温度計を設置することが困難なこと（例えば，原子力発電所の内部などセンサーを配置することができない場所や，都市空間の空中など物理的に配置ができない場所など）や，設置できたとしても温度計自身によって場が乱される可能性がある。

一方で，リモートセンシング分野では分光放射計を用いて人工衛星や地上から大気の鉛直分布を測定する手法が実用化されている(図 1-2)。この手法を建築分野に応用できれば，遠隔で気温が測定できる点，時定数が短い点，気温の分布を知ることができる点などで有用である。リモートセンシング分野では気温の鉛直分布を長いパスで測定した報告は多いものの，水平分布や短いパスの観測の報告は見られない。後で述べるように人工衛星からの気温の鉛直分布の観測には，気体成分が高度の上昇とともに減少するという性質が利用されている。したがって建築空間における水平パスや短いパスでの実現可能性は自明でない。

近年，持ち運び可能な熱赤外分光放射計が登場してきており[9]，リモートセンシング分野で開発されてきた手法が建築分野でも使用できる可能性が高まってきた。そこで本研究では熱赤外分光放射計を用いた建築分野における気温分布の逆推定に関する基礎的検討をおこなう。

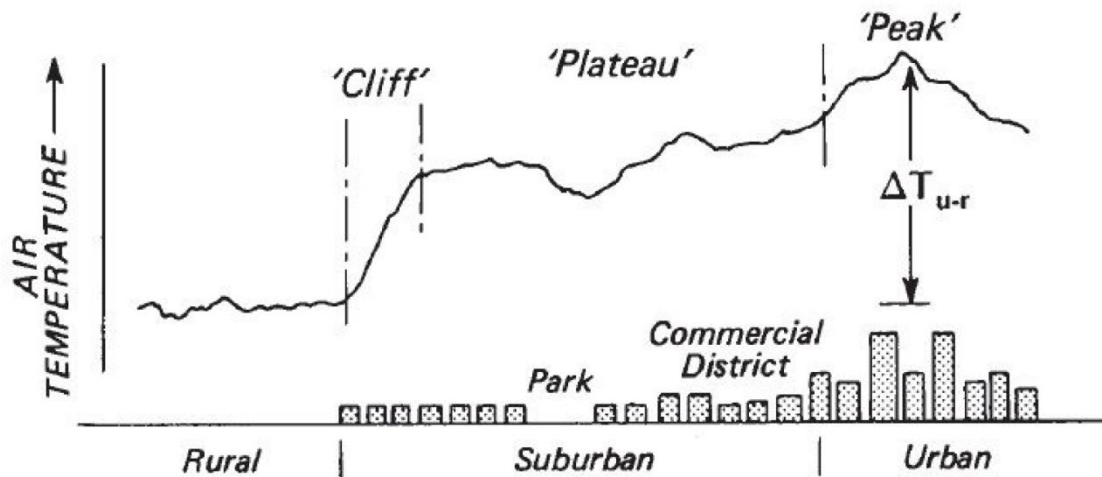


図 1-1 都市気象の例であるヒートアイランド現象を表した模式図[10]. 縦軸が気温.

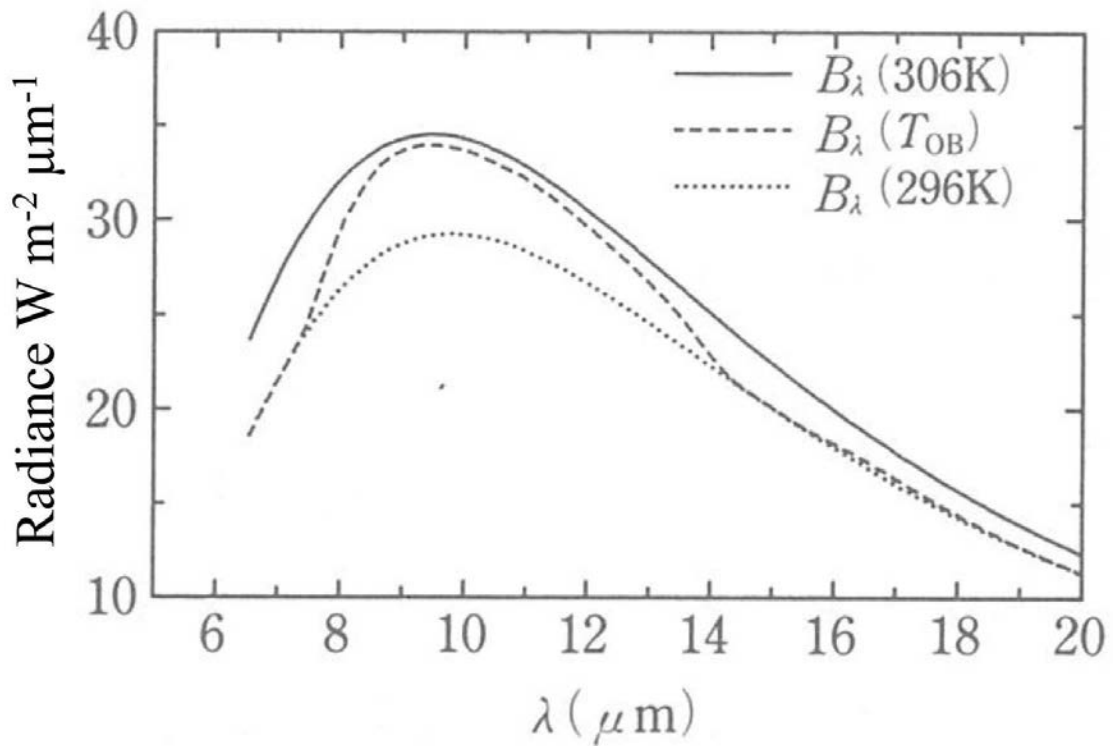


図 1-2 分光放射計で観測できる放射輝度の波長分布のシミュレーション例[11]. 実線は境界面温度 306 K, 点線は空気温度 296 K に対応する黒体放射. 破線は高度 500 m から下向きに観測した放射輝度. 空気の影響が大きい波長がある.

1.2 既往研究

1.2.1 建築分野における気温分布測定の既往研究

建築スケールの気温分布測定には熱電対やサーミスタ式温度計、白金測温抵抗体等その場に置く方法が広く用いられている[12]。しかし、これらの機器はセンサー自体が放射の影響を受け生じるという課題がある。直接日光を遮った自然通風式の温度計では平均で 0.49 °C の誤差が生じていたという報告がある[13]。通風筒を 2 重にして強制通風することで誤差が 10 分の 1 程度になるというシミュレーションもあるが[14]、気温場や気流場を乱す可能性がある。他の手法としては赤外線放射カメラを用いる例が多い。例えば、紙[15] やプラスチックスクリーン[16]、グラスファイバースクリーン[17]など熱容量の小さい物質が気温と熱平衡状態であると仮定して、赤外線放射カメラで撮影する方法がある(図 1-3)。この方法も紙やスクリーンが放射の影響を受け、また物体がそこに存在するということが気温場・気流場の阻害要因になる可能性がある。また赤外線放射カメラで撮影した室内の壁面温度を熱拡散方程式の境界条件に用いて気温分布を求める方法も提案されているが[18]、原理的に室が広い場合有効でないだろう。

都市スケールでの気象観測で国内において最も有名なのはアメダス (Automated Meteorological Data Acquisition System; AMeDAS) だろう[19]。アメダスは気象庁が管理している地域気象観測システムであり、日本全国約 21 km メッシュ (約 840 カ所) で気温を観測している¹。しかし、比較的大きなスケールでの気象観測を目的としているため、都市や街区スケールでの微気象の観測には不向きである。その欠点を補ったものとして、東京都環境科学研究所と首都大学東京が共同運営している METROS (Metropolitan Environmental Temperature and Rainfall Observation System) がある[20]。METROS は東京周辺の小学校内の百葉箱とビルの屋上で気温などを自動計測するもので、約 2.5 km メッシュに 1 つの割合で配置されており首都圏のヒートアイランドの解析に対して一定の成果をあげている[21]。ただし観測場所は関東首都圏に留まっていることに加えて、街区スケールでの気温分布の測定には不十分である。また大気境界層の計測としては、鉄塔やタワーを使う事例がある。例えば国内では東京スカ

¹ 降水量の観測場所は約 1300 カ所と、気温の観測場所より多い。

イツリーの 250 m 付近で大気物性の計測が国立環境研究所によって行われている。海外でも多くの事例があるが例えば、ドイツのベルリン工科大学が運用しているベルリン都市気候観測所がある (図 1-4) [22]。

民間の取り組みの中で特に興味深いものに、2011 年に創業した Netatmo 社の Netatmo Weathermap がある。Netatmo 社は一般家庭での使用を目的とした、屋内・屋外の気温や湿度を測定する観測機を販売している。その観測機の屋外のデータをクラウド上で公開しているものが Netatmo Weathermap である (図 1-5)。Netatmo 社の観測機は世界中で販売されており、そのため Netatmo Weathermap も世界中に観測点をもつ。まさにビックデータ時代の気象観測法といえるだろう。ただし、観測機をどこに設置するかは購入者にゆだねられており、もしかすると室外機の前や直射日光がよく当たる場所に置かれているかもしれない。図 1-5 にも、左下に外れ値が確認できる。このため観測機の信頼性はアメダスに劣るだろう。

これらの定点観測は、その観測点とその周りの気温 (アメダスなら 21 km 四方の空間) を代表しているという前提でおこなわれている。しかしその代表性が議論になることが多い [23]。このような観点から、気温の分布のみならず、気温の空間平均値を取得できることは有用である²。定点観測以外の方法として、ラジオゾンデ (図 1-6) や車や自転車 (図 1-7) に気象観測装置を取り付けて移動観測する方法がある [24-26]。しかし移動観測の特性上、移動時間が長くなれば、マクロ気象の変化により任意の時刻の気温の分布を知ることが困難になる。またセンサーの時定数により小さな変化が観測できないことが指摘されている [27]。このように建築・都市環境分野では遠隔から気温分布を測定する手段が不十分なのが現状である。

² 例えば、東京管区気象台の地上気象観測地点が、2014 年 12 月に千代田区大手町のビル街から北の丸公園へ移動し、それによって最高気温や最低気温がそれまでと不連続になる現象が生じている。

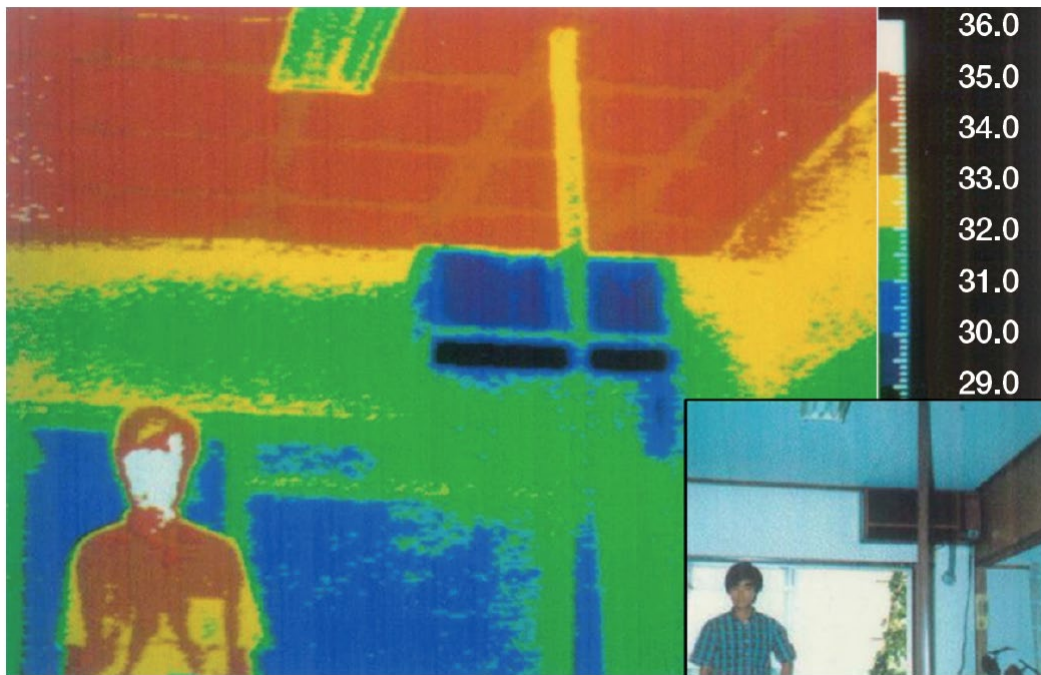


図 1-3 紙を赤外線放射カメラで撮影することで気温の鉛直分布を可視化した例[15].

紙は放射の影響をうけ，また気流場を乱すだろう．



図 1-4 (上) スカイツリーの 250 m 付近で実施されている大気の観測[28].

(下) ドイツの都市気象観測用タワーの例[22]

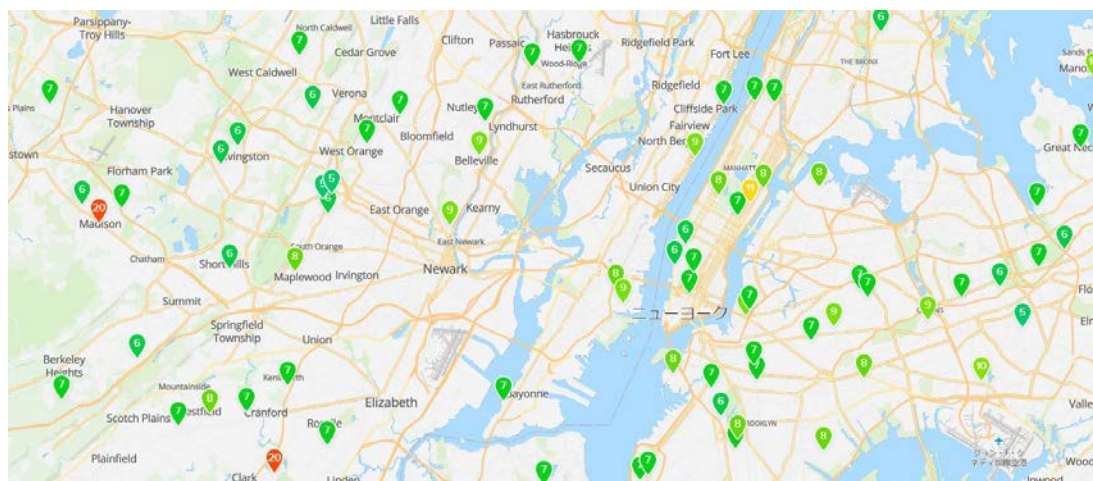


図 1-5 Netatmo Weathermap の例[29]. それぞれの観測機のデータがクラウド上で公開されている. 左下のオレンジの外れ値は明らかに間違った値だ. 外れ値を除外するフィルターをかけているが完全ではないようである.



図 1-6 気象庁によるラジオゾンデ観測[30].

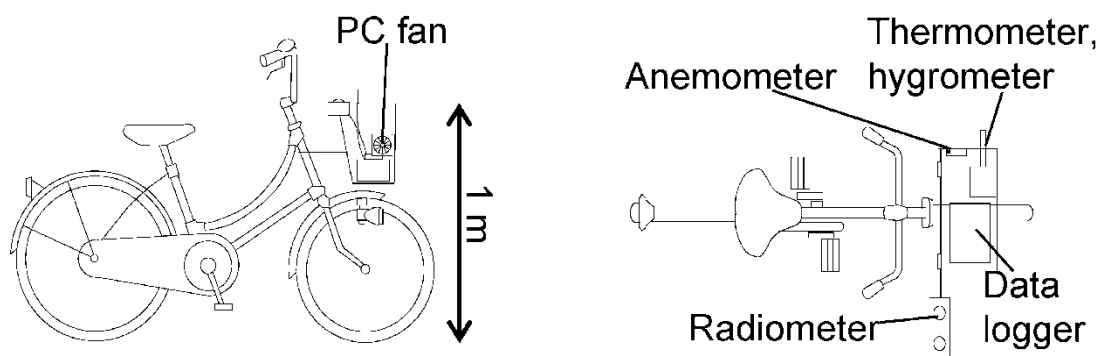


図 1-7 (上) 自転車による移動計測によりヒートアイランドの実態調査を行う例[26].

(下) 自転車による移動計測により都市気象観測を行う例[25]

1.2.2 リモートセンシング分野の気温分布測定の既往研究

リモートセンシング分野では、人工衛星から気温の鉛直分布を測定する技術が実用化されている。Kaplan は CO₂ の吸収帯である 15 μm 付近のチャンネルを用いて人工衛星から観測した場合、大気の上部からの寄与が大きいのに対し、吸収帯の中心から離れたところのチャンネルを用いた場合は大気の下層からの寄与が大きくなることを、1959 年に初めて定性的に指摘した[31]。これは異なる波長のチャンネルを適切に組み合わせることで気温の鉛直分布を知ることができる可能性があるということである。その後、Wark(1961) や Yamamoto (1961) によって、人工衛星からの観測に関するより詳しい方法論が提案された[32,33]。Wark は3つのチャンネルで観測することで、2層の気温とその層の平均気温逓減率を求めた (i.e., 3点の気温を線形補間した)。Yamamoto は4つのチャンネルを用いて、気温分布を多項式近似する3つの異なる方法を提案した。両者は数値シミュレーションを行ったが、誤差が致命的な影響を及ぼすことを考慮していなかった。その後、誤差の対策がなされ、分光放射計を搭載した人工衛星が打ちあがり、大気鉛直気温分布の観測に初めて成功したのは1969年であった(図 1-8, [34,35])。1968年から1970年にかけて、地球物理学分野では Backus and Gilbert により、限られた観測データから地球内部構造を推定する一連の研究—これは分光放射計を用いて気温分布を推定する問題に似ている—が発表された[36–38]。その中で、次の3つを明らかにした[39]、

1. 推定は一意でない。
2. 推定したものの確からしさと、解像度の上にトレードオフ関係がある。
3. 解像度とその確からしさについてのトレードオフをいかに妥協させかということこそが本質的な問題である。

これは、離散化の間隔を細かくして解像度をあげようとするほど、未知数の数が増えることに起因する。

この一連の研究はリモートセンシング分野にも影響を与えた。Rodgers は1976年に、気温の逆推定に関する解像度と確からさのトレードオフ関係を適切に妥協させる方法として、ベイズ的アプローチを提案した[40]。これは、未知数の数が実質的な観測データの数より多い場合に—ほとんど場合そうであるが—、未知数に関して観測前に持っている知識を使って尤もらしい答えを出す方法である。またその後、地球物理学分野でも同様の方法が Jackson (1979) によって提案された[41]。現在ではこの手法を

Maximum a Posteriori (MAP) 法といい、最尤法を拡張した概念として理解されている。MAP 法は現在でも人工衛星からの大気の観測 (CO₂ の観測など) において広く用いられている [42]³。本研究でもこの手法を用いた。

リモートセンシング分野では研究の関心が、主に大気の鉛直構造にある。そのため建築・都市環境工学分野で関心のある、室内の気温分布や都市・街区スケールの気温分布などにこの手法を適用した例が見られないのが現状である。

³ 大気の鉛直気温分布は主に天気予報などのシミュレーションに利用する目的で観測されているが、近年では人工衛星から取得した輝度データから気温分布を求めることなく、直接シミュレーションに同化させる方が簡便かつ精度が高いとして、その手法が利用されつつあるようである。 [80,81]

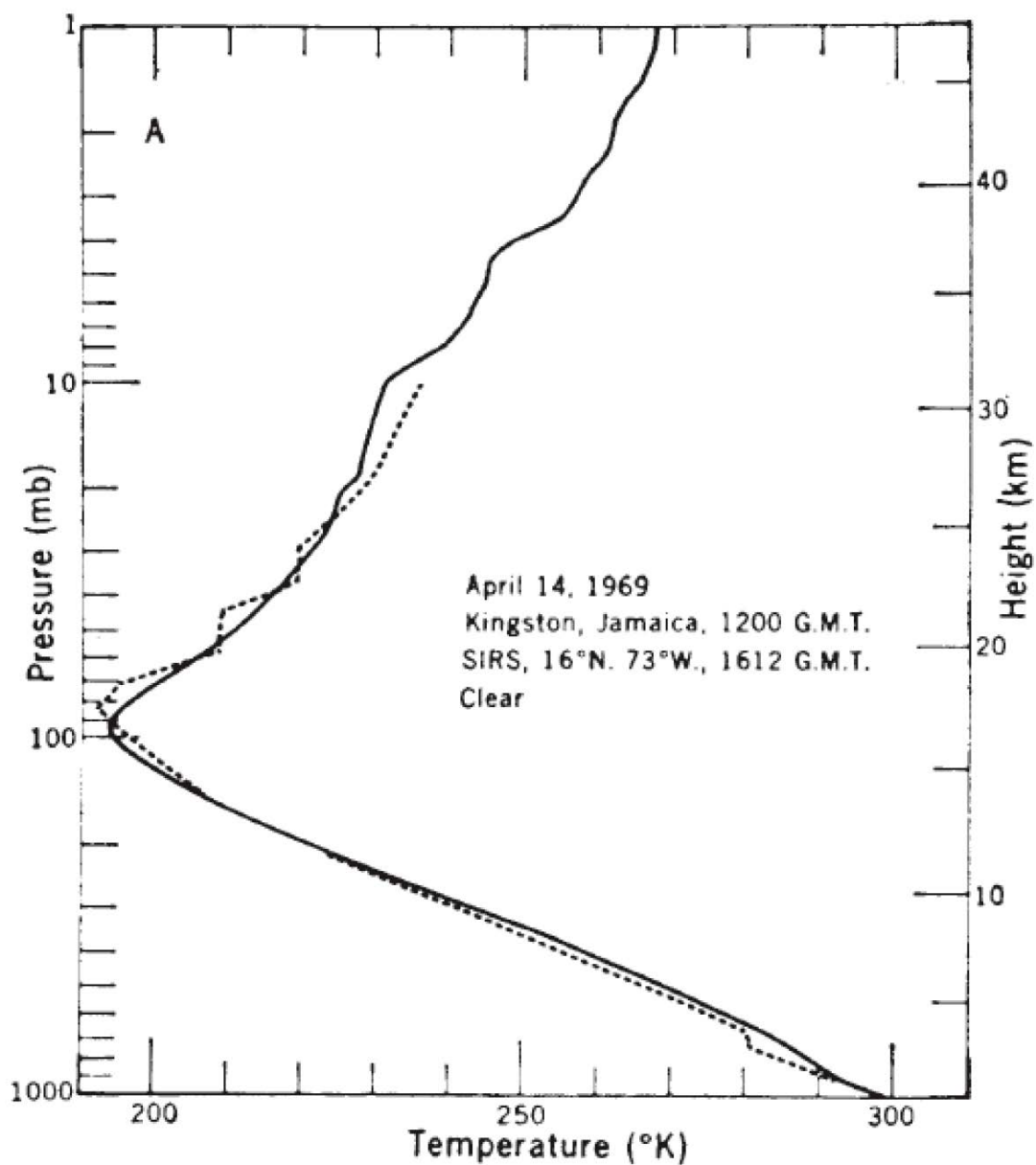


図 1-8 人工衛星から鉛直気温分布を逆推定する初期の研究の例[34]. 実線が人工衛星から算出した鉛直気温分布, 点線がラジオゾンデによる観測, 11-15 μm の 8 つの波長が用いられた.

1.3 逆推定 (inverse estimation) の諸問題

本節では、なぜ熱赤外リモートセンシングにより気温分布を観測することを、気温の逆推定というかについて述べる。我々は物理現象を理解する際に何らかのモデルを設定することが多い。例えば汚染物質が大気に広がるという物理現象であれば、拡散方程式というモデルを用いることができる。モデルを用いて現象を理解したり予測したりする場合、3つの問題を考えることができる。それは

1. 入力既知で出力を求める問題
2. 出力既知で入力を求める問題
3. 入力と出力が既知でモデルを求める問題

である (図 1-9)。主に、(1) を順問題 (forward problem)、(2) (3) を逆推定 (inverse estimation) や逆問題 (inverse problem) と呼ぶ。汚染物質の拡散を例にとると、汚染物質の発生源が既知で一定時間が経過後どのように拡散されるか知る問題が順問題、一定時間経過した後の汚染物質の分布が既知で発生源を知る問題が逆推定といえる。

しかしこの定義は完全でない。なぜなら一定時間後の状態を入力、汚染物質の発生源を出力とするモデルを作成することができるからだ。しかし、筆者を含め多くの人は、その問題を順問題ということに違和感があるだろう。逆推定を定義することが難しいのは多くの研究者が指摘している (例えば[43])。上村 (2014) は定義することはできないとしつつも、次のような規定を提案している。

分割された要素 (=原因) 達のある規則 (=法則) に基づく積み重ねで得られる包括 (=結果) から要素を決定または推定する問題を、逆問題という。[44] 熱赤外分光放射計で気温を観測することを上の規定に当てはめると；分割された要素達 = それぞれの位置の気温、ある規則 = 放射伝達過程、積み重ねで得られる包括 = 分光放射計に入射するエネルギー (分光放射輝度)、といったようになる。

逆推定には ill-posed といわれる (ill-conditioned や underdetermined, 不良設定, 非適切, 劣決定ともいわれる) 順問題にない困難さを伴うことが多い。このことは直感的にも理解できる。ある程度時間が経過した後の、汚染物質の分布からその発生源を正確に逆推定するのは、多くの人々が直感的に難しいと考えるだろう。Hadamard によれば[45]、問題が ill-posed であるとは、次の3つの性質の一つ以上を満たさないという

ことだ⁴.

Existences 解が存在する

Uniqueness 解が一意である

Stability データの連続的な変化に対し解が連続的に変化する.

分光放射計から気温を求める, 離散逆推定 (discrete inverse estimation) では, 主に 3 つ目の Stability が問題となる. 3 章ではこの問題がなぜ発生するのかを特異値分解を用いて説明し, この問題に対してベイズ的アプローチを用いて回避するアルゴリズムを導入する.

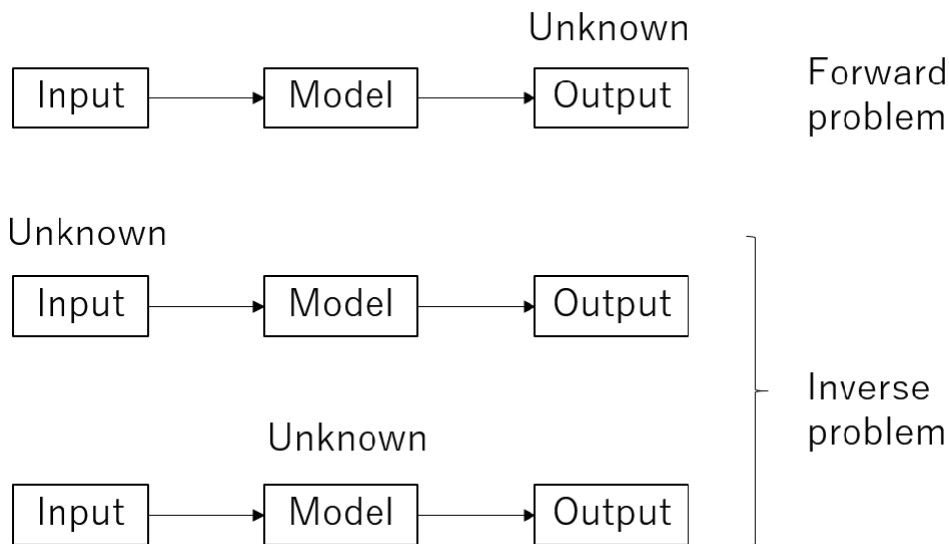


図 1-9 順問題と逆問題の特徴. 定義ではない. 分光放射計から気温を求める問題は上から 2 番目にあたる.

⁴ Hadamard は, ill-posed 問題は現実世界の物理現象のモデルになりえないと考えていたが[45], 現在ではそれは間違った理解であったことが知られている.

1.4 研究目的と各章の構成

建築分野において気温分布を遠隔から観測する実用的な手法は提案されていない。一方リモートセンシング分野で用いられている気温分布の測定手法が建築スケールでの水平気温分布逆推定の実現可能かどうかは自明でない。そこで本研究では、「**建築空間において、熱赤外リモートセンシングによって観測した分光放射輝度により気温分布の逆推定が可能かどうか？また可能な場合はその条件は何か？**」という問いに答えることを目的とする。第2章では観測方程式の放射伝達過程の定式化を行い、観測方程式の行列表現を導入する。第3章では、逆推定の困難さである解の誤差に対する鋭敏性の説明を行い、その解決策として Maximum a Posteriori (MAP) 法を導入する。さらに、解の評価指標として, Averaging kernel を導入する。第4章では人工衛星からの観測と大きく異なる建築スケールの気温分布を測定可能かどうか放射伝達シミュレーションの感度解析により明らかにする。観測対象の距離・MAP法の条件・バイアス・波長分解能 (FWHM) 等が逆推定に与える影響を明らかにする。第5章では、赤外分光放射計を用いて、温度差のある2つの建築空間を対象に逆推定の実験を実施する。第6章では局所的なヒートソースがある建築空間での逆推定実験より現実のユースケースに近い条件として、観測パスの途中でヒートソースがある条件での実現可能性を実験により明らかにする。

博士論文のメインリサーチクエスチョン (RQ)

建築空間において、熱赤外リモートセンシングによって観測した分光放射輝度により気温分布の逆推定が可能かどうか？また可能な場合はその条件は何か？

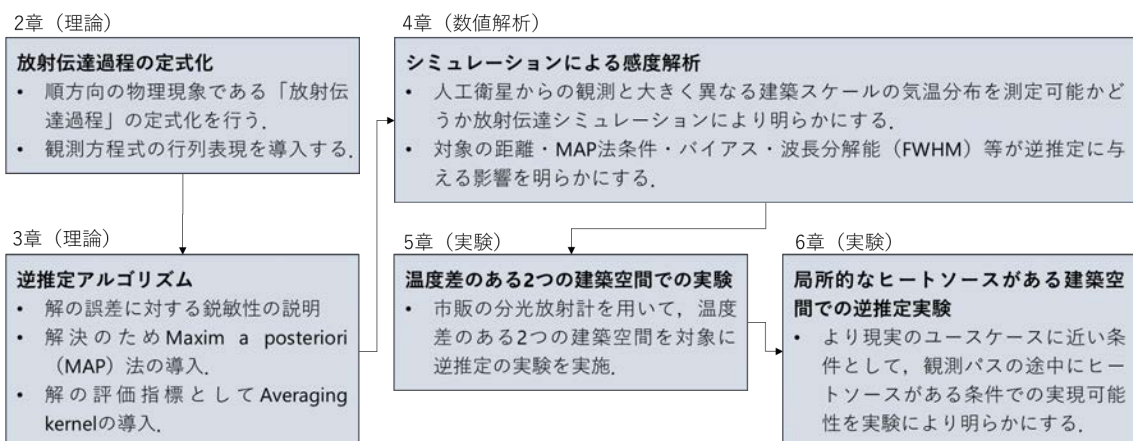


図 1-10 博士論文の構成

第2章 放射伝達過程の概要と観測方程式の定式化

2.1 はじめに

本章では、空気中の放射伝達過程の概要を述べ、エネルギー保存則に基づく支配方程式である放射伝達方程式 (radiative transfer equation) を導出する。次にその方程式を解き、本研究に用いる、分光放射計に入射するエネルギーである観測方程式を定式化する。さらに次章の逆推定アルゴリズムの定式化のために、観測方程式の行列記法を導入する。

2.2 放射伝達過程の概要

2.2.1 空気中の放射伝達とは

本研究では、放射が空気中を伝ばする物理現象を主に扱う。一般に建築環境工学分野では、室内の放射の計算において空気の影響を無視していることが多い。しかし、無視してよいかは慎重な取り扱いを要する。例えば一辺が 5 m の室内の気温が 25 °C、湿度が 65 %rh で、室内の壁面温度が 10 °C のとき、部屋の壁に大きさ 1 m² で温度 30 °C の黒体のパネルヒーターを設置したとする (図 2-1)。空気の影響を考慮した放射フラックスは 101.7 W/m² になるが、無視した場合 114.2 W/m² となり、10% 以上の誤差が生じることが指摘されている [46]。このとき自然対流による熱移動量は 11.5 W/m² のため、熱移動において空気の影響を無視できない。このように壁面温度と気温に差がある場合は、広さが 25 m² 程度の部屋においても熱移動量に 10% 以上の誤差を生むことがある。

このように放射は空気中を伝ばする間に変化する。その変化は波長によって全く異なる性質を示す。本研究では常温域のエネルギー輸送に対して支配的である熱赤外域を研究対象にした (図 2-2)。次項では、空気中を移動する間に放射がどのように変化するか定式化する。

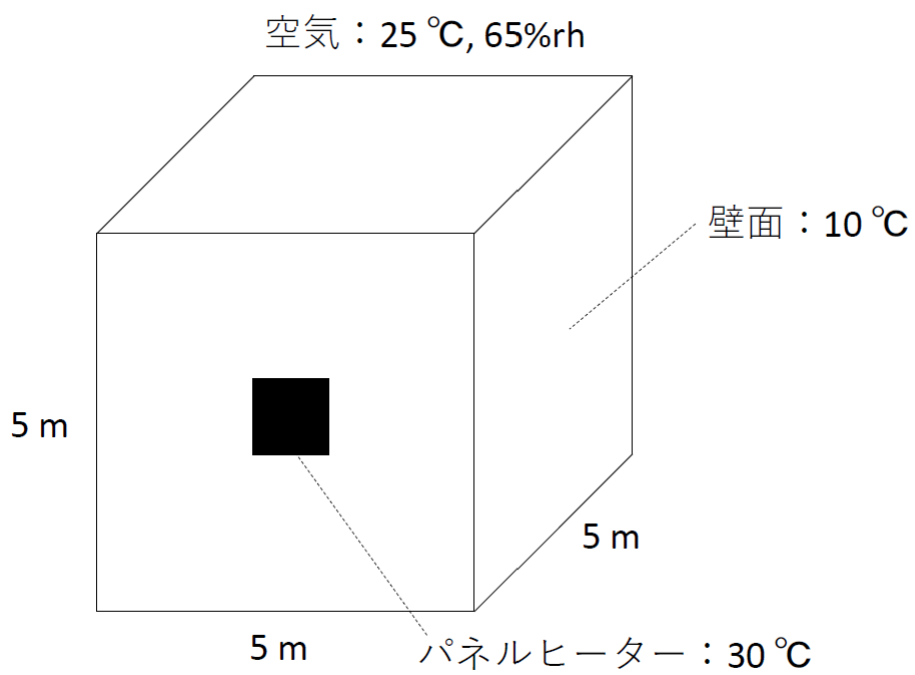


図 2-1 室内の放射伝達の例

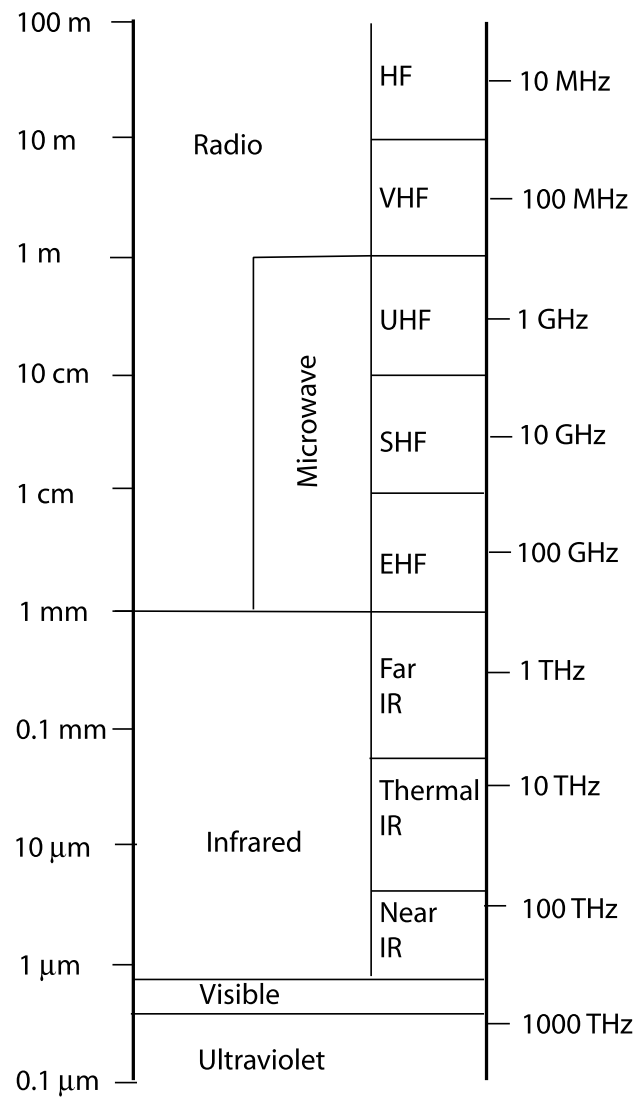


図 2-2 波長によって異なる光の呼称[47]. 本研究では常温域のエネルギー輸送に対して支配的である熱赤外 (Thermal Infrared) を対象にした。

2.2.2 放射伝達方程式の導出

大気中での放射の伝達の様子を定式化する[48]。放射は大気中を伝ばする間に、大気中の物質により吸収や散乱を受けて減衰する。その減衰が、入射する放射輝度と密度、距離に比例することが経験的に知られており以下のように書ける。

$$dI_{\lambda}(\text{extinction}) = -k_{\lambda}I_{\lambda}\rho ds \quad (2.1)$$

ここで I_{λ} は入射する放射輝度、 k_{λ} は質量消散係数とよばれる比例定数、 ρ は密度、 s は位置である。次に、射出と散乱による増強を考える。ある方向に進む放射は、密度と距離に比例して増強することが経験的に知られており、式で書くと

$$dI_{\lambda}(\text{reinforcement}) = j_{\lambda}\rho ds \quad (2.2)$$

となる。ここで j_{λ} は質量射出係数とよばれる比例定数である。大気中ではこの2つの過程が同時におこるので、放射輝度の正味の変化量は、式(2.1)と式(2.2)の和で表され

$$dI_{\lambda} = -k_{\lambda}I_{\lambda}\rho ds + j_{\lambda}\rho ds \quad (2.3)$$

となる。ここで以下に示す放射源関数を定義すると便利である⁵。

$$J_{\lambda} := \frac{j_{\lambda}}{k_{\lambda}} \quad (2.4)$$

すると、式(2.3)は、

$$\frac{dI_{\lambda}}{k_{\lambda}\rho ds} = -I_{\lambda} + J_{\lambda} \quad (2.5)$$

となる。これを放射伝達方程式 (Radiative transfer equation) といい、放射伝達の支配方程式である (図 2-3)。

放射伝達方程式において重要なパラメータに質量消散係数 k_{λ} がある。これは気体の種類ごとに別々に考えることができる。質量消散係数は吸収線強度に比例することが知られ、吸収線強度はデータベース化されている (e.g., HITRAN[49]が有名で、Web上で広く公開されている)。地上付近の常温環境下の熱赤外域の放射伝達過程で重要な気体は、水蒸気と二酸化炭素である。水蒸気が $1400 - 1800 \text{ cm}^{-1}$ ($7.14 - 5.56 \text{ }\mu\text{m}$) 付近

⁵ 式中の:=は左辺を右辺によって定義するという意味である。

に強い吸収があり (図 2-4), 二酸化炭素が 666 cm^{-1} ($15 \text{ }\mu\text{m}$) を中心に強い吸収がある (図 2-5).

キルヒホッフの法則によれば, 場が熱力学的平衡状態にあるとき吸収と射出が等しくなる. すなわち吸収の強い波長で観測すると, 空気からの射出が多く含まれるため, 気温を観測するうえで重要である⁶.

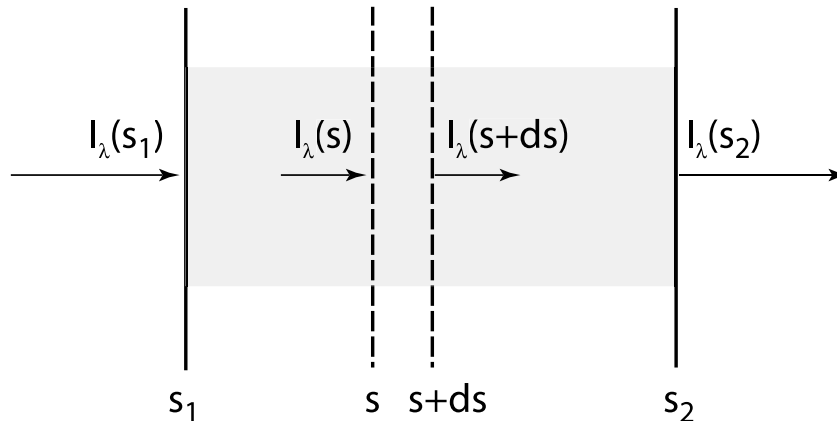


図 2-3 放射伝達概念図[47]. 放射伝達方程式は位置 S から微小距離 ds 移動する間の放射輝度の変化量を記述する. 放射伝達方程式を解くことで位置 $S1$ から出た放射輝度が位置 $S2$ を通過するまでにどう変化したかが分かる.

⁶ 逆に吸収がほとんどない波長—大気の窓領域—を用いれば対象面の情報を知るうえで便利である. 市販されている赤外線放射カメラは, この大気の窓領域を使用している.

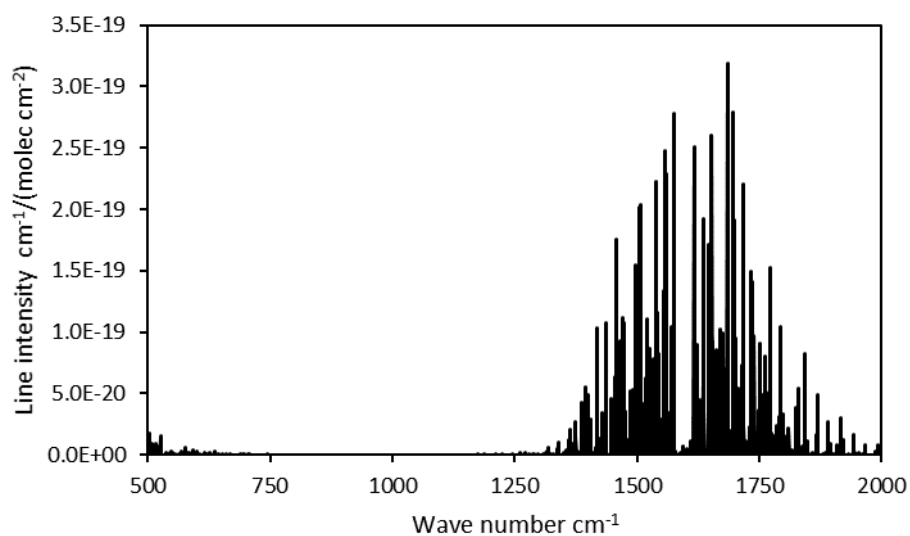


図 2-4 水蒸気の吸収線強度。質量消散係数は吸収線強度に比例する。1400 -1800 cm^{-1} に (7.14-5.56 μm) 強い吸収があることが分かる。HITRAN データベースを用いた。[49]

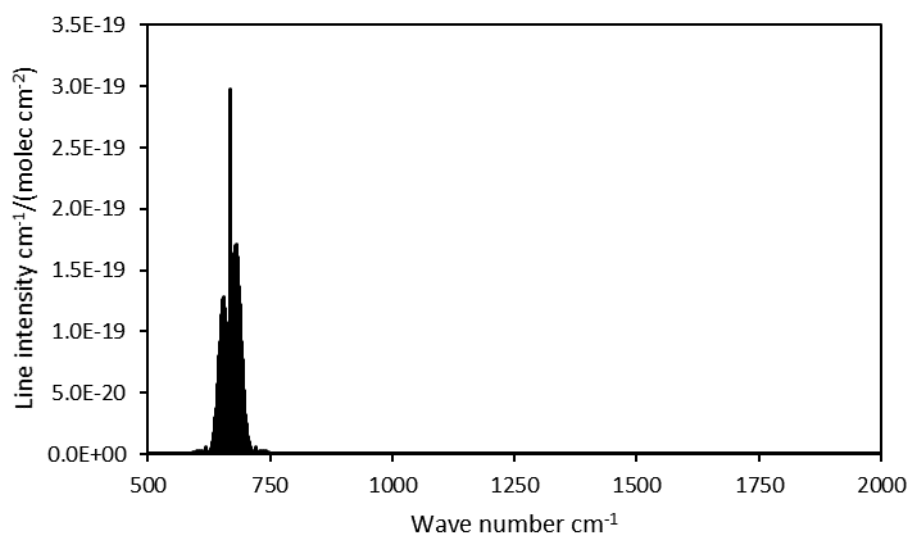


図 2-5 二酸化炭素の吸収線強度。666 cm^{-1} (15 μm) を中心に強い吸収がある。水蒸気より山が急峻である。HITRAN データベースを用いた。[49]

2.2.3 分光放射計に入射するエネルギーの定式化

分光放射計を用いて気温分布を推定するには、まず分光放射計に入射するエネルギーである観測方程式を定式化する必要がある。簡単のため一次元の観測方程式を定式化する。いま、(a)散乱がなく、(b)空気が局所熱力学平衡状態⁷で、(c)境界面が温度 T_{surf} の黒体であることを仮定する。まず仮定(a)、(b)より式(2.5)の放射伝達方程式は次のようにかける。

$$\frac{dI_\lambda}{k_\lambda \rho ds} = -I_\lambda + B_\lambda \quad (2.6)$$

ここで B_λ はプランク関数である。いま、位置 0 m に境界面があり、位置 s に観測機があるとす。観測機に入射するエネルギーは、式(2-6)を位置 0 から s まで積分することで得られ、

$$I_\lambda(s) = B_\lambda(T_{\text{surf}})\tau_\lambda(0,s) + \int_0^s B_\lambda(T(s')) \frac{\tau_\lambda(s',s)}{ds'} ds' \quad (2.7)$$

となる。 $T(s')$ は位置 s' の気温を表す。これが本研究における観測方程式である。左辺は観測機に入射する放射輝度を表す。右辺 1 項目は仮定(c)を用いており、境界面からの放射による寄与を表す。右辺 2 項目は空気からの放射輝度が積分されて観測機に入射する様子を表す。ここで $\tau_\lambda(\cdot)$ は次で定義される透過率である。

$$\tau_\lambda(s_0, s_1) := \frac{I_\lambda(s_1)}{I_\lambda(s_0)} \quad (2.8)$$

透過率は各気体成分で別々に考えることができ、全体の透過率はその積であることが知られている(図 2-6)。

それぞれの仮定の妥当性を考察する。(a) 散乱は特に太陽からの放射のような短波長で寄与が大きくなる(図 2-7)。本研究では熱赤外の波長を用いて、ヘイズやスモッグがない状態の観測を想定しているため散乱による寄与は小さいと考え無視した。(b) おおむね高度 60 km 以下では局所熱力学的平衡状態を仮定できる[50]。(c) 式の簡単な表記のため境界面が黒体であると仮定したが、黒体でない場合にも容易に拡張できる。

⁷一般的な空間など開いた系で全体として熱力学的平衡が成り立たないが、系局所的に温度や圧力の分布が一様で熱力学的平衡が成り立っている状態を指す。

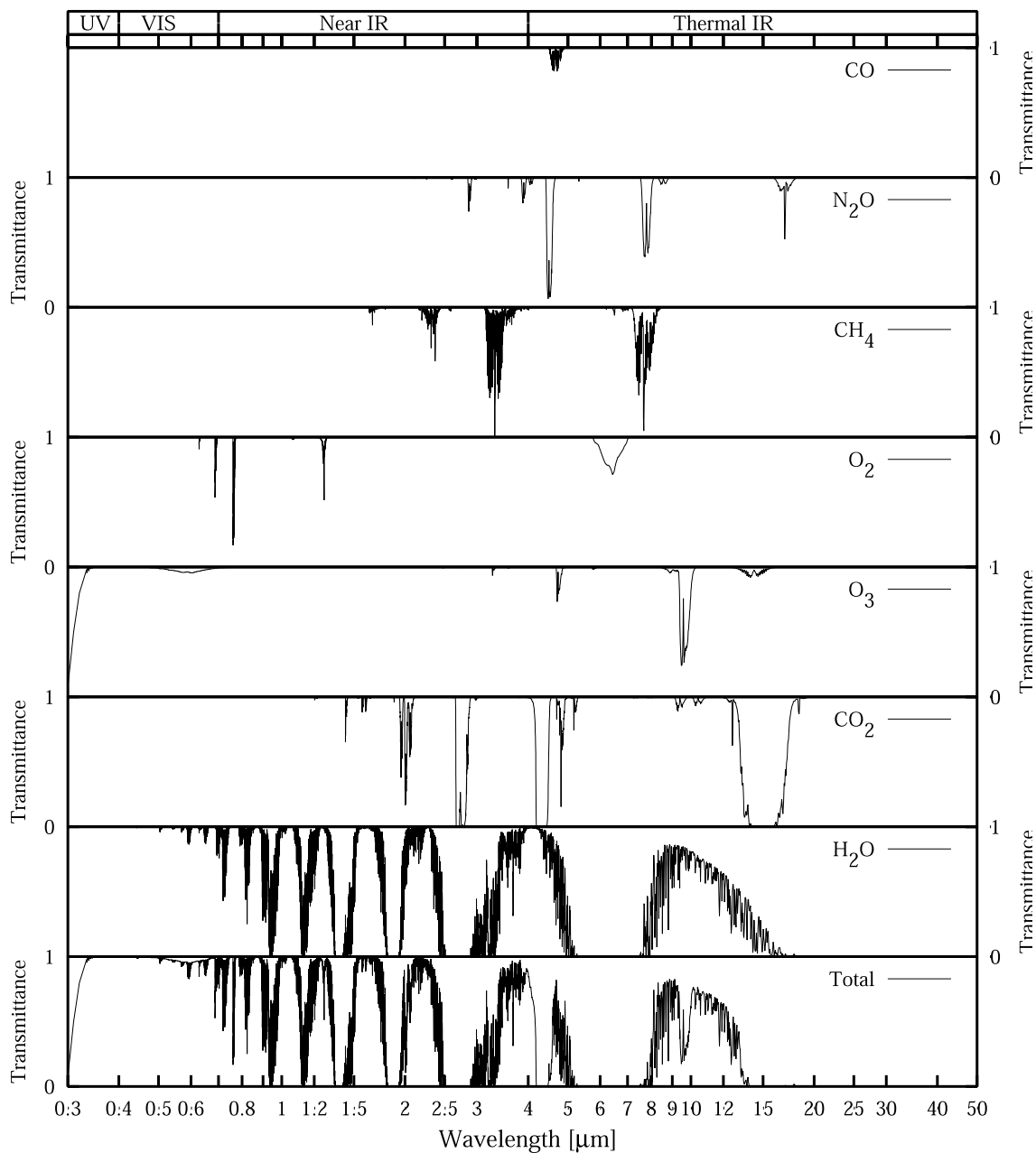


図 2-6 晴天時の主要な気体成分の地球大気全体の鉛直の透過率[47]。全体の透過率は各成分の透過率の積である。熱赤外域では $6.3 \mu\text{m}$ を中心に水蒸気の吸収帯が、 $15 \mu\text{m}$ を中心に二酸化炭素の吸収帯が確認できる。ただし、空気分子による散乱効果は含まれていない。

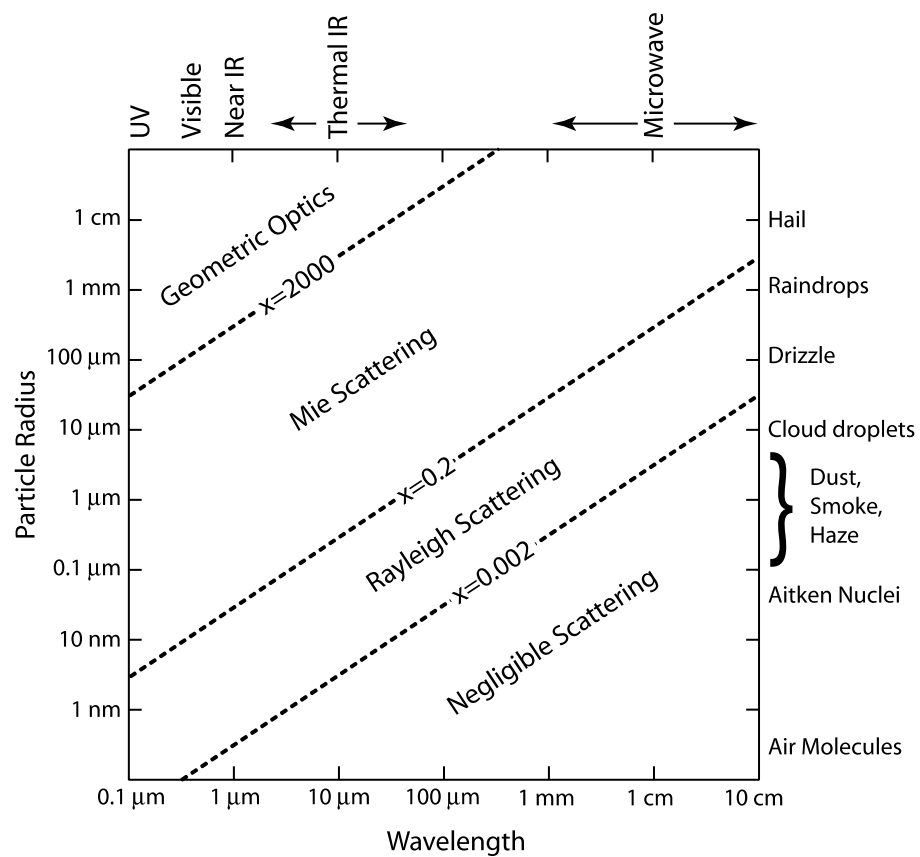


図 2-7 波長の違いによる散乱のパターンの違い[47]。縦軸は粒子の半径を、横軸は波長を表す。波長が長くなるほど散乱を無視できる。

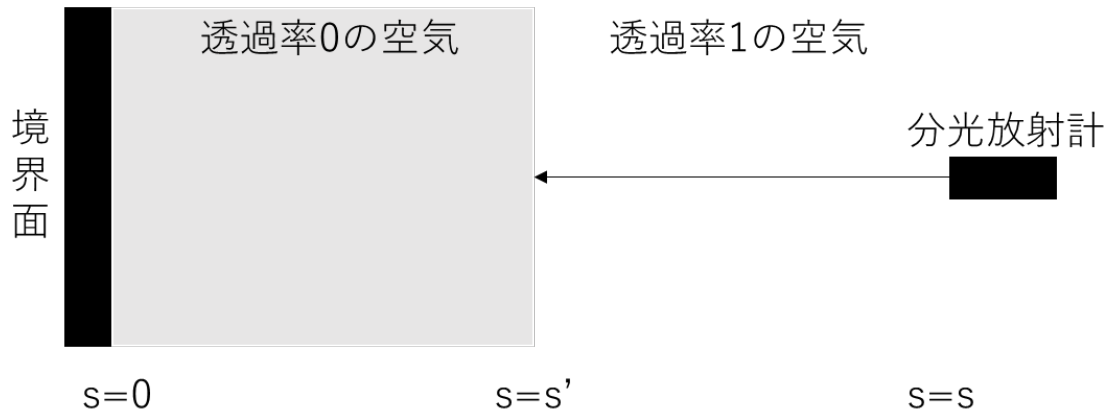


図 2-8 空気のそれぞれの位置の寄与は透過率の変化率に比例することを理解するための思考実験。上の条件では分光放射計に入射するエネルギーは全て位置 $s=s'$ の空気からであることは自明だ。 $s=s'$ において透過率は 0 から 1 へとステップ変化し、透過率の変化率はデルタ関数となる。実際にはこのような極端な変化はなく、透過率はなだらかに変化する。

観測方程式である式 (2.7) の右辺 2 項目について考察する。この項は空気からの放射による寄与を表し本研究において重要な項である。まず、 $B_\lambda(T(s'))$ は位置 s' の気温 $T(s')$ の黒体放射を表す。 $\tau_\lambda(s',s)/ds'$ は、位置 s' から観測機がある位置 s までの透過率 $\tau_\lambda(s',s)$ の位置 s' における変化率を表す。よって、 $\int_0^s B_\lambda(T(s')) \tau_\lambda(s',s)/ds' ds'$ は空気からの放射が、各位置の気温の黒体放射と透過率の変化率の積を積分したものであることを表す。よって空気からの寄与は透過率の変化率が大きくなる場所で大きい。

これは次のような思考実験により容易に理解できる。図 2-8 のように境界面 $s=0$ からある位置 $s=s'$ の間の透過率が 0 で全くエネルギーが透過しないとす。一方でその位置 $s=s'$ から、観測機のある場所 $s=s$ の間の透過率が 1 で 100% のエネルギーが透過するとす。すると、観測機がとらえるエネルギーは 100% 位置 $s=s'$ の気温からであることは自明だろう。 $s=s'$ において透過率は 0 から 1 へとステップ変化し、透過率の変化率はデルタ関数となる。実際にはこのような極端な変化はなく、透過率はなだらかに変化する。

人工衛星からの観測における透過率の変化率の模式図を図 2-9 に示す。極大点が現れていることが分かる。これは (1) ビアー・ブーゲー・ランバートの法則により射出のない均質な放射場では観測機から離れるにつれ指数関数的に放射輝度が減衰する効果と、(2) 高度が上昇するにつれ気体成分の濃度が指数関数的に減少するという、2 つ

の相反する効果が打ち消しあっていることによる。しかし本研究の対象としている水平の観測では(2)の効果が発生しないため、透過率の変化率は単調減少となる。図2-10に水平方向の距離100 mの観測における透過率の変化率を熱赤外600–1700 cm^{-1} で計算した例(FWHMは5 cm^{-1})を示す。いずれの波長でも、単調減少していた。これは、水平方向の観測において、遠方の気温の情報を取得することが、観測機の近傍の気温に比べ難しいことを表す。人工衛星からの観測にない、本研究に特有の難しさである。一方で透過率の変化率の減少の程度は波長により異なっていることがわかる。最も1層目(0~20 m)の透過率の変化率が大きいのは1540 cm^{-1} であったが、2層目(20~40 m)は1580 cm^{-1} 、3・4・5層目(40~100 m)は1585 cm^{-1} であった。このように透過率の変化率が異なる波長を組み合わせることで、遠隔の情報を取得できるというのが本研究の着想である。

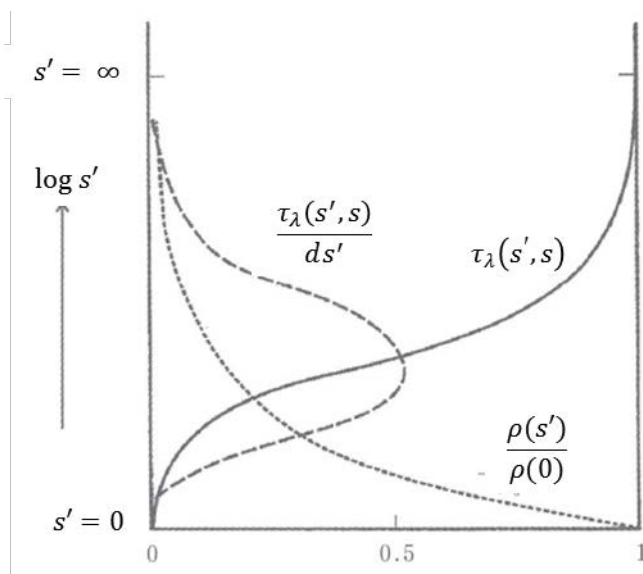


図2-9 人工衛星からの観測における透過率の変化率の模式図[48]。透過率の変化率に極大が現れている。極大点の位置の空気からの寄与が最も大きくなる。縦軸が高度。

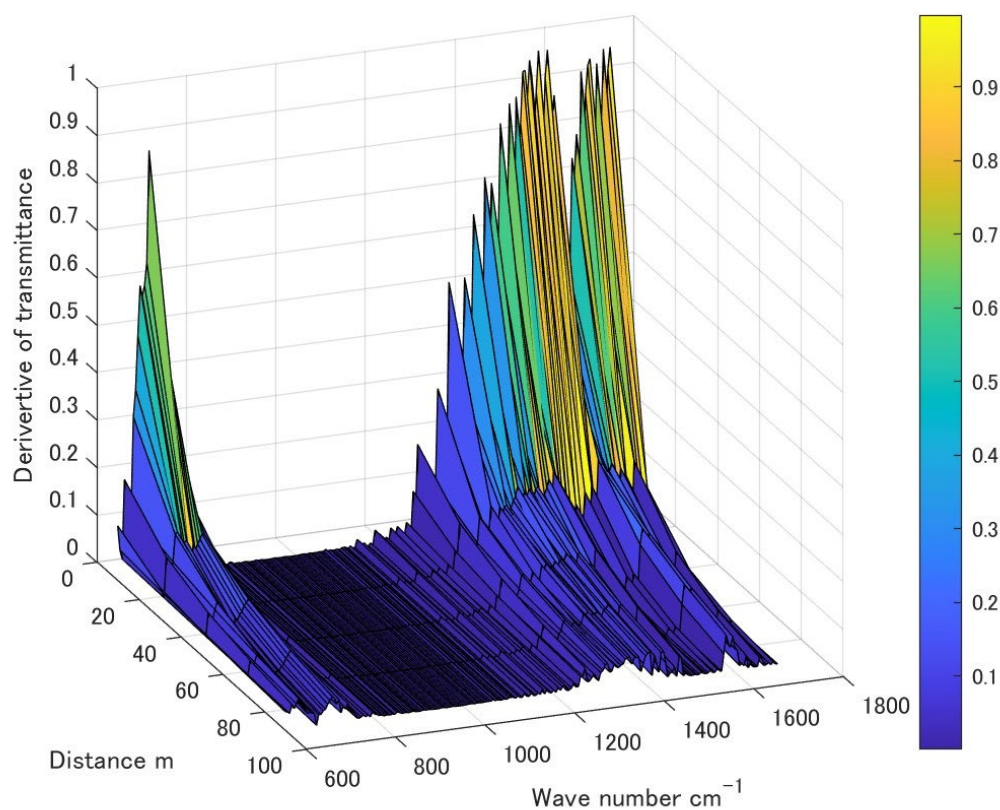


図 2-10 距離が 100 m の水平方向の観測における透過率の変化率。人工衛星からの観測の例と異なり、中間部に極大が現れていない。いずれの波長でも観測機からの距離が離れるにつれ単調減少していたが、その減少の程度は異なっている。

2.3 観測方程式の行列表現

2.3.1 行列を用いた観測方程式の表現

次章での式変形が容易なように、行列表記を用いて観測方程式を表現する [51]。まず、式 (2.7) の右辺 2 項目を n 層に離散化し、それぞれの層の中でプランク関数に変化しないとすると、

$$\int_0^s B_\lambda(T(s')) \frac{\tau_\lambda(s', s)}{ds'} ds' = \sum_{j=1}^n \bar{B}_j(\tau_j - \tau_{j-1}) \quad (2.9)$$

ただし $\tau_j = \tau_\lambda(s_j, s_n)$

とかける。したがって行列表記を用いることができる。いま観測輝度を \mathbf{y} 、気温分布を

\mathbf{x} , とするとそれぞれ成分は次のようになる.

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= [y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_m]^T \\ \mathbf{x} &= [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n]^T \end{aligned} \quad (2.10)$$

ここで, y_i は式 (2.7) の左辺, x_j は $T(s')$ を表す. 空気を n 層に離散化し, m 個の波長で観測したことになる. さらに観測誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ を明示的に表現すると, 式 (2.7) の観測方程式は次のように簡単に表現できる.

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.11)$$

次章以降の数値計算のため, 観測方程式を気温分布 \mathbf{x} について線形化する. ある気温分布 \mathbf{x}_0 で Taylor 展開し高次の項を無視すると,

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_0) + \mathbf{K}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.12)$$

とかける. ここで, \mathbf{K} を Jacobian matrix (以後, Jacobian) といい

$$\mathbf{K} := \left. \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0} \quad (2.13)$$

で定義される $m \times n$ 行列である. この行列記法を用いると次章のアルゴリズムの定式化が容易になる. Jacobian はこの観測を特徴づける重要な量である (図 2-11). Jacobian の i 行目の行方向成分を \mathbf{k}_i とすると, 気温分布 \mathbf{x} に, \mathbf{k}_i の重みがついて, 観測値 y_i になる.

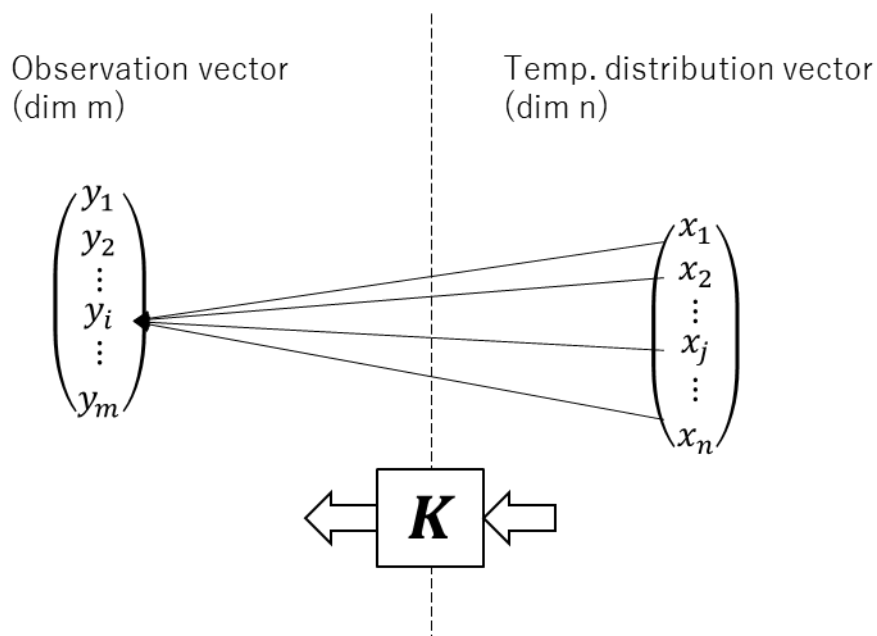


図 2-11 観測方程式の行列表現の意味するところ. 気温の分布 \mathbf{x} から観測 y_i が決まる様子を図示している. 線形代数の言葉を用いると, 状態空間 (State space) から観測空間 (Measurement space) への写像が Jacobian \mathbf{K} ($m \times n$ 行列) である⁸.

2.3.2 観測方程式の線形化 (Jacobian)

先ほど述べたように Jacobian \mathbf{K} は気温分布が観測値にどのように伝わるかを表し重要である. 本研究における Jacobian の取り扱いについて述べる. Jacobian は式 (2.13) のように観測方程式を温度で微分したものである. 透過率に温度依存性がなく, 散乱が無視できると仮定し, 波長 i , 層 j の Jacobian を次の式で求めた.

$$k_{ij} = \frac{\text{layer } j \text{ source radiance} \times \text{sensor to layer } j \text{ transmittance}}{\text{Planck function at layer } j \text{ averaged temp.}} \times \frac{\partial B_i(T_0)}{\partial T_0} \quad (2.13)$$

なおここで, プランク関数は, 数値計算の便宜上波数 ν で表示すると,

⁸ この図は境界面の影響および誤差を無視している (i.e. 観測方程式が $\mathbf{y} = \mathbf{K}\mathbf{x}$ で表現できる). 考慮するには定ベクトルを足せばよい.

$$B_\nu(T_0) = \frac{C_{1L}\nu^3}{\exp\left(\frac{C_{2\nu}}{T_0}\right) - 1} \quad (2.14)$$

とかけるので、これを気温 T_0 で微分すると以下のようなになる。

$$\frac{\partial B_\nu(T_0)}{\partial T_0} = \frac{C_{1L}C_{2\nu}^4 \exp\left(\frac{C_{2\nu}}{T_0}\right)}{\left\{T_0 \exp\left(\frac{C_{2\nu}}{T_0}\right) - 1\right\}^2} \quad (2.15)$$

ここで、 $C_{1L} = 1.191042953 \times 10^{-16} \text{ Wm}^2 \text{ sr}^{-1}$ は放射輝度の第一放射定数、 $C_2 = 1.43877736 \times 10^{-2} \text{ m K}$ は第二放射定数を表す。本研究では式 (2.15) をプログラム上で計算させている。

また、Planck function at layer averaged temp と layer source radiance \times sensor to segment transmittance は放射伝達計算をおこなうプログラムソフトである MODTRAN 5.4 (Spectral sciences 社)[52]の出力値を用いている。本研究で Jacobian を使う際には収束計算になるため、繰り返しごとに T_0 を更新して Jacobian を計算した。ただし初期値には第 3 章で述べる事前分布の平均値を用いた。また、透過率に温度依存性がないと仮定しているため Planck function at layer averaged temp と layer source radiance \times sensor to segment transmittance は繰り返しにおいて更新していない。なお透過率の温度依存性は小さく、無視しても問題ないとされている[40]。ただし、他の方法で Jacobian を求める方法も提案されており、さらなる議論が必要である[53]。

2.4 まとめ

本章では、空気中の放射伝達過程の概要を述べ、本研究の対象とする熱赤外域の放射伝達では水蒸気と二酸化炭素を考慮することが重要であることを示した。また放射伝達の支配方程式である放射伝達方程式を導出し、その方程式から、本研究に用いる分光放射計に入射するエネルギーである観測方程式を定式化した。また透過率の位置の変化率と各位置の気温のプランク関数の積が観測機に入射するエネルギーの空気からの寄与を表すことを示した。透過率の変化率を衛星リモートセンシング分野のもの

短いパスの水平観測の場合で比較し，異なることを明らかにした．水平観測の場合，観測機からの距離が離れるにつれ単調減少していた．これは水平観測においては観測機から離れるにつれ，気温を求めるのが難しくなることを示している．ただし，透過率の変化率の減少の程度は波長によって異なっており，これを組み合わせることで，遠隔の情報を取得できる可能性があるという本研究の着想を示した．次章の逆推定アルゴリズムの定式化のために，観測方程式の行列記法を導入した．観測方程式を温度で微分した Jacobian の本研究における取り扱いについて述べた．

第3章 気温分布の逆推定アルゴリズム

3.1 はじめに

2章で導入した観測方程式を用いて観測値から気温分布を逆推定するには最小二乗法を用いる方法が自然に思える。しかし、その方法では観測誤差が解に致命的な影響を及ぼしうまくいかなない。これを解の誤差に対する鋭敏性といい逆問題分野において広く知られた現象である[44]。本章ではまず、解の誤差に対する鋭敏性の原因について考察する。次に、この鋭敏性を回避した一正則化した一逆推定アルゴリズムについて述べる。さらにこのアルゴリズムに特有の評価方法について述べる。本章の用語と記法は主に Rodgers (2000)を参考にした[51]。

3.2 解の誤差に対する鋭敏性

気温を逆推定するという事は、観測輝度 \mathbf{y} から気温分布 \mathbf{x} を求めることである。序論で述べたように、一般的に逆問題には ill-posed と呼ばれる困難さを伴う。本研究の対象としている気温の逆推定では解が誤差に対して極めて鋭敏に反応してしまう。本節ではその原因について考察する。

いま、簡単のため式 (2.12) の観測方程式が

$$\mathbf{y} = \mathbf{K}\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3.1)$$

で記述できるとする⁹。一般的に分光放射計を用いた観測では空気の層の数より観測チャンネルの数の方が大きい (i.e. $m > n$)。よって最小二乗法を用いて

$$\mathbf{x} = (\mathbf{K}^T\mathbf{K})^{-1}\mathbf{K}^T\mathbf{y} \quad (3.2)$$

として[54]、気温分布を求めることが自然に思える (図 3-1)。式 (3.2) を用いて水平

⁹これは定ベクトルを足すことで本来の観測方程式である式 (2.12) に容易に拡張できる。物理的に解釈すると、地表面からの寄与を無視していることになる。

気温分布を求めた例を図 3-2 に示す。真の観測値に正規分布に従う 5 % の誤差を加えた誤差付きの観測値を用いて式 (3.2) により水平気温分布求めた。真値は 15 °C (288.15 K) 一様であるが、最小二乗解は 20 000 K を超えている部分もあり、物理的に全く意味がない解が求まった。最小二乗解が誤差に対して極めて鋭敏に反応してしまったことがわかる。これを解の誤差に対する鋭敏性といい、逆推定において広く知られた現象である[44]。

Jacobian K を特異値分解することでこの問題の原因を考察できる。Jacobian を特異値分解すれば、直行行列 U 、直行行列 V 、特異値の対角行列 Λ を用いて

$$K = U\Lambda V^T \quad (3.3)$$

と分解できる。ここで、

$$\begin{aligned} \Lambda &= \begin{pmatrix} \Lambda_p & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \\ \Lambda_p &= \text{diag}(\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_p) \\ U &= (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_m) \\ V &= (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n) \end{aligned} \quad (3.4)$$

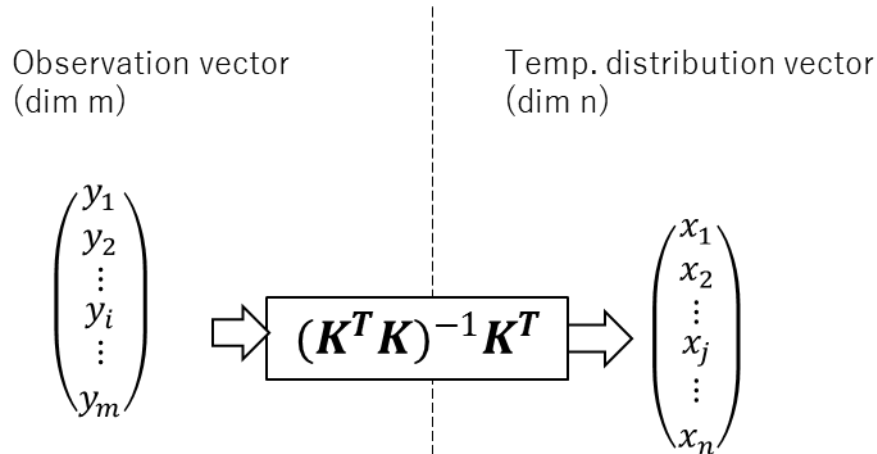


図 3-1 最小二乗法の概念図

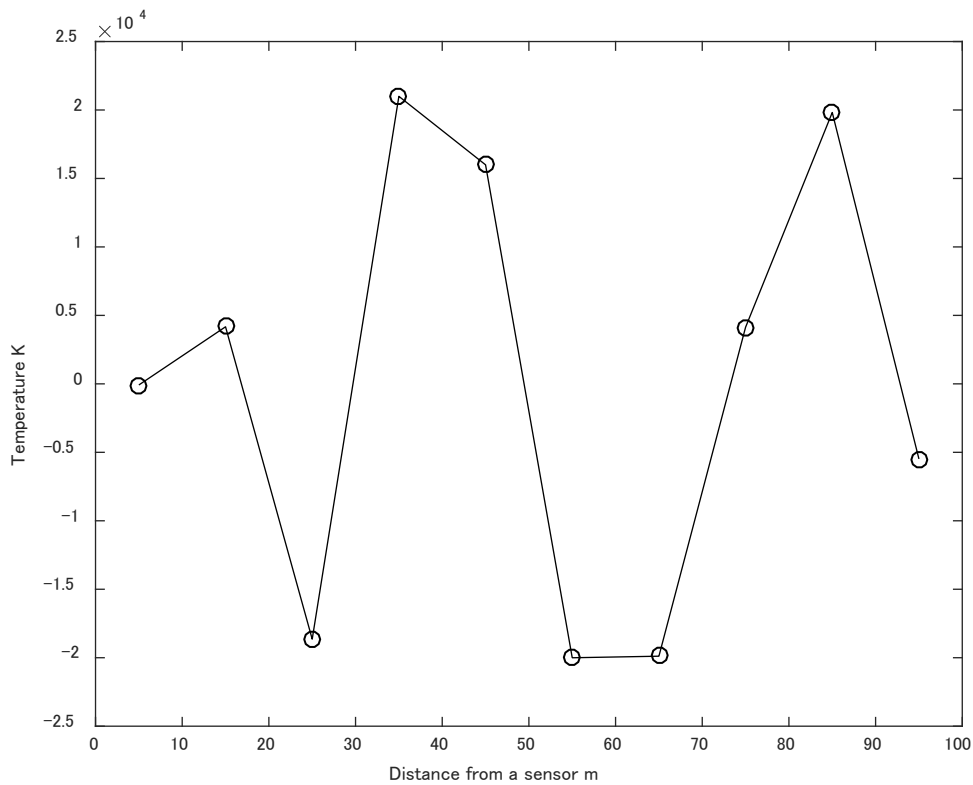


図 3-2 最小二乗法を用いて水平気温分布を求めた例. 74 チャンネルの観測値で 10 層の気温を求めた ($m=74, n=10$). 真の観測値に正規分布に従う 5% の乱数を与えた. 真値は 15 °C (288.15 K) 一様だが, 物理的に全く意味のない解が求まった.

である. Hansen (2010) の表記を用いると特異値分解は次のようになげ便利である [55].

$$\mathbf{K} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^p \kappa_i (\mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T) \quad (3.5)$$

すると, 観測方程式は

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^p \kappa_i (\mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T) \mathbf{x} \quad (3.6)$$

となる. よって最小二乗解は,

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^p \frac{(\mathbf{u}_i^T \mathbf{y})}{\kappa_i} \mathbf{v}_i \quad (3.7)$$

となる. これは最小二乗解が右特異ベクトル \mathbf{v}_i の線形結合で表現できたことを意味する. Jacobian の特異値 κ_i が係数の分母に入っていることより, 特異値が小さくなると

係数が大きくなる。最大特異値に比べ最小特異値が大変小さいときに、 \mathbf{y} に含まれる誤差が著しく増幅される。一般的に小さい特異値は空間周波数の高い右特異ベクトル \mathbf{v}_i と対応している (i.e.短い周期で凹凸を繰り返す)。したがって最小二乗解の全体が係数によって増幅された高周波の誤差に汚染され、極めて不安定になる[56]。これが、解の誤差に対する鋭敏性の原因である。図 3-3 に先ほどの図 3-2 の特異値を示す。特異値が急速に減少していた。最小二乗解の不安定性の指標である、最大特異値と最小特異値の比—条件数とよばれる—は 4.2×10^4 と大きく、最小二乗解が極めて不安定であることがわかる。次に特異値に対応する右特異ベクトル \mathbf{v}_i を図 3-4 に示す。小さい特異値に対応する右特異ベクトルは、比較的短い周期で凹凸を繰り返している。この凹凸の成分が増幅され、図 3-2 の最小二乗解に現れている。

鋭敏性の物理的な原因について考察する。これは多くのチャンネルで観測しても、ほとんど同じようなものを観測しているため実質的な情報がほとんど増えてないということの意味する。次節ではこの鋭敏性を安定化させる方法のひとつである Maximum a posteriori 法を導入する。

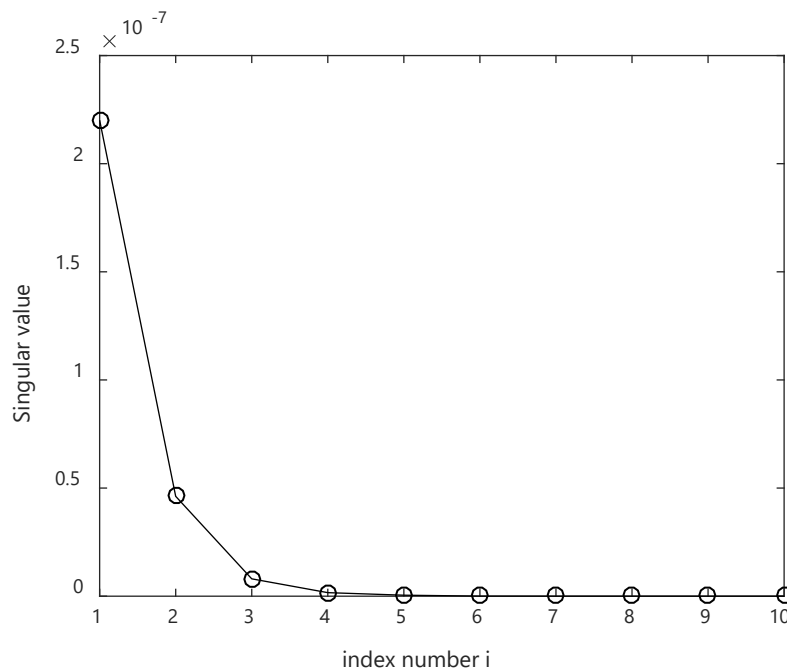


図 3-3 特異ベクトルの例 (図 3-2 と対応)。不安定性の目安となる、最大特異値 ($i=1$) と最小特異値 ($i=10$) の比 (条件数という) は 4.2×10^4 と大きかった。

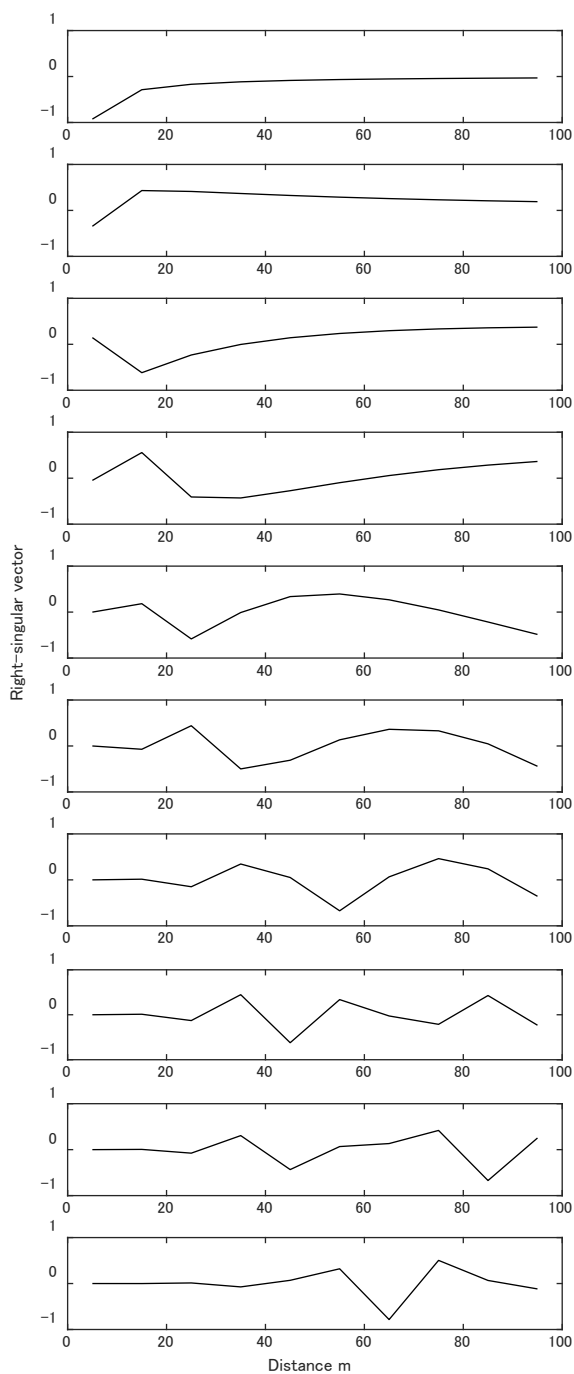


図 3-4 右特異ベクトル v_i の例. 上から $i=1, \dots, 10$. 下にいくにつれ短い周期で凹凸が増えている. この高周波の凹凸は小さい特異値と対応しており極めて増幅され最小二乗解に現れてしまう.

3.3 逆推定のアルゴリズム (Maximum a posteriori 法)

解の誤差に対する鋭敏性の問題を解決するために Maximum a posteriori (MAP) 法を用いる。MAP 法は最尤法を拡張した方法である (図 3-5)。MAP 法は地球物理学 [39] や機械学習 [57] の分野で、パラメータ推定の際に広く用いられている。MAP 法とは対象の気温分布について観測前に分かっている確率的な情報 (事前分布) を正則化のために用いる方法である。

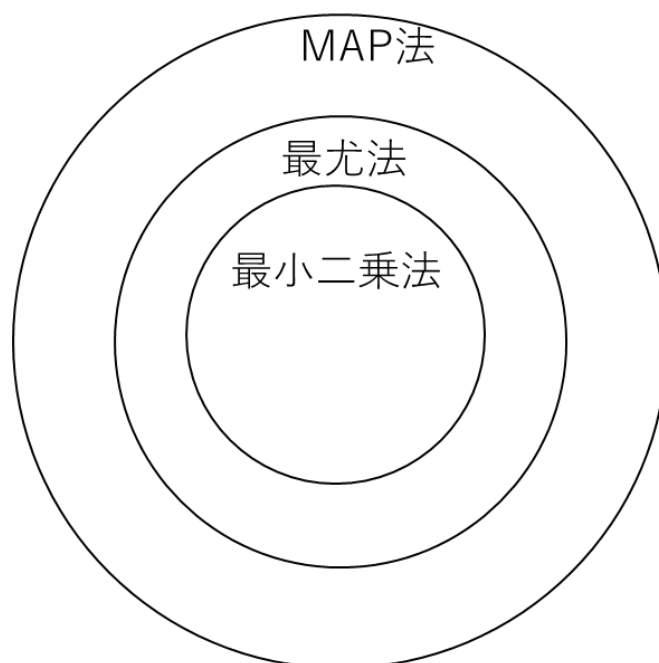


図 3-5 MAP 法と最尤法と最小二乗法の包含関係。

MAP 法を定式化する．式 (3-1) の観測方程式における観測誤差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ を，状態 \boldsymbol{x} が与えられたときの観測値 \boldsymbol{y} の誤差と解釈して確率密度関数 $P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x})$ を用いて表現する． $P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x})$ が正規分布に従うと仮定すると，

$$-2\ln P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}) = (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}))^T \boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1} (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})) + \text{const} \quad (3.8)$$

とかける．ここで， $\boldsymbol{S}_\varepsilon$ は観測誤差の共分散行列を表す．同様に，事前分布も正規分布に従うと仮定すると

$$-2\ln P(\boldsymbol{x}) = (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a)^T \boldsymbol{S}_a^{-1} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a) + \text{const} \quad (3.9)$$

とかける．ここで \boldsymbol{x}_a は \boldsymbol{x} の事前分布の平均である． \boldsymbol{S}_a は，

$$\boldsymbol{S}_a = \mathcal{E}\{(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a)(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a)^T\} \quad (3.10)$$

で定義される，事前分布の共分散行列である． $\mathcal{E}(\cdot)$ は期待値を表す．ここで，ベイズの定理

$$P(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{y}) = \frac{P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x})P(\boldsymbol{x})}{P(\boldsymbol{y})} \quad (3.11)$$

に，式 (3-8) と (3-9) を代入すると，

$$-2\ln P(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{y}) = (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}))^T \boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1} (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})) + (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a)^T \boldsymbol{S}_a^{-1} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a) + \text{const} \quad (3.12)$$

となる．式 (3-12) の右辺を最小にする \boldsymbol{x} が，事後分布 $P(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{y})$ を最大にする答えである．したがって式 (3-12) が本問題における評価関数である．いま，観測方程式の非線形性があまり強くないと仮定すると式 (3-12) を微分して0になる \boldsymbol{x} を見つけることで，事後分布を最大にする \boldsymbol{x} をみつけることができる．式 (3-12) を微分すると

$$\nabla_{\boldsymbol{x}}\{-\ln P(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{y})\} = (-\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}))^T \boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1} (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})) + \boldsymbol{S}_a^{-1} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a) \quad (3.13)$$

となる．ただし，

$$\nabla_{\boldsymbol{x}} \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}) \quad (3.14)$$

とおいた．

微分して0になる場所をみつけるためにガウス・ニュートン法を用いた[58]．ガウ

ス・ニュートン法は一般に次のように定式化される。

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - [\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{g}(\mathbf{x}_i)]^{-1} \mathbf{g}(\mathbf{x}_i) \quad (3.15)$$

ここで、 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ は評価関数の微分である。また、 $\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{g}(\mathbf{x})$ は評価関数の 2 階微分であり、式 (3-13) を用いると

$$\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}(\mathbf{x})^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{x}) - [\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{K}(\mathbf{x})^T] \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x})] \quad (3.16)$$

とかける。式 (3-16) の右辺第 3 項目の $\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{K}(\mathbf{x})^T$ は観測方程式の 2 階微分を表し、一般に複雑になるが、観測方程式の非線形性があまり強くないと仮定しているので $\nabla_{\mathbf{x}} \mathbf{K}(\mathbf{x})^T = 0$ としてよい。よって式 (3-16) を式 (3-15) に代入すると

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_a + & [\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)]^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x}_i)] \\ & + \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_a) \end{aligned} \quad (3.17)$$

となる。 $i \rightarrow \infty$ のとき $\mathbf{x}_i \rightarrow \hat{\mathbf{x}}$ に収束し、これを MAP 解という。初期値に事前分布を用いると合理的である (i.e. $\mathbf{x}_{i=0} = \mathbf{x}_a$)。また、MAP 解の共分散行列は次のようになり、対角成分をみることで解の精度の簡単な目安になる [51]。

$$\hat{\mathbf{S}} = (\hat{\mathbf{K}}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \hat{\mathbf{K}} + \mathbf{S}_a^{-1})^{-1} \quad (3.18)$$

ここで \mathbf{x}_i の i は行列の成分でなく収束計算を表す。本研究では式 (3-17) を用いて気温分布を求めた。

図 3-6 に MAP 法の流れ図を、図 3-7 に MAP 法の概念図を示す。

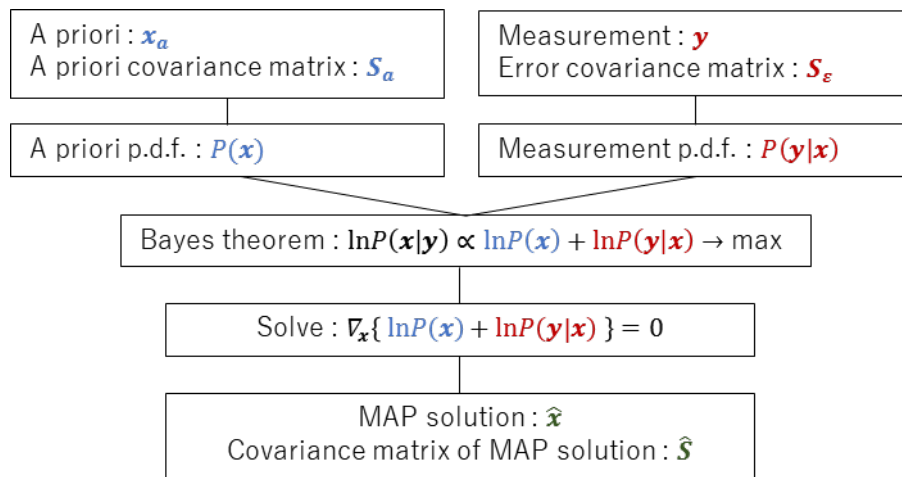


図 3-6 MAP 法の流れ図.

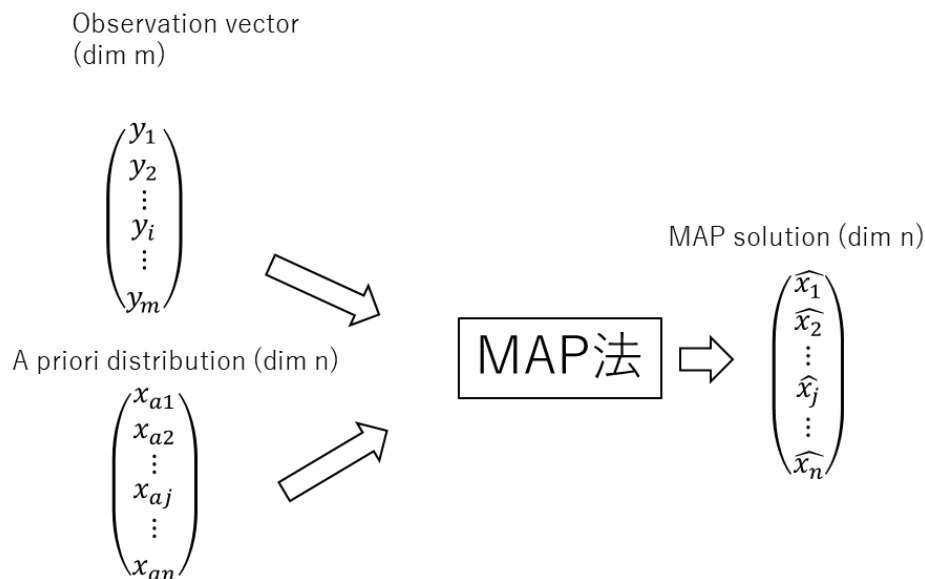


図 3-7 MAP 法の概念図. 観測と事前分布により MAP 解が決まる. したがって MAP 解は観測と事前分布両方の影響を受ける.

3.4 逆推定値 (MAP 解) の評価方法

3.4.1 Averaging kernel を用いた事前情報が MAP 解に与える影響の評価

MAP 解は観測値からだけでなく事前分布からも影響を受ける. したがって得られた MAP 解の観測値からの影響がどの程度で, 事前分布からの影響がどの程度か知る必要がある. そのために, Averaging kernel と Degree of freedom for signal (DOFS) を用

いる [51]. なお Averaging kernel は分野により呼び方が異なり, Resolution Operator [59] や Model resolution matrix [60] などとも呼ばれる.

■事前分布の平均と MAP 解の真値との RMSE を比較する際の注意点

MAP 解の評価法としてまず思いつくのが, 平均二乗根誤差 (RMSE) である. MAP 法では逆推定された MAP 解における RMSE は, 事前分布の設定次第で操作できてしまうという特性があるため, より一般化して解釈するため観測前後での誤差の減少で評価する. 事前分布の平均と真値との RMSE と MAP 解と真値との RMSE を比較すると, 事前分布からどの程度真値に近づいたか量的に把握することができる¹⁰. MAP 法はベイズ的アプローチをとっているため観測前の気温に関する確率分布と, 観測後の気温に関する確率分布を比較するというアプローチは自然なアプローチである. そのため本論文でもこの評価をおこなっている. しかし, 注意する必要があるのは, 事前分布の共分散行列の評価ができないことだ. 例えば, 事前分布が $15 \pm 20^\circ\text{C}$ であった場合と, $15 \pm 2^\circ\text{C}$ であった場合, 事前分布の確からしさに大きな違いがあることは自明だ. 前者の場合は観測前にほとんど何もわかってないことになり, 後者の場合かなり正確に分かっていることになる. しかし, 観測前の RMSE は事前分布の平均が 15°C である限り変わらない. したがって RMSE だけでは, 事前分布の不確かさをうまく表現できない. そのため, 後で述べる Averaging kernel と組み合わせて評価することが重要になってくる.

■Gain matrix

Averaging kernel を導入するためにまず, Gain matrix \mathbf{G} を導入する [51]. Jacobian \mathbf{K} は状態空間 (i.e. 気温の分布) から観測空間 (i.e. 観測輝度の分布) への写像を表すと解釈できるが, Gain matrix \mathbf{G} はその逆で, 観測空間から状態空間への写像を表すものである. 式 (3-17) の MAP 解において, Gain matrix \mathbf{G} は次のようになる.

¹⁰ 工学的な応用を考えた場合は, ある特定の物理的な状況 (例えば, 都市気象の観測) から入手できる事前情報が決定できるため, 事前情報の恣意性が小さくなり, MAP 解の真値との差のみを議論しても問題がないと考えられる.

$$\mathbf{G}_i = [\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}_i^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K}_i]^{-1} \mathbf{K}_i^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \quad (3-19)$$

また Gain matrix \mathbf{G} は MAP 解 $\hat{\mathbf{x}}$ の観測値 \mathbf{y} に対するセンシティブリティを表すと解釈できる。 (i.e. $\mathbf{G} = \frac{\partial \hat{\mathbf{x}}}{\partial \mathbf{y}}$). ただし表記を簡略化するため、 $\mathbf{K}_i = \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)$ とした。

■ Averaging kernel

Averaging kernel \mathbf{A} は MAP 解 $\hat{\mathbf{x}}$ の真の気温分布 \mathbf{x} に対するセンシティブリティを表す (i.e. $\mathbf{A} = \frac{\partial \hat{\mathbf{x}}}{\partial \mathbf{x}}$). Gain matrix を用いると Averaging kernel は次のようになる [51].

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{G}_i \mathbf{K}_i \quad (3-20)$$

これは状態空間から観測空間への写したものをさらに観測空間から状態空間へ写したということである。つまり、事前分布を用いない観測では当然単位行列になる。Averaging kernel \mathbf{A} を用いると、MAP 解 $\hat{\mathbf{x}}$ と真値 \mathbf{x} の関係は次のように表現できる。

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x} + (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{A}})(\mathbf{x}_a - \mathbf{x}) + \hat{\mathbf{G}}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (3-21)$$

$$= \hat{\mathbf{A}}\mathbf{x} + (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{A}})\mathbf{x}_a + \hat{\mathbf{G}}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (3-22)$$

ここで、 \mathbf{I} は単位行列である。 $\hat{\mathbf{G}}\boldsymbol{\varepsilon}$ は観測誤差が MAP 解に与える影響を表す。式(3-22)をみると、真の気温分布と事前分布が $\hat{\mathbf{A}}$ で重みを付けられていることが分かる。理想的な観測では $\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{I}$ となり右辺第2項が0となる。つまり、理想的な観測では真の気温分布の情報が全く減らずに MAP 解に伝わる。しかし、一般の観測では $\mathbf{I} - \hat{\mathbf{A}}$ で重みをつけた事前分布の情報が MAP 解に伝わる。よって Averaging kernel が単位行列に近いほど、理想的な観測に近づく。また式 (3-22) の右辺1項より明らかであるが、真の気温分布は Averaging kernel の行方向成分で重みがつけられて MAP 解に伝わる。よって Averaging kernel が単位行列から離れるにつれ、重みが平坦になり、解像度が悪化する (図3-8)。

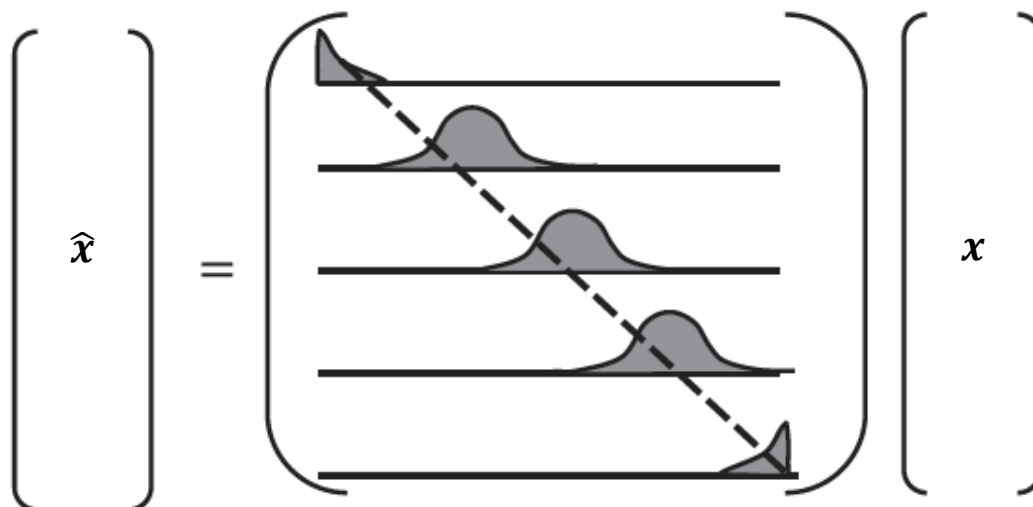


図 3-8 Averaging kernel の概念図[60]. 真の分布 x が Averaging kernel の行方向成分により平滑化されて MAP 解 \hat{x} になる.

■ Degree of freedom for signal

MAP 解と事前分布の関係を表す便利な指標に Degrees of freedom for signal (DOFS) がある. DOFS とは, 観測をおこなう前の未知数 n 個のうち, 何個が観測によって減少したかを表す. 理想的な観測では $\text{DOFS} = n$ となる. DOFS は次のように Averaging kernel \mathbf{A} のトレースで表すことができる[51].

$$\text{DOFS} = \text{tr}(\mathbf{A}) \quad (3-23)$$

3.4.2 MAP 解の共分散行列による誤差要因の分解

また, MAP 解の共分散行列を, Averaging kernel による平滑化の寄与と観測機に混入する誤差による寄与とに分解できる. MAP 解の共分散行列はその定義と式 (3-21) より次のように表現できる.

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{S}} &= \mathcal{E}\{(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T\} \\
&= \mathcal{E}\left\{(I - \hat{\mathbf{A}})(\mathbf{x}_a - \mathbf{x})(\mathbf{x}_a - \mathbf{x})^T(I - \hat{\mathbf{A}})^T\right\} + \mathcal{E}\{\hat{\mathbf{G}}\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T\hat{\mathbf{G}}^T\} \\
&= (I - \hat{\mathbf{A}})\mathbf{S}_a(I - \hat{\mathbf{A}})^T + \hat{\mathbf{G}}\mathbf{S}_\varepsilon\hat{\mathbf{G}}^T
\end{aligned} \tag{3-24}$$

これは MAP 解の共分散行列 $\hat{\mathbf{S}}$ が Averaging kernel による平滑化の寄与 $(I - \hat{\mathbf{A}})\mathbf{S}_a(I - \hat{\mathbf{A}})^T$ と観測誤差に寄与である $\hat{\mathbf{G}}\mathbf{S}_\varepsilon\hat{\mathbf{G}}^T$ に分解できたことを意味する。前者を Smoothing error, 後者を Retrieval noise と呼ぶ。ただし真の物理現象と観測方程式の差や真のモデルパラメーター (i.e. 真の二酸化炭素濃度分布や真の水蒸気濃度分布など) とその最良推定値の差などは考慮していない。

本節では逆推定値を評価するために Averaging kernel と DOFS を定義した。この指標を用いることで、事前分布が MAP 解に及ぼす影響について量的に評価することができる。

3.5 MAP 法の実装

本研究における MAP 法の求解の実装方法に関して述べる (表 3-1)。まず、事前分布・観測輝度およびその分散共分散行列を与条件に応じて設定する。次に放射伝達シミュレーション MODTRAN で、条件に応じた透過率の微分に相当する行列を計算する。次に、それらのベクトル・行列から Jacobian を計算し、式(3-17)を用いてガウス・ニュートン法の収束計算により、MAP 解を求めた。さらに 4 章では数値計算により感度解析を行うため、観測輝度 \mathbf{y} にランダム誤差を加えている。5 章・6 章では分光放射計による実験を行ったため、観測輝度 \mathbf{y} に実測値を与えている。数値計算は MATLAB を用いて実施した (図 3-9・図 3-10)。

表 3-1 MAP 解のアルゴリズム

```

# 変数の準備
 $\mathbf{x}_a \leftarrow$  事前分布 (気温ベクトル)
 $\mathbf{S}_a \leftarrow$  事前分布の分散共分散行列 (対角行列)
 $\mathbf{y} \leftarrow$  観測輝度 (輝度ベクトル・空気からの寄与のみ. シミュレーションの場合は
MODTRAN 出力値・実験の場合は観測値)
 $\mathbf{S}_\varepsilon \leftarrow$  観測の分散共分散行列 (対角行列)
 $\mathbf{W} \leftarrow$  MODTRAN で計算した透過率の微分に相当する行列

# MAP 解の計算
While 2-norm( $\mathbf{x}_{i+1} - \mathbf{x}_i$ ) < 0.00001
  for i,j do #Jacobian の計算
     $K_{ij} \leftarrow W_{ij} \times$  式 (2.15) のプランク関数の微分 (温度は都度更新)
  End for
 $\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_a + [\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)]^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{x}_i) + \mathbf{K}(\mathbf{x}_i)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_a)]$ 
End while
# ここで  $\mathbf{F}(\mathbf{x}_i)$  は,  $\mathbf{W} \times$  プランク関数を行方向に和をとった輝度ベクトル.
# While ループをぬけた  $\mathbf{x}$  が MAP 解  $\hat{\mathbf{x}}$ 

# MAP 解の評価指標
 $\mathbf{A} \leftarrow [\mathbf{S}_a^{-1} + \hat{\mathbf{K}}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \hat{\mathbf{K}}]^{-1} \hat{\mathbf{K}}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \hat{\mathbf{K}}$ 
 $\hat{\mathbf{S}} \leftarrow (\hat{\mathbf{K}}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \hat{\mathbf{K}} + \mathbf{S}_a^{-1})^{-1}$ 
DOFS  $\leftarrow$  tr( $\mathbf{A}$ )

```

```

ReadData; %ラベルの読み込み
sde = 0.01 ; % 観測のS.D. (e.g. 3% → 0.03)
mxtrue = 15 ; % true value MAP計算には使わない
msa = 5 ; % a priori温度 °C
msa = 5 ; % 事前情報のS.D. °C
yfile = 'ryuta_Y.txt';
w_file = 'ryuta_W.wf';
roop = 1 ; % ループ回数
fy = fopen(yfile, 'rt') ; %観測のファイル読み込み
Y_data = fscanf(fy, '%g%g', [3,inf])' ;
ysurf = zeros(ny,1) ;%高速化
yttotal_true = zeros(ny,1) ;%高速化
for i = 1:ny
    index = find (Y_data == ylab(i));
    ysurf(i) = Y_data(index,2);
    yttotal_true(i) = Y_data(index,3);
end
ytrue = yttotal_true - ysurf; % y_airの真値
ylab_m = ylab*10^-2; % m^-1

xtrue = zeros(nx,1);
xa = zeros(nx,1);
sa = zeros(nx,1);
for i = 1:nx
    xtrue(i) = mxtrue + 273.15 ; % true value
    xa(i) = mxa + 273.15 ; % 事前温度分布 列ベクトル
    sa(i) = msa^2 ; % 事前分布の分散の対角要素 (SD^2)
end
Sa = diag(sa); % 事前分布の分散行列 対角のみ行列

%荷重関数のファイル読み込み
fwf = fopen(w_file, 'rt'); %アスキー形式!!!!
W = fscanf(fwf, '%g%g', [nx,ny])'; % weighting function

C1 = 1.191042953*10^(-16); % 1st radiation constant
C2 = 1.43877736*10^(-2); % 2nd radiation constant
diff_planck=@(v,x) (C1*C2*v^4*exp((C2*v)/x))/(100*x^2*(exp((C2*v)/x) - 1)^2);
%プランク関数の温度で偏微分した形を関数登録

```

図 3-9 MAP 解の MATLAB 言語を用いた実装例 (1/2)

```

RMSE_x      = zeros(roop,1);
x_estimate  = zeros(nx,roop);

for ii = 1: roop

    Randm = zeros(ny,1);
    for i = 1:ny
        a = ytotal_true(i)*sde;
        Randm(i) = a.*randn(1,1); % 平均:0 , SD:y_total*sdeの正規分布の乱数
    end
    ytotal = ytotal_true ;      % 観測値に乱数入れる!!

    se = zeros(ny,1);
    for i = 1:ny
        se(i) = (ytotal(i)*sde)^2;
    end
    Se = diag(se);              % 観測の分散行列
    y = ytotal - ysurf;         % 誤差が入った観測値
    xiold = xa;                 % ニュートン法の初期値

    K = zeros(ny,nx);
    while true %無限ループ
        for i = 1:ny
            for j = 1:nx
                K(i,j) = W(i,j) * diff_planck(ylab_m(i),xiold(j));
                %ヤコビアン計算ループごとに更新
            end
        end
        xinew = xa + ((( (K'/Se)*K + inv(Sa) )\K')/Se)
                *(y - Forward(nx,ny,W,xiold,ylab_m) + K*(xiold-xa) ); % MAP推定値

        if normest(xinew - xiold) < 0.00001 % 収束条件 2-normが右辺以下
            break % 無限ループから出よ
        end
        xiold = xinew;
    end
    for a =1:nx
        x_estimate(a,ii) = xiold(a);
    end
    RMSE_x(ii) = sqrt(mean((xtrue - xiold).^2));
end

```

図 3-10 MAP 解の MATLAB 言語を用いた実装例 (2/2)

3.6 まとめ

本章では、本研究において最小二乗法が使用できないことを指摘した。この原因を数学的に解釈すると、最小二乗解を Jacobian の右特異ベクトルの線形結合で表現した際に係数の分母に現れる特異値が小さくなりすぎるからであることを示し、また物理的に解釈すると、多くのチャンネルで観測しても、観測できるものが似ており、誤差がある環境では、実質的に情報が増えないからであることを示した。次に本研究で用いるアルゴリズムである MAP 法について述べた。MAP 法は観測前に気温について分かっている確率的な情報を用いて解を正則化させる方法であり、ベイズの定理で計算できる事後確率分布が最大となるものを解とする。本研究ではガウス・ニュートン法の収束計算により MAP 解を求めることを述べた。また MAP 解の解釈に RMSE だけでは不十分なことを指摘し、事前分布からの影響を量的に把握する指標である Averaging kernel と DOFS を導入した。また MAP 解の共分散行列を事前分布によって平滑化されることによる寄与と観測誤差による寄与とに分離できることを示した。最後に、具体的な MAP 法の実装方法について述べた。

第4章 放射伝達シミュレーションによる逆推定の感度解析

4.1 はじめに

本章では第3章で導入した逆推定アルゴリズムであるMAP法を用いて、建築分野で関心がある比較的短いパス（10 m–1000 m）を対象とした放射伝達シミュレーションにより、本手法の実現可能性を検討する。放射伝達シミュレーションを用いた検討にあたっては、逆推定に影響を及ぼすと考えられる各種の与条件を変化させ、それらが逆推定値にどのように影響するか確認する（表4-1）。

表 4-1 4章のリサーチクエスチョン

放射伝達シミュレーションによって、熱赤外分光放射計を用いた建築スケールの気温分布逆推定の実現可能性やその特性を明らかにする。
--

4.2 方法

4.2.1 放射伝達シミュレーションの方法

シミュレーションのフロー図を図4-1に示す。まず真の気温分布などの与条件を設定し放射伝達計算をおこない、真の観測値および Jacobian を作成した。つぎに作成した真の観測値に正規分布に従うランダム誤差を与え、所与の事前分布と誤差入り観測値から気温分布の推定値（MAP 解）を算出することを 10,000 回繰り返しておこなった。また 10,000 回分の平均 2 乗根誤差（RMSE）と Averaging kernel, Degree of freedom for signal (DOFS) を用いて評価した。なお Averaging kernel と DOFS はランダム誤差によらないため、10,000 回で共通である。シミュレーションの前提条件として以下を仮定した。

- 散乱は無視できる。

- 水蒸気や二酸化炭素の濃度が既知である（バイアスに関しては感度解析で検討）.
- 境界面が黒体で、表面温度が既知である.
- 観測誤差はランダム誤差のみでバイアスは存在しない（バイアスに関しては感度解析で検討する）.
- Jacobian の作成に用いる透過率の変化率は真の温度分布で作成する．ただし、ガウス・ニュートン法の初期値のプランク関数の温度に関する微分は事前分布で計算する（透過率の温度依存性を無視しているからである）.

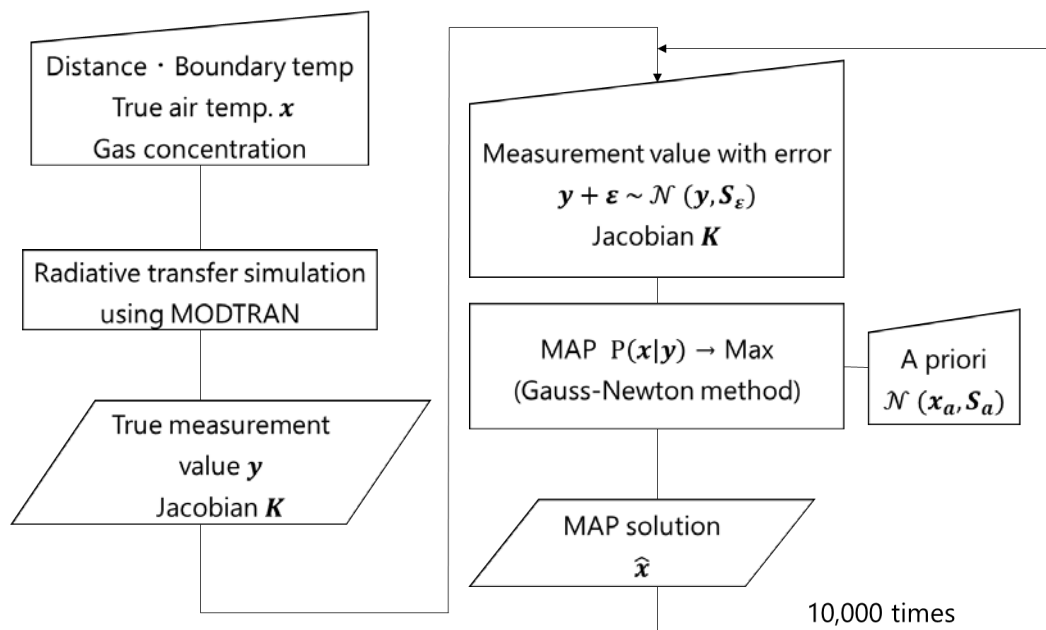


図 4-1 シミュレーションの検討フロー.

4.2.2 感度解析のケーススタディの条件

本章では、感度を確認するためケーススタディを行う。基準となる標準ケース (Case1) の条件を以下のように設定した。まず距離を 100 m, 中間期を想定し気温を 15 °C 一様, 湿度を 50 %rh 一様とした (図 4-2)。実際の測定環境において境界面温度は気温と同程度になることが想定されるが, 今回は気温の逆推定値との識別が容易なように 10 °C と設定した。シミュレーションに用いた波数は 600–1700 cm^{-1} で, この波数には, 二酸化炭素と水蒸気の吸収帯が含まれている。センサーの解像度を表す FWHM は 5 cm^{-1} に設定した。衛星リモートセンシング分野では一般にさらに解像度がよいセンサーが用いられている。例えば, JAXA・環境省・国立環境研究所の合同プロジェクトである GOSAT の熱赤外域のセンサーの FWHM は 0.27 cm^{-1} である [61]。しかし, 建築分野で利用可能な分光放射計の FWHM はより粗いのが現状である。放射伝達計算には MODTRAN5.4 (Spectral Sciences 社) を用いた。

標準ケースの MAP 法の入力条件を表 4-2 に示す。気温の事前分布は全ての層で 17 ± 5 °C の正規分布に従うとした。観測誤差は誤差入り観測値を作成したときと同様に, 5% の正規分布に従うランダム誤差が混入しているとした。MAP 法のアルゴリズムは MATLAB (Math Works 社) を用いて作成した。

表 4-2 標準ケース (Case1) の放射伝達計算の与条件

距離	100 m
真の気温分布	15 °C 一様
相対湿度	50 %rh 一様
二酸化炭素濃度	400 ppmv 一様
境界面温度	10 °C
FWHM	5 cm^{-1}
用いたチャンネル	600-1700 cm^{-1} (16.7-5.9 μm)
チャンネル数	221 チャンネル

表 4-3 標準ケース (Case1) の MAP 法に用いた条件

層分割	均等 5 層
事前分布	全ての層で $17 \pm 5 \text{ }^\circ\text{C}$ の正規分布 各層の相関はなし
観測誤差	5 % の正規分布に従う誤差 チャンネル間の相関はなし
収束条件	L^2 norm が 0.00001 以下

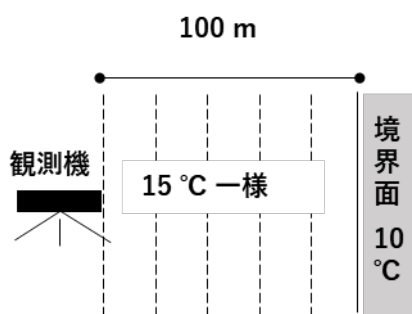


図 4-2 標準ケースの解析に用いた条件の模式図.

各ケーススタディに移る前にアルゴリズムの確からしさを確認するため、予備検討を実施した。まず Case0a として観測に誤差を加えずに事前分布 = 真値として設定するケースと、Case0b として観測に誤差を加えて事前分布 = 真値として設定するケースを設定した。それぞれの MAP 解の結果を図 4-3・図 4-4 に示す。まず Case0a では、RMSE が 0.01 と正確に気温分布を再現できており、アルゴリズムが確からしいことということが確認できた。また Case0b では、RMSE が 0.60 となった。これは乱数で与えた観測誤差が RMSE に与える影響を表しており、事前分布にバイアスがない場合でも生じる観測誤差による MAP 解の誤差である。

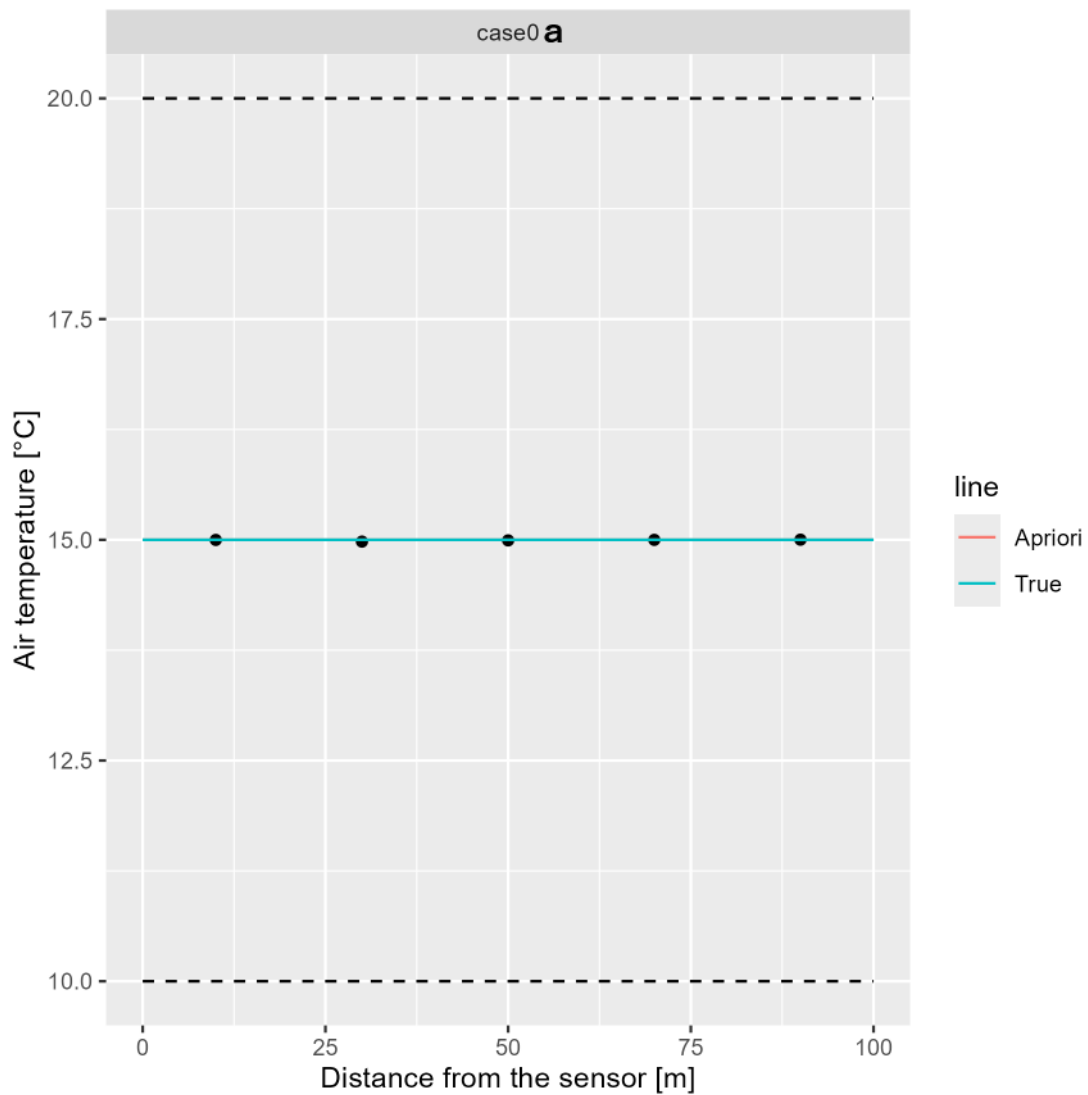


図 4-3 誤差を加えずに事前分布 = 真値として設定した予備検討における MAP 解推定値 (RMSE = 0.01 °C) 事前分布と真値はグラフ上で重なっている。

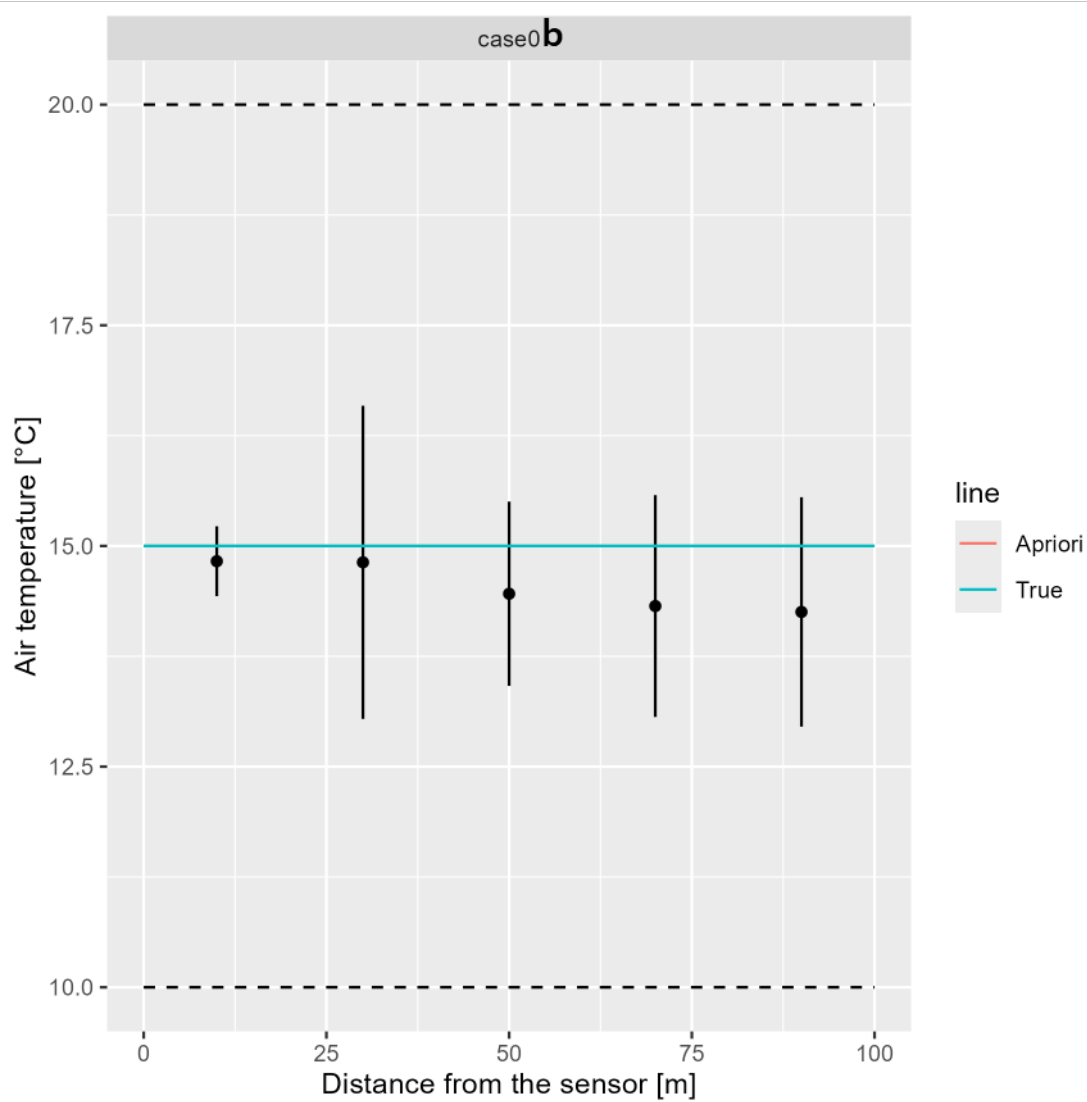


図 4-4 誤差を加え事前分布 = 真値として設定した予備検討における MAP 解推定値 (RMSE = 0.60 °C) 事前分布と真値はグラフ上で重なっている。

各ケーススタディの条件を表 4-4 に示す。観測のランダム誤差、距離、事前分布の平均、事前分布の不確かさを示す標準偏差、層分割数、センサーの解像度を表す FWHM、水蒸気バイアス、CO₂バイアス、観測バイアスに関してそれぞれ検討した。

表 4-4 ケーススタディの条件

Case	検討要素	距離 m	FWHM M cm-1	事前 分布 平均 °C	事前 分布 標準 偏差 °C	観測 ラン ダム 誤差 %	層分 割数	水蒸 気バ イア ス %	CO ₂ バ イア ス %	観測 バ イア ス %		
1	標準ケース	100		17	5	5	5	0	0	0		
2	観測誤差					10						
3	距離	10	5	20	5	5	0	0	0			
4	距離	1000										
5	事前分布平均	100	5	17	5	5	3	0	0	0		
6	事前分布平均										13	
7	事前分布分散										2	
8	事前分布分散										8	
9	層分割数										5	
10	層分割数										10	
11	FWHM										15	
12	FWHM										1	
13	H ₂ O バイアス										5	5
14	H ₂ O バイアス										5	5
15	CO ₂ バイアス	5	5	5								
16	CO ₂ バイアス	5	5	-5								
17	観測バイアス	5	5	0	5							
18	観測バイアス	5	5	0	-5							
19	真値温度分布	5	5	分布	0							
20	真値温度分布	5	5	分布	0							

4.3 結果

4.3.1 気温の逆推定 (MAP 解)

気温の逆推定結果を図 4-5 に、各ケースの RMSE の 10,000 回の平均を表 4-5 に示す。まず標準ケース (Case1) に関して、RMSE は観測前の 2.00 °C から、1.13°C まで減少した。これはこの観測によって気温分布に関する確率的不確かさが減少していることを表している。また 1 層目は 10,000 回の MAP 解のばらつきは他の層と比較して最も小さい。一方で 2 層目のばらつきは他の層と比較して最も大きい。このばらつきの傾向は、ケーススタディを通して一貫してみられた。

観測のランダム誤差を 5% から 10% に増やした Case2 では、標準ケースと比較して、RMSE がやや悪化していた。また 2 層目の MAP 解がやや低めに推定されるバイアスが強く表れていた。

距離 10 m にした Case3、距離を 1000 m にした Case4 では標準ケースと比較して RMSE がやや悪化していた。特に距離が 10m の Case3 ではセンサーから距離が離れる 4 層目、5 層目で事前分布に近づいていく傾向が強くていた。

事前分布の平均を標準ケースの 17 °C から、20 °C (Case5) に変更したケースでは RMSE は観測前の 5.00 °C から、1.39°C まで減少した。標準ケースと比較して RMSE は 2.00 °C から 5.00 °C へ増加したにも関わらず、観測後の RMSE はそれほど大きく増加しなかった。また事前分布の平均を 13°C (Case6) に変更したケースでは RMSE は標準ケースと同様にも関わらず、観測後の RMSE は 1.13 °C から 1.50 °C へとやや悪化した。

事前分布の分散を標準ケースの 5 °C から 2 °C (Case7) に変更したケースでは、RMSE は 0.86 °C に減少したのに対して、8 °C (Case8) に変更したケースでは、RMSE は 1.83 °C に悪化した。

層分割数を標準ケースの 5 層から 3 層 (Case9) に変更したケースでは RMSE は 1.23 °C へ悪化したのに対して 10 層 (Case10) に変更したケースでは 0.95 °C に減少した。

センサーの波長分解能である、FWHM を標準ケースの 5 cm⁻¹ から 15cm⁻¹ (Case11) へ粗くしたケースでは RMSE は 1.17 °C、1 cm⁻¹ (Case12) へ細かくしたケースでは 1.26 °C といずれも悪化した。

水蒸気バイアス、CO₂ バイアスや観測のバイアスが入っているケースでは、CO₂ の

低めのバイアスを除きいずれも RMSE が悪化した。ただし CO_2 のバイアスはそれほど大きな影響がなかったのに対して、観測バイアスは大きな影響 (RMSE の悪化) があつた。

真の気温分布にパスの途中で温度差があるケース (ただし、事前にどの場所に温度差があるかわかっている状況) では、パスの途中に高温の場所があるケース、低温の場所があるケースのいずれも MAP 解はパスの温度差の外形をとらえることができおり、RMSE も改善していた。

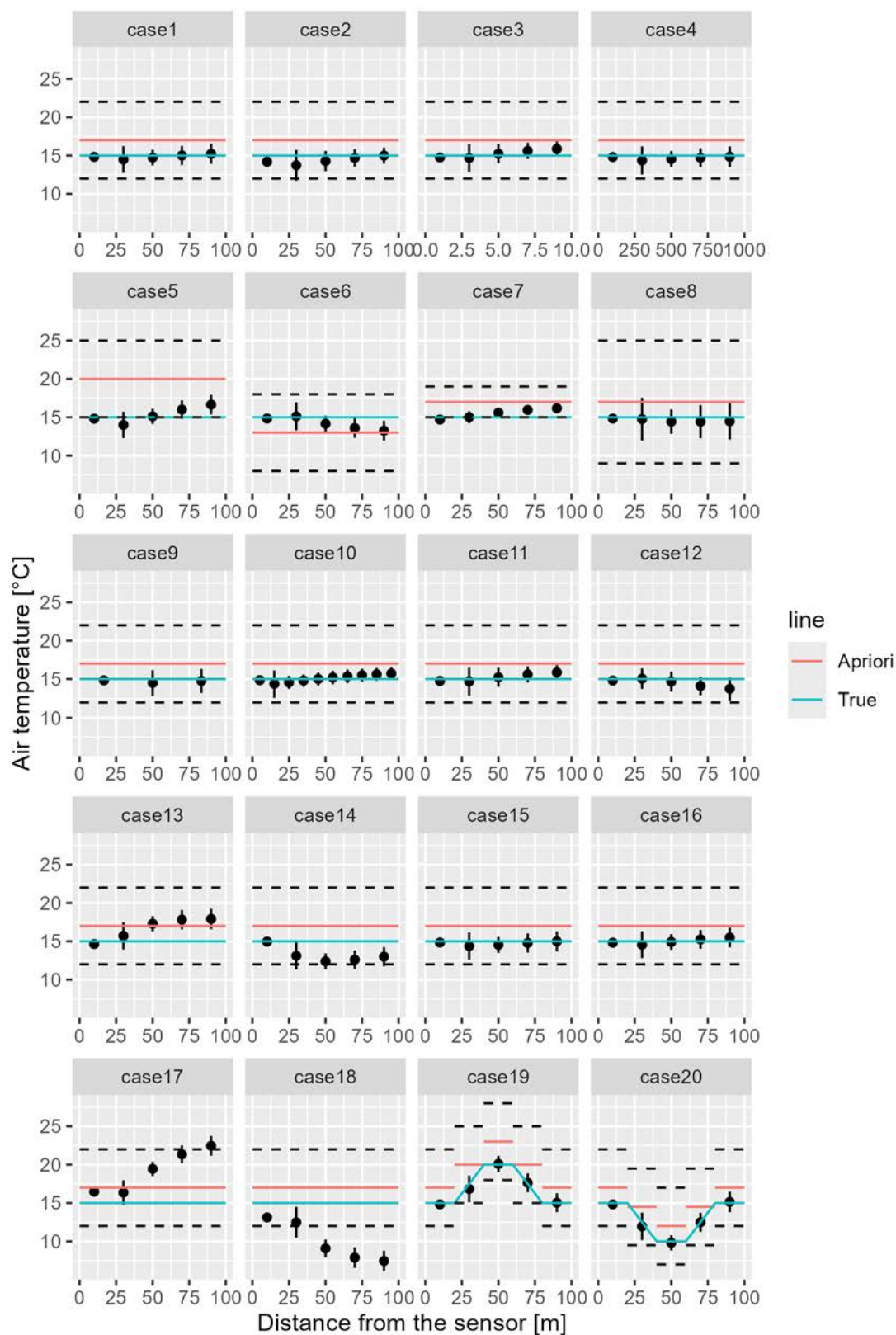


図 4-5 気温分布の逆推定結果であるMAP解（点線は事前分布の標準偏差を表す。MAP解の誤差範囲は10,000回のMAP解の標準偏差を表す）。

表 4-5 各ケースの RMSE の 10,000 回の平均

Case	観測前 RMSE °C	観測後 RMSE °C	RMSE が改善したケース
Case1	2.00	1.13	○
Case2		1.38	○
Case3		1.17	○
Case4		1.18	○
Case5	5.00	1.39	○
Case6	2.00	1.50	○
Case7		0.86	○
Case8		1.83	○
Case9		1.23	○
Case10		0.95	○
Case11		1.17	○
Case12		1.26	○
Case13		2.32	×
Case14		2.23	×
Case15		1.16	○
Case16		1.13	○
Case17		4.97	×
Case18		5.64	×
Case19		1.12	○
Case20		1.14	○

4.3.2 Averaging kernel

各ケースの Averaging kernel を図 4-6 に示す。Averaging kernel のトレースである DOFS は標準ケースで 2.11 となり、5 層の内の 2.11 層の気温が観測により明らかになったと解釈できる。特に 1 層目 (10 m) の Averaging kernel は 1 を超えており十分に観測値の寄与が大きかった。一方で 5 層目 (観測機から 90 m の付近) では 0.2 を下回っており、事前分布の寄与の方が支配的であった。1 層目・2 層目の Averaging kernel はそれぞれ 1 層目・2 層目にピークが表れていたのに対して、3 層目は 2 層目に、4 層目は 3 層目に、5 層目は 4 層目にピークが表れていた。これは、1 層目・2 層目はそれぞれ正しい場所からの寄与が最も大きかったのに対して、3 層目以降はひとつセンサーに近い場所からの寄与が最も大きかったことを示す。さらに、1 層目に対して 2 層目のピークが小さくなっていたことから、センサーから離れるにつれ観測からの寄与が小さくなっていることを表す。

各ケースで最も DOFS が良かったのが、Case12 のセンサーの分解能が高い条件であった。一方で最も悪かったのが、Case7 の事前分布の不確かさが低い条件であった。これは、正則化が強く表れたことによると考えられる。

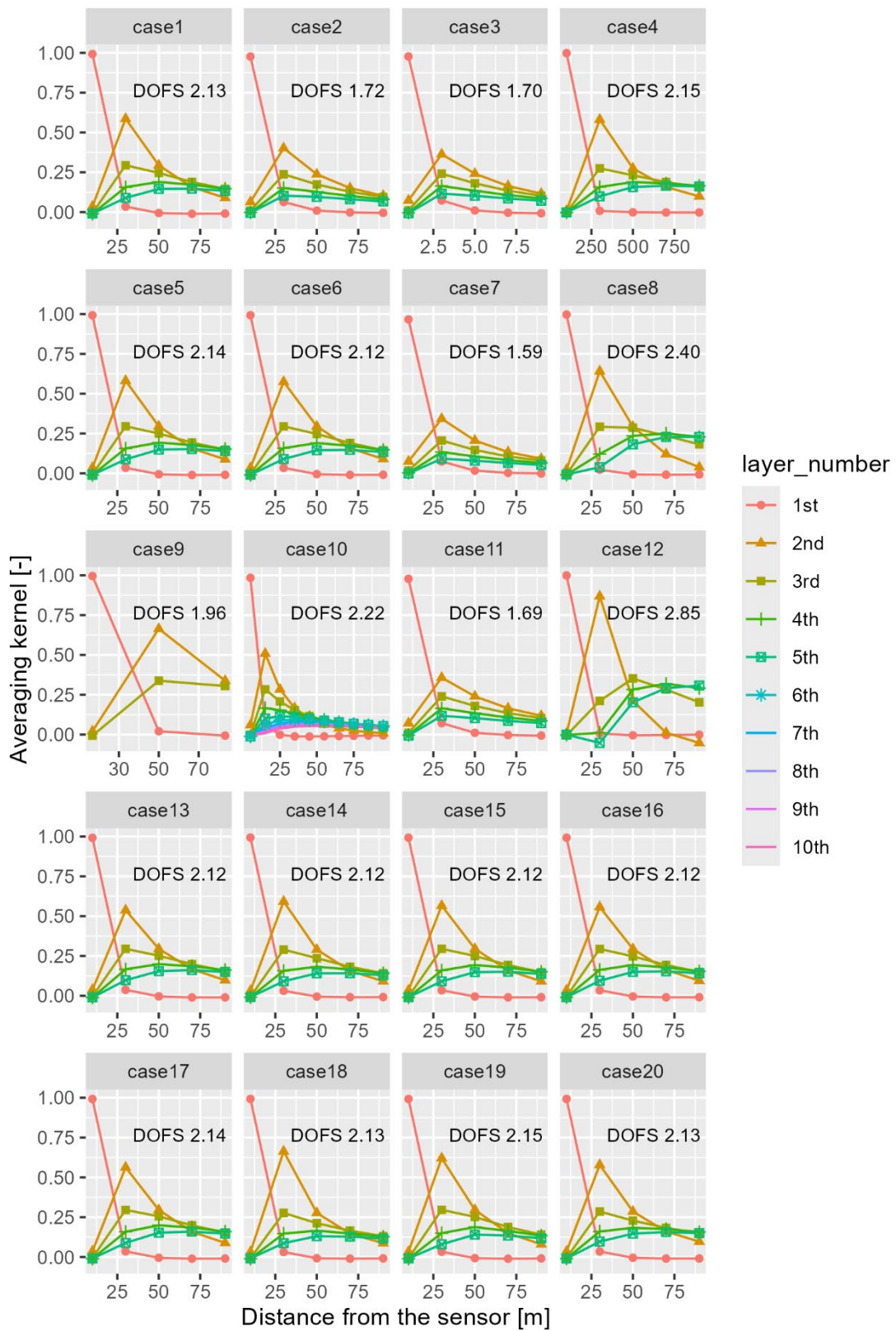


図 4-6 Averaging kernel とそのトレースの DOFS

4.3.3 誤差要因の分解

MAP 解の誤差は(1)事前分布によるものと (Smoothing error), (2)観測誤差によるもの (Observation error) とに分けられる. 両者の寄与を図 4-7 に示す. 標準ケース (Case1) において, MAP 解の 1 層目の標準偏差は事前分布の 5 °C から, 1 °C 未満へと大きく減少しており, 解の不確かさが大きく減少していた. 一方で 2 層目は約 3 °C, 3 層目以降は 4 °C を超えておりセンサーからの距離が離れるにつれ不確かさの減少幅が小さくなっていた.

多くのケースにおいて, 2 層目の Observation error は他の層よりも大きくなっており, 観測誤差の影響は特に 2 層目に強く表れることがわかる.

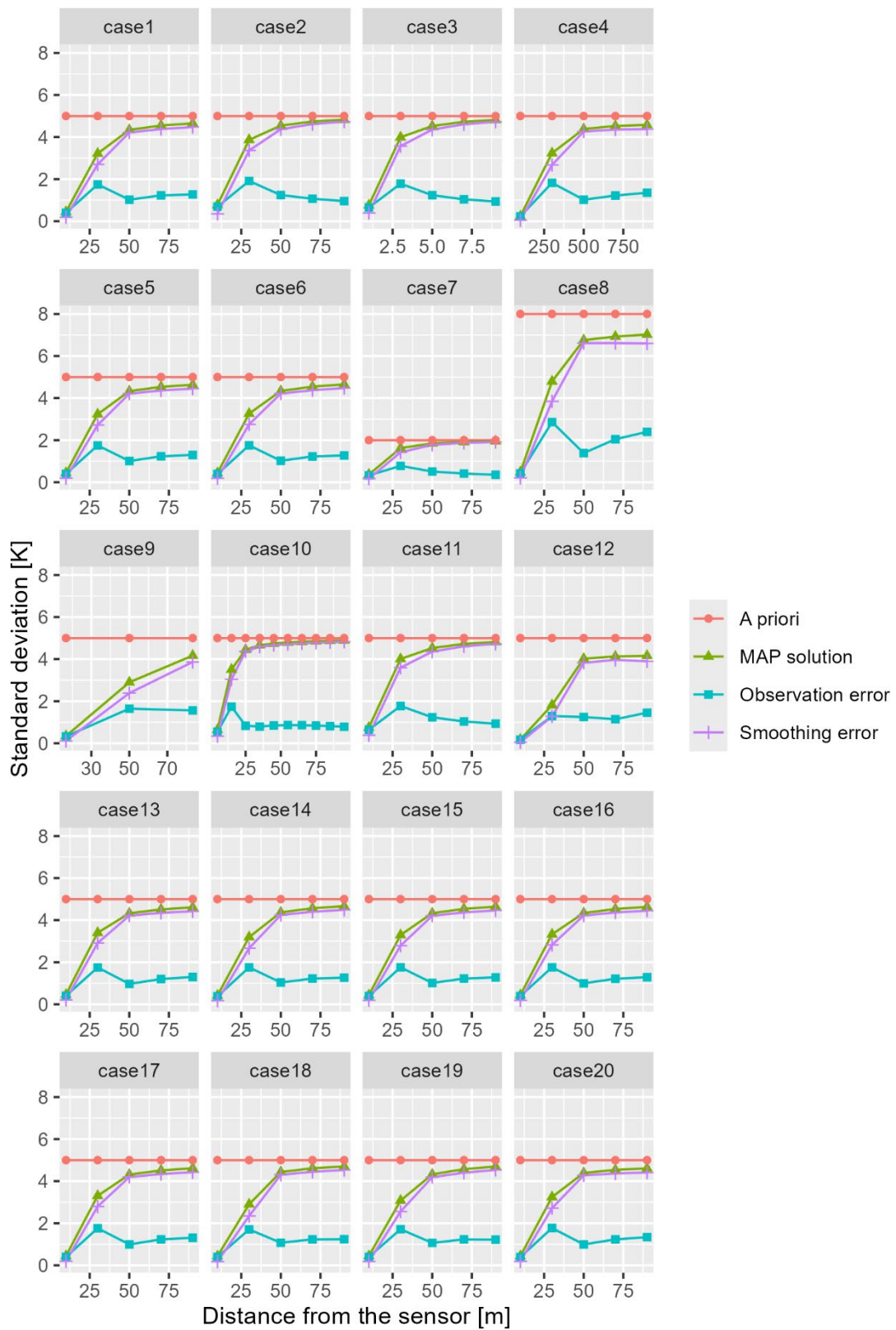


図 4-7 誤差要因の分解.

4.4 考察

4.4.1 分光放射計を用いた建築スケールの逆推定手法のシミュレーションによる実現可能性

本章では、放射伝達シミュレーションを用いて、分光放射計による建築スケールの逆推定手法の実現可能性を検討した。標準ケース（100 m）の結果（図 4-5・Case1）から、観測に5%のランダム誤差が入っている場合でも、解の誤差に対する鋭敏性が問題になっておらず、真の気温分布付近で推定できていることがわかる。観測前のRMSEである2.00°Cに対して、観測後は1.13°Cまで減少しており、観測によって気温分布の確率的不確かさが減少していることがわかる（表 4-5）。これは、本手法が人工衛星と大きくことなる測定環境においても、有効である可能性を示している。

MAP 法は気温分布の推定値に正則化に用いた事前分布の影響が入るため、どの程度観測からの寄与が気温分布の推定値に影響を与えているか見積もることが重要である。その評価に Averaging kernel を用いることができる。標準ケース（case1）の Averaging kernel をみると2層目までは対応した層にピークが確認でき（i.e., 1層目のピークは1層目に、2層目のピークは2層目にきている）、観測によってその層の情報が気温分布の推定値に最も大きな寄与を及ぼしているよい傾向であることがわかる。一方で3-5層目はそうでなく、空間解像度が悪いことがわかる。例えば、3層目の Averaging kernel のピークは2層目にきており、これは3層目の気温の推定値は2層目からの観測の寄与が最も大きいことを示している。したがって、本手法は遠方からの気温の情報はより取得することが難しく、標準ケースでは2層目まで（センサーから40 m まで）は観測によって情報を取得できていると解釈できる。その解釈は誤差要因の分解とも整合的である（図 4-7）。Case1 の気温の推定値の標準偏差（図の MAP solution）は、センサーから離れるにつれ事前分布の5°Cに近づいているが、3層目以降の標準偏差は4°Cを超えており、事前分布から大きな改善はみられていない。この結果は、各種条件によって異なるため以下で確認する。

4.4.2 観測のランダム誤差が逆推定に与える影響

Case2 は観測のランダム誤差を標準ケースの5%から10%に増やした場合である。観測後のRMSEはCase1の1.13°Cに対して、Case2は1.38°Cであり、観測前よりは改善しているものの、Case1よりはやや悪化していることがわかる（表 4-5）。Averaging

kernel のトレースである DOFS は Case1 の 2.11 から Case2 は 1.72 とこちらもやや悪化している。DOFS は未知数である層分割数（ここでは未知数は 5）のうち、どの程度が観測によって明らかになったかを評価するスカラー値である。一方で、Averaging kernel のピークの傾向は Case1 と同様で、Case1 よりは情報量が減るものの 2 層目まで（センサーから 40 m まで）は観測によって情報を取得できていると解釈できる。観測のランダム誤差は少ないほうがよいものの、ランダム誤差 5%が 10%に増える程度では致命的な悪影響は及ぼしていないと解釈できる。

4.4.3 対象の距離が逆推定に与える影響

Case3-4 は観測の距離を変えた場合である。観測後の RMSE は Case1 (100 m) の 1.13°C に対して、Case3 (10 m) は 1.17°C で、Case4 (1000 m) は 1.18°C でいずれも観測前よりは改善しているものの、Case1 よりはやや悪化していることがわかる（表 4-5）。一方で Averaging kernel のトレースである DOFS は Case1 (100 m) の 2.11 から Case3 は 1.70 と Case4 (1000 m) は 2.15 で距離が長くなるにつれて観測からの情報がやや増えている。Averaging kernel のピークの傾向は Case1 と同様で、Case1 よりは情報量が減るものの 2 層目まで（Case3 はセンサーから 4 m まで、Case4 は 400 m まで）は観測によって情報を取得できていると解釈できる。ただし、2 層目の観測からの寄与は $10\text{ m} < 100\text{ m} \simeq 1000\text{ m}$ となっており距離が短い場合、2 層目以降の観測がより難しくなる傾向であることがわかる。

100 m と 1000 m を比較した場合に、RMSE は 100 m の方がよく（小さく）、一方で DOFS は 1000 m の方がよい（大きい）結果となった。これは観測からの情報が多い（i.e., DOFS が大きい）ということは、正則化が弱いということであり、すなわち気温の推定値に対して観測誤差の影響を受けやすくなる（i.e., RMSE が大きい）ため、RMSE がやや悪化したというように解釈できると思われる。

以上より、一般的な傾向としては距離が増えるほど観測からの情報が増える傾向あったが、100 m と 1000 m ではほぼ同程度の推定精度が期待できた。一方で 10 m と距離が極端に短い場合は観測の精度がやや下がるのがわかる。

4.4.4 事前分布が逆推定に与える影響

Case5-6 は事前分布の平均を 17°C から 20°C (Case5)、 13°C (Case6) にした場合である（なお、真の気温分布は 15°C ）。観測後の RMSE は Case1 の 1.13°C （観測前

2.00 °C) に対して, Case5 は 1.39 °C (観測前 5.00 °C) であり, Case6 は 1.50 °C (観測前 2.00 °C) である. 興味深い傾向として, Case5 は事前分布を標準ケースよりも +2°Cから+5°Cへ悪化させたにも関わらず RMSE はそれほど大きくは悪化していない. 一方で, Case6 は事前分布を +2 °Cから-2°Cへ対称に変更させただけでもかかわらず, Case5 よりもさらに悪い RMSE を得た. これは, この逆推定に非対称性がみられ, 低く推定されやすいバイアスがあることを示唆している.

Case7-8 は事前分布の標準偏差を 5 °Cから 2 °C (Case7), 8 °C (Case8) にした場合である. 観測後の RMSE は Case1 の 1.13 °Cに対して, Case7 は 0.86 °Cであり, Case8 は 1.83 °Cである. 一方で DOFS は Case1 の 2.11 に対して, Case7 は 1.59, Case8 は 2.40 であった. 事前分布の標準偏差が大きいほど, 正則化が弱くなり, 観測に頼らざるおえない状況になっているものの, それは観測誤差の影響を強く受けることになってしまい, RMSE が悪化しているものと考えられる.

4.4.5 空間の離散化が逆推定に与える影響

Case9-10 は層分割数を 5 層から 3 層 (Case9), 10 層 (Case10) にした場合である. 観測後の RMSE は Case1 の 1.13 °Cに対して, Case9 は 1.23 °Cであり, Case10 は 0.95 °Cであった. 層分割数を 3 層に減らしたケースでは, DOFS は 1.96 と, 3 層の内 1.96 層分の情報を得ることができた. 一方で 10 層に増やした場合は 10 層の内 2.22 層の情報しか得られなかった. 標準ケースは 5 層の内, 2.11 層の情報を得ていたことから考えると, 総分割数を減らした場合でも増やした場合でも得られる情報の量は大きくは変化していない. 10 層と増やした場合でも, 自動的に事前分布による正則化が強くなる.

人工衛星からの大気物性の逆推定では観測からの情報の多寡に応じて空間離散化の間隔を変えることが行われることがある. これによりグリッドが粗いところは情報が少ないということが, Averaging kernel をみなくても直感的にわかるという点で実用上のメリットが大きい. そこで本研究は追加のケースとして, まず 10 層に離散化したケース (Case10) で Averaging Kernel を求めた後, 各層での Averaging kernel の行方向成分の合計がおおむね 1 を超えるように離散化を行い MAP 解と Averaging kernel を求めた (図 4-8). その結果, 均等な離散化では 10 層中 2 層目 (~20 m) までしか感度がなかったが, 離散化の変更により 5 層中 4 層目 (~70 m) まで感度がみられ, DOFS

も 2.22 から 2.43 へ向上する結果となった。

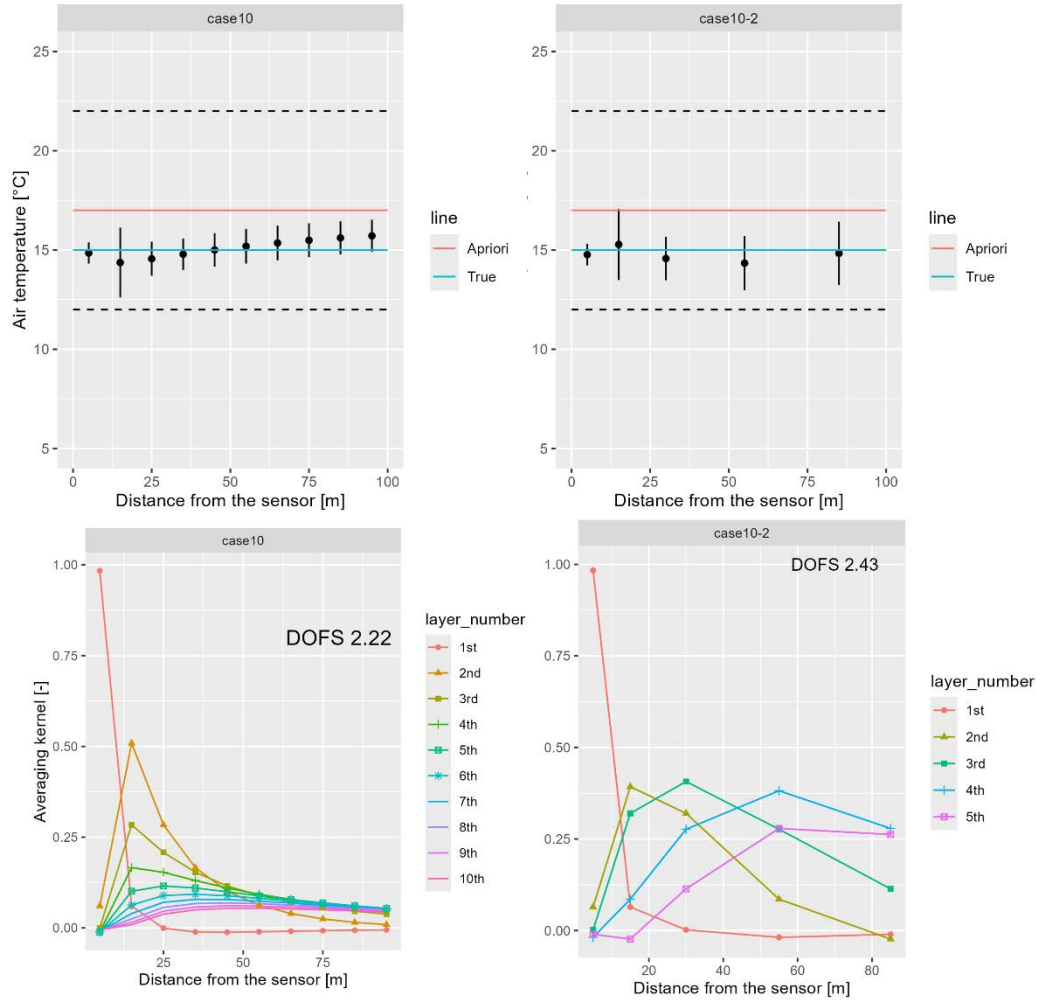


図 4-8 Case10 と Case10 の離散化を Averaging kernel の行方向成分の合計値がおおむね 1 を超えるように離散化した追加ケース (Case10-2) の MAP 解 (上) と Averaging Kernel (下).

4.4.6 分光放射計の波長分解能 (FWHM) が逆推定に与える影響

Case11-12 は波長分解能である FWHM を標準ケースの 5 cm^{-1} から 15 cm^{-1} (Case11), 1 cm^{-1} (Case12) にした場合である。DOFS は標準ケースで 2.11 であったが、波長分解能が 1/5 倍と粗くなると 1.69 に悪化した一方で、5 倍になると 2.84 まで改善した。特に FWHM が 1 cm^{-1} のケースではすべての層で Averaging kernel のピークが表れており、本手法は波長分解能が 1 cm^{-1} 程度の分光放射計を使うことで遠方の気温の情報を得ることが可能であることを示唆している。得られた MAP 解の確率的不確かさを表す標準偏差をみても、標準ケースの第 4 層目の標準偏差は $\pm 4.65 \text{ }^\circ\text{C}$ であるのに対して、Case12 の 4 層目の標準偏差は $4.16 \text{ }^\circ\text{C}$ と遠方での不確かさが減少していることがわかる (図 4-7)。一方で観測誤差の影響を強く受けるようになっており、標準ケースと比較して RMSE は逆に悪化していた。チャンネル選択などを慎重に行い、不必要なチャンネルを減らすことが有効だと思われる。

4.4.7 各種の推定誤差が逆推定に与える影響

Case13-14 は Jacobian の作成時の空気中の水蒸気に +5%rh のバイアスがあった場合 (Case13) と -5%rh のバイアスがあった場合 (Case14) である。Case13 の RMSE は $2.32 \text{ }^\circ\text{C}$ 、Case14 は $2.23 \text{ }^\circ\text{C}$ と観測前の RMSE の $2.00 \text{ }^\circ\text{C}$ よりも悪化してしまっていた。したがって、水蒸気のバイアスに関しては逆推定に大きな影響があるため、十分に注意する必要がある。

Case15-16 は Jacobian の作成時の空気中の二酸化炭素に +5% (+20ppm) のバイアスがあった場合 (Case15) と -5% (-20ppm) のバイアスがあった場合 (Case16) である。Case15 の RMSE は $1.16 \text{ }^\circ\text{C}$ 、Case16 は $1.13 \text{ }^\circ\text{C}$ で標準ケースの RMSE の $1.13 \text{ }^\circ\text{C}$ と比較しても遜色なく大きな影響がなかった。したがって、水蒸気と比較して二酸化炭素の波長帯の方が逆推定にとって良好な性質を有するといえる。

最後に、Case17-18 は (シミュレーションにより作成した) 観測値に +5% のバイアスがあった場合 (Case17) と -5% のバイアスがあった場合 (Case18) である。Case17 の RMSE は $4.97 \text{ }^\circ\text{C}$ 、Case18 は $5.64 \text{ }^\circ\text{C}$ で観測前の RMSE の $2.00 \text{ }^\circ\text{C}$ よりも悪化してしまっていた。今回のケーススタディの全 18 ケースで最も悪い結果となっており、観測バイアスは致命的な悪影響を及ぼすことがわかる。

4.4.8 真の気温分布の温度差が逆推定に与える影響

Case19-20 は真の気温分布にパスの途中で温度差があるケース（ただし，事前にどの場所に温度差があるかわかっている状況）である．パスの途中で高温の場所があるケース（Case19），低温の場所があるケース（Case20）のいずれも MAP 解はパスの温度差の外形をとらえることができおり，RMSE も Case 1 の $1.13\text{ }^{\circ}\text{C}$ と比較して，Case19が $1.12\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，Case20は $1.14\text{ }^{\circ}\text{C}$ と温度差がないケースと同程度の精度が得られていた．このことより，観測パスに温度差があるケースであっても温度差がないケースと同様に推定できると考えられる．

4.5 まとめ

本章では「放射伝達シミュレーションによって，熱赤外分光放射計を用いた建築スケールの気温分布逆推定の実現可能性やその特性を明らかにする．」というリサーチクエスチョンに対して以下の知見を得た．

- ・ 建築スケール（ $10\sim 10^3\text{m}$ ）でも，MAP 法を適用することで鋭敏性が問題にならず気温分布を推定できる可能性があることをシミュレーションにより明らかにした．
- ・ 空間離散化を変更しても自動的に事前分布による正則化が強くなるため，誤差の鋭敏性への対応という観点からは空間の離散化方法に関して過度に配慮する必要はない．ただし，空間の離散化を Averaging kernel の行方向成分の合計が等しくなるように離散化を工夫することで，各層の観測からの寄与が同じになるように近づけることができる．これにより，離散化の間隔をみることで直感的に観測からの情報の多寡を判断できる点で有用である．
- ・ 対象の距離に関して 100 m と 1000 m ではほぼ同程度の推定精度が得られた．ただし 10 m と距離が極端に短い場合は観測の精度がやや下がることが明らかになった．
- ・ 波長分解能を上げるとより観測からの情報が増える．特に FWHM が 1cm^{-1} の場合は 5 層全てに感度が確認できる理想的な状態であった．一方で観測の情報が増えたことにより，観測誤差の影響を強く受けるようになっており，標準ケースと比較して RMSE は逆に悪化していた．チャンネル選択などを慎重に行い，不必要なチャンネルを減らすことが有効だと思われる．

-
- ・ ランダム誤差は少ないほうがよいものの、ランダム誤差 5%が 10%に増える程度では大きな影響はない。一方で観測バイアスは致命的な影響があるため十分に注意する必要がある。
 - ・ Jacobian 作成時の水蒸気のバイアスに関しては逆推定に大きな影響があるため、十分に注意する必要がある。一方で二酸化炭素のバイアスは逆推定に比較して影響は小さく、水蒸気より二酸化炭素の波長帯の方が逆推定にとって良好な性質を有するといえる。
 - ・ 真の気温分布に温度差があっても、温度差がない状況と同様に推定できる。

第5章 熱赤外分光放射計を用いた建築スケールの気温分布の逆推定実験

5.1 はじめに

4章の感度解析では、建築スケールの水平気温分布の逆推定の実現可能性をシミュレーションにより明らかにした。本章ではそれを実験的に検証する。実験として（市販の）熱赤外分光放射計を用いて、温度差のある2つの建築空間の気温分布を逆推定できるか確認する（表5-1）。

表5-15章のリサーチクエスチョン

熱赤外分光放射計を用いた実験を行い、温度差のある2つの建築空間の気温分布の逆推定に関する実現可能性を明らかにする。

5.2 建築スケールを想定した実験方法

5.2.1 実験概要

建築スケールの室温分布の逆推定を検証するために、2つのシナリオで実験を実施した。まず第1のシナリオは、温度差のある2つの部屋間の水平方向の温度分布を逆推定する実験（以後、屋内実験という）であり、第2のシナリオは、建物の内外に存在する温度差に対する水平方向の温度分布を逆推定する実験（以後、屋外実験という）である。実験は、冬期（2016年12月21日）に、東京工業大学すずかけ台キャンパス（北緯35度30分45秒、東経139度29分5秒）に実施した。

冬期に実験を実施した理由について述べる。まず熱赤外領域の波長では大気中の水蒸気からの放射の影響が大きい。湿度が低い環境では空気からの熱赤外線放射が少ないことにより、分光放射計に入射するエネルギーが小さくなるため、冬期の測定には不利になると考えられる。また、日射により真値を測定する温湿度計に誤差が生じる可能性があるため、屋外実験は日射のない夕方に実施した。

図4-1および図5-2に、それぞれ屋内実験と屋外実験に対応する平面図を示す。両実験では、観測点に熱赤外分光放射計を設置し境界面に50℃に設定した平面黒体炉を設置した。使用した分光放射計の視野角は7 mradで、これは黒体表面上の直径約12-13 cmの円形のフットプリントに相当する。平面黒体炉のサイズは17.8 cm × 17.8 cmのため、分光放射計の観測フットプリント全体が黒体を観測していることになっている。

本手法では境界面表面温度が何度であったとしても、それには関係なく気温分布をすることが原理から予想される。日射量のない一般的な建築空間では境界面温度は周囲の気温に近いと考えられるが、本実験では境界面温度を意図的に気温との差のある50℃に設定した。これは精度の検証のため逆推定した気温分布と明確に差をつけるためである。

どちらの実験でも、この推定方法を検証するために、熱赤外分光放射計の視線経路上の4点で温湿度計を使用して温湿度を測定した。各温湿度計は、時定数を改善させ、放射の影響を排除するために強制通風筒内に配置され、床から約1.1 mの高さに設置した。温湿度計はRTR-503 温湿度計（T&D、松本、日本）を使用し測定間隔は10 sに設定した。

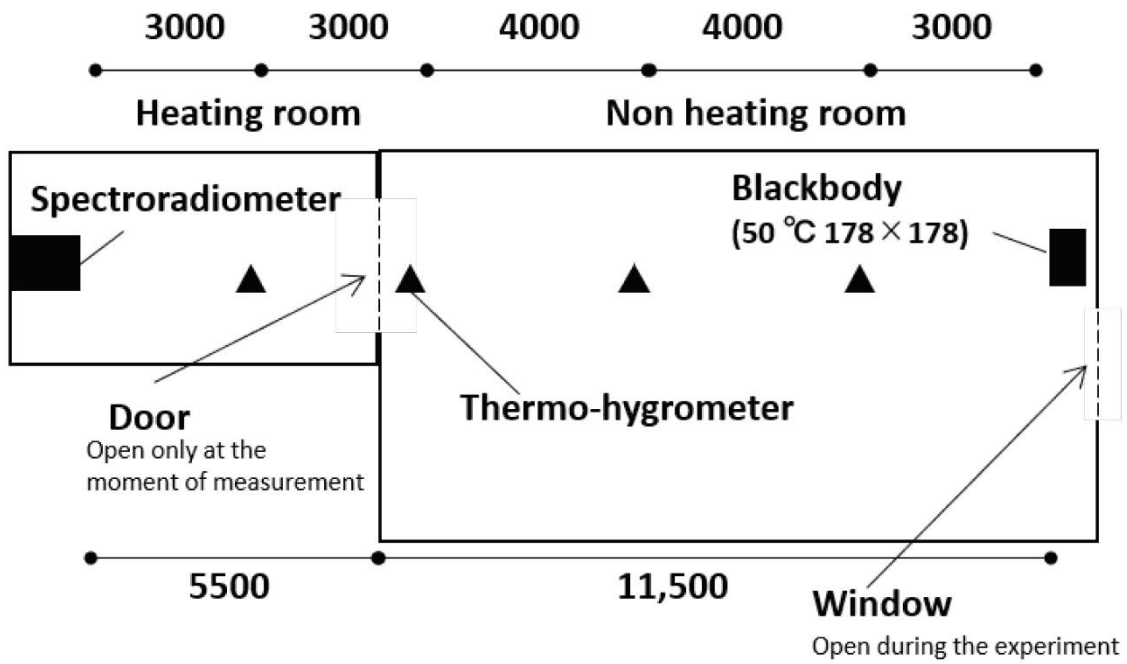


図 4-1 屋内実験の平面図. 単位は mm.

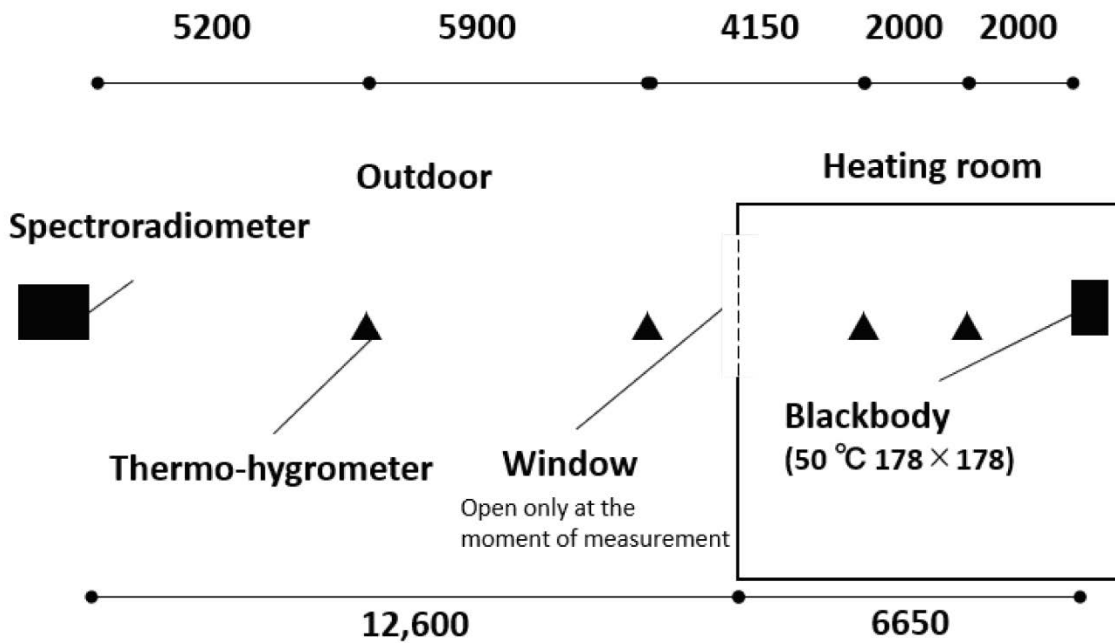


図 5-2 屋外実験の平面図. 単位は mm

5.2.2 実験器具

熱赤外の波長領域では、バンドパスフィルターを使用すると例えば波長 $6.5 \mu\text{m}$ において、FWHM が $0.1 \mu\text{m}$ (30 cm^{-1}) 程度の分光分解能が得られる。さらに高い分解能が必要な場合は、フーリエ変換分光法が用いられる[62]。人工衛星に搭載されている分光放射計はフーリエ変換分光計を使用しているため高いスペクトル分解能を有しており、たとえば、温室効果ガス観測衛星 GOSAT の（雑音等価温度差）は 0.2 K （雑音等価温度差）と高い[63]。ただしフーリエ変換分光法は費用が高い傾向がある（例えば、IFS 125HR など）。本手法を建築空間で適用するには、持ち運びも容易で市販されている入手可能な機器の精度を検証することが重要である。そのため本研究では、近年建築工学や都市気候学で使用できるようになった、市販の比較的小型で持ち運び可能で連続的なスペクトルが観測可能な、回転式分光フィルターの熱赤外分光放射計を使用する¹¹。

この研究で使用した分光放射計 (SR-5000N, CI Systems, 米国テキサス州[64]) の仕様を表 5-2 写真を図 5-3 に示す。この分光放射計は円形可変フィルター方式を使用しており、衛星で使用されているものと比較するとスペクトル分解能はあまり高くない ($<2\%$ of wavelength)。例えば温室効果ガス観測衛星 (GOSAT) に搭載された分光放射計 (TANSO-FTS) の波数分解能は 0.2 cm^{-1} と高い[65]。

より高い波長分解能は、より高い空間分解能を可能にすることが原理的に予想されるが、本実験では建築空間で現在利用可能な市販の分光放射計を利用することを重要視した。また第 4 章では水蒸気の推定バイアスによる MAP 解の誤差が大きく、 667 cm^{-1} ($15 \mu\text{m}$) を中心とする二酸化炭素の吸収帯を使うのが望ましいという結果であった。しかし本分光放射計は水蒸気の波長帯 ($1587 \text{ cm}^{-1} \cdot 6.3 \mu\text{m}$) しかカバーしていない。入手可能な実験機器の都合により、本実験では分光放射計を用いるが、本来は二酸化炭素の波長帯までカバーする分光放射計を利用することが望ましい。

¹¹ 主要な波長分解能の高い分光放射計は付録 A に参考に記載した。

表 5-2 実験に用いた分光放射計の仕様

スペクトル領域	0.2–14.3 μm
スペクトル分解能	<2% of wavelength
ディテクター	InSb/MCT
分光器	CSV (Circular Variable Filters [15])
視野	7 mrad

(a) Spectroradiometer



(b) Blackbody



図 5-3 屋内実験の平面図。単位は mm。

分光放射計によって取得されたシグナルデータを放射輝度に変換する方法について記載する。まず、平面黒体炉に密着させた分光放射計による基準測定データを用いて、で定義される応答関数を求めた。

$$\text{Radiance} = \frac{1}{\text{Scan times}} \sum_{\text{Scan times}} \left[\frac{\text{raw signal data at observation}}{\text{respnnce function}} + B_{\lambda}(T_{IBB \text{ observation}}) \right],$$

ここで,

respnnce function

$$= \frac{1}{\text{Scan times}} \sum_{\text{Scan times}} \frac{\text{raw signal data at reference measurement}}{\varepsilon B_{\lambda}(T_{EBB}) + (1 - \varepsilon) B_{\lambda}(T_{IBB \text{ reference}}) - B_{\lambda}(T_{IBB \text{ reference}})},$$

ただし、 $B_{\lambda}(T)$ は絶対温度 T 、波長 λ でのプランク関数、 ε は外部黒体炉の放射率(0.97)、 $T_{IBB \text{ observation}}$ は観測時の内部黒体炉の絶対温度、 $T_{IBB \text{ reference}}$ は校正時の内部黒体炉の絶対温度、 T_{EBB} は外部黒体炉の絶対温度(50+273.15 K)を表す。本測定では、シグナルデータと応答関数により放射輝度を求める。ランダム誤差を小さくするため、1回の測定で10回連続スキャンを行い、その平均値を用いた。

5.2.3 MAP法の条件

MAP法では、ベイジアンアプローチを使用して解(ここでは逆推定した気温分布)を正規化するため、対象の気温分布に対する事前分布を設定する必要がある。本研究における事前分布とは、観測する前に観測者が気温分布に対して知っている確率的情報(確率分布)を指す。事前分布の設定は、測定対象に関わる物理現象(例えばヒートアイランド現象や室内空調など)に依存する。今回の検討では、建築空間での測定対象として一般的な状況の範囲で、事前分布のパラメトリックスタディを実施し事前分布が逆推定した気温分布に与える影響の確認を行う。本実験に利用したMAP法の条件を以下に示す。

表 5-3 MAP 法に用いた条件.

	Indoor Experiment (Cases A1–4)	Outdoor Experiment (Cases B1–4)
Space discretization	4 layers	
prior information of 1st & 2nd layers	Case A1: $27.2 \pm 3^\circ\text{C}$ Case A2: $27.2 \pm 5^\circ\text{C}$ Case A3: $23.2 \pm 3^\circ\text{C}$ Case A4: $23.2 \pm 5^\circ\text{C}$	Case B1: $15.0 \pm 3^\circ\text{C}$ Case B2: $15.0 \pm 5^\circ\text{C}$ Case B3: $11.0 \pm 3^\circ\text{C}$ Case B4: $11.0 \pm 5^\circ\text{C}$
prior information of 3rd layer	Case A1: $20.3 \pm 3^\circ\text{C}$ Case A2: $20.3 \pm 5^\circ\text{C}$ Case A3: $16.3 \pm 3^\circ\text{C}$ Case A4: $16.3 \pm 5^\circ\text{C}$	Case B1: $15.0 \pm 3^\circ\text{C}$ Case B2: $15.0 \pm 5^\circ\text{C}$ Case B3: $11.0 \pm 3^\circ\text{C}$ Case B4: $11.0 \pm 5^\circ\text{C}$
prior information of 4th layer	Case A1: $20.3 \pm 3^\circ\text{C}$ Case A2: $20.3 \pm 5^\circ\text{C}$ Case A3: $16.3 \pm 3^\circ\text{C}$ Case A4: $16.3 \pm 5^\circ\text{C}$	Case B1: $29.4 \pm 3^\circ\text{C}$ Case B2: $29.4 \pm 5^\circ\text{C}$ Case B3: $25.4 \pm 3^\circ\text{C}$ Case B4: $25.4 \pm 5^\circ\text{C}$
Channel	1530, 1545, 1515, 1695, 1680, 1560, 1665, 1650, 1710, 1500 cm^{-1} (10 channels in descending order of mutual information)	
Observation error	5%	
Jacobian	The air temperature corresponds to the prior distribution, and the water vapor concentration is the observed value	

パラメトリックスタディとして、事前分布の平均気温 \mathbf{x}_a を室内実験、屋外実験ともに温湿度計の実測値 (i.e., 正解データ) より 2°C 高いケース (Case A1, A2, B1, B2), 2°C 低いケース (Case A3, A4, B3, B4) を設定した。また、事前情報の不確かさは正規分布の標準偏差として (つまり、 \mathbf{S}_a の対角成分の平方根) として与えられる。事前情報の不確かさに対するパラメトリックスタディとして、標準偏差が 3°C のケース (Case A1, A3, B1, および B3), より不確かさが大きい 5°C のケース (Case A2, A4, B2, および B4) を設定した。

観測誤差の標準偏差 (つまり、 \mathbf{S}_ϵ の対角成分の平方根) は予備実験による検討により観測値の 5% として与えた。観測誤差には Spectral noise, forward model error (forward model に設定した水蒸気濃度等の不確実性を含む), Representation error (離散化等による誤差) が一体となって含まれる [66]。

両方の実験では、観測対象は温度差のある 2 つの空間で構成されており、離散化はこの空間の境界と一致するように設定した。都市気候や建築分野では、空調制御や微気象調査などに数メートルオーダーの空間分解能が必要であることを考慮し、経路を 4 層に離散化した。

Jacobian は MODTRAN 5.4 (Spectral Sciences Incorporated, USA) を使用して計算した [52]。Jacobian 計算の気温の初期値は事前分布の平均値 \mathbf{x}_a によって与えられ、Jacobian は収束計算のたびに更新 (再計算) した。Jacobian と分光放射計の各チャンネルの離散化間隔は異なるが、両者のチャンネルの滑らかさがほぼ同じであることを確

認した上で、分光放射計の観測値を線形補間によって Jacobian の波長離散化と一致させた。Jacobian の計算における水蒸気濃度は温湿度計の観測値から与えた。多くの場合、気温を直接測定できない場所の水蒸気を測定することは難しいが、先見情報（例えば夏は湿度が高いなど）からある程度の事前情報を取得することは可能である。

5.2.4 相互情報量を用いたチャンネル選択

分光放射計観測では多数のチャンネル（波長）のデータを同時に取得できる。したがって、直感的には最小二乗法を使用すると、チャンネル数の増加に伴ってMAP解の精度が向上すると予想できる。しかし、実際の観測では、MAP解は必要以上に多くのチャンネルを使用すると系統誤差の影響を受けやすいことが指摘されている[65]。したがって、本研究では、温度の逆推定に必要なチャンネルのみを選択することにより、MAP解への誤差の影響を軽減することを試みた。

Rogers et al.は相互情報量の順にチャンネルを選択する手法[67]を提案しており、本研究でもその方法を採用する。この方法に基づいて、チャンネル数を10個として選択した。選択された波長はすべて水蒸気の波長帯域内であった。この選択された10チャンネルには、全観測範囲の81%に相当する情報が含まれていた(図5-4)。

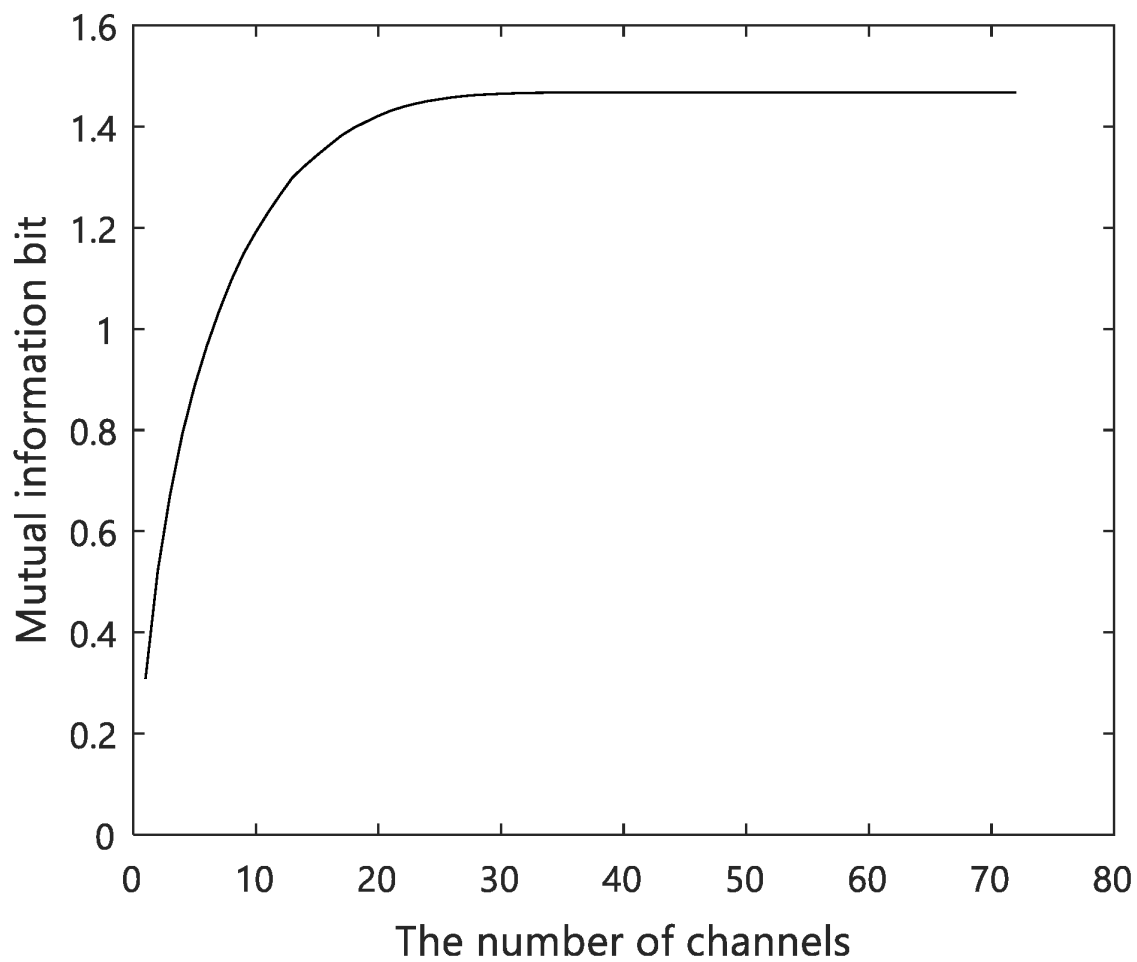


図 5-4 チャンネルの相互情報量の昇順累積グラフ。最初の 10 チャンネルには、全波長の 81%の情報が含まれている。

5.3 結果

図 5-5(a)に屋内実験 (Case A1-A4) の Jacobian を, 図 5-5(b)に屋外実験 (Case B1-B4) の Jacobian を示す. 両実験において, どのチャンネルにおいても 1 層目に最大の Jacobian が観測された. 一方で, 2 層目以降で徐々に減少した. これは, 観測された放射輝度において, 第 1 層からの寄与が他の層からの寄与よりも大きいことを示している.

両実験で観測した放射輝度と放射伝達シミュレーションで得られた放射輝度を図 5-6 に示す. ここで, 放射伝達シミュレーションに入力するための気温分布は, 事前情報の平均値 \mathbf{x}_a を用いた. Case A1, A2, B1, B2 の放射伝達シミュレーションにより得た放射輝度は, Case A3, A4, B3, B4 に比べて, 大きさが若干小さい傾向にあった. これは, 前者のケースの事前情報が温湿度計で測定された室温より 2°C 高いと仮定し, 後者のケースの事前情報が 2°C 低いと仮定していることによる. 全体として, 分光放射計により観測された値は放射伝達シミュレーションを用いて計算されたスペクトルと一致していることが確認できた.

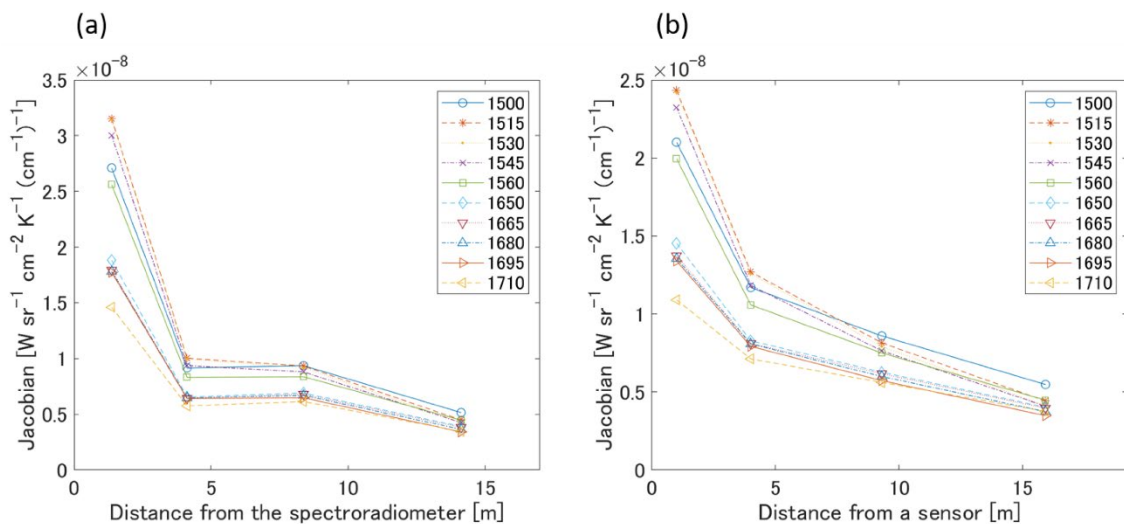


図 5-5 計算した Jacobian (10 チャンネル). どのチャンネルでも, 第 1 層の値は特に大きく, 距離とともに単調減少する傾向がある. (a)屋内実験 (Case A1-A4). (b)屋外実験 (Case B1 - B4).

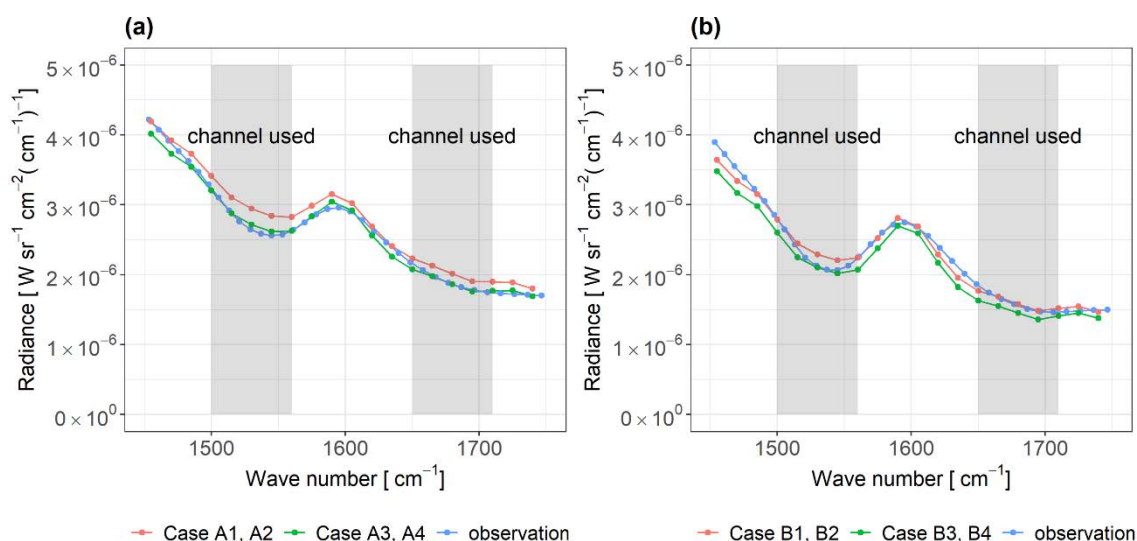


図 5-6 MODTRAN でシミュレーションした放射輝度と実験で観測した放射輝度.

MODTRAN へ入力する気温分布として、事前情報の平均 x_a を使用した。(a)屋内実験 (Case A1 - A4), (b)屋外実験 (Case B1 - B4).

次に MAP 解 (気温分布の推定値) の逆推定結果を示す。図 5-7 に屋内実験の MAP 解を示し、図 5-8 に屋外実験の MAP 解を示す。Case A1-A4 は、1 層目と 2 層目が暖房室にあたり、3 層目と 4 層目が暖房室にあたる。また、Case B1-B4 では、第 1 層から第 3 層までが屋外であり、暖房室となるのは第 4 層のみである。

すべての Case において、MAP 解は対象となる 2 つの空間の気温分布の空間分布パターンを推定できている。屋内実験の Case A1 と A2 では、最初の層の MAP 解はそれぞれ 23.1 °C と 22.4 °C で、近傍の温湿度計の計測値である 25.2 °C よりも約 2.1-2.8 °C 低くバイアスが事前情報よりも大きく推定された。

一方で Case A3, A4, および B1-B4 では、事前分布の平均値 x_a と比較して、MAP 解は真の値 (温湿度計の測定値) に近づいた。すべてのケースにおいて、分光放射計からの距離が増加するにつれて、MAP 解は事前分布の平均値 x_a に近づいた。さらに、事前分布の標準偏差が 3 °C と 5 °C の場合 (つまり、A1 と A2, A3 と A4, B1 と B2, および B3 と B4 の比較) の間に顕著な差はみられなかった。

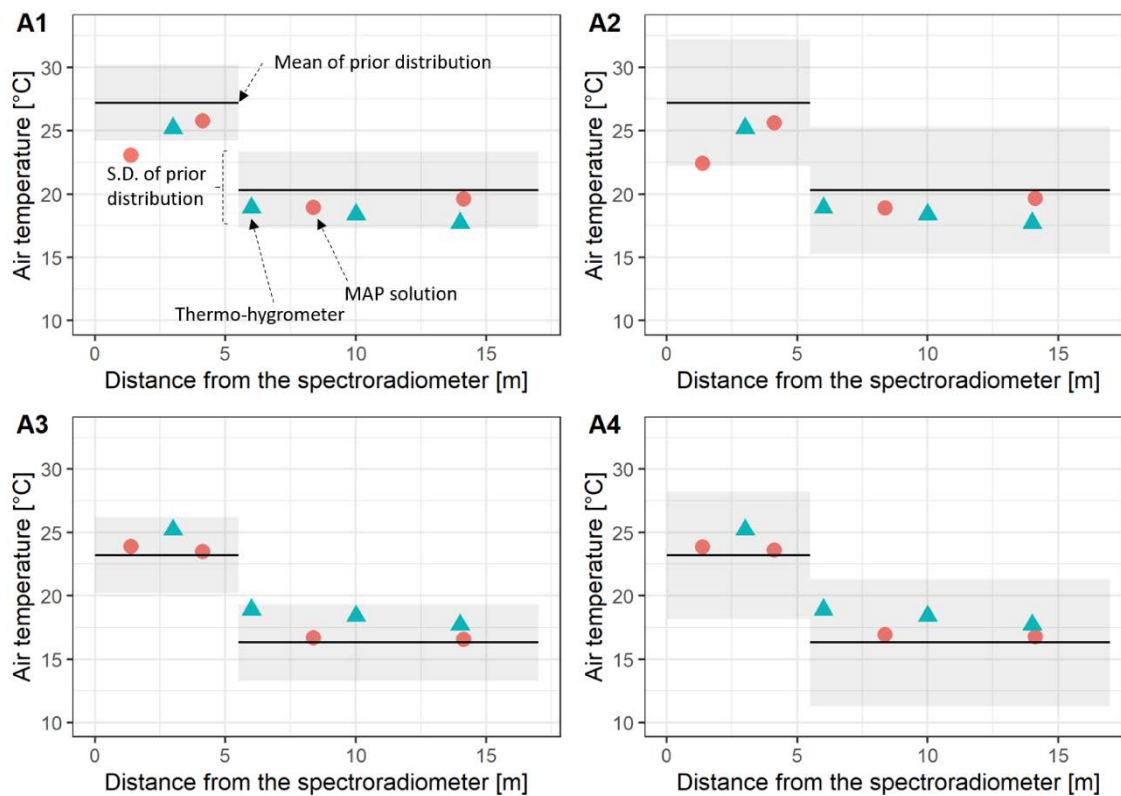


図 5-7 屋内実験 Case (A1 - A4) の MAP 解. 実線は正規分布で与えた事前情報の平均値 \boldsymbol{x}_a を示す. Case A1, A2 では事前情報の平均値を温湿度計の測定値より 2°C 高く設定し, Case A3, A4 では 2°C 低く設定した. 影付きの領域は, 事前情報の標準偏差(つまり, \boldsymbol{S}_a の対角成分の平方根)を表す.

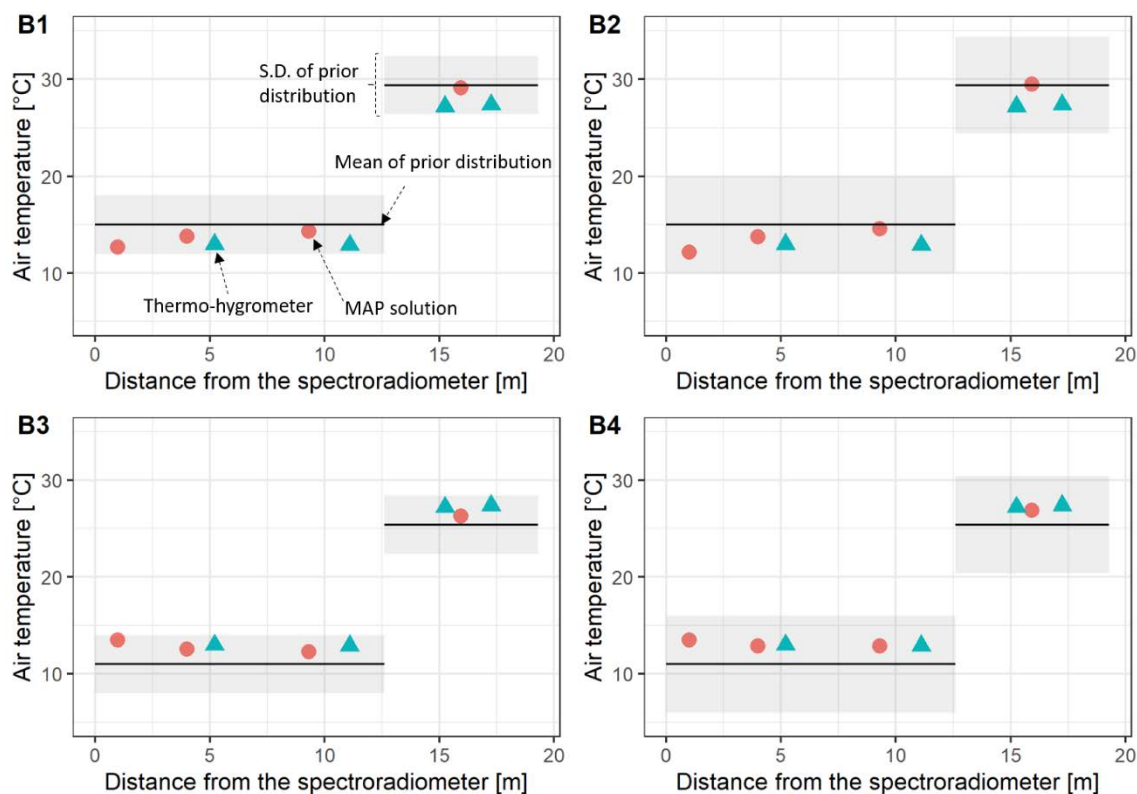


図 5-8 屋外実験 Case (B1 - B4) の MAP 解. 実線は正規分布で与えた事前情報の平均値 x_a を示す. Case B1, B2 では事前情報の平均値を温湿度計の測定値より 2°C 高く設定し, Case B3, B4 では 2°C 低く設定した. 影付きの領域は, 事前情報の標準偏差(つまり, S_a の対角成分の平方根)を表す.

表 5-4 に, MAP 解の二乗平均平方根誤差 (RMSE) と事前情報の RMSE を示す. MAP 解の各層の中心位置 (分散化の中心) は, 温湿度計で測定した点の中心位置とは異なる. そこで, RMSE を計算するために, 各空間 (暖房室, 非暖房室, 屋外) の測定値を線形補完した. 外挿範囲には最近傍値を使用した.

MAP 解の気温は $0.3\text{--}2.2^{\circ}\text{C}$ の誤差の範囲内で推定された. RMSE は, すべてのケースで事前情報と比較して減少した. 全ケースの事前情報の平均 RMSE は 2.1°C であったが, MAP 解の RMSE は 1.3°C であった. したがって, 観測により気温分布の RMSE が 38% 減少したことになる.

表 5-4 事前情報と MAP 解の RMSE の比較.

Case	Prior RMSE (°C)	MAP RMSE (°C)	RMSE 減少率
Case A1	2.9	2.1	28%
Case A2	2.9	2.2	24%
Case A3	1.7	1.3	24%
Case A4	1.7	1.2	29%
Case B1	2.1	1.2	43%
Case B2	2.1	1.5	29%
Case B3	2.0	0.7	65%
Case B4	2.0	0.3	85%
平均	2.1	1.3	38%

両実験の Averaging kernel を図 5-9 に示す. 事前分布の標準偏差(\mathbf{S}_a の対角成分の平方根)は, Case A1, A3, B1, および B3 では 3 °Cで, Case A2, A4, B2, および B4 では 5 °Cであった. したがって, Averaging kernel は後者の場合の方が大きくなる. 事前情報の不確実性が大きくなるほど(つまり, 事前分布の標準偏差が大きくなるほど), 正則化が弱くなり MAP 解は観測値の寄与が大きくなる.

全てのケースで, Averaging kernel は第 1 層でピーク値を示し, 第 2 層から第 4 層ではピークが得られていない. この結果は, 分光放射計に近い層の気温の方が推定しやすいことを示している. この点については, 後の節で詳しく考察する.

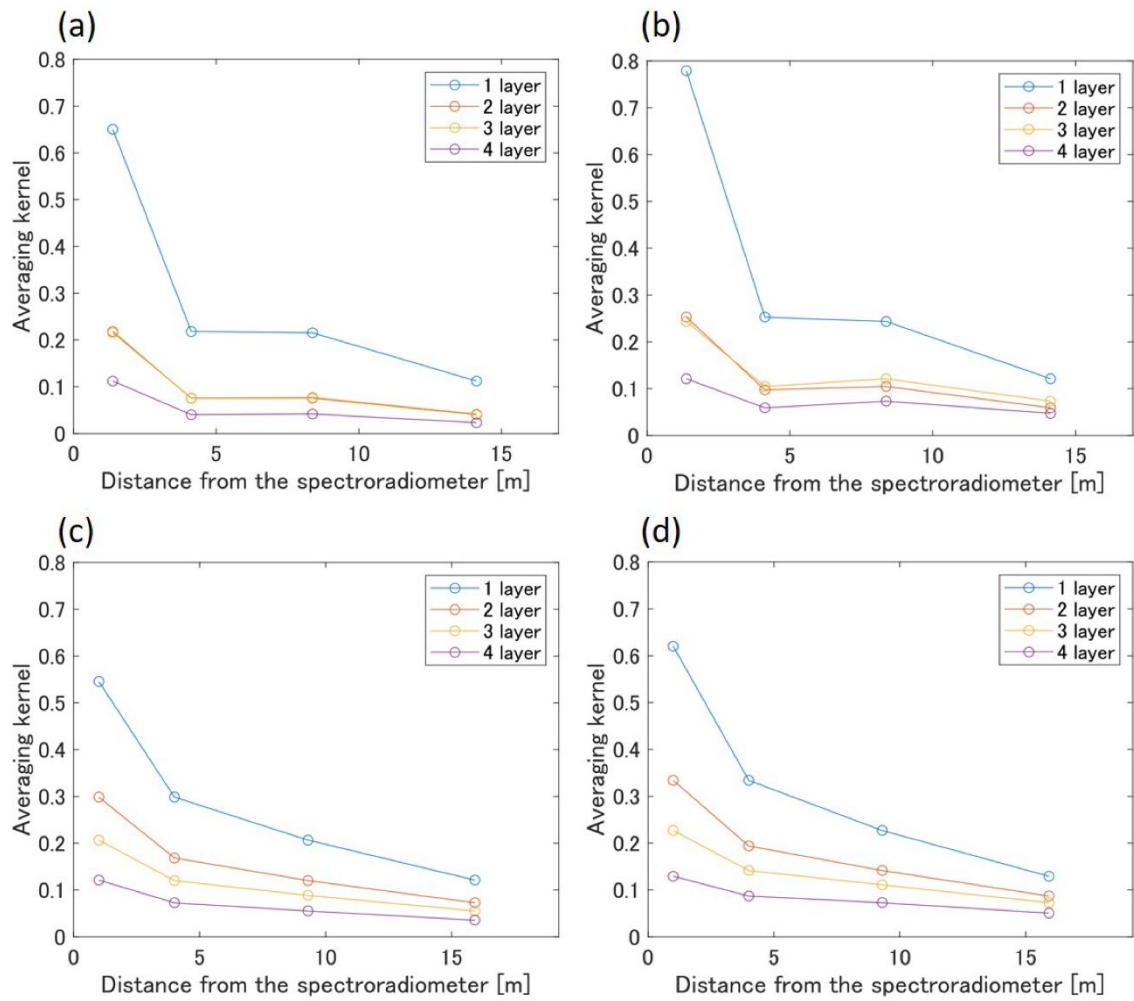


図 5-9 Averaging kernel. MAP 解は分光放射計の観測と事前情報の両方で構成され、Averaging kernel の値が大きいほど、分光放射計の観測値からの重みが大きくなる。(a) Case A1 と A3, (b)Case A2 と A4, (c)Case B1 と B3, (d)Case B2 と B4.

5.4 考察

5.4.1 熱赤外分光放射計を建築スケールに適用した場合の逆推定の誤差

両実験の結果から、市販の熱赤外分光放射計を使用して、建築空間内で想定される数十メートルという比較的短い経路であっても、推定気温の RMSE が従来分布と比較して低減されることが明らかになった (表 5-4)。さらに、屋内実験の暖房室と非暖房室、屋外実験の屋内と屋外で温度差が存在する空間の温度分布を再現することができた (図 5-7, 図 5-8)。実験では、MAP 解の RMSE は 0.3–2.2 °C であり、ケースによっては RMSE の減少が 50% を超えるケースも得られた (Case B3 および B4)。なお、航空機搭載の分光放射計を用いて高度約 8.9 km から気温の鉛直分布を観測した場合、平均バイアスは -0.7 K であることが報告されている [68]。今回の実験はそれに匹敵する精度が得られている (特に Case B3)。

MAP 解の誤差は、(1)観測輝度の誤差、(2)離散化による誤差、(3)観測方程式と真の物理現象 (水蒸気などの入力パラメータを含む) との誤差が一体となって表されることが指摘されている [66]。放射伝達シミュレーションにバイアスがないと仮定すると、分光放射計で観測された放射輝度は Case A1, A2 と A3, A4 の放射輝度の間の範囲にあることが予想される。しかし、観測放射した放射輝度は、1500–1545 cm^{-1} の範囲では、それらのシミュレーションの放射輝度よりも低い結果が得られた (図 5-6)。したがって、屋内実験における 1500–1545 cm^{-1} の観測値もしくは放射伝達シミュレーションにはバイアスが存在する可能性がある。

ここで、このスペクトル帯域は水蒸気の吸収帯域に対応しており、水蒸気の測定バイアスが結果に影響を与えた可能性が考えられる。本実験で使用した温湿度計の精度は 5%rh であった。実測値よりも 5%rh 高い水蒸気を設定した場合、Case3 の RMSE は 1.3 から 1.1 に、Case4 の A4 の RMSE は 1.2 から 0.9 に減少した。水蒸気濃度の不確実性が高い現象を観測する場合には、本研究で使用したチャンネル以外のチャンネルを使用する必要がある。

いずれにしてもケースによってはこのようなバイアスがあるにもかかわらず、全体として平均 RMSE は 2.1 °C から 1.3 °C に低下した (表 5-4)。本研究では、スペクトル分解能が比較的低い市販の熱赤外分光放射計を使用して、建築空間への機器の適用可能性を調査した。高スペクトル分解能の分光放射計を使用することで、さらなる推定

精度の向上が期待できる。

5.4.2 逆推定に対する事前分布の影響

MAP 法では、事前情報を使用して解を正則化する。したがって、推定された温度分布（つまり、MAP 解）には、分光放射計による観測と事前情報からの寄与が含まれる。実際、MAP 解は、分光放射計からの距離が増加するにつれて、事前分布に漸近する傾向があった（図 5-7, 図 5-8）。したがって、MAP 法により得られる温度分布の推定値の精度を検証するには、温湿度計との比較に加えて MAP 解に対する事前情報の影響の両方を定量的に分析する必要がある。Averaging kernel は後者の分析に有用である [51]。Averaging kernel が大きいほど、MAP 解に対する分光放射計での観測の寄与が大きくなります（i.e., Averaging kernel が大きいほど、正則化が弱い。）。

実験では Averaging kernel は全てのケースにおいて、最初の層（分光放射計が一番近い層）でピークを示した（図 5-9）。一方、2 層目から 4 層目までは極大値が見られなかった。この結果は、分光放射計に近い領域の気温を推定するのが他の場所と比較して容易であることを示している。一方で、分光放射計からの距離が離れると温度を推定することが困難になることも示している。

この研究では、相互情報量に従って利用するチャンネルを選択した。この方法は観測領域全体の情報量を最大化するが、遠方の情報を得るには必ずしも最適な方法ではない可能性がある。遠方の気温に関する情報が不足しているため、この方法をそのまま建築空間に適用する場合には制限がある。観察方法を工夫することで、この弱点をカバーできる可能性がある。例えば、ヒートアイランド現象のような都市気象を対象とする場合、いくつかの建物の屋上にわけて複数の分光放射計を設置できる。屋内環境（特にスタジアムやドームなどの広い空間）では、向かい合う壁の両側に設置できる。したがって、両方向からの分光放射計の観測値を使用して、情報を補完することができる。さらに、複数の分光放射計を高さの異なる場所に設置することで、三次元的な気温分布を得ることができ、より高度な空調制御や境界層気象の解明に貢献することができる。

また、本研究では境界面温度を既知として実験を行ったが、実際の測定では境界面温度が不明な場合が多い。2 章で述べたように、スプリットウィンドウ法 [69,70] を用いることにより、観測に用いた分光放射計のみで境界面温度を求めることができる。

今回の検討では、MAP 解に大きな影響を与える事前分布について、情報量基準に基づくチャネル選択法などのバイアスを可能な限り排除した上でケーススタディを実施した。その結果、長さ 20 m の建築空間では、水平気温分布が 1.3°C の RMSE で推定できることを示した。

5.5 まとめ

本章では「熱赤外分光放射計を用いた実験を行い、温度差のある 2 つの建築空間の気温分布の逆推定に関する実現可能性を明らかにする。」というリサーチクエスチョンに対して以下の知見を得た。

- ・ 市販の熱赤外分光放射計で建築スケール (17~20 m) の温度差ある 2 つの空間を想定した実験を行った。まず放射伝達シミュレーションを用いて Jacobian を計算し、これを用いて観測された放射輝度から気温分布を逆推定した。気温の逆推定に対する事前分布の影響を確認するために、ケーススタディを実施した。全ケースの事前情報の平均 RMSE は 2.1 °C であったが、MAP 解の RMSE は 1.3 °C と、RMSE が 38% 減少した。事前分布の設定によらず、すべてのケースで観測前より RMSE が減少した。また、温度差のある 2 つの空間の分布のステップ変化のプロファイルを再現できていた。
- ・ この分光放射計 (FWHM 約 30cm⁻¹) では 5 層の内、センサーに近い 1 層目には感度が見られた。
- ・ 一方で、2 層目以降は感度がみられなかった。したがって 2 層目以降で空間の分布の形状を再現できたのは、事前分布からの寄与が支配的であった。
- ・ 観察方法を工夫により、遠方の情報を補うことができる可能性がある。例えば、ヒートアイランド現象のような都市気象を対象とする場合、いくつかの建物の屋上にわけて複数の分光放射計を設置できる。屋内環境 (特にスタジアムやドームなどの広い空間) では、向かい合う壁の両側に設置できる。

第6章 局所的なヒートソースがある空間での逆推定実験

6.1 はじめに

5章での実験により建築スケールの水平気温分布の逆推定において、温度差のある2つの空間の気温のステップ変化を再現できるなど、実現可能性が一部見られた。ただし、センサーからみて1層目しか感度が見られないなど、遠方に行くにつれ気温の情報取得が難しいことも明らかになった。またリアルワールドの建築空間では観測パスの途中にヒートソースがあり、部分的に気温が高い場所の検知ができることが求められる状況が多い（例えばデータセンターや、産業用途・工場など）。そのような状況での逆推定の可能性は明らかでない。そこで本章では経路の途中に局所的にヒートソースがある状況で気温分布を逆推定できるかどうかを実験的に明らかにする（表6-1）。

表6-1 6章のリサーチクエスト

熱赤外分光放射計を用いた実験を行い、観測パスの途中にヒートソースがある状況で気温分布を逆推定できるか？を明らかにする。

6.2 経路の途中に局所的なヒートソースを設けた実験方法

6.2.1 実験概要

実験の概要を説明する。実験は夏期、日本の神奈川県にある東京工業大学すずかけ台キャンパス（北緯35度30分45秒，東経139度29分5秒）の地下実験室で実施した（2019年8月29日）。地下実験室では換気のみを行っており、室温は概ね25°C程度に保たれていた（エアコン等、換気以外の空気調和機は存在しない）。窓や日射が無いため、室温、天井・床・壁の表面温度、気流などが安定した環境であったといえる。

熱赤外分光放射計と黒体炉（境界面）を10m離れた距離に設置し、それらの間の気

温分布を逆推定した。この空間内にサーバーなどのヒートソースを想定した局所的に気温が高い領域（以下、加熱領域という）を設定し、分光放射計から近いところから遠いところまで加熱領域の位置を変えて観測した（図 6-1）。

加熱領域を発泡ポリスチレンフォーム製の細長い長方形の箱で囲み、観察前に内部をハンドドライヤーで加熱して気温を上昇させた。観測の直前に、分光放射計と黒体炉を結ぶ経路の両側のカバーを撤去したため、加熱領域の移流は最小限にとどめられた。加熱領域は、長さ 1.8 m、幅 0.23 m、高さ 0.30 m（発泡ポリスチレンフォームの厚さは約 0.04 m）であった（図 6-2）。今回の実験では、ハンドドライヤーによる加熱領域は約 50 °C 前後まで昇温された。屋内の気温が 50 °C を超えることは、住宅や事務所などでは一般的ではないが、室内にヒートソース（例えば IT 機器など）がある場合はおこりうる現象である。

たとえば、データセンターでは、エネルギー効率を向上させるために、サーバーの室温が緩和されることがある。ASHRAE データセンターのガイドラインでは、クラス A4（最も幅広い環境要件）の許容温度範囲を 5–45 °C と指定している [71]。コールドアイル側が 45 °C の場合、ホットアイル側は 55 °C を超えることもありうる。

温湿度計のセンサー部は箱の表面から離して設置したが、分光放射計の視野に入らないように注意して配置した。気温分布を逆推定するために、実験室の表面温度（天井、床、壁など）は必要ない。実験において重要な点は、室内環境が安定していることである。これにより、温湿度計の観測値が各層を代表することが保証される。ケーススタディの詳細は「6.2.3 ケーススタディの条件」で説明する。

境界面の黒体炉は 70 °C に設定した。70 °C は建築空間の表面温度としては高温だが、これは、気温分布と差をつけることで、逆推定した結果が表面温度と異なることを明確にするために意図して設定した。この方法では観測方程式から明らかのように原理的には境界の表面温度に関係なく気温を逆推定することができる。この実験では実験条件を明確にするために黒体を使用した。実環境ではスプリットウィンドウ法を用いて分光放射計のみを使用して境界面の輝度温度を求めることができるため、黒体を使用する必要は必ずしもない [69,70]。

気温を逆推定するには空間を離散化する必要がある。空間は、加熱領域の位置に対応させ 4 つの層に離散化した（図 6-1(c)）。空間の離散化間隔は、以下のような空間を想定している。たとえば、データセンターでは、アイル間の標準距離（コールドアイル

から次のコールドアイルの距離)は約 4.2 m に設定されることが多い[71]. コールドアイルの間にヒートソース(IT 機器)があるため, 空間の解像度は 4.2 m 未満にする必要がある. さらに, 分光放射計に近いほどより多くの情報を取得できるため, 分光放射計に近いほど細かい離散化とすることができる. 逆推定した気温を検証するために, 温湿度計 (T&D Systems, 松本, 日本)を 4 か所に設置して気温分布を測定した. 測定間隔は 10 秒に設定した. 設置された温湿度計は離散化の中心に位置し, 温湿度計によって測定した相対湿度は Jacobian を計算するための入力データとして使用した.

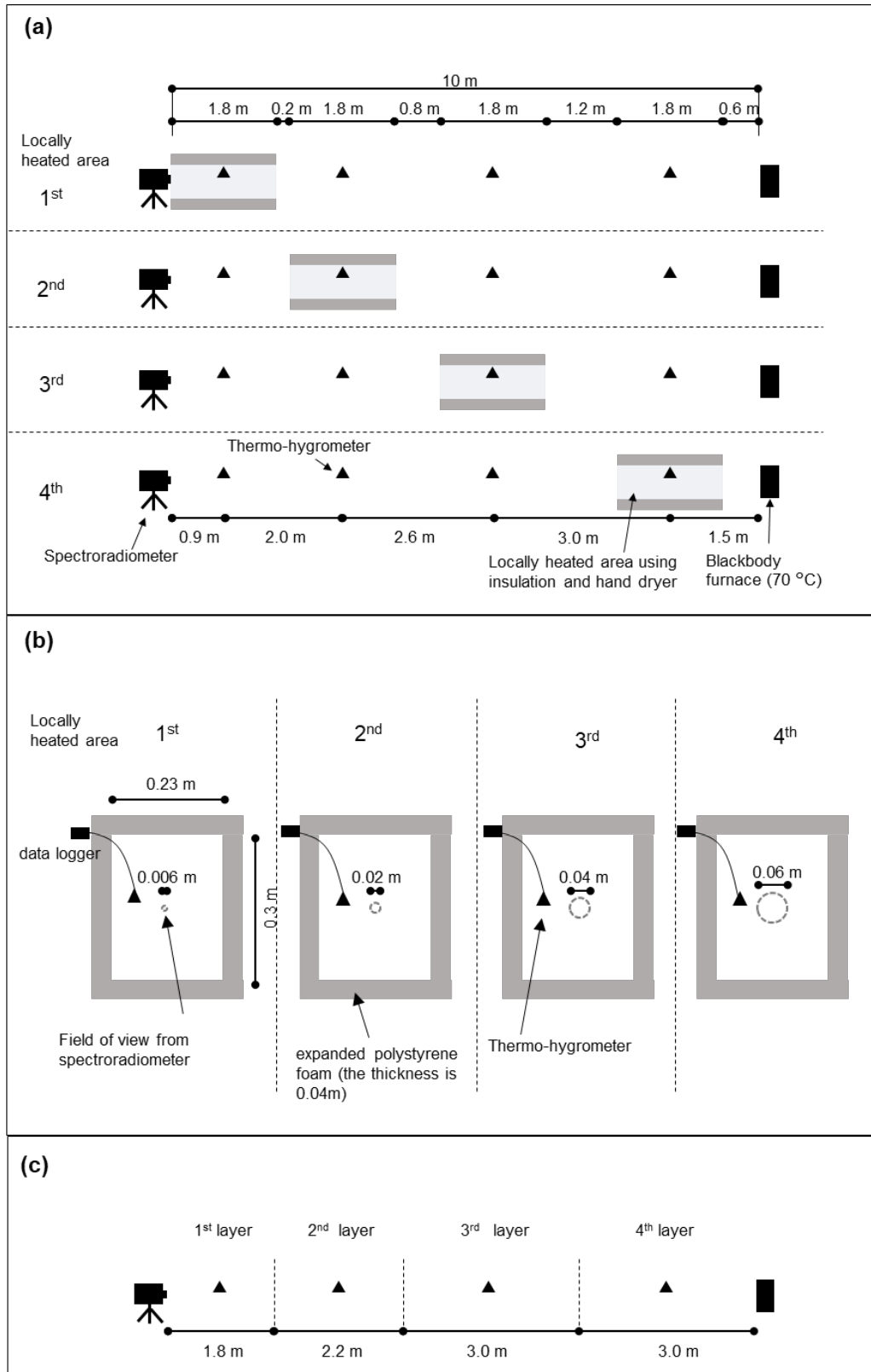


図 6-1 実験の概要。(a)側面、加熱領域、分光放射計、黒体炉の関係。測定は 4 回行われ、加熱領域の位置は測定ごとに変更した。(b)各測定における加熱領域の断面図。(c)逆推定のための空間離散化、加熱領域の位置に対応させ 4 つの層に離散化した。

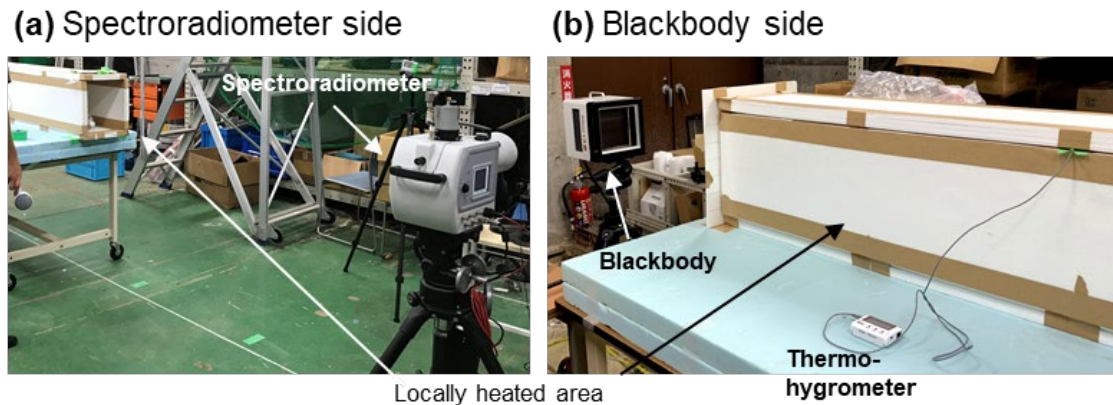


図 6-2 実験中の写真. (a)分光放射計側, (b)平面黒体炉側

6.2.2 実験器具

実験には前章と同様のポータブル熱赤外分光放射計 (SR-5000N[72], CI Systems, 米国, テキサス州) を使用した(表 6-2). 逆推定には主に水蒸気の吸収帯の波長 ($5.7\text{--}14.3\ \mu\text{m}$) を使用した. この波長帯には今回観測できる波長帯に比べ, 空気からの情報が比較的多く含まれるからである. 分光放射計の視野は $7\ \text{mrad}$ で, これは $10\ \text{m}$ の距離で直径約 $7\ \text{cm}$ の円形のフットプリントに相当する. 使用した黒体 (SR-800N[73], CISystems, 米国, テキサス州)のサイズは $17.8\times 17.8\ \text{cm}$ で, $10\ \text{m}$ 先でのフットプリント全体が黒体炉であることを確認している.

図 6-3 は, 実験において分光放射計によって観測した放射輝度を示している. 全波長において, 観察された放射輝度は, 最初の層が加熱されたときに最も高く, 4 番目の層が加熱されたときに最も低くなった. この結果は, 分光放射計からの距離が増すにつれて気温の影響が減少するという定性的解釈と一致している.

表 6-2 実験に用いた器具

器具	モデル (メーカー)	仕様	
分光放射計	SR-5000N (CISystems)	Spectral range	0.2–14.3 μm
		Spectral resolution	<2% of wavelength
		Detector	InSb/MCT
		Spectrometer	Circular Variable Filters [64]
		Field of view	7 mrad
黒体	SR-800N (CISystems)	Size	17.8×17.8 cm
		Temperature accuracy	0.015 K at 70 °C
		Emissivity	0.98 ± 0.02
温湿度計	TR-72nw (T&D)	Accuracy	±0.5 K, ±5%rh at 25 °C, 50%rh

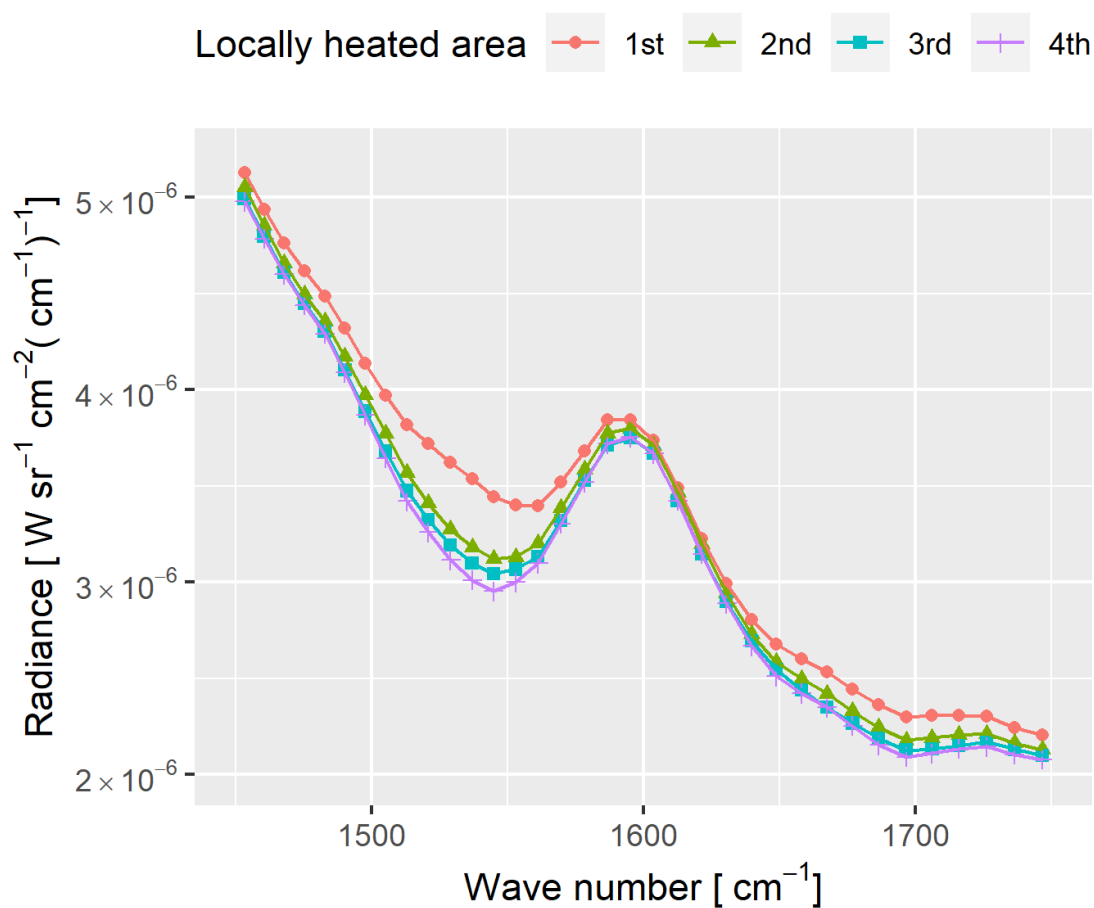


図 6-3 分光放射計で観測された放射輝度. 加熱領域を 1-4 層まで変化させて観測した.

なお分光放射計は事前に校正済みである。校正の詳細を以下に示す。分光放射計の特性と Jacobian の計算に使用される放射伝達コード (MODTRAN) の差異によるバイアスの影響を可能な限り排除するために、事前にコントロールされた室内条件下で測定することでバイアスを推定した。具体的には、均一な室温で分光放射計を使用して測定し、放射伝達コードを使用して測定を再現するシミュレーションを実行した。分光放射計によって観察された放射輝度と放射伝達コードによって計算された放射輝度との差は、分光放射計の機器バイアスと放射伝達コードのモデルバイアスの合計であるバイアスとみなした。バイアスの推定結果を図 6-4 に示す。本実験では、分光放射計で測定した放射輝度に図 6-4 を用いて補正して、バイアス補正済みの放射輝度を求めた。補正した結果が図 6-3 である。

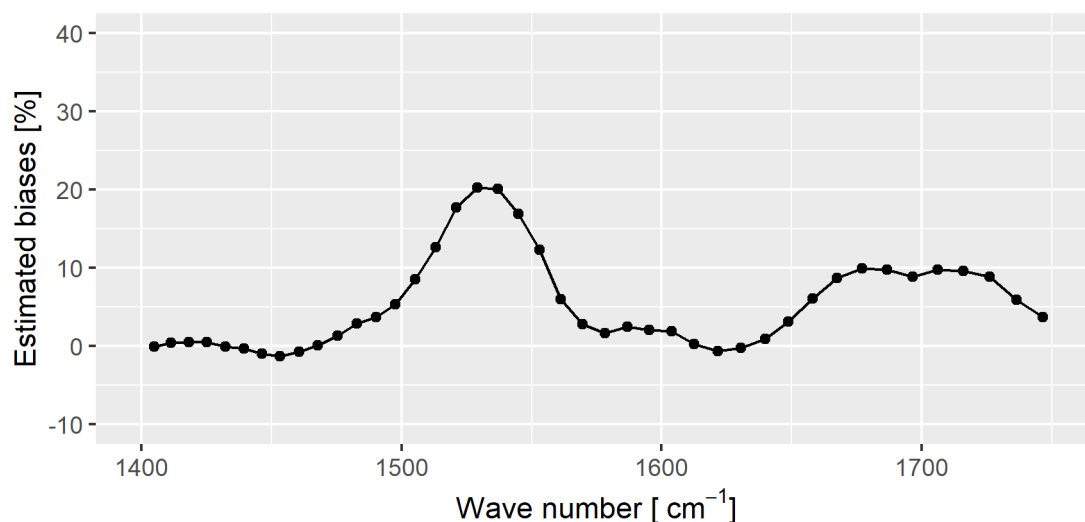


図 6-4 分光放射計の推定バイアス。正の側は、放射伝達コードが分光放射計よりも大きな値をとることを示す。

6.2.3 ケーススタディの条件

リサーチクエスチョンに答えるために、事前情報の不確実性やヒートソースの位置や分光放射計のチャンネル数に関してケーススタディを実施した(表 6-3).

まず、事前情報の不確実性について、4章では、事前分布の標準偏差 (i.e., \mathbf{S}_a の対角成分の標準偏差) は 5 K と 3 K であった. このケーススタディでは、本手法がより一般的な状況で有効であるかどうかを確認するために、より不確実性が高い状況を検討した. 本ケーススタディにおいて、標準偏差を 30 K (Case 1-8 および 13-20) と 15 K (Case 9-12 および 21-24) とした.

さらに、ヒートソースの位置については、加熱領域の場所を変化させて、逆推定への影響を確認した. 具体的には加熱領域を第 1 層 (Case 1, 5, 9, 13, 17, 21), 第 2 層 (Case 2, 6, 10, 14, 18, 22), 第 3 層 (Case 3, 7, 11, 15, 19, 23), 第 4 層 (Case 4, 8, 12, 16, 20, 24) と変化させて観測した.

また、MAP 法で使用する分光放射計のチャンネル数については、10 チャンネル (Case 1-4, 9-16, 21-24) と 20 チャンネル (Case 5-8, 17-20) を検討した. チャンネルの選択には、Rogers によって提案された方法[67,74]を用いて検討した. この方法では、相互情報量が増加するようにスペクトルチャンネルを選択する. 情報理論では、相互情報量は 2 つの確率変数が互いに影響を与える程度を表す量を表す. チャンネルの選択では、相互情報量が増加すると MAP 解の不確実性が減少する.

ケーススタディでは、事前情報のバイアス (i.e., \mathbf{x}_a と真値の差) を、温湿度計によって測定された真の値に対して +10 K (Case 1-12) および -10 K (Case 13-24) に設定し、その改善の度合いをこの方法の精度の指標として採用した. 誤差は、次の二乗平均平方根誤差 (RMSE) を使用して評価した.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}, \quad (6-1)$$

ここで、 n は空間離散化の数 ($n = 4$), x_i は i 層目の真の気温 (温湿度計観測値), \hat{x}_i は i 層目の MAP 解を表す. さらに本研究では加熱領域のみの誤差も以下で評価した.

$$RMSE_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2}, \quad (6-2)$$

ここで、 $RMSE_i$ は i 層目の加熱領域の誤差である。5章での検討により、MAP法の観測誤差は5%に設定した。

表 6-3 ケーススタディの条件

Case	事前情報の バイアス [K]	事前分布の標準偏 差 [K]	チャンネル数	加熱領域
Case 1	+10	30	10	1 st
Case 2	+10	30	10	2 nd
Case 3	+10	30	10	3 rd
Case 4	+10	30	10	4 th
Case 5	+10	30	20	1 st
Case 6	+10	30	20	2 nd
Case 7	+10	30	20	3 rd
Case 8	+10	30	20	4 th
Case 9	+10	15	10	1 st
Case 10	+10	15	10	2 nd
Case 11	+10	15	10	3 rd
Case 12	+10	15	10	4 th
Case 13	-10	30	10	1 st
Case 14	-10	30	10	2 nd
Case 15	-10	30	10	3 rd
Case 16	-10	30	10	4 th
Case 17	-10	30	20	1 st
Case 18	-10	30	20	2 nd
Case 19	-10	30	20	3 rd
Case 20	-10	30	20	4 th
Case 21	-10	15	10	1 st
Case 22	-10	15	10	2 nd
Case 23	-10	15	10	3 rd
Case 24	-10	15	10	4 th

6.3 結果

6.3.1 気温の逆推定結果

MAP 法を用いて逆推定した気温分布 (MAP 解: $\hat{\mathbf{x}}$) を示す (図 6-5). まず, すべてのケースにおいて, 加熱領域の MAP 解は他の層の MAP 解よりも高く, 局所的なヒートソースの存在を捉えることができている. さらに, 表 6-4 に示すように, 事前情報の RMSE は 10.0 K であったが, MAP 解の RMSE は全てのケースで減少した. 全ケース平均で, MAP 解の RMSE は 5.5 K で, 事前情報の RMSE から 4.5 K 減少した. 加熱領域の層のみの RMSE に関しては, 全 24 ケースのうち 2 ケース (Case 1, 9) だけが事前情報よりも悪い RMSE を示した. しかし, ほとんどのケース (22 ケース) では RMSE の減少が確認できた.

さらに, リサーチクエスチョンを確認するために事前情報の標準偏差 (不確実性) の影響を確認した. 標準偏差 15 K のケース (Case 9-12, 21-24) の RMSE は, 標準偏差 30 K のケース (Case 1-4, 13-16) の RMSE よりも大きい傾向があった.

また, 分光放射計のチャンネルの数の影響も調査した. 20 チャンネルのケース (Case 5-8, 17-20) は, 10 チャンネルのケース (Case 1-4, 13-16) と比較して一貫した傾向は確認されなかった (表 6-4). 具体的には Case 7 と Case 3, Case 18 と 14, Case 19 と 15, Case 20 と 16 同士の比較では, チャンネルが多いケースで RMSE が増加した. 一方で他のケースでは逆の傾向が観察された.

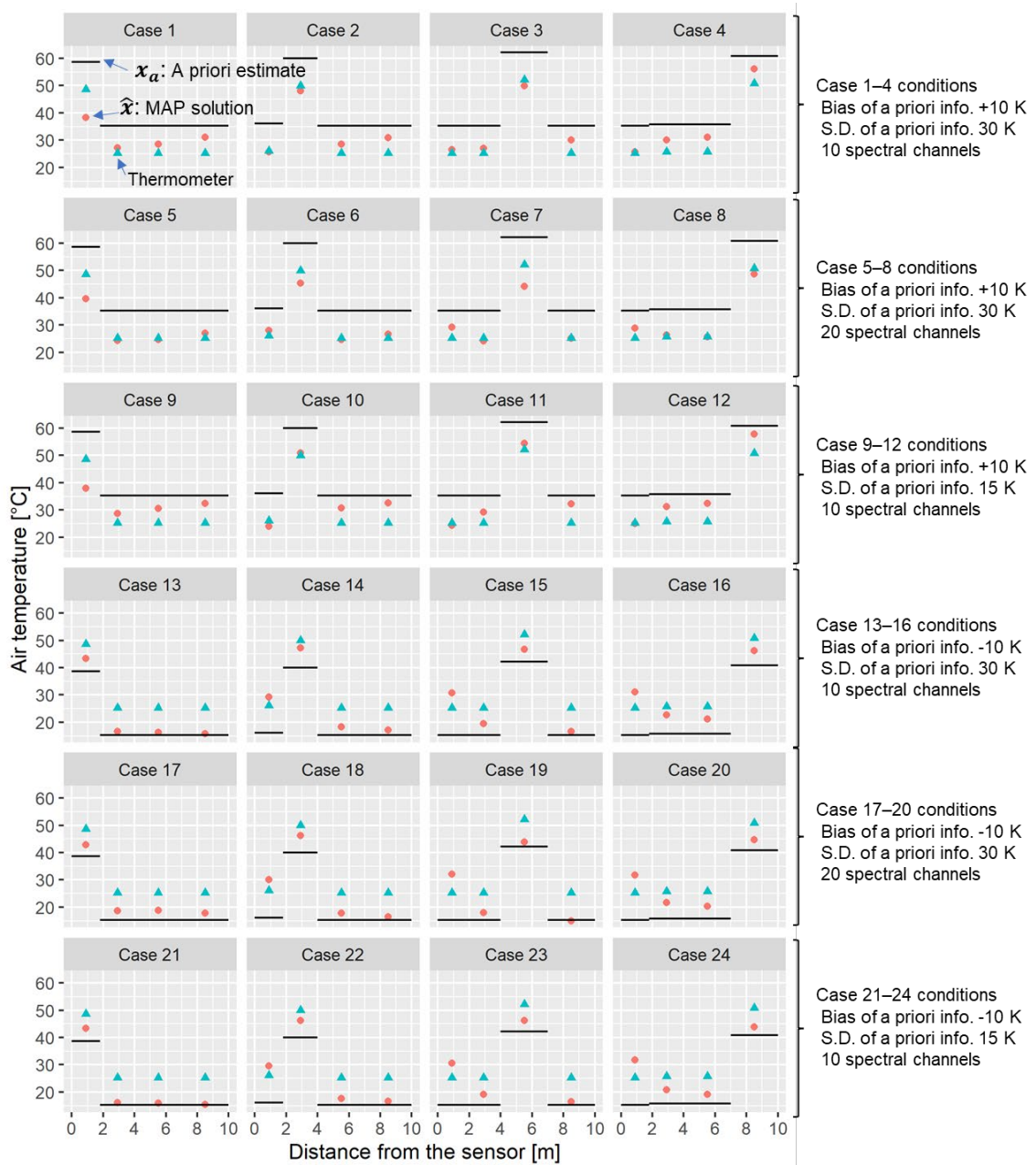


図 6-5 逆推定した気温分布 (MAP 解).

表 6-4 MAP 解の RMSE

Case	事前分布 の RMSE [K]	MAP RMSE [K]	RMSE の減 少	加熱領域の RMSE _i [K]	加熱領域 RMSE _i の減 少
Case 1	10.0	6.2	38%	10.3	-3%
Case 2	10.0	3.4	66%	1.9	81%
Case 3	10.0	2.8	72%	2.3	77%
Case 4	10.0	4.3	57%	5.4	46%
Case 5	10.0	4.6	54%	8.9	11%
Case 6	10.0	2.7	73%	4.7	53%
Case 7	10.0	4.5	55%	8.0	20%
Case 8	10.0	2.1	79%	2.1	79%
Case 9	10.0	7.2	28%	10.7	-7%
Case 10	10.0	4.7	53%	1.0	90%
Case 11	10.0	4.2	58%	2.3	77%
Case 12	10.0	5.5	45%	7.0	30%
Case 13	10.0	8.3	17%	5.2	48%
Case 14	10.0	5.8	42%	2.8	72%
Case 15	10.0	6.5	35%	5.5	45%
Case 16	10.0	4.6	54%	4.6	54%
Case 17	10.0	6.6	34%	5.8	42%
Case 18	10.0	6.3	37%	3.8	62%
Case 19	10.0	8.3	17%	8.4	16%
Case 20	10.0	5.6	44%	6.1	39%
Case 21	10.0	8.5	15%	5.2	48%
Case 22	10.0	6.3	37%	3.8	62%
Case 23	10.0	6.7	33%	5.9	41%
Case 24	10.0	6.3	37%	7.0	30%
全ケース平均	10.0	5.5	45%	5.4	46%

6.3.2 選択したチャンネルの相互情報量

各ケースで使用したチャンネルの相互情報量について述べる。相互情報量は、チャンネルに含まれる気温の情報量をスカラーで表現したものである。値が大きいほど、含まれる情報が多くなる。図 5-6 は、各ケースで選択したチャンネルの相互情報量を示している。本実験で選択したチャンネルは全て水蒸気の吸収帯であった。20 チャンネルを選択したケース(Case 5-8, 17-20)は、他のすべての条件が同じである 10 チャンネルを持つケース(Case1-4, 13-16)よりも相互情報量が多くなる傾向があった。相互情報量は、Jacobian を計算するときの Taylor 展開の展開点 (Jacobian は反復計算により求められるが、初期値は \mathbf{x}_a である)の影響を受ける。したがって、加熱領域の位置以外の条件が同一であっても (例えば, Case1-4), 相互情報量が異なる。

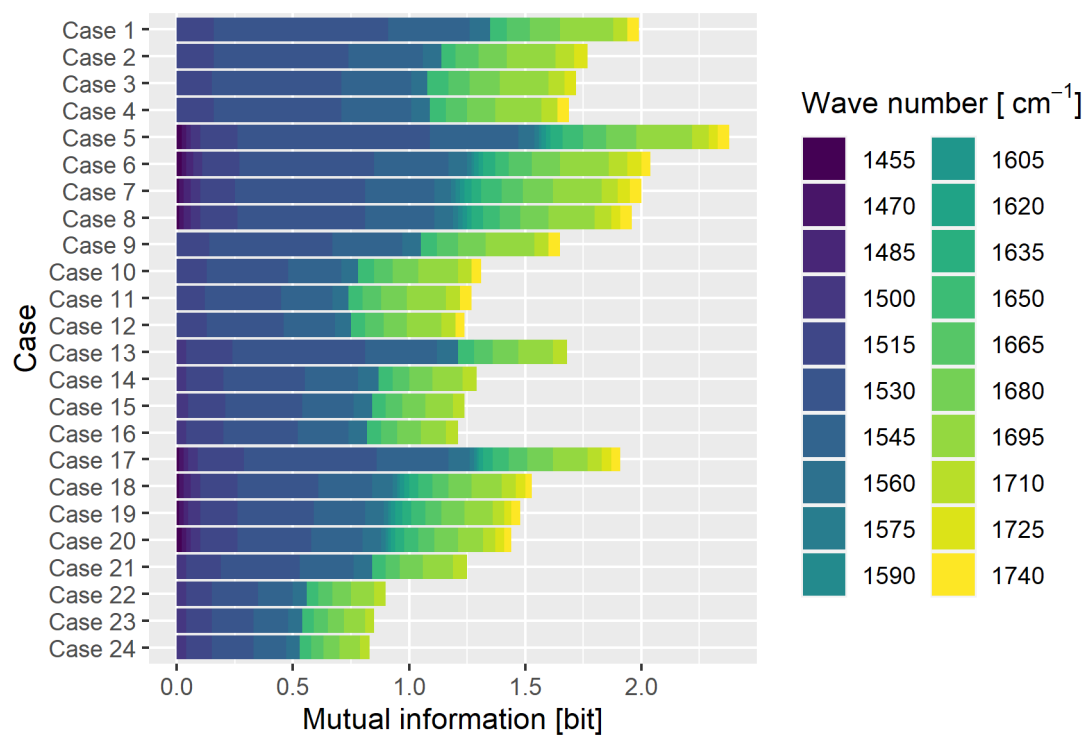


図 5-6 各ケースで選択したチャンネルの相互情報量。

6.3.3 MAP 解の不確実性に関する分析

MAP 解の不確実性に関する分析を行う。図 6-7 は、事前情報の不確実性 (i.e., \mathbf{S}_a の対角成分の平方根), MAP 解の不確実性 (i.e., $\hat{\mathbf{S}}$ の対角成分の平方根), そして $\hat{\mathbf{S}}$ を分解して得られる smoothing error $(\mathbf{I} - \hat{\mathbf{A}})\mathbf{S}_a(\mathbf{I} - \hat{\mathbf{A}})^T$ の対角成分の平方根と, observation error $\hat{\mathbf{G}}\mathbf{S}_\varepsilon\hat{\mathbf{G}}^T$ の対角成分の平方根を示す。smoothing error は正則化が MAP 解に与える不確実性を表し, observation error は観測誤差に起因する不確実性を図示したものである。表 6-3 に示すように, 事前情報の不確実性 (i.e., \mathbf{S}_a の対角成分の平方根) は, Case 1-8 および 13-20 では 30 K, Case 9-12 および 21-24 では 15 K で設定した。まず注目すべきは, 最初の層の MAP 解の不確実性がすべてのケースで小さいことである。これは, Jacobian が最初の層で大きくなる傾向と整合している (図 6-8)。さらに, smoothing error と observation error には, トレードオフの関係が確認された。smoothing error は正則化の強さに影響されるため, 正則化が弱いほど (つまり smoothing error が小さいほど), observation error の影響が強くなっていると考えられる。

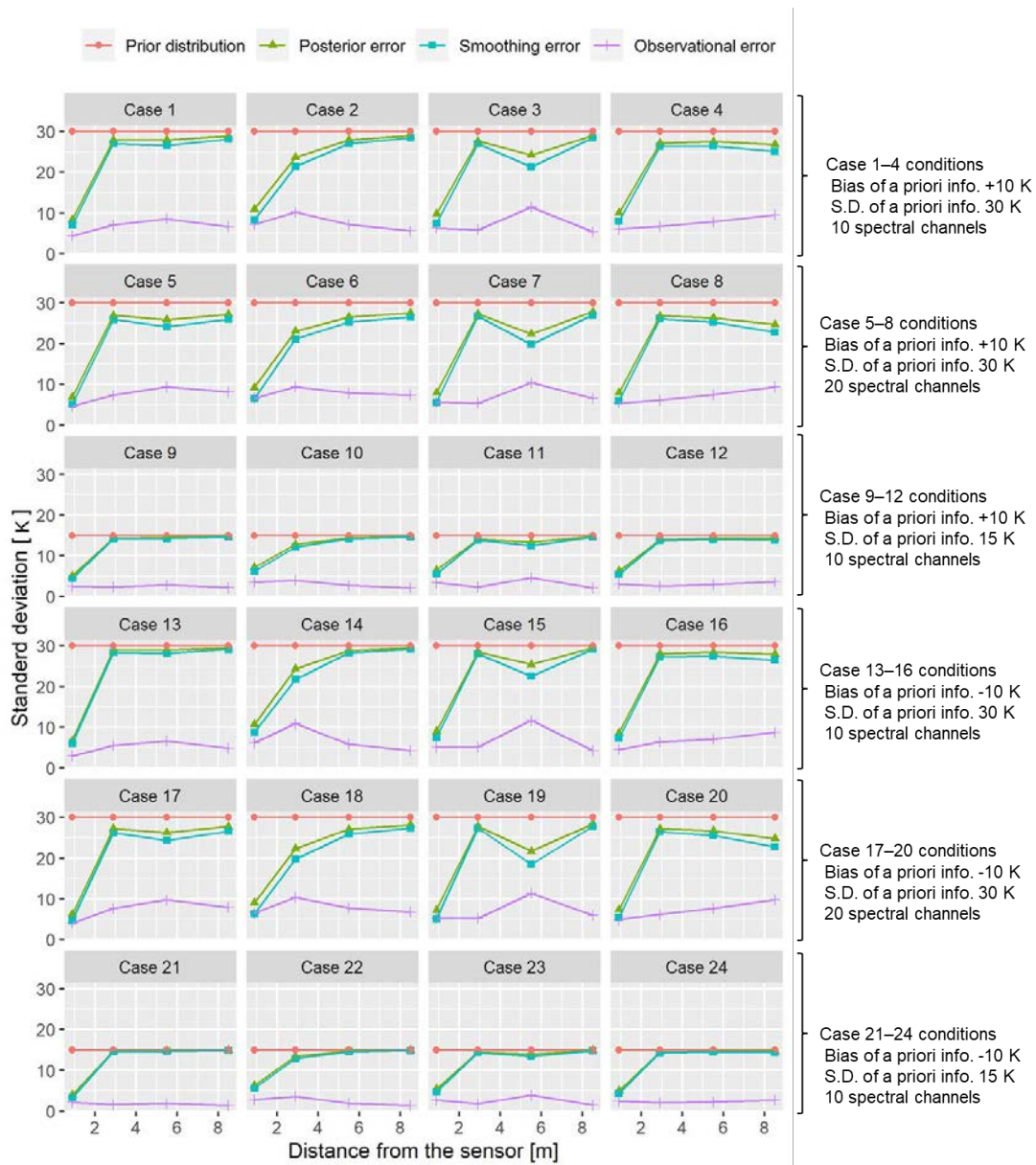


図 6-7 事前情報および MAP 解の不確実性の分析.

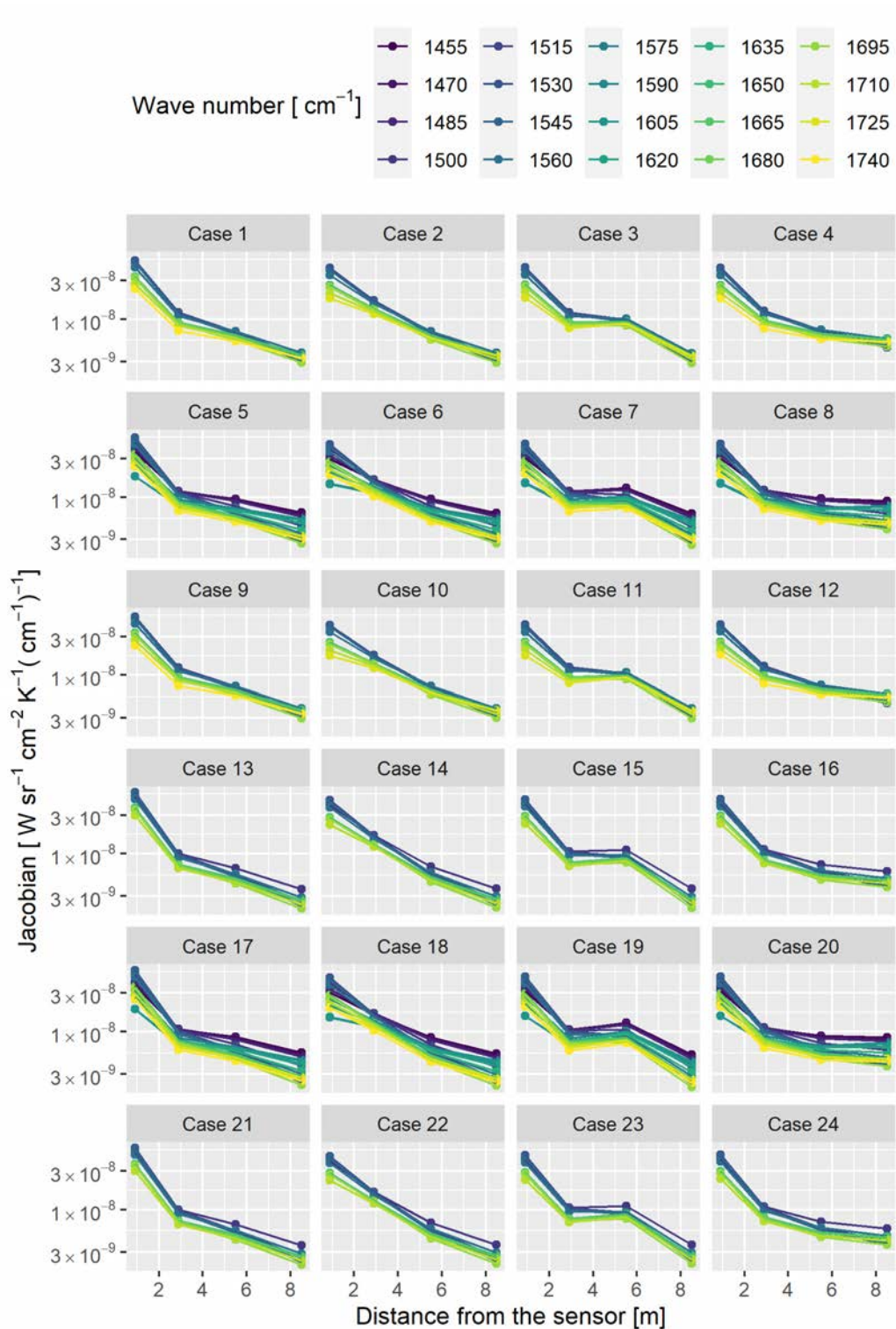


図 6-8 Jacobian.

6.3.4 Averaging kernel

Averaging kernel は、MAP 解に対する事前情報の寄与、観測からの寄与を定量化するための指標である。値が単位行列に近いほど、事前情報の影響は小さく、観測の影響は大きくなる。第 1 層 (図 6-9 のピンクの線) の Averaging kernel をみると MAP 解は、第 1 層の重み (つまり、x 軸が 0.9 m の位置) が一番大きかった。これは、第 1 層の MAP 解は正則化により 1-4 層目のすべての温度の影響を受けるが、第 1 層の温度の影響が最も大きいことを示している。一方で、第 2 層から第 4 層の Averaging kernel (図 6-9 の緑、青、紫の線) にも、第 1 層がピーク (x 軸が 0.9 m の位置) になっているものがあつた。これは、第 2 層から第 4 層は、第 1 層に比べて逆推定が困難であることを示している。ここで重要な発見は、第 2 層から第 4 層まで、各層にピークが現れる場合があつたことである (緑色の線は x 軸の 2.9 m にピークがあり、青色の線は 5.5 m にピークがあり、紫の線は 5.5 m にピークがあるケースが該当する)。第 2 層は Case 2, 6, 14, 18, 第 3 層は Case 1, 3, 5, 7, 11, 15, 17, 19, 第 4 層目は Case 4, 8, 16, 20 がそれに該当する。これらのケースのほとんどでは、事前情報の不確実性は 30 K であつた。つまり、smoothing error が比較的小さく、観測の寄与が大きかった (Averaging kernel の対角成分の和である DOFS が大きかった)。特に、チャネルの数が多い場合 (Case 5-8 および 17-20) は DOFS が大きい傾向があつた。

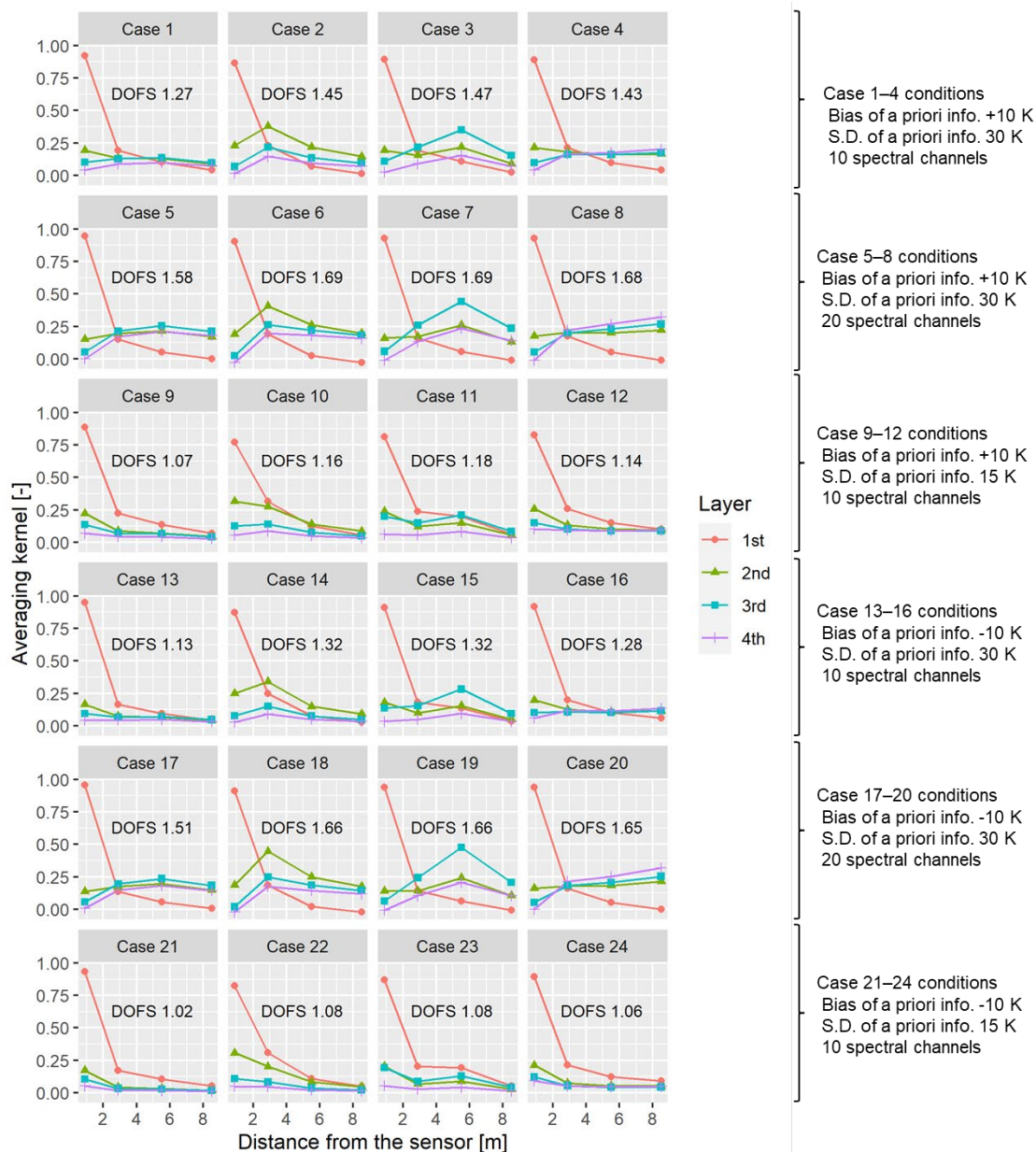


図 6-9 各ケースの Averaging kernel.

6.4 考察

6.4.1 事前情報の不確実性が逆推定に与える影響

室内にヒートソースが存在 (e.g., データセンターのサーバー等) すると, ヒートソースが存在しない室に比べて気温分布の不確実性が增大する可能性がある. 不確実性が大きくなるということは, MAP法において正則化が弱くなることに相当する. このような条件下でも本手法が建築空間において有効であるか確認した.

本実験では, 事前情報の不確実性は事前分布の分散・共分散行列 \mathbf{S}_a (空間相関は考慮していないため, 対角行列となる) で与える. \mathbf{S}_a の対角成分の平方根を 30 K (Case 1-4, 13-16)や 15 K (Case 9-12, 21-24) など, 不確実性が第4章の実験よりも大きい場合でも, 加熱領域の MAP 解は他の層の MAP 解よりも高く, 局所的なヒートソースの存在を捉えることに成功した (図 6-5). さらに, バス全体の RMSE は, 事前分布の RMSE の 10 K から, MAP 解の RMSE の 5.5 K に改善された (RMSE は 45% 改善した. 表 6-4). 第4章では, 不確実性がより小さい状況を想定して, \mathbf{S}_a の対角成分の平方根が 3 K または 5 K で与えた場合, バス全体の RMSE は 2.1 K から 1.3 K に改善した (RMSE は 38% 改善した). この結果は, 室内にヒートソースがあり室温に対する不確実性が高い状況においても, この手法が有効であることを示している. ただし, 建築空間に適用するには, 精度のさらなる向上が必要である (一般的に室温測定の精度は 1 K 以下であることが望ましい). この改善点については, 「6.4.4 本実験の限界」で述べる.

事前分布の不確実性が大きい Case 1-4 および 13-16 と, 比較的小さい Case 9-12 および 21-24 を比較すると, 前者の RMSE は 10.0 K から 5.3 K に減少し (47% 改善), 後者の RMSE は 10 K から 6.2 K (38% 改善) に減少した. 先験的な不確実性が小さいということは, 逆推定した気温 (i.e., MAP 解) への先験情報の寄与が大きいことを意味する. したがって, 本実験では事前情報の不確実性が大きいほうが, MAP 解への観測の寄与が大きく, RMSE の削減に貢献したと考えられる.

先験的な情報により, 気温の確率分布が設定される. 本実験では, パラメータが平均と分散 (標準偏差の二乗) である (多変量) 正規分布を使用した. 実際の建築空間では, 正規分布の平均値を, 建築設計条件から推定することができるだろう. データセンターの場合, ホットアイルとコールドアイルの温度は設計仕様によって決まる. こ

のケーススタディでは、ヒートソースの事前情報の平均値 x_a として 40 °Cと 60 °Cを設定した。標準偏差のサイズは正規化の強さに対応する。このケーススタディでは、事前情報がほとんどないこのような条件下での適用可能性を明確にするために、標準偏差を 15 K または 30 K に設定した。

6.4.2 ヒートソースの位置が逆推定に与える影響

真の気温に対する MAP 法の感度は、センサーからの距離に依存する。センサーからの距離が近いほど感度が高いが、ヒートソースの場所に依存せず、MAP 解は加熱領域の温度に感度をもっているか確認した。

空調制御への応用を考える場合、空間全体の温度よりも、ヒートソースによって高温になった所の温度を取得することが重要であることがよくある。加熱領域のみの RMSE_i は、24 ケースのうち 2 ケース (Case 1 と Case 9) で悪化した。ほとんどのケース (24 ケース中 22 ケース) で改善した (図 6-5・表 6-4)。これは、パス内に局所的なヒートソースがある状況でも、局所的な温度変化を捉えることができる可能性を示している。

Case 1 と Case 9 の RMSE_i が事前分布よりも悪化した理由について考察する。MAP 解は観測と事前情報の両方の影響を受けるため、観測にバイアスがなければ、MAP 解は事前情報と真の温度の間に収まる可能性が高い。しかし、Case 1, 5, 9 の第 1 層では、事前情報が真の温度よりも高いにもかかわらず、MAP 解は真の温度よりも低くなった。このバイアスの原因としては、観測機器によるバイアス (電気ノイズなど)、放射伝達計算 (Jacobian 計算など) のバイアス、モデルパラメータ (水蒸気など) が考えられる。ここでさらに追加のシミュレーションを行って原因を考察する。Case 1-4 を対象に、観測輝度を実測値の代わりに MODTRAN のシミュレーション値を用いて MAP 解を推定した (図 6-10)。ここで青点線は放射伝達シミュレーションで設定した気温である。MODTRAN の空間離散化の制約により、MODTRAN の設定値は真値に一致させていない。観測輝度は温度計で測定した値が真値だとすると、真値よりもすべてのケースで MODTRAN のほうが低くなるように設定している。ここで 1 層目を高温化した、Case 1a は Case 1 と同様に 1 層目が低く推定されている。MODTRAN で設定した青点線に MAP 解が一致しており、1 層目は MODTRAN の設定に対して正確に推定できていることがわかる。このことから、1 層目に MAP 解が低く推定されるの

は、分光放射計の測定値に全体的に低く測定される計測バイアスがあり、1層目がその影響を最も受けているからだと考えられる。

なお2層目以降を高温化したケースではMODTRANで設定した気温よりも事前分布に近い。Averaging kernel だけでは各層に感度がみられたものの、1層目よりは相対的に小さく、事前分布の影響が大きくなったものと考えられる。

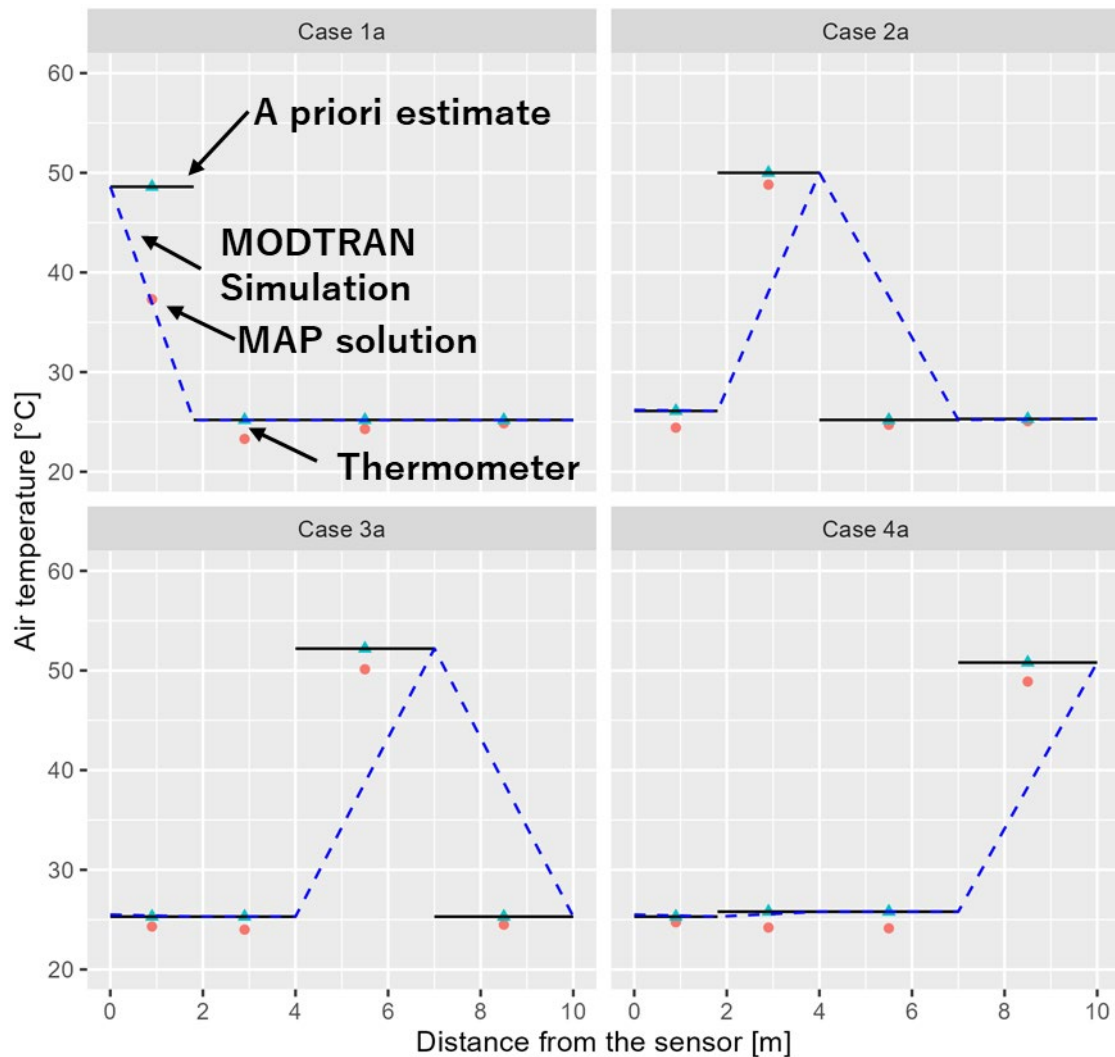


図 6-10 1層目に低いMAP解が推定される傾向を分析するための追加実験。Case1~4を対象に、観測輝度を実測値の代わりにMODTRANによりシミュレーション値を用いた。青点線は放射伝達シミュレーションで設定した気温。MODTRANの空間離散化の制約により、MODTRAの設定値は真値に一致させていない。

4章でも明らかになったように、一般的に実際の気温分布に対する MAP 解の感度は、分光放射計からの距離が増加するにつれて低下する。しかし、図 6-9 で示したとおり、加熱領域の MAP 解は、感度が高い傾向がみられた(加熱された層の Averaging kernel はその層で最大値を示した)。特に正則化が弱い条件においてその影響は顕著であった。実際、RMSE_i は、事前情報の不確実性が 15 K の場合よりも、30 K の場合の方が小さい傾向があった(チャンネルの数が 10 の場合、RMSE_i の平均値はそれぞれ 4.8 K と 5.4 K であった)。加熱領域の Averaging kernel がその層で最大値を持つ理由は、加熱領域の位置が事前に与えられていたためだと思われる(i.e., \mathbf{x}_a が真の温度より 10 K 高いもしくは低く設定した)。したがって、あらかじめヒートソースの位置が大まかにわかっている状況においては、本手法は局所的な温度変化を捉えることができる。実際の建築空間においても、ヒートソースの位置がわかっていることは珍しくない。例えばデータセンターであればどこにサーバーがあるかは、あらかじめわかっているだろう。

6.4.3 分光放射計のチャンネル選択数が逆推定に与える影響

分光放射計は、複数のチャンネルを使用して放射輝度を測定できる。チャンネル数を増やすことは推定精度を向上させることができるか考察する。

先行研究では必要以上に多くのチャンネルを使用すると、MAP 解にバイアスが生じる可能性があることが指摘されている[65,75]。この実験では、チャンネル数を 10 (Case 1-4, 9-16, 21-24)と 20 (Case 5-8, 17-20)にした場合のケーススタディを実施した。同じ条件で、チャンネルの相互情報量を比較すると、20 のチャンネルを持つケース (Case 5-8, 17-20) の方が、10 チャンネルを持つケース (Case 1-4, 13-16) よりも情報量が多いという結果が得られた (図 5-6)。DOFS (Averaging kernel の対角成分の和) に関しても、チャンネルが 20 の場合は、10 の場合よりも高くなる傾向があった。これも、使用されるチャンネルの数が増加するにつれて、実際の温度情報が増加することを意味している。

しかし、相互情報量や DOFS は、観測誤差が平均 0 (バイアスがない) で正規分布するという仮定の下で計算されている。したがって、観測にバイアスがある場合、相互情報量や DOFS だけでは適切に評価することが困難である。本研究では、Case 1 と 5, Case 2 と 6, Case 4 と 8, および Case 13 と 17 において、チャンネル数が 10 の場合よりも 20 の場合の方が、RMSE が減少した。一方で、Case 3 と 7, Case 14 と 18,

Case 15 と 19, および Case 16 と 20 では, 逆の傾向が観察された. $RMSE_i$ をみると, ほとんどのケースで, 20 チャンネルが使用された場合よりも 10 チャンネルが使用された場合の減少が顕著であった. チャンネルの数が MAP 解の $RMSE$ に与える影響は, 観測条件に依存する. ただし, この研究のように, 空間スケールが約 10 m でスペクトル分解能が低い分光放射計の場合は, 約 10 個のチャンネルで十分と考えられる.

今回の実験で使用した熱赤外分光放射計は広範囲の波長を測定するため高価 (数千万円) であり, 実際の建築空間で使用するのは困難である. しかし, 必要な波長を絞ることで, より小型で安価なセンサーに置き換えることが可能になるだろう.

6.4.4 本実験の限界

本実験の限界について考察する. まず空間の離散化について考察する. 本実験では空間離散化と加熱領域が完全には一致していない (図 6-1). 空間離散化と加熱領域 (発泡ポリスチレンフォームの筐体) の長さは, 最初の層では同じであったが, 他の層では異なっていた (例えば, 第 4 層ではそれぞれ 3 m と 1.8 m). 図 6-5 に示す温湿度計での観測値は, 加熱領域の中心で測定した温度である. したがって, 温湿度計での観測値は, 離散化された実際の層の平均値温度よりも高い可能性がある. ただし, 真値が低くなった場合に $RMSE$ が増加するのは, Case 4, 10, 11, 12 のみである. したがって, 安全側で計算されているケースの方が多いため, 全ケースの平均 $RMSE$ も安全側で算出されていると解釈できる.

次に, 事前情報について考察する. 「6.4.2 ヒートソースの位置が逆推定に与える影響」で述べたような, 本実験では加熱領域の位置を事前に知っていることが重要であった. これは, 建築の設計図などからヒートソースの位置があらかじめわかっている状況も多いと考えられ, 不合理な前提条件ではない. しかし, 状況によっては加熱領域の正確な位置を設定することが難しい場合がある. たとえば, データセンターでは, サーバーや空調装置の動作条件などの非定常要因によって温度分布が変化する可能性がある [76,77]. 当然のことながら, あらかじめ温度分布を方程式として仮定する方法 [78,79] は適用できない. 図 6-9 は, 分光放射計から遠ざかるほど Averaging kernel が小さくなり, 遠方の温度を逆推定することが困難になることを示している. これらの課題に対して考えられる解決策は, ノイズやバイアスが低い分光放射計を使用することであるが, これはポータブル性能や市販であることの利点を損なってしまう.

本実験で用いた機器を複数台利用して測定方法を工夫することで解決できる可能性がある。具体的には、対象のパスの両側からの観測することで、相互に情報を補完することが期待できる。

次に利用した波長帯に対して考察する。逆推定に使用したチャンネルは水蒸気の吸収波長範囲である $1455\text{--}1740\text{ cm}^{-1}$ であった。熱赤外線領域には、約 666 cm^{-1} 付近に二酸化炭素の吸収帯がある。このバンドは、大気中の二酸化炭素の時空間変動が水蒸気よりも小さいため、衛星から気温の垂直分布を取得するためによく利用されてきた [62,63]。このバンドは、本実験の分光放射計の仕様により、測定されたスペクトルにはほとんど含まれていなかった。今回の結果は、逆推定に使用されるチャンネルの数を増やしても精度が向上しないことを示している。今後は、より長波長の測定が可能な分光放射計が利用できれば、より精度向上が期待できる。

次に本研究では、境界面の表面温度と放射率が既知であると仮定した。特に表面温度に関しては実際の測定では不明な場合が多いだろう。分光放射計のみを使用して境界表面温度を取得できるスプリットウィンドウ法 [69,70] という方法があり、本手法にも組み合わせることができると思われる。

最後に、この研究における加熱領域は約 $50\text{ }^{\circ}\text{C}$ であり、これは人が滞在していないサーバールームのホットアイルや工場などでみられる環境である。原理的には、この方法はより低いヒートソースでも適用できると考えられるが、さらなる検証が必要である。分光放射計からどれだけ離れた場所の温度を逆推定できるかは、分光放射計の仕様と事前情報などによって異なる。6章の実験では、第2層以降の感度は、加熱領域の位置をあらかじめ知っているということが重要であった。層が高温であれば、より多くの放射エネルギーが存在するため、その層に関するより多くの情報が得られると考えられる。ただし、4章の感度解析で明らかにしたように、付録 A に示すようなより高い波長分解能をもった分光放射計を用いることで、事前にヒートソース/シンクの場所が明らかでない場合でも、遠方の気温に関する取得できる可能性がある。

6.5 まとめ

本章では「熱赤外分光放射計を用いた実験を行い、観測パスの途中にヒートソースがある状況で気温分布を逆推定できるか?を明らかにする。」というリサーチクエストションに対して以下の知見を得た。

- ・ 局所的なヒートソースがある場合は事前分布の不確実性が高くなることが想定される。事前情報の不確実性が 5 章に比べ大きい場合でも、逆推定により誤差を低減することに成功した。温度分布の RMSE の減少は、事前分布の不確実性 (S_a の対角成分の平方根) が 15 K の場合よりも 30 K の場合の方が大きく、そのとき RMSE は 10 K から 5.3 K に減少した。
- ・ ヒートソースの位置が事前にわかっている場合は、ヒートソースが第 2 層から第 4 層にある場合でも (特に事前の不確実性が大きい場合)、MAP 解は加熱領域に感度があった。加熱領域の RMSE は 10 K から 4.8 K に減少した。
- ・ 逆推定に利用したチャンネル数はパス全体の RMSE に対して一貫した傾向を与えなかったが、加熱層の RMSE は 10 チャンネルの場合の方が小さくなった。この研究では、チャンネル数は 10 チャンネルで十分であった。

6 章の結果は、局所的なヒートソースを備えた空間の気温分布を遠隔で測定できる可能性を示している。(たとえば、建築空間であればデータセンターのホットアイルや空調室外機からのショートサーキットの監視などが考えられる。都市気象の観測であれば、ヒートアイランドの現象の観測が考えられる.)

第 7 章 結論

7.1 本研究の総括

建築分野において気温分布を遠隔から観測する実用的な手法は提案されていない。またリモートセンシング分野で用いられている気温分布の測定手法が建築スケールでの水平気温分布逆推定に対して実現可能かどうかは自明でない。そこで本研究では、「**建築空間において、熱赤外リモートセンシングによって観測した分光放射輝度により気温分布の逆推定が可能かどうか？また可能な場合はその条件は何か？**」という問いに答えることを博士論文全体にわたる目的とした。

まず 2 章では、本章では、空気中の放射伝達過程の概要を述べ、本研究の対象とする熱赤外域の放射達では水蒸気と二酸化炭素を考慮することが重要であることを示した。また放射伝達の支配方程式である放射伝達方程式を導出し、その方程式から、本研究に用いる分光放射計に入射するエネルギーである観測方程式を定式化した。また透過率の位置の変化率と各位置の気温のプランク関数の積が観測機に入射するエネルギーの空気からの寄与を表すことを示した。透過率の変化率を衛星リモートセンシング分野のものと短いパスの水平観測の場合で比較し、異なることを明らかにした。水平観測の場合、観測機からの距離が離れるにつれ単調減少していた。これは水平観測においては観測機から離れるにつれ、気温を求めるのが難しくなることを示している。ただし、透過率の変化率の減少の程度は波長によって異なっており、これを組み合わせることで、遠隔の情報を取得できる可能性があるという、本研究の着想を示した。次章の逆推定アルゴリズムの定式化のために、観測方程式の行列記法を導入した。観測方程式を温度で微分した Jacobian の本研究における取り扱いについて述べた。

次に 3 章では、本研究において最小二乗法が使用できないことを指摘した。この原因を数学的に解釈すると、最小二乗解を Jacobian の右特異ベクトルの線形結合で表現した際に係数の分母に現れる特異値が小さくなりすぎるからであることを示し、また物理的に解釈すると、多くのチャンネルで観測しても、観測できるものが似ており、誤差がある環境では、実質的に情報が増えないからであることを示した。次に Rogers

(2000) [51]を参考に本研究で用いるアルゴリズムである MAP 法について述べた。MAP 法は観測前に気温について分かっている確率的な情報を用いて解を正則化させる方法であり、ベイズの定理で計算できる事後確率分布が最大となるものを解とする。本研究ではガウス・ニュートン法の収束計算により MAP 解を求めることを述べた。また MAP 解の解釈に RMSE だけでは不十分なことを指摘し、事前分布からの影響を量的に把握する指標である Averaging kernel と degrees of freedom of signal (DOFS)を導入した。また MAP 解の共分散行列を事前分布によって平滑化されることによる寄与と観測誤差による寄与とに分離できることを示した。最後に、具体的な MAP 法の実装方法について述べた。

次に4章では「**放射伝達シミュレーションによって、熱赤外分光放射計を用いた建築スケールの気温分布逆推定の実現可能性やその特性を明らかにする。**」というリサーチクエストionsに対して以下の知見を得た。

- ・ 建築スケール ($10\sim 10^3\text{m}$) でも、MAP 法を適用することで鋭敏性が問題にならず気温分布を推定できる可能性があることをシミュレーションにより明らかにした。
- ・ 空間離散化を変更しても自動的に事前分布による正則化が強くなるため、誤差の鋭敏性への対応という観点からは空間の離散化方法に関して過度に配慮する必要はない。ただし、空間の離散化を Averaging kernel の行方向成分の合計が等しくなるように離散化を工夫することで、各層の観測からの寄与が同じになるように近づけることができる。これにより、離散化の間隔をみることで直感的に観測からの情報の多寡を判断できる点で有用である。
- ・ 対象の距離に関して 100 m と 1000 m ではほぼ同程度の推定精度が得られた。ただし 10 m と距離が極端に短い場合は観測の精度がやや下がることが明らかになった。
- ・ 波長分解能を上げるとより観測からの情報が増える。特に FWHM が 1cm^{-1} の場合は 5 層全てに感度が確認できる理想的な状態であった。一方で観測の情報が増えたことにより、観測誤差の影響を強く受けるようになっており、標準ケースと比較して RMSE は逆に悪化していた。チャンネル選択などを慎重に行い、不必要なチャンネルを減らすことが有効だと思われる。
- ・ ランダム誤差は少ないほうがよいものの、ランダム誤差 5%が 10%に増える程度

では大きな影響はない。一方で観測バイアスは致命的な影響があるため十分に注意する必要がある。

- ・ Jacobian 作成時の水蒸気のバイアスに関しては逆推定に大きな影響があるため、十分に注意する必要がある。一方で二酸化炭素のバイアスは逆推定に比較して影響は小さく、水蒸気より二酸化炭素の波長帯の方が逆推定にとって良好な性質を有するといえる。
- ・ 真の気温分布に温度差があっても、温度差がない状況と同様に推定できる。

次に5章では「**熱赤外分光放射計を用いた実験を行い、温度差のある2つの建築空間の気温分布の逆推定に関する実現可能性を明らかにする。**」というリサーチクエストジョンに対して以下の知見を得た。

- ・ 市販の熱赤外分光放射計で建築スケール（17～20 m）の温度差ある2つの空間を想定した実験を行った。まず放射伝達シミュレーションを用いて Jacobian を計算し、これを用いて観測された放射輝度から気温分布を逆推定した。気温の逆推定に対する事前分布の影響を確認するために、ケーススタディを実施した。全ケースの事前情報の平均 RMSE は 2.1 °Cであったが、MAP 解の RMSE は 1.3 °Cと、RMSE が 38%減少した。事前分布の設定によらずすべてのケースで観測前より RMSE が減少した。また、温度差のある2つの空間の分布のステップ変化のプロファイルを再現できていた。
- ・ この分光放射計（FWHM が約 30cm^{-1} ）では5層の内、センサーに近い1層目には感度が見られた。
- ・ 一方で、2層目以降は感度がみられなかった。したがって2層目以降で空間の分布の形状を再現できたのは、事前分布からの寄与が支配的であった。
- ・ 観察方法の工夫により、遠方の情報を補うことができる可能性がある。例えば、ヒートアイランド現象のような都市気象を対象とする場合、いくつかの建物の屋上にわけて複数の分光放射計を設置できる。屋内環境（特にスタジアムやドームなどの広い空間）では、向かい合う壁の両側に設置できる。

最後に6章では「**熱赤外分光放射計を用いた実験を行い、観測パスの途中でヒートソースがある状況で気温分布を逆推定できるか？を明らかにする。**」というリサーチクエストジョンに対して以下の知見を得た。

- ・ 局所的なヒートソースがある場合は事前分布の不確実性が高くなることが想定さ

れる。事前情報の不確実性が5章に比べ大きい場合でも、逆推定により誤差を低減することに成功した。温度分布のRMSEの減少は、事前分布の不確実性 (S_a の対角成分の平方根) が15 Kの場合よりも30 Kの場合の方が大きく、そのときRMSEは10 Kから5.3 Kに減少した。

- ・ ヒートソースの位置が事前にわかっている場合は、ヒートソースが第2層から第4層にある場合でも（特に事前の不確実性が大きい場合）、MAP解は加熱領域に感度があった。加熱領域のRMSEは10 Kから4.8 Kに減少した。
- ・ 逆推定に利用したチャンネル数はパス全体のRMSEに対して一貫した傾向を与えなかったが、加熱層のRMSEは10チャンネルの場合の方が小さくなった。この研究では、チャンネル数は10チャンネルで十分であった。

以上の結果をまとめると、博士論文全体の問いに対して以下のことを明らかにした。

- ・ 建築空間の温度差ある空間において、観測前に観測対象の気温について知っている確率的な情報（事前情報）と比較して、熱赤外リモートセンシングによる逆推定を実施することにより、対象の気温分布に関して確率的な不確かさが減少することを確認した。具体的には、温度差ある2つの空間を対象として事前情報の標準偏差を3 Kもしくは5 Kで与えた場合は観測前と比較してRMSEが平均で38%減少し、観測パスの途中にヒートソースがある空間を対象として標準偏差を15 Kもしくは30 Kで与えた場合は観測前と比較して平均で45%減少した。
- ・ 局所的なヒートソースが存在する空間で、そのヒートソースの位置が事前に明らかな状況であれば、FWHMが約 30 cm^{-1} の分光放射計であっても、遠隔に気温の感度が得られる。
- ・ 建築空間でヒートソースの位置に関する事前情報の制約なく気温分布を逆推定するにはFWHMを 1 cm^{-1} まで解像度を上げる必要がある¹²。

7.2 今後の課題

本研究で明らかにした今後の課題を列挙する。

- 境界面の情報

¹² なお環境省が運用するGOSATの波長分解能は 0.2 cm^{-1} 程度。

本研究では境界面の温度および放射率を既知として扱った。建築空間や都市空間に本手法を適応する場合に必ずしもこの前提が成り立つとは限らない。そのような場合、Split-window 法とよばれる手法を用いて表面温度を決定できる可能性がある。

- 分光放射計

利用可能な分光放射計の制約で本実験では水蒸気の波長帯を用いており、また波長分解能が必ずしも高くなかった。4章の感度解析では二酸化炭素の波長帯（15 μm ）がバイアスに強く、波長分解能を向上させるとヒートソースの位置の制約なく遠方の気温分布を逆推定できる可能性があるため実験による確認が必要である。一部の分光放射計は4章の感度解析で検討した FWHM 1 cm^{-1} 満たしており観測波長として 15 μm もカバーしている（付録 A 参照）。また、分光放射計は現状では高価であるが、限られた波長しか使用しなくてよいため機器の低廉化を検討することも重要である。

- 事前分布の与え方

本研究では、事前分布を性質のよい正規分布として機械的に与えた。基礎的検討のため、機械的に与えた場合の MAP 解の挙動をみるのが重要だと考えたからである。しかし、実用を考えた場合に必ずしも正規分布が最適とは限らない。3章で提示した Gauss-Newton 法を用いるアルゴリズムは正規分布以外にそのまま適用することはできない。正規分布以外に MAP 法を用いる場合、マルコフ連鎖モンテカルロ法（Markov chain Monte Carlo methods; MCMC）を使用する方法があるが、その場合 Averaging kernel や Degree of freedom for signal は計算できない。

- 観測の工夫の検討

今後、より具体的な測定状況の想定により、工学的な測定の工夫について検討を進めることができる。例えば都市気象の観測であれば、「7.1 本研究の総括」で述べたようにビルの両側から角度を変えて計測することで水平分布に限らず 3 次元的な気温分布に関しても取得ができる可能性がある。両側から計測することで遠方になるほど情報の取得が難しいという原理的な弱点を補うことができるため有効である（図 7-1）。

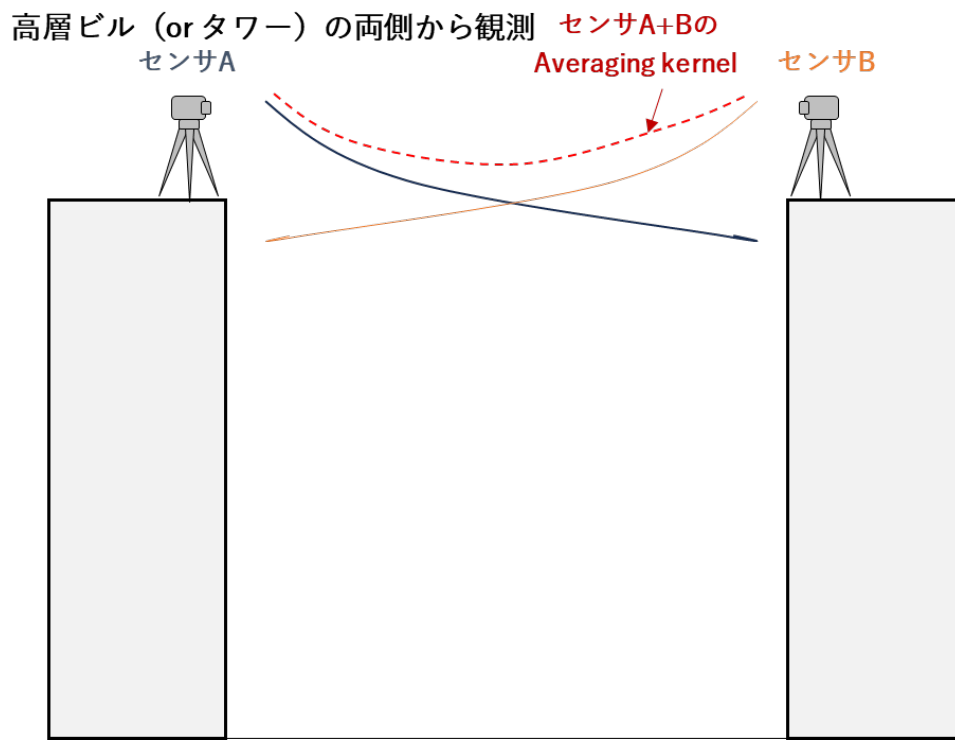


図 7-1 観測の工夫により Averaging kernel が改善する可能性を示す模式図.

参考文献

- [1] M. Taleghani, M. Tenpierik, S. Kurvers, A. Van Den Dobbelsteen, A review into thermal comfort in buildings, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 26 (2013) 201–215. <https://doi.org/10.1016/J.RSER.2013.05.050>.
- [2] G.A. Ganesh, S.L. Sinha, T.N. Verma, S.K. Dewangan, Investigation of indoor environment quality and factors affecting human comfort: A critical review, *Build Environ* 204 (2021) 108146. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2021.108146>.
- [3] S. Tham, R. Thompson, O. Landeg, K.A. Murray, T. Waite, Indoor temperature and health: a global systematic review, *Public Health* 179 (2020) 9–17. <https://doi.org/10.1016/J.PUHE.2019.09.005>.
- [4] 多和田友美, 伊香賀俊治, 村上周三, 内田匠子, 上田悠, オフィスの温熱環境が作業効率及び電力消費量に与える総合的な影響, *日本建築学会環境系論文集* 75 (2010) 213–219. <https://doi.org/10.3130/aije.75.213>.
- [5] H. Kusaka, K. Nawata, A. Suzuki-Parker, Y. Takane, N. Furuhashi, Mechanism of precipitation increase with urbanization in Tokyo as revealed by ensemble climate simulations, *J Appl Meteorol Climatol* 53 (2014). <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-13-065.1>.
- [6] K. Oka, Y. Honda, V.L.H. Phung, Y. Hijioka, Prediction of climate change impacts on heatstroke cases in Japan's 47 prefectures with the effect of long-term heat adaptation, *Environ Res* 232 (2023) 116390. <https://doi.org/10.1016/J.ENVRES.2023.116390>.
- [7] N.D. Miranda, J. Lizana, S.N. Sparrow, M. Zachau-Walker, P.A.G. Watson, D.C.H. Wallom, R. Khosla, M. McCulloch, Change in cooling degree days with global mean temperature rise increasing from 1.5° C to 2.0° C, *Nature Sustainability* 2023 6:11 6 (2023) 1326–1330. <https://doi.org/10.1038/s41893-023-01155-z>.
- [8] 日本建築学会, 室内温熱環境測定規準・同解説, 丸善, 2008. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA85800971> (accessed January 14, 2017).
- [9] D. Cabib, S. Shapira, M. Lavi, A. Gil, U. Milman, SR-5000N design:

- Spectroradiometer's new performance improvements in FOV response uniformity (flatness) scan speed and other important features, in: Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2011. <https://doi.org/10.1117/12.884197>.
- [10] T.R. Oke, Boundary layer climates, 2nd ed, Routledge, 1987. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA03465004> (accessed February 2, 2017).
- [11] 近藤純正, 地表面に近い大気の科学, 東京大学出版会, 2000.
- [12] 空気調和・衛生工学会, 空気調和・衛生工学便覧, 第13版, 空気調和・衛生工学会, 丸善 (発売), 2001. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA55165932> (accessed January 30, 2017).
- [13] M. Mauder, R.L.L. Desjardins, Z. Gao, R. Van Haarlem, M. Mauder, R.L.L. Desjardins, Z. Gao, R. van Haarlem, Errors of Naturally Ventilated Air Temperature Measurements in a Spatial Observation Network, J Atmos Ocean Technol 25 (2008) 2145–2151. <https://doi.org/10.1175/2008JTECHA1046.1>.
- [14] 近藤純正, 大気境界層の科学: 大気と地球表面の対話, 東京堂出版, 1982. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BN00700132> (accessed February 3, 2017).
- [15] 梅干野晁, 押尾晴樹, 熱画像による環境の可視化: 環境計測の原理と事例(第1回) 赤外線計測で何が見えるか, オプトロニクス 32 (2013) 182–188. <http://ci.nii.ac.jp/naid/40019674846/> (accessed April 22, 2016).
- [16] J. Sundberg, Use of thermography to register air temperatures in cross sections of rooms and to visualize the airflow from air-supply diffusers, in: L.R. Allen (Ed.), International Society for Optics and Photonics, 1993: pp. 61–66. <https://doi.org/10.1117/12.141988>.
- [17] M.B. Dufour, D. Derome, M. Tardif, R. Zmeureanu, Measurement of air temperature using infrared thermography in rooms equipped with UFAD systems in cold climate, in: Building Physics in the Nordic Countries, Copenhagen, 2008.
- [18] F.B. Djupkep Dizeu, X. Maldague, A. Bendada, E. Grinzato, P. Bison, A hybrid, infrared thermography: heat diffusion equation, method for the 3D air-temperature measurement, in: M. Safai, J.R. Brown (Eds.), International Society for Optics and Photonics, 2011: p. 80130A. <https://doi.org/10.1117/12.882639>.

- [19] 気象庁, 地域気象観測システム (アメダス), (n.d.). <http://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/amedas/kaisetsu.html> (accessed February 11, 2017).
- [20] 横山仁, 安藤晴夫, 山口隆子, 夏期における東京都区部のヒートアイランドの実態について—2002年~2004年におけるMETROS観測結果, 東京都環境科学研究所年報 2005 (2005) 3–9. <http://ci.nii.ac.jp/naid/40007341659/> (accessed January 31, 2017).
- [21] K. Kameno, Y. Nagatani, T. Karasawa, K. Umeki, T. Honjo, T. Mikami, Characteristics of heat island effect in Kanto Area analyzed with METROS data, 日本農業気象学会大会講演要旨 9 (2009) 178–178. <https://doi.org/10.14877/agrmet2.sp09.0.178.0>.
- [22] UCO Berlin, Urban Climate Observation Network, (n.d.). <https://uco.berlin/en/towers> (accessed February 27, 2025).
- [23] 二宮洗三, 気象観測とデータ (気象のABC-No.21), 天気 60 (2013) 37–42. <http://ci.nii.ac.jp/naid/110009578610/> (accessed February 3, 2017).
- [24] 中島健, 仲吉信人, 定点観測と移動観測による複数の平均放射温度測定手法の精度検証, 土木学会論文集 B 1 (水工学) 74 (2018) I_241-I_246. https://doi.org/10.2208/JSCEJHE.74.I_241.
- [25] H. Oshio, K. Chen, T. Asawa, Airborne and Terrestrial Observations of the Thermal Environment of Urban Areas Surrounding a High-Rise Building during the Japanese Winter, Sensors 2020, Vol. 20, Page 517 20 (2020) 517. <https://doi.org/10.3390/S20020517>.
- [26] 高山成, 山本晴彦, 張継権, 岩谷潔, 王斐, 原田陽子, 兼石篤志, 土谷安司, 森博隆, 都市ヒートアイランド実態調査のための移動気象観測法の開発および中国長春市における適用, 日本建築学会技術報告集 15 (2009) 827–832. <https://doi.org/10.3130/aijt.15.827>.
- [27] 河村武, 自動車による気温の移動観測について, 天気 4 (1957) 13–16. <http://ci.nii.ac.jp/naid/10007499379/> (accessed January 31, 2017).
- [28] 東京スカイツリー 研究拠点 (国立環境研究所), (n.d.). <https://www.tokyo-skytree.jp/about/study/nature.html> (accessed January 31, 2025).

- [29] Netatmo, Netatmo Weathermap, (2024). <https://weathermap.netatmo.com/> (accessed October 28, 2024).
- [30] 気象庁, ラジオゾンデによる高層気象観測 | 気象庁, (n.d.). <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/upper/kaisetsu.html> (accessed January 31, 2025).
- [31] L.D. Kaplan, Inference of Atmospheric Structure from Remote Radiation Measurements, *J Opt Soc Am* 49 (1959) 1004–1007. <https://doi.org/10.1364/JOSA.49.001004>.
- [32] D.Q. Wark, On indirect temperature soundings of the stratosphere from satellites, *J Geophys Res* 66 (1961) 77–82. <https://doi.org/10.1029/JZ066i001p00077>.
- [33] G. Yamamoto, Numerical method for estimating the stratospheric temperature distribution from satellite measurements in the CO₂ band, *Journal of Meteorology* 18 (1961) 581–588. [http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/1520-0469\(1961\)018%253C0581:NMFETS%253E2.0.CO%253B2](http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/1520-0469(1961)018%253C0581:NMFETS%253E2.0.CO%253B2) (accessed July 13, 2016).
- [34] D.Q. Wark, D.T. Hilleary, Atmospheric temperature: successful test of remote probing., *Science* (1979) 165 (1969) 1256–1258. <https://doi.org/10.1126/science.165.3899.1256>.
- [35] R.A. Hanel, B. Schlachman, F.D. Clark, C.H. Prokesh, J.B. Taylor, W.M. Wilson, L. Chaney, The nimbus iii michelson interferometer, *Appl Opt* 9 (1970). <https://doi.org/10.1364/AO.9.001767>.
- [36] G.E. Backus, J.F. Gilbert, Numerical Applications of a Formalism for Geophysical Inverse Problems, *Geophys J Int* 13 (1967) 247–276. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.1967.tb02159.x>.
- [37] G. Backus, F. Gilbert, The Resolving Power of Gross Earth Data, *Geophys J Int* 16 (1968) 169–205. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.1968.tb00216.x>.
- [38] G. Backus, F. Gilbert, Uniqueness in the Inversion of Inaccurate Gross Earth Data, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 266 (1970).
- [39] 松浦充宏, 地球物理学におけるインバージョン理論の発展, *地震* 第2輯 44 (1991)

- p53-62. <http://ci.nii.ac.jp/naid/40001526699/> (accessed September 8, 2016).
- [40] C.D. Rodgers, Retrieval of atmospheric temperature and composition from remote measurements of thermal radiation, *Reviews of Geophysics* 14 (1976) 609. <https://doi.org/10.1029/RG014i004p00609>.
- [41] D.D. Jackson, The use of a priori data to resolve non-uniqueness in linear inversion, *Geophys J Int* 57 (1979) 137–157. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.1979.tb03777.x>.
- [42] Y. Yoshida, N. Kikuchi, I. Morino, O. Uchino, S. Oshchepkov, A. Bril, T. Saeki, N. Schutgens, G.C. Toon, D. Wunch, C.M. Roehl, P.O. Wennberg, D.W.T. Griffith, N.M. Deutscher, T. Warneke, J. Notholt, J. Robinson, V. Sherlock, B. Connor, M. Rettinger, R. Sussmann, P. Ahonen, P. Heikkinen, E. Kyrö, J. Mendonca, K. Strong, F. Hase, S. Dohe, T. Yokota, Improvement of the retrieval algorithm for GOSAT SWIR XCO₂ and XCH₄ and their validation using TCCON data, *Atmos Meas Tech* 6 (2013) 1533–1547. <https://doi.org/10.5194/amt-6-1533-2013>.
- [43] C.W. Groetsch, *Inverse problems: activities for undergraduates*, Mathematical Association of America, 1999. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA45064768> (accessed February 2, 2017).
- [44] 上村豊, 逆問題の考え方: 結果から原因を探る数学, 講談社, 2014. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BB17511300> (accessed July 9, 2016).
- [45] J. Hadamard, Sur les problèmes aux dérivés partielles et leur signification physique, *Princeton University Bulletin* 13 (1902) 49–52.
- [46] 円山重直, 光エネルギー工学, 養賢堂, 2004. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA67497689> (accessed February 4, 2017).
- [47] G.W. Petty, *A first course in atmospheric thermodynamics*, Sundog Publishing, 2008.
- [48] 浅野正二, 大気放射学の基礎, 朝倉書店, 2010.
- [49] L.S. Rothman, I.E. Gordon, Y. Babikov, A. Barbe, D. Chris Benner, P.F. Bernath, M. Birk, L. Bizzocchi, V. Boudon, L.R. Brown, A. Campargue, K. Chance, E.A. Cohen, L.H. Coudert, V.M. Devi, B.J. Drouin, A. Fayt, J.-M. Flaud, R.R. Gamache,

- J.J. Harrison, J.-M. Hartmann, C. Hill, J.T. Hodges, D. Jacquemart, A. Jolly, J. Lamouroux, R.J. Le Roy, G. Li, D.A. Long, O.M. Lyulin, C.J. Mackie, S.T. Massie, S. Mikhailenko, H.S.P. Müller, O.V. Naumenko, A.V. Nikitin, J. Orphal, V. Perevalov, A. Perrin, E.R. Polovtseva, C. Richard, M.A.H. Smith, E. Starikova, K. Sung, S. Tashkun, J. Tennyson, G.C. Toon, Vl.G. Tyuterev, G. Wagner, The HITRAN2012 molecular spectroscopic database, *J Quant Spectrosc Radiat Transf* 130 (2013) 4–50. <https://doi.org/10.1016/j.jqsrt.2013.07.002>.
- [50] K.-N. Liou, 大気放射学: 衛星リモートセンシングと気候問題へのアプローチ, 共立出版, 2014.
- [51] C.D. Rodgers, *Inverse Methods for Atmospheric Sounding: Theory and Practice*, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2000.
- [52] A. Berk, G.P. Anderson, P.K. Acharya, L.S. Bernstein, L. Muratov, J. Lee, M. Fox, S.M. Adler-Golden, J.H. Chetwynd, M.L. Hoke, R.B. Lockwood, J.A. Gardner, T.W. Cooley, C.C. Borel, P.E. Lewis, E.P. Shettle, MODTRAN™ 5: 2006 update, in: 2006. <https://doi.org/10.1117/12.665077>.
- [53] 岡本創, 佐藤可織, 酒井哲, 地上からのリモートセンシング (人工降雨・降雪研究の最前線) – (人工降雨・降雪研究を支える基礎研究), 気象研究ノート (2015) 239–278. <http://ci.nii.ac.jp/naid/40020504643/> (accessed January 22, 2017).
- [54] 中川徹, 小柳義夫, 最小二乗法による実験データ解析: プログラムSALS, 東京大学出版会, 1982. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BN00309580> (accessed January 28, 2017).
- [55] P.C. Hansen, *Discrete inverse problems: insight and algorithms*, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2010. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BB01880793> (accessed December 1, 2016).
- [56] 小國健二, 応用例で学ぶ逆問題と計測 = *Inverse problems & instrumentation*, オーム社, 2011. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BB05107658> (accessed December 5, 2016).
- [57] C.M. Bishop, 元田浩訳, 栗田多喜夫訳, 樋口知之訳, 松本裕治訳, 村田昇訳, パターン認識と機械学習: ベイズ理論による統計的予測, 丸善出版, 2012. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BB08641462> (accessed November 1, 2016).
- [58] 金谷健一, これなら分かる最適化数学: 基礎原理から計算手法まで, 共立出版, 2005. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA73524651> (accessed December 5, 2016).

- [59] A. Tarantola, Inverse problem theory and methods for model parameter estimation, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2005. <http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA7272915X> (accessed November 21, 2016).
- [60] W. Menke, Geophysical data analysis: discrete inverse theory, Matlab ed., Academic Press, 2012.
- [61] 高弘川島, 純吉田, 十郎石田, 一男濱田, 洋志須藤, 衛星搭載大気組成観測センサの校正, 計測と制御 50 (2011) 877–882. <https://doi.org/10.11499/SICEJL.50.877>.
- [62] W.G. Rees, Physical Principles of Remote Sensing, Cambridge University Press, Cambridge, 2012. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139017411>.
- [63] W.P. Menzel, T.J. Schmit, P. Zhang, J. Li, Satellite-Based Atmospheric Infrared Sounder Development and Applications, Bull Am Meteorol Soc 99 (2018) 583–603. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-16-0293.1>.
- [64] D. Cabib, H. Orr, Circular variable filters (CVF) at CI, progress and new performance, in: Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2012. <https://doi.org/10.1117/12.974478>.
- [65] N. Saitoh, R. Imasu, Y. Ota, Y. Niwa, CO₂ retrieval algorithm for the thermal infrared spectra of the Greenhouse Gases Observing Satellite: Potential of retrieving CO₂ vertical profile from high-resolution FTS sensor, J Geophys Res 114 (2009) D17305. <https://doi.org/10.1029/2008JD011500>.
- [66] G.P. Brasseur, D.J. Jacob, Modeling of Atmospheric Chemistry, Cambridge University Press, 2017.
- [67] C.D. Rodgers, Information content and optimization of high-spectral-resolution measurements, in: Optical Spectroscopic Techniques and Instrumentation for Atmospheric and Space Research II, 1996: pp. 136–147. <https://doi.org/10.1117/12.256110>.
- [68] G. Allen, S.M. Illingworth, S.J. O’Shea, S. Newman, A. Vance, S.J.B. Bauguitte, F. Marenco, J. Kent, K. Bower, M.W. Gallagher, J. Muller, C.J. Percival, C. Harlow, J. Lee, J.P. Taylor, Atmospheric composition and thermodynamic retrievals from the ARIES airborne TIR-FTS system - Part 2: Validation and results from aircraft campaigns, Atmos Meas Tech 7 (2014) 4401–4416. <https://doi.org/10.5194/amt->

- 7-4401-2014.
- [69] C. Ulivieri, M.M. Castronuovo, R. Francioni, A. Cardillo, A split window algorithm for estimating land surface temperature from satellites, *Advances in Space Research* 14 (1994) 59–65. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(94\)90193-7](https://doi.org/10.1016/0273-1177(94)90193-7).
- [70] J. Wan, Zhengming, Dozier, A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 34 (1996) 892–905. <https://doi.org/10.1109/36.508406>.
- [71] ASHRAE, *Thermal Guidelines for Data Processing Environments*, 5th Ed. | ASHRAE Store, 2021.
- [72] D. Cabib, S. Shapira, M. Lavi, A. Gil, U. Milman, SR 5000N: a new IR spectroradiometer implementation, *Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications IX* 8541 (2012) 854116. <https://doi.org/10.1117/12.974331>.
- [73] CI-Systems, SR-800N: Extended Area Blackbody, (2023). <https://www.ci-systems.com/sr-800n-superior-accuracy-blackbody> (accessed January 21, 2023).
- [74] Christopher M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer New York, 2006.
- [75] V.F. Sofieva, E. Kyrölä, Information approach to optimal selection of spectral channels, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 108 (2003) 4513. <https://doi.org/10.1029/2002JD002980>.
- [76] L. Fang, Q. Xu, T. Yin, J. Fang, Y. Shi, Numerical analysis of layout of air conditioning in data center considering seasonal factors, *Energy Reports* 8 (2022) 1365–1371. <https://doi.org/10.1016/J.EGYR.2021.11.168>.
- [77] Y. Tang, X. Bai, C. Jin, Y. Fu, W. Mao, X. Xu, Experimental and numerical study on the thermal environment of a data center, *Build Environ* 212 (2022) 108741. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2021.108741>.
- [78] E.W. Wong, P.J. Minnett, Retrieval of the Ocean Skin Temperature Profiles from Measurements of Infrared Hyperspectral Radiometers-Part II: Field Data Analysis, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54 (2016) 1891–1904. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2501425>.

-
- [79] Y. Xiao, C. Wan, A. Shahsafi, J. Salman, M.A. Kats, Depth Thermography: Noninvasive 3D Temperature Profiling Using Infrared Thermal Emission, *ACS Photonics* 7 (2020) 853–860. <https://doi.org/10.1021/acsp Photonics.9b01588>.
- [80] 計盛正博, 岡本幸三, ATOVS輝度温度の直接同化, 数値予報課報告・別冊50号 (2004) 93–104.
- [81] 気象庁予報部, 数値予報システムの改良及び今後の改善計画, 数値予報解説資料 44 (2011).

付録 A 主要な熱赤外分光放射計のレビュー

● 分光放射計の例①

この赤外分光計は、主に大気中の物質をリモートセンシングする用途で販売されており、屋外での利用が想定されている。主な仕様は以下の通り。

- ・分光方式：フーリエ変換分光
- ・波長分解能：最高 0.5 cm^{-1}
- ・スペクトルレンジ： $700\text{--}3800 \text{ cm}^{-1}$ ($14.2\text{--}2.63 \text{ }\mu\text{m}$)
- ・サイズ： $400\text{mm} \times 360\text{mm} \times 270\text{mm}$
- ・重量：18kg



図 A-1 分光放射計の例① (画像出典：BRUKER 社 EM-27)

● 分光放射計の例②

この赤外分光計は、主に対象の物体の材料を遠隔から調査する用途であり、屋外での利用が想定されている。主な仕様は以下の通り。特にこの機器は二酸化炭素の吸収波長帯である $15 \text{ }\mu\text{m}$ 付近をカバーしており、波長分解能も高いため、気温の逆推定にお

いても有効だと思われる。

- ・分光方式：フーリエ変換分光
- ・波長分解能：最高 1.0 cm^{-1}
- ・スペクトルレンジ： $500\text{--}11,111\text{ cm}^{-1}$ ($20.0\text{--}0.9\text{ }\mu\text{m}$)
- ・サイズ： $360\text{mm}\times 410\text{mm}\times 300\text{mm}$
- ・重量：23 kg



図 A-2 分光放射計の例② (画像出典：LR Tech 社 VSR)

謝辞

本研究を進めるにあたり、お世話になった方、議論していただいた方、日々の生活を支えてくださった全てのみなさまに、心より感謝いたします。主査の浅輪貴史先生には、修士課程の入学から数えて9年間に渡り、指導していただきました。本研究は修士課程に入学して間もないころに先生が、「赤外線放射カメラで気温を測定するアイデアがあるんだけど。」と言われたところから始まったと記憶しています。このような学際的で先見性のあるアイデアを示していただきました。また博士課程の6年間+半年の間、なかなか筆が進まずメールの返信もままならない期間が多くありご迷惑をおかけしましたが、久しぶりの連絡となってもいつも暖かくご指導していただきました。

査読論文の共著者の押尾晴樹先生には、査読論文の執筆を通して的確なご助言をいただきました。同じく共著者の井上順平さん（当時・浅輪研究室修士課程）には特に6章の実験計画の立案・実行においてご尽力いただきました。

副査の鍵直樹先生には、本研究の内容はもちろん、それ以外でも建築学会大会などで研究に対してアドバイスいただきました。同じく副査の松岡昌志先生には、リモートセンシングの専門家としてご助言いただきました。同じく副査の山中浩明先生には、修士論文の審査時、博士課程への入学時、中間発表と時など要所でインバージョンの専門家としてご助言いただきました。同じく副査の大風翼先生には研究のアドバイスはもちろん、会った時には進捗の状況などもいつも気にかけていただきました。

University of Oxford の C. D. Rodgers 先生には、ご厚意によりチャンネル選択プログラムと Jacobian 診断プログラムをいただきました。また先生の研究の集大成である著書「Inverse Methods for Atmospheric Sounding」により、本研究が大きく進展しました。MODTRAN を開発された Spectral Sciences 社の A. Berk 博士には、Eメールで何度も質問に答えていただきました。Harvard University の D. J. Jacob 先生には大気の逆推定に関する出版直前の教科書の原稿を快く見せていただきました。アイ・アール・システム社の櫻井元樹さんには、実験の際に分光放射計をレンタルさせていただき、実測のご協力をいただきました。井上正人先生（元・海上保安大学校）には、プランク関数の線形化に関して貴重なアドバイスをいただきました。学部時代の指導教官である高田暁先生（神戸大学）には、短い間ではありましたが、丁寧に研究のいろ

はを教えてくださいました。

研究や生活全般にわたり数々の助言や協力，議論をしていただいた研究室のみなさまに深く感謝いたします。特に，清野友規先生（横浜国立大学）や藤原邦彦さん（竹中工務店）には常日頃から Discord で議論をさせていただきました。

また筆者が所属する日建設計総合研究所の湯澤秀樹 取締役 副所長，河野匡志 執行役員にはいつも進捗を気にかけていただき，業務との兼ね合いなど調整にご尽力いただきました。

最後に，暖かく見守ってくれた両親，妹，祖母，そして妻に感謝します。

2025 年 2 月 鶴見隆太

Funding statement

本研究は JSPS 科研費 17H03353 の助成を受けたものです。

本研究に関する業績

【審査付論文】

- 1) Ryuta Tsurumi, Jumpei Inoue, Haruki Oshio, Takashi Asawa, Novel method to remotely measure air temperature distribution for indoor environments with heat sources using thermal infrared spectroradiometer, Building and Environment, Volume 241, 2023, 110481, <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110481> (5章)
- 2) Tsurumi, R.; Asawa, T.; Oshio, H. Experimental Study on the Inverse Estimation of Horizontal Air Temperature Distribution in Built Spaces Using a Ground-Based Thermal Infrared Spectroradiometer. Remote Sens. 2021, 13, 562. <https://doi.org/10.3390/rs13040562> (6章)

※他執筆中 1 件 (Ryuta Tsurumi, Haruki Oshio, Takashi Asawa. Numerical sensitivity analysis of inverse estimation of air temperature distribution in built spaces using a thermal infrared spectroradiometer) (4章)

【受賞】

- 1) 鶴見隆太, 日本建築学会 第 28 回優秀修士論文賞 . 2017
- 2) 鶴見隆太, 浅輪貴史, 押尾晴樹. 日本ヒートアイランド学会第 12 回全国大会 ベストポスター賞. 2017
- 3) 鶴見隆太, 2017 年度 日本建築学会大会 (中国) 学術講演会 環境工学委員会 若手優秀発表賞 . 2018

【特許】

- 1) 浅輪貴史, 鶴見隆太. 温度測定方法及び装置 (特願 2017-123658, 特開 2019-7836, 特許 7014394)

【国内会議】

- 1) 浅輪貴史, 鶴見隆太, 押尾晴樹. 熱赤外分光放射計を用いた都市・建築空間における

- 気温分布の逆推定に関する基礎的研究 その1 理論と実験. 日本建築学会学術講演梗概集. 2017, D-1, p.671
- 2) 鶴見隆太, 浅輪貴史, 押尾晴樹. 熱赤外分光放射計を用いた都市・建築空間における気温分布の逆推定に関する基礎的研究 その2 放射伝達シミュレーションによる感度解析. 日本建築学会学術講演梗概集. 2017, D-1, p.673 (若手優秀発表賞)
 - 3) 鶴見隆太, 浅輪貴史, 押尾晴樹. 熱赤外分光リモートセンシングによる建築・都市空間の気温分布の逆推定—理論と実験による基礎的検討—, 日本ヒートアイランド学会第12回全国大会. 2017 (ベストポスター賞)
 - 4) 浅輪貴史, 鶴見隆太, 押尾晴樹. 熱赤外分光放射計を用いた都市・建築空間における気温分布の逆推定法の検討. 日本リモートセンシング学会第63回学術講演会. 2017
 - 5) 井上順平, 浅輪貴史, 鶴見隆太. 熱赤外分光放射計を用いた都市・建築空間における気温分布の逆推定に関する基礎的研究 その3 街路空間実験. 日本建築学会学術講演梗概集. 2019
 - 6) 井上順平, 浅輪貴史, 鶴見隆太. 熱赤外分光放射計を用いた街路空間における気温分布の逆推定に関する実験的検討, 日本ヒートアイランド学会第14回全国大会. 2017
 - 7) 井上順平, 浅輪貴史, 鶴見隆太. 熱赤外分光放射計を用いた都市・建築空間における気温分布の逆推定に関する基礎的研究 その4 逆推定の妥当性確認と境界面温度の遠隔推定. 日本建築学会学術講演梗概集. 2020

【プレプリント】

- 1) Ryuta, Tsurumi and Inoue, Jumpei and Oshio, Haruki and Asawa, Takashi, Novel Method to Remotely Measure Air Temperature Distribution for Indoor Environments with Heat Sources Using Thermal Infrared Spectroradiometer. Available at SSRN: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4364222>

本研究以外の業績

【審査付論文】

- 1) 川島範久, 早坂駿, 鶴見隆太, 浅輪貴史, 安田幸一. NCR ビルディング (現・日本財団ビル) のダブルスキンシステムの特徴と実測による温熱環境性能評価. 日本建築学会技術報告集. 2019, vol. 25, no. 60, p. 771-776, doi:10.3130/aijt.25.771.
- 2) 清野友規, 藤原邦彦, 鶴見隆太. Google Earth Engine を用いた町丁目別緑被率オープンデータ (全国版) の作成と評価, 日本建築学会技術報告集, 2022, vol. 28, no. 68, p. 527-532. <https://doi.org/10.3130/aijt.28.521>
- 3) 久保井大輔, 佐藤久明, 鶴見隆太, 河野匡志, 一ノ瀬雅之, 鈴木和幸. 修理系モデルによる空調設備保全計画に関する研究, 日本建築学会環境系論文集, 2021, 86 巻, 790 号, p. 660-669. <https://doi.org/10.3130/aije.86.909>
- 4) Kuramochi, H.; Tsurumi, R.; Ishibashi, Y. Meta-Analysis of the Effect of Ventilation on Intellectual Productivity. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2023, 20, 5576. <https://doi.org/10.3390/ijerph20085576>
- 5) 吉本憲生, 鶴見隆太, 山村崇. ジオタグ付き SNS データと都市データを活用した機械学習モデルに基づく都市イメージの予測手法, 日本建築学会計画系論文集, 第 88 巻, 第 814 号, 3284-3294, 2023 年 12 月, <https://doi.org/10.3130/aija.88.3284>
- 6) 土田千聖, 田中英紀, 鶴飼真貴子, 塩谷正樹, 下 泰蔵, 大岡龍三, 柴 芳郎, 正木一郎, 湯澤秀樹, 近藤武士, 鶴見隆太. 熱源水ループ方式による再生可能エネルギー熱利用 天空熱源ヒートポンプシステムに関する実証研究 第 1 報-実証システムの年間挙動と性能評価, 空気調和・衛生工学会論文集, 335 巻, 2025 年 2 月 (Accepted)