博士論文

建築熱負荷計算用の
将来気象データ作成に関する研究

有馬　雄祐

目次

第１章　序論 1

§1　はじめに 2

§2　研究背景 2

2.1　気候変動 2

2.2　建築熱負荷計算用の気象データ 4

§3　研究目的 6

§4　論文の構成 6

§5　まとめ 8

第２章　建築熱負荷計算用の気象データの概要 9

§1　はじめに 10

§2　建築熱負荷計算用の現在気象データの概要 10

2.1　標準気象データ 10

2.2　設計用気象データ 12

2.3　標準設計用気象データ 13

§3　建築熱負荷計算用の将来気象データの概要 14

3.1　既存のモーフィング法による将来気象データ 14

3.2　力学的ダウンスケーリングによる将来気象データ 15

§4　まとめ 17

第３章　力学的ダウンスケーリングによる将来気象データ 19

§1　はじめに 20

§2　力学的ダウンスケーリングの概要 20

2.1　全球気候モデル MIROC4h 20

2.1.1　全球気候モデル(GCM) 20

2.1.2　MIROC4h の概要 21

2.1.3　将来シナリオ 23

2.1.4　MIROC4h が予測する気候変動 24

2.2　領域気象モデル WRF 32

2.2.1　領域気候モデル(RCM) 32

2.2.2　WRF の概要 ………………………………………………………… 32
§3　力学的ダウンスケーリング解析条件 ………………………………… 34
3.1　解析領域 ………………………………………………………………… 34
3.2　解析期間 ………………………………………………………………… 34
3.3　初期値・境界値 …………………………………………………………… 35
3.4　WRF 解析におけるスキーム ……………………………………………… 36
3.5　土地利用データ …………………………………………………………… 39
§4　力学的ダウンスケーリング解析結果 ………………………………… 40
4.1　力学的ダウンスケーリングによる現在気候の再現性 …………………… 40
4.1.1　夏季における過去再現実験 ……………………………………… 40
4.1.2　冬季における過去再現実験 ……………………………………… 42
4.2　力学的ダウンスケーリングによる局地性の再現性 ……………………… 44
4.3　力学的ダウンスケーリングにより予測される気候変動 ………………… 46
4.3.1　夏季の気候変動 …………………………………………………… 46
4.3.2　冬季の気候変動 …………………………………………………… 49
4.3.3　局地的な気候変動 ………………………………………………… 52
§5　まとめ ……………………………………………………………………… 53

第４章　建築熱負荷計算用の気象データのためのバイアス補正手法 ------- 55
§1　はじめに ………………………………………………………………… 56
§2　バイアス補正手法の概要 ……………………………………………… 56
2.1　統計量補正型のバイアス補正 …………………………………………… 56
2.2　補正関数型のバイアス補正手法 ………………………………………… 57
§3　気候・気象モデルのバイアス補正 …………………………………… 60
3.1　全天日射量の QM バイアス補正 ………………………………………… 60
3.2　解析気象データの各気象要素のバイアス ……………………………… 63
§4　熱負荷計算によるバイアス補正手法の性能検証 …………………… 67
4.1　熱負荷計算の概要 ………………………………………………………… 67
4.2　バイアス補正手法の性能検証 …………………………………………… 69
4.2.1　平均的な顕熱負荷の予測性能 …………………………………… 69
4.2.2　最大熱負荷の予測性能 …………………………………………… 72
4.2.3　潜熱負荷の予測性能 ……………………………………………… 74
4.2.4　最適なバイアス補正手法の検討 ………………………………… 76
§5　まとめ ……………………………………………………………………… 77

第５章　クオンタイルマッピングを活用した標準設計用気象データ -------- 79
§1　はじめに ………………………………………………………………… 80

§2　標準設計用気象データ(TDWY) …… 80
2.1　クオンタイルマッピング(QM)による TDWY 作成手法 …… 80
2.2　QM を実施する気象要素の選定 …… 81
2.3　TDWY の基本的特性 …… 82
2.4　TDWY の各気象要素の同時生起性 …… 84
2.5　基になる年間気象データの選定 …… 85
§3　熱負荷計算による標準設計用気象データの性能検証 …… 86
3.1　熱負荷計算の概要 …… 86
3.2　標準気象データとしての性能 …… 87
3.3　設計用気象データとしての性能 …… 89
§4　まとめ …… 90

第 6 章　建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法 ---- 91
§1　はじめに …… 92
§2　複数の手法に基づく将来気象データ …… 92
2.1　力学的手法による将来気象データ …… 93
2.2　モーフィング法による将来気象データ …… 95
§3　熱負荷計算による将来気象データ作成手法の検討 …… 100
3.1　熱負荷計算の概要 …… 100
3.2　熱負荷計算による将来気象データの検討 …… 101
3.2.1　力学的手法による将来気象データ …… 101
3.2.2　モーフィング法による将来気象データ …… 107
3.2.3　将来気象データ作成手法に関する検討 …… 117
§4　まとめ …… 121

第 7 章　結論 ---- 123
§1　まとめ …… 124
§2　今後の展望 …… 125

付録 ---- 127
付録 A　MIROC4h を構成するモデル …… 129
付録 B　WRF パラメタリゼーション …… 132
付録 C　WRF 解析条件の影響 …… 146
付録 D　本研究に関連した発表論文 …… 165

参考文献 ---- 169

第 1 章

序論

§1　はじめに

気候変動が進んだ将来の気象条件に適応した建築設計を実現するには、建築熱負荷計算のための将来気象データが欠かせない。『建築熱負荷計算用の将来気象データ作成に関する研究』と題した本論は、建築熱負荷計算用の将来気象データを作成する上で検討すべき諸項目について論じたものである。本研究の特色は、モーフィング法(morphing method)と呼ばれる既存の統計的操作に基づく将来気象データの作成手法とは異なり、力学的ダウンスケーリング(dynamical downscaling)から得られる気候・気象モデルの解析気象データを直接的に活用することで建築熱負荷計算用の将来気象データの作成を試みる点にある。本手法のように、気候・気象モデルによる解析値を応用分野において活用する際、気候・気象モデルの解析値がもつ系統誤差(バイアス)を補正するための何らかのバイアス補正手法が必要である。本研究ではクオンタイルマッピング(QM: quantile mapping)法を活用し、気候・気象モデルの解析値(特に全天日射量)を建築熱負荷計算用の気象データとして使用するのに適したバイアス補正手法を開発した。力学的ダウンスケーリングにより得られる将来解析気象データから作成した建築熱負荷計算用の将来気象データを、モーフィング法から作成される将来気象データと比較することにより、作成手法が異なる各将来気象データの特性を明らかにする。また、モーフィング法に基づく将来の年間気象データの性能は、その基となる現在の年間気象データの性能に多分に依存するが、既存の建築熱負荷計算用の年間気象データの性能は必ずしも十分であるとは言えない現状がある。そこで本研究では将来気象データの作成手法の検討に留まらず、標準設計用気象データ (TDWY: typical and design weather year)と名付けた、より高性能な建築熱負荷計算用の年間気象データを開発した。これにより、さらに高性能な将来の年間気象データの作成が期待できる。こうした建築熱負荷計算用の将来気象データ作成に関する研究成果をまとめたものが本論であるが、本章では研究背景と研究目的、及び論文全体の構成を述べることでこれを序論とする。

§2　研究背景

2.1　気候変動

近年、地球温暖化等の気候変動(climate change)の問題が深刻化している。これに対処するため気候変動に関する政府間パネル(IPCC: Intergovernmental Panel on Climate Change)が組織され、気候変動に関する各国の機関で実施された観測データや全球気候モデル(GCMs: global climate models)による予測結果がまとめられており、その結果は数年おきに IPCC 報告書 (IPCC AR5, 2013)として発行されている。IPCC は、人間活動に伴い排出される温室効果ガス(GHG: greenhouse gas)による地球温暖化は疑う余地がないと結論づけている。過去の観測記録では、1880 年から 2012 年の期間に、世界平均地上気温(陸域の気温と海面水温を合わせて解析した気温)は 0.85(0.65~1.06)℃上昇をしており、最近 30

年の各 10 年間の世界平均地上気温は、1850 年以降のどの 10 年間よりも高温である。1850～1900 年の期間平均に対する 2003～2012 年の期間平均の世界平均地上気温の上昇量は 0.78(0.72～0.85)℃と、地球は確かに温暖化し続けている。また、全球気候モデルによる将来予測では、2016～2035 年における世界平均地上気温の 1986 年～2005 年平均に対する変化は 0.3～0.7℃の間にある可能性が高いと予測されている。21 世紀末(2081～2100 年)の世界平均地上気温の上昇量は 1980～1900 年の平均に対して 1.5℃を上回る可能性が高いとされており、CO_2 の排出量(シナリオ)によっては 2℃をも上回る可能性が示唆されている(気象庁,第 5 次評価報告書第 1 作業部会報告書, 2013)。

地球温暖化は全球規模で進行する現象であるが、その影響の度合いは地域によって様々である。日本付近を対象とする詳細な地球温暖化予測が気象庁により行われ、地球温暖化予測情報(気象庁,地球温暖化予測情報第 8 巻, 2013)としてまとめられている。これは、全球気候モデル(水平格子解像度 20km)により予測された気象データを、日本を対象とした解析領域を設定した領域気候モデル(RCM: regional climate model)(佐藤康雄, 1999)により力学的ダウンスケーリング(水平格子解像度 5km)して得られた、日本付近の複雑な地形や対流が考慮された将来予測である。日本列島においても地域や季節により予測される気温上昇は異なる(低緯度より高緯度、夏季より冬季の気温上昇が大きい)が、現在(1980～1999 年)に対して 21 世紀末(2076～2095 年)では、年平均気温は各地域で 3(2.5～3.5)℃程度の上昇が予測され、全球規模の平均的な気温上昇に比べ、日本における地球温暖化の影響は大きいと言える。

これら気候変動への対策は主に緩和策と適応策に大別される。緩和策は地球温暖化の原因となる温室効果ガスの削減により進行する気候変動の緩和を目的とし、適応策は、緩和策を講じても避けることができない気候変動への対処を目的とする。2010 年度の日本の部門別二酸化炭素排出量の割合において、家庭部門(14%)及び、業務その他部門(18%)を合わせた建築分野の占める割合は 32%にものぼる。また、過去 20 年間において地球温暖化の原因となる二酸化炭素の排出量は増加傾向にある。多量に温室効果ガスを排出する建築部門が担う気候変動への緩和策に対する責任は大きい。より省エネルギー性の高い建築や設備を開発し、また、そうした省エネシステムのより効率的な運用の実現を目指さなければならない。また、建築や都市は人々の生活の場となるため、気候変動が進行した将来においても快適な住環境や都市環境を維持するための適応策も非常に重要となる。

建築分野は気候変動に対する緩和策と適応策を積極的に講じる必要があるが、これを実現するうえで必要不可欠となるものが気候に対する建築・都市の適応を可能にするための、建築熱負荷計算用の気象データである。

2.2　建築熱負荷計算用の気象データ

省エネで快適な建築の実現には、その建築が建てられる場所の気候に適応した設計が求められる。そこで気象データを用いた建築熱負荷計算を実施し、その場所における建築の省エネ性や居住性を評価しながら建築の設計は行われる。主に観測気象データから作成される建築熱負荷計算用の現在気象データはその用途ごとに主に 3 種類に大別される。一つ目は複数年間の気象データセット(multiple-year weather data)である。これを用いた数十年間分の建築熱負荷計算を実施すれば、建築のライフサイクルにわたるエネルギー消費量の推定や、平均的な熱負荷の予測、また最大熱負荷など多様な解析結果を得ることができる。しかし、このような複数年間の気象データセットを用いた建築熱負荷計算は手間がかかり、また得られる解析結果の取り扱いも難しい。そこで、標準年気象データ(typical weather year)と呼ばれる数十年間分の気象データから複数年の気象を代表する年間気象データが作成される。標準年気象データを使えば年間の建築熱負荷計算から、数十年間の平均的な熱負荷を推定することが可能となる。建築設計においては平均的な熱負荷だけでなく、設備機器の容量を決めるといった目的から最大熱負荷の予測も重要である。そこで数十年間分の気象データの中から特に厳しい気象条件を示す気象データを選定することで、最大熱負荷を推定するための設計用気象データ(design weather data)が作成される。複数年気象データ、標準年気象データ、設計用気象データ、これらが建築熱負荷計算用の主な気象データである。

標準年気象データには世界的に広く受け入れられている作成手法が存在する。この手法ではまず、複数年気象データの中から平均月と呼ばれる最も平均的な月間気象データが選定され、この平均月を 12 カ月分つなぎ合わせることで年間気象データを構成し、これを標準年気象データとする手法である。この手法による標準年気象データは、過去において実在する観測気象データであるという点において信頼のおけるデータである。しかしその問題点として、例えば平均的な冷暖房負荷を左右する気象データの統計量(主に月平均値)が作成された標準年気象データと複数年気象データとで完全に一致する確証はなく、複数年気象データを正確に表現する年間気象データが得られるか否かは確かではない。その成否は複数年気象データの選定期間の長さにも左右され、選定期間が短いとサンプル数の不足によって選定された平均月と複数年気象データの統計量の差は大きくなる可能性が高くなる。したがって、例えば気候変動が進む中で現在気候を反映させるために短い選定期間から標準年気象データを作成するといったことが難しくなる。また、平均月の選定手法によっても標準年気象データの性能は若干であれ左右される。このように、既存の標準年気象データは理想的な建築熱負荷計算用の気象データであるとは言えない。

さらに問題を抱えているのが最大熱負荷を推定するのに使用される設計用気象データである。標準年気象データを構成する平均月の選定には、最大熱負荷を示すような気象条件が含まれているか否かは特に考慮されていないため、最大熱負荷を推定するための設計用気象データは標準気象データとは別途に作成する必要がある。設計用気象データは標準気

象データほど一般的な作成手法が確立されておらず、年間熱負荷計算用に年間気象データとして作成されているものや、周期定常計算用に日気象データとして作成されたものなど、多様な作成手法に基づく設計用気象データが提案されている。設計用気象データも標準気象データと同様に基本的に実在する気象データを基に作成されるが、最大熱負荷は気象要素間の同時生起性や連続生起性といった複雑な気象条件の影響や、空調の運転スケジュールといった建物側の条件までも強く影響するため、平均的な熱負荷を予測することを旨とした標準年気象データ以上に、過去における実在する観測気象データから理想的な気象データを得ることが困難である。そのため、想定される用途に応じて様々な設計用気象データが提案されてはいるが、汎用性の高い設計用気象データのための作成手法は確立されていないというのが現状である。より優れた建築熱負荷計算用の気象データの開発が望まれる。そして、建築熱負荷計算用の気象データの作成手法は将来気象データを作成する際にも同様に、その予測性能の成否を決める重要なものである。

また、これら建築熱負荷計算用の気象データは各地域の過去や現在の観測値から作成されたものである。そのため、既存の気象データを用いた熱負荷計算結果に基づき設計された建築は過去と現在の気候に適応することになる。しかし、ほとんどの建物は数十年間使用され、その間にも気候は変動する。現在の気候において高い省エネ性や居住性を実現する建築が、気候変動が進行した将来においても同様に高い省エネ性や居住性を実現するとは限らない。気候変動が進行した将来の気候において快適な居住性を維持し(適応策)、長期的なライフサイクルにわたる建築・設備の省エネ(緩和策)を実現するには、現在と将来の気候に適応した建築設計がなされなければならず、現在のみならず気候変動が進行した将来における省エネ性や居住性の評価が必要である。このためには、将来の建築熱負荷計算のための将来気象データが欠かせない。

§3　研究目的

本研究では、全球気候モデル(GCM)による 30~50 年後の地球規模の将来予測値を初期値・境界値とした領域気候モデルを活用した力学的ダウンスケーリングを実施することで、これにより得られた高解像度な将来解析気象データを直接的に活かし、日本の主要都市における建築熱負荷計算用の将来気象データの作成を目的としている。GCM は地球全体を解析領域とし、大気中の温室効果ガス濃度やエーロゾル量の将来変化についての仮定(シナリオ)の下に、大気や海洋の種々の物理量に関する支配方程式を解くことで将来の気候を予測する。GCM で得られた気候変動の予測の結果は、建築を含む他の応用分野においてその活用が期待されている。しかし、地球全体を解析対象とした全球気候モデルの解像度は数十 km から数百 km と水平方向格子間隔が粗いため、それよりも小さな数 km スケールの局地的な気象場を再現することができない。そのため、より空間解像度な気象データを要求する応用分野では GCM の予測値をそのまま活用することは難しい。建築熱負荷計算用の気象データも十数 km といった高い空間解像度を要求するため、GCM による予測値を建築熱負荷計算用の将来気象データとしてそのまま活用することはできない。そこで本研究では、GCM が予測する将来の気象データを領域気候モデル(RCM)により力学的ダウンスケーリング(力学的な空間・時間詳細化)する。本研究では、この力学的ダウンスケーリングから得られる局地性と気候変動の両方を反映した将来解析気象データを直接的に活用することで、建築熱負荷計算用の将来気象データを作成する。また、こうした力学的手法に基づく将来気象データを既存のモーフィング法による将来気象データと比較することにより、建築熱負荷計算用の将来気象データの作成手法を検討することが本研究の目的である。

§4　論文構成

本論文は図 1.1 のような構成をとる。次章ではまず本研究の中心的なテーマである建築熱負荷計算用の気象データについて、現在気象データに加え将来気象データを含めて解説する。第 3 章では、本論で GCM として採用した MIROC4h 及び RCM として採用した WRF についての概要や、力学的ダウンスケーリングの解析結果について述べ、得られた解析気象データが示す局地性や気候変動について確認する。第 4 章では前章で得られた気候・気象モデルによる解析気象データを建築熱負荷計算用の気象データとして活用するためのバイアス補正手法について検討する。第 5 章では、本論において新たに開発した建築熱負荷計算用の年間気象データである標準設計用気象データについて解説し、熱負荷計算による性能検証の結果について述べる。第 6 章ではそれまでに得られた知見を応用し、建築熱負荷計算用の将来気象データの適切な作成手法について、熱負荷計算の結果を踏まえながら検討する。最終章では結論及び今後の展望について述べる。

第1章　序論

・研究背景(気候変動)
・研究目的(現在気象データの改良/将来気象データ作成)
・論文構成

第2章　建築熱負荷計算用の気象データの概要

・現在気象データの概要
(標準気象データ/設計用気象データ/標準設計用気象データ)
・将来気象データの概要
(モーフィング法による将来気象データ/力学的手法による将来気象データ)

第3章　力学的ダウンスケーリングによる将来気象データ

・力学的ダウンスケーリングの概説 (MIROC4h, WRF)
・力学的ダウンスケーリング解析条件・解析結果

第4章　建築熱負荷計算用の気象データのためのバイアス補正手法

・バイアス補正手法の概説 (統計的バイアス補正/ QMバイアス補正)
・バイアス補正手法の実施とその性能評価

第5章　クオンタイルマッピングを活用した標準設計用気象データ

・標準設計用気象データの作成手法
・標準設計用気象データの特性とその性能評価

第6章　建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法

・将来気象データの作成手法の概説
(力学的手法/ 統計的モーフィング法/ QMモーフィング法)
・将来気象データ作成手法の検討

第7章　結論

・まとめ
・今後の課題

図 1.1　博士論文「建築熱負荷計算用の将来気象データ作成に関する研究」の構成.

本論で実施される主な諸項目を各章ごとに列記すれば、以下の通りである。

1. 建築熱負荷計算用の将来気象データの複数の作成手法の提案（第 2 章）
2. 力学的ダウンスケーリングによる将来気象データの作成（第 3 章）
3. 気候・気象モデル解析値のバイアス補正手法の開発（第 4 章）
4. 高性能な建築熱負荷計算用の気象データの開発（第 5 章）
5. 将来気象データ作成手法の検討 (第 6 章)

§5　まとめ

本章では研究背景と目的、及び本論の構成について述べた。IPCC が結論づけているように確かに進行している気候変動に対し、建築分野がその緩和策・適応策に果たす役割は大きい。気候変動への緩和策・適応策を講じるには、その有効性を適切に評価するための建築熱負荷計算用の気象データが欠かせない。本研究は既往の統計的モーフィング法による将来気象データに加え、全球気候モデル(GCM)と領域気候モデル(RCM)から得られる解析気象データを直接的に活用することで、気候変動と局地性の両方を反映した建築熱負荷計算用の将来気象データを作成する。これら異なる手法に基づき作成される将来気象データを比較することにより、建築熱負荷計算用の将来気象データ作成の適切な手法について検討する。この目的を果たすために本論では諸項目に対する検討を各章において進めてゆくが、次章ではまず、建築熱負荷計算用の気象データについて将来気象データの作成手法も含めて概説する。

第２章

建築熱負荷計算用の気象データの概要

§1　はじめに

本章では、既存の建築熱負荷計算用の現在気象データである平均的な熱負荷を推定するための標準気象データ(typical weather year)と最大熱負荷を推定するための設計用気象データ(design weather data)について概説する。また、これら既存の現在気象データの問題点について述べ、その問題点を克服するために本研究において新たに開発された標準設計用気象データ(typical and design weather year)の特徴について述べる。また、本論の最終的な目的は適切な建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法の検討である。本章では既存の将来気象データ作成手法である統計的モーフィング法(statistical morphing method)を説明し、これに加え本研究において新たに提示する力学的ダウンスケーリングを活かした将来気象データ作成手法についても述べ、両者の手法のメリットとデメリットについて述べる。

§2　建築熱負荷計算の現在気象データの概要

2.1　標準気象データ

建築熱負荷計算では平均的な熱負荷の推定がなされるが、気象は各年度で変動するため、ある年度の気象データを用いた熱負荷計算結果は数十年間を代表する平均的な建築熱負荷を示すとは限らない。複数年の気象データセットを使い、数十年間の建築熱負荷計算を実施することで平均的な熱負荷を算定することも可能だが、計算負荷等の観点から、年間の建築熱負荷計算によって平均的な熱負荷を推定できるような数十年間を代表する年間気象データがあれば便利である。そこで開発されたのが標準年気象データ(typical weather year)であり、各国の機関がその作成法を提案しきた。標準気象データの歴史については例えばCooperman ら(2010)や Crawley(1998)、また曽我と赤坂(2004)による論文に詳しい。ここでは標準気象データが初期に開発された米国とイギリス及び日本における標準気象データ開発の歴史的背景とそれらの特長について述べる。

最も初期の標準気象データは米国における Test Reference Year (TRY)であり、1976 年にAmerican Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (ASHRAE)によって開発された。これは 27 年間(1948-1975)の気象データの中から月平均気温を指標として最も平均的な年間気象データを標準気象データとして選択する手法である。実在する年間気象データをそのまま標準気象データとして活用するこの古い手法には、年間を通じて完全に連続した気象データが得られるという利点がある一方、年間の全ての月が数十年間を代表するような実在年間気象データが得られることは極めて稀であるという問題があった。また、TRY に含まれる全天日射量は雲量と雲の種類から経験則的に算出されていた。こうした問題点を考慮し、1981 年に National Climatic Data Center (NCDC)は Sandia National Laboratory (SNL)と共に Typical Meteorological Year (TMY)と呼ばれる年間気象データを開発した。TMY の作成手法は 23 年間(1952-1975)の気象データから標準年気象データを作成する

という点においては TRY と同様である。ただし TMY では、まず平均月と呼ばれる各月ごとに数十年間を代表する年度の月が選定され、それら平均月を 12 カ月分繋ぎ合わせることにより年間気象データである標準気象データが作成された。また、平均月の選定においては気温だけでなく、露点温度、日射、風速といったより多くの気象要素が考慮された。その後、ASHRAE も TMY の各月ごとに平均月を選定しそれを繋ぎ合わせる方法を採用し、1983 年に米国とカナダ(51 箇所)における標準年気象データとして Weather Year for Energy Calculations (WYEC)を整備し、また米国外における世界各国(227 箇所)の標準年気象データとして International Weather for Energy Calculations (IWECs)を整備した。TMY に始まる平均月を繋ぎ合わせて標準年気象データを作成する手法は、現在においても最も一般的な手法として定着している。

イギリスにおける最初の標準年気象データは Example Weather Year (EWY)であり、1978 年に Chartered Institution of Building Services Engineers (CIBSE)によって開発された。EWY は ASHRAE の TRY と似た手法に基づき、数十年間の気象データの中から気温の月平均値と標準偏差を用いて最も平均的な実在する年間気象データが標準年気象データとして選定された。その後 CIBSE は、23 年間(1983-2005)の気象データの中から各月ごとに平均月を選定する方法に基づき Test Reference Years (TRYs)をイギリスの 14 都市において整備した。CIBSE の TRY では乾球温度、日射、風速の 3 つの気象要素が考慮され、日別値から Finkelstein-Schafer statistics (FS 値)と呼ばれる累積頻度分布の近さを評価する指標を用いて平均月が選定された。

日本では 1973 年に日本の約 40 都市において空気調和・衛生工学会(The Society of Heating, Air-Conditioning and Sanitary Engineers of Japan: SHASE)により標準年気象データ(SHASE-RWY: SHASE Reference Weather Year)が開発された。SHASE-RWY は、10 年間の気象データの中から 12 ヶ月分の平均月を選定し作成される。気温、絶対湿度、日射量の三要素の平均値を考慮して平均月の候補月が選定され、複数の候補月から仮想建物の建築熱負荷が最も平均に近い月が平均月として選定される。その後、国内で気象庁の地域気象観測システム(Automated Meteorological Data Acquisition System: AMeDAS)が全国に整備されたことにより、AMeDAS による観測値を基にした全国 842 地点における拡張アメダス気象データ(Expanded AMeDAS Weather Data, EA 気象データ)が作成され 2000 年に公開された。この EA 気象データを基に作成された標準年気象データが拡張アメダス標準年気象データ(EA-RWY: Expanded AMeDAS Reference Weather Year)であり、15 年間(1981-1995)と 10 年間(1991-2000, 2001-2010)を代表する EA-RWY が作成されている。EA-RWY では、月平均値に加え日変動特性(日平均値)が考慮され、気温、絶対湿度、日射量、降雨量、風速の 5 つの気象要素から平均月が選定される。表 2.1 に各国の標準気象データとその特長を示す。

表 2.1　各国の標準気象データとその特長

標準気象データ	開発者	選択単位	選択期間	考慮される気象データ
TRY	ASHRAE	年	27 年(1948-1975)	乾球温度
WYEC	ASHRAE	各月	30 年 (released in 1983)	乾球温度
WYEC2	ASHRAE	各月	30 年 (updated in 1992)	乾球温度,露点温度,風速,日射
IWEC	ASHRAE	各月	18 年(1982-1999)	乾球温度,露点温度,風速,日射
TMY	NCDC	各月	23 年(1952-1975)	乾球温度,露点温度,風速,日射
TMY2	NREL	各月	30 年(1961-1990)	乾球温度,露点温度,風速,日射
TMY3	NREL	各月	30　年（1976-2005/ 1991-2995)	乾球温度,露点温度,風速,日射
EWY	CIBSE	年	20 年 (released in 1978)	乾球温度
CIBSE's TRY	CIBSE	各月	23 年(1983-2005)	乾球温度,風速,日射
SHASE-RWY	SHASE	各月	15 年(1981-1995)	乾球温度,絶対湿度,日射
EA-RWY	AIJ	各月	15 年(1981-1995) 10 年(1991-2000)	乾球温度,絶対湿度,風速,日射,降雨量,

日本で広く使用されている標準年 EA 気象データでは始めに要約統計量により候補月を選出した後に FS 値によって平均月が選定される。最初期の標準年気象データ(例えば 1976 年の ASHRAE による Test Reference Year (TRY)や 1978 年の CIBSE による Example Weather Year (EWY))は気象データの各月の間の不連続性を避けるために実在する平均的な年(平均年)を選定することで作成された。しかしながら年間を通じて平均的な気候を示す平均年が得られる可能性が極めて低いため、近年では平均月をつなぎ合わせることで標準気象データを作成する手法が広く採用されている。既往手法により作成される標準気象データは過去において実在した観測気象データであるという点では信頼のおけるデータである。しかし、同手法の問題点として、平均的な冷暖房負荷を左右する要約統計量(主に月平均値)が作成された標準気象データと複数年の観測気象データとで完全に一致する保証はない点や、複数年の観測気象データを正確に表現する標準気象データが得られるか否かは観測気象データ次第である点が挙げられる。また、複数年を適切に代表する平均月が得られるか否かは観測気象データの選定期間の長さにも左右され、選定期間が短いとサンプル数の不足により選定された平均月が複数年気象データを正確に代表しない可能性も大きくなる。従って、例えば気候変動が進む中で現在気候を反映させるために短い選定期間から正確な標準年気象データを作成するといったことが難しい。また、こうした既存の年間気象データの作成手法の問題は、将来の年間気象データを作成しようとする際にも同様の問題を抱えることになる。

2.2　設計用気象データ

標準気象データを構成する平均月の選定時には最大熱負荷を示すような気象データが含まれているか否かは特に考慮されない。そのため、最大熱負荷を算定するための設計用気象データは標準気象データとは別途に作成する必要がある。だが、設計用気象データは標準気象データほど一般的な作成手法が確立されておらず、年間の建築熱負荷計算用の年間

気象データとして作成されたものや、周期定常計算用に一日分の気象データとして作成されたものなど多様な作成手法が提案されている。年間熱負荷計算用の設計用気象データにはCIBSE (Levermore and Parkinson, 2006)によるDesign Summer Year (DSY) がある。初期のDSYでは4月から9月までの平均気温が23年間のうち3番目に高い年の年間気象データが設計用気象データとして採用されたが、より適切に極端気象を反映させるための手法の改良は今なお続けられているようである。周期定常計算用の設計用気象データとしては、郡と石野(2004, 2005)が複数年の観測気象データから過酷気象日を複数選定し、それらを平均化処理したものを最大冷房負荷推定用の設計用気象データとする手法を提案している。またColliver (1998)らは、1,3,5,7日間の期間平均値が過酷な気象データを1,3,5,7日計算用の設計用気象データとしてそのまま使用する手法を提案している。石野らの既往研究(1999)によれば、周期定常計算用の気象データにより推定される最大熱負荷は過酷気象日が毎日続くという厳しい仮定に基づくため、年間計算による最大熱負荷には現れない特有の傾向を示す場合がある。そのため、周期定常計算により推定される最大熱負荷は問題が多く、年間計算用の設計用気象データが望ましい。しかしながら最大熱負荷は、気象要素間の同時生起性や連続生起性といった複雑な気象データの要因に左右され、また、空調の運転スケジュールといった建物側の条件さえも重要となるため、実在する観測気象データの中から理想的な設計用気象データを得ることは標準年気象データ以上に困難である。そのため、想定される用途に応じて様々な設計用気象データの作成手法が提案されてはいるが、汎用性の高い設計用気象データの作成手法は未だ確立されていない現状がある。

2.3　標準設計用気象データ

そこで本研究ではクオンタイルマッピング(QM: quantile mapping)法と呼ばれる累積密度関数に基づくデータ補正手法を応用することで、標準設計用気象データ(TDWY: typical and design weather year)と名付けた、標準気象データと設計用気象データの両方の用途を兼ね備えた年間気象データを開発した(Arima et al, 2017)。標準設計用気象データは平均的な熱負荷と最大熱負荷を同時に推定可能な年間気象データである。TDWYの月平均値は複数年(選定期間中全年)の観測気象データと完全に一致し、またTDWYには各月ごとに複数年の各パーセンタイル値に対応する気象データが確実に含まれる。したがって、TDWY を使えば年間計算で平均的な熱負荷と最大熱負荷の両方が推定される事が期待でき、建築熱負荷計算用の気象データとして高い汎用性が期待できる。標準設計用気象データの詳細については第5章で述べる。

こうした現在気象データの作成手法は将来気象データの作成においても重要である。例えば、後述する統計的モーフィング法は既存の年間気象データに統計的操作を施すことで将来の年間気象データを作成するため、その将来気象データの性能は基になる年間気象データの性能に大きく依存することになる。より高性能な将来気象データを作成する上でも、こうした年間気象データ作成手法は重要である。

§3　建築熱負荷計算用の将来気象データの概要

3.1　既存のモーフィング法による将来気象データ

既存の建築熱負荷計算用の将来気象データはモーフィング法(morphing method)と呼ばれる手法により作成される(Belcher et al, 2005)。モーフィング法とは、気候・気象モデルが予測する気候変動に関する情報を用いて、現在の観測気象データに統計的な操作を施すことで将来を模した気象データを作成する手法であり、建築熱負荷計算用の将来気象データの作成手法として最も一般的である。気候・気象モデルが予測する気候変動に関する情報とは基本的には現在と未来の平均値や標準偏差の差分や比率といった現在から未来にかけての統計量の変化である。この手法のメリットは気候・気象モデルの出力値のうち、現在と将来の差分や比率といった気候変動成分のみを用いるため、気候・気象モデルの出力値がもつバイアスと呼ばれる系統誤差(systematic bias)の影響を小さくすることができる点にある。また、気候・気象モデルによる将来予測に関する情報は通常はそのデータ量が膨大であるため、年平均値や月平均値といった情報が限定的に公開されるに留まる場合が多いが、モーフィング法であれば気候・気象モデルが予測する気候変動に関する情報のうち、利用可能な情報量に応じた変形により将来気象データを作成することが可能である。また何より、統計的手法は計算コストが小さく、多数の全球気候モデルの予測結果を反映しやすいといったメリットがある。

日本では浦野(2006)が東京都を対象とし GCM(水平方向格子間隔は 100km)によって予測された現在 (1991- 2000)と将来(2041-2060, 2091-2100)の気象要素の月平均値の差分を気候変動値とし、これを EA 標準年気象データに足し込むことで将来の標準気象データを作成した。これは GCM が予測する平均値のみを用いて現在気象データの平均値のみをシフトさせる最も単純なモーフィング法であるといえる。しかし、全球気候モデル(GCM)は解像度が粗い(数十キロ～数百キロ)ため、GCM により現在の気象データに加えられる気候変動に関する情報は建築熱負荷計算で要求される局地性(十数キロ)を十分に有していない。海外では CIBSE (The Chartered Institution of Building Services Engineers)が UKCIP02/UKCIP09 による気候変動の情報を活用したモーフィング法によって建築熱負荷計算のための将来気象データを作成している(Jentsch et al, 2008)。UKCIP02/UKCIP09 は IPCC が採用するシナリオをもとにした全球気候モデル(HadCM3)による予測値を、領域気候モデル(HadRM3)によって力学的ダウンスケーリングして得られた英国における局地的な気候変動の情報である。これを既存の標準気象データ(TRYs)と設計用気象データ(DSY)に足し込むことでイギリスの 14 都市における将来の標準年気象データや設計用気象データが作成された。これは GCM の RCM による力学的ダウンスケーリングの結果を利用しているため、得られた将来気象データには局地的な気候変動の情報が含まれていることが期待される。また、日本では曽我(2011, 2014, 2015)が気象庁による地球温暖化予測情報第 6 巻から気象要素の将来変化量を算出し、

これを利用して現在の観測値を変形することで将来気象データを作成している。地球温暖化予測情報もまた GCM の出力値を力学的ダウンスケーリングした得られた予測結果であるため、これにより作成された将来気象データも局地性を有していることが期待される。

しかし、これらモーフィング法によって作成された将来気象データは、現在の気象データが基になるため日々の変動は現在の気象に基づき、また、GCM が予測する気象データの月平均値や標準偏差といった統計量のみを扱うため、気候変動における各気象要素の相互作用が考慮されないといった問題がある。さらに、統計的操作によって、気象データ本来の各気象要素間の物理的整合性や同時生起性が崩れてしまう。これら日々の変動や各気象要素の相互作用は、建築熱負荷計算用の気象データにとって、特にいくつかの気象要素の同時生起性が重要となる最大熱負荷計算用の設計用気象データにとっては、欠かすことのできない気象データの特性である。こうした問題があるため、統計的モーフィング法から作成される建築熱負荷計算用の将来気象データが、将来における最大熱負荷をどれほど正確に予測しうるかについては慎重な考察が必要である。だが、現状は統計的モーフィング法の他に建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法に対案が存在しないこともあり、そうした考察がなされぬままにモーフィング法による将来気象データが活用されているという現状がある。

3.2　力学的ダウンスケーリングによる将来気象データ

本研究では力学的ダウンスケーリングを活かした建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法を提示する。地球全体を解析対象とする GCM の出力値は解像度が粗いため、GCM の予測値をより高解像度な気象データが要求される建築熱負荷計算用の気象データとしてそのまま使用することは難しい。そこで GCM が予測する気象データを領域気候モデルにより力学的ダウンスケーリング(空間・時間詳細化)することで、局地性と気候変動の両方を反映した将来解析気象データを作成し、これを建築熱負荷計算用の将来気象データとして直接的に活用する。本手法はデメリットとして、RCM による解析のための高い計算コストや、作成した将来気象データが気候・気象モデルがもつバイアスの影響を直接的に引き継ぐ点等が挙げられる。一方、本手法から得られる将来解析気象データは GCM が予測する将来における日々の変動に基づき、気象要素間の物理的整合性が保たれた将来気象データとなることが期待できるため、こうした点は統計的モーフィング法にはないメリットになりうる。

本研究では気候・気象モデルの解析気象データから建築熱負荷計算用の将来気象データ作成を試みるが、気候・気象モデルの解析値を直接的に使用するその他の利点として、建築熱負荷計算にとって必要な全ての気象要素のデータを補間なしに得られるという点もあげられる。AMeDAS による EA 気象データには建築熱負荷計算に求められる、気温、絶対湿度、全天日射量、大気放射量、風向、風速、降水量、日照時間の 8 気象要素の時別値が収録されている。これら気象要素のうち、気温、風向、風速、降水量、日照時間の 5 つの気象要素は全国約 840 ある AMeDAS で観測されるが、絶対湿度、全天日射量、大気放射量

は観測されていない。そのため、これら気象要素は AMeDAS の気温、日照時間、降水量、および気象官署等で観測されている水蒸気圧から統計的に推定される。また、AMeDAS は無人観測であるため、観測データにはかなりの数の欠測や異常データが含まれる。検出された異常データ及び欠測は、時間補間や近隣の AMeDAS や SDP の観測データを用いた推定等、様々な方法で補充される。このような推定や補充には人工的操作による不確かさが含まれ、かつ物理的根拠が薄い。本手法で使用する領域気候モデルでは一般的な建築熱負荷計算にとって必要な気温、絶対湿度、全天日射量、大気放射量、風向・風速、降雨量の 7 つの気象要素(日照時間は除く)を完全な物理的整合性を保ったまま得ることができる。

ただし、力学的ダウンスケーリングから得られた解析気象データを建築熱負荷計算用の気象データとして直接的に活用する際に注意しなければならない問題もある。それが気候・気象モデルがもつ系統誤差(バイアス)の問題である。気候・気象モデルには格子解像度の粗さやモデル化の不備等々の理由から何かしらのバイアスが必ず含まれる。よって気候・気象モデルの出力値を建築熱負荷計算用の気象データとして直接的に活用する際には何かしらのバイアス補正手法が欠かせない。このための適切なバイアス補正手法の検討は本論における一つの課題であり、この点に関しては主に第 4 章において議論する。

統計的モーフィング法及び力学的ダウンスケーリングに基づく建築熱負荷計算用の将来気象データ作成の二つの手法のメリットとデメリットの関係は、GCM の将来予測結果を応用分野で活用する際に必要となる代表的な二種類のダウンスケーリング手法のメリットとデメリットの関係に類似的であるといえる。空間・時間解像度の粗い GCM の将来予測を農業分野といったより詳細な空間・時間解像度が要求される応用分野で活用しようとする際、GCM の出力値に対しては何かしらのダウンスケーリング(空間・時間詳細化)が必要とされる。このダウンスケーリング手法には主に力学的ダウンスケーリングと統計的ダウンスケーリング(statistical downscaling)の二種類の手法が存在し、両者にはそれぞれメリットとデメリットがある。力学的ダウンスケーリングと統計的ダウンスケーリングの違いは稲津と佐藤(2010)や高薮と金光(2010)に詳しい。力学的ダウンスケーリングは物理的な基礎が明快である点が何よりのメリットであるが、計算コストが高いこと、また最終的に気候・気象モデルがもつバイアスが残るといったデメリットがある。その絶対値を活用する際には最終的には解析気象データに何かしらのバイアス補正を実施する必要がある。対する統計的ダウンスケーリングの利点は何よりも計算コストがかからない点であるが、物理的な基礎が曖昧であり統計的操作によって変数間の関係性が崩れるといったデメリットが挙げられる。何より、現在気候における統計的な関係性が将来気候における関係性にそのまま適応される保証はない。ただし、この点に関しては力学的ダウンスケーリングを活用する際に必要となるバイアス補正手法についても同様の問題が当てはまる。現在気候におけるバイアスが将来気候においても適応可能であるか否かについては不確かさが残る。

将来気象データを作成する際の統計的モーフィング法と力学的ダウンスケーリングを活用する手法も同様なメリットとデメリットをそれぞれ抱えている。既存の統計的モーフィ

ング法は何よりも計算コストがかからない点に利点があるが、物理的な基礎が曖昧であるため気候変動の各気象要素間の相互作用が失われる可能性が高い。対する力学的ダウンスケーリング手法から作成される将来気象データは、気候・気象モデルが予測する将来における日々の変動が反映され、気候変動の各気象要素間の相互作用が考慮されるといった利点がある。だが、領域気候モデルによる解析には高い計算コストが必要となり、また気候・気象モデルのバイアスの影響を低減するための何かしらのバイアス補正手法を施した際には、統計的モーフィング法と同様に統計的操作により気象データの各気象要素間の物理的整合性や同時生起性が崩れてしまうといった懸念がある。

気候変動の影響評価に関する研究においては統計的ダウンスケーリングよりも力学的ダウンスケーリングによる研究の方が盛んであるが、どちらの手法がより優れているかといった確かな結論には至っていない。建築熱負荷計算用の将来気象データ作成においてもモーフィング法と力学的ダウンスケーリングによる手法の比較検討がなされるべきであるが、こうした既往研究は存在していない。これを行うのが本論の課題であり、特に最終章においてこの点を議論する。表 2.2 に両手法のメリットとデメリットを示す。

表 2.2　将来気象データ作成手法の分類と各手法のメリット・デメリット

将来気象データ作成手法	既往研究	メリット	デメリット
統計的モーフィング法による将来気象データ	CIBSE(2006) 曽我(2014)	・GCM バイアスの影響が小さい ・GCM の情報量に応じて適応可能 ・計算コストが低い ・既存の気象データとの比較が可能	・気候変動の各気象要素間の相互作用が失われる可能性 ・日々の擾乱は現在気象データ基づく
力学的ダウンスケーリングによる将来気象データ	本研究	・GCM が予測する日々の擾乱が反映 ・気候変動の各気象要素の物理的整合性が保持	・高い計算コスト ・気候・気象モデルのバイアスの影響が大きい

§4　まとめ

本章では既存の建築熱負荷計算用の現在気象データである標準気象データ及び設計用気象データについて解説し、また本研究が新たに提案する標準設計用気象データについて概説した。さらに、本建築熱負荷計算用の将来気象データ作成における既存の統計的モーフィング法及び本論が提示する力学的ダウンスケーリングによる手法の両手法のメリットとデメリットについて述べ、両手法を比較することにより建築熱負荷計算用の将来気象データの最適な作成手法を検討するという本論の趣旨について述べた。次章では力学的ダウンスケーリングについて概説し、また、建築熱負荷計算用の将来気象データの基となる力学的ダウンスケーリングから得られた現在及び将来の解析気象データについて述べる。

第３章

力学的ダウンスケーリングによる
将来気象データ

§1　はじめに

本研究では、全球気候モデル(GCM: global climate model)の出力値を初期値・境界値とした領域気候モデル(RCM: regional climate model)による力学的ダウンスケーリングから得られた解析気象データを直接的に活用し、建築熱負荷計算用の将来気象データを作成する。本章では、本研究において GCM として活用した MIROC4h 及び RCM として活用した WRF について概説し、力学的ダウンスケーリングの解析条件及びその解析結果を示す。

§2　力学的ダウンスケーリングの概要

2.1　全球気候モデル MIROC4h

2.2.1　全球気候モデル(GCM)

全球気候モデル(GCM: global climate model)とは地球全体を解析領域とし、数値計算によって地球の気候を再現・予測する数理モデルである。GCM は元々は大循環モデル(general circulation model)のことであったが、本論では解析領域が限定される領域気候モデルとの対比を強調するため全球気候モデルと統一して呼ぶことにする。全球気候モデルは大気大循環モデル(AGCM: atmospheric general circulation model)、海洋大循環モデル(OGCM: ocean general circulation model)、陸面モデル(land surface model)等のいくつかのサブモデルから構成され、その中でも根幹を成す大気大循環モデルでは大気の運動量、気温、水蒸気、また気圧や密度が、運動量保存則や熱力学第 1 法則、水蒸気の連続式、また、質量保存則に基づく連続の式や状態方程式といった各種基礎方程式から算出される。これら基礎方程式の解を計算機によって求める際、それらは差分方程式に置き換えて計算が行われるが、差分方程式では格子間隔以下のスケールの現象を扱うことができない。このため、より詳細に気象現象を再現するには格子間隔はなるべく小さくすべきである。だが一方、広い領域を対象とする気候モデルによる解析では計算速度の制限からある程度の粗い格子間隔で計算を行う必要がある。そのため、格子間隔以下の小スケール(サブグリッドスケール)の現象の集団的効果を、格子平均量で表現するためのパラメタリゼーションが行われる。なお気候モデルでは、流体力学と熱力学部分のことを力学過程、パラメタリゼーションにより表現される部分を物理過程と呼ぶ (木本昌秀, 2008)。

複数の全球気候モデル(GCMs)による地球温暖化予測実験が世界気候研究計画(WCRP: The World Climate Research Programme)の下に世界中の研究機関により行われており、近年では第 5 期結合モデル相互比較研究 CMIP5 (Phase 5 of the Coupled Model Intercomparison Experiment)が実施された。国内では、文部科学省による委託事業「21 世紀気候変動予測革新プログラム」(革新プロ)の下で CMIP5 のために GCMs による予測実験が進められ、本研究で使用する GCM (MIROC4h)も CMIP5 に大きく貢献した。

2.1.2　MIROC4hの概要

本研究では、MIROC4h を GCM として使用した。MIROC4h は東大気候システム研究センター(CCSR: Center for Climate System Research of the University of Tokyo, 現在の東京大学大気海洋研究所)、国立環境研究所(NIES: National Institute for Environmental Studies)、海洋研究開発機構(JAMSTEC: Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology)の地球環境フロンティア研(FRCGC: Frontier Research Center for Global Change)らによって開発された MIROC (Model for Interdisciplinary Research On Climate)の高解像度な後継モデルである。MIROC4h は気候変動のメカニズムの解明と将来の気候変動予測のために東京大学大気海洋研究所(AORI: Atmosphere and Ocean Research Institute of the University of Tokyo)、国立環境研究所(NIES)、海洋研究開発機構(JAMSTEC)によって開発と発展が進められ、解析結果を用いた地球温暖化予測が行われている(Mochizuki et al, 2012)。

MIROC4h は、WCRP における CMIP5 や IPCC の第 5 回調査レポート(IPCC AR5)における近未来の気象予測実験への貢献を目的として開発され、21 世紀気候変動予測革新プログラム(革新プロ)の下で予測実験が行われた。革新プロにおける CMIP5 実験は、100 年以上の時間スケールにわたる長期的な気候変化を担当するチーム(長期予測チーム)、データ同化された海洋初期値を用いて数十年規模の気候変動を担当するチーム(近未来予測チーム)、超高解像度の領域および全球大気モデルにより台風や集中豪雨、渇水などの極端な気象現象の変化を予測するチーム(極端現象チーム)の 3 チームに分かれ実施された(河宮未知生他, 2013)。本研究ではこのうち、東大大気海洋研究所主導の近未来予測チームによって実施された過去再現実験と近未来予測実験の解析結果を東京大学大気海洋研究所の木本昌秀研から提供して頂き研究を行った。

図 3.1 に革新プロによる予測実験の概要を示す。予測実験には初期値(●が初期値)が必要であり、これにはデータ同化実験の結果が使用される。データ同化実験では、大気海洋結合モデル(ここでは MIROC4h)に海洋表層の水温、塩分データを同化(数十年規模の予測では、海洋表面に存在する自然変動のシグナルをモデルに与えることが重要となる)しながら数十年にわたり積分され、この中からある年度を初期値として選び、データ同化を停止して将来の予測実験が行われる(21 席気候変動革新プログラム 平成 23 年度研究成果報告集要旨集,2012)。本論の現在(2006-2010 年)の解析では、1981 年の観測値を初期値として MIROC4h により解析された 2010 年までの 30 年間の積分結果(過去再現実験)を使用し、近未来(2031-2035 年)の予測では 2006 年の観測値を初期値として解析された 2035 年までの 30 年間の積分結果(近未来予測実験)を使用した。

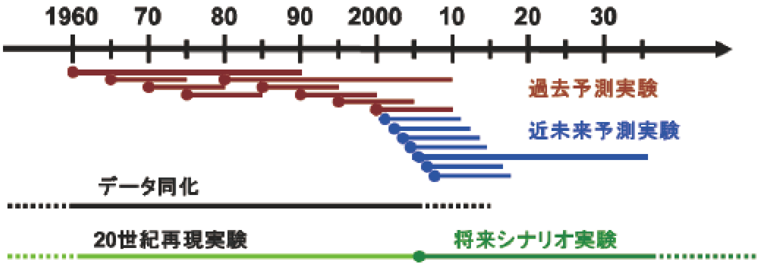


図 3.1　近未来予測実験。●は初期値、そこから延びる実線は予測計算を示す。初期値を作るためのデータ同化実験、初期値化のインパクトを評価するための外部強制実験を下段に示す。(21 世紀気候変動革新プログラム 平成 23 年度研究成果報告集要旨集, 2012)

MIROC4h は、大気、陸表面、河川、海洋、海氷に関する 5 つのサブモデルから構成され、カップラーと呼ばれるプログラムにより結合される。大気の計算過程では、大気モデルと同時に、陸面モデル、河川モデル、海面モデルが同時に実行される。これら各モデルで計算された熱や水蒸気などのフラックスは、フラックスカップラーと呼ばれるプログラムを通じて必要に応じて各モデル間へと渡される。海洋ノードで計算された海面水温や海氷密接度などの情報は、海面モデルを通じて大気モデルへと与えられる。海洋モデルと海面モデルは、エクスチェンジャーと呼ばれるプログラム(カップラーの機能を含む)により、大気モデルで扱えるようにグリッド変換などが行われ、海面モデルへと渡される。MIROC4h の基本的な構造を図 3.2 に示す。各サブモデルの概説を付録 A に示す。モデル間の構成についてのより詳細な情報は例えば鈴木立朗他(2009)による論文を参照されたい。

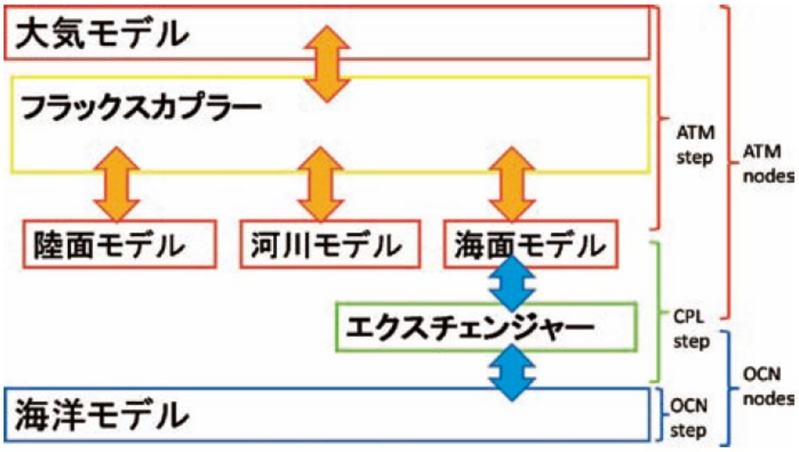


図 3.2　MIROC4h の各モデルの構成 (鈴木立朗他, 2009)

2.1.3　将来シナリオ

GCM による気候変動の予測シミュレーションは、放射強制力(radiation forcing)と呼ばれる地球温暖化を引き起こす効果をもたらす大気中の温室効果ガス濃度やエーロゾルの量が将来どのように変化するかの将来シナリオと呼ばれる仮定の下に行われる。放射強制力とは、何らかの要因(二酸化炭素濃度の変化、エーロゾル濃度の変化等)により地球気候系に変化が生じた場合に、その要因が引き起こす放射エネルギー収支(放射収支)の変化量(W/m^2)として定義される。例えば、太陽 11 年周期などによる太陽照度が増加すれば、地球系に入射する放射エネルギーが増加するために、系の温度が増加して気候変化が起こる。この場合、太陽照度の増加分が正の放射強制力となる(中島と竹村, 2009)。

MIROC4h における本研究で使用した近未来予測計算は RCPs (the Representative Concentration Pathway)シナリオのうち RCP4.5 が使用された(Richard et al, 2010)。このシナリオは CMIP3 で用いられた SRES シナリオに代わり、CMIP5 における温暖化予測のために提示されたシナリオであり、また IPCC の第 5 次報告書(AR5)でも採択されたシナリオである。RCPs シナリオでは 4 つの代表的な放射強制力の経路が選択されている。2100 年以降も放射強制力の上昇が続く「高位参照シナリオ」(RCP8.5)、2100 年以降に安定する「高位安定化シナリオ」(RCP6.0)、より小さな放射強制力で 2100 以降に安定する「中位安定化シナリオ」(RCP4.5)、2050 年ごろにピークを迎えその後減少する「低位安定化シナリオ」(RCP2.6)の 4 シナリオが採択された。RCP に続く数値は 2100 年時点の産業革命以前に対する放射強制力[W/m^2]であり、数値が大きいほど放射強制力が大きく気候変動が大きい(文部科学省他, 2013)。本研究では中位安定化シナリオ RCP4.5 を MIROC4h の解析で使用するが、本研究で対象とする近未来(2030~2050)においては 4 つのシナリオ間で放射強制力にそれほど大きな差はない。図 3.3 に RCP シナリオの放射強制力の推移を示す。短期間の放射強制力の変動は、過去(1800-2000)においては火山活動と太陽放射の周期的な変動(11 年周期)の両方による。図 3.4 に RCP シナリオで想定される CO2 の大気中濃度を示す。

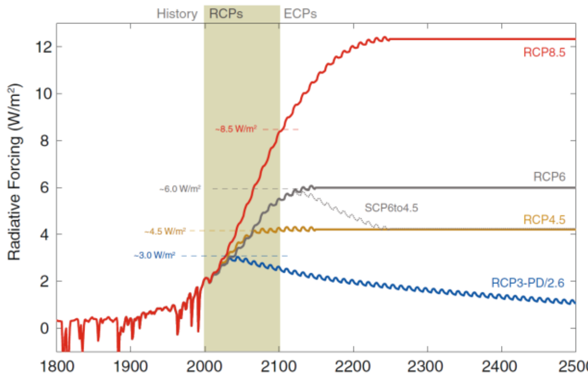


図 3.3　RCP シナリオの放射強制力 (人為起源と自然起源の両方) (Meinshausen et al, 2011)

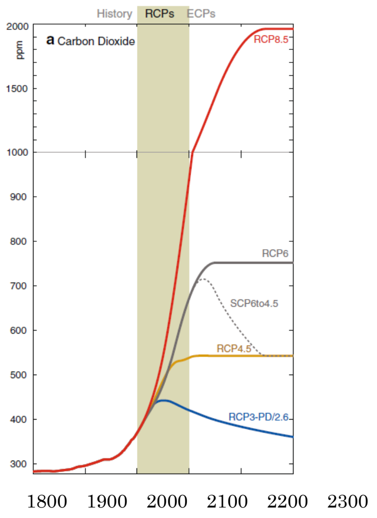


図 3.4　RCP シナリオの大気中の CO2 濃度 (Meinshausen et al, 2011)

2.1.4　MIROC が予測する気候変動

図 3.5 はアジア域における MIROC4h により予測される夏季(8 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の 21 時における地上高 2m 気温の平均値の差を示す。気候変動には場所によるばらつきが見られ、アジア域では緯度が高くなるほど気温の気候変動が大きくなる傾向が見られる。表 3.1 にアジア域における MIROC4h により予測される夏季の 21 時における気温上昇の最低値、最高値、平均値を示す。最低値が-0.56℃であり、最高値が 3.44℃と、およそ 3℃ほどの差がある。また、平均的な夏季の気温上昇はおよそ 1℃である。

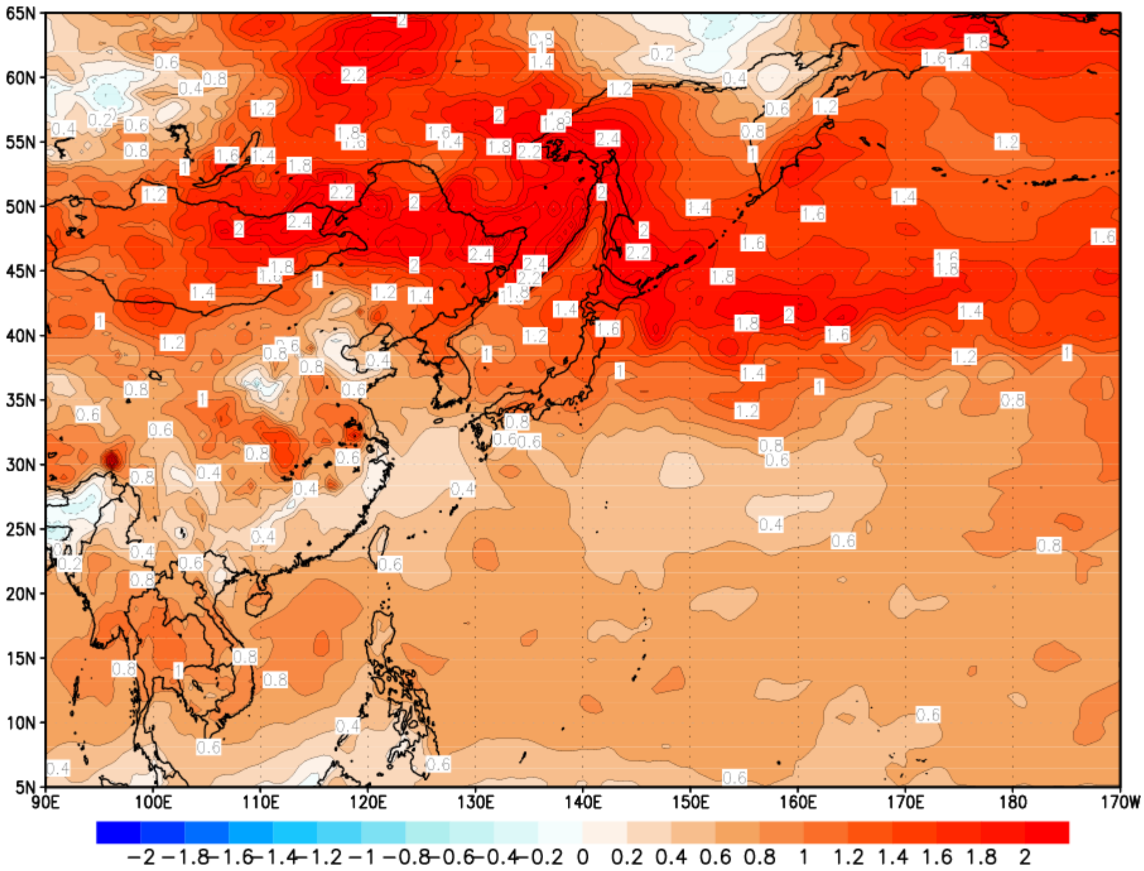


図 3.5　MIROC4h が予測する現在(2001-2010)と近未来(2026-2035)の夏季(8 月)の 2m 気温(21:00)の差

表 3.1　夏季の MIROC4h の 2m 気温(21:00)の現在と近未来の差の最低値と最高値と平均値

	最低値	最高値	平均値
気温上昇量［℃］	-0.56	3.44	0.99

図 3.6 は日本周辺における MIROC4h により予測される夏季(8 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 気温(21:00)の平均値の差を示す。また表 3.2 は各地域の気温の上昇量を示す。日本周辺における気温上昇は緯度が高いほど大きい傾向が見られ、帯広では 2.07℃、鹿児島では 0.54℃上昇し、およそ 1.5℃程度の差がある。本論で対象とする東京では 1.05℃の気温上昇量が予測される。

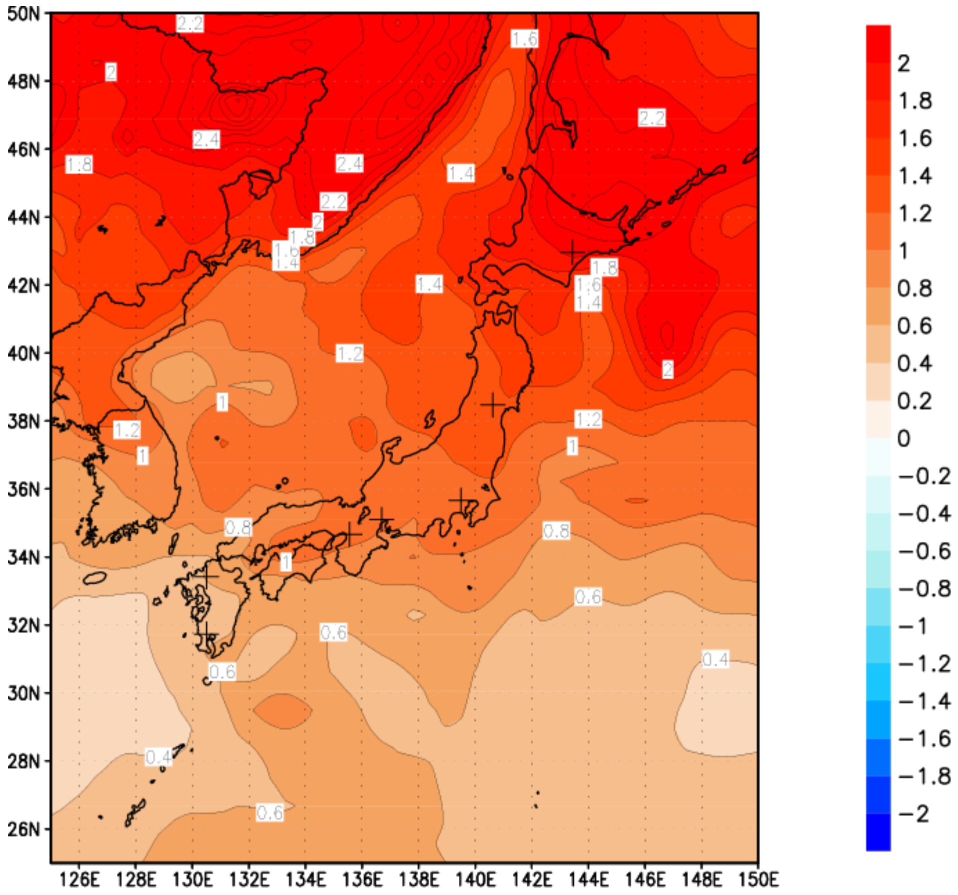


図 3.6 MIROC4h が予測する日本周辺の現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の夏季(8 月)の 2m 気温(21:00)の差

表 3.2　日本の各都市における夏季の気温上昇

	帯広	仙台	東京	名古屋	大阪	福岡	鹿児島
気温上昇量［℃］	2.07	1.33	1.05	1.08	1.09	0.61	0.54

図 3.7 はアジア域における MIROC4h により予測される夏季(8 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 絶対湿度(21:00)の平均値の差を示す。絶対湿度においても気候変動には場所によりばらつきが見られ、アジア域では温度と同様に緯度が高くなるほど絶対湿度の気候変動も大きくなる傾向が見られる。アジア域では、夏季の MIROC4h が予測する未来と現在の絶対湿度の差は、最低値が 3.88×10^{-3} kg/kg であり、最高値が 27.9×10^{-3} kg/kg である。また、表 3.3 に示すように平均的な夏季の絶対湿度の上昇量はおよそ 15.6×10^{-3} kg/kg である。

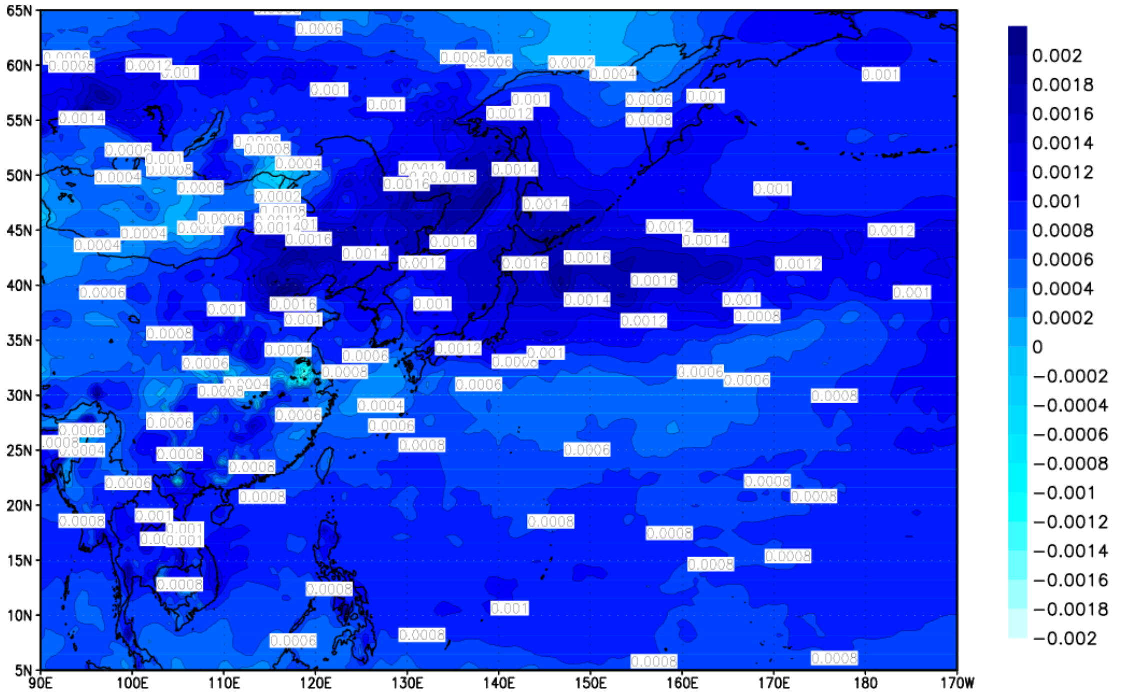


図 3.7　MIROC4h が予測する現在(2001-2010)と近未来(2026-2035)の夏季(8 月)の 2m 絶対湿度 (21:00)の差

表 3.3　夏季の MIROC4h の 2m 絶対湿度 (21:00)の現在と近未来の差の最低値と最高値と平均値

	最低値	最高値	平均値
絶対湿度上昇量 [kg/kg]	3.88×10^{-3}	27.9×10^{-3}	15.6×10^{-3}

図 3.8 は日本周辺における MIROC4h により予測される夏季(8 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 絶対湿度(21:00)の平均値の差を示す。また表 3.4 は各地域の絶対湿度の上昇量を示す。日本周辺における絶対湿度の上昇は気温ほど明確ではないが緯度が高いほど大きい傾向が見られ、帯広では 1.69×10^{-3} kg/kg、鹿児島では 0.56×10^{-3} kg/kg 上昇する。本論で対象とする東京では 1.26×10^{-3} kg/kg の上昇量が予測される。

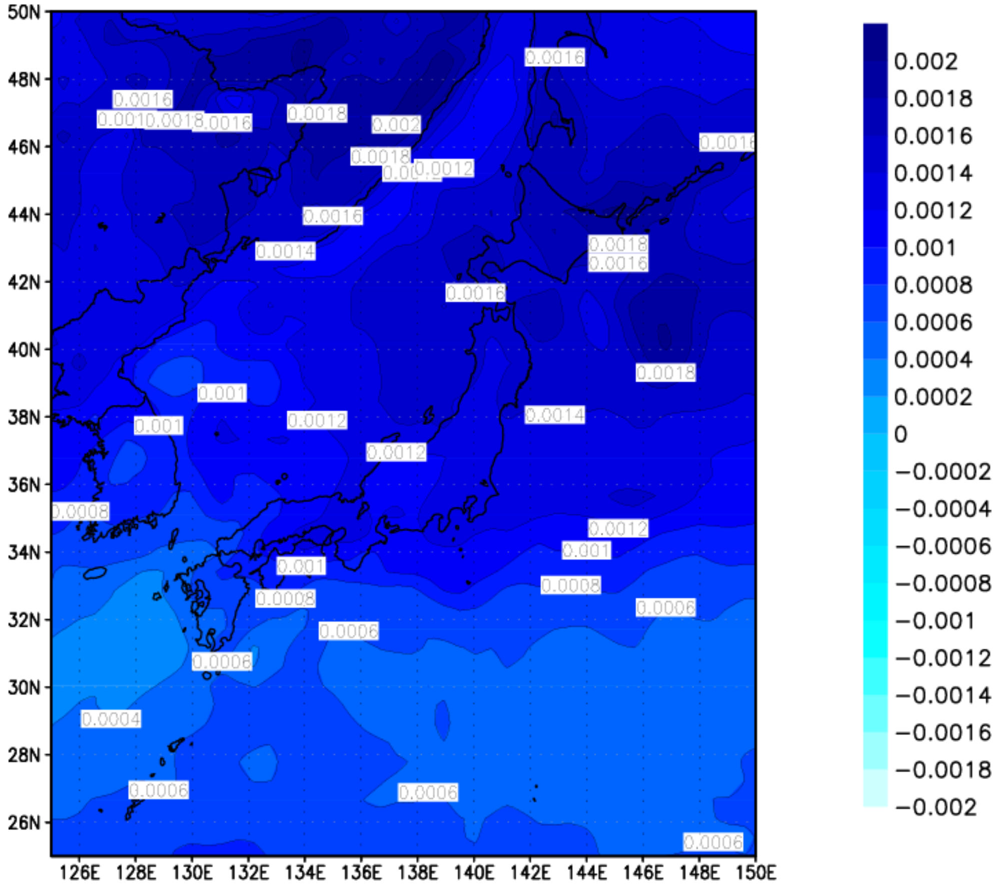


図 3.8　MIROC4h が予測する日本周辺の現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の夏季(8 月)の 2m 絶対湿度(21:00)の差

表 3.4　日本の各都市における夏季の絶対湿度の上昇

	帯広	仙台	東京	名古屋	大阪	福岡	鹿児島
絶対湿度上昇量［kg/kg］	1.69×10^{-3}	1.37×10^{-3}	1.26×10^{-3}	1.20×10^{-3}	1.22×10^{-3}	0.72×10^{-3}	0.56×10^{-3}

図 3.9 はアジア域における MIROC4h により予測される冬季（1 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 気温(21:00)の平均値の差を示す。気候変動には場所によりばらつきが見られ、冬季でもアジア域では緯度が高くなるほど気温の気候変動が大きくなる傾向が見られる。アジア域では、冬季の MIROC4h が予測する現在と未来の気温の差は、最低値が-1.12℃であり、最高値が 3.90℃と、5℃程度の差がある。また、アジア域における平均的な冬季の気温上昇はおよそ 0.72℃である(表 3.5)。

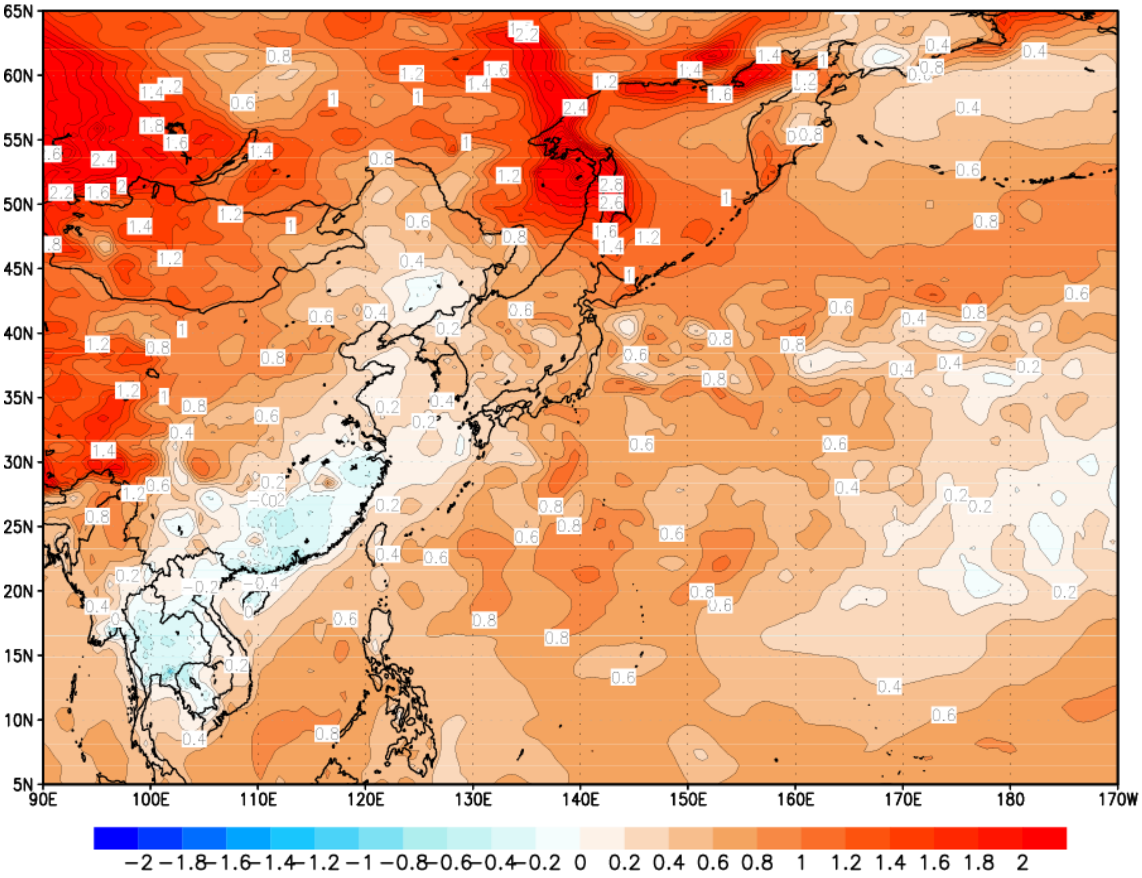


図 3.9　MIROC4h が予測する現在(2001-2010)と近未来(2026-2035)の冬季（1 月)の 2m 気温(21:00)の差

表 3.5　冬季の MIROC4h の 2m 気温(21:00)の現在と近未来の差の最低値と最高値と平均値

	最低値[℃]	最高値[℃]	平均値[℃]
気温上昇量［℃]	-1.12	3.90	0.72

図 3.10 は日本周辺における MIROC4h により予測される冬季(1 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 気温(21:00)の平均値の差を示す。また表 3.6 は各地域の気温の上昇量を示す。冬季においても日本周辺における気温上昇は緯度が高いほど大きい傾向が見られ、帯広では 1.15℃、鹿児島では 0.28℃上昇し、およそ 1℃程度の差がある。本論で対象とする東京では冬季は 0.71℃の上昇量が予測され、夏季の上昇量(1.05℃)に比べて小さい。

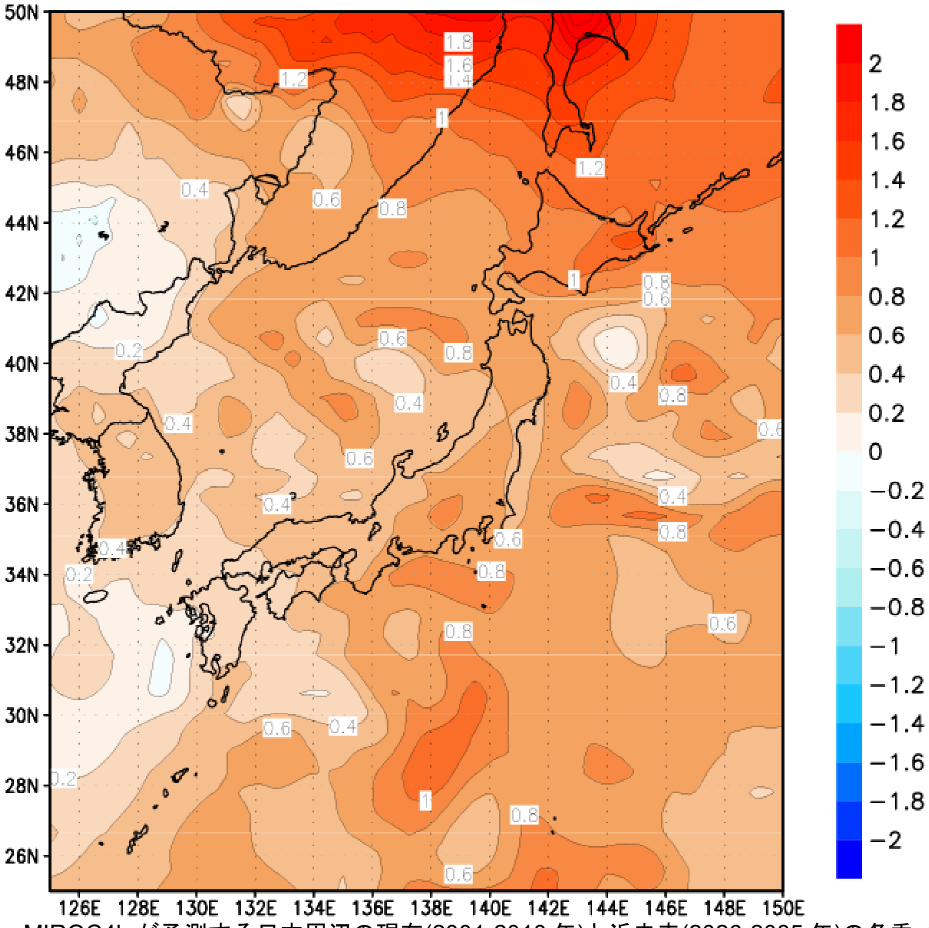


図 3.10　MIROC4h が予測する日本周辺の現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の冬季 (1 月)の 2m 気温(21:00)の差

表 3.6　日本の各都市における冬季の気温上昇

	帯広	仙台	東京	名古屋	大阪	福岡	鹿児島
気温上昇量　[℃]	1.15	0.60	0.71	0.60	0.50	0.30	0.28

図 3.11 はアジア域における MIROC4h により予測される冬季(1 月)の近未来(20261-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 絶対湿度(21:00)の平均値の差を示す。絶対湿度においても気候変動にはばらつきが見られ、アジア域では海域において気候変動が大きくなる傾向が見られる。冬季の MIROC4h が予測する未来と現在の平均絶対湿度の差は、最低値が-1.00×10^{-3}kg/kg であり、最高値が 1.50×10^{-3}kg/kg である。また、アジア域における平均的な冬季の絶対湿度の上昇量はおよそ 0.30×10^{-3}kg/kg であり、夏季の絶対湿度の上昇量(15.6×10^{-3} kg/kg)と比べてかなり小さい(表 3.7)。

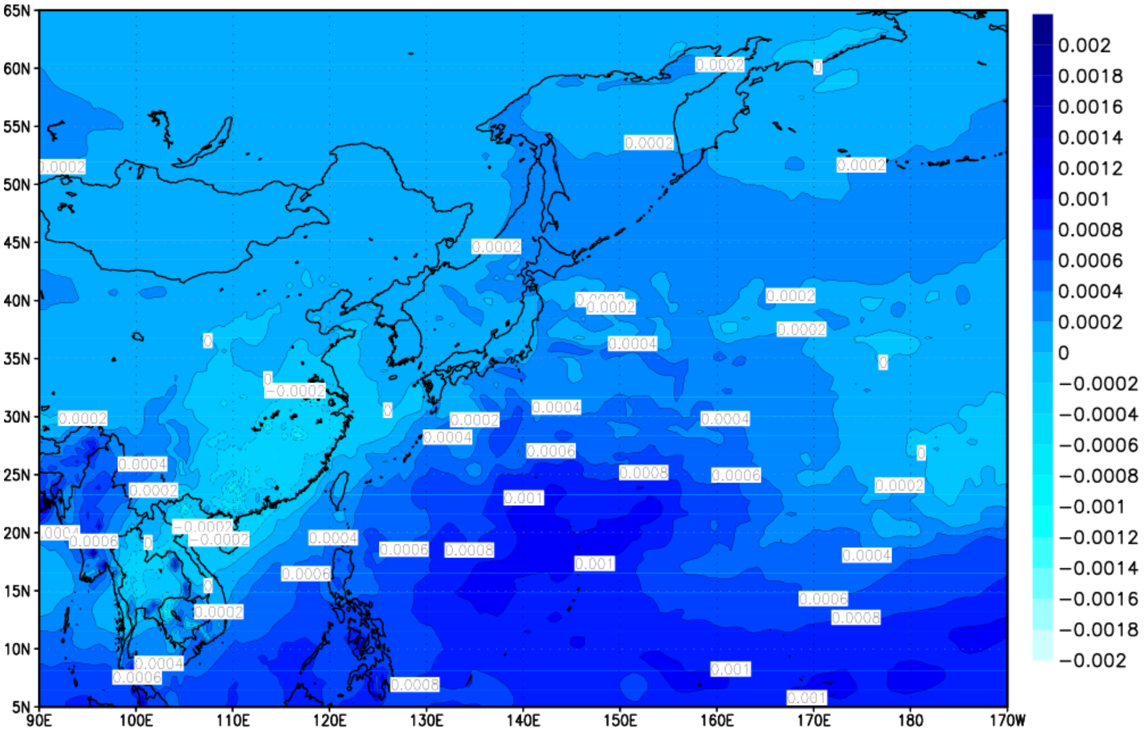


図 3.11　MIROC4h が予測する現在(2001-2010)と近未来(2026-2035)の冬季(8 月)の 2m 絶対湿度 (21:00)の差

表 3.7　冬季の MIROC4h の 2m 絶対湿度 (21:00)の現在と近未来の差の最低値と最高値と平均値

	最低値	最高値	平均値
絶対湿度上昇量 [kg/kg]	-1.00×10^{-3}	1.50×10^{-3}	0.30×10^{-3}

図 3.12 は日本周辺における MIROC4h により予測される冬季(1 月)の近未来(2026-2035 年)と現在(2001-2010 年)の地上高 2m 絶対湿度(21:00)の平均値の差を示す。また表 3.8 は各地域の絶対湿度の上昇量を示す。日本列島における絶対湿度の上昇は気温ほど明確ではないが緯度が高いほど大きい傾向が見られ、帯広では 0.27×10^{-3} kg/kg、鹿児島では 0.03×10^{-3} kg/kg 上昇する。本論で対象とする東京において 0.17×10^{-3} kg/kg の上昇量が予測される。

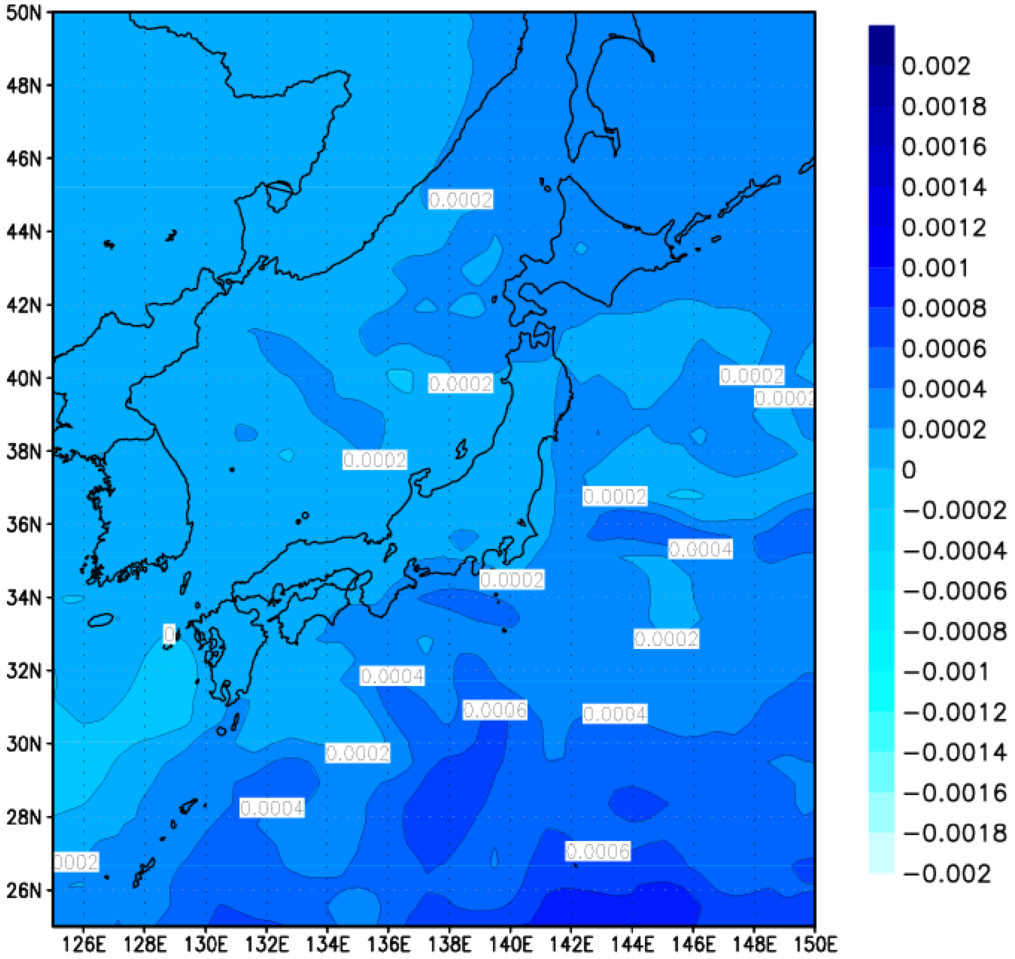


図 3.12 MIROC4h が予測する日本周辺の現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の冬季(1 月)の 2m 絶対湿度(21:00)の差

表 3.8 日本の各都市における冬季の絶対湿度の上昇

	帯広	仙台	東京	名古屋	大阪	福岡	鹿児島
絶対湿度上昇 [kg/kg]	0.27 ×10^{-3}	0.18 ×10^{-3}	0.17 ×10^{-3}	0.18 ×10^{-3}	0.13 ×10^{-3}	0.05 ×10^{-3}	0.03 ×10^{-3}

2.2　領域気象モデル WRF

2.2.1　領域気候モデル(RCM)

領域気候モデル(RCM: regional climate model)とは、天気予報などで使用される客観解析値や全球気候モデルによる解像度の粗い出力値を初期値・境界値としてより高解像度な解析を行い、設定した領域と期間において局地的な気象場を再現・予測するための数理モデルである(例えば、高薮出, 2005)。ほぼ同様の意味で地域(局地)気候モデルと呼ばれることもあるが、ここでは全球気候モデルに対して、側面境界条件を与え限定された領域内の気象解析を扱うモデルの意を強調するため領域気候モデルと統一して呼ぶ。また、領域気象モデルと領域気候モデルに明確な違いは存在しないが、数値予報(天気予報)のような短期間積分を目的としたモデルである場合は領域気象モデル、長期間積分を行うことを前提としたモデルは領域気候モデルと呼ばれる(佐藤康雄, 1999)。

2.2.2　WRF の概要

本研究において力学的ダウンスケーリングで使用する RCM は完全圧縮の非静力学モデル ARW(Advanced Research Weather Research and Forecasting) version 3.4 (以降 WRF)を採用した(William et al, 2008)。WRF は大気の研究と天気予報の両目的のため、NCAR を中心に開発され次世代のメソスケール数値天気予報モデルである。WRF では解析領域内の初期値、また時間ステップごとの境界値を与えることで、領域内の気象を詳細な土地利用データや地形を考慮し、物理法則に従って再現や予測することが可能である。また、WRF は数 m から数千 km の幅広いスケールの解析に対応したモデルであり、本研究では最大領域は水平格子間隔約 60km の解像度でダウンスケーリングをはじめ、最小領域では水平格子間隔 2km の解像度で解析を行った。WRF の開発は 1990 年代から始まり、National Center for Atmospheric Research (NCAR), National Oceanic and Atmospheric Administration (National Centers for Environmental Prediction (NCEP), Forecast Systems Laboratory (FSL), Air Force Weather Agency (AFWA), Naval Research Laboratory, the University of Oklahoma, Federal Aviation Administration (FAA)など複数の機関の協力の下で開発や改良が進められた。

基礎方程式は、運動量方程式、熱の保存式、水蒸気・雲水・雨水・雪・氷・雹など水の相変化を含む保存式、連続の式、状態方程式からなる。これら力学過程に加え、パラメタリゼーションによる様々な現象の物理過程により日々の天気が再現される。時間積分スキームは少メモリ型の 3 次精度のルンゲ・クッタとタイム・スプリッティングが採用される。運動方程式中の移流項などはルンゲ・クッタ時間積分内で計算される。格子間隔が水平方向よりも小さい鉛直方向には陰解法が用いられる。格子系は水平方向と鉛直方向の両方で Arakawa-C グリッド(スタッガードグリッド)が採用される。空間差分スキームは 2-6 次まで任意に変更可能となっている。

領域気候モデルである WRF は解析領域内のネスティングが可能である(例えば、木田秀

次, 1995)。ネスティングとは低解像度で広い領域の内側に入れ子状に徐々に狭く解像度の高い解析領域を設定し、広い領域(親領域)の解析結果を狭い領域(子領域)の側面境界条件として段階的に解析を行う手法である。これにより、計算負荷を軽減しつつ着目する領域を高解像度に解析することが可能となる。WRF では子領域の解析結果を親領域に反映させながら解析を実施する二方向ネスティング(2-way)と、親領域の解析結果が子領域へ一方的に与えられる一方向ネスティング(1-way)が存在する。観測値を基に作成される客観解析データなどを使用する一般的なダウンスケーリングにおいては、二方向ネスティングがよいと考えられている。しかし、本論では客観解析データより大きなバイアスを含むことが予測される全球気候モデルによる出力値を使用するため、領域気候モデルで再現される局地性をより反映させるため、一方向ネスティングを採用する。

WRF のソースコードは、WRF のメインプログラム、力学過程に関するモジュール(力学コア)や物理過程に関するモジュールなどから構成される。物理過程は、地表面モデル、接地層モデル、放射モデル、地表面モデル、大気境界層モデル、雲物理モデル、積雲パラメタリゼーションなど、現象ごとに複数の物理モデルから構成される(日下博幸, 2009)。図 3.13 に WRF の物理過程の構成を示す。各種パラメタリゼーションの概説を付録 B に記載する。

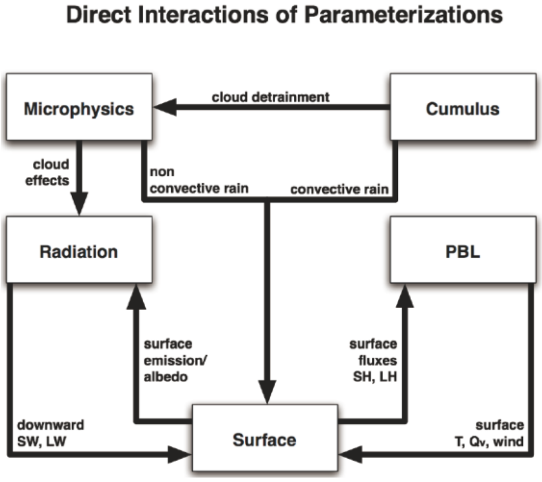


図 3.13　WRF の各物理過程スキームの構成図 (Dudhia, 2013)

§3　力学的ダウンスケーリング解析条件

3.1　解析領域

WRF 計算の解析領域を図 3.14 と表 3.9 に示す。ネスティングは 4 段階とし、第 1 領域が日本とその周辺の海域を覆うように設定し、第 4 領域では東京都大手町を中心とした。第 1 領域の水平解像度は 54km と設定したが、これは境界条件として与える MIROC4h の水平格子解像度約 60km を考慮し決定した。WRF 解析では子領域での解析結果を親領域(例えば第 4 領域の子領域は第 3 領域)へ反映させる 2-way 計算と親領域の解析結果を一方向に子領域へとダウンスケーリングを行う 1-way 計算の両方が使用できる。本解析では 1-way を採用した。ネスティングの影響については付録 C に記載。

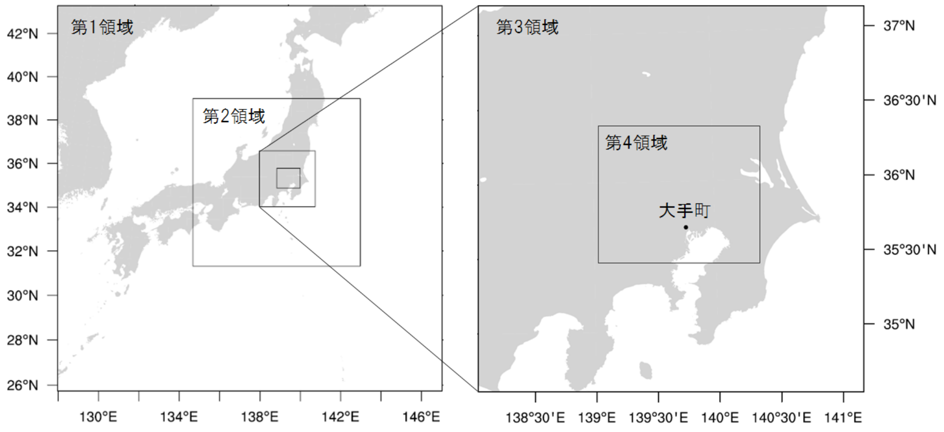


図 3.14　解析領域

表 3.9　WRF の解析領域

Items	Content
Map projection system	Lambert conformal conic projection
Horizontal grid dimensions and grid spacing	Domain 1: 38×38 (horizontal scale 54 [km]) Domain 2: 49×49 (horizontal scale 18 [km]) Domain 3: 49×49 (horizontal scale 6 [km]) Domain 4: 61×52 (horizontal scale 2 [km])
Vertical levels	35 (from surface to the 50 hPa level)
Time step	Domain 1: 180 sec, Domain 2: 60 sec, Domain 3: 20 sec, Domain 4: 20/3 sec.
Nesting	One-way nesting

3.2　解析期間

解析期間は現在では 2006~2010 年の 5 年間、未来では 2031~2035 年の 5 年間を対象とした。ただし、1 月と 8 月に関してはそれぞれ 10 年間の解析も実施しているため、一部その結果を使用する。助走計算は全てのケースで 2 週間としている。助走計算期間の解析結果への影響については付録 C に記載。

3.3　初期値・境界値

全球気候モデル MIROC4h による 6 時間間隔の 3 次元データから、WRF へ与える初期値・境界値を作成した。また、MIROC4h との比較や WRF の精度検証のため、観測値を基にして作成された NCEP が提供する再解析データ Final Operational Global Analysis data(FNL)も使用した。FNL は水平格子解像度が 1º であり、6 時間ごとのデータである。このデータは、Global Data Assimilation System(GDAS) の Global Telecommunications System(GTS)によって連続的に得られる観測値を基に作成されたものである。また、地表面モデルへ Noah Land Surface Model(Noah LSM)を適応する際には土壌温度と土壌水分量が必要であるが、このデータを MIROC4h は有していないため、MIROC4h を初期値・境界値として解析を行う場合に FNL の土壌温度と土壌水分量を補足的に使用した。MIROC4h と FNL のデータ諸元を表 3.10 に示す。海表面温度は MIROC4h の出力データにより 6 時間間隔で更新した。また、ナッジングは MIROC4h のバイアスが領域気候モデルにより再現される局所的な気象場へ影響を与えることを避けるため、本解析においては使用していない。ナッジングの有無による解析結果への影響は付録 C に記載。

表 3.10　WRF 解析の初期値・境界値として使用する気象データ緒元

a) MIROC4h

Longitude, Latitude	0.5625º
Time	6 hour
Geopotential height	17 layers※
Temperature	17 layers※
Specific humidity	17 layers※
Wind velocity	17 layers※
Sea surface pressure	Surface(24hour interval)
Surface temperature	Surface(24hour interval)
Sea surface temperature	Surface(24hour interval)
※17 layers (1000, 950, 900, 850, 700, 500, 400, 300, 250, 200, 150, 100, 70, 50, 30, 20, 10 [hPa])	

b) FNL

Longitude, Latitude	1 º
Time	6 hour
Soil temperature	4 layers※
Soil water	4 layers※
※4 layers (0–10, 10–40, 40–100, 100–200 [cm])	

3.4　WRF 解析におけるスキーム

WRF 解析において使用したスキームのうち代表的なものを表 3.11 に示す。物理過程では、地表面モデルは Noah Land Surface Model(Noah LSM) (Chen and Dudhia, 2001)、大気境界層モデルは Yonsei University (Hong et al, 2006)、長波放射モデルは Rapid Radiative Transfer Model(RRTM) Longwave (Mlawer et al, 1997)、短波放射モデルは MM5 (Dudhia) Shortwave(Dudhia, 1989)、雲物理モデルは WRF single-moment 6-class (Hong et al, 2004)、積雲パラメタリゼーションは第 1,2 領域に対して Kain-Fritsch scheme (Kain, 2004)を使用した。それぞれのスキームの説明を付録 B に記載する。また WRF で解析期間、力学過程や物理過程のスキームを設定するためのファイル(namelist.input)を表 3.12 に示す。これは MIROC4h を境界値とし、2006 年 8 月を対象に解析を行ったケースの namelist.input である。

表 3.11　WRF 解析で使用したスキーム

a) 物理過程 (Physics)

Cumulus parameterization (cu_physics)	Domains 1 & 2: Kain-Fritsch, Domains 3 & 4: none
Microphysics (mp_physics)	WRF single-moment 6-class
Planetary boundary layer (bl_pbl_physics)	Yonsei University
Longwave radiation (ra_lw_physics)	RRTM
Shortwave radiation (ra_sw_physics)	Dudhia
Surface layer (sf_sfclay_physics)	Monin-Obukhov scheme (MM5)
Land surface (sf_surface_physics)	Noah Land Surface Model (Noah LSM)
Sea surface update (sst_update)	On (6hour interval)

b) 力学過程 (Dynamics)

Temporal Discretization (rk_ord)	Runge-Kutta 3rd order
Turbulence and mixing option (diff_opt)	Evaluates 2nd order diffusion term on coordinate surfaces
Eddy coefficient option (km_opt)	Horizontal smagorinsky first order closure
Upper-level damping flag (damp_opt)	No damping
Vertical velocity damping flag (w_damping)	No damping

表 3.12　Namelist.input (WRF の解析条件)

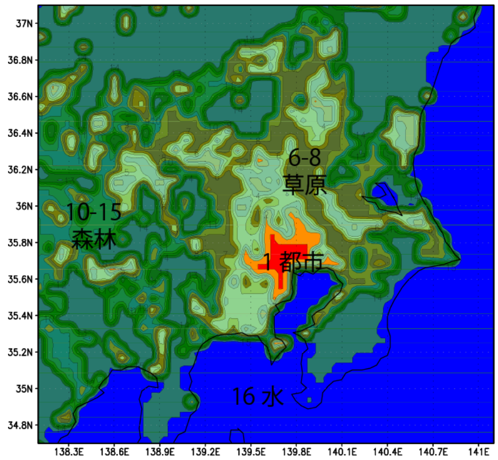
&time_control	
run_days	50,
run_hours	0,
run_minutes	0,
run_seconds	0,
start_year	2006, 2006, 2006, 2006,
start_month	07, 07, 07, 07,
start_day	15, 15, 15, 15,
start_hour	12, 12, 12, 12,
start_minute	00, 00, 00, 00,
start_second	00, 00, 00, 00,
end_year	2006, 2006, 2006, 2006,
end_month	09, 09, 09, 09,

end_day	01, 01, 01, 01,
end_hour	12, 12, 12, 12,
end_minute	00, 00, 00, 00,
end_second	00, 00, 00, 00,
interval_seconds	21600
input_from_file	.true.,.true.,.true.,.true.,
history_interval	180, 60, 60, 60,
frames_per_outfile	40, 120, 120, 120,
restart	.false.,
restart_interval	7200,
io_form_history	2,
io_form_restart	2,
io_form_input	2,
io_form_boundary	2,
debug_level	0,
auxinput4_inname	"wrflowinp_d<domain>"
auxinput4_interval	360,360,360,360,
io_form_auxinput4	2,
&domains	
time_step	180,
time_step_fract_num	0,
time_step_fract_den	1,
max_dom	4,
s_we	1, 1, 1, 1,
e_we	38, 49, 49, 61,
s_sn	1, 1, 1, 1,
e_sn	38, 49, 49, 52,
s_vert	1, 1, 1, 1,
e_vert	35, 35, 35, 35,
p_top_requested	5000,
num_metgrid_levels	18,
num_metgrid_soil_levels	4,
dx	54000, 18000, 6000, 2000,
dy	54000, 18000, 6000, 2000,
grid_id	1, 2, 3, 4,
parent_id	1, 1, 2, 3,
i_parent_start	1, 14, 20, 16,
j_parent_start	1, 13, 18, 17,
parent_grid_ratio	1, 3, 3, 3,
parent_time_step_ratio	1, 3, 3, 3,
feedback	0,
smooth_option	0,
&physics	
mp_physics	6, 6, 6, 6,
ra_lw_physics	1, 1, 1, 1,
ra_sw_physics	1, 1, 1, 1,
radt	2, 2, 2, 2,
sf_sfclay_physics	1, 1, 1, 1,
sf_surface_physics	2, 2, 2, 2,
bl_pbl_physics	1, 1, 1, 1,
bldt	0, 0, 0, 0,
cu_physics	1, 1, 0, 0,

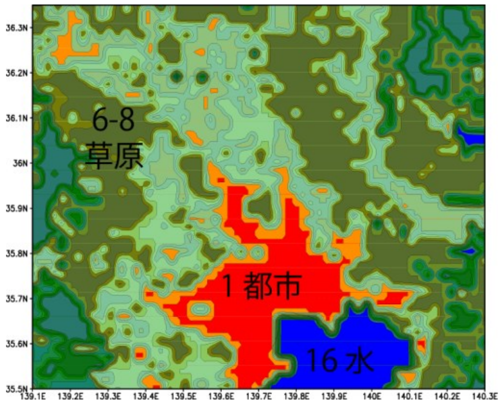
cudt	5, 5, 5, 5,
isfflx	1,
ifsnow	0,
icloud	1,
surface_input_source	1,
num_soil_layers	5,
sf_urban_physics	0, 0, 0, 0,
maxiens	1,
maxens	3,
maxens2	3,
maxens3	16,
ensdim	144,
sst_update	1,
&dynamics	
rk_ord	3,
w_damping	0,
diff_opt	1,
km_opt	4,
diff_6th_opt	0, 0, 0, 0,
diff_6th_factor	0.12, 0.12, 0.12, 0.12
base_temp	290.,
damp_opt	0,
zdamp	5000., 5000., 5000., 5000.,
dampcoef	0.2, 0.2, 0.2, 0.2,
khdif	0, 0, 0, 0,
kvdif	0, 0, 0, 0,
non_hydrostatic	.true., .true., .true., .true.,
moist_adv_opt	1, 1, 1, 1,
scalar_adv_opt	1, 1, 1, 1,
&bdy_control	
spec_bdy_width	5,
spec_zone	1,
relax_zone	4,
specified	.true., .false.,.false.,.false.,
nested	.false., .true., .true.,.true.,
&namelist_quilt	
nio_tasks_per_group	0,
nio_groups	1,

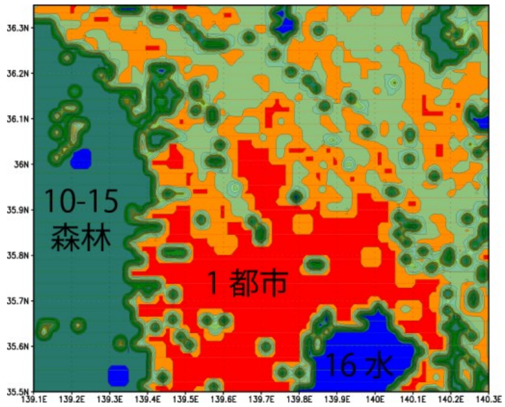
3.5　土地利用データ

WRF 解析における土地利用データは、デフォルトの U.S. Geological Survey (USGS)による 24 分類データや国土交通省国土政策局による国土数値情報が存在する。それぞれの土地利用を図 3.15 に示す。USGS の土地利用データでは国土数値情報に比べ、解析対象とする関東地方で都市域が少ない。より現実に近い解析を行うために、本解析では最小領域(第 4 領域)に国土数値情報を用いて解析を行う。土地利用データの解析結果への影響については付録 C に記載。



a) USGS 土地利用データ(domain3)





b) USGS 土地利用データ(domain4)　　c) 国土数値情報(domain4)

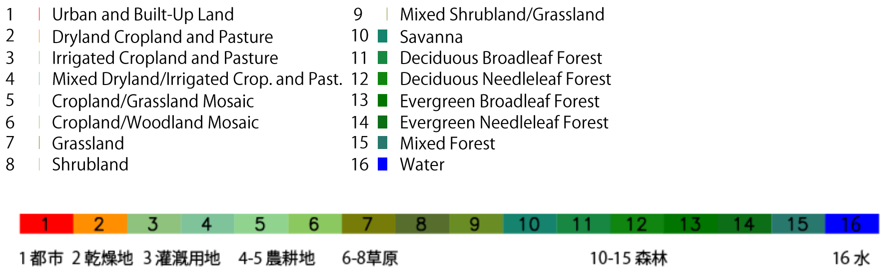


図 3.15　WRF で使用する土地利用データ

§4　力学的ダウンスケーリング解析結果

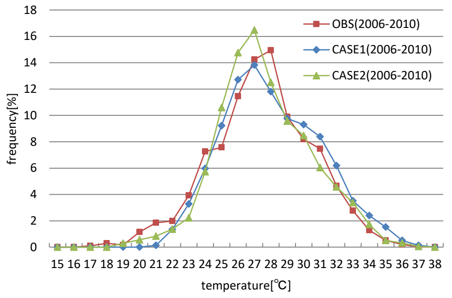
4.1　力学的ダウンスケーリングによる現在気候の再現性

4.1.1　夏季における過去再現実験

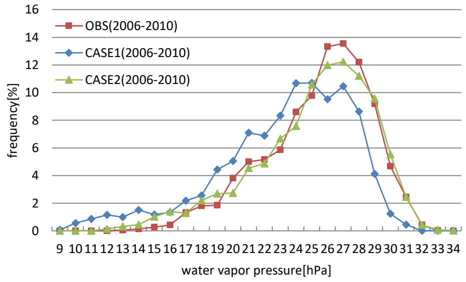
夏季の MIROC4h が予測する現在(2006~2010)の気象データを初期値･境界値とした解析結果(CASE1)と観測値(OBS)の比較を行うことで、MIROC4h と WRF による本手法の現在気候の再現性の検討を行う。比較対象として、FNL を初期値・境界値とした解析ケース(CASE2)も記載する。

図 3.16 は 2006~2010 年 5 年間の各気象要素の 8 月の頻度分布を示す。また、表 3.13 は各気象要素の 8 月の平均値を示し、表 3.14 は各気象要素の 8 月の標準偏差を示す。WRF 解析値による頻度分布は、各気象要素の特長を再現できており観測値による形状と概ね一致する。地表面気温は CASE1 と CASE2 では同程度の再現性を示し、CASE2 と OBS の平均値の差は 0.23℃、CASE1 と OBS の平均値の差は 0.69 ℃である。標準偏差では CASE1 は CASE2 より OBS に近く頻度分布の形状をよく再現する。水蒸気圧は CASE2 では OBS との差が 0.20hPa と観測値をよく再現しているが、CASE1 では OBS に比べ平均値が 2.02hPa 低く、CASE2 よりも CASE1 で OBS との差が大きい。標準偏差も CASE1 は CASE2 よりも OBS との差が大きい。風速では CASE2(地上高 10m)は OBS(地上高 35m)より 0.16m/s 大きく、CASE1 と OBS との差はさらに大きく 0.63m/s である。風向は、CASE1、CASE2 の両方で東京湾からの南よりの風がよく再現されており OBS との対応がよい。全天日射は CASE1 と CASE2 の両ケースで OBS と比べ大きい。

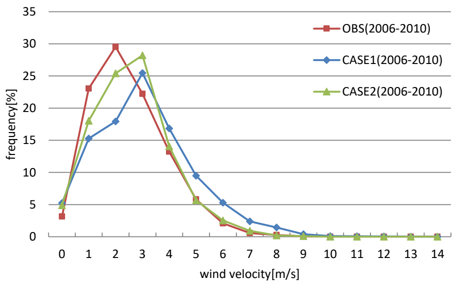
観測値と解析値のこれら差の原因としては、全球気候モデルの系統誤差、領域気候モデルの系統誤差、または観測値の空間代表性の問題が挙げられる。ここでは観測値(AMeDAS)の空間代表性の問題は議論することが困難であるため考慮せず、観測値との差は GCM の系統誤差と RCM の系統誤差が原因であるとして考察を進める。FNL は観測値を基にして作成されるため GCM の系統誤差はないものとすれば、CASE2 と観測値との差は RCM の系統誤差によると考えられる。また、CASE1 と観測値の差は GCM と RCM の両方の系統誤差の影響が考えられる。夏季の気温は CASE1、CASE2 の両方で OBS との差は小さく、GCM と RCM の系統誤差の影響は小さい。水蒸気圧は、CASE2 は観測値をよく再現しており、CASE1 のみ観測値との差が大きいため、CASE1 は MIROC4h の系統誤差により現在気候の再現性が低下していると考えられる。風速は CASE1 と CASE2 の両方で観測値より大きいが、CASE1 では CASE2 に比べ観測値との差がさらに大きくなる。風速は観測値の空間代表性の影響も大きいと考えられるが、この影響を無視すれば CASE1 では、GCM と RCM の両方の系統誤差により再現性が低下していると考えられる。全天日射は CASE1 と CASE2 の両方で観測値との差が大きいため、WRF の系統誤差により再現性が低下していると考えられる。



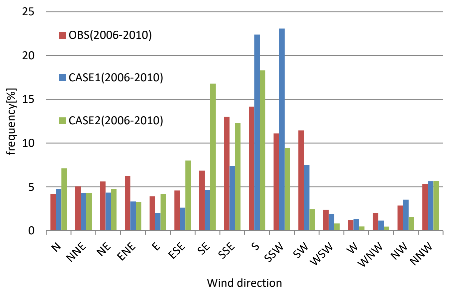
a) 気温



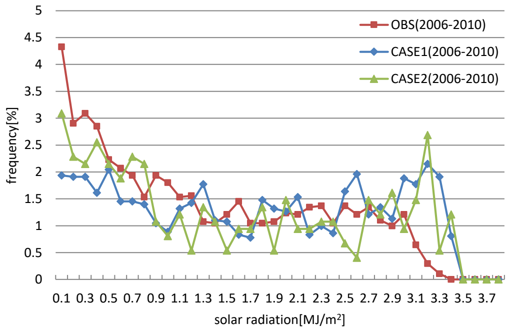
b) 水蒸気圧



c) 風速



d) 風向



e) 水平面全天日射

図 3.16　各気象要素の 8 月の頻度分(2006-2010)

表 3.13　大手町における各気象要素の 8 月の平均値

	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］	風速［m/s］	全天日射［W/m²］
OBS	27.91	25.82	2.95	186.3
CASE1	28.60	23.79	3.58	236.5
CASE2	28.14	25.62	3.11	227.2

表 3.14　大手町における各気象要素の 8 月の標準偏差

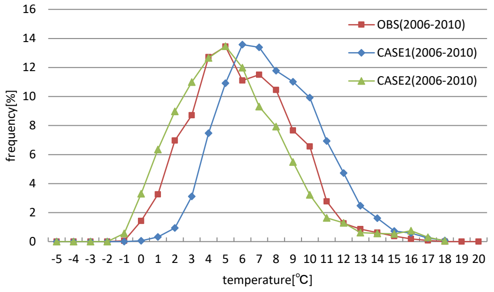
	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］
OBS	3.07	3.34
CASE1	2.98	4.21
CASE2	2.86	3.75

4.1.2　冬季における過去再現実験

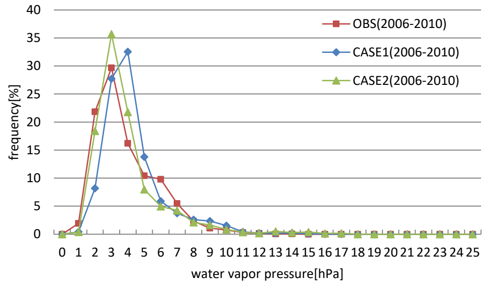
夏季と同様に冬季における過去再現実験の結果を示す。図 3.17 は 2006~2010 年 5 年間の各気象要素の 1 月の頻度分布を示す。また、表 3.15 は各気象要素の 1 月の平均値を示し、表 3.16 は各気象要素の 1 月の標準偏差を示す。WRF 解析値による頻度分布は、各気象要素の特長を再現できており観測値による形状と概ね一致する。地表面気温は CASE1 では CASE2 と比べ再現性が低く、CASE2 と OBS の平均値の差は 0.64 ºC であり小さいが、CASE1 と OBS の平均値の差は 1.83ºC と大きい。標準偏差は CASE1 と OBS の差は 0.07℃、CASE2 と OBS の差は 0.24℃であり、CASE1 は OBS とよい対応を示し、頻度分布の形状がよく再現されている。水蒸気圧では CASE1 は CASE2 に比べて少し再現性が低く、CASE1 の平均値は OBS より 0.48hPa 高く、CASE2 と OBS の差と比べて大きい。風速では CASE2(地上高 10m)が OBS(地上高 35m)より 0.44m/s 大きく、CASE1 は OBS より 0.74m/s 大きい。風向は、CASE1 と CASE2 の両ケースで大陸からの北風を再現できているが、CASE2 に比べて CASE1 と OBS の対応はわるい。全天日射は CASE1 と CASE2 ともに観測値と比べて大きい。

冬季では、気温は MIROC4h の系統誤差により再現精度が低下していると考えられる。水蒸気圧は、CASE1、CASE2 の両方で観測値をよく再現できているが、CASE1 の方が CASE2 に比べて観測値との差が少し大きい。風速は CASE1 と CASE2 の両方で観測値より大きいが、CASE1 と OBS の差はさらに大きいため、GCM と RCM の両方の系統誤差により再現性が低下していると考えられる。風向は MIROC4h のバイアスにより CASE1 で再現性が低下していると考えられる。全天日射は CASE1 と CASE2 の両方で観測値との差が大きいが、CASE1 では CASE2 と比べ OBS との差がさらに大きいため、MIROC4h と WRF の両方の系統誤差により再現性が低下していると考えられる。

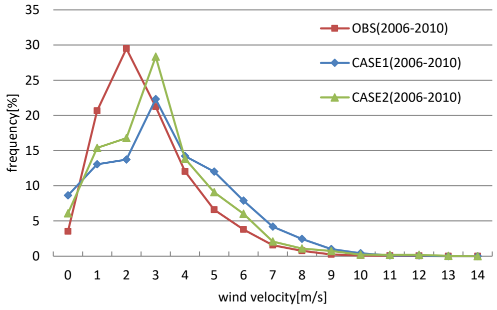
このように GCM と WRF による解析値は気象要素ごとに GCM と RCM の系統誤差を含む。



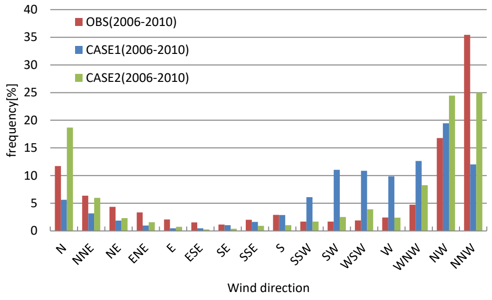
a) 気温



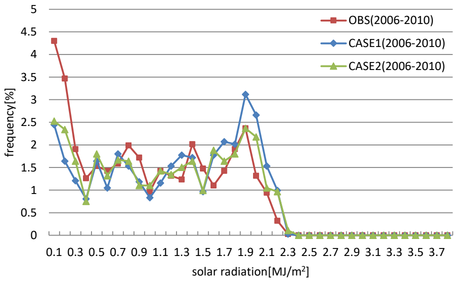
b) 水蒸気圧



c) 風速



d) 風向



e) 水平面全天日射

図 3.17　各気象要素の 1 月の頻度分(2006-2010)

表 3.15　大手町における気象要素の 1 月の平均値

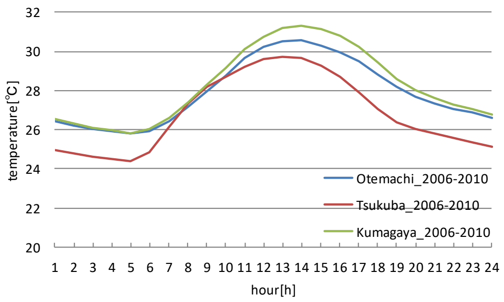
	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］	風速［m/s］	全天日射［W/m²］
OBS	6.47	4.35	3.13	106.1
CASE1	8.30	4.83	3.87	125.0
CASE2	5.83	4.49	3.57	114.1

表 3.16　大手町における気象要素の 1 月の標準偏差

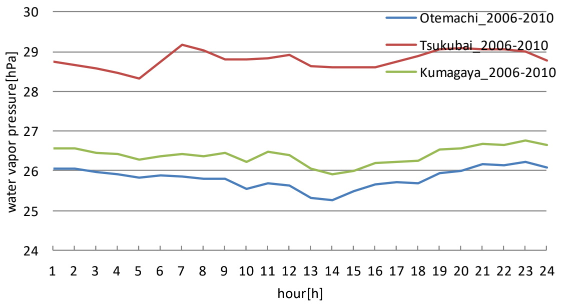
	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］
OBS	2.94	1.87
CASE1	2.87	1.90
CASE2	3.18	2.16

4.2　力学的ダウンスケーリングによる局地性の再現性

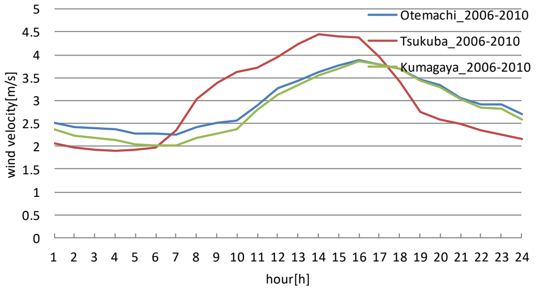
力学的ダウンスケーリングにより再現される局所性の検討を行う。図 3.18 は観測値による大手町(緯度 35.69 度, 経度 139.76 度)、つくば(36.06, 140.13)、熊谷(36.15, 139.38)の 3 都市における 5 年間(2006-2010 年)平均した 8 月の気温(at 2m)、水蒸気圧(at 2m)、風速(at 10m)の各気象要素の日変化を示す。つくばでは、大手町と比べ最高気温が低く、日較差が大きいなど、それぞれの都市における局所的な気象が確認できる。図 3.19 は MIROC4h が再現する 5 年間(2006-2010 年)平均した 1000hPa の気圧面における 8 月の各気象要素の日変化を示す。MIROC4h で定義される最も近い格子点のうち、大手町、つくば、熊谷に最も近い格子点の値を用いた。MIROC4h は水平解像度が約 60km と粗いため、建築熱負荷計算のための気象データで要求される局所性を再現することが難しい。図 3.20 は MIROC4h の現在の予測値を力学的ダウンスケーリングして得られた気象データを 5 年間(2006-2010)平均した 8 月の各気象要素の日変化である。日中の最高気温やその時刻が力学的ダウンスケーリングにより再現されており、力学的ダウンスケーリングにより局所性が再現されることが確認できる。



a) 気温

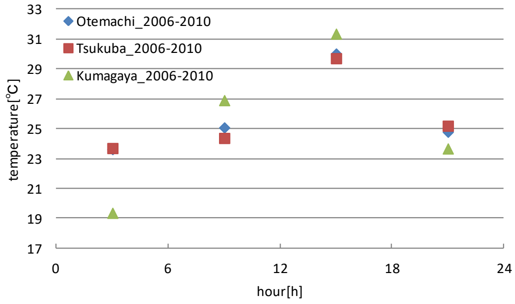


b) 水蒸気圧

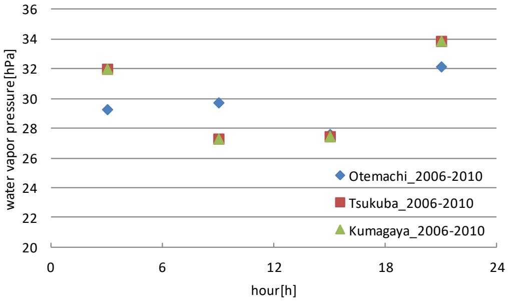


c) 風速

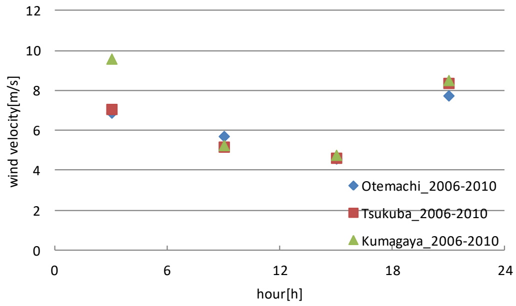
図 3.18　観測値による 5 年間(2006-2010)平均した 8 月の各気象要素の日変化



a) 気温

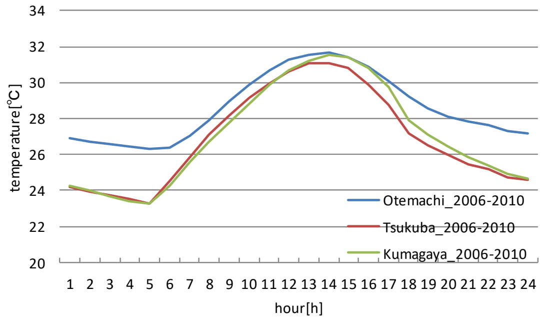


b) 水蒸気圧

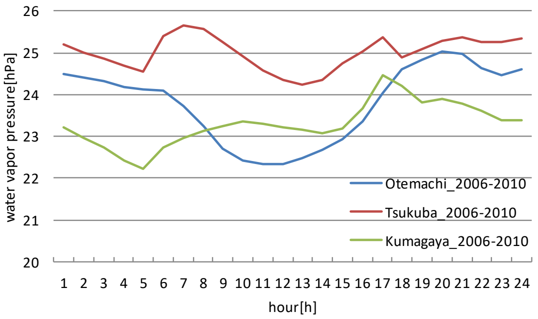


c) 風速

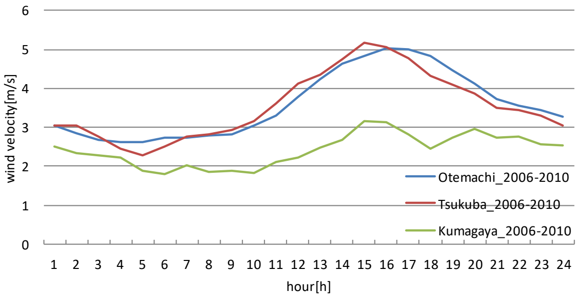
図 3.19　MIROC4h による 5 年間(2006-2010)平均した 8 月の各気象要素の日変化



a) 気温



b) 水蒸気圧



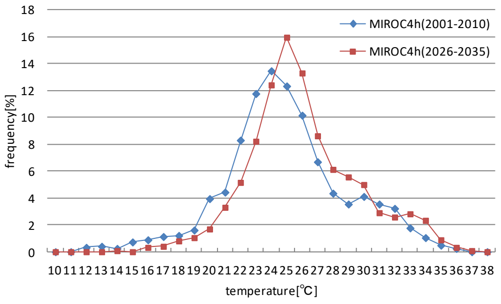
c) 風速

図 3.20　MIROC4h と WRF による
5 年間(2006-2010)平均した 8 月の各気象要素の日変化

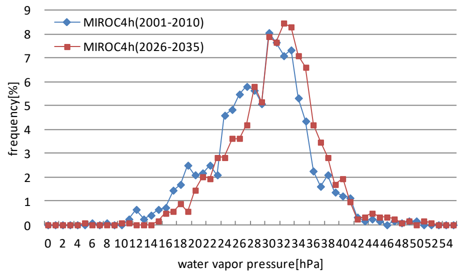
4.3　力学的ダウンスケーリングにより予測される気候変動

4.3.1　夏季の気候変動

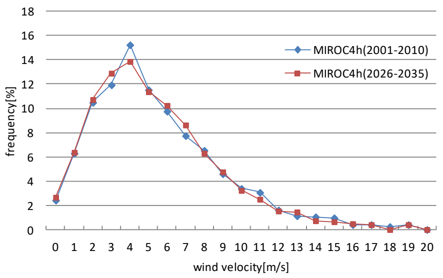
まず、MIROC4h が予測する大手町における気候変動を確認する。図 3.21 は MIROC4h により再現される大手町（MIROC4h では緯度 35.66 度, 経度 139.5 度)の気圧 1000hPa の高度における現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の 8 月の各気象要素の頻度分布である。また、表 3.17 には各気象要素の現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の平均値を、表 3.18 には標準偏差を示す。気温と湿度の両方で気候変動がみられ、平均値が高くなり頻度分布が右側にシフトしている。気温は平均値が 1.11℃上昇し、水蒸気圧は 1.89hP 上昇する。風速・風向は現在と未来で大きな変化は見られない。標準偏差は現在から近未来にかけて気温、水蒸気圧、風速において減少する。



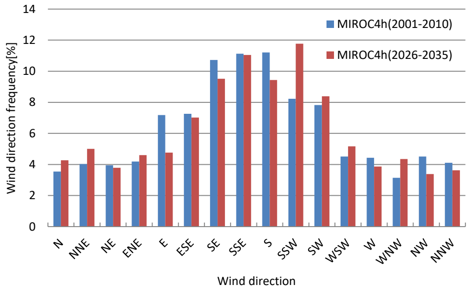
a) 気温



b) 水蒸気圧



c) 風速



d) 風向

図 3.21　MIROC4h が再現する現在と未来の 5 年間平均した 8 月の気象要素の日変化

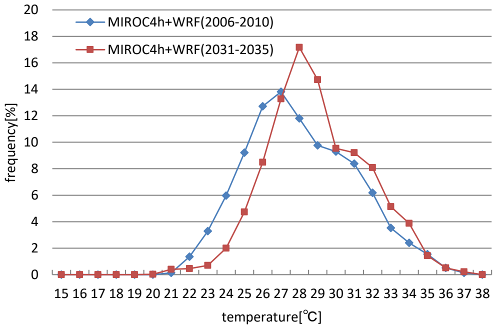
表 3.17　現在と近未来の 8 月の気象要素の平均値(大手町)

	気温[℃]	水蒸気圧[hPa]	風速[m/s]
現在(2006-2010)	25.43	29.39	6.27
近未来(2031-2035)	26.55(+1.11)	31.28(+1.89)	6.07(-0.2)

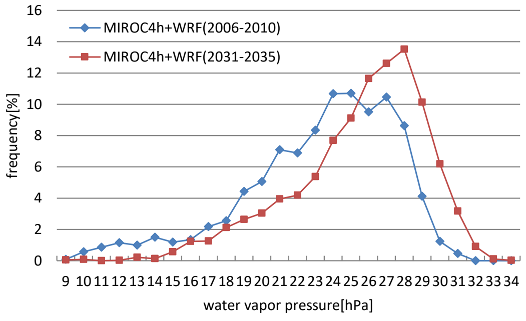
表 3.18　現在と近未来の 8 月の気象要素の標準偏差(大手町)

	気温[℃]	水蒸気圧[hPa]	風速[m/s]
現在(2006-2010)	3.97	8.39	5.29
近未来(2031-2035)	3.55(-0.42)	6.12(-2.27)	4.14(-1.15)

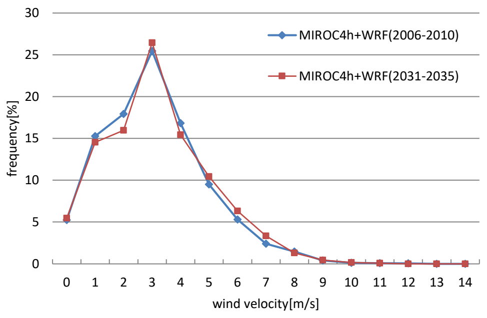
現在(2006-2010)と近未来(2031-2035)の夏季(8 月)の MIROC4h が予測値を WRF により力学的ダウンスケーリングして得られた結果について述べる。図 3.22 は MIROC4h の力学的ダウンスケーリングにより再現された現在と近未来の 5 年間平均した 8 月の気象要素の頻度分布である。MIROC4h と同様にダウンスケーリング後の気象データも気温、水蒸気圧の両方で気候変動がみられ、頻度分布が右側へシフトする。地表面気温は現在から近未来にかけて平均値は 0.87℃上昇する。水蒸気圧は現在から近未来にかけて平均値が 2.21hPa 上昇する。また、気温の標準偏差は現在から近未来にかけて-0.18 減少し、水蒸気圧の標準偏差は-0.52hPa 減少する。気温と水蒸気圧の変動は現在(2006-2010)から近未来(2031-2035)にかけて減少する。力学的ダウンスケーリングによって得られる気象データは全球気候モデルにより予測される気候変動を反映することが確認できる。風速と風向、また全天日射は現在と近未来で大きな変化は見られない。



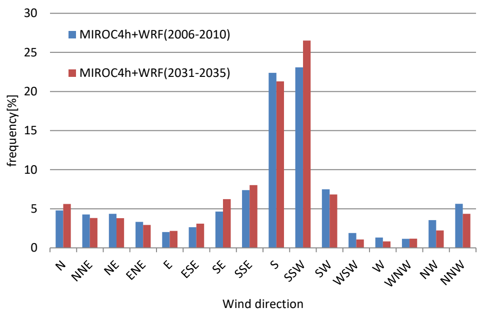
a) 気温



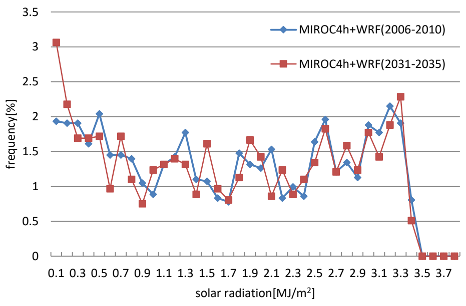
b) 水蒸気圧



c) 風速



d) 風向



e) 水平面全天日射

図 3.22　現在(2006-2010)と近未来(2031-2035)の各気象要素の 8 月の頻度分

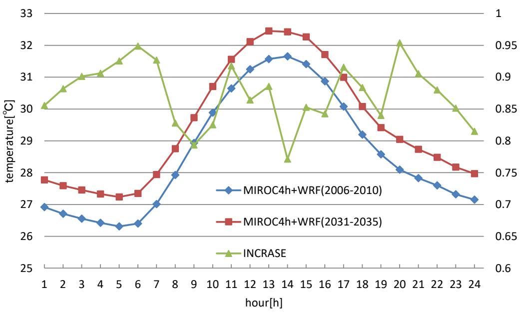
表 3.19　現在と近未来の 8 月の各気象要素の平均値(大手町)

	気温[℃]	水蒸気圧[hPa]	風速[m/s]	全天日射[W/m²]
現在(2006-2010)	28.60	23.79	3.58	236.5
近未来(2031-2035)	29.47(+0.87)	26.00(+2.21)	3.69(+0.11)	230.6

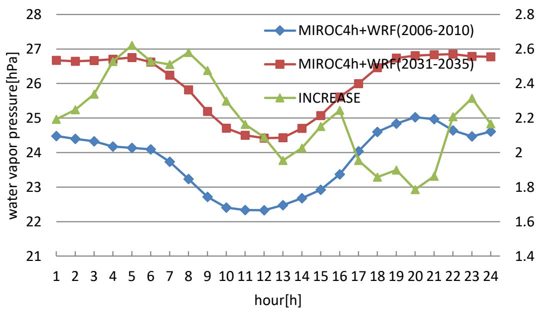
表 3.20　現在と近未来の 8 月の各気象要素の標準偏差(大手町)

	気温[°　C]	水蒸気圧[hPa]	風速[m/s]
現在(2006-2010)	2.98	4.21	1.80
近未来(2031-2035)	2.70(-0.18)	3.69(-0.52)	1.90(+0.10)

図 3.23 は MIROC4h と WRF により再現された現在と近未来の 5 年間平均した 8 月の各気象要素の日変化(左軸)と各時間帯別の上昇量(右軸)を示す。表 3.21 に各気象要素の上昇量の平均値、最大値、最小値を示す。上昇量の幅は、気温が 20 時において最大で 0.95℃上昇し、14 時において最小で 0.77℃上昇する。水蒸気圧は 5 時において最大で 2.62hPa 上昇し、20 時において最小で 1.79hPa 上昇する。このような時間帯別の局所性を反映した上昇量は領域気候モデルを使用しなければ再現されない。



a) 気温



b) 水蒸気圧

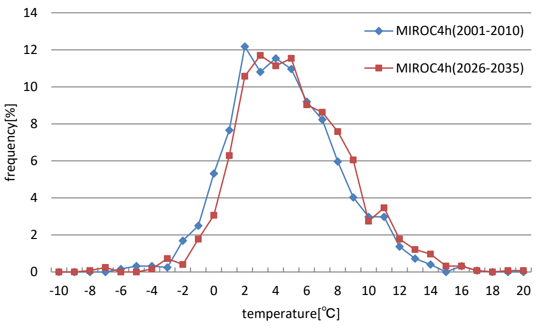
図 3.23 大手町における現在と近未来の 5 年間平均した 8 月の気象要素の日変化(左軸)と上昇量(右軸)

図 3.21　大手町における 8 月の気候変動

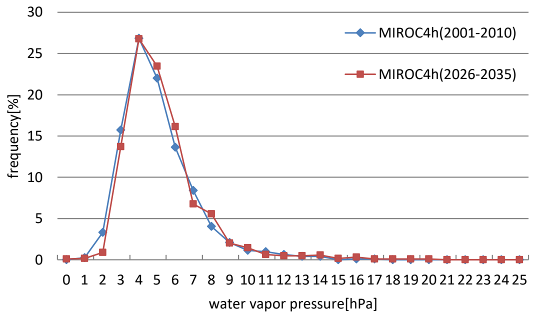
	気温 [℃]	水蒸気圧 [hPa]
上昇の平均値	0.87	2.21
最大値	0.95(20:00)	2.62(5:00)
最小値	0.77(14:00)	1.79(20:00)

4.3.2　冬季の気候変動

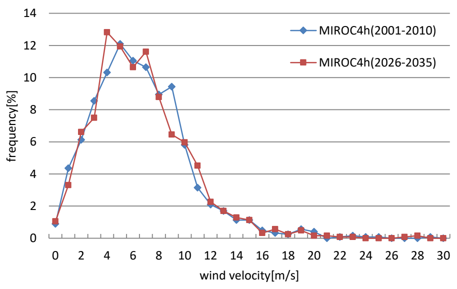
冬季(1 月)における MIROC4h が予測する大手町における気候変動を確認する。図 3.24 は MIROC4h により再現される大手町（MIROC4h では緯度 35.66 度，経度 139.5 度)の気圧 1000hPa の高度おける現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の 10 年間平均した 1 月の各気象要素の頻度分布である。また、表 3.22 と表 3.23 に各気象要素の現在(2001-2010 年)と近未来(2026-2035 年)の平均値と標準偏差を示す。冬季においても気温と湿度の両方で気候変動がみられるが、気温の上昇量は 0.55℃、水蒸気圧の上昇量は 0.28hPa と、夏季に比べて気候変動の影響は小さい。風速・風向は現在と近未来で大きな変化は見られない。



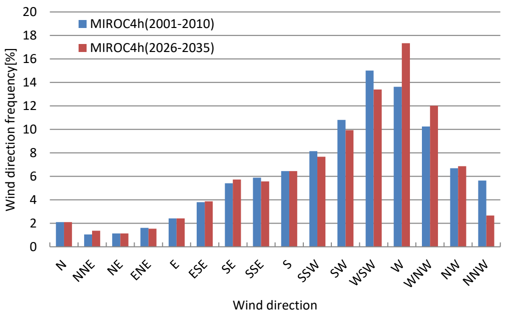
a) 気温



b) 水蒸気圧



c) 風速



d) 風向

図 3.24　MIROC4h が再現する現在と未来の 5 年間平均した 1 月の気象要素の日変化

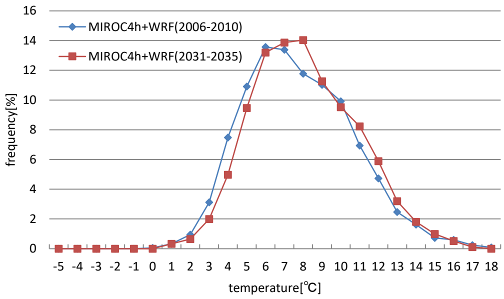
表 3.22　現在と近未来の 1 月の気象要素の平均値(大手町)

	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］	風速［m/s］
現在(2006-2010)	5.03	5.55	7.14
近未来(2031-2035)	5.68(+0.55)	5.78(+0.28)	7.15(+0.01)

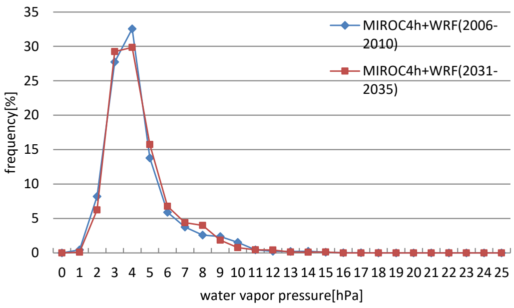
表 3.23　現在と近未来の 1 月の気象要素の標準偏差(大手町)

	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］	風速［m/s］
現在(2006-2010)	3.45	2.40	3.87
近未来(2031-2035)	3.57(+0.12)	3.95(+1.55)	3.84(-0.03)

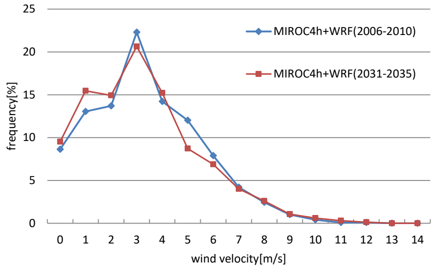
現在(2006-2010)と近未来(2031-2035)の冬季(1 月)の MIROC4h が予測する気象データを、WRF により力学的ダウンスケーリングして得られた結果について述べる。図 3.25 は MIROC4h と WRF により再現された現在と近未来の 5 年間平均した 1 月の各気象要素の頻度分布である。気温、水蒸気圧の両方で気候変動がみられるが、夏季と比較して上昇量は小さい。冬季の気温は現在から近未来にかけて平均値は 0.33℃上昇するが、夏季の気温上昇量(+0.89℃)より小さい。水蒸気圧は現在から近未来にかけて平均値が 0.06hPa 上昇する。また、気温の標準偏差は現在から近未来にかけて 0.12℃増加し、水蒸気圧の標準偏差は 1.55hPa 増加する。夏季では気温と水蒸気圧の変動は現在から近未来にかけて減少したが、冬季では増加する。風速と風向、また全天日射は夏季と同様に冬季においても現在と近未来で大きな変化は見られない。



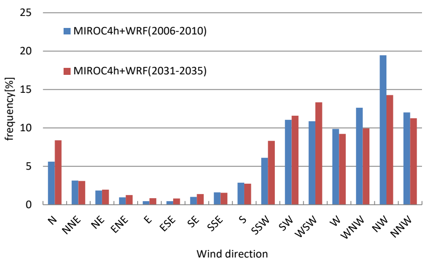
a) 気温



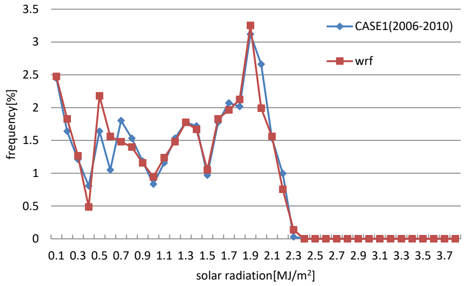
b) 水蒸気圧



c) 風速



d) 風向



e) 水平面全天日射

図 3.25　現在と近未来の各気象要素の 1 月の頻度分

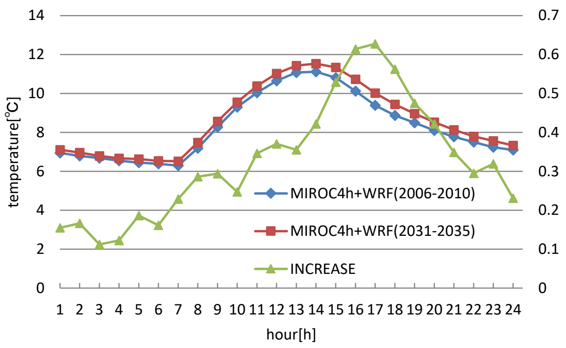
表 3.24　現在と近未来の 1 月の気象要素の平均値(大手町)

	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］	風速［m/s］	全天日射［W/m²］
現在(2006-2010)	8.30	4.83	3.87	125.0
近未来(2031-2035)	8.63(+0.33)	4.89(+0.06)	3.70	122.4

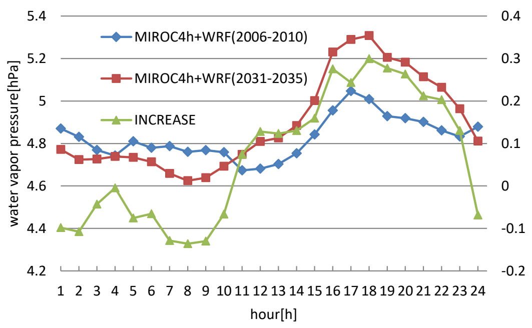
表 3.25　現在と近未来の 8 月の気象要素の標準偏差(大手町)

	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］	風速［m/s］
現在(2006-2010)	2.87	1.90	2.13
近未来(2031-2035)	2.76(-0.11)	1.81(-0.09)	2.21(+0.08)

図 3.26 は MIROC4h と WRF により再現された現在と近未来の 5 年間平均した冬季の各気象要素の日変化(左軸)と各時間帯別の上昇量(右軸)を示す。表 3.26 に各気象要素の上昇量の平均値、最大値、最小値を示す。上昇量の幅は、気温が 17 時において最大で 0.63℃上昇し、3 時において最小で 0.11℃上昇する。水蒸気圧は 18 時において最大で 0.3hPa 上昇し、8 時においては 0.14hPa 減少する。夏季と同様に冬季においても時間帯別の局所性を反映した上昇量が再現さる。



a) 気温



b) 水蒸気圧

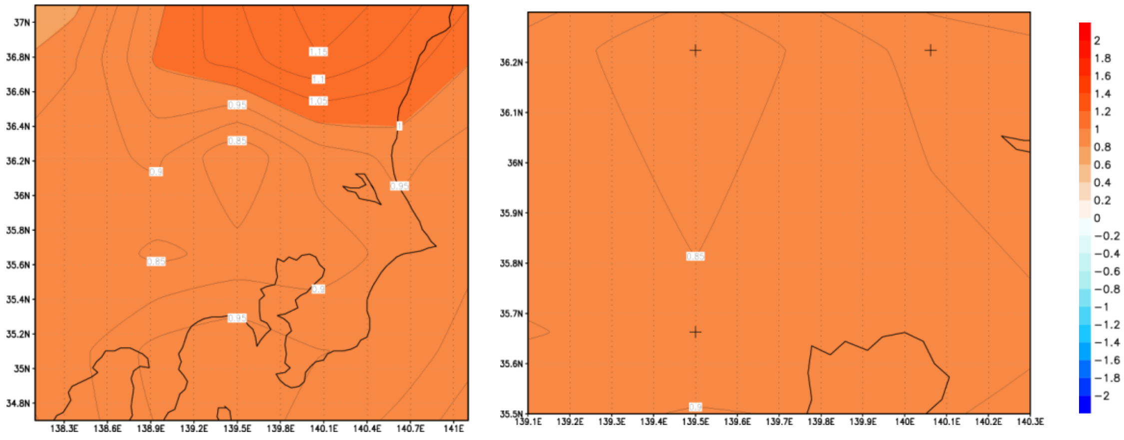
図 3.26　大手町における現在と近未来の 5 年間平均した 1 月の気象要素の日変化(左軸)と上昇量(右軸)

表 3.26　大手町における 1 月の気候変動

	気温［℃］	水蒸気圧［hPa］
上昇の平均値	0.33	0.07
最大値	0.63(17:00)	0.30(18:00)
最小値	0.11(3:00)	-0.14(8:00)

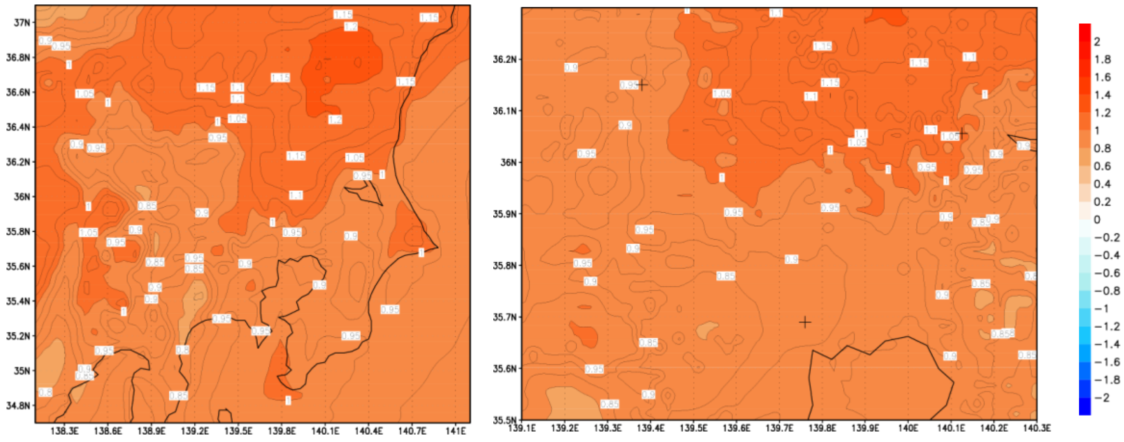
4.3.3　局地的な気候変動

図 3.27 a)は MIROC4h により予測された関東地方の 21 時における現在(2006-2010)から近未来(2031-2035)にかけての 8 月の気温上昇(2m)の分布である。図 3.27 b)は MIROC4h と WRF により予測された現在(2006-2010)から近未来(2031-2035)にかけての 8 月の気温上昇(2m)の分布である。力学的ダウンスケーリングにより詳細な気温上昇の分布が再現されることがわかる。表 3.27 は大手町、つくば、熊谷の 3 都市における MIROC4h により予測される気温上昇量、MIROC4h と WRF により予測された気温上昇量を示す。力学的ダウンスケーリングを行った結果では、つくば、熊谷において MIROC4h が予測するよりも予測される気温上昇量は大きく、WRF を用いた力学的ダウンスケーリングにより気温上昇の局所性が再現されることが確認できる。



第 3 領域　　第 4 領域　　[℃]

a) MIROC4h (at 21:00)



第 3 領域　　第 4 領域　　[℃]

b) MIROC4h+WRF (over 24hours)

図 3.27　関東地方における 8 月の気温上昇 (未来(2031-2035)－現在(2006-2010))

表 3.27　8 月の局所的な気温上昇 [℃]

都市(緯度,経度) (MIROC4h の緯度,傾度)	MIROC4h	WRF
大手町（139.76, 35.69) (MIROC4h は 139.5,35.663)	0.87	0.87 (domain4)
筑波（140.12, 36.06) (MIROC4h は 140.062, 36.224)	0.92	1.05 (domain4)
熊谷（139.38, 36.15) (MIROC4h は 139.5,36.224)	0.81	0.95 (domain4)

§5　まとめ

本章では、MIROC4h による現在(2006-2010)と近未来(2031-2035)の夏季(8 月)と冬季(1 月)の予測値の WRF を用いた力学的ダウンスケーリングを実施した結果について述べた。現在の解析値と観測値を比較することで本手法により得られる気象データの現在気候の再現性を確認した。気象要素や季節により再現性は異なる。気温は夏季において再現精度は高いが、冬季においては GCM の系統誤差により再現性は低い。全天日射は夏季、冬季の両方で RCM の系統誤差により再現精度が低い。近未来の解析では、本手法により得られた気象データが、GCM の予測する気候変動の情報を反映し、さらに力学的ダウンスケーリングにより局所的な気候変動の情報を反映していることを確認した。次章では、本章で実施した力学的ダウンスケーリングにより得られた解析気象データを建築熱負荷計算用の気象データとして活用するための適切なバイアス補正手法について検討する。

第４章

建築熱負荷計算用の気象データのための
バイアス補正手法

§1　はじめに

全球気候モデルの出力値を初期値・境界値とした領域気候モデルによる力学的ダウンスケーリングで得られる解析気象データには、気候・気象モデルの解像度の粗さやパラメタリゼーションの不正確さといった要因により、バイアス(bias)と呼ばれる系統誤差(systematic error)が必ず含まれる。そのため、気候・気象モデルの出力値を観測値のように応用分野で直接的に活用する際にはその目的に応じた何かしらのバイアス補正(bias correction)を実施する必要がある。本研究では全球気候モデルの力学的ダウンスケーリング結果を直接的に活用し建築熱負荷計算用の将来気象データを作成するが、この目的に適したバイアス補正手法は既往研究においては存在しない。本章では、気候・気象モデルによる解析気象データを建築熱負荷計算用の気象データとして活用する際に適切なバイアス補正手法を開発し、その性能を熱負荷計算により検証する。

§2　バイアス補正手法の概要

2.1　統計量補正型のバイアス補正

気候・気象モデルによる出力値にはバイアスと呼ばれる系統誤差が必ず含まれる。そのため、気候・気象モデルの出力値を応用分野で直接的に活用する際には何かしらのその目的に応じたバイアス補正が必要である。GCM の将来予測が活用される代表的な応用分野には例えば農業分野があり、農作物の収穫量の変化が GCM によって予測される降水量や気温や全天日射量といった気象要素から推定される(横沢正幸他, 2009)。この際、降水量、気温、全天日射量といった各気象要素に対してバイアス補正が実施されるが、そのバイアス補正手法は適用する気象要素や使用目的に応じて多様な手法が提示されている。バイアス補正手法の適否はその使用目的に依存するため、気候・気象モデルの出力値を建築熱負荷計算用の気象データとして活用する際にも適切なバイアス補正手法を検討し確立する必要がある。本論では後述するクオンタイルマッピング法(quantile mapping method, 変位値分布図法)に基づく手法を建築熱負荷計算用の気象データ作成に適した全天日射量のバイアス補正手法として新たに提示するが、本節ではまずはバイアス補正の種類について概説する。

バイアス補正は変換関数(transfer function)と呼ばれる補正式により行われ、補正対象となる気象データ$x_{model,i}$ $(i = 1,2,\cdots,N; N$: 全データ数)に補正式を適用することでバイアス補正後の気象データ$x_{cor,i}$が作成される。この変換関数の作成にはいくつかの異なる手法によるものが提案されているが、最も基本的な手法は解析値と観測値の月平均値の差分($\overline{x_{obs}} - \overline{x_{model}}$)のみを使用する(4.1)式で示す補正手法である。また平均値や標準偏差といった統計量を用いた統計量補正型の手法も基本的なものであると言え、正規分布を仮定した(4.2)式で示される変換関数の使用が考え得る(以降、正規分布型と呼ぶ)。(4.3)式の変換関数の係数は現在気候の解析値x_{model}と観測値x_{obs}の月平均値$\overline{x_{model}}$, $\overline{x_{obs}}$や標準偏差σ_{obs}，σ_{model}といっ

た統計量から算出される。さらに日々変動と時々変動の両方を補正したい場合には、解析値と観測値の月平均値$\overline{x_{model}}$，$\overline{x_{obs}}$、日平均値$\langle x_{model}\rangle_j$，$\langle x_{obsl}\rangle_j$ ($j=1,2,\cdots,M; M$: データ日数$(=N/24)$)、及び月平均値に対する日平均値の標準偏差σ^d_{model}，σ^d_{obs}、日平均値に対する時別偏差の標準偏差σ^h_{model}，σ^h_{obs}を使用し、日々変動と時々変動を分離した(4.2)式による二段階の補正が可能である。これは正規分布を仮定した手法であるため、その頻度分布が正規分布に近い気温や相対湿度に対しては適切なバイアス補正手法であると言える。

$$x_{cor,i} = x_{model,i} + \left(\overline{x_{obs}} - \overline{x_{model}}\right) \quad (4.1)$$

$$x_{cor,i} = \overline{x_{obs}} + \frac{\sigma_{obs,i}}{\sigma_{model,i}}\left(x_{model,i} - \overline{x_{model}}\right) \quad (4.2)$$

$$x_{cor,i} = \overline{x_{obs}} + \frac{\sigma^d_{obs}}{\sigma^d_{model}}\left(\langle x_{model}\rangle_j - \overline{x_{model}}\right) + \frac{\sigma^h_{obs}}{\sigma^h_{model}}\left(x_{model,i} - \langle x_{model}\rangle_j\right) \quad (4.3)$$

対して全天日射量は昼と夜というパターンや晴天と曇天というパターンが重なり、複雑な形状の頻度分布が生じるため正規分布を仮定した (4.2)式および(4.3)式による補正は不適切となる。また、バイアス補正後の気象データが負数となることを避けなければならないという要請もあり、同様に統計量補正型の手法であっても(4.4)式で示される観測値と解析値の月平均値の比$\overline{x_{obs}}/\overline{x_{model}}$のみを用いた変換関数によるバイアス補正(以降、平均値の比型と呼ぶ)が考え得る。

$$x_{cor,i} = x_{model,i}\,\frac{\overline{x_{obs}}}{\overline{x_{model}}} \quad (4.4)$$

建築熱負荷計算用の気象データにとって全天日射量の月平均値(または日積算値の月平均値)は重要な統計量ではあるが、同時に、最大熱負荷を左右する日最高値も重要である。気候･気象モデルが予測する全天日射量は一般的に、太陽定数と大気透過率および太陽高度(季節と緯度・経度)から決定される晴天時の日最高日射量において精度が高いが、複雑な雲の物理過程を正確に再現することが困難であるため、曇天時を精度良く予測することが難しい。そのため、気候･気象モデルによる全天日射量の解析値に平均値の比から作成される(4.4)式の変換関数を適用した場合、平均値が補正される替わりに日最高値が観測値から大きく外れてしまう可能性がある。よって、平均値の比型のバイアス補正手法は建築熱負荷計算用の気象データにおける全天日射量のバイアス補正手法として適切であるとは言い難い。

曇天日の出現頻度の高低についてのバイアスは気候・気象モデルごとに異なるが、本研究で使用した GCM (MIROC4h)を初期値・境界値とした RCM (WRF)の力学的ダウンスケーリングで得られた解析結果(第 3 章を参照)では曇天日の出現頻度が観測値に比べて低く、(4.4)式によって平均値を補正すると最大値付近の日射量が観測値から大きく外れてしまう。図 4.1 に東京都大手町における現在気候 5 年間分(2006-2010 年)の 1 月の気象庁観測気象データx_{obs}と解析気象データx_{model}、および(4.3)式による平均値の比型のバイアス補正後の解析値x_{cor}の時間積算日射量の頻度分布を示す。補正後の解析値$\overline{x_{cor}}$の平均値は観測値$\overline{x_{cor}}$と一致するように補正されるが、最高値付近の全天日射量の再現性が低いことが確認できる。

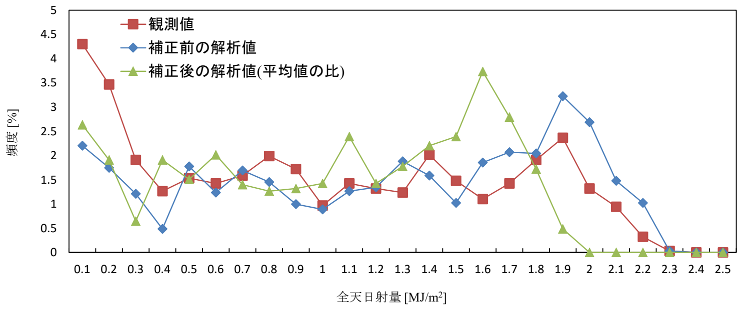


図 4.1　5 年間分(2006-2010)の 1 月の時間積算日射量の頻度分布

2.2　補正関数型のバイアス補正

また別のバイアス補正手法にクオンタイルマッピング(quantile mapping method)或いはまた確率分布法(distribution mapping)とも呼ばれる補正手法(Ines and Hansen, 2006)がある。クオンタイルマッピング法による変換関数は解析値の累積密度関数CDF_{model}と観測値の累積密度逆関数CDF_{obs}^{-1}から(4.5)式で表現される。

$$x_{cor,i} = CDF_{obs}^{-1}\left(CDF_{model}(x_{model,i})\right) \quad (4.5)$$

クオンタイルマッピング(以降、QM)法では、まず現在の解析値と観測値のそれぞれについて累積密度関数(cumulative density function: CDF)を求め、等しいパーセンタイルに位置する解析値と観測値を対応させる方法である。例えば解析値の累積密度関数CDF_{model}の 10 パーセントタイル値に相当する値x_{model}は観測値による累積密度関数CDF_{obs}の 10 パーセンタイル値に相当する値x_{obs}に対応づけられ、QM では各解析値をその解析値と等しいパーセンタイルに位置する観測値で置き換えてゆく。もし補正対象となる解析値と観測値のデータ数が同じであれば現在の解析値と観測値をそれぞれ大きい順に並べ替え(ソートし)、解析値と同順位となる観測値をその解析値の補正値とすればよい。クオンタイルマッピング法によるバイアス補正を将来気象データに適応する場合、変換関数は同順位の解析値と観測値の差分か比率から作成される。

こうしたノンパラメトリックなクオンタイルマッピング法によるバイアス補正手法は、補正関数の係数は現在期間のデータ数と同じだけあり、個々の解析値と観測値の影響を強く受けるため統計的に頑健でないという問題が指摘される。そこで解析値と観測値の確率分布(正規分布やガンマ分布)を仮定することで変換関数を作成するパラメトリックな方法や、また、ソートされた解析値と観測値をそれぞれ x,y の 1 組のデータセットとみなして xy 平面にプロットし、回帰分析によって得られた回帰式を補正関数と見なすバイアス補正手法が提案されている(Piani et al., 2010)。これらバイアス補正手法をクオンタイルマッピング法を含め、統計量補正型のバイアス補正に対して補正関数型のバイアス補正と呼ぶことにする。

図 4.2 はソートされた 5 年間分(2006-2010 年)の 1 月の日積算日射量の解析値と観測値の組を x,y 平面にプロットした図であり、また、回帰分析により求めた 1 次関数と 2 次関数の回帰式(変換関数)を示す。切片を原点とした 1 次関数として得られる変換関数は式(3)で示した従来手法と一致する。図 4.3 に 2 次関数による変換関数から得られた時間積算日射量の頻度分布を示す。ノンパラメトリックなクオンタイルマッピング型のバイアス補正は、解析値と観測値の *N* 個(本研究では *N*=155)のデータセットに対する *N* 個のパラメータを持つ *N-1* 次多項式関数を変換関数としたバイアス補正であると考えることもできるが、3 個のパラメータによる 2 次の回帰式では特に最大値付近の頻度は観測値とそれほど一致しているとはいえない(図 4.3)。また、こうしたパラメトリックなクオンタイルマッピング型のバイアス補正手法は主に降雨量に対するバイアス補正手法として開発されたものであり、ノンパラメトリックな手法で頑健性が問題視されるのは特に極端現象においてであるが、降雨量と違い特に全天日射量の最高値は太陽定数や季節からほぼ規定されるため極端な値はとらない。そのため、全天日射量のバイアス補正においてはノンパラメトリックなクオンタイルマッピング型のバイアス補正手法における頑健性は降水量の場合と比べて大きな問題にはならないといえる。

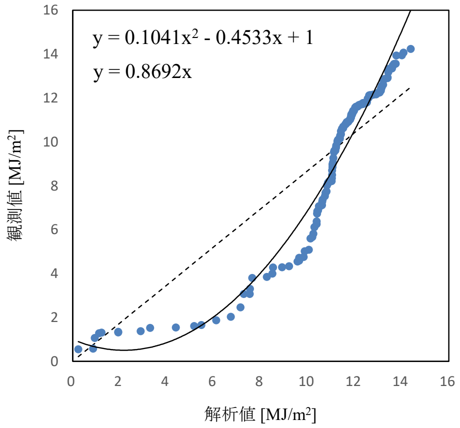


図 4.2　5 年間分(2006-2010)の 1 月のそれぞれソートされた解析値と観測値の日積算日射量のデータセット、及びその回帰式

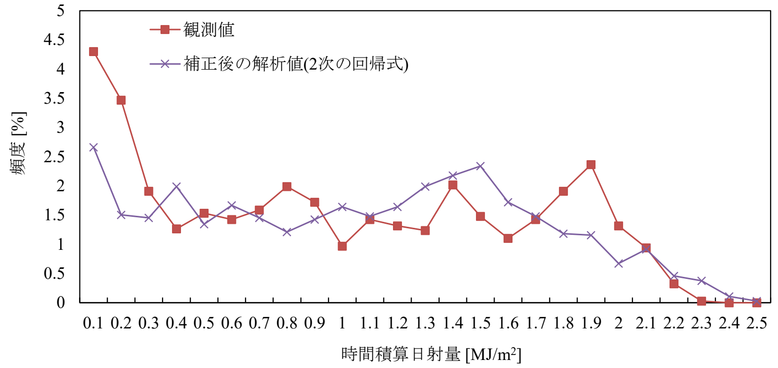


図 4.3　5 年間分(2006-2010)の 1 月の時間積算日射量の頻度分布

§3 気候・気象モデルのバイアス補正

3.1 全天日射量の QM バイアス補正

既往研究において全天日射量にクオンタイル型のバイアス補正が使用される場合、月平均値や日積算値を対象としたバイアス補正が実施されてきたが、建築熱負荷計算においては平均値と同時に日最高値も重要である。そのため本研究では、日積算日射量および日最高日射量の両方に対してクオンタイルマッピング型のバイアス補正を実施する。バイアス補正の手続きは同じであるため、ここではまずi日目の日積算日射量x_i^{cum}を用いて本手法を解説する。解析値と観測値の各月の日積算日射量(例えば 5 年間の 1 月であれば 31 日×5 年=155 日分)をそれぞれ小さい方から大きい方へ昇順で並べ替え(ソート)、対応する順位k(またはパーセンタイルp)の解析値$x_{model,k,i}^{cum}$と観測値$x_{obs,k,j}^{cum}$の比率$r_k^{cum}(= x_{obs,k,j}^{cum}/x_{model,k,i}^{cum})$を算出する。こうして算出された比率$r_k^{cum}$が順位$k$に相当する日積算日射量の補正係数となり、順位$k$の$i$日目における各時刻の時間積算日射量$x_{model,k,i}$に対応する補正係数$r_k^{cum}$を掛けることで(4.6)式からバイアス補正された時系列な時間積算日射量$x_{cor,k,i}^{cum}$が得られる。

$$x_{cor,k,i} = x_{model,k,i} \times r_k^{cum} \quad (4.6)$$

例えば表 1 に示すように、昇順で 1 番目$(k = 1)$に相当する解析値の日積算日射量$x_{model,1,11}$が 11 日目$(i = 11)$で、同じく昇順で 1 番目$(k = 1)$に相当する観測値の日積算日射量$x_{obs,1,74}^{cum}$は 74 日目$(j = 74)$の場合、11 日目の解析値と 74 日目の観測値から算出される 1 番目$(k = 1)$に相当する比率$r_1^{cum}(= x_{obs,1,74}^{cum}/x_{model,1,11})$が 11 日目$(i = 11)$の解析値$x_{model,1,11}$の補正係数$r_1^{cum}$となる。

表 4.1 クオンタイルマッピングによる補正係数の算出手続き

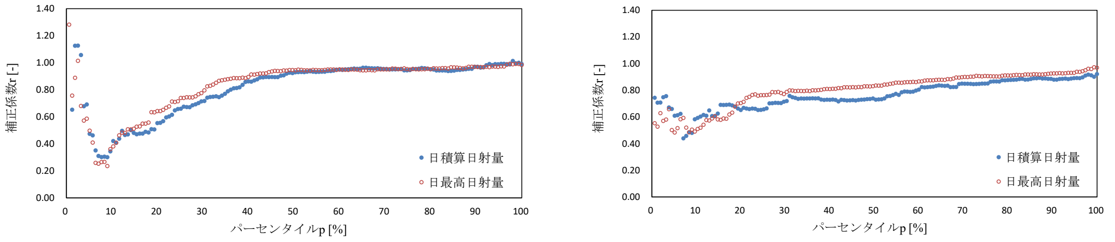
昇順k	解析値$x_{model,k,i}^{cum}$ [MJ/m^2]	観測値$x_{obs,k,j}^{cum}$ [MJ/m^2]	補正係数r_k^{cum} [-]
1	0.24 (i=11)	0.54 (j=74)	2.23
2	0.87 (i=3)	0.57 (j=37)	0.65
3	0.94 (i=67)	1.06 (j=115)	1.13
···	···	···	···
154	14.07 (i=155)	14.06 (j=89)	1.00
155	14.38 (i=31)	14.23 (j=150)	0.99

現在における補正後の解析値の日積算日射量の月平均値は観測値と一致$(\overline{x_{model}} = \overline{x_{obs}})$する。また本手法では各日ごとに補正係数$r_k^{cum}$が算出され、解析値と観測値の対応のよい日積算日射量の大きな晴天日の補正係数r_k^{cum}の値は 1 に近く曇天日の補正係数r_k^{cum}の値は小さくなるため、バイアス補正後には日積算日射量が補正されながらも最高値付近の頻度の再現も高い気象データが得られる。

時間積算日射量の日最高値x_i^{peak}に対しても同様のバイアス補正を実施する。解析値$x_{model,k,i}^{peak}$と観測値$x_{obs,k,j}^{peak}$をそれぞれソートし、対応する順位kにおける比率r_k^{peak}(= $x_{obs,k,j}^{peak}/x_{model,k,i}^{peak}$)を算出し、(4.7)式で表現されるバイアス補正のための変換関数を作成する。

$$x_{cor,k,i} = x_{model,k,i} \times r_k^{peak} \quad (4.7)$$

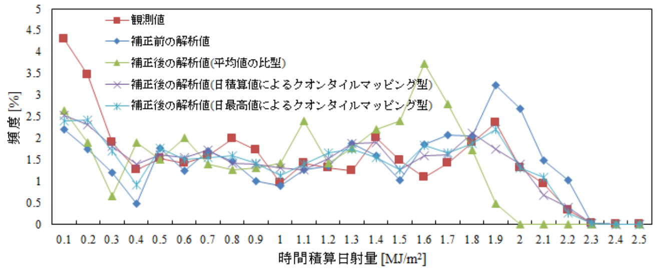
図 4.4 に冬季(1 月)と夏季(8 月)の各パーセンタイルpに対応する補正係数r_pを示す。全天日射量が少ない冬季においては日積算日射量と日最高日射量のそれぞれから作成される変換関数にそれほど大きな違いはみられないが(図 4.4 (a))、夏季においては、20 パーセンタイル以上の日最高日射量に対する補正係数は日積算日射量による補正係数に比べて大きく、また変換関数もより滑らかである。



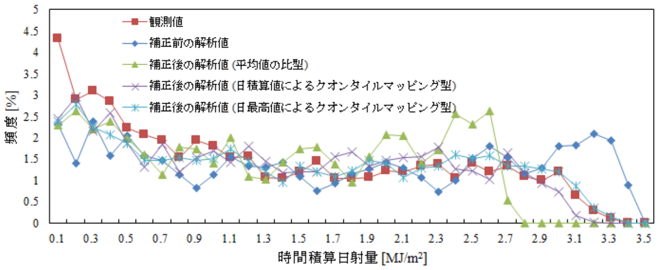
(a) 冬季(1 月)　　(b) 夏季(8 月)

図 4.4　5 年間分(2006–2010)の冬季と夏季の各パーセンタイルにおける補正係数

図 4.5 に冬季(1 月)と夏季(8 月)のクオンタイルマッピング型のバイアス補正後の時間積算日射量の頻度分布を示す。冬季では、日積算値と日最高値のどちらを使用したクオンタイルマッピンク型のバイアス補正の結果も、平均値の比型によるバイアス補正に比べて観測値とよく一致しており、特に最高値付近の頻度分布がよく一致していることがわかる(図 4.5 (a))。全天日射量の小さな冬季では日積算値と日最高値による差はそれほど見られないが、夏季における最高値付近の頻度では日最高値による補正の方が日積算値による補正と比べて観測値とよく一致することがわかる(図 4.5(b))。



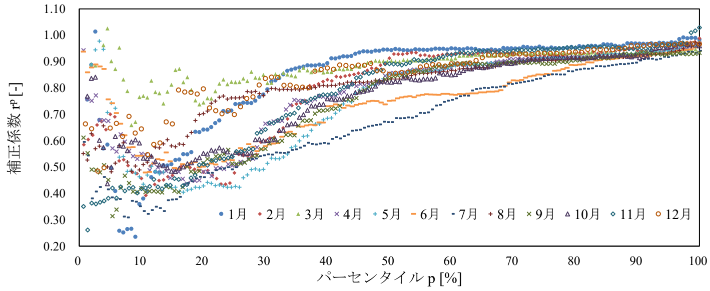
(a) 冬季(1 月)



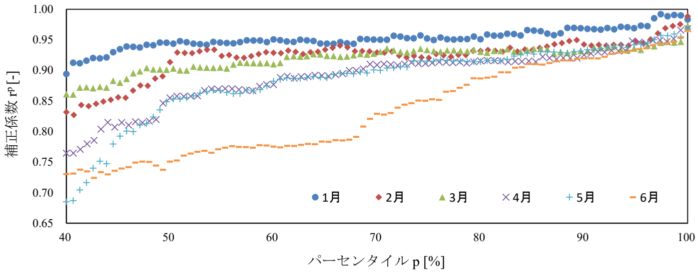
(b) 夏季(8 月)

図 4.5　5 年間分(2006–2010)の時間積算日射量の頻度分布

図4.6に各月の5年間分(2006–2010)の日最高日射量から作成した各月のパーセンタイルに対する補正係数を示す。12 ヶ月分を示した図 4.6(a)からは、どの月も日最高日射量の小さい(パーセンタイルの低い)日では補正係数にばらつきが見られるが、10 パーセンタイルを超えたあたりから補正係数は日最高日射量が大きくなるに従って 1 へ向かって増加しながら収束する傾向がみてとれる。また、全天日射量の小さい冬季(特に 12 月,1 月)ほど低いパーセンタイルから 1 に近づき、全天日射量の大きな夏季(特に 6 月,7 月)ほど高いパーセンタイルで補正係数は 1 へと収束する。1 月から 6 月にかけての各月の傾向と、7 月から 12 月にかけての傾向は似ているため、図 4.6(b)に 1 月から 6 月の 40 パーセンタイル以上の補正係数を示す。1 月では 50 パーセンタイルから補正係数は 0.95 と大きく、2 月から 5 月へと夏季へ向かうにつれて同じパーセンタイルにおける補正係数は小さくなり、6 月では 85 パーセンタイルあたりでようやく補正係数は 0.9 となっており冬季から夏季にかけての変換関数の傾向がみてとれる。



(a)　12 ヶ月 (1 月–12 月)



(b)　6 ヶ月 (1 月–6 月)

図 4.6　日最高日射量による 5 年間分(2006–2010)の各月の各パーセンタイルにおける補正係数

図 4.7 は日最高日射量による 1 年分(2001)、3 年分(2001–2003)、5 年分(2001–2005)、10 年分(2001–2010)の 1 月の各パーセンタイルに対する補正係数を示す。30 パーセンタイル程度までは基準とする現在期間によって補正係数にばらつきがみられるが、30 パーセンタイル以上に対応する補正係数では 1 年分や 3 年分で若干のばらつきはみられるものの概ね 10 年分の補正係数とよく一致している。特に、5 年分の 30 パーセンタイル以上では、10 年分の補正係数とほぼ一致する。クオンタイルマッピング型のバイアス補正では現在気候の期間に左右されずに日最高値付近の全天日射量を補正することができ、選択した現在気候の違いによるバイアス補正への影響が曇天日の小さな日射量から晴天時の日最高日射量まで一律に及ぶ平均値の比型のバイアス補正手法と比べて優れた手法であるといえる。

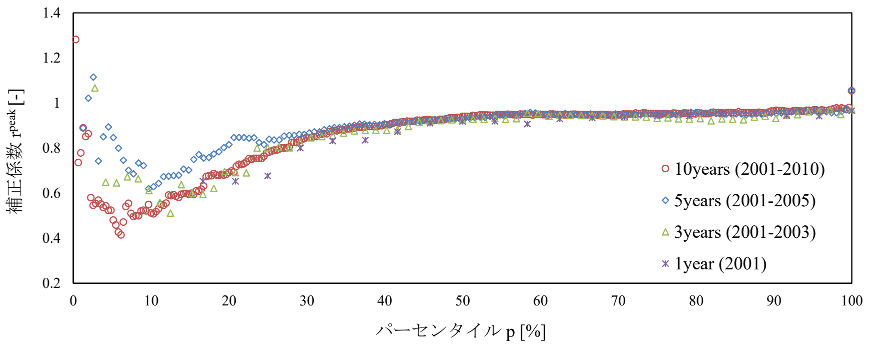
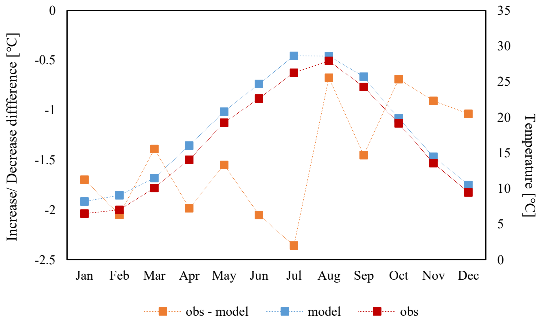


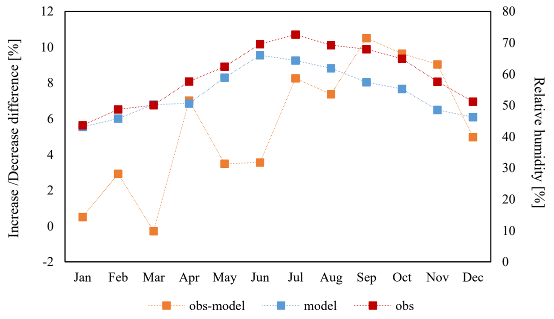
図 4.7　日最高日射量による 1 年分(2001)、3 年分(2001–2003)、5 年分(2001–2005)、10 年分(2001–2010) の 1 月の各パーセンタイルにおける補正係数

3.2　解析気象データの各気象要素のバイアス

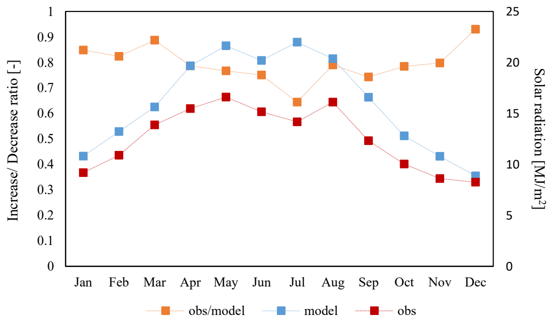
本研究において使用した第 3 章で示した解析気象データのバイアスについて確認する。図 4.8 に現在(2006-2010)の解析気象データ(model)と観測気象データ(拡張アメダス気象データ, obs)から得た気温と相対湿度の月平均値の差(obs - model)と全天日射量の月平均値の比率(obs/model)を示す。解析気象データの気温の年間平均値は観測気象データより 1.49℃高く正のバイアスをもち、冷房期間(4～10 月)は 1.46℃高く、暖房期間(1～3, 11～12 月)は 1.51℃高い正のバイアスをもつ。相対湿度の年間平均値は観測気象データに比べ 5.59%低く負のバイアスをもち、冷房期間は 7.14%低く、暖房期間は 4.03%低い。全天日射量の月平均値の観測気象データに対する比率の年間平均は 0.80 と解析気象データが観測気象データに比べずっと高く、冷房期間は 0.75、暖房期間は 0.85 である。



(a) 気温



(b) 相対湿度

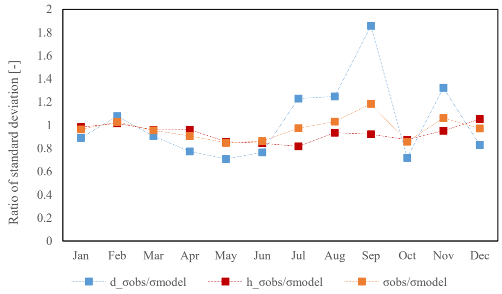


(c) 全天日射量

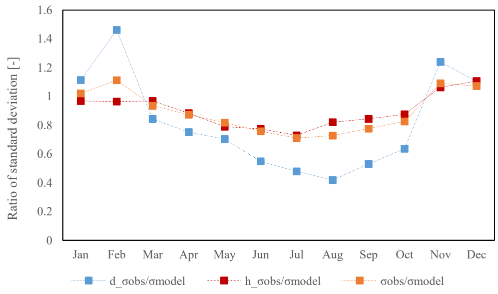
図 4.8 解析値と観測値の気温、相対湿度、全天日射量の月平均値の差及び比率

図 4.9 に現在の解析気象データと観測気象データから算出した日平均値の月平均値に対する標準偏差の変化の比率($d_\sigma_{obs}/\sigma_{model}$)、時別値の日平均値に対する標準偏差の比率($h_\sigma_{obs}/\sigma_{model}$)、また時別値の月平均値に対する標準偏差の比率($\sigma_{obs}/\sigma_{model}$)を示す。気温では、日平均値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間平均では 1.03 と観測値の方が大きく、冷房期間は 1.09、暖房期間は 0.97 である。時別値の日平均値に対する標準偏差の比率は年間で平均では 0.93、冷房期間は 0.88、暖房期間には 0.99 と全体的に解析値が大きい。日別値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間平均で 0.97、冷房期間に 0.96、暖房期間に 0.98 である。

また相対湿度では、日平均値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間平均で 0.82、冷房期間には 0.55、暖房期間には 1.09 と季節によって大きく異なる。時別値の日平均値に対する標準偏差の比率も同様の傾向をもち年間平均で 090、冷房期間に 0.81、暖房期間には 0.99 であり冷房期間では解析気象データの標準偏差が大きくなる。日別値の月平均値に対する標準偏差の比率も年間平均で 0.89、冷房期間に 0.77、暖房期間に 1.02 と同様の傾向をもつ。



(a) 気温



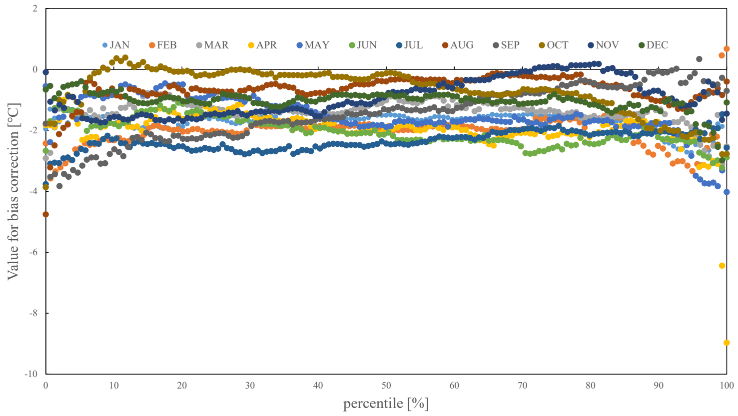
(b) 相対湿度

図 4.9　解析値と観測値の気温、相対湿度の標準偏差の比率

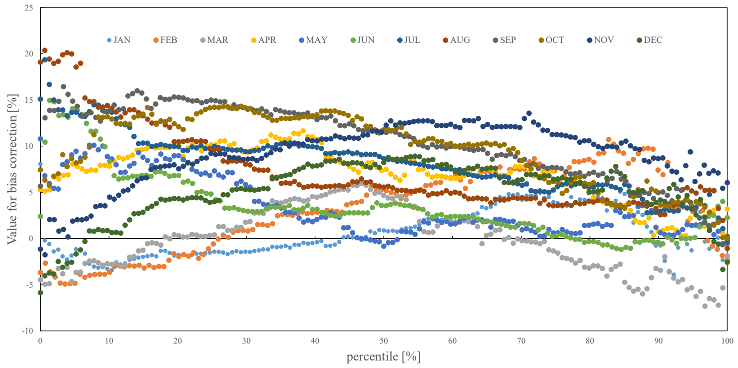
統計的バイアス補正はこれら現在の解析値と観測値の統計量の差や比率を用いて実施する。

次に QM バイアス補正用に作成した現在の解析値と観測値から得られた補正値を示す。本論では全天日射量と同様の方法を用いて、気温と相対湿度に対しても日平均値を使用した QM バイス補正を実施した。

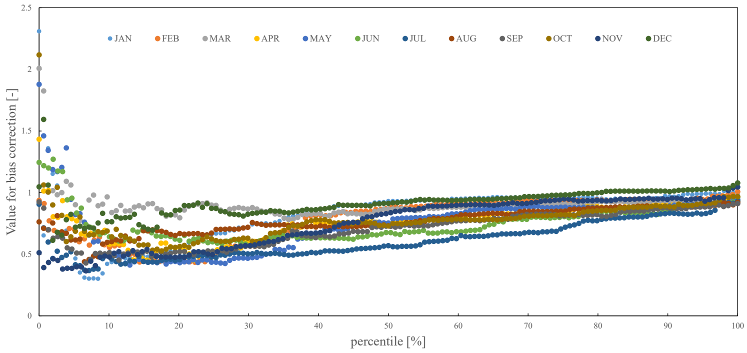
図 4.10 に QM バイアス補正用の補正関数で使用する補正値を示す。気温と相対湿度においては日別値の差分から補正値を作成し、全天日射量においては日別値の比率から補正値を作成した。全天日射量における日別値の比率から作成した補正値では低いパーセンタイルから高いパーセンタイルにかけて補正値が 1 へ収束するといった明確な傾向がみられるが、気温と相対湿度における日平均値の差分から作成した補正値では明確な傾向は認めがたい。こうした補正値の結果から、全天日射量に対して QM バイアス補正は適切であるが、気温や相対湿度に対しては不適切な手法であると言える。



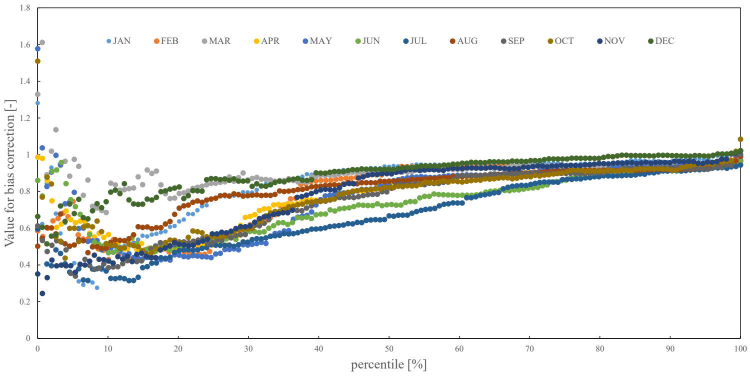
(a) 気温(日平均値)



(b) 相対湿度(日平均値)



(c) 全天日射量(日積算値)



(d) 全天日射量(日最高値)

図 4.10 気温、相対湿度、全天日射量の QM バイアス補正用の補正値

QM バイアス補正ではこれら補正値を用いて補正関数を作成し、観測気象データに補正関数を施すことで熱負荷計算用の解析気象データを作成する。

§4　熱負荷計算によるバイアス補正手法の性能検証

4.1　熱負荷計算の概要

建築熱負荷計算用の気象データのためのバイアス補正手法の性能を検証のため、オフィス用標準問題(滝沢博, 1985)を基に作成したコア部を隔て事務室が南北に面する建物モデル(RC 造, 基準階床面積 826.56m2, 階高 3.6m)を対象に、TRNSYS17(University of Wisconsin)を使用して建築熱負荷計算を実施した。図 4.11 に対象オフィスビルモデルの平面図、表 4.2 に建物モデルの熱的特性、表 4.3 に空調、換気及び内部発熱を示す。

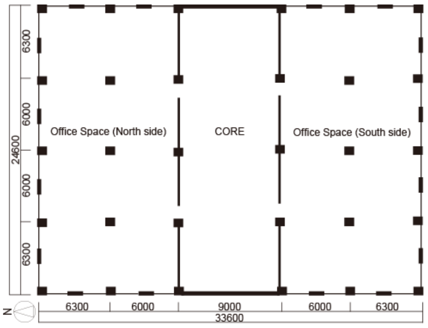


図 4.11　オフィス用標準問題を基にした対象オフィスモデル

表 4.2　部材の熱的特性

壁材	U 値［W/m².K]	対流熱伝達率［W/m².K]	
外壁	0.838	3.06 (室内側), 17.78 (室外側)	
内壁	3.541	3.06	
床/天井	1.463	3.06	
窓	U 値［W/m².K]	対流熱伝達率［W/m².K]	G 値［%/100]
Low-E	1.7	3.06, 17.78	0.599

表 4.3　空調、換気と内部発熱

空調	空調時間	8:00～18:00
	設定温度[℃]/湿度[%]	26℃/60% (冷房期間:5～10 月) 22℃/50% (暖房期間:1～4,11～12 月)
換気	外気導入量	25m³/h・人（9:00 まで外気導入なし）
	隙間風	0.5 回/h
内部発熱	照明（事務室）	19W/m² (8-9(50%),9-12(100%),12-13(70%),13-18(100%),18-19(50%),19-20(25%))
	在室者（事務室）	90 人(0.15 人/m²) (顕熱 65W/人, 潜熱 55W/人) (8-9(50%),9-12(100%),12-13(50%),13-17(100%),17-18(75%),18-19(50%),19-20(25%))
	機器（事務室）	5.81W/m² (8-9(50%),9-12(100%),12-13(50%),14-18(100%),18-19(50%))

バイアス補正は 5 年間(2006-2010)の拡張アメダス気象データ(EA)による結果を真値とし、5 年間(2006-2010)の解析気象データに対して各月ごとに実施した。バイアス補正手法は統計的バイアス補正及び QM バイアス補正を実施する。気温と相対湿度に対する統計的バイアス補正は月平均値のみを用いた統計的バイアス補正(Ave St BC)、時別値に対する月平均値と標準偏差を用いた 1 段階の統計的バイアス補正(1st St BC)、及び日別値と時別値それぞれに対して標準偏差を補正する 2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)を実施した。また、気温と相対湿度に対しては日平均値を用いた QM バイアス補正(QM BC)も実施する。全天日射量に対しては月平均値のみを用いた統計的バイアス補正(Ave St BC)と QM によるバイアス補正を実施した。全天日射量に対する QM バイアス補正は日積算値を用いたバイアス補正(QM(cum) BC)と日最高値を用いたバイアス補正(QM(peak) BC)の二種類の補正を実施した。これらを組み合わせた計 12 組のバイアス補正を解析気象データに実施した。表 4.4 に本解析で使用する気象データとその内容を示す。

表 4.4　本章の解析で使用する気象データ

気象データ名	気象データ内容
EA	5 年間分(2006-2010)の拡張アメダス気象データ
MIROC4h+WRF	MIROC4h を WRF で力学的ダウンスケーリングした 5 年間分(2006-2010)の解析気象データ
Ave St – Ave St BC	気温と相対湿度と全天日射量の全てに月平均値を用いた統計的バイアス補正
Ave St – QM(cum) BC	気温と相対湿度は月平均値を用いた統計的バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
Ave St – QM(peak) BC	気温と相対湿度は月平均値を用いた統計的バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正
1st St – Ave St BC	気温と相対湿度は 1 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は月平均値を用いた統計的バイアス補正
1st St – QM(cum) BC	気温と相対湿度は 1 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
1st St – QM(peak) BC	気温と相対湿度は 1 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正
2st St – Ave St BC	気温と相対湿度は 2 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は月平均値を用いた統計的バイアス補正
2st St – QM(cum) BC	気温と相対湿度は 2 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
2st St – QM(peak) BC	気温と相対湿度は 2 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正
QM – Ave St BC	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM バイアス補正、全天日射量は月平均値を用いた統計的バイアス補正
QM – QM(cum) BC	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
QM – QM(peak) BC	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正

(気象データ名: 気温/相対湿度に対するバイアス補正－全天日射量に対するバイアス補正)

4.2　バイアス補正手法の性能検証

4.2.1　平均的な顕熱負荷の予測性能

図 4.12 に各バイアス補正後の解析気象データから予測された各月冷暖房顕熱負荷の 5 年間平均値を示す。バイアス補正後の解析気象データはいずれも、バイアス補正前の解析気象データ(MIROC4h+WRF)に比べ EA による結果とよく一致しており、平均的な熱負荷の実用的な予測性能を持つことが確認できる。

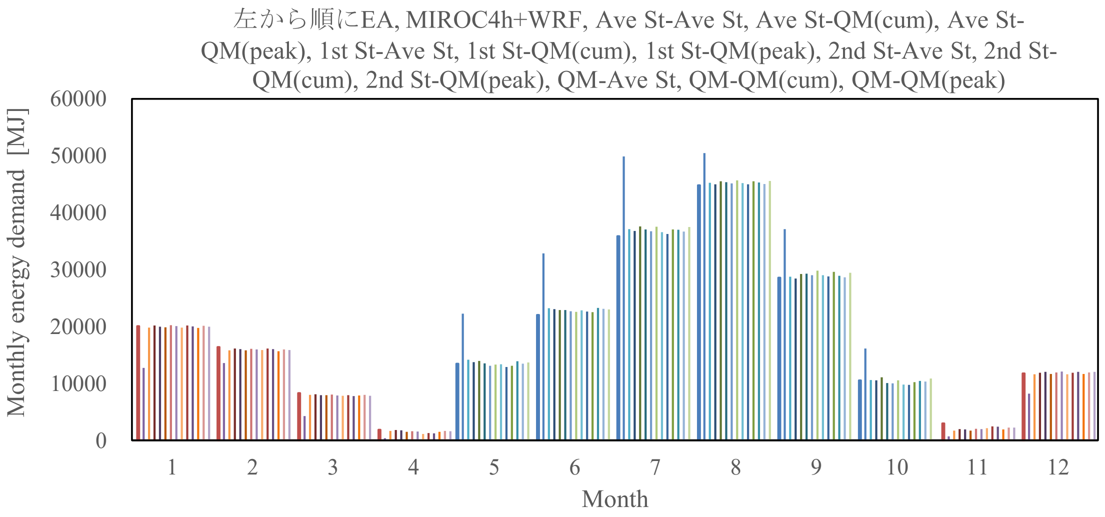


図 4.12 各気象データから予測される各月冷暖房顕熱負荷

バイアス補正後の解析気象データの標準気象データとしての性能は、各解析気象データで予測される冷暖房負荷HL_{model}とバイアス補正で使用した観測気象データ(ここでは EA)により予測される平均的な冷暖房負荷HL_{OBS}との一致の程度から評価することができる。冷暖房期間(または年間)を通じての冷暖房負荷の予測性能を評価する指標として(4.8)式で示す Normalized Mean Bias (NMB)を使用し、また、各月の冷暖房負荷の予測性能を評価するため指標として(4.9)式で示す Normalized Root Mean Squared Error (NRMSE)を使用した。本解析では冷房期間(m=5–10)および暖房期間(m=1–4, 11–12)はそれぞれ 6 ヶ月($M = 6$)である。

$$NMB_{model} = \frac{1}{12}\sum_{m}\left(HL_{model,m} - HL_{obs,m}\right) \Big/ \frac{1}{12}\sum_{m} HL_{obs,m} \times 100\ [\%] \tag{4.8}$$

$$NRMSE_{model} = \sqrt{\frac{1}{12}\sum_{m}\left(HL_{model,m} - HL_{obs,m}\right)^2} \Big/ \frac{1}{12}\sum_{m} HL_{obs,m} \times 100\ [\%] \tag{4.9}$$

図 4.13 に各解析気象データが予測する顕熱負荷における NMB 及び NRMSE を示す。まず気温に対するバイアス補正については、統計的バイアス補正を採用する場合、平均値のみによるバイアス補正(Ave St BC)よりも標準偏差も考慮したバイアス補正(1st St BC)の方が、また日々変動と時々変動を分けて扱う 2 段階のバイアス補正(2nd St BC)の方が平均的な顕熱負荷の予測性能は高いように思われる。しかし熱負荷計算結果からは、Ave St BC と 1st St BC と 2nd St BC による平均的な顕熱負荷の予測性能に明確な差は見られない。また NRMSE の結果では、全天日射量のバイアス補正に関しては、平均的な顕熱負荷の予測においては日積算値を用いた QM バイアス補正(QM(peak))より、日積算値を用いた QM バイアス補正(QM(cum))の方が予測性能が高いことが確認できる。

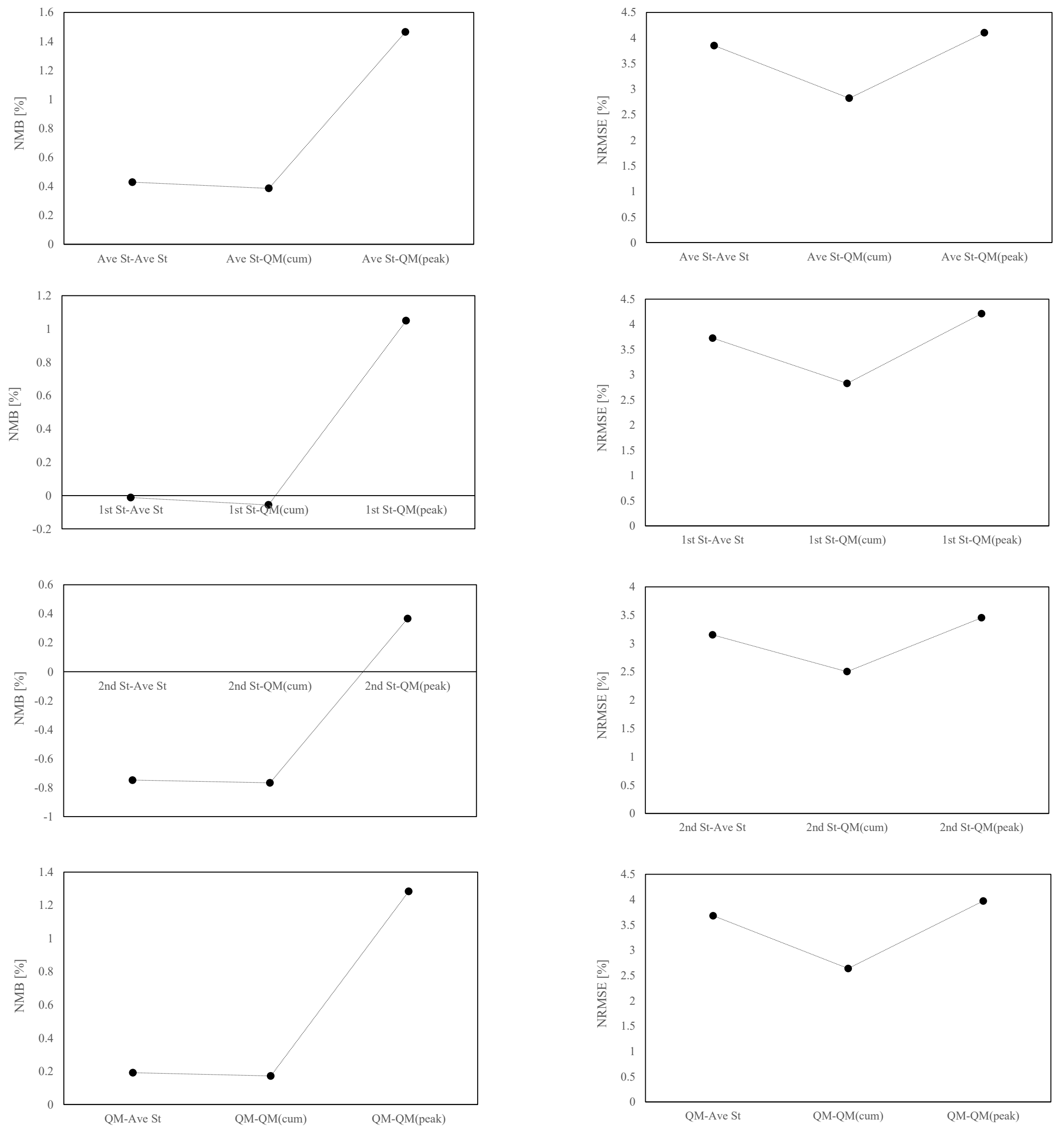
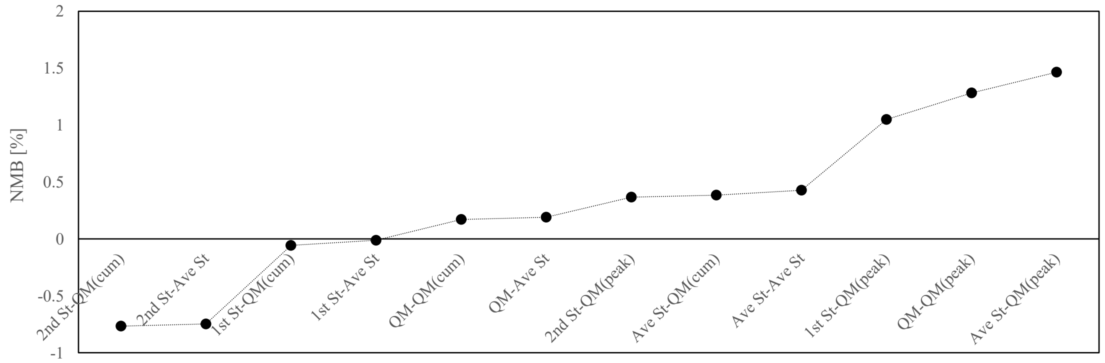
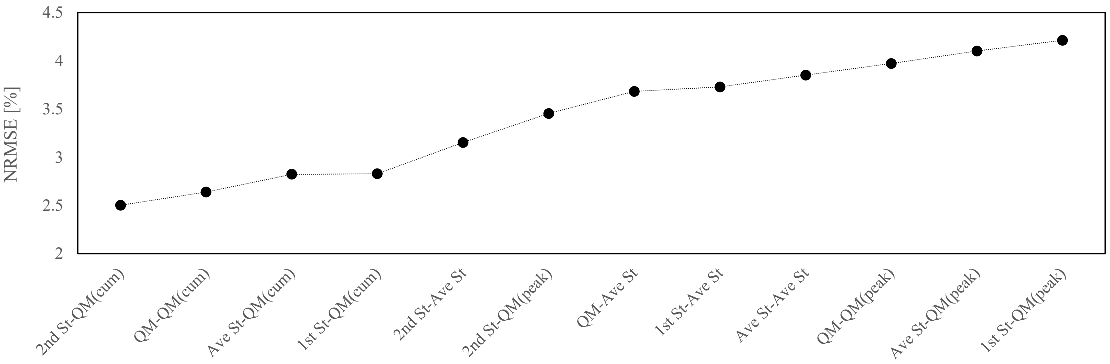


図 4.13 に各解析気象データが予測する顕熱負荷における NMB 及び NRMSE

図 4.14 に各気象データの NMB 及び NRMSE を昇順に並べた結果を示す。NMB の結果からは気温に対するバイアス補正として必ずしも 2 段階の統計的バイアス補正が 1 段階や平均値のみによる統計的バイアス補正に対して優れているわけでは事が見てとれる。また NRMSE の結果からは、全天日射量のバイアス補正は日積算値を用いた QM バイアス補正(QM(cum))が優れている事が分かる。



(a) 各気象データによる NMB



(b) 各気象データによる NRMSE

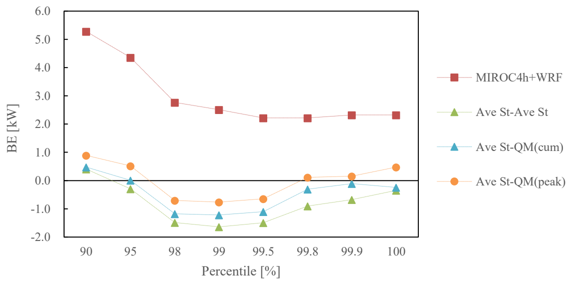
図 4.14 に各解析気象データが予測する顕熱負荷における NMB 及び NRMSE (昇順)

4.2.2 最大熱負荷の予測性能

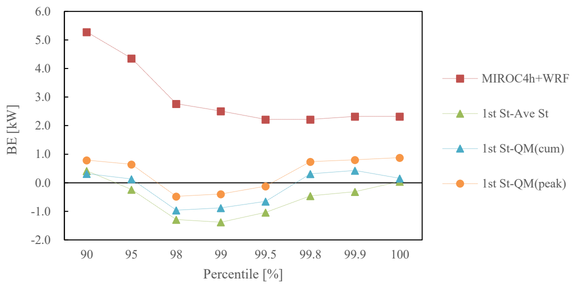
最大熱負荷の予測性能を定量的に評価するため、高パーセンタイルに位置する熱負荷を最大熱負荷と見なし予測性能を評価した。バイアス補正後の解析気象データにより予測される最大熱負荷と観測気象データ(EA)により予測される最大熱負荷との一致の程度を表す指標として (4.10)式で示す Bias Error (BE)を用いた。BE では、解析気象データと観測気象データそれぞれの熱負荷計算によって得られた冷暖房負荷の時別値から累積分布関数を作成し、年間気象データで予測される高パーセンタイルp(本論では 90, 95, 98, 99, 99.5, 99.8, 99.9, 100%を対象)に位置する最大冷暖房負荷$MHL_{model,p}$と観測気象データにより予測される同パーセンタイルpに位置する最大冷暖房負荷$MHL_{obs,p}$の一致の程度が評価される。

$$BE_{model,p} = MHL_{model,p} - MHL_{obs,p} \qquad (4.10)$$

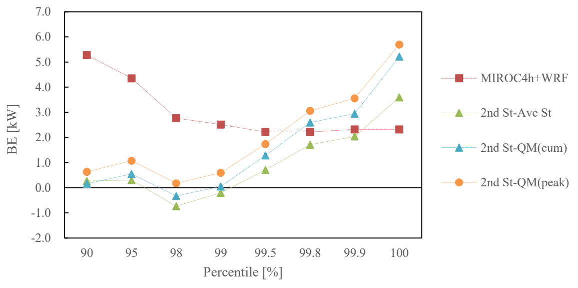
図 4.15 に各解析気象データで予測された各高パーセンタイルに対応する最大冷房顕熱負荷のBEを示す。ま確認できる事は、気温に対して 2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)を実施した解析気象データの最大熱負荷の予測性能が低い点である。最大顕熱負荷の予測においては気温に対しては 2 段階の統計的バイアス補正より 1 段階や平均値のみの統計的バイアス補正の方が適切であることが確認できる。また全天日射量のバイアス補正は、平均値による補正よりも日積算値や日最高値による QM バイアス補正の方が最大顕熱負荷の予測性能が高いことが確認できる。



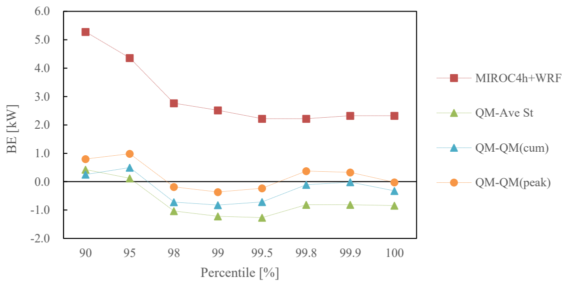
(a) 気温に Ave St BC を実施したケース



(b) 気温に 1st St BC を実施したケース



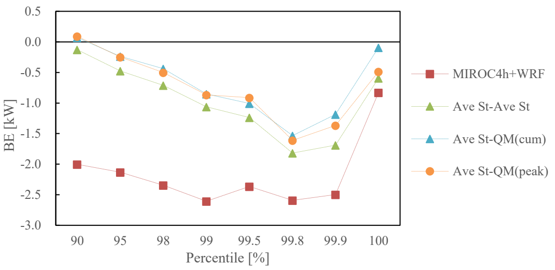
(c) 気温に 2nd St BC を実施したケース



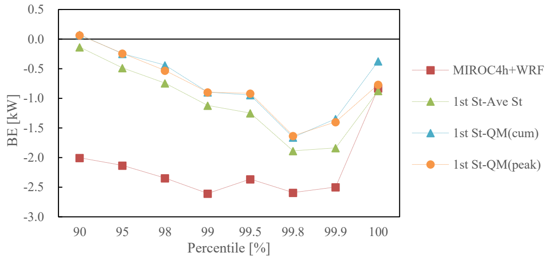
(d) 気温に QM BC を実施したケース

図 4.15 に各解析気象データが予測する最大冷房顕熱負荷における BE

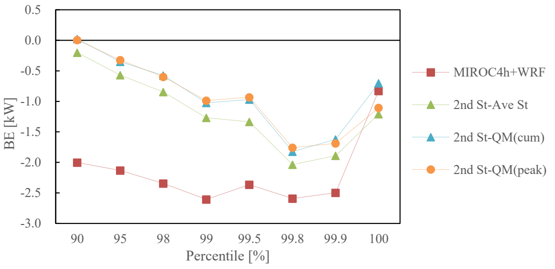
図 4.16 に各解析気象データで予測された各高パーセンタイルに対応する最大暖房顕熱負荷のBEを示す。最大冷房顕熱負荷と違い、バイアス補正手法間に大きな結果の違いは見られない。これは、解析対象の建物において気温が最低となる夜間に暖房を運転していないこと、また、最大暖房顕熱負荷は全天日射量の影響が小さい事が理由であると推察するが、それでも全天日射量のバイアス補正は平均値の比による統計的バイアス補正よりも QM バイアス補正の方が若干ではあるがその予測性能が高いことが確認できる。



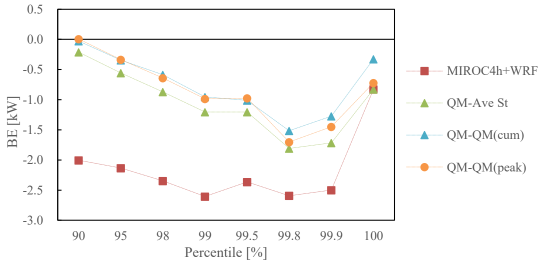
(a) 気温に Ave St BC を実施したケース



(b) 気温に 1st St BC を実施したケース



(c) 気温に 2nd St BC を実施したケース



(d) 気温に QM BC を実施したケース

図 4.16 に各解析気象データが予測する最大暖房顕熱負荷における BE

4.2.3 潜熱負荷の予測性能

図 4.17 に各バイアス補正後の解析気象データから予測された各月冷暖房潜熱負荷の 5 年間平均値を示す。バイアス補正後の解析気象データはいずれも、バイアス補正前の解析気象データ(MIROC4h+WRF)に比べ EA の結果とよく一致しているが、相対湿度のバイアス補正手法の違いにより平均的な熱負荷の予測性能の若干の差があることが確認できる。

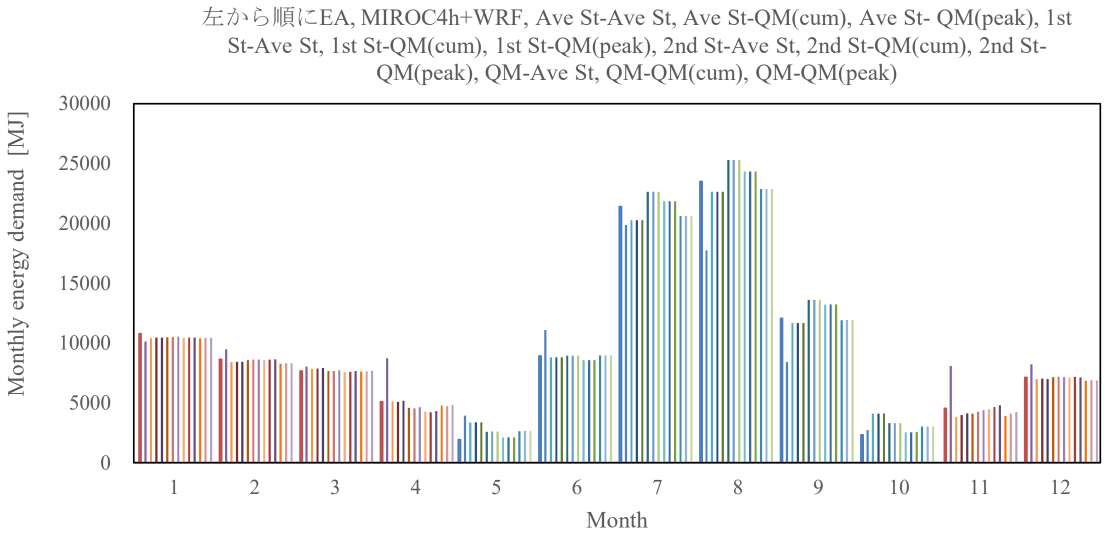
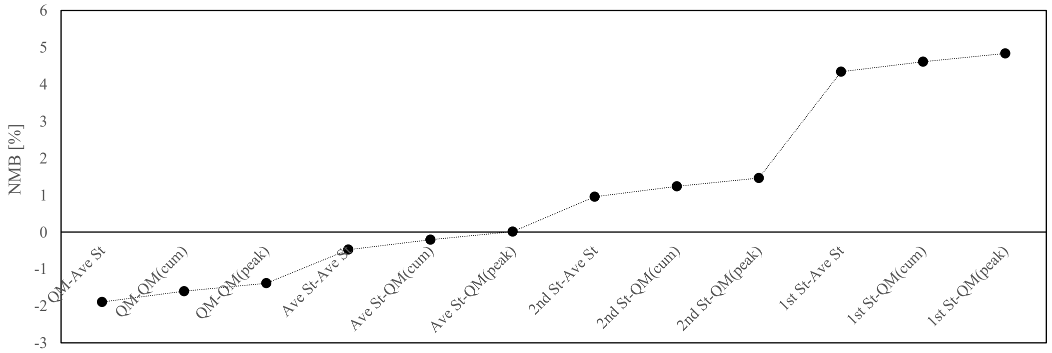
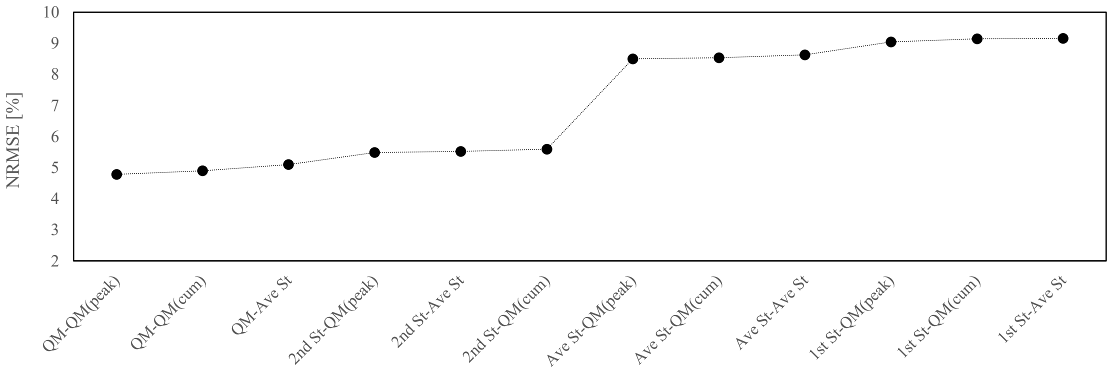


図 4.17 各気象データから予測される各月冷暖房潜熱負荷

図 4.18 に NMB 及び NRMSE を昇順に並べた結果を示す。気温に対する統計的バイアス補正と同様に 2 段階の統計的バイアス補正が 1 段階や平均値のみによる統計的バイアス補正に比べて必ずしも優れていないことが確認できる。潜熱負荷の予測性能に対しては全天日射量のバイアス補正手法間の違いはほとんど見られない。NMB の結果からは相対湿度に対するバイアス補正は平均値による統計的バイアス補正(Ave St BC)が優れており、また NRMSE の結果からは、QM バイアス補正や 2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)が他の手法に比べて予測性能が高い。また NMB と NRMSE の両方において 1 段階の統計的バイアス補正(1st St BC)の予測性能が最も低くなっている。



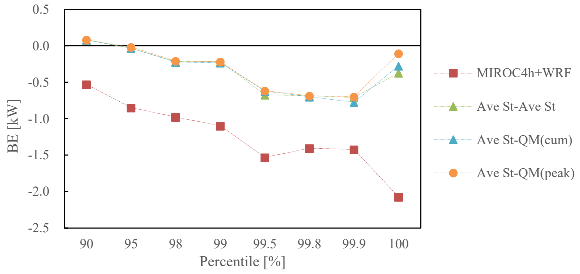
(a) 各気象データによる NMB



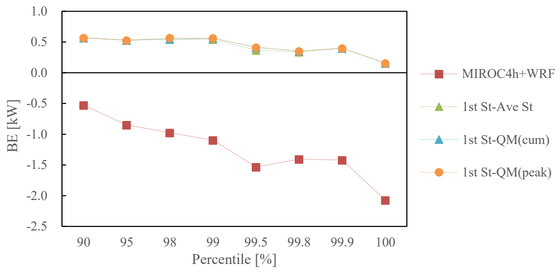
(b) 各気象データによる NRMSE

図 4.18 に各解析気象データが予測する潜熱負荷における NMB 及び NRMSE (昇順)

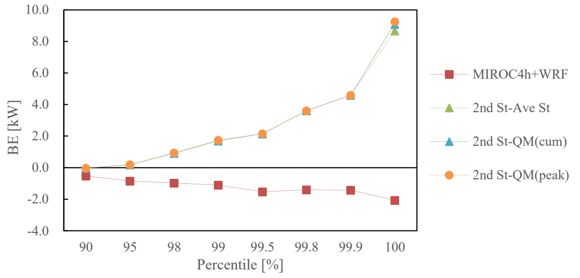
図 4.19 に各解析気象データで予測された各高パーセンタイルに対応する最大冷房潜熱負荷の BE を示す。まず確認できる事は気温と同様に、相対湿度に対しても 2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)を実施した解析気象データの最大熱負荷の予測性能が低い点である。最大熱負荷の予測まで考慮する場合相対湿度に対しては 2 段階の統計的バイアス補正より 1 段階や平均値のみの統計的バイアス補正の方が適切であることが確認できる。



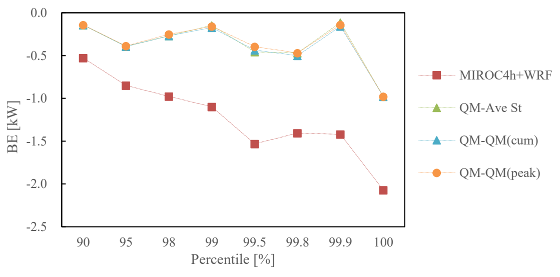
(a) 相対湿度に Ave St BC を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St BC を実施したケース



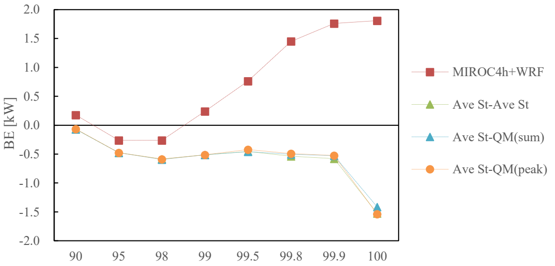
(c) 相対湿度に 2nd St BC を実施したケース



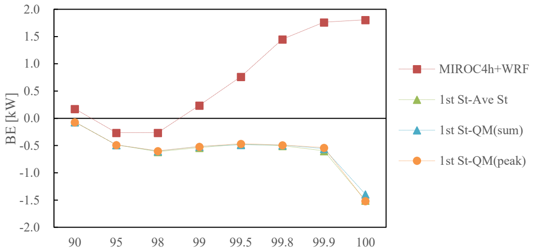
(d) 相対湿度に QM BC を実施したケース

図 4.19 に各解析気象データが予測する最大冷房潜熱負荷における BE

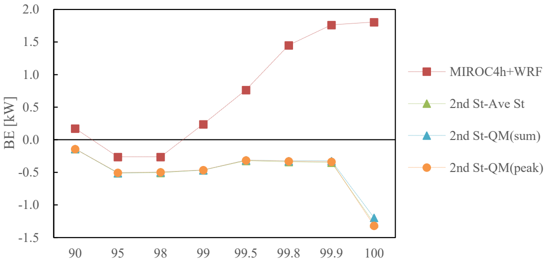
図 4.20 に各解析気象データで予測された各高パーセンタイルに対応する最大暖房潜熱負荷の BE を示す。最大冷房潜熱負荷と違い、バイアス補正手法間に大きな結果の違いは見られない。これは、解析対象の建物において相対湿度が最低となる夜間に暖房を運転していないことが理由であると推察される。



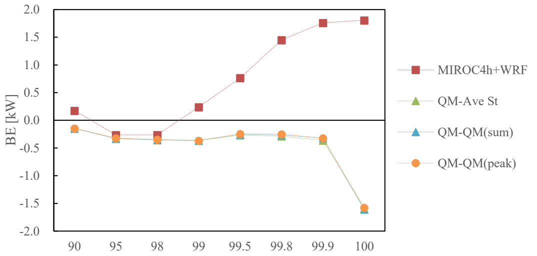
(a) 相対湿度に Ave St BC を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St BC を実施したケース



(c) 相対湿度に 2nd St BC を実施したケース



(d) 相対湿度に QM BC を実施したケース

図 4.20 に各解析気象データが予測する最大暖房潜熱負荷における BE

4.2.4 適切なバイアス補正手法の検討

全天日射量のバイアス補正は、平均的な顕熱負荷を推定するための解析気象データにおいては気温のバイアス補正手法の組み合わせの問題を考慮しても日積算値を用いた QM バイアス補正が最も高い予測性能をもつと言える(図 4.14(b)参照)。また、日積算値を用いた QM バイアス補正を実施した解析気象データは最大冷暖房負荷の予測性能も高いため(図 4.15)、全天日射量に対する最も優れたバイアス補正手法であると言える。

気温に対しては平均的な熱負荷の予測性能において 2 段階の統計的バイアス補正が 1 段階の統計的バイアス補正や平均値による統計的バイアス補正よりも必ずしも優れた性能をもつわけではないことが確認された(図 4.14)。特に、最大熱負荷においては 2 段階の統計的バイアス補正を施した解析気象データによる予測性能は低い(図 4.15(c)参照)。そのため気温に対する平均値による統計的バイアス補正か或いは 1 段階の統計的バイアス補正の方が気温に対するバイアス補正手法として適切であると言える。

相対湿度に対しては平均的な潜熱負荷の予測性能は 2 段階の統計的バイアス補正が優れていたが(図 4.18)、最大潜熱負荷の予測性能まで考慮すれば 2 段階の統計的バイアス補正は適切な手法であるとは言い難い(図 4.19 (c)参照)。平均的な潜熱負荷の予測性能においては、

相対湿度に対する 1 段階の統計的バイアス補正はその他の手法に比べて最も性能は低い結果が得られたため、本解析気象データの相対湿度に対しては気温とは違い 1 段階の統計的バイアス補正手法も優れた手法であると言い難い。このように適切なバイアス補正手法は気象要素に依り異なることが分かる。また、気温や相対湿度に対する適切なバイアス補正手法は解析気象データの特性によっても異なる可能性がある。

気温や相対湿度に対する QM バイアス補正も統計的バイアス補正と比較して問題のない結果が得られはしたものの、気温や相対湿度に対しては QM により作成される補正関数の確からしさが十分ではないと推察されるため、適切な手法ではないと考えらえる(図 4.10(a),(b))。表 4.5 に各バイアス補正を実施した気象データの熱負荷予測性能のまとめを示す。

表 4.5　各バイアス補正を実施した気象データの熱負荷予測性能のまとめ

	平均的熱負荷の予測			最大熱負荷の予測		
	全天日射量	気温	相対湿度	全天日射量	気温	相対湿度
Ave St BC	○	○	△	△	○	△
1st St BC	-	○	△	-	○	○
2nd St BC	-	○	○	-	×	×
QM BC (日平均値)	-	×	×	-	×	×
QM BC (日積算値/日平均値)	○	△	△	○	△	△
QM BC (日最高値)	△	-	-	○	-	-

§5　まとめ

本章では気候・気象モデルの解析気象データを建築熱負荷計算用の気象データとして活用する際に適切なバイス補正手法について検討した。頻度分布が複雑な形状となる全天日射量に対しては正規分布を仮定した統計的バイアス補正が不適切となる。そこで本研究では全天日射量のバイアス補正に対し、クオンタイルマッピング(QM)を活用したバイアス補正手法を新たに開発した。QM バイアス補正により全天日射量の日最高値が現実的なバイアス補正後の解析気象データを得ることができる。

全天日射量に対しては日積算日射量を用いた QM バイアス補正が平均的な熱負荷を最も正確に推定することができる。また最大熱負荷の予測性能も高いため、全天日射量においては日積算日射量を用いた QM バイアス補正が最も適切なバイアス補正手法であると言える。

気温と相対湿度に対しては正規分布を仮定し日々変動と時々変動を分離する 2 段階の統計的バイアス補正が必ずしも優れた補正手法ではない事を確認した。また、最大熱負荷を予測するための気象データを作成することを目的とする場合、2 段階の統計的バイアス補正が施された解析気象データは最大熱負荷を正しく予測できない事を示した。最大熱負荷の

予測まで考慮した場合、本解析気象データの気温に対しては平均値のみによる統計的バイアス補正か 1 段階の統計的バイアス補正が、また相対湿度に対しては平均値のみによる統計的バイアス補正が適切であると言える。

本章で得られた知見を以下にまとめる。

1. 日積算日射量や日最高日射量を用いた QM バイアス補正を使えば、平均的なバイアスを軽減し、かつ最大値付近の全天日射量が再現された気象データ得られる。
2. 全天日射量の日積算値や日最高値から QM 法で作成した補正関数は明確な傾向をもち、適切なバイアス補正手法であると言える。また、気温や相対湿度の日平均値から QM 法で作成した補正関数には明確な傾向がみられないためバイアス補正手法として不適切であると考えられる。
3. 平均的な顕熱負荷の予測においては、全天日射量のバイアス補正は日積算値による QM バイアス補正が最も予測性能が高い。
4. 平均的な顕熱負荷予測において、気温に対して 2 段階の統計的バイアス補正を実施した解析気象データの性能は 1 段階の統計的バイアス補正や平均値のみの統計的バイアス補正に比べて必ずしも高くはない。
5. 最大熱負荷の予測において、気温や相対湿度に対する 2 段階の統計的バイアス補正を実施した解析気象データの予測性能は低い。
6. 最大熱負荷の予測まで考慮する場合、本解析気象データの気温に対しては平均値のみによる統計的バイアス補正か 1 段階の統計的バイアス補正、また相対湿度に対しては平均値のみによる統計的バイアス補正が適切な補正手法であると考えられる。適切なバイアス補正手法は気象要素により異なり、また解析気象データの特性によっても異なる可能性がある。

現在解析気象データに対するバイアス補正のこれら結果からは、気候変動による熱負荷の将来変化を予測するための将来気象データを作成する際に必要なバイアス補正手法においても、平均的な熱負荷の将来変化のみの予測を目的にするものか、或いは最大熱負荷の将来変化をも考慮するかといいた目的に応じて適切なバイアス補正手法が異なることが示唆される。これについては第 6 章において議論する。

第 5 章

クオンタイルマッピングを活用した標準設計用気象データ

§1　はじめに

本章では、クオンタイルマッピング(quantile mapping: QM)を応用して作成される標準設計用気象データ(typical and design weather year: TDWY)と名付けた本研究において開発された標準気象データと設計用気象データの両方を兼ねた年間気象データについて解説する。また、建築熱負荷計算を実施することで TDWY の気象データとしての性能検証を行う。

§2　標準設計用気象データ(TDWY)

2.1　クオンタイルマッピング(QM)による TDWY 作成手法

QM は気象･気候モデルの解析値のバイアス補正において使用される手法(Ines and Hansen, 2006)であり、補正対象となる解析気象データと観測気象データのそれぞれについて累積分布関数を求め、等しいパーセンタイルを示す解析値と観測値を対応づけし、解析値を観測値で置き換える手法である。QM 補正後の解析気象データの累積分布関数は複数年観測気象データのそれとほとんど一致し、かつその変動は元の解析気象データに基づく。この QM を活用することで、標準設計用気象データ(TDWY: typical and design weather year)と名付けた年間気象データが作成される(Arima et al, 2017)。ある年の観測気象データ(Y)、及び複数年の観測気象データ(MY)のそれぞれについて累積分布関数$CDF_Y(x), CDF_{MY}(x)$を求め、等しいパーセンタイルを示す年間気象データの値を複数年気象データの値で置き換える。QM によって作成される標準設計用気象データ$x_{TDWY,i}$は、基になる年間気象データの累積分布関数CDF_Yと複数年の観測気象データの累積密度逆関数CDF_{MY}^{-1}から(5.1)式で表現される。図 5.1 に QM による TDWY 作成のダイアグラムを示す。

$$x_{TDWY,i} = CDF_{MY}^{-1}\left(CDF_Y(x_i)\right) \tag{5.1}$$

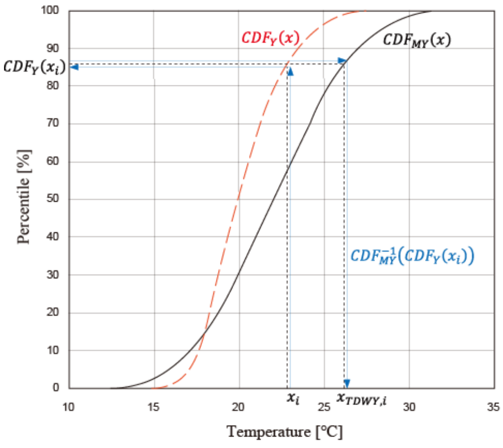


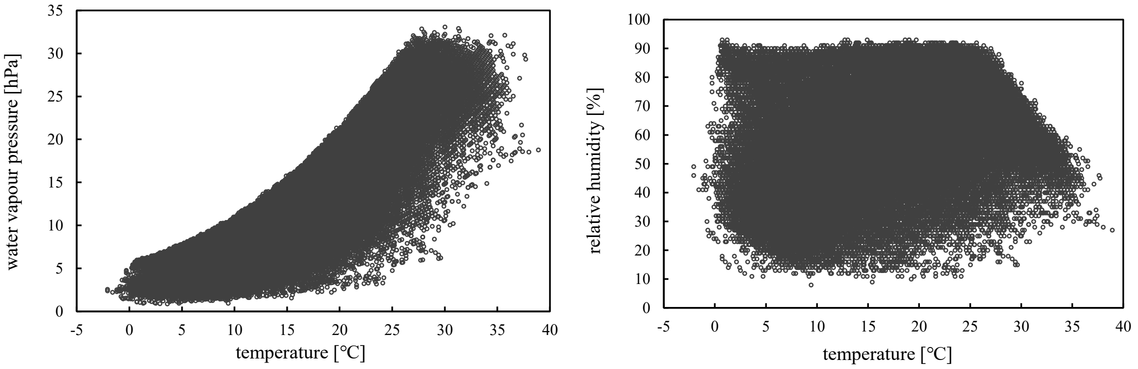
図 5.1 クオンタイルマッピングによる標準設計用気象データ作成の概念図

ある年の観測気象データを対象に複数年観測気象データを用いて QM を実施することで標準設計用気象データは作成される。より具体的な操作としては、まず気象要素ごとに基になる年間観測気象データYの時別値x_iと複数年の観測気象データMYの時別値x_jをそれぞれ小さい方から大きい方へ昇順で並べ替え(ソート)、各値x_i, x_jに対するパーセンタイル$CDF_Y(x_i), CDF_{MY}(x_j)$を求める。次に、年間気象データ$Y$の値$x_i$を同じ(最も近い)パーセンタイル$CDF_Y(x_i)$を示す複数年気象データ$MY$の値$CDF_{MY}^{-1}(CDF_Y(x_i))$へ置き換え、最後に昇順に並んだ$x_{TDWY,i}$を元の年間気象データ$Y$の値$x_i$の順へ並べ替えなおす。こうした操作により、その変動は元の年間観測気象データYに基づき、複数年観測気象データの各パーセンタイル値から成る年間気象データである標準設計用気象データ($TDWY$)が作成される。本論では月ごとに QM を実施することで、各月の複数年の観測気象データの各パーセンタイル値を含む TDWY を作成した。

2.2　QM を実施する気象要素の選定

QM は各気象要素で実施されるため、QM は互いに独立した気象要素に対して実施されるのが好ましい。湿度は、絶対湿度か相対湿度かの両方が TDWY を作成する際の QM の対象になりうるが、相対湿度には 100%を超えないという制約があるため、相対湿度を用いた方が絶対湿度を用いて QM を実施するよりも簡便ではある。とは言え、相対湿度は気温に物理的に依存する物理量であるのに対し絶対湿度は基本的には気温から独立な物理量であるため、一見すると絶対湿度に対して QM を実施する方が適切であるように考えられる。しかしながら、物理的に独立な気象要素同士の方が気象現象として独立であるとも限らない。気象要素間の同時生起性のことを考えれば、気象現象として独立な気象要素を QM の対象として選定するのが好ましいと言える。

図 5.2 はそれぞれ気温と絶対湿度、また気温と相対湿度の相関図である。気象現象としては絶対湿度よりも相対湿度の方が気温から独立した気象要素である事が確認できる。よって、便宜性も考慮して、QM は絶対湿度ではなく相対湿度を対象に実施した。

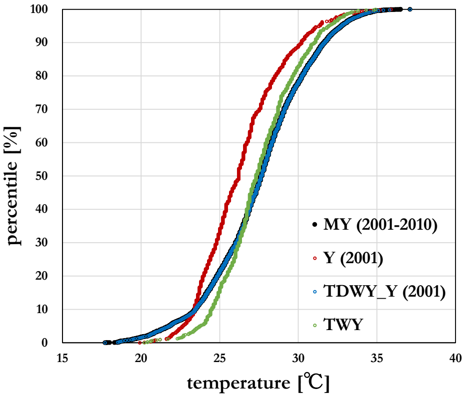


(a) 気温－絶対湿度　　(b) 気温－相対湿度

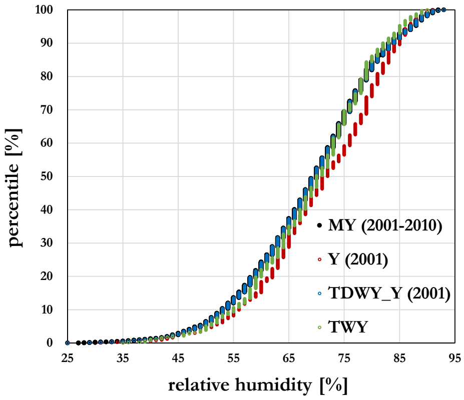
図 5.2　気温と湿度(絶対湿度/相対湿度)の相関図

2.3　TDWY の基本的特性

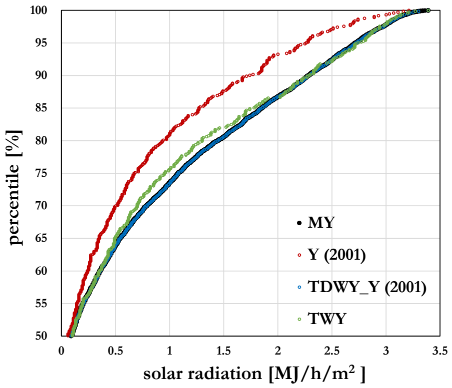
10 年間分(2001–2010)の気象庁観測気象データ(気象庁)から東京都大手町における標準設計用気象データ(TDWY)を作成した。2001 年の年間気象データ(Y)を基に、気象要素は気温、相対湿度、全天日射量、風速を対象に各月ごと QM を実施した。図 5.3 に基にした複数年気象データ(MY)、年間気象データ(Y)、標準設計用気象データ(TDWY)、また比較のため既存の手法に基づく標準気象データ(TWY)の累積分布関数を示す。



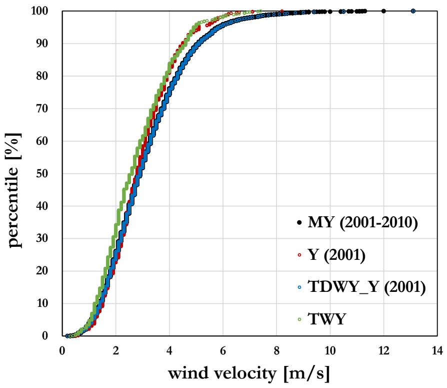
(a) 気温



(b) 相対湿度



(c) 全天日射量

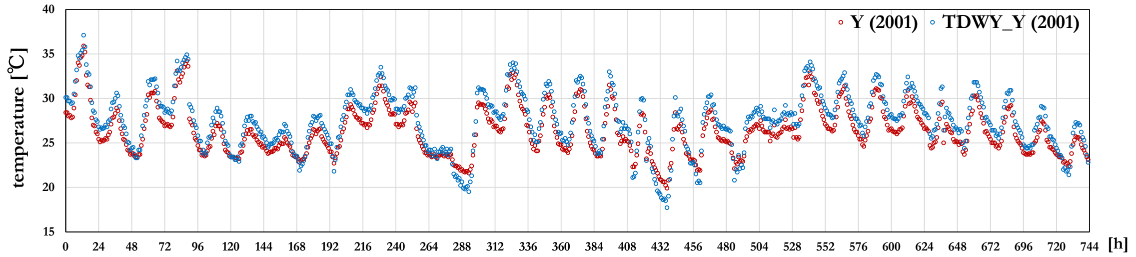


(d) 風速

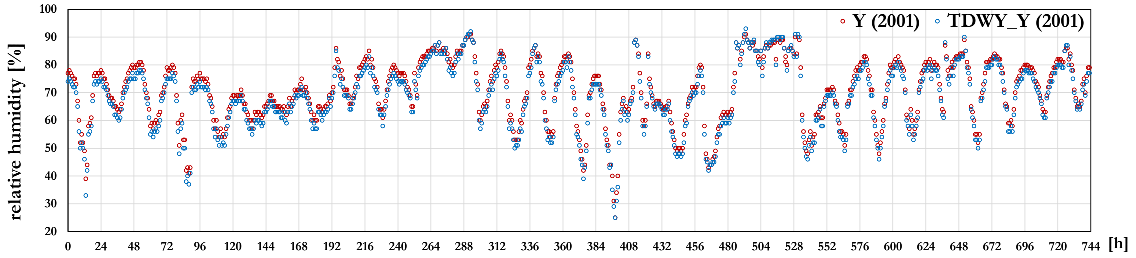
図 5.3　MY, Y, TDWY, TWY の各気象要素の累積分布関数

図 5.4 に Y と TDWY の 1 カ月間(8 月)の気温、相対湿度、全天日射量、風速の時系列変化を示す。QM を活用して作成される TDWY の気象要素ごとの累積密度関数は、複数年気象データの累積密度関数とほとんど一致する。当然、各気象要素の月平均値も複数年気象データの月平均値とほぼ完全に一致する。例えば図 5.4 で示している TDWY の 8 月の月平均値は 10 年間の複数年気象データの 8 月の月平均値でもある。各月あるいは年間冷暖房負荷は主に気温や湿度の月平均値に大きく依存するため、こうした標準気象データの特性は年間冷暖房負荷を推定するための標準気象データとして非常に高い性能が期待できる。

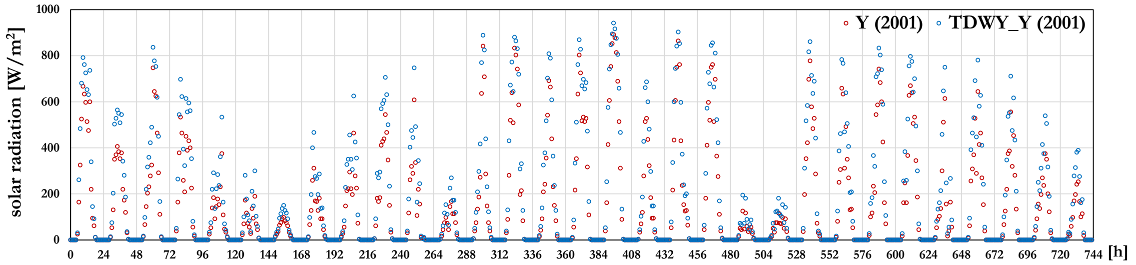
また TDWY は気象要素ごと複数年気象データの最小から最大までの各パーセンタイル値を含む年間気象データである。図 5.4(a)で示す Y(2001 年)の 8 月で最も高い気温(パーセンタイル 100%に対応する値)を示す同時刻において、TDWY は 10 年間の複数年気象データの 8 月の最高気温(同パーセンタイル 100%の値)を含む。また、Y(2001 年)の 8 月の最低気温を記録する同時刻における TDWY の気温は 10 年間の 8 月の最低気温である。このように TDWY には複数年気象データの各パーセンタイルに相当する値が気象要素ごとに必ず含まれるため、最大熱負荷を推定するための設計用気象データとしての活用も期待ができる。



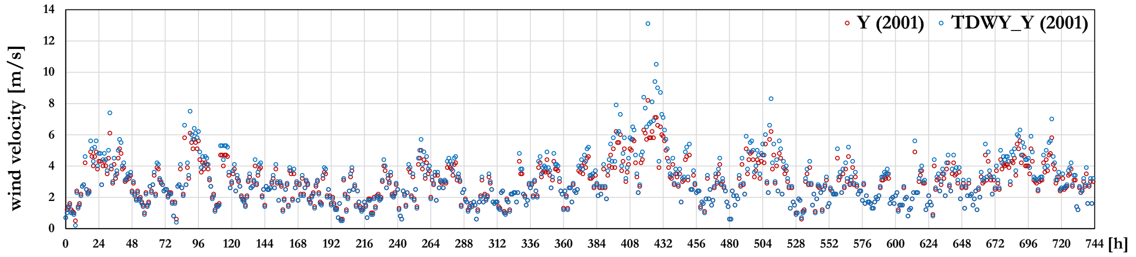
(a) 気温



(b) 相対湿度



(c) 全天日射量



(d) 風速

図 5.4 元の年間気象データ Y と標準設計用気象データ TDWY の各気象要素の時系列変化 (8 月, 大手町)

2.4　TDWY の各気象要素の同時生起性

TDWY の各気象要素の累積分布関数は MY と一致する。しかし建築熱負荷計算では複数の気象要素が同時に考慮されるため、気象要素間の同時生起性も建築熱負荷計算用の気象データにとっては重要である。QM は各気象要素で実施するため TDWY 内の気象要素の同時生起性を検討する必要があるが、同時生起性の定量的な評価指標としては各気象要素間の相関係数が考えられる。表 5.1 に MY(2001-2010), Y (2001), TDWY_Y (2001)の気温、相対湿度、全天日射量、風速の 4 要素(順に、Temp, Hum, Solar, Wind)の相関係数を示す。QM によって相関係数はそれほど変化がないことが確認できる。

表 5.1　各気象データ(MY, Y, TDWY_Y)の気象要素間の相関係数

(a) Y (2001)

	Temp	Hum	Solar	Wind
Temp		0.15	0.14	-0.03
Hum	0.15		-0.20	-0.08
Solar	0.14	-0.20		0.03
Wind	-0.03	-0.08	0.03	

(b) TDWY_Y (2001)

	Temp	Hum	Solar	Wind
Temp		0.15	0.14	0.01
Hum	0.15		-0.19	-0.08
Solar	0.14	-0.19		0.03
Wind	0.01	-0.08	0.03	

(c) MY (2001-2010)

	Temp	Hum	Solar	Wind
Temp		0.02	0.10	0.00
Hum	0.02		-0.10	-0.01
Solar	0.10	-0.10		0.04
Wind	0.00	-0.01	0.04	

(全天日射量の相関係数は全天日射量がゼロの時刻を除いて算出)

また同時生起性は複数の気象要素が考慮される物理量から評価する事も考えられる。建築熱負荷計算において重要なそうした物理量にエンタルピーがある。そこでエンタルピーから累積分布関数の一致の程度を測る統計量である FS 値(Finkelstein-Schafter statics)を指標として各気象要素の気温と湿度の同時生起性を評価した。表 5.2 に各年度の気象庁観測気象データ(Y)とそれを基に作成した各年の標準設計用気象データ(TDWY_Y)のそれぞれに対して、各気象データのエンタルピーの日平均値から算出した FS 値を示す。TDWY の FS 値は小さく、複数の気象要素が影響するエンタルピーの累積分布関数も TDWY と MY ではよく一致する事が分る。

各気象要素の相関係数や、複数の気象要素が同時に考慮される物理量の FS 値から、設計用気象データの各気象要素の同時生起性は QM によって大きく崩れないことが確認できる。

表 5.2　エンタルピーの FS 値

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Y (2001)	8.76	6.35	**3.85**	6.26	7.99	5.52	19.21	12.12	**5.45**	**5.12**	7.30	7.03
Y (2002)	7.24	7.88	15.96	5.66	**5.68**	7.67	9.62	7.53	8.09	6.58	13.63	12.44
Y (2003)	5.93	**5.89**	16.31	5.75	7.65	4.74	19.55	10.10	6.49	11.21	12.80	4.88
Y (2004)	**4.24**	9.74	14.57	12.23	6.84	10.10	20.17	9.52	9.13	12.34	10.46	10.51
Y (2005)	6.22	10.64	12.11	**5.30**	13.22	**4.17**	7.10	6.83	6.00	8.26	8.13	18.85
Y (2006)	10.59	7.57	12.70	7.14	6.96	7.00	13.37	**6.58**	8.22	8.26	7.35	8.86
Y (2007)	10.35	12.06	18.75	9.38	9.77	10.65	14.00	12.99	11.55	6.69	7.21	10.35
Y (2008)	7.48	12.69	17.50	8.00	6.35	8.86	9.18	11.41	10.16	11.69	**5.08**	8.41
Y (2009)	7.54	7.13	12.65	9.80	5.82	7.23	**6.71**	9.99	13.88	7.01	8.37	**4.71**
Y (2010)	11.23	16.30	17.46	12.55	8.00	9.02	8.49	14.91	8.20	11.32	8.35	8.04
TDWY_Y (2001)	3.33	4.61	3.06	4.51	3.20	2.88	6.36	3.17	2.59	3.02	5.68	4.31

2.5　基になる年間気象データの選定

標準設計用気象データは複数年気象データのどの年を基にしても作成する事ができ、複数年気象データからは複数年の TDWY が作成される。どの年を基にした TDWY も各気象要素の累積分布関数は複数年気象データと一致するが、建築熱負荷計算用の気象データにとっては同時生起性も重要であるため、複数の気象要素が考慮される物理量の累積分布関数や最大値も複数年気象データとよく一致する事が望ましい。そこで本論では、エンタルピーが建築熱負荷計算において特に重要な同時生起性が考慮される物理量であると考え、TDWY_Y と MY のエンタルピーの最大値の誤差率が±5%以内でかつエンタルピーの各月 FS 値の年間平均値が最小な TDWY_Y を最適な標準設計用気象データとして選定した。

表 5.3 に東京都大手町における 10 年間(1991 年から 2000 年)の各年の拡張アメダス気象データ(MY) (気象データシステム 参照)から作成した標準設計用気象データのエンタルピーの最大値との誤差率及び各月 FS 値の年間平均値を示す。比較のため既存の 2000 年を対象とした拡張アメダス標準気象データ(Std EA)と 1996 年の拡張アメダス気象データ(AY)の値も同時に示す。この例では 1996 年を基に作成した標準設計用気象データが最適な気象データとして選定された。

表 5.3　エンタルピーの最大値及び、各月 FS 値の年間平均値

Year	TDWY_ 1991	TDWY_ 1992	TDWY_ 1993	TDWY_ 1994	TDWY_ 1995	TDWY_ 1996	TDWY_ 1997	TDWY_ 1998	TDWY_ 1999	TDWY_ 2000	Std EA	AY (1996)	MY
Max	93.4	96.6	90.6	89.1	88.8	91.7	99.7	83.6	94.2	92.3	83.6	81.4	88.4
Difference Rate [%]	5.68	9.28	2.43	0.76	0.39	3.68	12.76	-5.47	6.48	4.40	-5.47	-7.91	-
FS	4.42	4.98	4.64	5.01	4.97	4.50	4.17	4.39	4.88	4.70	5.07	9.53	-

§3　熱負荷計算による標準設計用気象データの性能検証

3.1　熱負荷計算の概要

TDWY の標準気象データ及び設計用気象データとしての性能検証のため、オフィス用標準問題を基に作成したコア部を隔て事務室が南北に面する建物モデル (RC 造, 基準階床面積 826.56m2, 階高 3.6m)を対象に、TRNSYS17 を使用して熱負荷計算を実施した。熱負荷計算における建物の解析条件は第 4 章 4 節を参照されたい。

気象データは MY, AY, Std EA, TDWY の 4 種類を使用し、MY による結果を真値として他の気象データの性能を検証する。MY は 10 年間分(1991-2000)の拡張アメダス気象データ(気象データシステム 参照)、AY は 1996 年の拡張アメダス気象データ、Std EA は既存の標準年気象データ(2000 年を対象)、TDWY は 1996 年を基に作成した標準設計用気象データである。入力気象データの気象要素のうち気温,相対湿度,全天日射量の 3 要素が使用される。表 5.4 に入力気象データのまとめを示す。

表 5.4　本章の解析で使用する気象データ

気象データ名	内容
MY	拡張アメダスの複数年気象データ(1991-2000)
AY	拡張アメダスの年間気象データ(1996 年の実在気象データ)
Std EA	既存の標準気象データ (2000 年を対象とした EA 標準気象データ)
TDWY	標準設計用気象データ (MY から作成)

3.2　標準気象データとしての性能

図 5.5 に各気象データ から得られた事務室(302.58m^2×2)の単位面積当たりの冷暖房負荷を示す。MY と TDWY の各月の冷暖房負荷がよく一致することが確認できる。表 5.5 に各気象データによる冷房負荷、暖房負荷、年間冷暖房負荷と MY からの誤差率を示す。既存の標準気象データ(Std EA)の誤差率が 3%未満であるのに対し、TDWY の誤差率は 1%未満と非常に高い予測性能を持つことが確認できる。

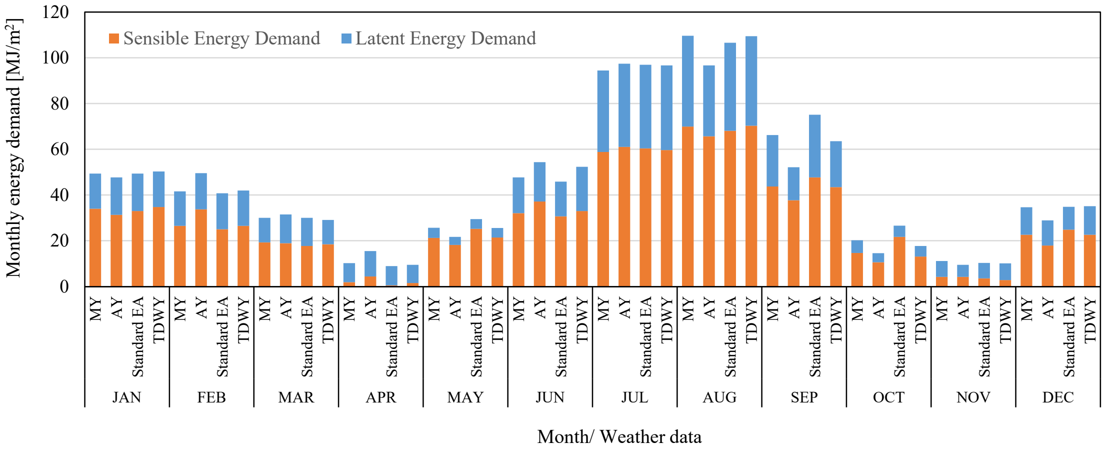


図 5.5　各気象データ(MY, AY, Std EA, TDWY)から推定される各月冷暖房負荷

表 5.5　各気象データ(MY, AY, Std EA, TDWY)から推定される期間/年間冷暖房負荷

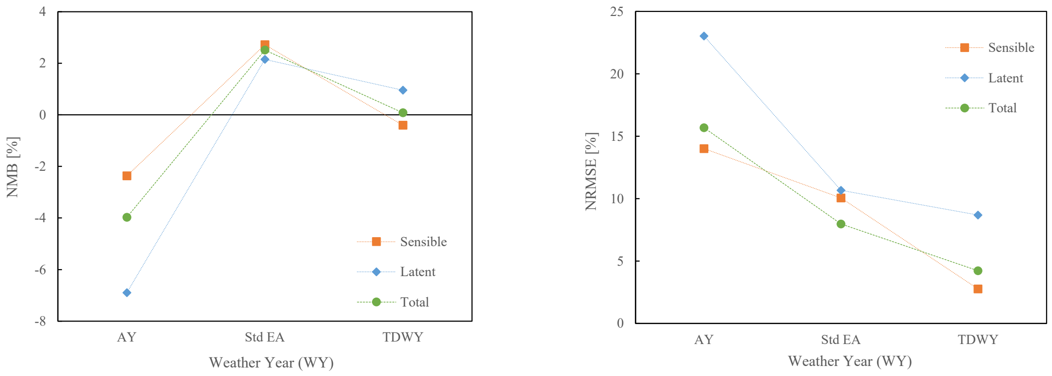
	Cooling load [MJ/m^2]	Heating load [MJ/m^2]	Annual cooling/heating load [MJ/m^2]
MY	349	192	541
AY	341 (-2.37)	179 (-6.90)	520 (-3.98)
Std EA	359 (2.72)	196 (2.15)	555 (2.52)
TDWY	348 (-0.40)	194 (0.96)	542 (0.08)

標準気象データとしての性能は、各年間気象データで予測される冷暖房負荷HL_{WY}と複数年気象データにより予測される平均的な冷暖房負荷HL_{MY}との一致の程度により評価される。各月の冷暖房負荷の予測精度を評価するため指標として(5.2)式で示すNormalized Root Mean Squared Error (NRMSE)を使用した。また、冷暖房期間(または年間)を通じての冷暖房負荷の予測精度を評価する指標として(5.3)式で示す Normalized Mean Bias (NMB)を使用した。本解析では冷房期間(m=5–10)および暖房期間(m=1–4, 11–12)はそれぞれ 6 ヶ月($M = 6$)である。

$$NRMSE_{WY} = \sqrt{\frac{1}{12}\sum_{m}\left(HL_{WY,m} - HL_{MY,m}\right)^2} \bigg/ \frac{1}{12}\sum_{m} HL_{MY,m} \times 100\ [\%] \tag{5.2}$$

$$NMB_{WY} = \frac{1}{12}\sum_{m}\left(HL_{WY,m} - HL_{MY,m}\right) \bigg/ \frac{1}{12}\sum_{m} HL_{MY,m} \times 100\ [\%] \tag{5.3}$$

図 5.6(a)及び表 5.6(a)に各ケースにおける NMB を示す。NMB は TDWY において最も小さく、また NMB が示す冷暖房期間(または年間)を通じての冷暖房負荷の予測精度では TDWY は既存の標準気象データの倍以上の精度をもつことが確認できる。また、図 5.6(b)及び表 5.6(b)に示す各ケースにおける NRMSE の結果においても、TDWY では既存の標準気象データの倍ほどの精度で各月の冷暖房負荷の予測が可能であることが確認できる。



(a) NMB　　(b) NRMSE

図 5.6　各気象データ(AY, Std EA, TDWY)が予測する熱負荷の NMB と NRMSE

表 5.6　各気象データ(AY, Std EA, TDWY)が予測する熱負荷の NMB と NRMSE

(a) NMB

	AY	Std EA	TDWY
Sensible	-2.366	2.716	-0.404
Latent	-6.902	2.151	0.957
Total	-3.976	2.516	0.079

(b) NRMSE

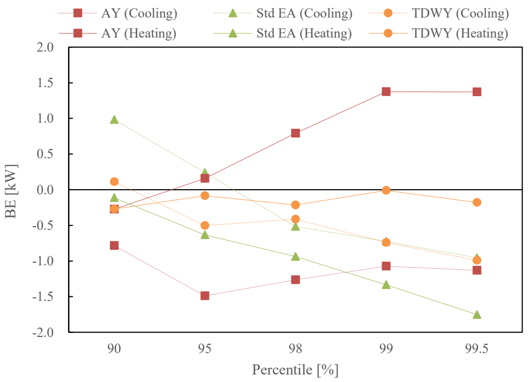
	AY	Std EA	TDWY
Sensible	14.01	10.06	2.76
Latent	23.04	10.66	8.68
Total	15.68	7.97	4.22

3.3　設計用気象データとしての性能

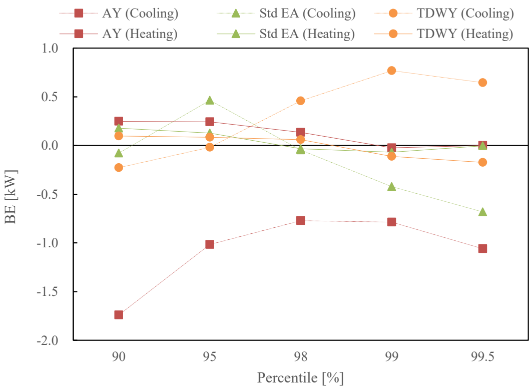
最大熱負荷の目安となるいくつかの高パーセンタイルに対応する熱負荷を用いて、TDWY の設計用気象データとしての性能を評価した。年間気象データ WY (AY,TWY, TDWY)により予測される最大熱負荷と複数年の観測気象データ OBS により予測される最大熱負荷との一致の程度を表す指標として (5.4)式で示す Bias Error (NBE)を用いた。NBE では、複数年気象データ MY と年間気象データそれぞれの熱負荷計算によって得られた冷暖房負荷の時別値から累積分布関数を作成し、年間気象データで予測される高パーセンタイルp(本論では 90, 95, 98, 99, 99.5%を対象)に対応する最大冷暖房負荷$MHL_{Y,p}$と複数年の観測気象データにより予測される同パーセンタイルpに対応する最大冷暖房負荷$MHL_{MY,p}$の一致の程度が評価される。

$$\mathrm{BE_{WY,p}} = MHL_{WY,p} - MHL_{MY,p} \tag{5.4}$$

図 5.7(a)に各年間気象データで予測された各高パーセンタイルに対応する最大顕熱負荷の BE を示す。既存の標準気象データの$\mathrm{BE_{Std\ EA}}$が±2%未満程度であるのに対し、標準設計用気象データの$\mathrm{BE_{TDWY}}$では±1%程度であり、最大顕熱負荷の高い予測精度がうかがえる。図 5.7(b)に最大潜熱負荷の結果を示すが、潜熱負荷においても同様に標準設計用気象データの$\mathrm{BE_{TDWY}}$は±1%未満であり、高精度な予測が可能であることが確認できる。



(a) Sensible



(b) Latent

図 5.7　各気象データ(AY, Std EA, TDWY)が予測する熱負荷の BE

§4　まとめ

本章ではクオンタイルマッピングを活用した標準気象データと設計用気象データの両方を兼ねた標準設計用気象データ(TDWY)を提示し、また建築熱負荷計算を実施することで標準設計用気象データの標準気象データ及び設計用気象データとして性能を評価した。

TDWY は実在するある年の観測気象データを基にして作成されるため、年間を通じて連続性がある年間気象データであり、また TDWY は各気象要素の累積密度関数が複数年の観測気象データによる累積分布関数とほとんど一致した年間気象データである。各気象要素の平均値は複数年の観測気象データとほぼ完全に一致するため、標準気象データとして高い性能が期待できる。また、気象要素ごと複数年の観測気象データの各パーセンタイル値が含まれるため、汎用性の高い設計用気象データとしての利用が期待できる。

オフィスビルを対象とした建築熱負荷計算を実施し TDWY の気象データとしての性能を評価した結果、TDWY の標準気象データとしての性能は従来手法による標準気象データに比べて NRMSE や NMB といった評価指標で倍以上の予測精度が期待できる。また設計用気象データとしても TDWY は最大冷暖房負荷を高精度に予測可能であることを確認した。

本章で得られた知見を以下にまとめる。

1. 標準設計用気象データ(typical and design weather year: TDWY)の各気象要素の累積分布関数(CDF)は複数年気象データとほとんど一致し、そのため平均値や標準偏差といった多様な統計量も複数年気象データと一致する。
2. TDWY は既存の標準気象データに比べて倍程度の平均的な熱負荷予測性能をもつ。
3. TDWY は最大熱負荷も高精度で予測が可能である。

将来の年間気象データを作成する際にもこれら現在の年間気象データを作成するのと同様の手法が必要となるため、TDWY はより高性能な将来の年間気象データを作成するのにもその活躍が期待できる。次章では、これまでに得られた知見を踏まえ、力学的手法及びモーフィング法により将来気象データを作成し、建築熱負荷計算用の気象データにとって最適な将来気象データ作成手法について検討する。

第６章

建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法

§1　はじめに

本章ではまず建築熱負荷計算用の将来気象データの作成手法について論じる。既存の将来気象データはモーフィング法(morphing method)と呼ばれる、気候・気象モデルが予測する気候変動に関する統計量を用いて現在気象データを統計的に操作する手法に基づき作成されている。本論ではこれに加え、気候・気象モデルによる将来解析気象データを建築熱負荷計算用の気象データとして直接的に活用する手法を力学的手法として提示する。ただし、気候・気象モデルには前述のようにバイアスが含まれるため、力学的手法の是非は採用するバイアス補正手法の性能に依るところが大きい。本章ではモーフィング法と力学的手法の両方から作成される将来気象データを比較することにより、各作成手法に基づく将来気象データの特徴を把握する。また、建築熱負荷計算を実施し各将来気象データが予測する未来における熱負荷の変化を比較することで、建築熱負荷計算用の将来気象データの適切な作成手法について検討する。

§2　複数の手法に基づく将来気象データ

2.1　複数の手法による将来気象データの概説

建築熱負荷計算用の将来気象データの最も一般的な作成手法はモーフィング法(morphing method)と呼ばれており、この手法では気候・気象モデルが予測する現在気候と将来気候の統計量の差や比率を用い、現在気象データに気候変動を反映されるための統計的な操作を施すことで将来を模した気象データが作成される(例えば、Jentsch et al, 2008)。本論ではこれを統計的モーフィング法と呼ぶ。統計的モーフィング法から作成される将来気象データには気候変動に関する統計的な情報が含まれる。しかし、統計的モーフィング法による将来気象データの日々の変動は基となる現在気象データに依存しており、また、統計的な操作を施すため気象要素間の物理的整合性や同時生起性が崩される。建築熱負荷計算用の気象データ、特に最大熱負荷を推定するための気象データにとっては、日々の変動や同時生起性は重要な特性となる。そのため、統計的モーフィング法による将来気象データがどういった気候変動の影響を評価しうるかについては慎重な検討が必要であるが、現状は、建築荷計算用の将来気象データの作成手法の対案が存在しないという理由もあり、統計的モーフィング法による将来気象データの予測性能に関する詳細な検討はなされていない。

本論ではモーフィング法に加え、気候・気象モデルによる将来解析気象データを直接的に活用することで建築熱負荷計算用の将来気象データを作成する力学的手法を新たに提示する。統計的モーフィング法に基づく将来気象データとは異なり、力学的手法による将来気象データの日々の変動は気候・気象モデルの将来解析気象データに基づく。ただし、第 4 章において議論したように、気候・気象モデルの解析気象データにはバイアスが含まれるため、その活用には何かしらのバイアス補正が必要となる。しかし、このバイアス補正も基本的に

はモーフィング法と同様の統計的な操作に基づくため、バイアス補正後の解析気象データの各気象要素の物理的整合性や同時生起性はモーフィング法と同様に崩れてしまう。そのため、バイアス補正による統計的な操作が力学的手法による将来解析気象データの熱負荷の将来変化の予測性能にどういった影響を及ぼすかについても検討する必要がある。

また、統計的モーフィング法に加え、力学的ダウンスケーリングから得た現在と将来の時系列な解析気象データから QM 法を活用し変換関数を作成することで将来気象データを作成する手法も考えられる。そこで、これを統計的モーフィング法に対し QM モーフィング法と名付ければ、QM モーフィング法による将来気象データの特性も把握する必要がある。

2.2　力学的手法による将来気象データ

力学的手法では現在及び将来の気候・気象モデルによる解析気象データを建築熱負荷計算用の将来気象データとして直接的に活用する。本研究では MIROC4h の解析値を WRF で力学的ダウンスケーリングして解析気象データを得た(第 3 章を参照)。バイアス補正手法は統計的バイアス補正及び QM バイアス補正を実施する。統計的バイアス補正では、気温と相対湿度に対しては、月平均値の差分のみを使って補正した統計的バイアス補正(Ave St BC)、また時別値に対する月平均値の差分と標準偏差を用いた正規分布を仮定した統計的バイアス補正(1 段階の統計的バイアス補正, 1st St BC)、さらに日別値と時別値のそれぞれに対して平均値と標準偏差を用いて補正する統計的バイアス補正(2 段階の統計的バイアス補正, 2nd St BC)を実施した。また、これらに加え、日平均値を用いた QM バイアス補正(QM)も比較のため実施する。ただし、第 4 章で既に示したように、気温や相対湿度の日平均値から作成された補正関数は基となる気象データ固有の性質に依存的であり、作成された補正関数が他の気象データへも適用可能な普遍性をもつか否かが不確かであるため、気温や相対湿度に対する QM バイアス補正はあくまでも統計的バイアス補正の結果との比較のため手法として扱う。

全天日射量に対するバイアス補正も同様に統計的バイアス補正と QM バイアス補正を実施した。統計的バイアス補正では月平均値の比率を使用した統計的バイアス補正(Ave St BC)を、また QM バイアス補正では日積算値を使用した補正(QM(sum) BC)と日最高値を使用した補正(QM(peak) BC)の 2 種類の補正を実施した。第 4 章と同様にこれらを組み合わせた計 12 種類のバイアス補正を将来解析気象データ作成のためのバイアス補正手法として本論では扱う。表 6.1 に実施したバイアス補正の種類を列記する。

表 6.1　力学的手法で使用した各バイアス補正手法による将来解析気象データ

気象データ名	気象データ内容
MIROC4h+WRF	MIROC4h を WRF で力学的ダウンスケーリングした 5 年間分(2006-2010)の解析気象データ
Ave St – Ave St BC	気温と相対湿度と全天日射量の全てに月平均値を用いた統計的バイアス補正
Ave St – QM(sum) BC	気温と相対湿度は月平均値を用いた統計的バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
Ave St – QM(peak) BC	気温と相対湿度は月平均値を用いた統計的バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正
1st St – Ave St BC	気温と相対湿度は 1 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は月平均値を用いた統計的バイアス補正
1st St – QM(sum) BC	気温と相対湿度は 1 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
1st St – QM(peak) BC	気温と相対湿度は 1 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正
2st St – Ave St BC	気温と相対湿度は 2 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は月平均値を用いた統計的バイアス補正
2st St – QM(sum) BC	気温と相対湿度は 2 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
2st St – QM(peak) BC	気温と相対湿度は 2 段階の統計的バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正
QM – Ave St BC	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM バイアス補、全天日射量は月平均値を用いた統計的バイアス補正
QM – QM(sum) BC	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM バイアス補正、全天日射量は日積算値を用いた QM バイアス補正
QM – QM(peak) BC	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM バイアス補正、全天日射量は日最高値を用いた QM バイアス補正

(気象データ名: 気温/相対湿度に対するバイアス補正－全天日射量に対するバイアス補正)

将来解析気象データへも適用する現在解析気象データと観測気象データから算出したバイアス、及びバイアス補正式についての詳細は第 4 章を参照されたい。

2.3　モーフィング法による将来気象データ

モーフィング法による将来気象データは、現在及び将来の気候・気象モデルによる解析気象データが予測する気候変動に関する情報を使用して、現在の観測気象データに統計的な操作を施すことで作成する。モーフィング手法は統計的モーフィング法及び QM モーフィング法を実施した。気温と相対湿度に対しては、統計的モーフィング法では月平均値の差分のみを加えた統計的モーフィング法(Ave St M)、月平均値の差分に加え日別値の標準偏差を変化させた統計的モーフィング法(1 段階の統計的モーフィング法, 1st St M)、さらに日別値と時別値のそれぞれに対して平均値と標準偏差を使用して変化させた統計的モーフィング法(2 段階の統計的モーフィング, 2nd St M)を実施した。またこれら手法に加え、気温や相対湿度に対して日平均値を用いた QM モーフィング法も実施した。全天日射量に対しては月平均値の比率を使用した統計的モーフィング法(Ave St M)に加え、日最高値を使用した QM モーフィング法(QM(cum) M)と日最高値を使用した QM モーフィング法(QM(peak) M)を実施した。これらを組み合わせた計 12 種類のモーフィング法を本論においては扱う。表 6.2 に実施したモーフィング法の種類を列記する。

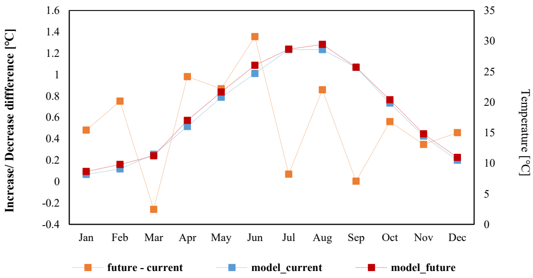
表 6.2　本論で作成するモーフィング法に基づく将来気象データ

気象データ名	気象データ内容
MIROC4h+WRF	MIROC4h を WRF で力学的ダウンスケーリングした 5 年間分(2006-2010)の解析気象データ
Ave St – Ave St M	気温と相対湿度と全天日射量の全てに月平均値を用いた統計的モーフィング
Ave St – QM(cum) M	気温と相対湿度は月平均値を用いた統計的モーフィング、全天日射量は日積算値を用いた QM モーフィング
Ave St – QM(peak) M	気温と相対湿度は月平均値を用いた統計的モーフィング、全天日射量は日最高値を用いた QM モーフィング
1st St – Ave St M	気温と相対湿度は 1 段階の統計的モーフィング、全天日射量は月平均値を用いた統計的モーフィング
1st St – QM(cum) M	気温と相対湿度は 1 段階の統計的モーフィング、全天日射量は日積算値を用いた QM モーフィング
1st St – QM(peak) M	気温と相対湿度は 1 段階の統計的モーフィング、全天日射量は日最高値を用いた QM モーフィング
2st St – Ave St M	気温と相対湿度は 2 段階の統計的モーフィング、全天日射量は月平均値を用いた統計的モーフィング
2st St – QM(cum) M	気温と相対湿度は 2 段階の統計的モーフィング、全天日射量は日積算値を用いた QM モーフィング
2st St – QM(peak) M	気温と相対湿度は 2 段階の統計的モーフィング、全天日射量は日最高値を用いた QM モーフィング
QM – Ave St M	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM モーフィング、全天日射量は月平均値を用いた統計的モーフィング
QM – QM(cum) M	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM モーフィング、全天日射量は日積算値を用いた QM モーフィング
QM – QM(peak) M	気温と相対湿度は日平均値を用いた QM モーフィング、全天日射量は日最高値を用いた QM モーフィング

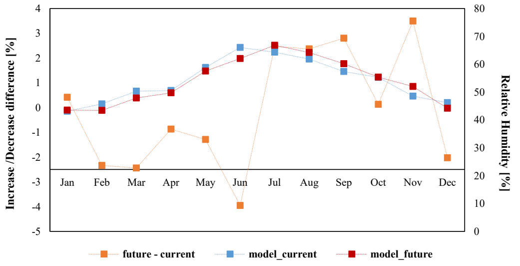
(気象データ名: 気温/相対湿度に対するモーフィング法－全天日射量に対するモーフィング法)

また、モーフィング法による将来気象データは、5 年間分の拡張アメダス気象データ(EA)から作成した標準気象データ(TWY)と標準設計用気象データ(TDWY)の 2 種類の現在年間気象データを基に作成した。

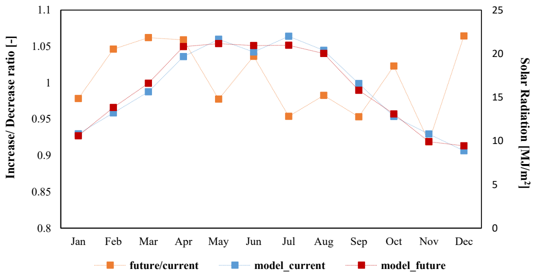
図 6.1 に解析気象データから得た現在(2006-2010)と未来(2031-2035)の気温と相対湿度の月平均値の差分(future - current)と全天日射量の月平均値の比率(future/current)を示す。気温は現在から未来にかけて年間平均値は 0.54℃増加し、また冷房期間(4～10 月)は 0.62℃増加、暖房期間(1～3, 11～12 月)は 0.46℃増加する。相対湿度の年間平均値は 0.1%減少し、冷房期間は 0.4%増加し、暖房期間は 0.6%減少する。全天日射量の月平均値の比率の年間平均は 1.00 と変化は小さく、冷房期間は 0.99 と減少し、暖房期間は 1.02 と僅かに増加する。現在と未来のそれぞれ 5 年間分の結果のみからでは季節による平均値の増減に明確な傾向を把握することは難しい。



(a) 気温



(b) 相対湿度



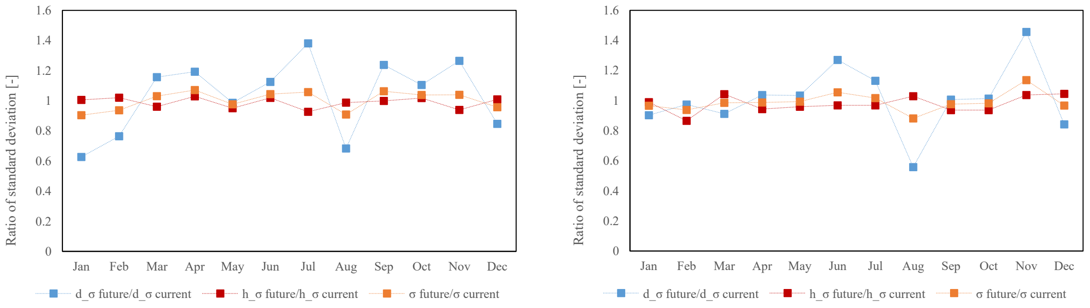
(c) 全天日射量

図 6.1 気温、相対湿度、全天日射量の月平均値の変化の差分及び比率

図 6.2 に現在と未来の解析気象データから算出した日平均値の月平均値に対する標準偏差の比率(d_σfuture/σcurrent)、時別値の日平均値に対する標準偏差の比率(h_σfuture/σ/current)、また時別値の月平均値に対する標準偏差の比率(σfuture/σcurrent)を示す。気温では、日平均値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間では 1.03 と増加、冷房期間は 1.09 と増加し暖房期間は 0.98 と減少する。時別値の日平均値に対する標準偏差の比率は年間で 0.99、冷房期間に 0.98、暖房期間には 0.99 と全体的に減少する。時別値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間で 1.00、冷房期間に 1.01、暖房期間に 1.00 と変化は小さい。5 年間分の結果から明確な傾向があるとは言い難いが、得られた結果からは気温では日平均値の月平均値に対する標準偏差の変化の傾向及び時別値の日平均値に対する標準偏差の変化の傾向は冷房期間と暖房期間で異なり、冷房期間には増加し暖房期間には減少する。

また相対湿度では、日平均値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間で 1.01、冷房期

間には 1.00、暖房期間には 1.02 と増加し、時別値の日平均値に対する標準偏差の比率は年間で 0.98 と減少し、冷房期間に 0.97、暖房期間には 0.99 と減少する。時別値の月平均値に対する標準偏差の比率は年間で 0.99 と減少し、冷房期間に 0.98、暖房期間に 1.00 である。相対湿度に関しては日別値の月平均値に対する標準偏差は増加傾向にあり、時別値の日平均値及び月平均値に対する標準偏差は減少傾向にある。

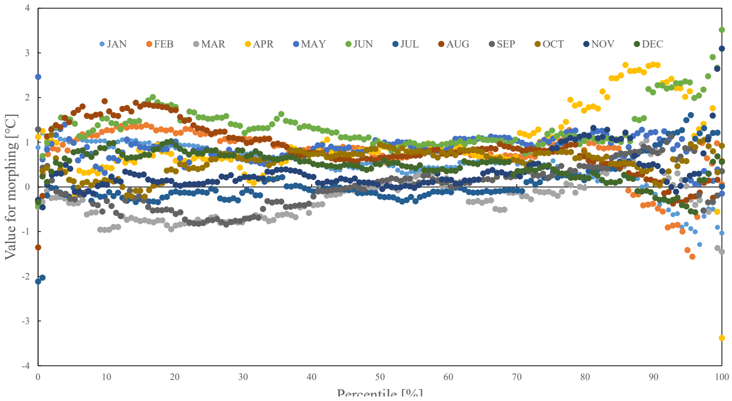


(a) 気温　　　　　　　　　　(b) 相対湿度

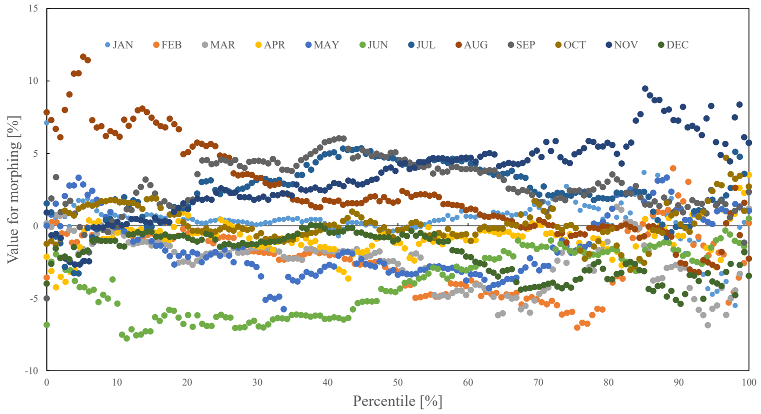
図 6.2　気温、相対湿度、全天日射量の気候変動(標準偏差)に関する統計量

統計的モーフィング法による将来気象データは観測値に基づく現在の年間気象データを基に、これら現在から未来へかけての解析気象データの統計量の変化を用いて作成する。

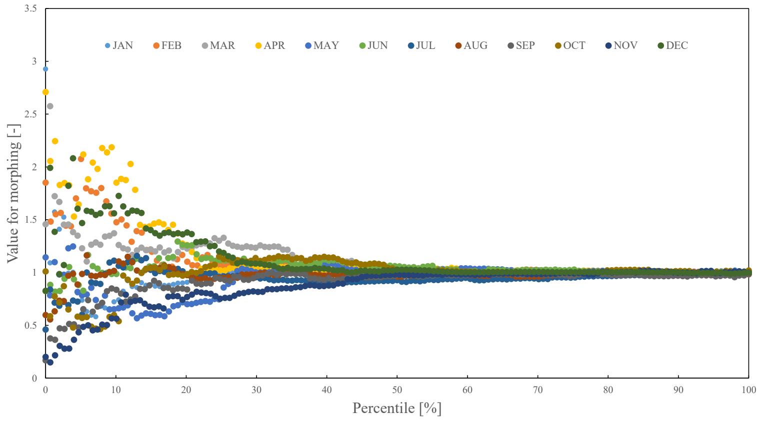
次に QM モーフィング用に作成した現在と未来の解析気象データから得られた変換値を示す。図 6.3 に QM モーフィング用の変換関数で使用する変換値を示す。気温と相対湿度においては日別値の差分から変換値を作成し、全天日射量においては日別値の比率から変換値を作成する。全天日射量における日別値の比率から作成した変換値では低いパーセンタイルから高いパーセンタイルにかけて値が 1 へ収束するといった明確な傾向がみられるが、気温と相対湿度における日平均値の差分から作成した変換値では明確な傾向は認めがたい。



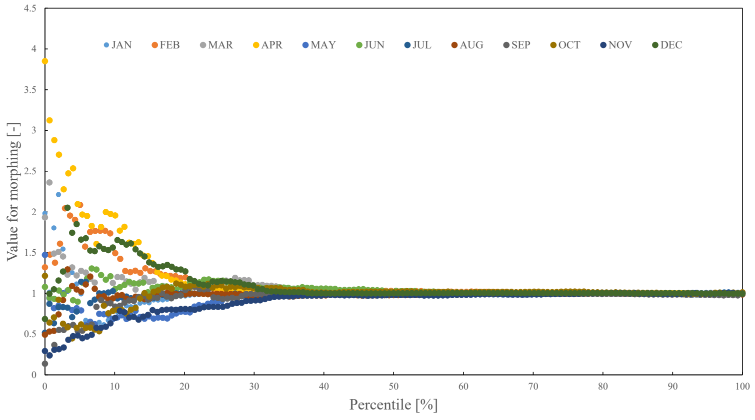
(a) 気温(日平均値)



(b) 相対湿度(日平均値)



(c) 全天日射量(日積算値)



(d) 全天日射量(日最高値)

図 6.3 気温、相対湿度、全天日射量の QM モーフィング用の補正値

QM モーフィング法ではこれら変換値を用いて変換関数を作成し、観測値に基づく現在の年間気象データに変換関数を施し将来気象データを作成する。ただし、気温や相対湿度の補正関数に明確な傾向が確認できないため、力学的手法における QM バイアス補正と同様に気温や相対湿度に対する QM モーフィング法はあくまで参考のための手法として扱う。

各モーフィング法で使用する変形式を示す。統計的モーフィング法における気温と相対湿度の時系列の観測気象データ$x_{obs,i}$に対しては現在と未来の月平均値の差分$(\overline{x_{future,i}} - \overline{x_{current,i}})$を使用した(6.1)式による統計的モーフィング法、時別値の月平均値に対する標準偏差の変化$\sigma_{future,i}/\sigma_{current,i}$も考慮した(6.2)式による補正、さらに時別値の日平均値$\langle x_{obs} \rangle$に対する標準偏差の変化$\sigma^h_{future}/\sigma^h_{current}$と日平均値の月平均値に対する標準偏差の変化$\sigma^d_{future}/\sigma^d_{current}$までも考慮した(6.3)式を使用し将来気象データ$x_{Morph_obs}$を作成する。

全天日射量に対する統計的モーフィング法では現在と未来の月平均値の比率$\overline{x_{future}}/\overline{x_{current}}$を用いた(6.4)式を使用し将来気象データを作成した。

$$x_{Morph_obs,i} = x_{obs} + \left(\overline{x_{future,i}} - \overline{x_{current,i}}\right) \tag{6.1}$$

$$x_{Morph_obs,i} = \overline{x_{obs}} + \frac{\sigma_{future,i}}{\sigma_{current,i}}\left(x_{obs,i} - \overline{x_{obs,i}}\right) + \left(\overline{x_{future,i}} - \overline{x_{current,i}}\right) \tag{6.2}$$

$$\begin{aligned} x_{Morph_obs,i} = \overline{x_{obs}} + \frac{\sigma^d_{future}}{\sigma^d_{current}}\left(\langle x_{obs} \rangle_j - \overline{x_{obs}}\right) + \frac{\sigma^h_{current}}{\sigma^h_{current}}\left(x_{obs,i} - \langle x_{obs} \rangle_j\right) \\ + \left(\overline{x_{future,i}} - \overline{x_{current,i}}\right) \end{aligned} \tag{6.3}$$

$$x_{Morph_obs,i} = x_{obs,i}\,\frac{\overline{x_{future}}}{\overline{x_{current}}} \tag{6.4}$$

QM モーフィング法は気温と相対湿度に対しては(6.5)式により、現在と未来の解析気象データの日平均値の差分から作成した各パーセンタイルpにおける変換値D_p^{day}を使い、同じパーセンタイルをもつ観測値$x_{obs,p}$にその変換値を加えることで将来を模した値$x_{Morph_obs,p}$を作成する。

全天日射量に対しては(6.6)式で示す現在と未来の解析気象データの日積算値の比率から作成した各パーセンタイルにおける変換値r_p^{cum}と、また(6.7)式で示す日最高値の比率から作成した変換値r_p^{peak}をそれぞれ使用し、観測値に基づく年間気象データにその変換値を積算することで将来を模した値を得る。

$$x_{Morph_obs,p} = x_{obs,p} + D_p^{day} \tag{6.5}$$

$$x_{Morph_obs,p} = x_{obs,p} \times r_p^{cum} \tag{6.6}$$

$$x_{Morph_obs,p} = x_{obs,p} \times r_p^{peak} \tag{6.7}$$

§3　熱負荷計算による将来気象データ作成手法の検討

3.1　熱負荷計算の概要

力学的手法及び、モーフィング法から作成した将来気象データの気候変動による建築熱負荷の将来変化の予測性能を把握するため、オフィス用標準問題を基に作成したコア部を隔て事務室が南北に面する建物モデル (RC 造, 基準階床面積 826.56m2, 階高 3.6m)を対象に、TRNSYS17 を使用して熱負荷計算を実施した。熱負荷計算の詳細は同様の解析を実施した第 4 章 4 節に示す。

作成した将来気象データは主に力学的手法による将来解析気象データとモーフィング法による将来気象データに大別される。力学的手法では 5 年間分の現在(2006-2010)と将来(2031-2035)の解析気象データに対し、現在の解析気象データと観測気象データ(拡張アメダス気象データを使用)から算出したバイアス補正を施すことにより熱負荷計算用の気象データを作成する。バイアス補正は統計的バイアス補正及び QM バイアス補正を実施した。モーフィング法は統計的モーフィング法と QM モーフィング法に大別され、基となる年間気象データは、既存の手法から作成される標準気象データ TWY と本研究で開発された標準設計用気象データ TDWY の二種類を使用した。本解析で検討する各バイアス補正及びモーリング法から作成した気象データの一覧は、本章記載の表 6.1 と表 6.2 を参照されたい。

熱負荷の将来変化に真値は存在しないため、バイアス補正手法の検討とは異なり真値との比較による将来気象データの性能を検討することは出来ない。そこで、熱負荷計算により得られる結果はあくまでも各手法に基づく将来気象データが予測する熱負荷の将来変化の相対的な特徴となる。ただし、平均的な熱負荷の将来変化においては、その確からしさが第 4 章でも既に検証済のバイアス補正を実施した解析気象データの結果を一応は確からしい結果と見なせば各手法による将来気象データの予測性能の検討が可能である。また、最大熱負荷の将来変化については、絶対値よりも現在と未来の最大熱負荷を示す気象条件の差がより重要であることを考えれば、バイアス補正前の現在と未来の解析気象データから得られる結果を一応は確からしい結果とみなすことが可能である。こうした考えに基づき本節では、各手法による将来気象データの熱負荷の将来変化の予測性能及びその傾向を把握する。

3.2　熱負荷計算による将来気象データの検討

3.2.1　力学的手法による将来気象データ

力学的手法で得られた現在と将来の解析気象データから予測される気候変動による熱負荷の将来変化の予測傾向を確認する。図 6.4 は各気象データで予測された現在から未来にかけての年間冷暖房顕熱負荷の増減を示す。バイアス補正後の解析気象データが予測する平均的な熱負荷の増減は、補正前の解析気象データが予測する増減とかなり近い傾向を示す。

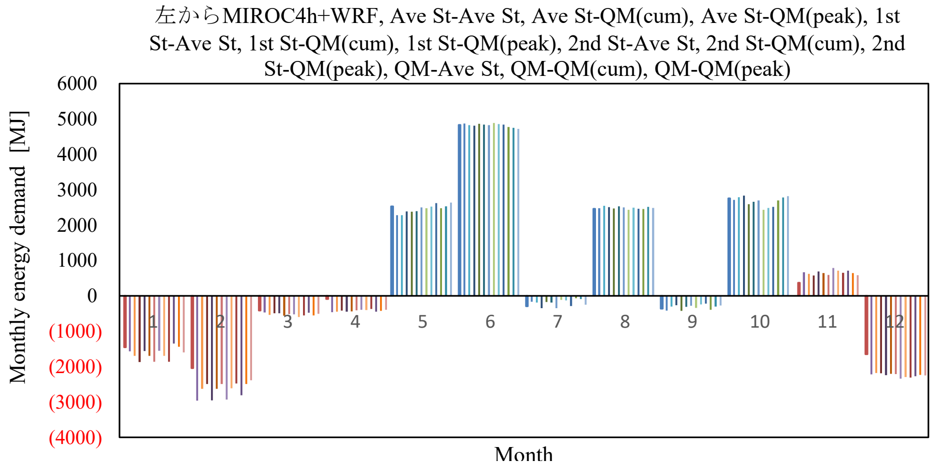


図 6.4　力学的手法による現在及び将来の解析気象データが予測する各月の冷暖房顕熱負荷の増減[MJ]

表 6.3 に力学的手法に基づく各気象データが予測した年間冷暖房顕熱負荷の増減を示す。まず確認されるのが、バイアス補正前の解析気象データとバイアス補正後の解析気象データでは冷房負荷の増減はおおよそ一致しているのに対し、暖房負荷の減少がバイアス補正後の解析気象データの方が大きくなっている点である。本研究における解析気象データ(MIROC4h+WRF)の月平均気温は観測値よりも高い正のバイアスをもつ。こうしたバイアスの傾向と空調の設定の影響からバイアス補正前後の解析気象データによる冷暖房時間を比較すると、冷房時間の減少よりも暖房時間の増大の方が大きい(例えば、バイアス補正前の 5 年間分の解析気象データ(MIROC4h+WRF)の南側事務室の冷房時間と暖房時間はバイアス補正前の解析気象データを使用したケースでは9073 時間と2083 時間であるのに対し、バイアス補正後の解析気象データを使用したケース(Ave St-Ave St BC)では 8782 時間と 4672 時間となっている)。表 6.3 の結果からも見て取れる暖房顕熱負荷の減少がバイアス補正後の解析気象データの方で大きくなっている理由は、バイアス補正による冷暖房時間の大幅な増加によるものと考えらえる。平均的な冷暖房負荷の将来変化を議論する際にはバイアス補正前の解析気象データによる結果をそのまま活用する事は出来ず、バイアス補正を施した解析気象データを用いた検討が必要であると言える。

バイアス補正手法間の違いでは予測される年間冷暖房負荷の増減に大きな違いは見られない。気温のバイアス補正手法に関しては、例えば冷房顕熱負荷の増加は 1 段階の統計的

バイアス補正(1st St BC)、平均値による統計的バイアス補正(Ave St BC)、2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)の順で大きくなってはいるが、冷房顕熱負荷の増減の総量に比べれば手法間の差は僅かなものであると言える。

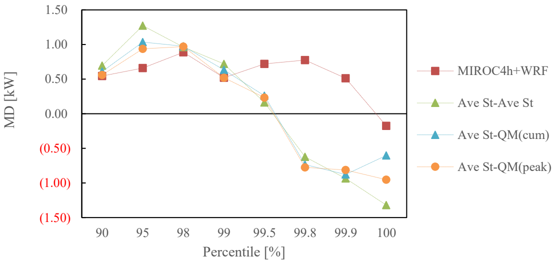
表 6.3 力学的手法による現在及び将来の解析気象データが予測する年間冷暖房顕熱負荷の増減 [MJ/m²]

	冷房顕熱負荷	暖房顕熱負荷	年間冷暖房顕熱負荷
MIROC4h+WRF	19.71	-8.75	10.97
Ave St – Ave St BC	19,43	-11.60	7.83
Ave St – QM(cum) BC	19.73	-11.37	8.35
Ave St – QM(peak) BC	19.71	-11.39	8.32
1st St – Ave St BC	19.36	-11.59	7.76
1st St – QM(cum) BC	19.70	-11.40	8.31
1st St – QM(peak) BC	19.66	-11.43	8.24
2st St – Ave St BC	19.46	-11.52	7.94
2st St – QM(cum) BC	19.81	-11.41	8.40
2st St – QM(peak) BC	19.72	-11.46	8.26
QM – Ave St BC	19.73	-11.01	8.72
QM – QM(cum) BC	20.14	-10.76	9.37
QM – QM(peak) BC	20.05	-10.84	9.21

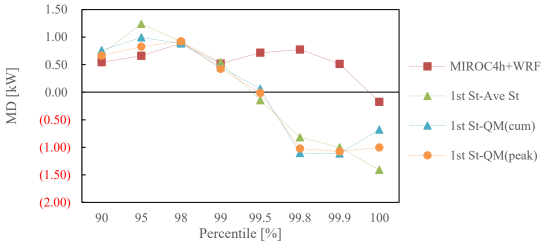
次に気候変動の最大熱負荷への影響について確認する。最大熱負荷の将来変化を定量的に評価するため、高パーセンタイルp(本論では 90, 95, 98, 99, 99.5, 99.8, 99.9, 100%を対象)に位置する熱負荷を最大熱負荷と見なし、最大熱負荷の将来変化を(6.8)式で示す各高パーセンタイルに位置する未来の最大熱負荷$MHL_{future,p}$と現在の最大熱負荷$MHL_{current,p}$との差MD_pで確認した。

$$MD_p = MHL_{future,p} - MHL_{current,p} \tag{6.8}$$

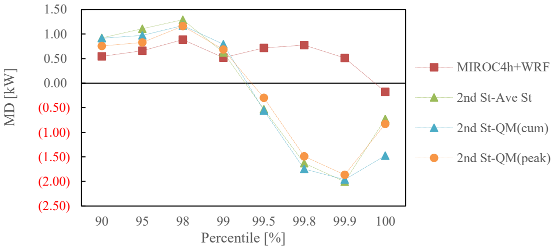
図 6.5 は各気象データが予測する最大冷房顕熱負荷の増減MDである。バイアス補正後の解析気象データでは特に 99%以上のパーセンタイルに位置する最大冷房顕熱負荷の増減をバイアス補正前の解析気象データよりも小さく予測する傾向がある事が確認できる。これはバイアス補正前の解析気象データによる結果を一応は確からしいと見なせば、解析気象データの気温の正のバイアスを補正する際に実施される統計的操作により含まれる誤差の影響であると考えられる。またその傾向は、気温の平均値による統計的バイアス補正(Ave St BC)よりも 1 段階の統計的バイアス補正後の解析気象データ(1st St BC)の方が、また 1 段階よりも 2 段階の統計的バイアス補正後の解析気象データ(2nd St BC)の方がより顕著である事が確認できる。



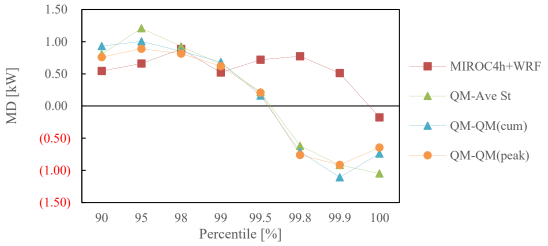
(a) 気温に Ave St BC を実施したケース



(b) 気温に 1st St BC を実施したケース



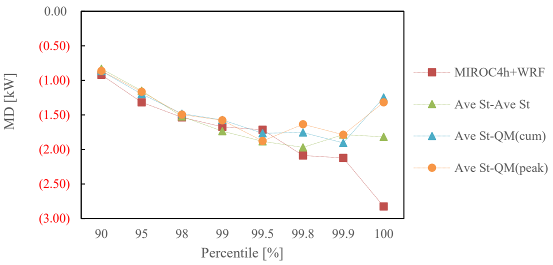
(c) 気温に 2nd St を実施したケース



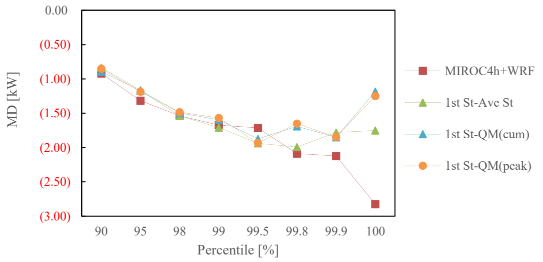
(d) 気温に QM を実施したケース

図 6.5　各気象データが予測する最大冷房顕熱負荷の増減

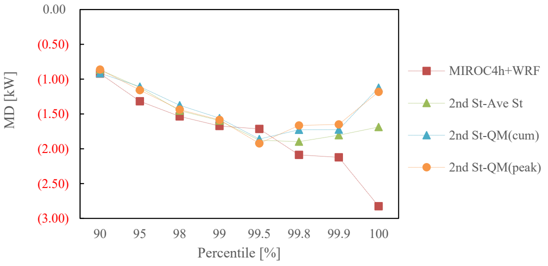
図 6.6 に各気象データが予測する気候変動による最大暖房顕熱負荷の増減MDを示す。QM バイアス補正を除く統計的バイアス補正後の解析気象データは補正前の解析気象データが予測する気候変動による最大暖房顕熱負荷の増減の傾向を概ね正確に捉える事が確認できるが、これは本解析条件においては気温が最も低くなる夜間は暖房を実施しないため、最大暖房顕熱負荷の増減へのバイアス補正の際の統計的操作により含まれる誤差の影響が小さいことが理由であると考えられる。



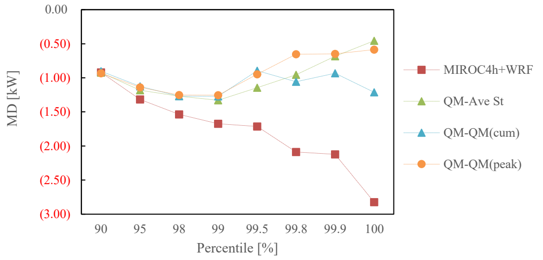
(a) 気温に Ave St BC を実施したケース



(b) 気温に 1st St BC を実施したケース



(c) 気温に 2nd St BC を実施したケース



(d) 気温に QM BC を実施したケース

図 6.6　各気象データが予測する最大暖房顕熱負荷の増減

次に力学的手法で得られた解析気象データから予測される気候変動の潜熱負荷への影響を確認する。図 6.7 及び表 6.4 に気候変動による各月及び年間冷暖房潜熱負荷の増減を示す。バイアス補正前後の結果を比較すると、バイアス補正後の解析気象データによる結果では気候変動による冷房潜熱(除湿)負荷の増加がより大きく、暖房潜熱(加湿)負荷の増加はより小さく予測される傾向がある事が確認できる。これも顕熱負荷の将来変化と同様にバイアス補正による冷暖房時間の変化によるものと考えらえる(例えば、バイアス補正前の現在の 5 年間分の解析気象データ(MIROC4h+WRF)の南側事務室の冷房(除湿)時間と暖房(加湿)時間はバイアス前では 6301 時間と 7983 時間であるのに対し、バイアス補正後(Ave St-Ave St)では 6391 時間と 7671 時間と冷房時間は増加し暖房時間は減少している)。

相対湿度に対するバイアス補正手法の違いによる気候変動の年間冷暖房潜熱負荷の増加は、1 段階の統計的バイアス補正(1st St BC)、平均値による統計的バイアス補正(Ave St BC)、2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)の順で大きく予測されている。

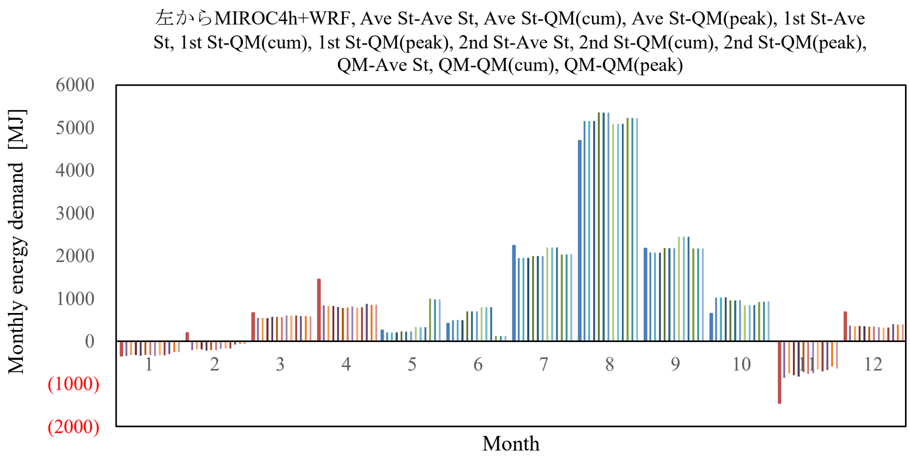


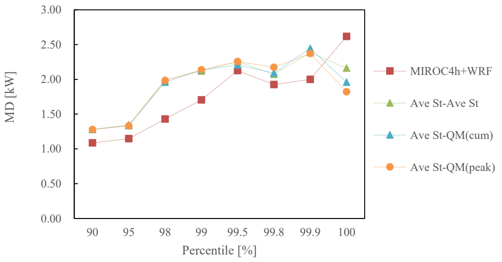
図 6.7　力学的手法による現在及び将来の気象データが予測する各月冷暖房潜熱負荷の増減[MJ]

表 6.4 力学的手法による現在及び将来の気象データが予測する年間冷暖房潜熱負荷の増減 [MJ/m^2]

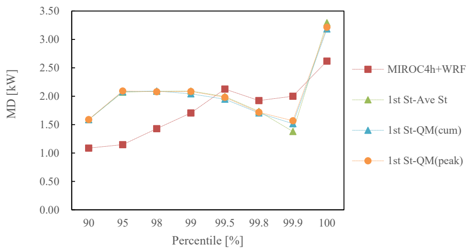
	冷房潜熱(除湿)負荷	暖房潜熱(加湿)負荷	年間冷暖房負荷
MIROC4h+WRF	17.23	1.97	19.20
Ave St – Ave St BC	18.03	0.57	18.60
Ave St – QM(cum) BC	18.02	0.74	18.76
Ave St – QM(peak) BC	18.04	0.69	18.72
1st St – Ave St BC	18.86	0.56	19.42
1st St – QM(cum) BC	18.85	0.73	19.58
1st St – QM(peak) BC	18.87	0.67	19.53
2st St – Ave St BC	19.32	0.77	20.10
2st St – QM(cum) BC	19.33	0.90	20.23
2st St – QM(peak) BC	19.35	0.84	20.18
QM – Ave St BC	18.95	1.34	20.29
QM – QM(cum) BC	18.93	1.51	20.44
QM – QM(peak) BC	18.94	1.43	20.37

気候変動の最大潜熱負荷への影響について確認する。図 6.8 は各気象データが予測する最大冷房潜熱(除湿)負荷の増減である。平均値によると統計的バイアス補正後の解析気象データ(Ave St BC)とバイアス補正前の解析気象データ(MIROC4h+WRF)が予測する最大冷房潜熱負荷の増減の傾向は概ね一致しているが、1 段階の統計的バイアス補正(1st St BC)、そして 2 段階の統計的バイアス補正(2nd St BC)による解析気象データでは補正前の解析気象データの予測傾向から大きく外れることが確認できる。

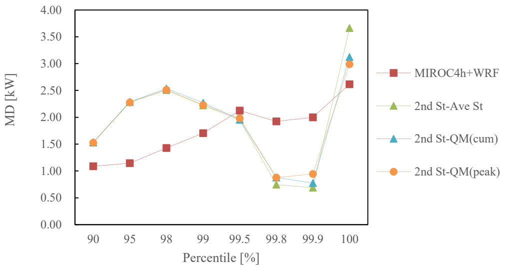
図 6.9 に最大暖房潜熱(加湿)負荷の増減(MD)を示すが、バイアス補正後の解析気象データはバイアス補正前の解析気象データに比べて増加を過小評価する傾向にある。またその傾向は平均値による統計的バイアス補正(Ave St BC)よりも 1 段階の統計的バイアス補正後の解析気象データ(1st St BC)の方が、また 1 段階よりも 2 段階の統計的バイアス補正後の解析気象データ(2nd St BC)の方が顕著である事が確認できる。最大潜熱負荷の将来変化を予測するための解析気象データにとって 2 段階の統計的バイアス補正は適切でない事が確認できる。



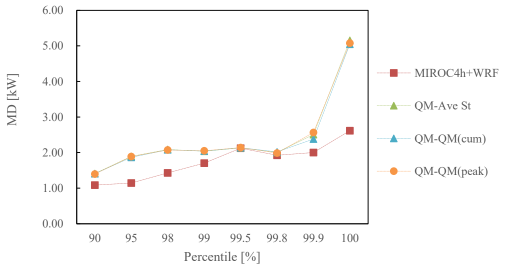
(a) 相対湿度に Ave St BC を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St BC を実施したケース

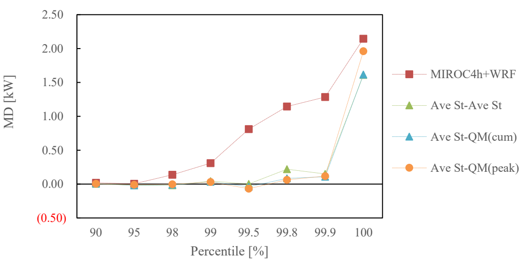


(c) 相対湿度に 2nd St BC を実施したケース

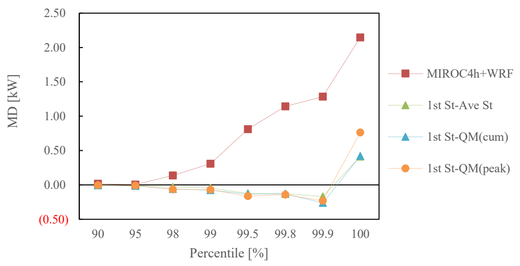


(d) 相対湿度に QM BC を実施したケース

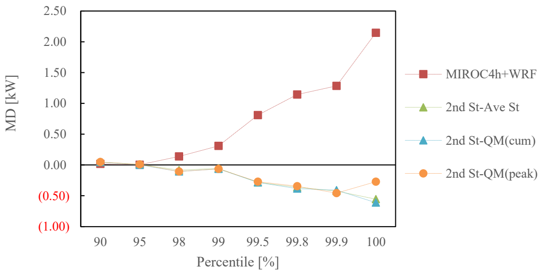
図 6.8　各気象データが予測する最大冷房潜熱負荷の増減



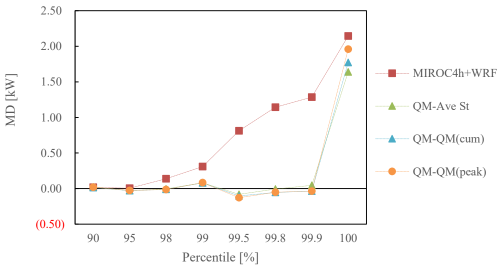
(a) 相対湿度に Ave St BC を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St BC を実施したケース



(c) 相対湿度に 2nd St BC を実施したケース



(d) 相対湿度に QM BC を実施したケース

図 6.9　各気象データが予測する最大暖房潜熱負荷の増減

3.2.2　モーフィング法による将来気象データ

モーフィング法で作成した将来気象データが予測する気候変動による熱負荷の将来変化について確認する。モーフィング法に基づく将来気象データは、現在(2006-2010)の観測気象データ(拡張アメダス気象データ)から作成した標準気象データ TWY と標準設計用気象データ TDWY の二種類の年間気象データを基に作成した。まずは標準気象データを基にモーフィング法から作成した将来気象データによる熱負荷の将来変化の予測について示す。

図 6.10 に各月冷暖房顕熱負荷の気候変動による増減を示す。モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)から予測される各月冷暖房顕熱負荷の増減の傾向は、バイアス補正前の解析気象データが予測する増減の傾向と概ね一致する事が確認できる。

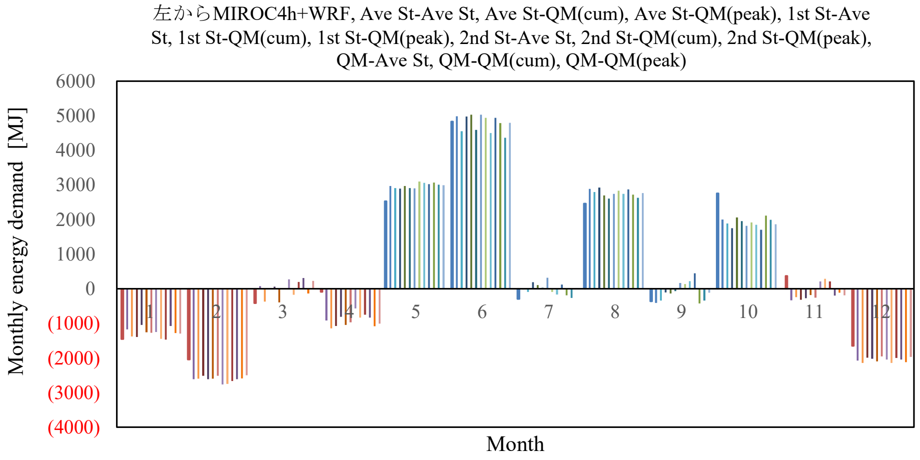


図 6.10 モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する各月冷暖房顕熱負荷の増減[MJ]

表 6.5 に年間冷暖房顕熱負荷の気候変動による増減を示す。バイアス補正前の解析気象データから予測される年間冷暖房顕熱負荷の増減と比較すると、モーフィング法による将来気象データは冷房顕熱負荷の増加と暖房顕熱負荷の減少をそれぞれより大きく予測するが、この結果はバイアス補正後の解析気象データによる予測と一致している。

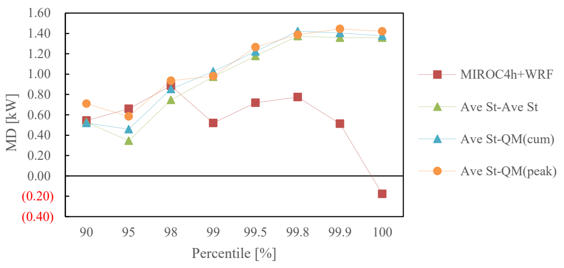
モーフィング法による将来気象データでは、手法間において年間冷暖房負荷の増減に違いが確認される。気温のモーフィング法では、冷房負荷の増加は平均値による統計的モーフィング(Ave St M)、1 段階の統計的モーフィング(1st St M)、2 段階の統計的モーフィング(2nd St M)の順で大きく予測している。暖房負荷の減少は反対の順番に、2 段階の統計的モーフィング(2nd St M)、1 段階の統計的モーフィング(1st St)、平均値による統計的モーフィング(Ave St)の順で大きく予測している。

表 6.5 モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する年間冷暖房顕熱負荷の増減 [MJ/m^2]

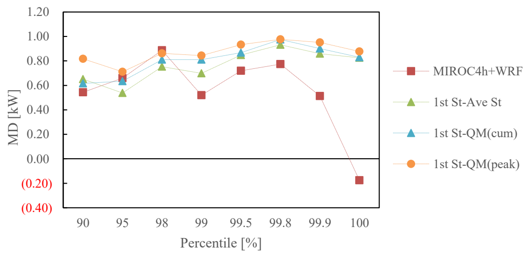
	冷房負荷	暖房負荷	年間冷暖房負荷
MIROC4h+WRF	19.71	-8.75	10.97
Ave St – Ave St M	20.45	-11.62	8.87
Ave St – QM(sum) M	19.35	-13.03	6.32
Ave St – QM(peak) M	20.88	-12.07	8.81
1st St – Ave St M	21.03	-11.09	9.94
1st St – QM(sum) M	19.86	-12.53	7.33
1st St – QM(peak) M	21.43	-11.56	9.87
2st St – Ave St M	21.22	-10.17	11.05
2st St – QM(sum) M	20.16	-11.68	8.48
2st St – QM(peak) M	21.64	-10.71	10.93
QM – Ave St M	19.96	-10.67	9.29
QM – QM(sum) M	18.82	-12.11	6.71
QM – QM(peak) M	20.37	-11.15	9.22

次に予測される最大顕熱負荷の将来変化について確認する。図 6.11 は各気象データが予測する最大冷暖顕熱負荷の増減MDである。統計的モーフィング法による将来気象データは最大冷房顕熱負荷の増加をバイアス補正前の解析気象データよりも高めに評価する傾向がある事が確認できる。またその傾向は、気温の平均値の差分を使用した統計的モーフィング法(Ave St M)において最も顕著である。

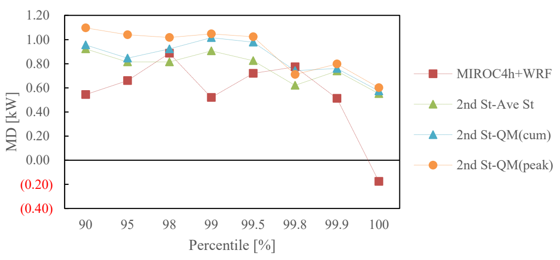
図 6.12 に予測される最大暖房顕熱負荷の変化を示すが、統計的モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)による予測の傾向はバイアス補正前の解析気象データによる結果と概ね一致している。



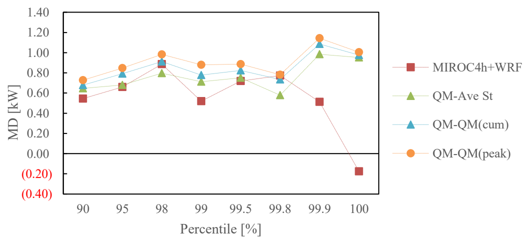
(a) 気温に Ave St M を実施したケース



(b) 気温に 1st St M を実施したケース

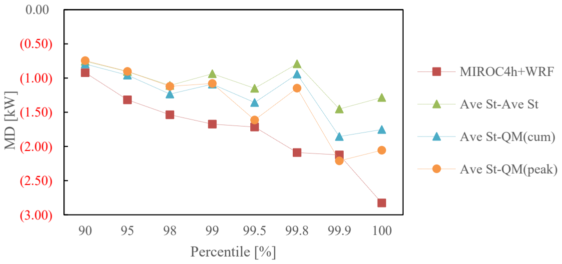


(c) 気温に 2nd St M を実施したケース

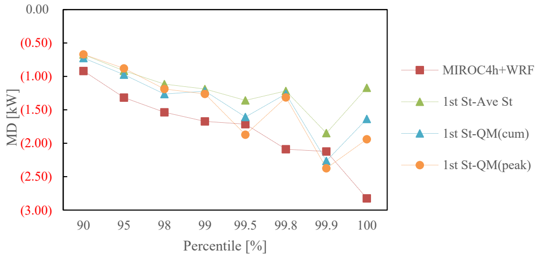


(b) 気温に QM M を実施したケース

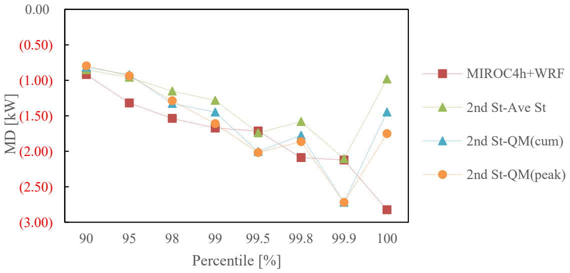
図 6.11　モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する最大冷房顕熱負荷の増減



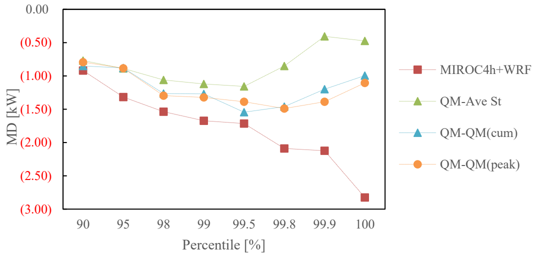
(a) 気温に Ave St M を実施したケース



(b) 気温に 1st St M を実施したケース



(c) 気温に 2nd St M を実施したケース



(d) 気温に QM M を実施したケース

図 6.12　モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する最大暖房顕熱負荷の増減

次に、モーフィング法による将来気象データが予測する潜熱(除湿)負荷の将来変化を確認する。図 6.13 及び表 6.6 に気候変動による各月及び年間冷暖房潜熱負荷の増減を示す。

バイアス補正手法間による違いでは、年間冷暖房潜熱負荷の増加は 1 段階の統計的バイアス補正(1st St)、平均値による統計的バイアス補正(Ave St)、2 段階の統計的バイアス補正(2nd St)の順で大きく予測されており、バイアス補正手法間による結果の違いは顕熱負荷の結果よりも大きい。

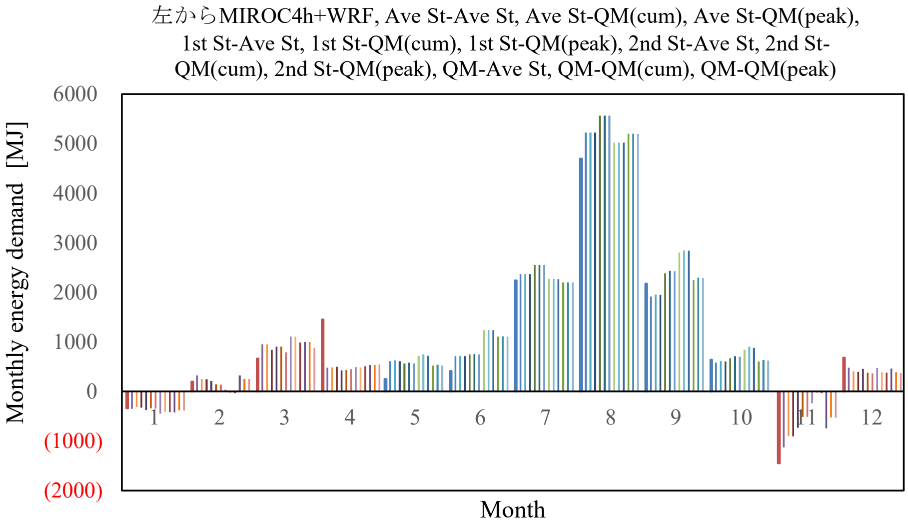
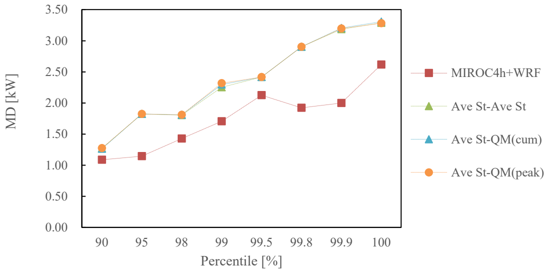


図 6.13 モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する各月冷暖房潜熱負荷の増減[MJ]

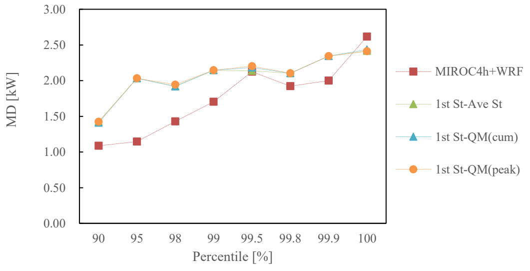
表 6.6 モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する年間冷暖房潜熱負荷の増減 [MJ/m^2]

	冷房(除湿)負荷	暖房(加湿)負荷	年間冷暖房負荷
MIROC4h+WRF	17.23	1.97	19.20
Ave St – Ave St	18.85	1.22	20.07
Ave St – QM(sum)	19.02	1.43	20.45
Ave St – QM(peak)	18.94	1.21	20.15
1st St – Ave St	20.63	1.46	22.08
1st St – QM(sum)	20.81	1.66	22.47
1st St – QM(peak)	20.73	1.44	22.18
2st St – Ave St	21.30	2.34	23.63
2st St – QM(sum)	21.53	2.50	24.03
2st St – QM(peak)	21.41	2.29	23.70
QM – Ave St	19.63	1.90	21.52
QM – QM(sum)	19.78	2.08	21.87
QM – QM(peak)	19.72	1.85	21.56

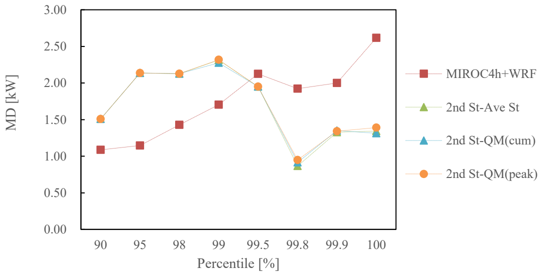
次に気候変動の最大潜熱負荷への影響について確認する。図 6.14 は各気象データから予測される最大冷房潜熱負荷の増減である。平均値による統計的モーフィング法と 1 段階の統計的モーフィング法による将来気象データが予測する最大冷房潜熱負荷の増減の傾向はバイアス補正前の解析気象データによる結果と概ね一致していると言えるが、2 段階の統計的モーフィング法による将来気象データの予測は、補正前の解析気象データによる予測の傾向から大きく外れることが確認できる。



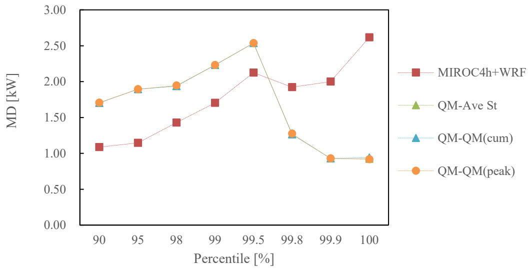
(a) 相対湿度に Ave St M を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St M を実施したケース



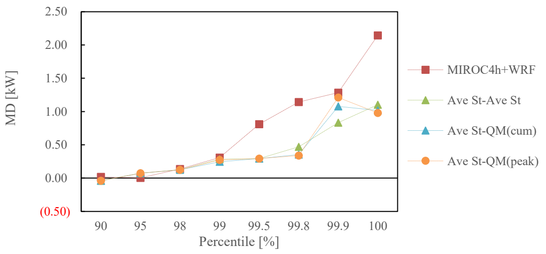
(c) 相対湿度に 2nd St M を実施したケース



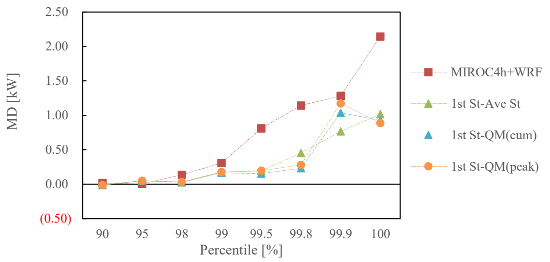
(b) 相対湿度に QM M を実施したケース

図 6.14　モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)が予測する最大冷房潜熱負荷の増減

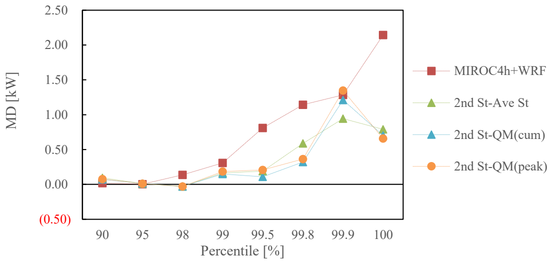
図 6.15 に最大暖房潜熱負荷の増減を示す。統計的モーフィング法による将来気象データ(TWY が基)により予測される最大暖房潜熱負荷の増加はバイアス補正前の解析気象データが予測する増加に比べて少し小さいが、その予測の傾向は概ね一致していると言える。また、モーフィング手法間で予測される将来変化にあまり違いは見られない。



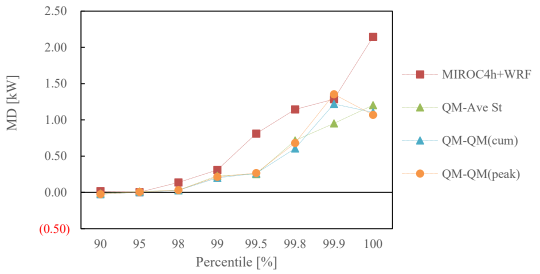
(a) 相対湿度に Ave St M を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St M を実施したケース



(c) 相対湿度に 2nd St M を実施したケース



(b) 相対湿度に QM M を実施したケース

図 6.15 モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する最大暖房潜熱負荷の増減

同様の検討を標準設計用気象データを基にしてモーフィング法から作成した将来気象データに対しても行った。図 6.16 に各月冷暖房顕熱負荷の気候変動による増減を示す。標準設計用気象データを基にしたモーフィング法による将来気象データから予測される各月冷暖房顕熱負荷の増減の傾向は、バイアス補正前の解析気象データが予測する増減の傾向と概ね一致する。

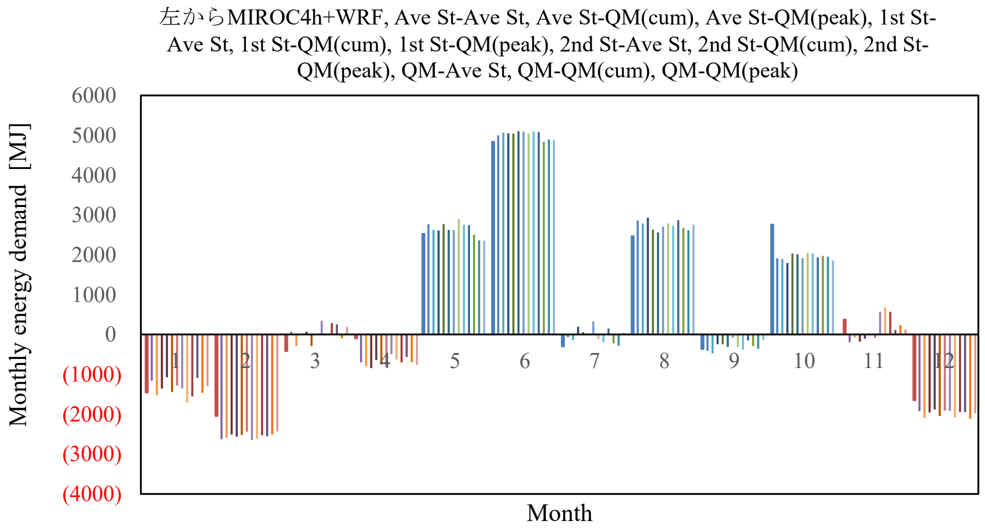


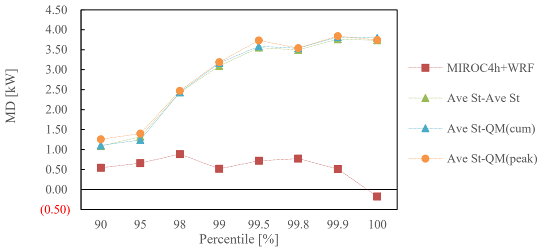
図 6.16 モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する各月冷暖房顕熱負荷の増減

表 6.7 に年間冷暖房顕熱負荷の気候変動による増減を示す。標準気象データを基にした場合と同様に、標準設計用気象データを基にした将来気象データにおいても、バイアス補正前の解析気象データから予測される年間冷暖房顕熱負荷の増減と比較すると冷房負荷の増加と暖房負荷の減少をそれぞれ大きく予測する。またモーフィング手法の違いによる年間冷暖房顕熱負荷の増減の違いは、気温のモーフィング手法では、冷房負荷の増加は平均値による統計的モーフィング法 (Ave St M)、1 段階の統計的モーフィング法(1st St M)、2 段階の統計的モーフィング法(2nd St M)の順で大きくなっており、暖房負荷の減少は反対に 2 段階の統計的モーフィング法(2nd St M)、1 段階の統計的モーフィング法(1st St M)、平均値による統計的モーフィング法(Ave St M)の順で大きい。この傾向は標準気象データを基にした将来気象データによる予測と一致している。

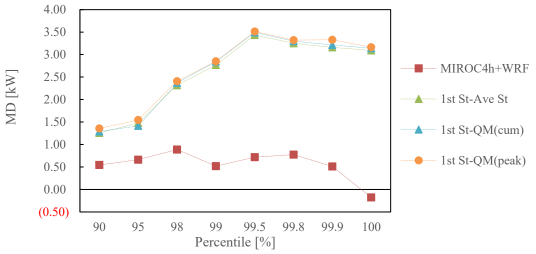
表 6.7 モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する各月冷暖房顕熱負荷の増減 [MJ/m^2]

	冷房負荷	暖房負荷	年間冷暖房負荷
MIROC4h+WRF	19.71	-8.75	10.97
Ave St – Ave St	19.94	-10.80	9.14
Ave St – QM(sum)	19.42	-12.16	7.26
Ave St – QM(peak)	20.39	-11.30	9.10
1st St – Ave St	20.32	-10.22	10.09
1st St – QM(sum)	19.79	-11.61	8.18
1st St – QM(peak)	20.77	-10.76	10.01
2st St – Ave St	20.40	-9.09	11.31
2st St – QM(sum)	19.90	-10.53	9.37
2st St – QM(peak)	20.87	-9.73	11.14
QM – Ave St	18.98	-9.57	9.40
QM – QM(sum)	18.48	-10.98	7.50
QM – QM(peak)	19.46	-10.18	9.29

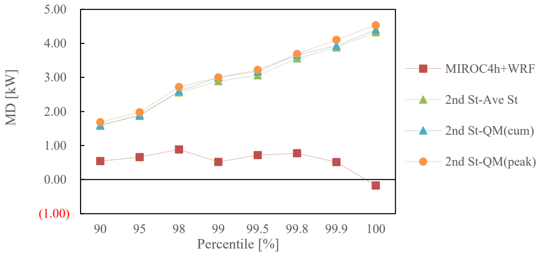
次に気候変動による最大顕熱負荷の変化について確認する。図 6.17 はモーフィング法による将来気象データが予測する最大冷暖顕熱負荷の増減MDである。モーフィング法による将来気象データでは最大冷房顕熱負荷の増加をバイアス補正前の解析気象データより高めに評価する傾向がある事が確認できる。またその傾向は、標準気象データを基にした将来気象データよりも大きい。



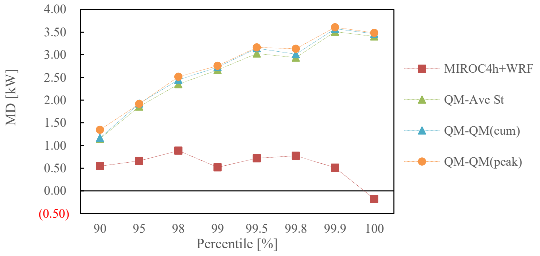
(a) 気温に Ave St M を実施したケース



(b) 気温に 1st St M を実施したケース



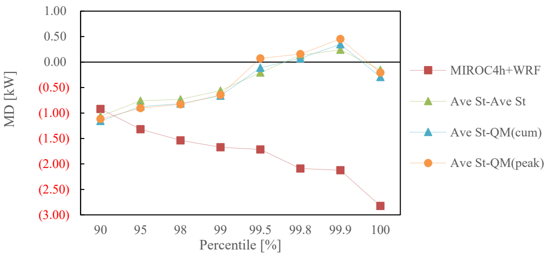
(c) 気温に 2nd St M を実施したケース



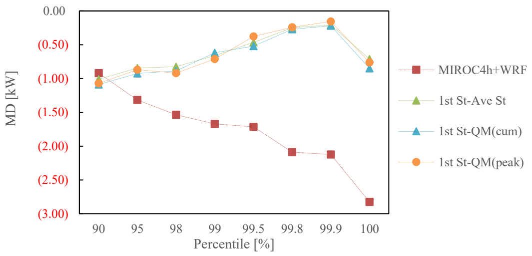
(d) 気温に QM M を実施したケース

図 6.17　モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する最大冷房顕熱負荷の増減

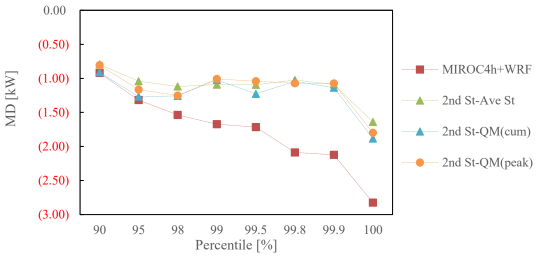
図 6.18 に気候変動による最大暖房顕熱負荷の変化を示すが、モーフィング法による将来気象データが予測する最大暖房顕熱負荷の減少の度合は、バイアス補正前の解析気象データによる予測よりも小さい。



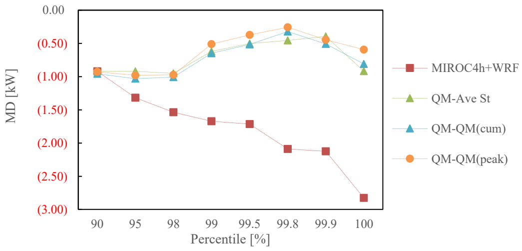
(a) 気温に Ave St M を実施したケース



(b) 気温に 1st St M を実施したケース



(c) 気温に 2nd St M を実施したケース



(d) 気温に QM M を実施したケース

図 6.18　モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する最大暖房顕熱負荷の増減

モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する潜熱負荷の将来変化について確認する。図 6.19 及び表 6.8 に気候変動による各月及び年間冷暖房潜熱負荷の増減を示す。

モーフィング手法間の違いによる気候変動の年間冷暖房潜熱負荷の増加は 1 段階の統計的モーフィング法(1st St M)、平均値による統計的モーフィング法(Ave St M)、2 段階の統計的モーフィング法(2nd St M)の順で大きく予測されており、モーフィング手法間による結果の違いは顕熱負荷の結果よりも大きいと言える。

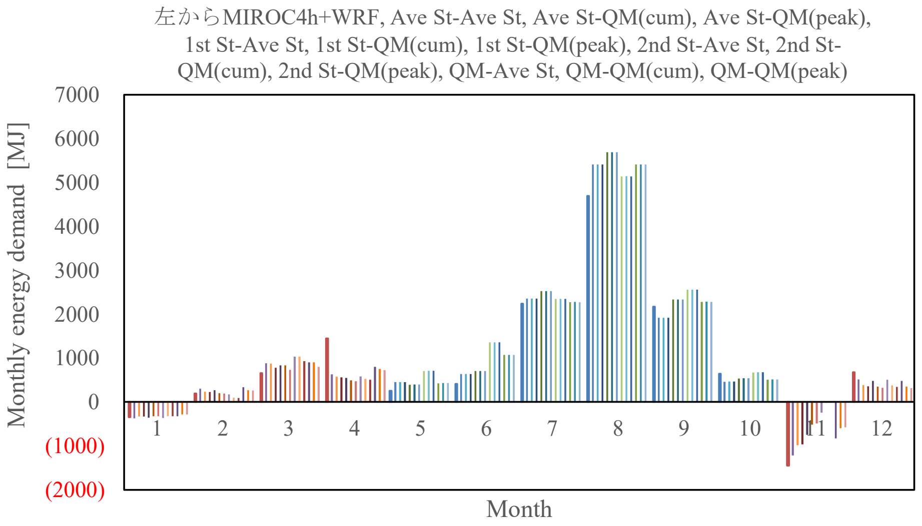


図 6.19 モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する各月冷暖房潜熱負荷の増減[MJ]

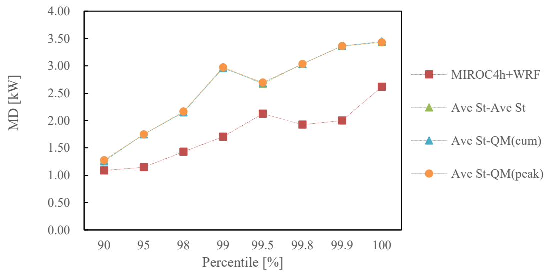
表 6.8 モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する年間冷暖房潜熱負荷の増減 [MJ/m^2]

	冷房(除湿)負荷	暖房(加湿)負荷	年間冷暖房負荷
MIROC4h+WRF	17.23	1.97	19.20
Ave St – Ave St	18.57	1.23	19.80
Ave St – QM(sum)	18.60	1.26	19.85
Ave St – QM(peak)	18.58	1.04	19.62
1st St – Ave St	20.14	1.70	21.83
1st St – QM(sum)	20.16	1.73	21.89
1st St – QM(peak)	20.15	1.50	21.65
2st St – Ave St	21.13	2.79	23.92
2st St – QM(sum)	21.16	2.81	23.97
2st St – QM(peak)	21.14	2.57	23.71
QM – Ave St	19.81	2.27	22.07
QM – QM(sum)	19.84	2.30	22.14
QM – QM(peak)	19.82	2.06	21.89

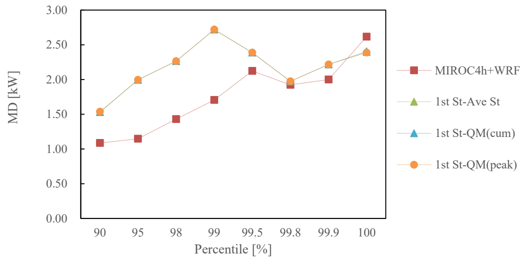
次に気候変動の最大潜熱負荷への影響について確認する。図 6.20 は各気象データが予測する最大冷房潜熱(除湿)負荷の増減MDである。平均値による統計的モーフィング法による気象データと 1 段階の統計的モーフィング法による気象データが予測する最大冷房潜熱負荷の増減の傾向は概ね一致していると言えるが、2 段階の統計的モーフィング法では補正前

の解析気象データの予測傾向から外れることが確認できる。

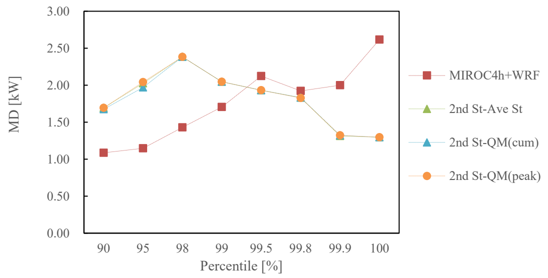
図 6.21 に最大暖房潜熱(加湿)負荷の増減を示すが、統計的モーフィング法による将来気象データはバイアス補正前の解析気象データに比べて増加を過小評価する傾向にある。モーフィング手法間による結果の違いはほとんど見られない。



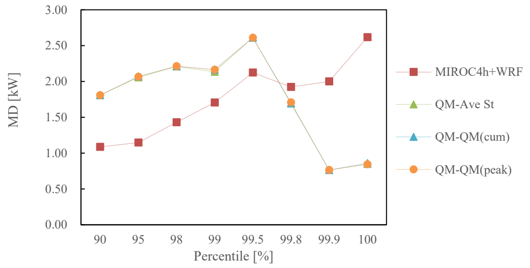
(a) 相対湿度に Ave St M を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St M を実施したケース

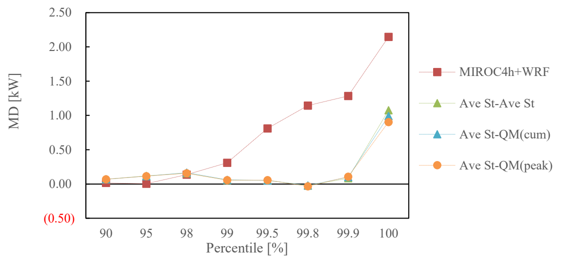


(c) 相対湿度に 2nd St M を実施したケース

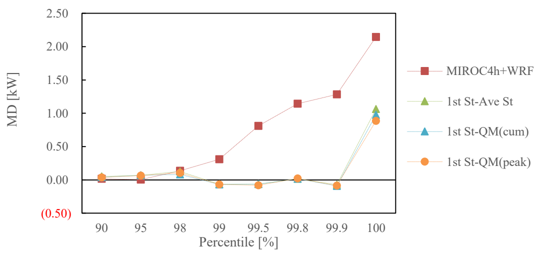


(d) 相対湿度に QM M を実施したケース

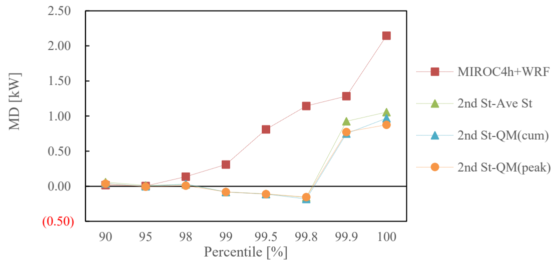
図 6.20　モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する最大冷房潜熱負荷の増減



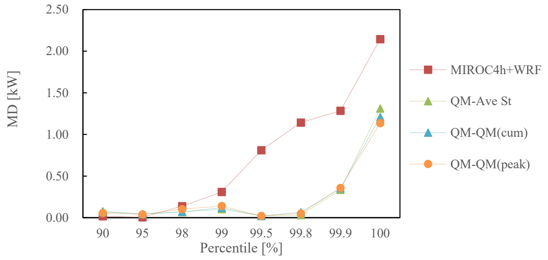
(a) 相対湿度に Ave St M を実施したケース



(b) 相対湿度に 1st St M を実施したケース



(c) 相対湿度に 2nd St M を実施したケース



(d) 相対湿度に QM M を実施したケース

図 6.21　モーフィング法による将来気象データ(TDWY が基)が予測する最大暖房潜熱負荷の増減

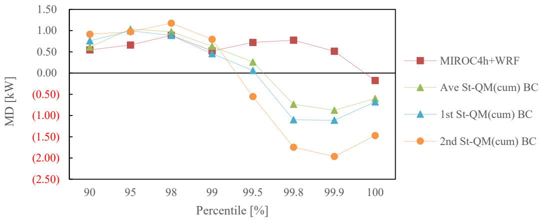
3.2.3　将来気象データ作成手法に関する検討

本節では力学的手法とモーフィング法の両方から将来気象データを作成し、各将来気象データの熱負荷の将来変化の予測性能について熱負荷計算を実施することで検討した。力学的手法とモーフィング法のそれぞれから作成された将来気象データにより予測される気候変動による年間冷暖房負荷の将来変化の傾向は概ね一致し、両手法ともに熱負荷計算用の将来気象データの作成手法として有効であると言える。

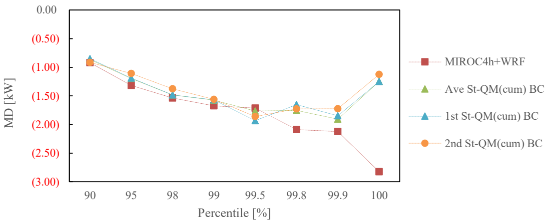
力学的手法におけるバイアス補正手法間による違いについては、平均的な熱負荷の将来変化に関しては統計的バイアス補正手法(Ave St, 1st St, 2nd St)間には若干の違いや傾向は見られるものの、各月及び年間冷暖房負荷の将来変化の予測は概ね一致している。バイアス補正前の解析気象データとの比較においては結果に相違が見られるが、これはバイアス補正前後では冷暖房時間が変化することが影響したものと考えられる。解析気象データを用いて気候変動による平均的な熱負荷の将来変化を評価する際には、解析気象データに対する何らかのバイアス補正が必要であると言える。

最大熱負荷の将来変化の予測に関しては統計的バイアス補正手法間において結果に相違が確認された。図 6.22 に各統計的バイアス補正手法による将来気象データにより予測される最大熱負荷の将来変化を示す。本研究における力学的ダウンスケーリングから得られた解析気象データは気温の月平均値がいずれの月においても観測値よりも高い正のバイアスをもち、バイアス補正ではこの気温の正のバイアスが補正される。バイアス補正後の解析気象データが予測する気候変動による最大冷房顕熱負荷の増加はバイアス補正前の解析気象データによる予測よりも小さく、むしろ高パーセンタイルにおける最大冷房顕熱負荷は将来において減少すると予測される。またそうした予測の傾向は、平均値のみによる統計的バイアス補正や 1 段階の統計的バイアス補正より、2 段階の統計的バイアス補正において顕著となる。第 4 章において、最大熱負荷を推定するための解析気象データのためのバイアス補正手法として 2 段階の統計的バイアス補正が適切ではないことを示したが、気候変動による最大熱負荷の将来変化を予測するための解析気象データのバイアス補正手法としても、2 段階の統計的バイアス補正は適切ではない事をこれら結果は示唆している。最大暖房顕熱負荷の変化の予測においては手法間にそれほど大きな違いは確認できない。

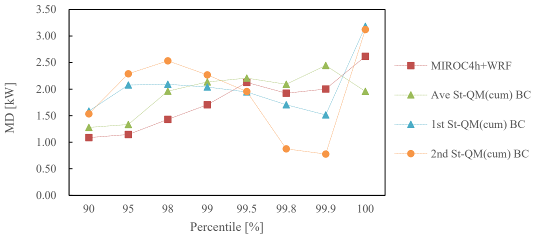
また、気候変動による最大潜熱負荷の将来変化の予測においても顕著な違いが確認され、2 段階の統計的バイアス補正手法が予測する変化は補正前の解析気象データによる予測から大きく外れ、平均値のみによる統計的バイアス補正による気象データが補正前の解析気象データによる予測とその傾向が最も一致している。



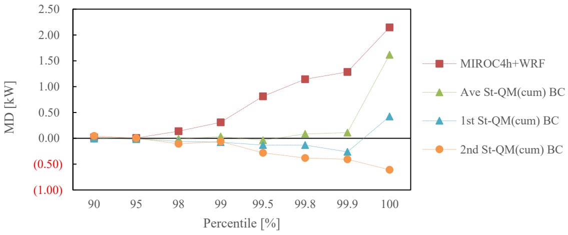
(a) 最大冷房顕熱負荷の変化



(b) 最大暖房顕熱負荷の変化



(c) 最大冷房潜熱負荷の変化



(d) 最大暖房潜熱負荷の変化

図 6.22 各統計的バイアス補正手法による将来気象データにより予測される最大熱負荷の変化

平均的な熱負荷の将来変化の予測においては気温や相対湿度に対する統計的バイアス補正手法間で大きな違いは見られないため、4 章で示した現在解析気象データに対するバイアス補正手法の予測性能の結果も併せて考慮すれば、最大熱負荷の将来変化も同時に予測しうる平均値のみによる統計的バイアス補正や 1 段階の統計的バイアス補正の方が 2 段階の統計的バイアス補正に比べれば力学的手法において適切であると言える。

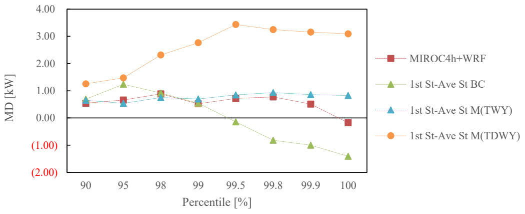
次に、モーフィング法による将来気象データについては、既存の標準気象データを基にした将来気象データと標準設計用気象データを基にした将来気象データでは平均的な熱負荷の将来変化の予測の傾向は概ね一致する。これは力学的手法による将来気象データから予測される傾向とも良く一致しており、モーフィング法による将来気象データも力学的手法による将来気象データと同様に平均的な熱負荷の将来変化を正確に予測する事がうかがえる。ただし、最大熱負荷の将来変化の予測においては手法間で明確な相違が確認された。

図 6.23 に各手法から作成された将来気象データが予測する最大熱負荷の将来変化を示す。力学的手法による将来気象データは気候変動による最大冷房顕熱負荷の増加を補正前の解析気象データによる予測より過小に評価していたのに対し、モーフィング法による将来気象データは増加を過大に評価する。これは、将来は現在よりも気温の月平均値が高いため、モーフィング法における統計的操作によりそうした気候変動の影響が気象データへと過大に反映されてしまう傾向がある事を示唆している。

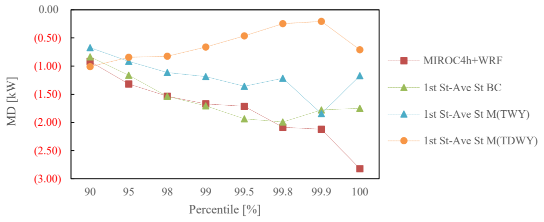
また、そうした将来の最大冷房顕熱負荷の増加の過大評価の傾向は、既存の標準気象データを基にした将来気象データよりも標準設計用気象データを基にした将来気象データにおいてより顕著である。気候変動の平均的な熱負荷の変化の予測においては基となる年間気

象データによる大きな差は見られず、むしろ標準設計用気象データを基にした将来気象データの方が平均的な熱負荷の変化を安定して予測できているが、最大熱負荷の将来変化の予測においては標準設計用気象データを基にしたモーフィング法による将来気象データは適切でないことが確認できる。

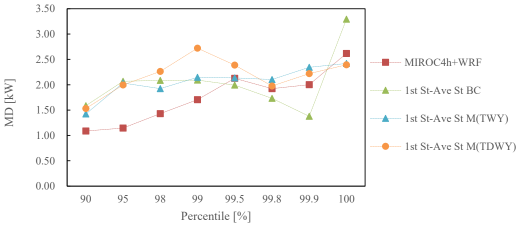
また、最大熱負荷の将来変化の予測は力学的手法によるバイアス補正後の解析気象データより統計的モーフィング法の方が補正前の解析気象データの予測傾向をよく捉えている事が確認できる。これは気候変動による将来変化よりも解析気象データのバイアスの方が本解析においてはその値が大きいため、バイアス補正の方がモーフィング法よりも統計的な操作による誤差の影響が大きくなったことが理由であると考えられる。



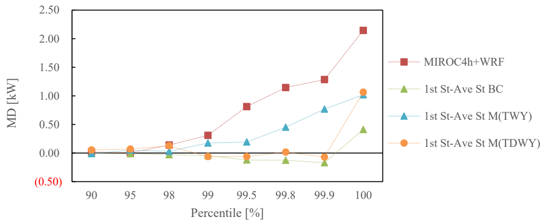
(a) 最大冷房顕熱負荷の変化



(b) 最大暖房顕熱負荷の変化



(c) 最大冷房潜熱負荷の変化

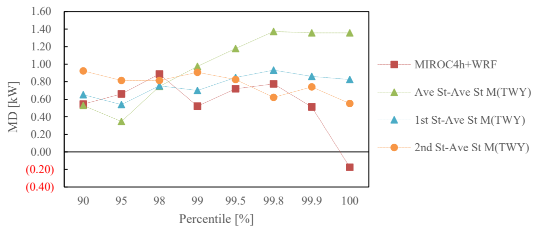


(d) 最大暖房潜熱負荷の変化

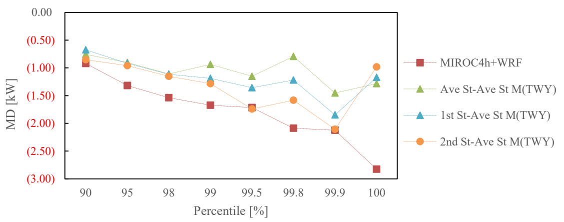
図 6.23 各手法による将来気象データにより予測される最大熱負荷の変化

モーフィング手法間による違いについては、まず全天日射量に対するモーフィング法においては、気候変動による平均的な熱負荷の将来変化の予測では平均値による統計的モーフィング法と最大値を用いた QM モーフィングの予測結果は一致しているが、日積算値を用いた QM モーフィング法の結果のみ若干の相違が見られた。バイアス補正においては日積算値を用いた QM バイアス補正は優れた手法であったが、QM 法は気象データそれぞれがもつ特性を大きく反映するデータの補正手法である。そのため、現在気象データと将来気象データの日積算値の変化がある普遍的な傾向をもつのであれば QM 法によるモーフィング法は適切となるが、その変化が気象データの個別的な性質によるものであるならば QM 法は不適切な手法となる。日積算値を用いた QM モーフィング法が現在解析気象データに対するバイアス補正と同様に将来気象データ作成においても適切であるか否かについてはさらなる検討を要すると言える。

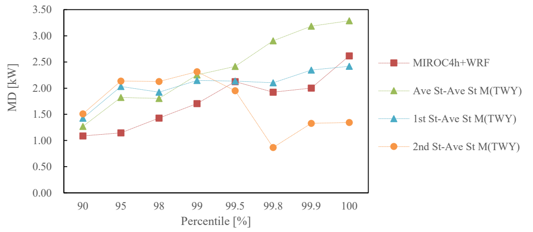
次に気温と相対湿度に対する手法間による違いについて、図 6.24 に標準気象データを基に作成した各統計的モーフィング法から作成した将来気象データが予測する将来における最大熱負荷の変化を示す。平均値を用いた統計的モーフィング法から作成した将来気象データは最大冷房顕熱負荷の将来変化を過大に評価する傾向が確認される。またバイアス補正においては 2 段階の統計的バイアス補正は最大顕熱負荷を適切に評価し得ない傾向にあったが、将来気象データ作成のためのモーフィング法においては 2 段階の統計的モーフィング法は 1 段階の統計的モーフィング法と予測の傾向が近い。ただし、最大潜熱負荷の変化の予測においては、相対湿度に対する 2 段階の統計的モーフィング法を実施した将来気象データは補正前の解析気象データによる予測の傾向から外れ、適切な手法であるとは言い難いような結果が確認できる。



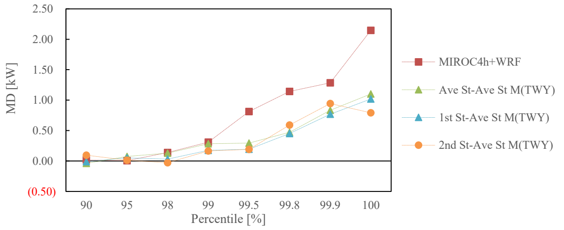
(a) 最大冷房顕熱負荷の変化



(b) 最大暖房顕熱負荷の変化



(c) 最大冷房潜熱負荷の変化



(d) 最大暖房潜熱負荷の変化

図 6.24 各手法による将来気象データにより予測される最大熱負荷の変化

これら結果を総括すれば、最大熱負荷の将来変化まで考慮する場合、将来気象データ作成のためのモーフィング法においては気温や相対湿度に対しては平均値のみの統計的モーフィングは不適切であり、また相対湿度に対しては 2 段階の統計的モーフィング法も適切ではないと言える。表 6.9 に力学的手法及びモーフィング法における将来気象データ作成手法の適・不適をまとめて示す。

表 6.9　各将来気象データ作成手法の適・不適(○・×)

		平均的熱負荷の将来変化		最大熱負荷の将来変化	
		気温	相対湿度	気温	相対湿度
力学的手法	Ave St BC	○	△	○	○
	1st St BC	○	△	△	△
	2nd St BC	○	○	×	×
	QM BC	△	△	△	△
モーフィング法 (TWY を基)	Ave St M	○	○	×	×
	1st St M	○	○	○	○
	2nd St M	○	○	○	×
	QM M	△	△	△	△

§4　まとめ

本章では建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法について、力学的手法、統計的モーフィング法、及び QM モーフィング法の三種類について概説した。またそれぞれの手法に基づき将来気象データを作成し、熱負荷計算を実施することで各将来気象データの気候変動による熱負荷の将来変化の予測性能を検討した。

本研究において提唱される力学的ダウンスケーリングから得られた解析気象データを直接的に活用する力学的手法から作成した将来気象データは、既存の統計的モーフィング法による将来気象データと同程度の精度で平均的な熱負荷の将来変化を予測可能であることを確認した。

力学的手法による将来気象データの平均的な熱負荷の将来変化の予測はバイアス補正手法間で大差は見られない。ただし、気温や相対湿度に対する統計的バイアス補正においては最大熱負荷の将来変化の予測においては違いが見られ、2 段階の統計的バイアス補正よりも 1 段階の統計的バイアス補正や平均値のみを使用した統計的バイアス補正の方が適切な手法であることを確認した。全天日射量のバイアス補正手法間の違いは小さいが、第 4 章における現在の解析気象データの結果を含めて考えれば、日積算値による QM バイアス補正が最も適切であると考えられる。

モーフィング法による将来気象データは、基となる年間気象データを標準気象データと標準設計用気象データの二種類から作成したが、平均的な熱負荷の将来変化の予測においては両者の予測の傾向は概ね一致する。ただし、最大熱負荷の将来変化の予測においては相違が見られ、標準設計用気象データを基にモーフィング法から作成した将来気象データは最大熱負荷の将来変化を適切に予測する事が出来ない事を確認した。モーフィング法では最大熱負荷の予測まで考慮する場合、標準気象データを基に将来気象データを作成する方がよいと言える。

統計的モーフィング法における手法間の予測結果の違いは、最大熱負荷の将来変化の予測においては、気温や相対湿度に対しては平均値のみによる統計的モーフィング法は不適切であり、相対湿度に対しては 2 段階の統計的モーフィング法も不適切である事を確認した。

このようにバイアス補正やモーフィング法においては必ずしもより複雑な統計的操作から得られる気象データが熱負荷の将来変化を正確に予測しうるとは限らない。また、気象要素や解析気象データの特性に応じても適切な手法が異なる。

本章で得られた知見を以下にまとめる。

1. 力学的手法とモーフィング法による将来気象データが予測する年間冷暖房負荷の将来変化の傾向は概ね一致し、両手法ともに建築熱負荷計算用の将来気象データの作成手法として有効であると言える。

2. 解析気象データのバイアス補正前後では予測される冷暖房時間が変化し、これが年間冷暖房負荷の将来変化の予測に影響するため、解析気象データを建築熱負荷計算用の将来気象データとして直接的に活用する際には何らかのバイアス補正が必要である。
3. 最大熱負荷の将来変化を予測するための解析気象データのバイアス補正手法として、気温や相対湿度に対する 2 段階の統計的バイアス補正は適切ではない。
4. 最大熱負荷の将来変化の予測においては標準設計用気象データを基にしたモーフィング法による将来気象データは適切でない。
5. 最大熱負荷の将来変化まで考慮する場合、将来気象データ作成のためのモーフィング法においては気温や相対湿度に対して平均値のみによるモーフィング法は不適切であり、また相対湿度に対しては 2 段階の統計的モーフィング法も適切ではない。力学的手法及びモーフィング法では、気象要素や解析気象データの特性に応じて適切な統計的操作を個別に選定する必要がある。

第 7 章

結論

§1　まとめ

本論文では、建築熱負荷計算用の将来気象データの開発に向けて各議論を行ってきた。それぞれの章で得られた主な結果を以下にまとめる。

第 1 章では、本研究の背景と目的、及び本論文の構成について述べた。気候変動が確実に進行する中、数十年間使用される建築が現在から将来の気候に適応し、省エネ性や快適性を維持するには気候変動の影響を考慮した建築熱負荷計算用の将来気象データが欠かせない。これを達成するために検討されるべきⅰ)建築熱負荷計算用の将来気象データの複数の作成手法の提案、ⅱ)力学的ダウンスケーリングによる将来気象データの取得、ⅲ)気候・気象モデル解析値のバイアス補正手法の開発、ⅳ)高性能な建築熱負荷計算用の年間気象データの開発、ⅴ)将来気象データ作成手法の検討が必要であることについて述べた。

第 2 章では、建築熱負荷計算用の気象データについて既存の気象データである標準気象データと設計用気象データの作成手法とその問題点について述べ、また、本研究で新たに提唱する標準設計用気象データについても概説した。また、建築熱負荷計算用の将来気象データの作成手法について、既存の統計的モーフィング法と本研究が提示する力学的手法のそれぞれのメリットとデメリットについて概説した。

第 3 章では、本研究において使用した GCM(MIROC4h)や RCM(WRF)について述べ、また力学的ダウンスケーリングの解析条件及び、得られた現在と将来の解析気象データのⅰ)現在気候の再現性、ⅱ)局地性の再現性、ⅲ)予測される気候変動等について確認した。力学的ダウンスケーリングから得られた局地性と気候変動の両方を反映した解析気象データを基に将来気象データを作成した。

第 4 章では、気候・気象モデルの解析値を建築熱負荷計算用の気象データとして活用するための適切なバイアスを補正手法について検討した。頻度分布が正規分布を仮定しうる気温や相対湿度に対しては平均値や標準偏差を用いた正規分布を仮定した統計的バイアス補正が適用しうるが、複雑な頻度分布をもつ全天日射量に対しては正規分布を仮定したバイアス補正は適用することができない。そこで建築熱負荷計算用の気象データとして解析気象データを活用するのに適した、全天日射量の日積算値や日最高値を用いた QM バイアス補正手法を開発した。また熱負荷計算を実施し、各バイアス補正手法を実施した気象データの熱負荷予測性能を確認した。その結果、建築熱負荷計算用の気象データにとって、全天日射量に対しては日積算日射量を使った QM バイアス補正が最も適切なバイアス補正手法である事を確認した。また、最大熱負荷の予測までをも考慮した場合、気温や相対湿度に対する日々変動と時々変動を分離した二段階の統計的バイアス補正は適切な手法でな

い事を確認した。また気温と相対湿度では適切な統計的バイアス補正手法は異なるため、各気象要素で適切なバイアス補正手法を検討する必要がある。

第 5 章では、本論で新たに提案する標準気象データと設計用気象データを兼ねた年間気象データである標準設計用気象データ(TDWY)の作成手法や特性について述べた。各気象要素の累積分布関数が複数年観測気象データと完全に一致する TDWY は、標準気象データとして高い性能が期待でき、さらに設計用気象データとしても利用可能な汎用性の高い年間気象データとしての活用が期待される。熱負荷計算によりその性能を検証した結果、TDWY は既存の標準気象データの倍程度の平均的熱負荷を予測する性能をもち、また、最大熱負荷も高精度に予測が可能であることを確認した。

第 6 章では、それまでの議論も踏まえ、建築熱負荷計算用の将来気象データを作成した。また熱負荷計算を実施することで、各手法から作成される将来気象データの気候変動による熱負荷の将来変化の予測性能について検討した。力学的手法とモーフィング法による将来気象データが予測する年間冷暖房負荷の将来変化の傾向は概ね一致し、両手法は建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法として有効であると言える。将来気象データ作成における統計的モーフィング法では、日々変動と時々変動を分離した 2 段階の統計的操作が優れているように考えられる。しかし本研究の結果は、統計的操作により気象データに含まれる誤差が熱負荷の将来変化の正確な予測を困難にするため、最大熱負荷の将来変化の予測をも考慮する場合にはモーフィング法において 2 段階の統計的操作は必ずしも適切な手法ではない事を示唆している。最大熱負荷への気候変動の影響評価においては統計的操作により含まれる誤差を避けるため、各気象要素で適切なモーフィング法を慎重に検討する必要がある事を確認した。

§2　今後の展望

建築熱負荷計算用の将来気象データ作成を目的とした本研究にはいくつかの検討すべき課題が残されている。最後に本研究の課題及び今後の展望について述べる。

本研究が提示した力学的手法による建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法の本来の強みは、全球モデルでは考慮することのできない建築・都市スケールの変化を考慮できる点にある(例えば、Kusaka et al, 2012)。本論における力学的ダウンスケーリングにおいてはこうした建築・都市スケールの将来変化までは考慮していないため、建築・都市スケールの変化まで考慮した将来気象データの開発とその活用は今後の課題である。

本研究において提唱する力学的手法による建築熱負荷計算用の将来気象データでは、気候・気象モデルのバイアスを補正する必要がある。本論においては現在の観測値と解析値から推定されるバイアスが将来においても変わらないと仮定し、将来解析気象データに対

しても現在と同様のバイアス補正を実施したが、バイアスは現在から将来にかけて変化する可能性がある。そのため、過去から現在の解析気象データを用いたバイアスの将来変化に関する検討や、またバイアスの将来変化まで考慮したバイアス補正(例えば、Li et al., 2010)を検討すべきである。本研究では気候・気象モデルの将来予測の妥当性については主な論点とせず、モデルが予測する将来解析気象データの活用法に議論の焦点を絞ったためこうした検討は実施していない。現在から未来にかけてのバイアスの変化をも考慮した将来解析気象データに対するバイアス補正手法の開発が課題として残されている。

モーフィング法やバイアス補正により作成される建築熱負荷計算用の将来気象データによる平均的な熱負荷の将来変化の予測は、いずれの結果もよく一致するため、概ね確からしいことを確認した。ただし、モーフィング法やバイアス補正から作成される気象データには統計的操作による誤差が含まれるため、この誤差により熱負荷の将来変化を正確に予測しえない可能性を本研究の結果は示唆した。特に、最大熱負荷の将来変化の予測においては統計的操作に含まれる誤差の影響は大きい。そこで本論では最大熱負荷の将来変化を検討する際には、統計的操作による誤差を含まないバイアス補正前の解析気象データによる予測結果を一応は確からしい結果として扱った。しかし平均的な熱負荷の将来変化の予測においてはバイアス補正前の解析気象データが含むバイアスが問題となるため、バイアス補正前の解析気象データを熱負荷の将来変化を予測するための建築熱負荷計算用の将来気象データとして扱うこともできない。その目的に応じて気象データを使い分ける方法も考えうるが、平均的な熱負荷の将来変化も最大熱負荷の将来変化もその両方を評価できる気象データが理想である。さらに適切な建築熱負荷計算用の将来気象データ作成手法の開発が今後の課題である。

付録

付録 A

MIROC4h を構成するモデル

§1　はじめに

MIROC4h は、大気、陸表面、河川、海洋、海氷に関する 5 つのサブモデルから構成され、カップラーと呼ばれるプログラムにより結合される。以下にそれぞれのモデルについて概要を述べる。MIROC4h のモデルに関するより詳細な情報は Sakamoto et al (2012)を参照されたい。

§2　モデルの概要

2.1　大気モデル(AGCM: Atmospheric General Circulation Model)

大気循環モデルは CCSR/NIES/FRCGC/AGCM version5.7 が使用され、CCSR/NIES AGCM[Numaguti et al., 1997]に基づくモデルである。水平格子間隔は約 0.5625º、赤道付近でおよそ 62km である。鉛直方向はシグマ座標系($\sigma \equiv p/p_s$, 表面気圧p_sにより規格化された座標系。$\sigma = 1$ は地表面に、$\sigma = 0$ は大気上端 $p = 0$ に対応する)で 56 層に分割され、モデルの最頂部はおよそ高度 40km である。鉛直方向のシグマの値を表 A.1 に示す。時間間隔(タイムステップ)は可変的で、Courant- Friedrichs- Lewy (CFL)条件を満たすように最大風速に応じて決められる。

表 A.1　MIROC4h の鉛直方向シグマ座標(最頂部 40km) (Sakamoto et al, 2012)

layer boundary number(n)	σ − cordinate	layer boundary number(n)	σ − cordinate	layer boundary number(n)	σ − cordinate
56	0.0000	37	0.0933	18	0.4330
55	0.0022	36	0.1010	17	0.4880
54	0.0038	35	0.1090	16	0.5510
53	0.0063	34	0.1180	15	0.6130
52	0.0097	33	0.1280	14	0.6730
51	0.0139	32	0.1380	13	0.7250
50	0.0187	31	0.1500	12	0.7690
49	0.0242	30	0.1620	11	0.8050
48	0.0300	29	0.1750	10	0.8350
47	0.0356	28	0.1890	9	0.8630
46	0.0410	27	0.2050	8	0.8890
45	0.0467	26	0.2220	7	0.9120

44	0.0523	25	0.2400	6	0.9330
43	0.0578	24	0.2590	5	0.9510
42	0.0630	23	0.2800	4	0.9660
41	0.0682	22	0.3030	3	0.9780
40	0.0737	21	0.3290	2	0.9880
39	0.0798	20	0.3580	1	0.9550
38	0.0863	19	0.3920	0	1.0000

2.2 陸表面モデル

陸表面モデルは Minimal Advanced Treatments of Surface Interaction and RunOff (MATSIRO) (Takata et al, 2003)と呼ばれるモデルが使用される。陸表面モデルは、大気モデルの 1 格子当たりに 6 (2×3)の格子を持ち、水平格子間隔は約 0.28125 º(東西)×0.1875 º(南北)である。植生や都市を再現するキャノピーは 1 層で表現され、土壌は 5 層、雪は積雪の程度により 3 層で表現される。土壌の厚みは地表面から 0.05, 0.20, 0.75, 1.00, 2.00m である。キャノピー層と地表面は薄く蓄熱を考慮しない。

MATSIRO では大気と地表面間での熱や水分の交換は、土壌と雪の状態(キャンピー温度、キャノピー水分量、地表面温度、土壌の水分量、積雪量、雪の温度、雪のアルベド、氷土)により決定される。地表面の植生は 10 種類に分割される。

2.3 河川モデル

河川モデルは、河口から海洋への流出水を扱い、大陸スケールの河川の流れは Miller et al (1994)のモデルに基づく。全球一様に流水速度は 0.3m/s の定数として扱われる。河川モデルの格子解像度は緯度方向と経度方向で共に 0.5 º である。

2.4 海洋モデル

海洋モデルは COCO version 3.4 (Hasumi, 2000)が使用される。基礎方程式では非圧縮性を仮定するブジネスク近似、静水圧近似が適応される。海洋モデルの水平格子間隔は 0.28125 º(東西)×0.1875 º(南北)であり、鉛直方向は 47 層に分割され最深部は 5648m である。MIROC4h の海洋モデルの各層の厚さ(Dz)、各層の中心深さ(Zc)、各層の最下層の深さ(Zl) を表 A.2 に示す。

表 A.2　MIROC4h 海洋モデルの各層 n の厚さ(Dz),中心深さ(Zc),底の深さ(Zl)

layer boundary number(n)	D_z[m]	Z_c[m]	Z_l[m]	layer boundary number(n)	D_z[m]	Z_c[m]	Z_l[m]
1	2.50	1.25	2.50	25	160.00	888.00	968.00
2	2.50	3.75	5.00	26	180.00	1058.00	1148.00
3	3.00	6.50	8.00	27	200.00	1248.00	1348.00
4	4.00	10.00	12.00	28	200.00	1448.00	1548.00
5	5.00	14.50	17.00	29	200.00	1648.00	1748.00

6	6.00	20.00	23.00	30	200.00	1848.00	1948.00
7	7.00	26.50	30.00	31	200.00	2048.00	2148.00
8	8.00	34.00	38.00	32	200.00	2248.00	2348.00
9	10.00	43.00	48.00	33	200.00	2448.00	2548.00
10	12.00	54.00	60.00	34	200.00	2648.00	2748.00
11	14.00	67.00	74.00	35	200.00	2848.00	2948.00
12	16.00	82.00	90.00	36	200.00	3048.00	3148.00
13	18.00	99.00	108.00	37	200.00	3248.00	3348.00
14	20.00	118.00	128.00	38	200.00	3448.00	3548.00
15	25.00	140.00	153.00	39	200.00	3648.00	3748.00
16	30.00	168.00	183.00	40	200.00	3848.00	3948.00
17	35.00	200.50	218.00	41	200.00	4048.00	4148.00
18	40.00	238.00	258.00	42	250.00	4273.00	4398.00
19	50.00	283.00	308.00	43	250.00	4523.00	4648.00
20	60.00	338.00	368.00	44	250.00	4773.00	4898.00
21	80.00	408.00	448.00	45	250.00	5023.00	5148.00
22	100.00	498.00	548.00	46	250.00	5273.00	5398.00
23	120.00	608.00	668.00	47	250.00	5523.00	5648.00
24	140.00	738.00	808.00				

2.5 海氷モデル

海氷モデルは、zero-layer thermodynamics (例えば、Semtner, 1976) と elastic-viscous-plastic(EVP) rheology (Hunke and Dukowicz, 1997)で構成される。水平解像度は海洋モデルと同様に定義され、時間間隔は 3 秒である。海氷濃度、平均海氷厚さ、海氷からの平均積雪厚さ、水平風速が予測される。海氷の塩分濃度は一定とし 5 PSU (Practical Salinity Unit)で与えられる。

付録 B

WRF のパラメタリゼーション

§1　はじめに

WRF で使用することができるパラメタリゼーションの概要とスキームの解説を行う。また地表面モデルでは各スキームによる解析結果の比較も行う。解析条件は基本的に 4 章で示した解析条件と同様であり、異なる解析条件のみを記す。

§2　スキームの概要と解析結果

2.1　地表面モデル(Land Surface Model)

2.1.1　地表面モデルの概要

地表面モデル(land surface model: LSM)では、接地層モデルから大気の情報を、放射モデルから短波・長波放射量を、雲物理モデルや積雲モデルから雨の情報を受け取ることで、地表面温度、土壌温度、土壌水分量、積雪の有無(Noah LSM では積雪面積まで予報)など土壌の状況が予測される。また、得られた土壌の状態や地表面の特性を用いて、土壌や海氷から大気への運動量フラックス、顕熱フラックス、潜熱フラックスが計算され、大気境界層モデルに大気低層部の境界条件として与えられる。地表面モデルは、地表面熱収支と土壌の熱伝導方程式からなる単純なモデル(5 層平板モデルなど)から、植生や根のキャノピーとしての効果(植生過程)を考慮することで、土壌の顕熱フラックスに加え潜熱フラックス(水分フラックス)、さらに地表面の積雪面積(水文過程)まで予測するモデル(例えば Noah LSM 等)が存在する。WRF における地表面モデルでは水平方向に隣接するセル同士の相互作用は無視され、1 次元カラムモデルとして解析が行われる。以下に 5 層平板モデルと Noah LSM について述べる。

(a)　5-layer thermal diffusion (5 層平板モデル)

5-layer thermal diffusion (5 層平板モデル)では熱伝導方程式((B.1)式)により土壌温度が決定され、土壌水分量は解析値ではなく土壌の種類と季節によって決められる。土壌は 5 層に分割され、各土壌層の厚さは 1、2、4、8、16cm とし、これより深い層は最下層土壌温度とし

て固定される。地表面でのエネルギー収支は(B.2)式に従い、土壌への熱伝導Q_{soil}、長短波放射R、顕熱H_{surf}、潜熱L_{surf}が考慮される。顕熱フラックスと潜熱フラックスは接地層モデルにより与えられる交換係数を用いて(B.3)、(B.4)式で示されるバルク法により計算される。積雪の有無は考慮されるが、5 層平板モデルでは土壌水分量を解かないために季節により決められる。植生の種類は粗度長の違いとして考慮されるが、蒸散等による植物の熱や水分の輸送への直接的な効果は考慮されない。

$$C\frac{\partial T_{soil}}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left(K\frac{\partial T_{soil}}{\partial t}\right) \tag{B.1}$$

C: volumetric heat capacity [J/m^{3}K]

K: thermal conductivity [W/m K]

T_{soil}: soil temperature [K]

$$Q_{soil} = R_{sol} + R_{sky} - R_{surf} - H_{surf} - L_{surf} \tag{B.2}$$

Q_{soil}: heat flux from the ground surface to ground [W/m^2]

R_{sol}: solar radiation [W/m^2]

R_{sky}: atmospheric Radiation [W/m^2]

R_{surf}: long wave radiation from the ground surface [W/m^2]

H_{surf}: sensible heat flux [W/m^2]

L_{surf}: latent heat flux [W/m^2]

$$H_{surf} = \rho c_p C_h U(T_s - T_a) \tag{B.3}$$

C_h: exchange coefficient for heat [-]

T_s: surface temperature [K]

T_a: air temperatrure near surface [K]

$$L_{surf} = \lambda \rho C_w U(q_s - q_a) \tag{B.4}$$

C_w: exchange coefficient for moisture [-]

λ: latent heat of melting [J/kg]

q_s: water mixing ratio [kg/kg]

(b) Noah Land Surface Model (Noah LSM)

Noah LSM は Chen and Dudhia (2001)によって記述された OSU LSM の後継モデルであり、NCAR と NCEP の共同により開発された。Noah LSM では 4 層の土壌温度と土壌水分量が(B.5)式と(B.6)式により予測される。また、キャノピー水分量の予測や、診断的に積雪の有無が求められる。Noah LSM の各土壌層の厚さは地表面から 10、30、60、100cm(深さ 2m)である。土壌の容積比熱$C(\Theta)$と熱伝導率$K(\Theta)$は土壌水分量Θの関数として与えられる。(B.7)～(B.10)式に各層における土壌水分量の予測方程式を記す。土壌水分量は、降雨P_d、植物の蒸発散E_t、最下層での重力による土壌排水K_{z4}、地表面の勾配による流水Rが考慮される。地表

面からの顕熱フラックスと潜熱フラックスは(B.3)、(B.4)式を用いたバルク法により計算される。交換係数C_h, C_wは接地層モデルでも計算されるが、Noah LSM では地表面の状態を考慮した力学的粗度z_{0m}や熱的粗度z_{0h}を用いて(B.11)、(B.12)式により新たに交換係数が計算され更新される。植生の種類や季節ごとの植生の割合、植生の種類による根の深さ、土壌の性質が考慮される。

$$C(\Theta)\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left[K(\Theta)\frac{\partial T}{\partial t}\right] \tag{B.5}$$

$C(\Theta)$: volumetric heat capacity formulated as functions of volumetric soil water content [J/m^{3}K]

$K(\Theta)$: thermal conductivity formulated as functions of volumetric soil water content [W/m K]

Θ: volmetric soil moisture content [kg/m^3]

$$\frac{\partial \Theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left(D_w(\Theta)\frac{\partial \Theta}{\partial z}\right) + \frac{\partial K_w(\Theta)}{\partial z} + F_\Theta \tag{B.6}$$

$\mathrm{D_w(\Theta)}$: soil water diffusivity as functions of volumetric soil water content [m^2/s]

$K_w(\Theta)$: hydraulic conductivity as functions of volumetric soil water content [kg/m^{2}s]

F_Θ: sources and sinks (i.e., precipitation, evaporation, runoff) [kg/m^{3}s]

$$d_{z1}\frac{\partial \Theta_1}{\partial t} = -D(\Theta)\left(\frac{\partial \Theta}{\partial t}\right)_{z1} - K_{z1} + P_d - R - E_{dir} - E_{t1} \tag{B.7}$$

$$d_{z2}\frac{\partial \Theta_2}{\partial t} = D(\Theta)\left(\frac{\partial \Theta}{\partial t}\right)_{z1} - D(\Theta)\left(\frac{\partial \Theta}{\partial t}\right)_{z2} + K_{z1} - K_{z2} - E_{t2} \tag{B.8}$$

$$d_{z3}\frac{\partial \Theta_3}{\partial t} = D(\Theta)\left(\frac{\partial \Theta}{\partial t}\right)_{z2} - D(\Theta)\left(\frac{\partial \Theta}{\partial t}\right)_{z3} + K_{z2} - K_{z3} - E_{t2} \tag{B.9}$$

$$d_{z4}\frac{\partial \Theta_4}{\partial t} = D(\Theta)\left(\frac{\partial \Theta}{\partial t}\right)_{z3} + K_{z3} - K_{z4} \tag{B.10}$$

E_{dir}: direct evaporation from the top shallow soil layer [kg/m^{2}s]

P_d: precipitation not intercepted by the canopy [kg/m^{2}s]

E_{ti}: transpiration taken by the canopy root in the lth layer [kg/m^{2}s]

K_{z4}: gravitational percolation term named subsurface runoff or drainage [kg/m^{2}s]

$$C_h = \frac{k^2}{\left[In\left(\frac{z_a}{z_{0m}}\right) - \psi_m\right]\left[In\left(\frac{z_a}{z_{0t}}\right) - \psi_h\right]} \tag{B.11}$$

$$C_w = \frac{k^2}{\left[In\left(\frac{z_a}{z_{0m}}\right) - \psi_m\right]\left[In\left(\frac{z_a}{z_{0w}}\right) - \psi_w\right]} \tag{B.12}$$

z_a: the height above ground of the lowest computation level in the model [m]

k: von Karman constant (=0.4) [-]

V_a: the wind velocity speed at the lowest layer
z_{0m}: the roughness lengths for momentum
z_{0t}: the roughness lengths for heat
z_{0w}: the roughness lengths for moisture
ψ_m: stability-dependent function for momentum
ψ_w: stability-dependent function for moisuture

2.1.2　解析結果

図 A.1 は 2006 年 8 月の大手町における地上 2m 気温の時系列変化である。WRF 解析では初期値・境界値として再解析データ NCEP FNL を使用し、地表面スキームは 5-layer thermal diffusion(5 層平板モデル)と Noah LSM の 2 種類を使用した。5 層平板モデルでは Noah LSM よりも気温の日較差が大きく、特に、夜間の気温が観測値よりも低くなる。

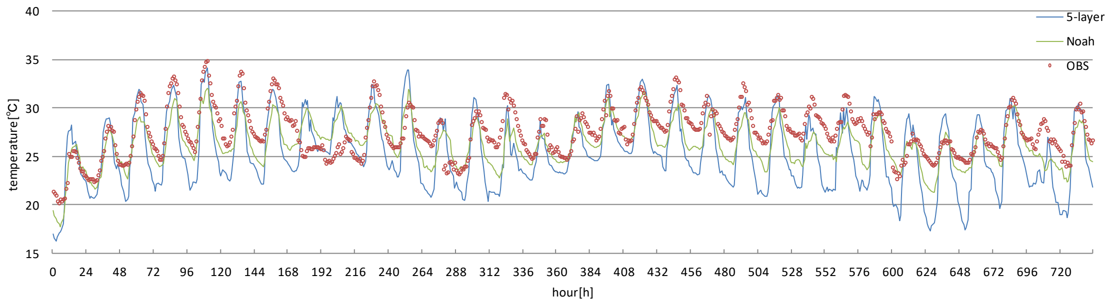


図 A.1　2006 年 8 月の大手町における気温(2m)の時系列変化

図 A.2 は 2006 年 8 月の大手町における潜熱フラックス(地表面)の時系列変化である。5 層平板モデルでは土壌の水分量に土壌の種類と季節で決められた固定値が与えらる。夏季の大手町では Noah LSM に比べ 5 層平板モデル潜熱が大きい。図 A.3 は 2006 年 8 月の大手町における顕熱フラックス(地表面)の時系列変化である。5 層平板モデルでは Noah LSM と比べ昼間の顕熱が大きく、夜間の顕熱が小さい。このため、5 層平板モデルで Noah LSM と比べ日較差が大きくなると考えられる。

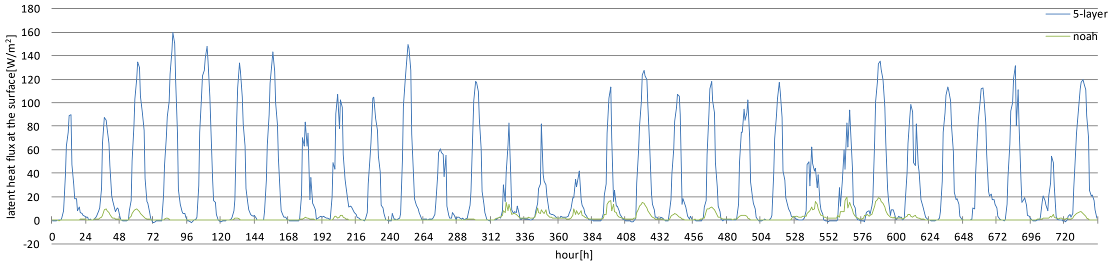


図 A.2　2006 年 8 月の大手町における潜熱(surface)の時系列変化

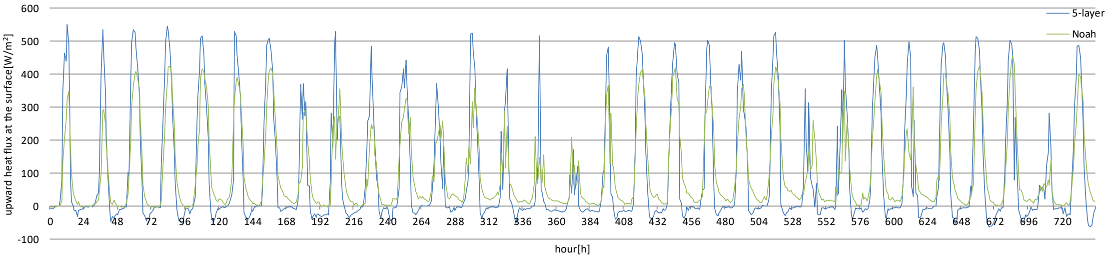


図 A.3　2006 年 8 月の大手町における顕熱 (surface)の時系列変化

図 A.4 は 2006 年 8 月の大手町における地表面温度の時系列変化である。5 層平板モデルでは Noah LSM と比べ昼間の地表面からの顕熱、潜熱が共に大きい。このため、地表面温度は 5 層平板モデルの方が Noah LSM よりも低くなる。

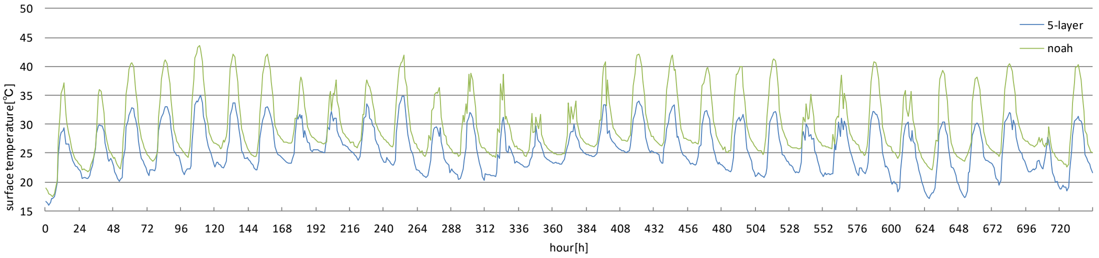


図 A.4　2006 年 8 月の大手町における地表面温度の時系列変化

2.2　接地層モデル（Surface Layer)

接地層は、運動量フラックスや顕熱フラックスが一定とみなすことができる境界層のうち最も地表面に近い層である。接地層モデルでは摩擦速度や摩擦温位及び、地表面モデルで顕熱フラックスや潜熱フラックスを計算するための交換係数が計算される。また、地表高 2m 気温や地表高 10m 風速が診断的に求められる。

(a)　Similarity theory (MM5)

Similarity theory(MM5)モデルは Monin and Obukhov (1954)の相似側の仮定に基づく。接地層では定常で水平方向に一様な流れ場が仮定され、乱流による熱フラックスと運動量フラックスは高さによらず一定とされる。Monin と Obukov はこのような接地層においてフラックスが一定という前提のもとに、風速や気温は、地上高さ z は別として、地表における運動量フラックス$\tau_0/\rho(\equiv -\overline{u'w'})$と鉛直方向の顕熱フラックス$H_0/c_p\rho(\equiv \overline{T'w'} \equiv Q_0)$、及び浮力パラメータ$g/T_0$の 3 つの基本的な量により一義的に求まるとした(τ_0は摩擦応力、H_0は鉛直熱フラックス、T_0は平均気温)。これが Monin-Obkhov の相似則である。これら 3 つの量は鉛直方向のフラックスが一定とみなされる接地層内では一定である。

3 つの基本的な量($\tau_0/\rho,\ H_0/c_p\rho,\ g/T_0$)から風速、気温、長さの次元を持つ 3 つの基本的

なスケールをつくり、これを摩擦速度u_*、摩擦温度T_*、モニン・オブコフ長さ L とする(B.13),(B.14),(B.15)式。κはカルマン定数であり、便宜的に導入されたものである。これら 3 つのスケールも接地層内では高さによらず一定である。

$$u_* = \sqrt{\frac{\tau_0}{\rho}} \tag{B.13}$$

$$T_* = -\frac{Q_0}{u_*} \tag{B.14}$$

$$L = -\frac{1}{\kappa\, g/T_0}\frac{{u_*}^2}{T_*} \tag{B.15}$$

これら 3 つのスケールと地上高さ z を用いて、気温と風速の鉛直勾配について次元解析的に(B.16)、(B.17)式を得ることができる。ϕ_mとϕ_hは普遍関数(universal fanction)と呼ばれ、相似則の前提条件が満たされれば、風速や温度の鉛直勾配は普遍関数により大気の安定度ごとに統一的に表現される。

$$\frac{\partial U}{\partial z} = \frac{u_*}{\kappa z}\phi_m\left(\frac{z}{L}\right) \tag{B.16}$$

$$\frac{\partial T}{\partial z} = \frac{T_*}{z}\phi_h\left(\frac{z}{L}\right) \tag{B.17}$$

u_*: friction velocity [m/s]

T_*: scaling temperature [K]

ϕ_m: universal fanctions for momentum

ϕ_h: universal fanctions for heat

κ: Von Karman constant (=0.4) [-]

T: temperature [K]

U: wind speed [m/s]

(B.16)、(B.17)式を地表面(風速はゼロ)から任意の地表高さまで積分することで、高さの関数として風速と気温の鉛直プロファイルが(B.18)式、(B.19)式として得られる。地表面と大気の第 1 計算メッシュの情報から(B.18)、(B.19)式により摩擦速度、摩擦温度を求めれば、接地層内の任意の地表高さ z における風速、気温を得ることができる。これにより地表高 2m 温度や地表高 10m 風速を診断的に求めることができる。

$$U = \frac{u_*}{\kappa}\left[In\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m\left(\frac{z}{L}\right)\right] \tag{B.18}$$

$$T - T_0 = T_*\left[In\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_h\left(\frac{z}{L}\right)\right] \tag{B.19}$$

接地層における運動量と顕熱フラックスはバルク法に従い(B.20)、(B.21)式で表現される。

$$\tau = \rho u_*{}^2 = \rho C_d U^2 \tag{B.20}$$

$$H_{surf} = -\rho c_p u_* T_* = \rho c_p C_h U(T_s - T_a) \tag{B.21}$$

C_d: Exchange coefficient for momentum [-]

C_h: Exchange coefficient for heat [-]

T_s: Surface temperature

T_a: Air temperatrure near surface

(B.18)式と(B.20)式、(B.19)式と(B.21)式より、運動量と顕熱の交換係数がそれぞれ(B.22)式と(B.23)式により表現される。

$$C_d = \frac{\kappa^2}{\left[In\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m\left(\frac{z}{L}\right)\right]^2} \tag{B.22}$$

$$C_h = \frac{\kappa^2}{\left[In\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_m\left(\frac{z}{L}\right)\right]\left[In\left(\frac{z}{z_0}\right) - \psi_h\left(\frac{z}{L}\right)\right]} \tag{B.23}$$

V_a: wind velocity speed at the lowest layer

z_{0m}: roughness lengths for momentum

z_{0t}: roughness lengths for heat

z_{0w}: roughness lengths for moisture

ψ_m: stability-dependent function for momentum

ψ_h: stability-dependent function for heat

普遍関数ψの形は大気の安定度によって異なる。接地層内の大気の安定度は(B.24)で定義されるバルクリチャードソン数 *Rb* により判定される。

$$Rb = \frac{gz}{T}\frac{(T - T_s)}{U^2} \tag{B.24}$$

Rb ≥ 0.2: stable, nighttime stable conditions

0.2 > *Rb* > 0: mechanically driven turbulent conditions

Rb = 0: forced convection conditions

Rb <0: unstable, free convection conditions

T_s: surface temperature [K]

T: temperature at the lowest model level [K]

U: wind speed at the lowest model level [m/s]

z: height at the lowest model level [m]

普遍関数ψは大気の安定度に応じてそれぞれ(B.25)～(B.30)式の形を取る。

Rb <0: unstable, free convection conditions

$$\psi_m\left(\frac{z}{L}\right) = 2In\left(\frac{1+x}{2}\right) + In\left(\frac{1+x^2}{2}\right) - \tan^{-1}x + \frac{\pi}{2} \tag{B.25}$$

$$\psi_h\left(\frac{z}{L}\right) = 2In\left(\frac{1+x^2}{2}\right) \tag{B.26}$$

$$x = \left[1 - 16\left(\frac{z}{L}\right)\right]^{1/4} \tag{B.27}$$

Rb = 0: forced convection conditions

$$\psi_m\left(\frac{z}{L}\right) = \psi_h\left(\frac{z}{L}\right) = 0 \tag{B.28}$$

0< *Rb*<0.2: mechanically driven turbulent conditions

$$\psi_m\left(\frac{z}{L}\right) = \psi_h\left(\frac{z}{L}\right) = -5Rb\frac{In\left(\frac{z}{z_0}\right)}{1.1 - 5Rb} \tag{B.29}$$

0.2≤Rb: stable, nighttime stable conditions

$$\psi_m\left(\frac{z}{L}\right) = \psi_h\left(\frac{z}{L}\right) = -10In\left(\frac{z}{z_0}\right) \tag{B.30}$$

z/L は前の時間ステップにおける摩擦速度u_*と摩擦温度T_*を用いて計算される。

$$\frac{z}{L} = \kappa\frac{g}{T_0}\frac{T_*}{{u_*}^2}z \tag{B.31}$$

2.3 大気境界層モデル (Planetary Boundary Layer)

大気境界層モデル(planetary boundary layer: PBL)は大気境界層内だけでなく、自由大気も含む大気全体の気柱(カラム)におけるサブグリッドスケールの渦による鉛直方向のフラックスを扱う。いわゆる乱流モデルに相当する。力学コアから風速や温位を受け取ると同時に、接地層モデルと地表面モデルから地表面の顕熱フラックスと潜熱フラックスを受け取り、鉛直方向の乱流拡散係数を計算する。大気境界層モデルは 1 次元カラムモデルであり、解析可能な渦と解析不可能なサブグリッドスケールの渦に明確なスケールの分離があることを仮定する。解析不可能なサブグリッドスケールの渦による運動量や熱や水分の鉛直方向の輸送を扱う方法として勾配拡散近似による乱流拡散係数Kを用いたモデル化が行われるが、このモデル化にはローカルクロージャーモデル(local-K method)とノンローカルクロージャーモデル(nonlocal-K method)が存在する。local-K method とは、ある領域に関する未知数を、その領域における既知の物理量や勾配を使用してモデル化する方法である。nonlocal-K method とは、ある領域に関する未知数を、空間的に広がりのあるいくつかの領域における既知の物理量や勾配を使用してモデル化する方法である。nonlocal-K method として WRF で使用されるモデルには Medium Range Forecaset Model(Hong and Pan 1996)や Yonsei University

PBL (MRF の改良モデル) が存在する。一方、local-K method では Mellor-Yamada-Jangic (MYJ) PBL 等が用意されている。表 B.1 にそれぞれの特長を示す。以下では代表的な大気境界層モデルについて解説する。

表 B.1　大気境界層モデルの特長

Scheme	Unstable PBL Mixing	Entrainment treatment	PBL Top
MRF	K profile + countergradient term	Part of PBL mixing	from critical bulk R_i
YSU	K profile + countergradient term	Explicit term	from buoyancy profile
MYJ	K from prognostic TKE	Part of PBL mixing	from TKE

(a) Medium Range Forecast Model (MRF) PBL

1980 年代初めに開発された NCEP MRF モデルでは局所リチャードソン数(local Richardson number)により鉛直方向の拡散係数を決定する local-K method が使用されていた。local-K apprach は計算負荷が小さく、典型的な大気の状況下において良い結果が得られるために大気の数値計算モデルでは広く使用されていた。しかし、大気境界層における物質や運動量の輸送は対流性の大きな渦によっても輸送されるため、良く混合された不安定な大気においてはあまり良い結果が得られなかった。このような欠点から、WRF3.4 で使用される MRF PBL (Hong and Pan 1996)では nonlocal-K method が採用される。この nonlocal-K method を用いた MRF PBL では乱流拡散係数は境界層高さhと接地層における速度スケールw_sの関数として、large-eddy simulation による研究(Wyngaard and Brost 1984 など)から得られた知見により想定されたプロファイルに従い計算される。MRF モデルでは、混合層における渦による熱フラックスや水分フラックスに対して counter-gradient flux が導入される。混合層で卓越した大きなスケールの乱流は対流性であるため非等方性が強く、また組織的な性質を持っているためローカルクロージャーモデル(local-K apprach)で扱うことは困難である。counter-gradient flux により、local-K apprach では考慮されない大きな渦による輸送が考慮され、混合層内の鉛直方向フラックスが高められる。

混合層では予報変数 C(u,v,θ,q)の乱流拡散(鉛直拡散項)は次式で表現される。γ_cは対流による大きな渦の効果を表現する counter-gradient flux term である。

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left[K_c\left(\frac{\partial C}{\partial z} - \gamma_c\right)\right] \tag{B.32}$$

K_c: eddy diffusivity coefficient

γ_c: counter-gradient term

C: prognostic variables (C; u, v, θ, q)

接地層における乱流拡散係数K_mは、勾配拡散近似による(B.33)式と Monin-Obkhov の相似則による(B.34)式から、(B.35)式で表現される。

$$u_*{}^2 = K_m \frac{\partial U}{\partial z} \tag{B.33}$$

$$\frac{\partial U}{\partial z} = \frac{u_*}{\kappa z} \phi_m \left(\frac{z}{L}\right) \tag{B.34}$$

$$K_m = \frac{u_* \kappa z}{\phi_m \left(\frac{z}{L}\right)} \tag{B.35}$$

接地層における乱流拡散係数を基に、MRF PBL では大気境界層における運動量の乱流拡散係数K_mは(B.36)式のようにパラメタライズされる。

$$K_m = \kappa w_s z \left(1 - \frac{z}{h}\right)^p \tag{B.36}$$

$$w_s = u_* \phi_m^{-1} \tag{B.37}$$

p: profile shape exponent(taken to be 2) プロファイル指数

h: height of the PBL 境界層高さ

w_s: mixed-layer velocity scale 混合層速度スケール

ϕ_m: universal fanctions for momentum

対流による大きな渦の効果を表現するγ_c(counter-gradient flux term)は(B.38)式で与えられる。$\overline{c'w'}$は接地層における予報変数 C(*u*, *v*, θ, *q*)のフラックス(運動量であれば$\overline{u'w'} = u_* T_*$)であり、MRF PBL では混合層における対流の大きな渦の影響は接地層におけるフラックスから決定される。*b* は比例係数である。

$$\gamma_c = b \frac{(\overline{c'w'})}{\partial z} \tag{B.38}$$

境界層高さhは、臨界バルクリチャードソン数Rb_{cr}を用いることで(B.39)式から繰り返し計算により求められる。

$$h = Rb_{cr} \frac{\theta_{va}}{g} \frac{U(h)^2}{\theta_v(h) - \theta_s} \tag{B.39}$$

Rb_{cr}: critical bulk Richardson number

$U(h)$: horizontal wind speed at h

θ_{va}: virtual potential temperature at the lowest model level

$\theta_v(h)$: virtual potential temperature at h

また温度や水蒸気の拡散係数K_tは、K_mからプラントル数Prにより(B.40)式の関係により求められる。はプラントル数は混合層全体で一定とする。

$$Pr = \left(\frac{\phi_t}{\phi_m} + b\kappa \frac{0.1h}{h}\right) \tag{B.40}$$

ϕ_t: universal fanctions for heat or water

ϕ_m: universal fanctions for momentum

大気境界層上空の自由大気では local-K method により鉛直方向の乱流拡散係数は(B.39)式で与えられる。l(mixing length)は (B.42)式で与えられる。

$$K_{m,t} = l^2 f_{m,t}(Rig)\left|\frac{\partial U}{\partial z}\right| \tag{B.41}$$

$$\frac{1}{l} = \frac{1}{\kappa z} + \frac{1}{\lambda_0} \tag{B.42}$$

$$Rig = \frac{g}{T}\frac{\partial\theta/\partial z}{(\partial U/\partial z)^2} \tag{B.43}$$

$f_{m,t}(Rig)$は安定度を示す関数であり、Rig は局所勾配リチャードソン数(local gradient Richardson number)である。$f_{m,t}(Rig)$は大気の安定度により(B.44)～(B.48)式の形をとる。

0<Rb: stably stratified free atmosphere

$$f_t(Rig) = (1 + 5.0Rig)^2 \tag{B.44}$$

$$Pr = 1.0 + 2.1Rig \tag{B.45}$$

$$f_m(Rig) = (1 + 5.0Rig)^2\, Pr \tag{B.46}$$

Rb≤ 0: neutral and unstably stratified atmosphere

$$f_t(Rig) = (1 + 16.0Rig)^{-1/2} \tag{B.47}$$

$$f_m(Rig) = (1 + 16.0Rig)^{-1/4} \tag{B.48}$$

(b) Yonsei University (YSU) PBL

Yonsei University(YSU) PBL(Hong et al 2006)は MRF PBL の後継モデルである。MRF PBL と同様に countergradient term を使用する。MRF PBL モデルとの違いは、YSU PBL モデルでは大気境界層の上部における遷移層(エントレインメント層)の効果を考慮している点である。YSU PBL では混合層内の予報変数 C(u,v,θ,q)の乱流拡散(鉛直拡散項)が(B.49)式で表現される。$\overline{(c'w')_h}$は遷移層におけるフラックスを意味する。

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left[K_c\left(\frac{\partial C}{\partial z} - \gamma_c\right) - \overline{(c'w')_h}\left(\frac{z}{h}\right)^3\right] \tag{B.49}$$

(c) Mellor-Yamada-Janjic (MYJ) PBL

Mellor-Yamada-Janjic(MYJ) PBL は、渦粘性近似モデルであり、乱流エネルギーと長さスケールの積が予報される。Maller and Yamada が開発した大気乱流モデルの体系は輸送方程式

の数により Level1 から Level4 まで階層化される。Level4 では$\overline{u_i'u_j'}$、$\overline{u_i'\theta'}$、$\overline{\theta'^2}$、q^2に対してそれぞれ輸送方程式が解かれる。Mellor-Yamada-Janjic PBL では乱流エネルギーq^2のみに対して偏微分方程式を解き、他の乱流統計量は代数方程式により求める。乱流エネルギーの輸送方程式を解くため、non local K approach の MRF PBL や YSU PBL と比較すると計算負荷が大きい。

渦粘性近似モデルでは、鉛直方向の乱流フラックスは(B.50)式の形で表現される。

$$\overline{c'w'} = -K\frac{\partial U}{\partial z} \tag{B.50}$$

次元解析により、乱流拡散係数 K は(B.51)式の次元で表現される。

$$K \sim l\sqrt{e} \tag{B.51}$$

ここでl は長さスケール、e は乱流エネルギー(TKE: Turbulent Kenetic Energy)を意味する。

$$e = \frac{1}{2}[(u')^2 + (v')^2 + (w')^2](= \frac{1}{2}q^2) \tag{B.52}$$

(B.51)式から乱流拡散係数は(B.53), (B.54)式で表現される。S_m, S_hは長さスケールl_Mの補正係数である。S_m, S_hは(B.55), (B.56)式に従う。A_1、A_2、B_2、C_1は実験による定数である。

$$K_m = l_M S_m q \tag{B.53}$$

$$K_h = l_M S_h q \tag{B.54}$$

$$S_m(6A_1A_2G_m) + S_h(1 - 3A_2B_2G_h - 12A_1A_2G_h) = A_2 \tag{B.55}$$

$$S_m\left(1 + 6{A_1}^2G_m - 9A_1A_2G_h\right) - S_h\left(12{A_1}^2G_h + 9A_1A_2G_h\right) = A_1(1 - 3C_1) \tag{B.56}$$

G_mとG_hは乱流エネルギーの生成項及び、浮力による生成項または消散項を意味し、それぞれ(B.57)式と(B.58)式で表現される。

$$G_m = \frac{l_M^2}{q^2}\left[\left(\frac{\partial u}{\partial z}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial z}\right)^2\right] \tag{B.57}$$

$$G_h = \frac{l_M^2}{q^2}\beta\left(\frac{\partial \theta_v}{\partial z}\right) \tag{B.58}$$

$$\theta_v = \theta(1 + 0.61q_v) \tag{B.59}$$

β: a constant equal to 1/273

乱流エネルギーの輸送方程式は(B.60)式で表現される。

$$\frac{d(q^2 l_M)}{dt} - \frac{\partial}{\partial z}\left[l_M q S_q \frac{\partial}{\partial z}\left(\frac{q^2}{2}\right)\right] = P_s + P_b - \varepsilon \tag{B.60}$$

右辺第 1 項P_sは風速の勾配による TKE の生成項(B.61)、第 2 項P_bは浮力による生成項または消散項(B.62)、第 3 項εは粘性消散項(B.63)である。B_1は実験による定数。

$$P_s = -(\overline{u'w'})\frac{\partial u}{\partial z} - (\overline{v'w'})\frac{\partial v}{\partial z} \tag{B.61}$$

$$P_b = \beta g\left(\overline{w'\theta_v{}'}\right) \tag{B.62}$$

$$\varepsilon = \frac{q^3}{(B_1 l_M)} \tag{B.63}$$

l_Mは診断的に(B.64), (B.65)式により求められる。

$$l_M = l_0 \frac{\kappa z}{\kappa z + l_0} \tag{B.64}$$

$$l_0 = \alpha \frac{\int_0^{Hpbl} |z| q dz}{\int_0^{Hpbl} q dz} \tag{B.65}$$

α: a constant set equal to 0.25

自由大気では、l_Mは鉛直方向のモデル格子サイズΔzにより(B.66)式で与えられる。

$$l_M = 0.23\Delta \tag{B.66}$$

2.4 雲微物理モデル(Microphysics)

雲の微物理過程とは、水蒸気が雲の微物理を通じて水や氷となる過程を指す。雲の微物理(Microphysics)を扱う雲物理モデルでは、力学コアから風、温位、気圧、水蒸気・雲水・雲氷・雨・雪・雹の混合比を受け取ることで、これら水物質間の相変化や熱の発生が計算され、最終的に更新されたこれらの値と温位が力学コアへ返される。WRF では Kessler (1969)による雨水と雨水の混合比を予報変数とした簡単なモデルや、Kessler に雲氷、雪、霰(あられ)の混合比を加えた Lin et al (1983)によるモデルが用意されている。また、Lin らのモデルを参考にして開発された WSM3、WSM5、WSM6 が導入されている。WSM の後の数字は予報変数の数を表しており、WSM6 では水蒸気、雲水、雨水、雲氷、雪、あられの 6 つの混合比を予報するモデルで、WSM5 はあられを除く 5 つの予報変数が、WSM3 は雲水と雲氷、雨と雪を同じカテゴリーとして扱うことにより簡略化した 3 つの予報変数が扱われる。これら WSM3,WSM5,WSM6 は混合比のみを予報する sigle-moment type のモデルである。混合比のみを変数とした場合、混合比により平均粒子径が決定されるため、高混合比で常に大粒径となるが、実際はこのような関係は成り立たない。そこで、WRFV3 からは混合比に加えて数濃度も予報する Moririson などの double-moment type のモデルも導入されている。

2.5 放射モデル(Radiation)

放射モデルは短波放射モデルと長派放射モデルに分けられ、大気による反射や散乱による過程を扱うことで、地表面の熱収支で必要となる地表面への短波放射量と長波放射を計算する。長波放射は大気や地表面により吸収・放射される。地表面からの長波放射は地表面

の放射率に依存し、放射率は地表面の種類や温度に依存する。短波放射は高温の太陽からの放射であり、短波放射モデルでは大気による吸収、反射、散乱が計算される。短波放射の地表面での反射は地表面のアルベドにのみ依存する。

2.6　積雲パラメタリゼーション (Cumulus Parameterization)

積雲パラメタリゼーションは鉛直方向の移流や薄い雲によるサブグリッドスケールの効果を扱うものである。鉛直格子解像度が粗いために解くことのできない上昇気流や下降気流による鉛直方向のフラックスがパラメタライズされる。

付録 C

WRF 解析条件の影響

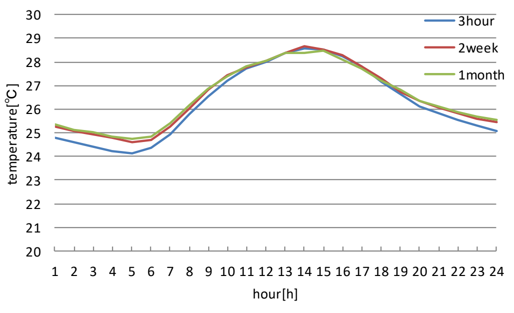
§1　はじめに

WRF 解析条件が解析結果へ与える影響評価を行う。本論における力学的ダウンスケーリングの解析条件を決めるに当たり実施したいくつかの解析条件に関する検討について述べる。

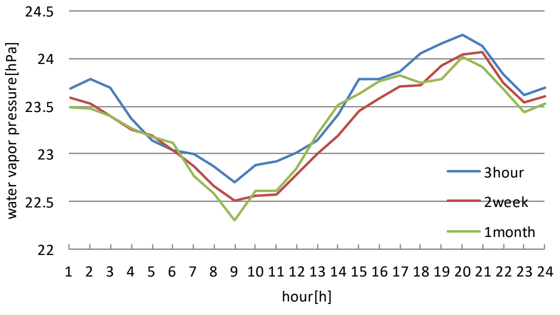
§2　WRF 解析条件の影響

2.1　助走計算期間の影響

図 C.1 は、助走計算期間がそれぞれ、3 時間(2006/07/31 JST21:00 解析開始)、2 週間(2006/07/15 JST21:00 解析開始)、1 カ月(2006/07/01 JST21:00 解析開始)と異なる 3 ケースの、2006 年 8 月の 1 ヵ月間平均した大手町における気象要素の日変化である。初期値・境界値は MIROC4h の予測データを使用している。助走計算期間が 3 時間のケース(3hour)では、より助走計算が長い他のケースに比べ、夜間の気温が低くなる(図 C.1a))。また、水蒸気圧も他のケースと比べ少し大きい。助走計算を 2 週間とったケース(2week)では 1 カ月間とったケース(1month)と比べ、大きな差は見られないため、本論における将来気象データ作成のための解析は助走計算期間を 2 週間とした。



a) 気温(2m)



b) 水蒸気圧(2m)

図 C.1　2006 年 8 月の平均的な気象要素の日変化

助走計算期間の差による大気の解析結果の差の要因として、土壌温度が挙げられる。図 C.2 は助走計算期間 3 時間のケース (2006/07/31 JST21:00 解析開始)の 8 月 1 日 0 時間(JST 00:00)から 1 ヵ月間の土壌温度の時系列変化である。地表面、0~10cm, 10~40cm, 40~100cm, 100~200cm の深さの層, 最下層における温度を示す。深さ 40~100, 100~200cm において顕著であるが、土壌温度が初期値からある一定の値に達するまでにおよそ 2 週間から 1 カ月間の時間を要する。図 C.3 は助走計算期間の異なる 3 ケースの深さ 40~100cm における土壌温度の 2006 年 8 月の時系列変化である。助走計算期間が 3 時間のケース(3hour)では 2 週間と 1 カ月のケースに比べ土壌温度が低い。図 C.4 は 8 月の地表面から大気への顕熱(Sensible)と土壌への熱伝導(Ground)の 1 ヶ月間平均した日変化を示す。助走計算期間が 3 時間と短いケース(3hour)では、熱伝導が比較的大きく、顕熱が小さくなっており、これは他のケースに比べて土壌温度が低いことが要因であると考えられる。

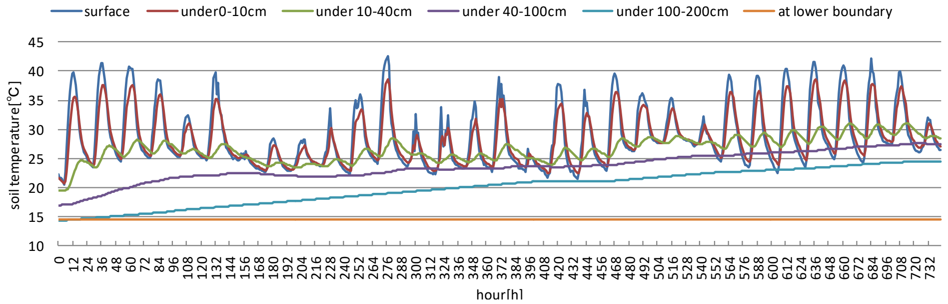


図 C.2　助走計算期間 3 時間の Case における、2006 年 8 月の土壌温度の時系列変化

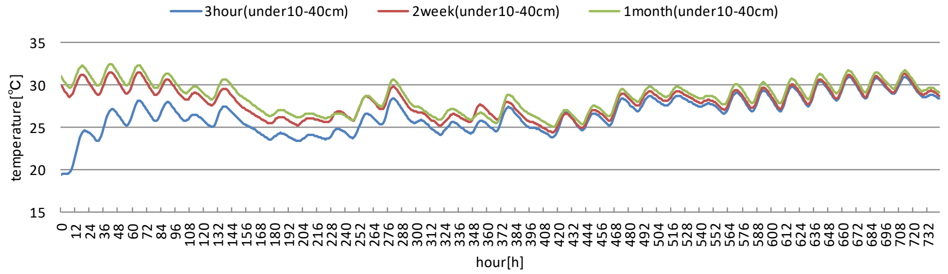


図 C.3　助走計算期間の違いによる、2006 年 8 月の土壌温度(under 10~40cm)の時系列変化

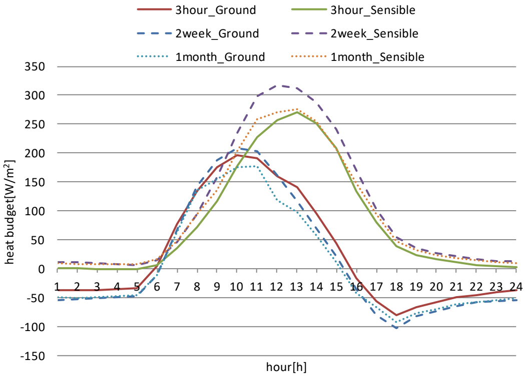
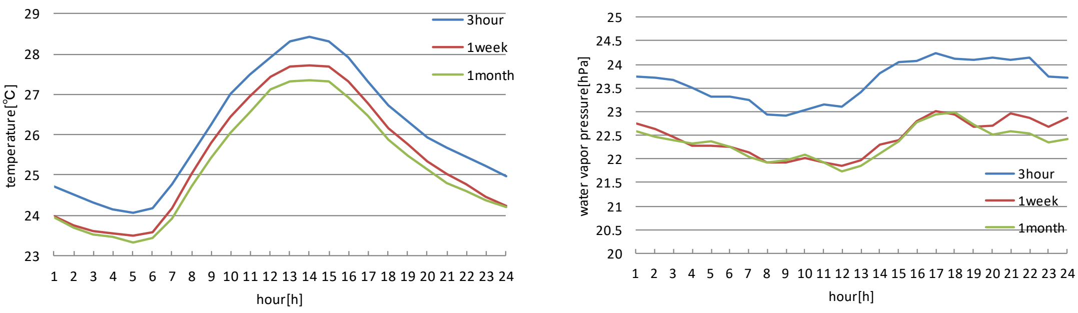


図 C.4　地表面から大気への顕熱と土壌への熱伝導の日変化

2.2　海表面温度更新の影響

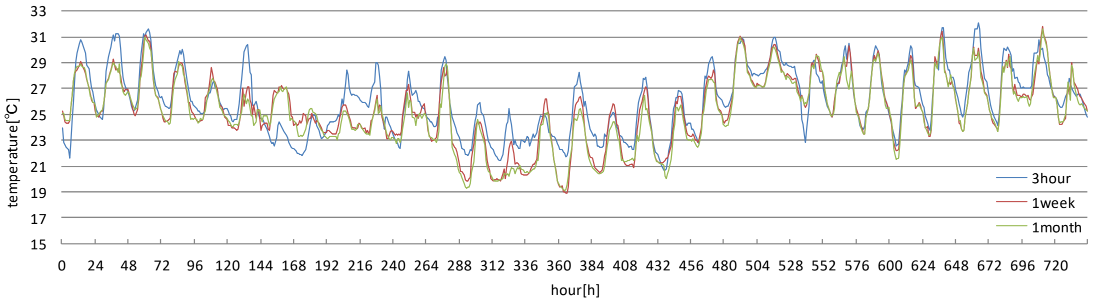
海表面温度の更新(sst update)が解析結果へ与える影響を考察する。初期値・境界値はMIROC4h の予測データから作成した。大手町における 2006 年 8 月 1 日 0 時から 8 月 31 日24 時までの 1 ヶ月間を対象として解析を行う。土地利用データは全ての領域においてUSGS を利用した。解析ケースは助走計算期間の異なる 3 ケースそれぞれにおいて海表面温度更新の有無 2 通りの解析を実施した(計 6 ケース)。3hour(解析開始 7 月 31 日 21 時～)、1week(解析開始 7 月 15 日 21 時～)、1month(解析開始 7 月 01 日 21 時～)。

図 C.5 は海表面温度を更新しないケースにおける助走計算期間の異なる 3 ケースの各気象要素の 8 月 1 カ月平均した日変化である。助走計算期間が長いケースほど、気温、湿度が低くなる。図 C.6 に気温、湿度、積算降雨量の時系列変化を示す。助走計算期間が 3 時間と短いケース(3hour)では他のケースと比べ降雨量が多い。海表面温度の更新を行わないケースでは助走計算期間の長さにより気温、水蒸気圧、降雨量など WRF 解析結果の差が大きい。

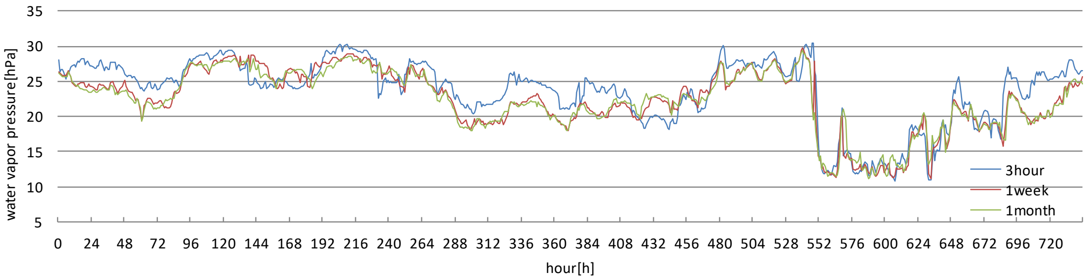


a) 気温(2m)　　　b) 水蒸気圧(2m)

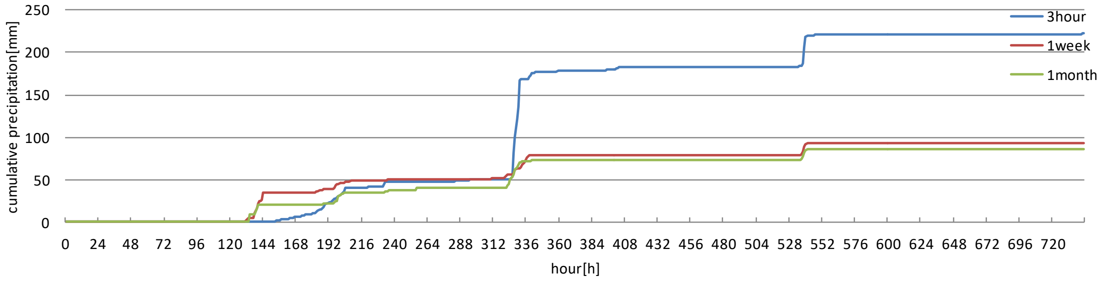
図 C.5　8 月 1 ヵ月平均した気象要素の日変化(海表面温度更新なし)



a)　気温



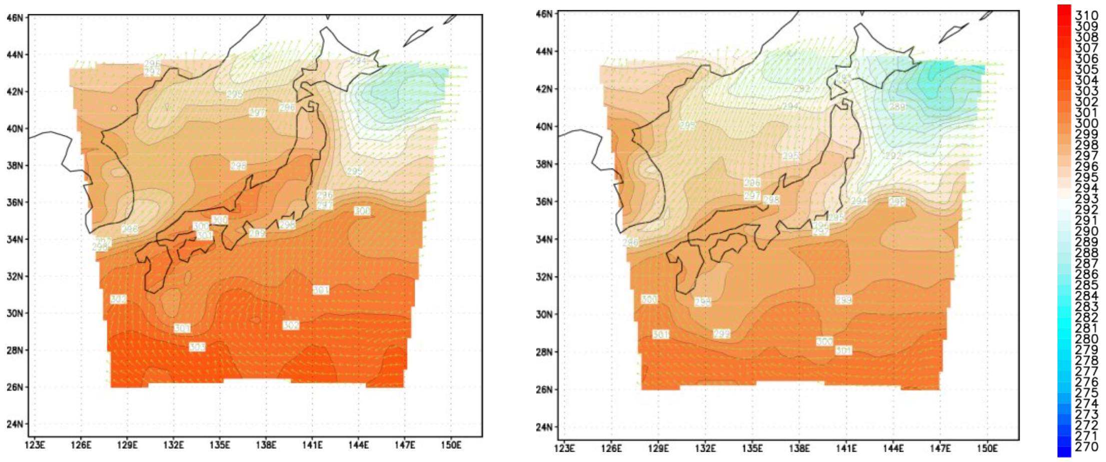
b) 湿度



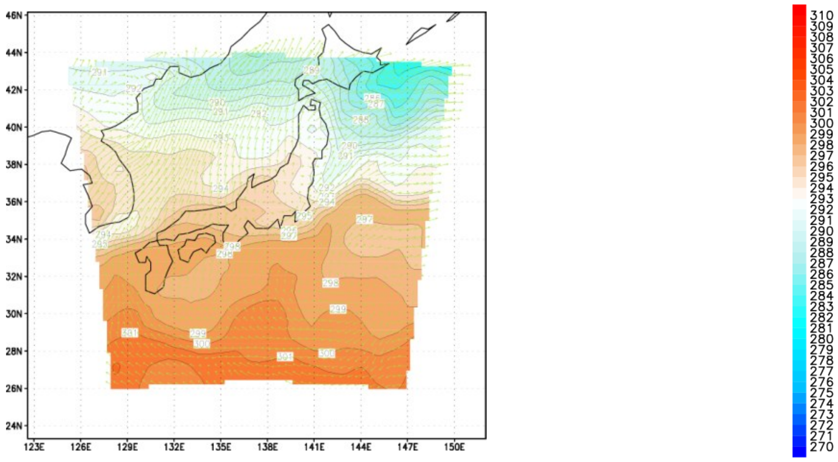
b) 積算降雨量

図 C.6　8 月の各気象要素の時系列変化 (海表面温度更新なし)

図 C.7 に助走計算期間開始時刻における海表面温度を示す。WRF 解析では海表面温度の更新を行わない(デフォルトの設定)場合には、解析開始時の海表面温度を用いて解析が行われる。このため、8 月を対象とした解析を行った本ケースのような場合では、助走計算を長くとったケースでは 8 月よりも水温が低い 7 月の海表面温度を用いて解析が行われる。



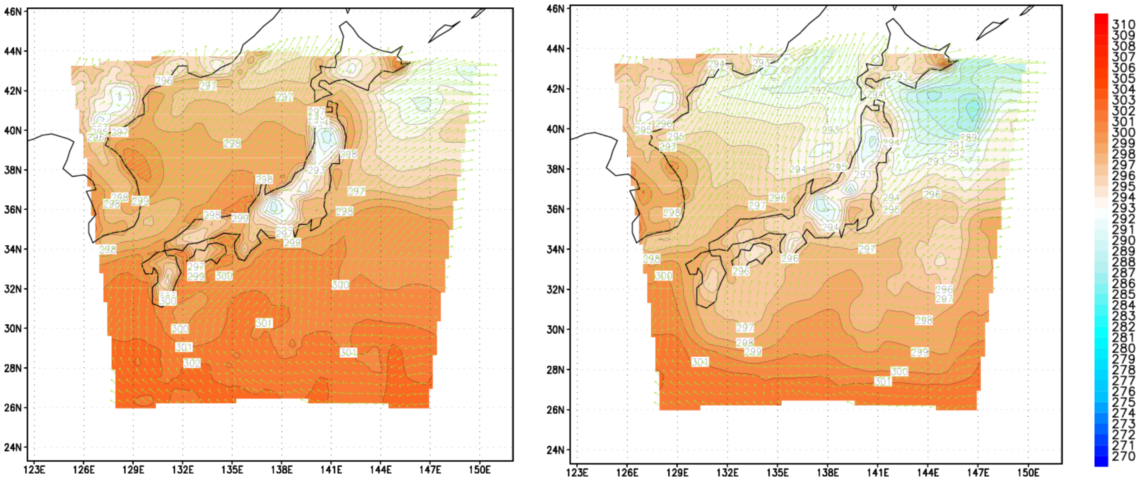
a) 7 月 31 日 21:00　　b) 7 月 15 日 21:00　　[K]



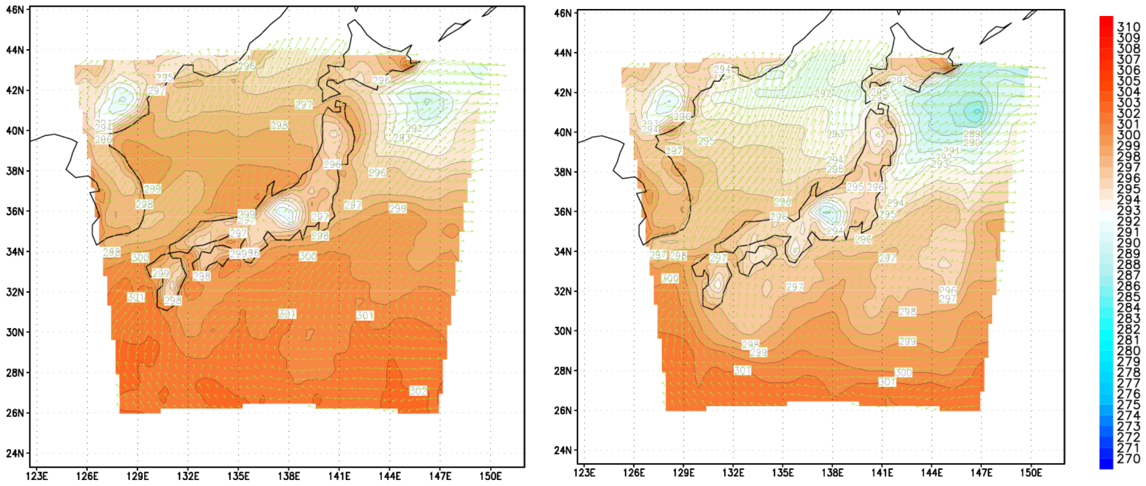
c) 7 月 1 日　21:00　[K]

図 C.7　各ケース計算開始時における海表面温度の分布

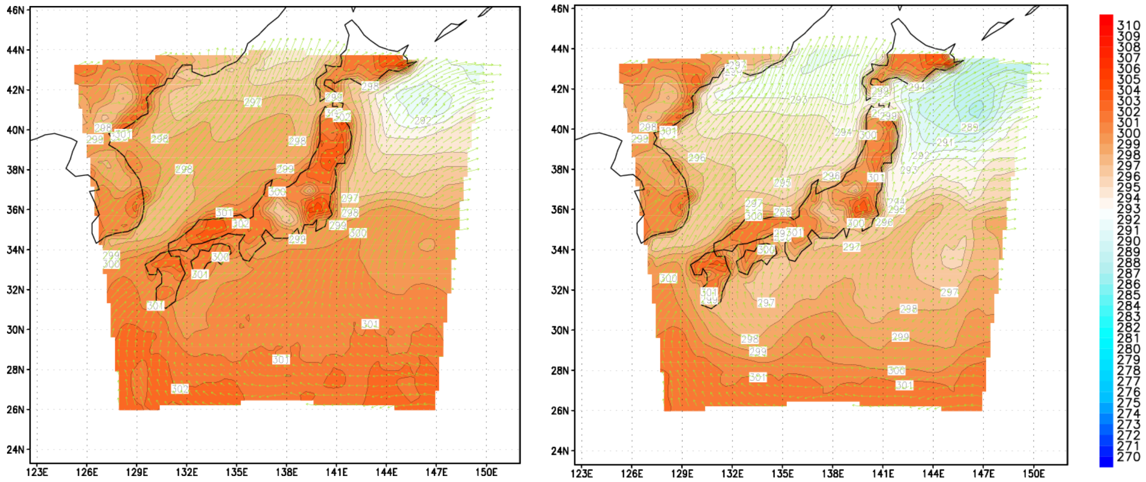
図 C.8 に助走計算期間が 3 時間(3hour)と 1 ヶ月間(1month)のそれぞれのケースにおける 8 月の気温(2m)の分布を時間帯ごとに示す。1 month では 3hour よりも低い温度の海表面温度のデータ使用されるため、同時刻における気温を比較した場合、1 month の方が気温は低く、特に海域において気温の差が顕著みられる。



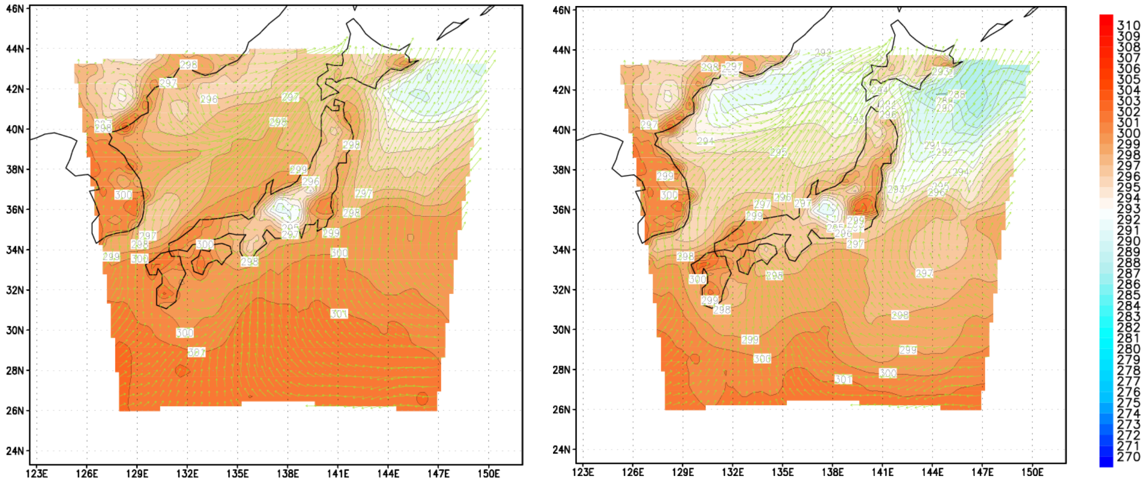
a) 3hour　Temp at 2m (8/1 00:00)　　b) 1month　Temp at 2m (8/1 00:00)　[K]



a) 3hour　Temp at 2m (8/1 6:00)　　b) 1month　Temp at 2m (8/1 6:00)　　[K]



a) 3hour　Temp at 2m (8/1 12:00)　　b) 1month　Temp at 2m (8/1 12:00)　　[K]



a) 3hour　Temp at 2m (8/30 12:00)　　b) 1month　Temp at 2m (8/30 12:00)　　[K]

図 C.8　各ケースの 8 月の気温(2m)の分布

図 C.9 に助走計算期間が 3 時間(3hour)と 1 ヶ月間(1month)のそれぞれのケースにおける 8 月の地上 2m 絶対湿度（混合比）の分布を時間帯ごとに示す。海面上の大気の混合比は 3hour が 1month と比べて低い。これは 1month では 3hour より海表面温度が低いために海面上の蒸発量が減少することが原因として考えられる。海域から流入する大気の混合比の違いにより、大手町においても 1month では他のケースと比較して水蒸気圧が低くなり、また降雨量も少なくなると考えられる。

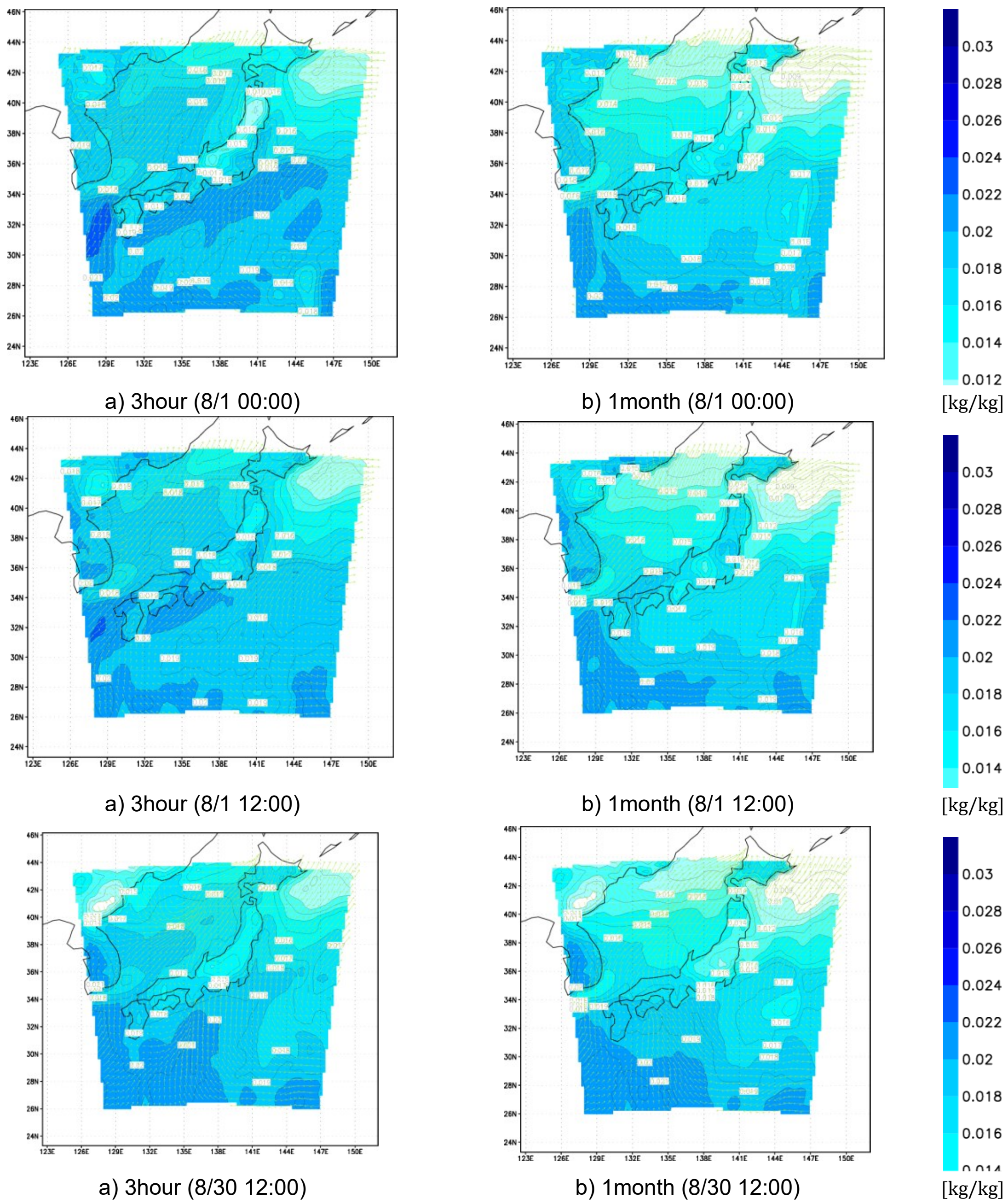
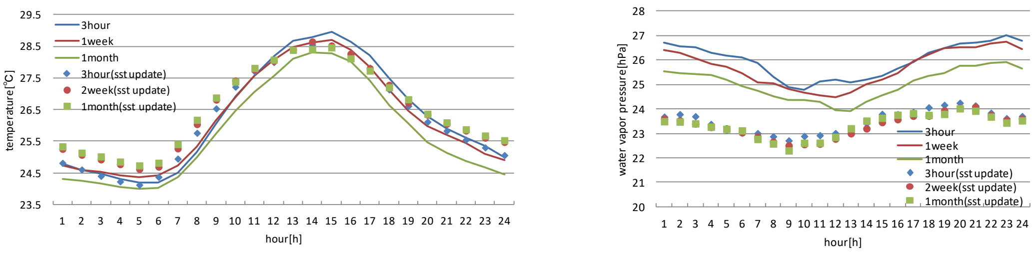


図 C.9　各ケースの 8 月の混合比（2m)の分布

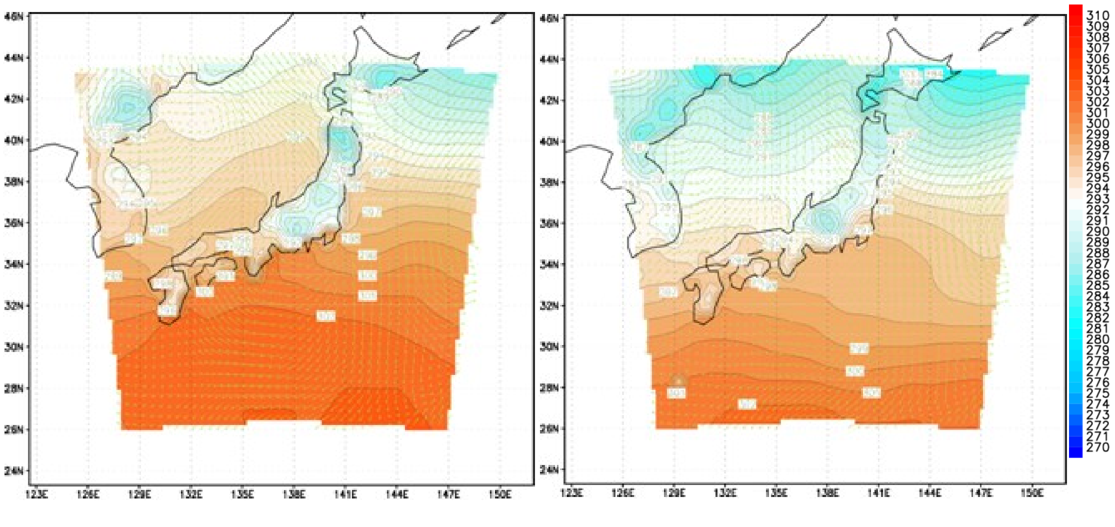
図 C.10 に助走計算期間の異なる 3 ケースと海表面温度の有無による 2 ケースからなる全 6 ケースの各気象要素の日変化を示す。海表面温度を更新したケース(sst up date)では助走計算期間による地表面付近における大気の気温と水蒸気圧に大きな差は見られない。領域気候モデルによる海域を含む領域における長期間の解析では、海表面温度更新の有無が大気の解析結果へ与える影響は大きい。



a) 気温(2m)　　b) 水蒸気圧(2m)

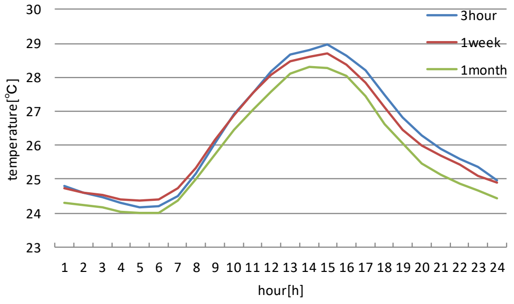
図 C.10　各ケース(6 ケース)における 8 月 1 ヵ月平均した各気象要素の日変化

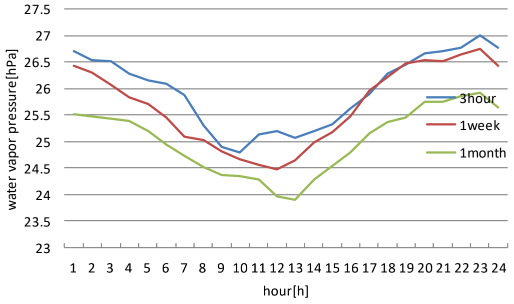
初期値・境界値に FNL を使用した場合の、海表面温度を更新しない助走計算期間の異なる 3 ケースにおける解析結果を示す。図 C.11 に FNL の海表面温度の分布を示す。図 C.12 は 8 月 1 ヵ月間平均した気温と水蒸気圧の日変化を示す。FNL を初期値・境界値にした場合においても、海表面温度を更新せず助走計算を長くしたケースでは気温、水蒸気圧の両方が他のケースと比べて低い。



a) 3hour(fnl)　(8/1~8/31)　　b) 1month(fnl)　(8/1~8/31)　　[K
]

図 C.11　各ケース計算開始時における海表面温度の分布





a) 気温(2m)　　b) 水蒸気圧(2m)

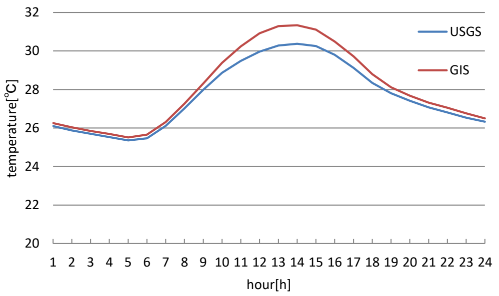
図 C.12　8 月 1 ヵ月平均した各気象要素の日変化

2.3　土地利用データの影響

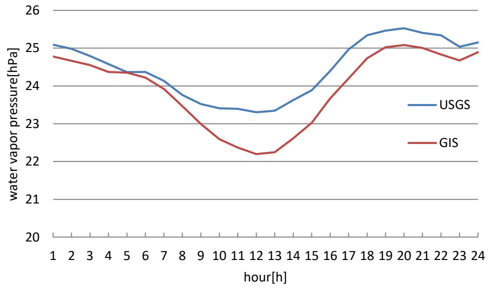
国土交通省国土政策局国土情報課が提供する国土数値情報を使用した過去再現計算の結果を示す。国土数値情報を使用するために、WRF のデフォルトで使用される USGS を用いて作成された中間ファイル(geo_em~.nc)の最小領域(geo_em.d04.nc)と最小領域の初期値ファイル(wrfinput.do4)に対して書き換え作業を行った。書き換える項目は、メッシュの土地利用種、緑被率、日射反射率等である。国土数値情報と USGS を 4 章 2 節 5 項の図 4.2 に示す。

対象期間は 2006~2010 年 8 月 1 日 0 時から 8 月 31 日 24 時　(解析開始 7 月 31 日 21 時～)とし、場所は大手町を対象とした。土地利用データは全領域(domain1,2,3,4:USGS)で USGS を使用したケース(USGS)と第 4 領域(domain1,2,3:USGS, domain4:GIS)に国土数値情報を使用したケース(GIS)の解析を実施した。

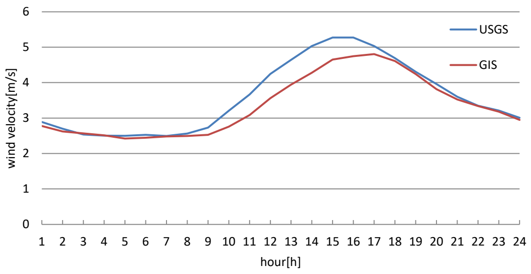
図 C.13 に 2006~2010 年の平均的な各気象要素の日変化を示す。また、図 C.14 に地表面熱収支を示す。大手町における気温は国土数値情報を使用したケースで高くなる。特に、日中の気温上昇が大きい。水蒸気圧は国土数値情報を使用したケースで小さくなり、地表面熱収支においても潜熱フラックスが小さくなる。また、風速は国土数値情報を使用したケースで小さくなり、これは国土数値情報を用いることで都市域が拡大され、地表面の摩擦が大きくなるからことが原因と考えられる。



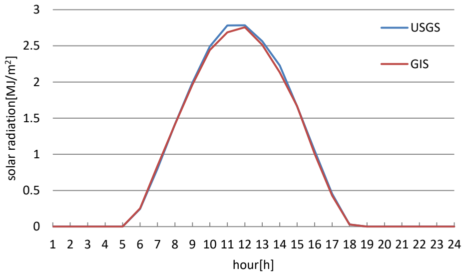
a) 気温(2m)



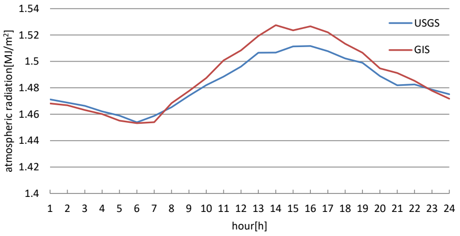
b) 水蒸気圧(2m)



c) 風速(10m)

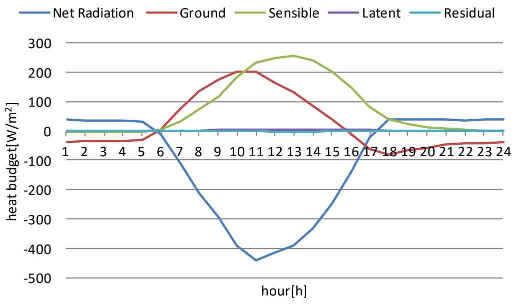


d) 全天日射量（地表面）

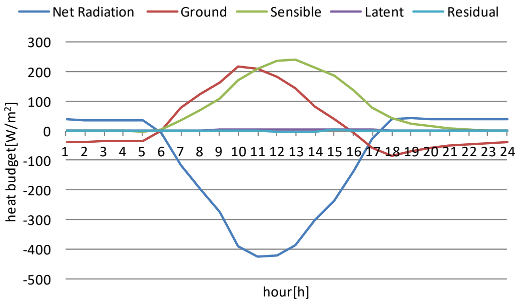


e) 大気放射量 (地表面)

図 C.13　2006~2010 年の各気象要素の日変化



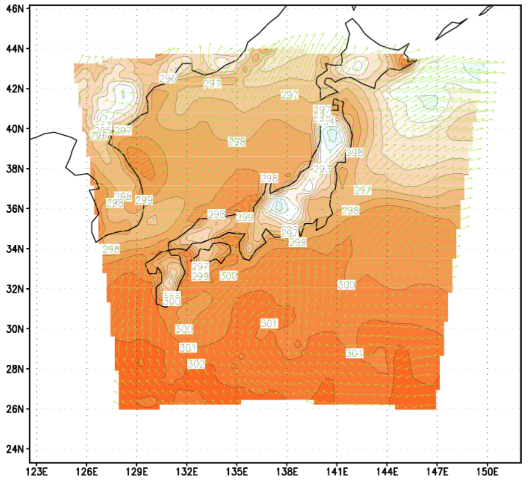
a) USGS



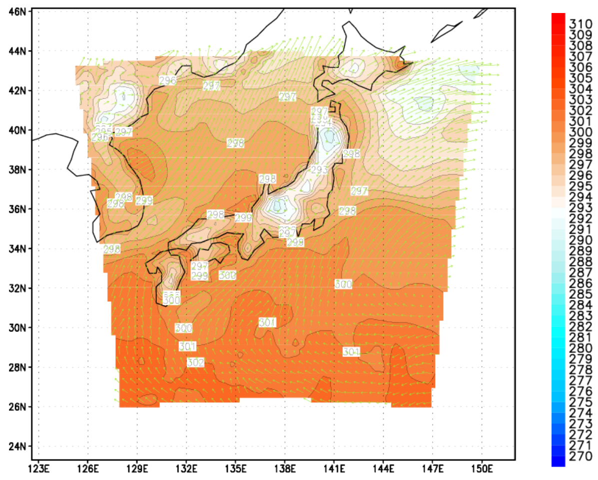
b) GIS

図 C.14　2006~2010 年の平均的な地表面熱収支

図 C.15 に関東地方における 8 月の気温(at 2m)の水平分布を時系列で示す。国土数値情報を用いたケースでは都市域が拡大することにより日中の高温域が拡大される。大手町における気温は国土数値情報を用いたケースの方が高くなっているが、図 C.14 の地表面熱収支における地表面から大気への顕熱フラックスは国土数値情報を用いたケースよりも USGS データを使用したケースの方が大きい。国土数値情報を使用した場合の気温の上昇は土地利用種を都市へと変更した大手町周辺部からの影響が大きいと考えられる。

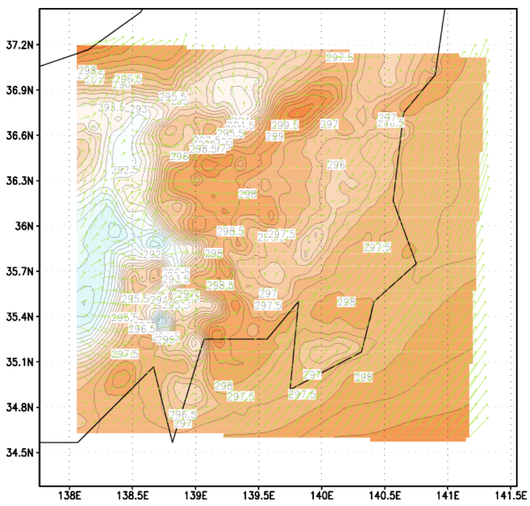


a) USGS Temp at 2m (8/1 00:00)

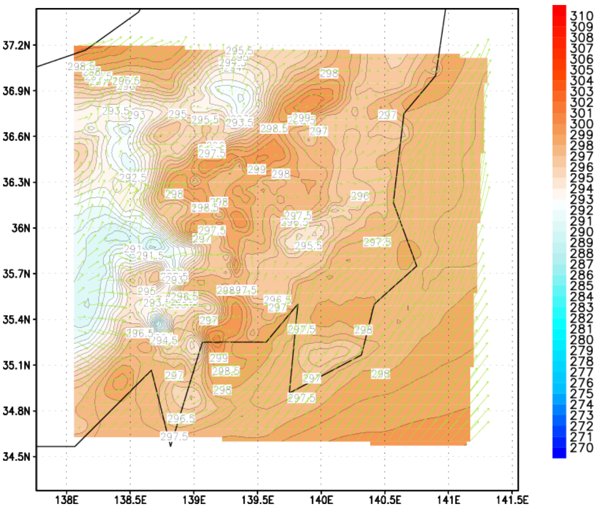


b) GIS Temp at 2m (8/1 00:00)

[K]

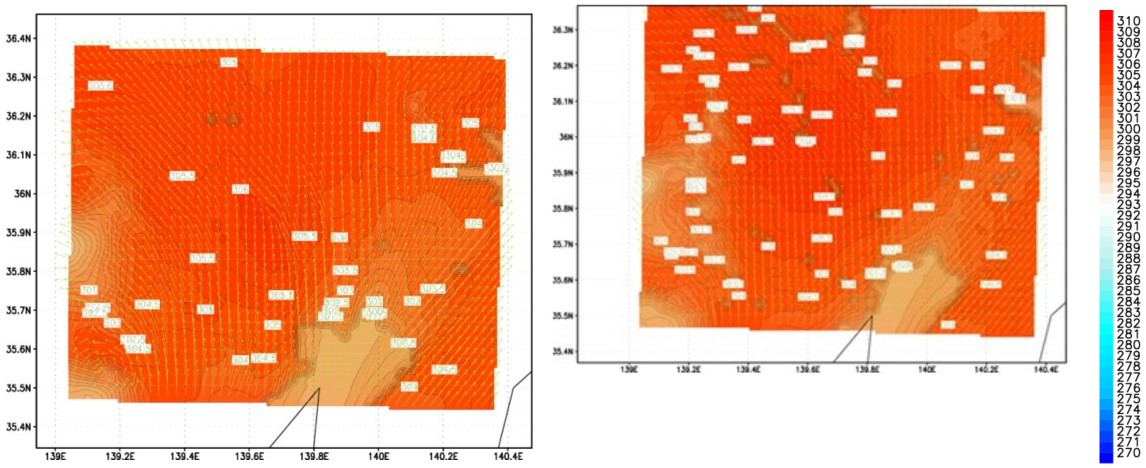


a) USGS Temp at 2m (8/1 6:00)

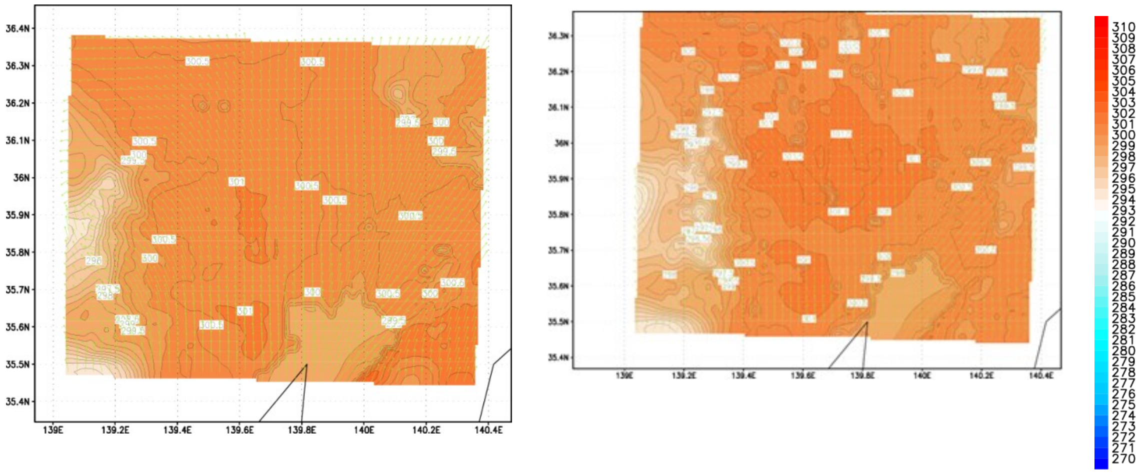


b) GIS Temp at 2m (8/1 6:00)

[K]



a) USGS Temp at 2m (8/1 12:00)　　b) GIS Temp at 2m (8/1 12:00)　　[K]



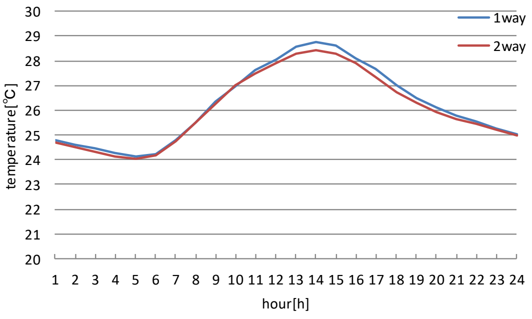
a) USGS Temp at 2m (8/4 12:00)　　b) GIS Temp at 2m (8/4 12:00)　　[K]

図 C.15　関東地方における気温(at 2m)の分布(左図 a)USGS，右図 b)GIS)

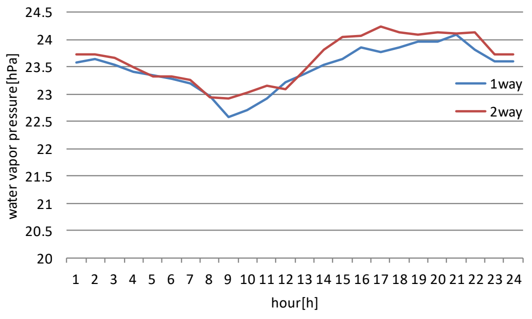
2.4　2-way と 1-way ネスティングの影響

Feedback の有無(2-way or 1-way)の解析結果への影響を考察する。Feedback(2-way 計算)を行うと領域の解析結果がその親領域の解析へと反映される。期間は 2006 年 8 月 1 日 0 時から 8 月 31 日 24 時　(解析開始 7 月 31 日 21 時～)を対象とし、場所は大手町(北緯 35.69 度, 東経 139.76 度)を対象とした。土地利用データは第 4 領域のみ国土数値情報を使用した。初期値・境界値は MIROC4h が予測した気象データを使用した。

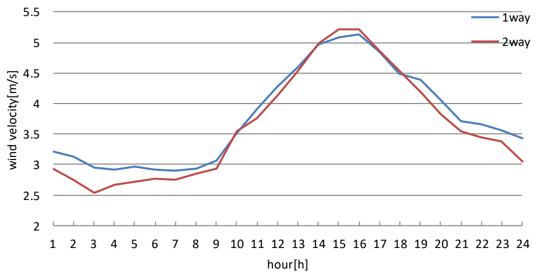
図 C.16 に 2006 年 8 月の各気象要素の日変化を示す。2006 年度の大手町を対象とした本解析では、Feedback 無し(1-way)のケースで Feedback 有り(2-way)のケースと比較して気温は少し高く、水蒸気圧は少し低いがそれほど大きな差はみられない。



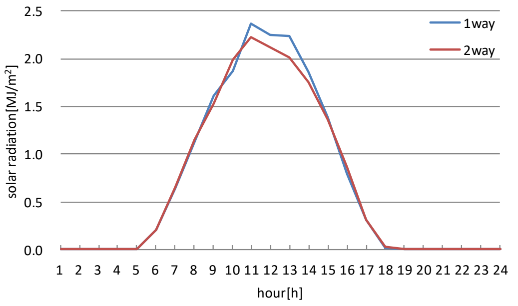
a) 気温



b) 水蒸気圧

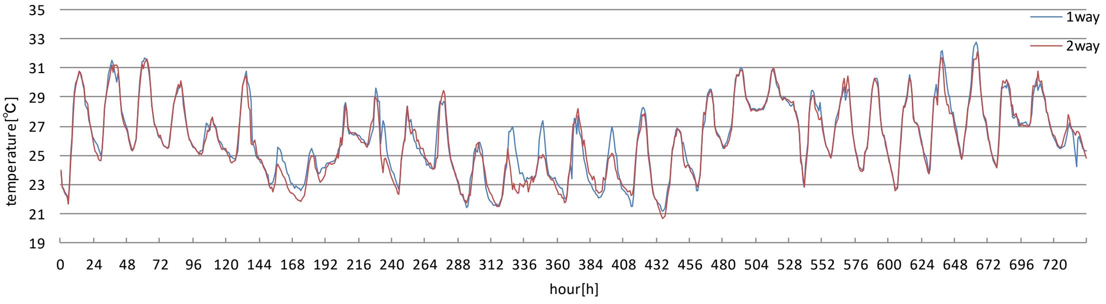


c) 風速

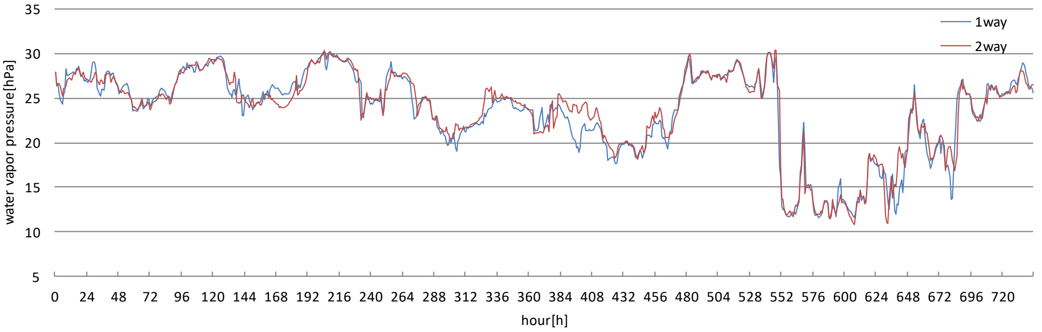


d) 全天日射

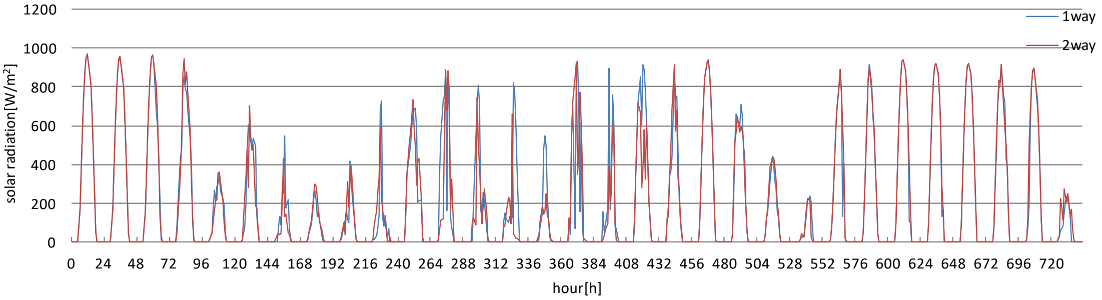
図 C.16　2006 年 8 月の各気象要素の日変化



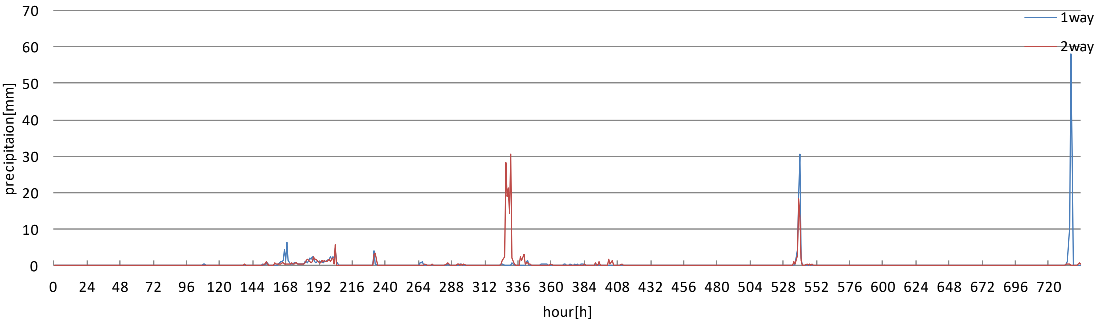
a) 気温(at 2m)



b) 湿度(at 2m)



c) 水平面全天日射(at surface)



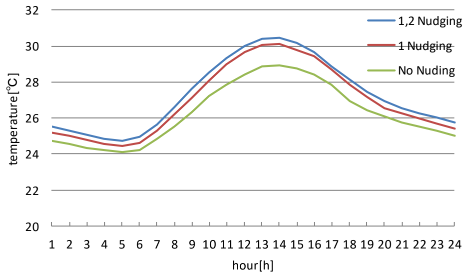
d) 降雨量

図 C.17　各気象要素の 8 月の時系列変化

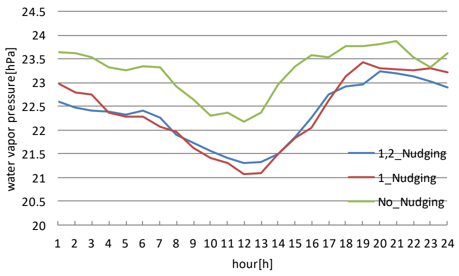
2.5　ナッジングの影響

ナッジングによる影響を考察する。解析領域の第 1 領域における上空大気の風速、気温、湿度に対して、6 時間間隔でナッジング(ナッジング係数 0.0003)を行った。期間は 2006 年 8 月 1 日 0 時から 8 月 31 日 24 時 (解析期間 7 月 31 日 21 時～)を対象とし、場所は大手町を対象とした。土地利用データは第 1,2,3 領域では USGS を、第 4 領域では国土数値情報を使用した。初期値・境界値は MIROC4h が予測した気象データを使用した。第 1 領域と第 2 領域でナッジングを行うケース(1,2_Nugging)、第 1 領域のみナッジングを行うケース(1_Nugging)、ナッジングを行わないケース(No_Nudging)の計 3 ケースで解析を実施した。

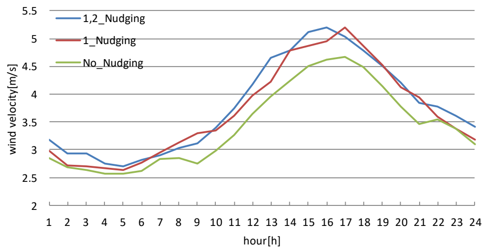
図 C.18 に各気象要素の 8 月の平均的な日変化を、図 C.19 に各気象要素の頻度分布を示す。ナッジングを行うことで、大手町における地表面付近の気温は上昇し、地表面付近の風速は大きくなり、風向も変化する。図 C.20 に大手町における地表面熱収支を示す。No_Nudging で顕熱が小さくなるがそれほど大きな差は見られない。図 C.21 に気温の水平分布を示す。1_Nugging の第 4 領域における気温は、No_Nudging に比べて高い。大手町(第 1 領域)における気温上昇は、この第 4 領域の大気の気温上昇の影響が大きいと考えらえる。



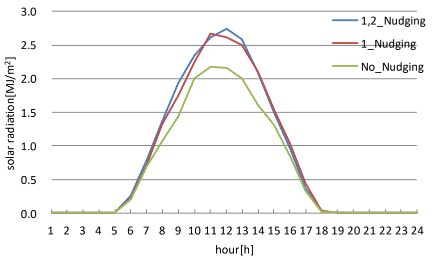
a) 気温



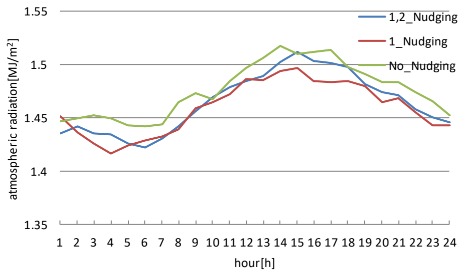
b) 水蒸気圧



c) 風速

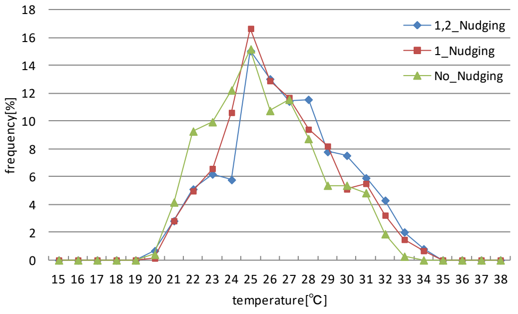


d) 全天日射

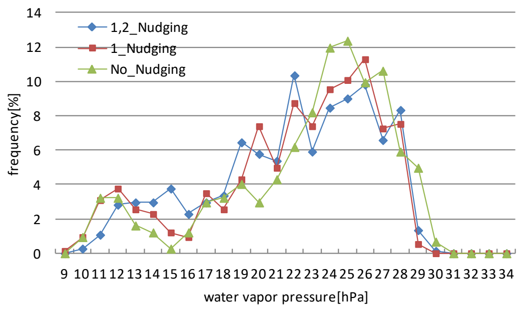


e) 天空日射

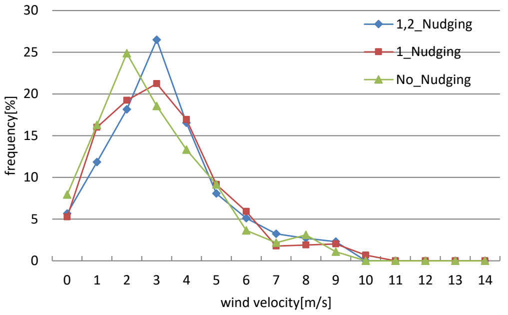
図 C.18　各気象要素の日変化



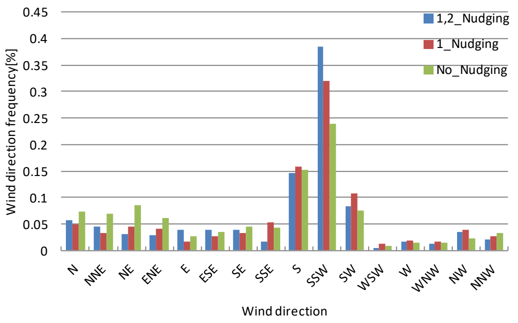
a) 気温



b) 水蒸気圧

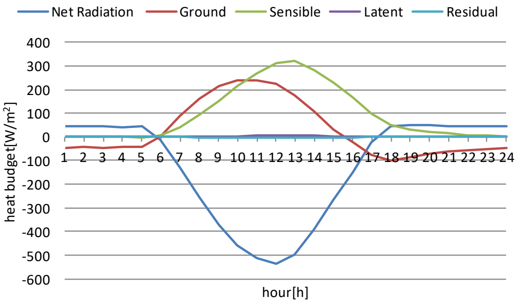


c) 風速

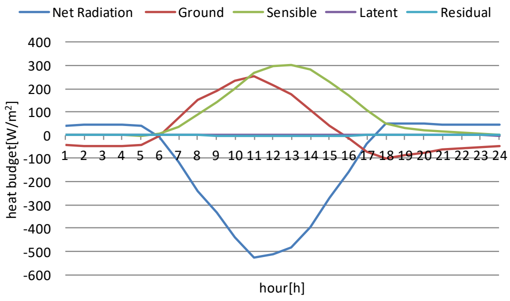


d) 全天日射

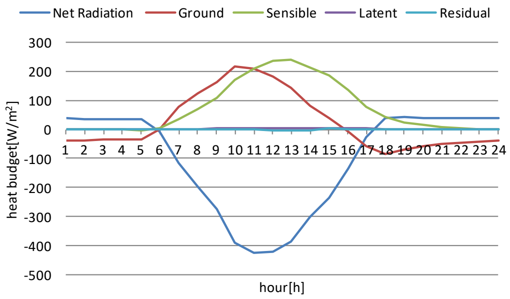
図 C.19　各気象要素の日変化



a) 1,2_Nudging

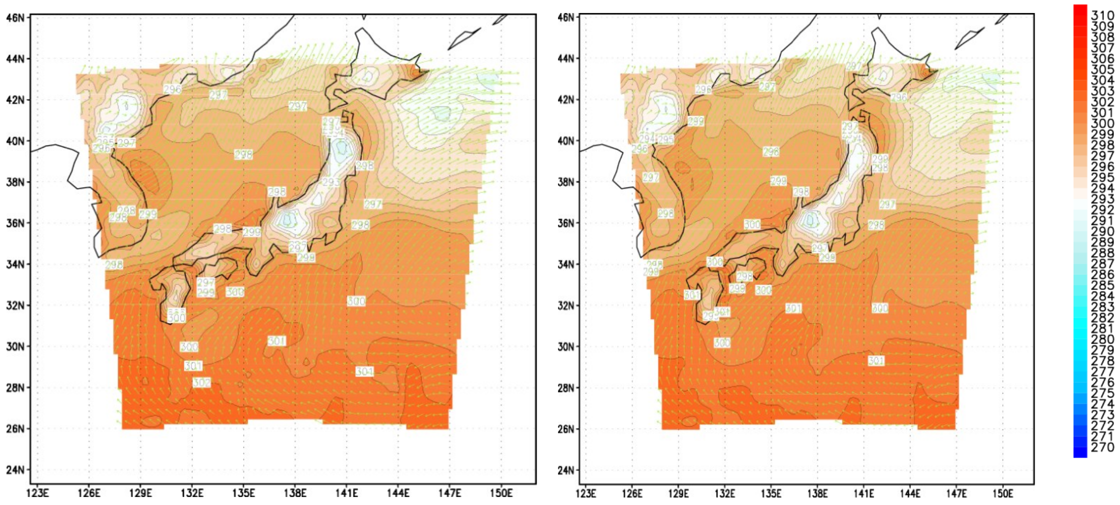


b) 1_Nudging

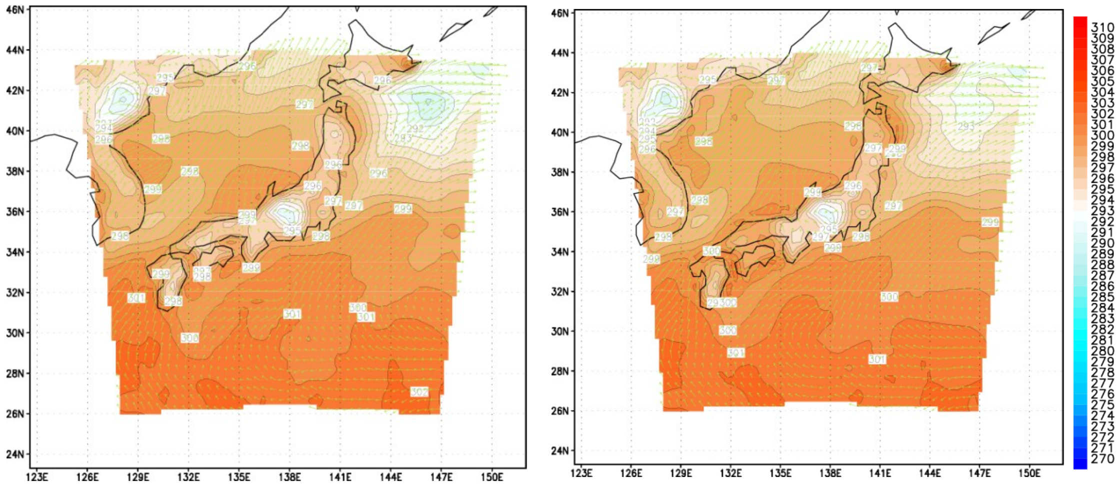


c) No_Nudging

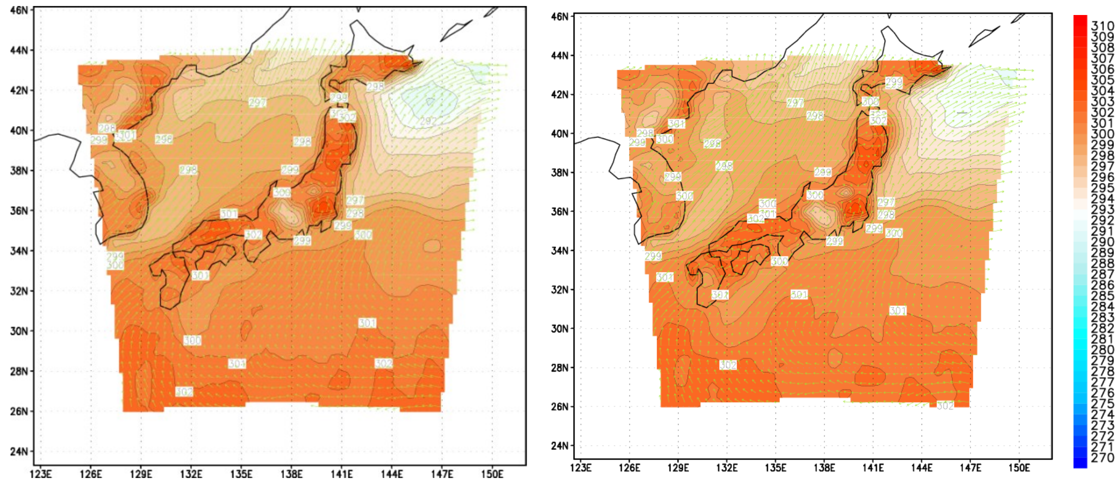
図 C.20　地表面熱収支



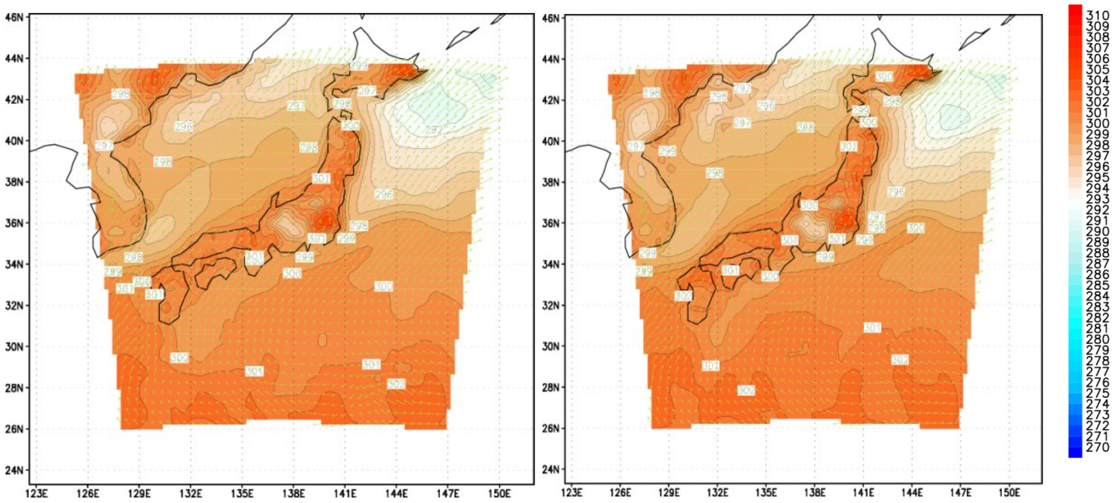
a)　No_Nudging Temp at 2m (8/1 00:00)　　b)　1_Nudging Temp at 2m (8/1 00:00)　　[K]



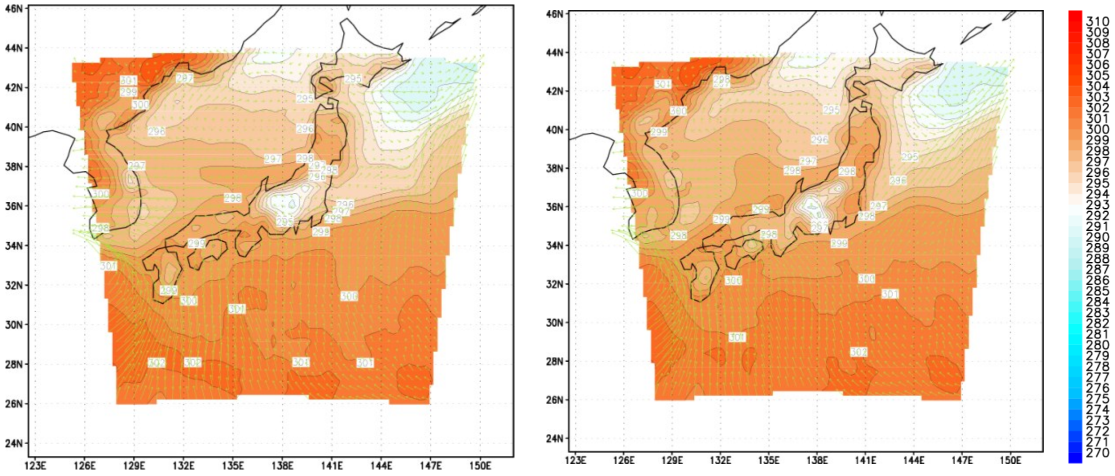
a)　No_Nudging Temp at 2m (8/1 6:00)　　b)　1_Nudging Temp at 2m (8/1 6:00)　　[K]



a)　No_Nudging　Temp at 2m (8/1 12:00)　　b)　1_Nudging　Temp at 2m (8/1 12:00)　　[K]



a)　No_Nudging Temp at 2m (8/3 12:00)　　b)　1_Nudging Temp at 2m (8/3 12:00)　　[K]



a)　No_Nudging Temp at 2m (8/6 12:00)　　b)　1_Nudging Temp at 2m (8/6 12:00)　　[K]

図 C.21　関東地方における気温(at 2m)の分布(左図 a) No_Nudging，右図 b) 1_Nudging)

付録 D

本研究に関連した発表論文

§1　学術雑誌(論文集・紀要)に発表した論文

1.1　査読あり

Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto, Proposal of typical and design weather year for building energy simulation. Energy and Buildings, Vol.135, p.517-524, 2017.3.15

有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, クオンタイルマッピングによる建築熱負荷計算用の気象データ作成のための全天日射量のバイアス補正手法. 日本建築学会環境系論文集, Vol.81, No.729, p.1047-1054, 2016.11.30

Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto, Toru Yamanaka, Effect of climate change on building cooling loads in Tokyo in the summers of the 2030s using dynamically downscaled GCM data. Energy and Buildings, Vol.114, p.123-129, 2016.2

有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, 山中徹, 力学的ダウンスケーリングによる建築熱負荷計算のための近未来気象データの作成(その 1)夏季の関東地方を対象とした近未来標準気象データの試作と気候変動の建築熱負荷への影響評価. 日本建築学会環境系論文集, Vol.80, No.710, p.371-379, 2015.5.12

Hideki Kikumoto, Ryozo Ooka, Yusuke Arima, A study of urban thermal environment in Tokyo in summer of the 2030s under influence of global warming. Energy and Buildings, Vol.114, p.54-61, 2016.2.15

Hideki Kikumoto, Ryozo Ooka, Yusuke Arima, Toru Yamanaka, Study on the future weather data considering the global and local climate change for building energy simulation. Sustainable Cities and Society, Vol.14, p.404-413, 2015.2

1.2　査読なし

有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, 山中徹, 力学的ダウンスケーリングによる近未来標準気象データ作成に関する研究. 生産研究, Vol.66, No.1, p.61-68, 2014

日本建築学会 GCM を活用した近未来標準気象データ作成 WG, GCM の力学的ダウンスケーリングによる近未来標準気象データの試作. 日本建築学会技術報告集, Vol.20, No.46, 2014

§2　学術会議・シンポジウムで発表した論文

2.1　査読あり

〇Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto: New type of year weather data based on quantile mapping called as typical and design weather year (TDWY). CIBSE ASHRAE Technical Symposium, Loughborough, UK, 2017.4

〇Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto: Typical and Design Weather Year for Building Energy Simulation. ASHRAE Annual Conference, Long Beach, USA, 2017.6

〇Hideki Kikumoto, Ryozo Ooka, Yusuke Arima, Toru Yamanaka: Study on future weather data considering global and local climate change for building energy simulation. AIVC conference, Athens, Greece, 2013.9

2.2　査読なし

〇Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto, Toru Yamanaka: Near Future Weather Data for Building Energy Simulation in Summer/Winter Seasons in Tokyo Developed by Dynamical Downscaling Method. 9th International Conference on Urban Climate, Toulouse, France, 2015.7

〇Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto, Toru Yamanaka: Effect of Climate Change on Building Energy Simulation in Tokyo in Summer of the 2030s Using the Dynamically Downscaled GCM Data. Third International Conference on Countermeasures to Urban Heat Island, Venice, Italy, 2014.10

〇Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto, Toru Yamanaka: A Study using Future Weather Data in Consideration of Climate Change and Local Climate Phenomena using Dynamical Downscaling for Building Energy Simulations. American Meteorological Society’s 94the Annual Meeting, Arizona, USA, 2014.2

〇Yusuke Arima, Ryozo Ooka, Hideki Kikumoto, Toru Yamanaka: Effect of Climate Change on Building Energy Simulation in Tokyo in Summer of the 2030s Using the Dynamically Downscaled GCM Data. Third International Conference on Countermeasures to Urban Heat Island, 2014.10

〇Hideki Kikumoto, Ryozo Ooka, Yusuke Arima: Impact of global warming on the sensible heat load in a detached house in Tokyo in the 2030s. American Meteorological Society’s 94the Annual Meeting, 2014.2

〇Yusuke Arima: Development of the Standard Weather Data in the future. Asian Symposium on Urban Environment and Energy, p.193-195, Sinchon campus of Yonsei University, Seoul, Korea, 2013.1

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀: オフィスビルを対象とした熱負荷計算による標準設計用気象データの性能検証. 日本建築学会大会学術講演, 広島, 2017.9

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀: GCM を使用した領域気象モデルによる近未来標準気象データ作成に関する研究(その 5)クオンタイルマッピングによる全天日射量のバイアス補正手法. 日本建築学会大会, 福岡, 2016.8

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, 山中徹: GCM を使用した領域気象モデルによる近未来標準気象データ作成に関する研究(その 4)気候変動が夏季と冬季の建築熱負荷に与える影響評価. 日本建築学会大会, 東京, 2015,9

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, 山中徹: 近未来気象データを用いた気候変動が夏季と冬季の建築熱負荷に与える影響評価. 空気調和・衛生工学会大会, 大阪, 2015.9

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, 山中徹: GCM を使用した領域気象モデルによる近未来標準気象データ作成に関する研究(その 3)気象データのバイアス補正と気候変動が夏季の建築熱負荷に与える影響の評価. 日本建築学会大会学術講演梗概集, 2014.8

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀: GCM を使用した領域気象モデルによる近未来標準気象データ作成に関する研究, 領域気象モデルによるダウンスケーリングの必要性. 日本気象学会大会講演予稿集, Vol.104, p.57, 2013.10

○有馬雄祐, 大岡龍三, 菊本英紀, 山中徹: GCM を使用した領域気象モデルによる近未来標準気象データ作成に関する研究(その 2)MIROC を用いた過去再現実験による領域気象モデルの予測精度の検証. 日本建築学会大会学術講演, 北海道, 2013.8

○菊本英紀, 大岡龍三, 有馬雄祐, 山中徹: GCM を使用した領域気象モデルによる近未来標準気象データ作成に関する研究(その 1)再解析データを用いた過去再現実験による領域気象モデルの予測精度の検証. 日本建築学会大会学術講演, 北海道, 2013.8

参考文献

A

Arima, Y. Ooka, R., Kikumoto, H.: Proposal of typical and design weather year for building energy simulation. Energy and Buildings, Vol.139, p.517-524, 2017

B

Belcher, S.E., Hacker, J.N., Powell, D.S.: Constructing design weather data for future climates. Builsing Service Engineering, Vol.26 (1), p.49-61, 2005

C

Colliver, D.G., Gates, R.S., Zhang, H., Priddy, K.T.: Sequences of extreme temperature and humidity for design calculations. ASHRAE Transactions, Vol.104, p.133-144, 1998

Cooperman, A., Dieckmann, J., Brodrick, J.: Using weather eata for predictive control. ASHRAE Journal, Vol.52 (12), p.130-132, 2010

Chen, F., Dudhia, J.: Coupling an advanced land surface hydrology model with the Penn State NCAR MM5 modeling system. Part I: Model implementation and sensitivity. Monthly Weather Review, Vol.129, p.569–585, 2001

Crawley, D.B.: Which weather data should you use for energy simulations of commercial buildings? ASHRAE Transactions, Vol.104 (2), p.498-515, 1998

D

Dickinson, R.E., Errico, R.M., Giorgi, F., Bates, G.T.: A regional climates model for the western United States. Climate Change, Vol.15, Issue 3, p.383-422, 1989

Dudhia, J.: Numerical study of convection observed during the winter monsoon experiment using a mesoscale two-dimensional model. Journal of the Atmospheric Science, Vol.46 (20), p.3077–3107, 1989

Dudhia, J.: Overview of WRF physics, WRF tutorial 2014. 2014 http://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/tutorial/tutorial_presentation_winter_2014.htm

G

Giorgi, F., Bates, T.: The climatological skill of a regional model over complex terrain, Monthly Weather Review. Vol.117, Issue 11, 1989

Giorgi, F., et al.: Regional Climate Information - Evaluation and Projections. Climate Change 2001, The Scientific Basis, p.583-638, 2001

H

Hasumi, H.: CCSR ocean component model (COCO) Version 2.1. CCSR Report 13, 2000

Holland, G.J., Done, J., Bruyere, C., Cooper, C.K., Suzuki, A.: Model investigations of the effects of climate variability and change on future gulf of Mexico tropical cyclone activity. 2010 Offshore Technology Conference, Houston, Texas, USA, 3, 2010.5

Hong, S.-Y., Pan, H.-L.: Nonlocal boudary layer vertical diffusion in a medium-range forecast model. Monthly Weather Review, Vol.124, Issue 10, 1996.10

Hong, S.-Y., Noh, Y., Dudhia, J.: A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes. Monthly Weather Review, Vol.134, p.2318–2341, 2006

Hong, S.-Y., Lim, J.-O.J.: The WRF single-moment 6-class microphysics scheme (WSM6). Journal of the Korean meteorological society, Vol.42 (2), p.129-151, 2006

Hong, S.-Y., Dudhia, J., Chen, S.-H.: A revised method to ice microphysical processes for the bulk parameterization of clouds and precipitation. Monthly Weather Review, Vol.132 (1), p.103–120, 2004

Hunke, E.C., Dukowicz, J.K.: An elastic-viscousplastic model for sea ice dynamics. Journal of Physical Oceanography. Vol.27, p.1849–1867, 1997.9

I

Ines, A.V.M., Hansen, J.W.: Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. Agricultural and Forest Meteorology. 2006, Vol.138, p.44-53

Intergovernmental Panel on Climate Change: Working group I contribution to the IPCC Fifth Assessment Report (AR5). Climate Change2013, The Physical Science Basis, 2013

J

Jimenez, P.A., et al.: A revised scheme for the WRF surface layer formulation. Monthly Weather Review, Vol.140 (3), 2012.3

Jentsch, M.F., Bahaj, A.S., James, P.A.B.: Climate change future proofing of buildings – Generation and assessment of building simulation weather files. Energy and buildings, Vol.40 (12), p.2148-2168, 2008

K

Kawase, H. et al.: Intermodel variability of future changes in the Baiu rainband estimated by the pseudo global warming downscaling method. Journal of Geophysical Research, Vol.114, 2009

Kalnay, E., et al.: The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project. Bulletin of the American

Meteorological Society, Vol.77 (3), p.437-471, 1996

Kain, J.S.: The Kain-Fritsch convective parameterization: An update. Journal of Applied Meteorology, Vol.43, p.170–181, 2004

Kessler, E.: On the continuity and distribution of water substance in atmospheric circulations. Atmospheric Research, Vol.38, Issue 1-4, p.109-145, 1995.9

Kimura, F., Kitoh, A.: Downscaling by pseudo global warming method. The Final Report of ICCAP, p.43-46, 2007

Knutson, T.R., et al.: Simulated reduction in Atlantic hurricane frequency under twenty-first-century warming conditions. Nature Geoscience, Vol.1, p359-364, 2008

Kohri, K., Ishino, H.: Examination on expanded AMeDAS design weather data for HVAC systems. Journal of Asian Architecture and Building Engineering, Vol.4 (2), p.541-548, 2005.1

Kusaka, H., Hara, M., Takane, Y.: Urban climate projection by the WRF model at 3-km horizontal grid increment, dynamical downscaling and predicting heat stress in the 2070's Augusut for Tokyo, Osaka, and Nagoya metropolises. Journal of the Meteorological Society of Japan, Vol.90B, p.47-63, 2012

L

Levermore, G.J., Parkinson, J.B.: Analyses and algorithms for new test reference years and design summer years for the UK. Building Service Engineering Research and Technology, Vol.27 (4), p.331-325, 2006.11

Li, H., Sheffield, J., Wood, E.F.: Bias correction of monthly precipitation and temperature fileds from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching. Journal of Geophysical Research, Vol.15, 2010.5

Lin, Y.-L., Farley, R.D., Orvill, H.D.: Bulk parameterization of the snow field in a cloud model. Journal of Applied Meteorology, Vol.22 (6), p.1065-1092, 1983.6

Louis, J.-F.: A Parametric model of vertical eddy fluxes in the atmosphere. Boundary Layer Meteorology, Vol.17, p.187-202, 1979

M

Meinshausen, M., et al.: The RCP greenhouse gas concentrations and their extensions from 1765 to 2300. Climate Change, Vol.109, p.231-241, 2011.11

Mochizuki, T. et al.: Decadal prediction using a recent series of MIROC global climate models. Journal of the Meteorological Society of Japan, Vol.90A, p.373-383, 2012.2

Monin, A.S., Obukhov, A.M.: Basic laws of turbulent mixing in the surface layer of the atmosphere. Congributions of the Geophysical Institute of the Slovak Academy of

Sciences, Vol.24 (151), p.163-187, 1954

Mylona, A.: The use of UKCP09 to produce weather files for building simulation. Building Service Engineering Research and Technology, Vol.33 (1), p.51-62, 2012.1

Miller, J.R., Russell, G.L., Caliri, G.: Continental-scale river flow in climate models. Journal of Climate, Vol.7, p.914-928, 1994

Mlawer, E.J., Taubman, S.J., Brown, P.D., Iacono, M.J., Clough, S.A.: Radiative transfer for inhomogeneous atmosphere: RRTM, a validated correlated-k model for the longwave. Journal of Geophysical Research, VOl.102 (D14), p.16663–16682, 1997.7

N

Nozawa, T., et al.: Climate change simulations with a coupled ocean-atmosphere GCM called the Model for Interdisciplinary Research on Climate MIROC. CGER's Supercomputer Monograph Report, Vol.12, p.1341-4356, 2007

Numaguti, A., et al.: Description of CCSR/NIES atmospheric general circulation model. CGER's Supercomputer Monograph Report, Center for Global Environmental Reserch, National Institute for Environmental Studies, No.3, p.1-48, 1997

P

Panofsky, H.A.: Determination of stress from wind and temperature measurements. Quartely Journal of the Royal Meteorological Society, Vol.89 (379), p.85-94, 1963.1

Paulson, C.A.: The mathematical representation of wind speed and temperature profiles in the unstable atmospheric surface layer. Journal of Aplied Meteorolog, Vol.9 (6), 1970.12

Piani, C., Haerter, J.O., Coppola, E.: Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. Theoretical and Applied Climatology, Vol.99, Issue 1-2, p.187-192, 2010.1

Piani, C., Weedon, G.P., Best, M., Gomes, S.M., Viterbo, P., Hagemann, S., Haerter, J.O.: Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the aplication of hydrological models. Journal of Hydrology, Vol.395, p.199-215, 2010.10

R

Richard, H., et al.: The next generation of scenarios for climate change research and assessment. Nature, Vol.463, p.747-756, 2010

Robert, A., Kummert, M.: Designing net-zero energy buildings for the future climate, not for the past. Building and Environment, Vol.55, p.150-158, 2012.9

S

Sakamoto, T., et al.: MIROC4h－A new high-resolution atmosphere-ocean coupled general circulation model. Journal of the Meteorological Society of Japan, Vol.90 (3), p.325-359, 2012

Sato, T., Kimura, F., Kitoh, A.: Projection of global warming onto regional precipitation over Mongolia using a regional climate model, Journal of Hydrology, Vol.333 (1), p.144-154, 2007.1

Semtner Jr., A.J.: A model for the thermodynamic growth of sea ice in numerical investigations of climate. Journal of Physical Oceanography, Vol.6, p.379–389, 1976.5

Skamarock, W.C., et al.: A description of the advanced research WRF version 3. NCAR Technical note, 2008.6

Skamarock, W.C., Dudhia, J.: The advanced research WRF (ARW) dynamics solver. WRF Tutorial 2014, 2014

T

Takata, K., Emori, S., Watanabe, T.: Development of the minimal advanced treatments of surface interaction and runoff (MATSIRO). Global Planetary Change, Vol.38 (1), p.209-222, 2003.7

The University of Wisconsin: The official TRNSYS website, http://sel.me.wisc.edu/trnsys/index.html

U

Urano, A.: Influence of global warming on office building cooling loads. 7th International conference on Urban Climate (ICUC), 2009

W

Wang, Y., et al.: Regional climate modeling, progress, challenges, and prospects. Journal of the Meteorological Society of Japan, Vol.82 (6), p.1599-1628, 2004

Wilby, R., et al.: Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods. IPCC Data Distribution Centre, 2004.1

X

Xu, Z., Yang, Z.-L.: An improved dynamical downscaling method with GCM bias corrections and its validation with 30 years of climate simulations. Journal of Climate, Vol.25 (18), 2012.7

ア行

IBEC: 住宅事業建築主の判断基準におけるエネルギー消費量計算方法の解説.

http://ees.ibec.or.jp/documents/
赤坂裕: 拡張アメダス気象データ(EA 気象データ)の整備状況と今後の課題. 日本建築学会大会学術講演梗概集, p.57-60, 2003.7.30
飯塚悟, 金原和矢, 日下博幸, 原政之, 秋元祐子: 夏季の名古屋の温熱環境を対象とした現状再現の精度検証と擬似温暖化手法を併用した将来予測の試み,領域気象モデル WRF による名古屋都市圏の温熱環境シミュレーション(その 1). 日本気象学会環境系論文集, Vol.75, No.647, p.87-93, 2010.1.
石野久彌: 周期定常計算による空調設計用最大負荷の特性と問題点に関する研究. 日本建築学会大会学術講演梗概集, p.51-52, 1999.9
稲津將, 佐藤友徳: 大は小を兼ねるのか, ダウンスケーリング. 天気, Vol.57(4), p.195-199, 2010.4
浦野明: 地球温暖化の進展に伴うオフィスビルの空調負荷の変化. 大成建設技術センター報, Vol.39, 2006

カ行

川本陽一, 大岡龍三: 地表面パラメータ設定の改良、及び人工排熱影響の組み込み, MM5 を用いた都市気候解析モデルの構築(その 1). 日本建築学会環境系論文集, Vol.73, No.631, p.1125-1132, 2008.9
河宮未知生, 石井正好, 鬼頭昭雄, 木本昌秀: 「21 世紀気候変動予測革新プログラム」における CMIPP.5 実験仕様に基づいた温暖化予測実験. 天気, Vol.60(4), p.223-246, 2013.4
気象庁 国土交通省: 過去の気象データ. Web サイト, http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/
気象庁 国土交通省: 地球温暖化予測情報第 8 巻. 2013
木田秀次: 局地気候モデルの開発について―特にネスティングの問題―. 京都大学防災研究所年報, 第 38 号 B-2, 1995
木本昌秀: 気候モデル出力の利用促進にむけて, 気候変動将来推計情報の水文分野での利用促進シンポジウム, 2008.5 http://hydro.iis.u-tokyo.ac.jp/cc2008ws/
気象データシステム: 拡張アメダス気象データ(EA 気象データ), Web サイト, http://www.metds.co.jp/product/expanded-amedas.html
日下博幸: 領域気象モデル WRF について. ながれ, 28(1), p.3-12, 2009.2.
日下博幸: 領域気象モデル WRF の都市気候研究への応用と課題. 地学雑誌, Vol.120, No.2, p.285-295, 2011.6.
楠昌司: 気候モデルの出力をどう使うか?, 天気, Vol.59 (8), p.16-21, 2012.8
郡公子, 石野久彌: 2 種の気象指標を用いる空調設計用気象データの作成法に関する研究. 日本建築学会環境系論文集, Vol.575, p.27-32, 2004

郡公子, 石野久彌: 2 種の気象指標を用いる空調設計用気象データの作成法に関する研究 第 2 報 暖房設計用晴天日・曇天日および冷房設計用蒸暑日の気象データ作成法の検討. 日本建築学会環境系論文集, Vol.588, p.51-56, 2005

郡公子, 石野久彌: 2 種の気象指標を用いる空調設計用気象データの作成法に関する研究 第 3 報 冷房設計用日射基準気象データの作成法の検討. 日本建築学会環境系論文集, Vol.596, p.89-93, 2005

郡公子, 石野久彌: 冷房設計用 h-t 基準, Jc-t 基準, Js-t 基準気象データの提案. 日本建築学会環境系論文集, Vol.599, p.89-94, 2006

国土政策局, 国土交通省: 国土数値情報ダウンロードサービス. Web サイト, http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/, 2014.7.4 参照.

近藤由美, 飯塚悟: 将来の都市形態の変化が温熱環境に及ぼす影響評価 領域気象モデル WRF による名古屋都市圏の温熱環境シミュレーション(その 4). 日本建築学会環境系論文集, 第 78 巻, 第 694 号, p.957-963, 2013.12

サ行

佐藤康雄: 地域(局地)気候モデル. 日本気象学会, 天気, Vol.46 (9), p.37-39, 1999.9.

佐藤友徳: 擬似温暖化実験. 天気, Vol.57(2), p.111-112, 2010.2

鈴木立朗, 斉藤冬樹, 西村照幸, 大越智幸司: 気候モデル MIROC (Model for Interdisciplinary Research on Climate) version 4 を構成するサブモデル間の熱･淡水のやり取り. JAMSTEC Report of Research and Development, Vol.9 (1), 2009.3

曽我和弘, 赤坂裕: 標準年気象データの作成方に関する研究 EA 法と SHASE 法の比較. 日本建築学会環境系論文集, Vol.69, No.581, p.21-28, 2004

曽我和弘: 気候変動シナリオに基づく将来気象データ開発. 日本建築学会大会学術講演梗概集, p.467-468, 2011.8

曽我和弘: 地球温暖化予測情報を用いた将来気象データの開発 気候変動に適応可能な建築･設備の計画支援を目的とする将来気象データに関する研究. 日本建築学会環境系論文集, Vol.79, No.703, p.803-812, 2014

曽我和弘: 地球温暖化予測情報第 6 巻に基づく標準年将来気象データの空調熱負荷計算への応用. 日本建築学会技術報告集, Vol.21, No.24, p.177-182, 2015

タ行

高根雄也, 日下博幸, 原政之: IPP.CC SRES A2 シナリオ下での三大都市圏の夏季気候の将来予測, WRF-UCM による力学的ダウンスケーリング. 日本ヒートアイランド学会論文集, Vol.7, 2012.12

高藪出: 地域気候モデル研究の特性と課題について. 水文・水資源学会誌, Vol.18 (5), p.547-556, 2005

高薮出, 金光正郎: 力学的ダウンスケーリングのレビュー. 天気, Vol.57 (7), p.435-447, 2010.7

高薮出: 地域気候モデルによる温暖化予測. 天気, Vol.57 (8), p.546-550, 2010

地球環境委員会都市と気候適応小委員会 GCM を活用した近未来標準気象データ作成ワーキンググループ: GCM の力学的ダウンスケーリングによる近未来標準気象データの試作. 日本建築学会技術報告集, Vol.20, No.46, 2014.10

滝沢博: 標準問題の提案(オフィス用標準問題). 日本建築学会環境工学委員会熱分科会第 15 回熱シンポジウム, p.35～42, 1985

ナ行

中島映至, 竹村俊彦: 放射強制力. 日本気象学会 天気, Vol.56 (12), 2009

平川仁士, 郡公子, 石野久彌: 2 種の気象指標に基づく空調設計用気象データの作成法に関する研究 第 1 報 作成法案および気温あるいはエンタルピーを第 1 指標とする設計用気象データ. 日本建築学会大会学術講演梗概集, 2003.9

マ行

松枝未遠: マルチモデルアンサンブル. 天気, Vol.58 (10), p.47-48, 2011

文部科学省, 気象庁, 環境省: 気候変動の観測・予測及び環境評価統合レポート 日本の気候変動とその影響 2012 年度版

文部科学省, 経済産業省, 気象庁, 環境省: 気候変動に関する政府間パネル(IPCC)第 5 次評価報告書 第 1 作業部会報告書(自然科学的根拠)の公表について. 2013

ヤ行

横沢正幸, 飯泉仁之直, 岡田将誌: 気候変化がわが国におけるコメ収量変動に及ぼす影響の広域評価. 地球環境, Vol.14 (2) , p.199-206, 2009

山形与志樹, 瀬谷創, 中道久美子: 土地利用モデルを用いた東京都市圏の土地利用シナリオ分析. 環境科学会誌, Vol.24 (3), p.169-179, 2011.5

謝辞

本論文は筆者が東京大学大学院工学系研究科博士課程在籍中に行った「建築熱負荷計算用の将来気象データ作成に関する研究」に関する研究をまとめたものです。本研究は「GCM を活用した近未来標準気象データ作成 WG」の一環として開始された研究であり、WG の皆様に深く感謝申し上げます。また本研究で使用した MIROC4h は東京大学大気海洋研究所の木本昌秀教授の研究室よりご提供頂きました。感謝申し上げます。

東京大学生産技術研究所の大岡龍三教授には大学院入学当初より研究生活全般にわたり懇切丁寧なご指導を賜りました。本研究の着想からその遂行及び論文の執筆に至るまで数多くのご助言を頂くことにより本論文を纏め上げることができました。研究や学問に何不自由なく没頭することができたのは大岡研究室という非常に恵まれた環境のおかげです。心から深く感謝申し上げます。

東京大学生産技術研究所の加藤信介教授には本論文の審査員としてはもちろんのこと、大学院入学時より物事の本質を理解する方法に関して多くのご指導を頂きました。研究者としての基本的姿勢を学ばせて頂いたように思います。深く感謝申し上げます。

東京大学生産技術研究所の菊本英紀講師には研究から日常生活に至るまで何から何までご相談に乗って頂きました。菊本講師のおかげで学問の面白さを味わうことが出来たように思います。心から感謝申し上げます。

東京大学工学系研究科の赤司泰義教授、東京大学大気海洋研究所の芳村圭准教授には、本論文の審査において様々な視点から貴重なご助言とご指導を頂きました。感謝申し上げます。

東京大学加藤研究室・大岡研究室で出会った多くの皆様のおかげで充実した楽しい研究生活を送ることができました。皆様による素晴らしい研究室の雰囲気があったからこそ、本論文の執筆が可能であったのだと思います。深く感謝申し上げます。

また幼少期から現在に至るまで常に筆者の意思を尊重し、信頼し、決して早いとは言えない歩みを忍耐強く見守ってくれた父聖明、母将恵に深く感謝致します。ここまで来られたのも、その惜しみない支援と温かい教育があったからこそに違いありません。

以上、お世話になったすべての方々に深甚の謝意を表すとともに、今後も日々研究に精進する決意を示す次第です。

2017 年 9 月

有馬　雄祐

著者略歴

有馬 雄祐 (ありま ゆうすけ)

1988 年 5 月	大阪府箕面市に生まれる
2007 年 3 月	大阪府立北野高等学校　卒業
2007 年 4 月	大阪大学工学部 地球総合工学科　入学
2012 年 3 月	大阪大学工学部 地球総合工学科　卒業
2012 年 4 月	東京大学大学院工学系研究科 建築学専攻 修士課程　入学
2014 年 9 月	東京大学大学院工学系研究科 建築学専攻 修士課程　修了
2014 年 10 月	東京大学大学院工学系研究科 建築学専攻 博士課程　進学
2017 年 9 月	東京大学大学院工学系研究科 建築学専攻 博士課程　修了見込み

建築熱負荷計算用の将来気象データ作成に関する研究

2017 年 9 月

著 者　有 馬　雄 祐

東京大学大学院工学系研究科 建築学専攻

2017 年度 博士論文