

報 告

1 ～ 2 週間先の気温予測を利用した有明海の水温予測

小川 浩司*

要 旨

有明海は満干差が大きく、浅海かつ外海からの海水の流入の少ない内海である。このため、海面水温は海上の気温との相関が高いと考えられ、有明海周辺の気温と海面水温の平年差には、数日のラグ相関（気温から1～3日ほど水温が遅れる）があることが確認できた。気象庁は1～2週間先の確率予測情報を含む気温予測を発表しており、この気温予測を用いることで、有明海の水温を水温平年値や持続予報と比べて精度よく予測できることがわかった。

有明海に限らず内海では、一般的に、海面水温と周辺の気温との相関が高いと考えられるため、気温予測を利用した水温予測の手法は、水温が重要な役割を果たす産業に活用できる可能性がある。このため、有明海の水温予測の精度検証結果を示すとともに、ノリ養殖に資するべく行った実績を紹介し、気温予測を利用した水温予測の汎用的な利用方法を提案する。

1. はじめに

有明海（第1図）は福岡・佐賀・熊本・長崎県を沿岸に持ち、水深が100m未満と浅く、潮位の満干差が日本一大きいことで有名である。また、大きな河川から栄養が運ばれやすいことも相まって、ノリや貝類が生育するのに適した環境でもあるため、これらの養殖業が盛んである。有明海で営まれるノリをはじめとする養殖業にとって、水温の変化は気を配るべき重要な要素の一つとして知られている。

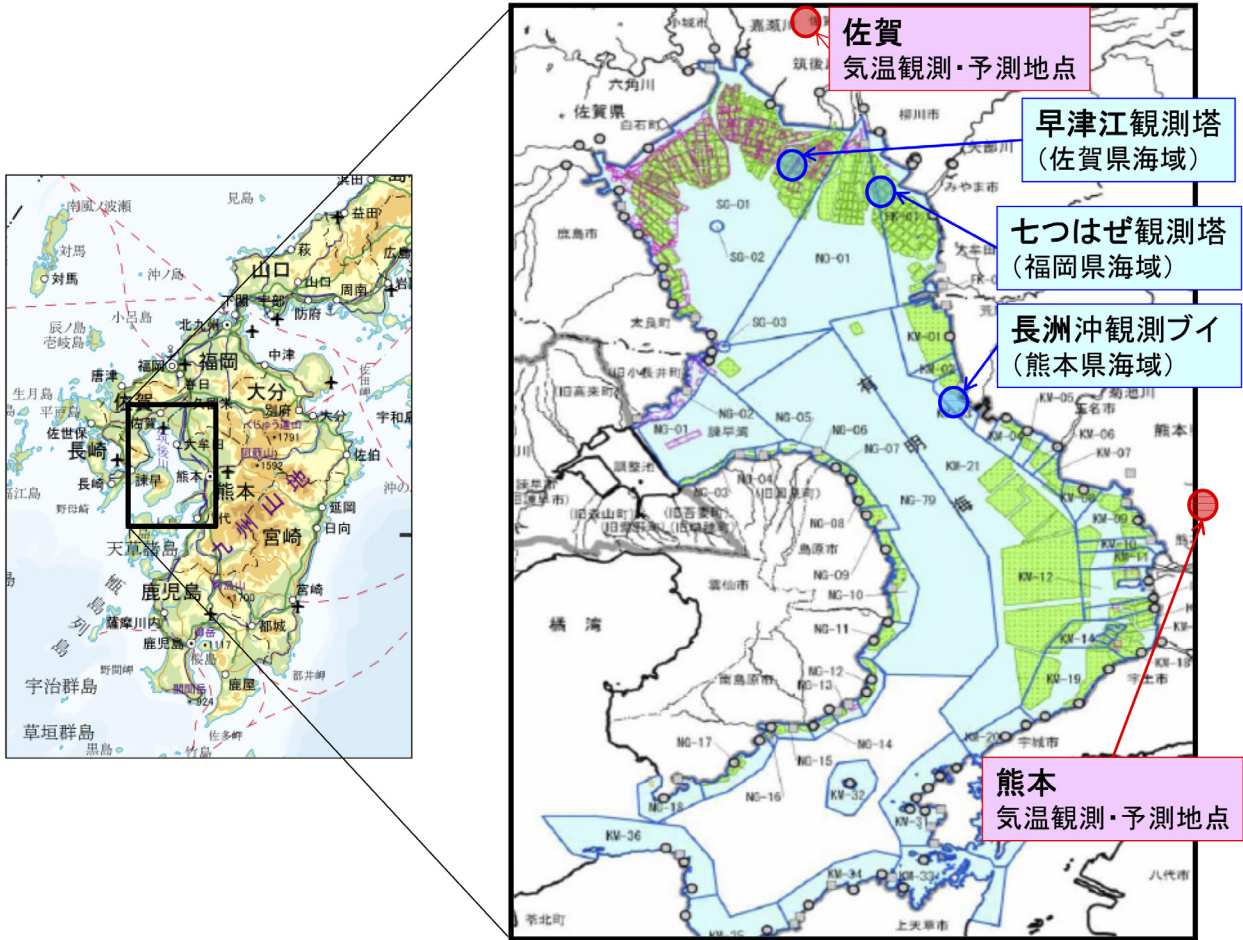
有明海は、水深が浅く外海との接続海域が狭いことから、独立した内海と考えることができる。さらに外海と比べて熱容量が小さいため、有明海の海水の熱エネルギーは、外海と有明海の接続海

域を通じた収支と比べて、海面を経由する大気からの熱フラックスの寄与が大きい。このため、有明海の水温（特に海面水温）と有明海周辺の気温との相関が高いと考えられる。

例として、ノリ養殖期にあたる2015年10～12月における福岡県柳川市沖の七つはげ地点の日中満潮時における水温実況値と、佐賀（气象台）の気温（観測値及び後述する1～2週間先の予測値）を第2図に示す。グラフは移動平均値（水温は5日、気温は7日）であり、平年値（1981～2010年の30年平均値を使用）もあわせて示している。

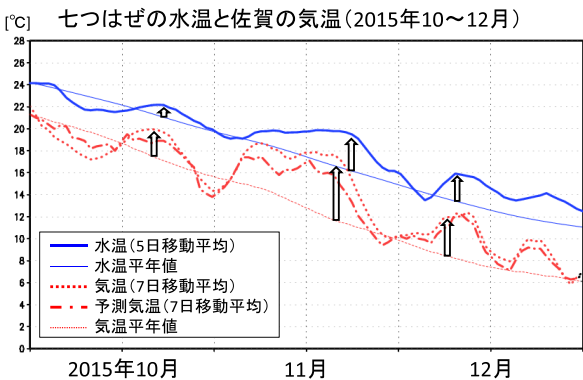
平年値から、この時期は、季節進行とともに気温実況値が低下するのに伴い水温実況値も低下す

* 福岡管区气象台気象防災部地球環境・海洋課
(平成31年3月15日発行)



第1図 有明海の位置（左図）と水温観測地点と周辺の気温観測・予測地点の位置（右図）

右図の緑色着色域はノリ漁場分布を表す（左図は国土地理院地図データを使用，右図は福岡県有明海研究所提供）。



第2図 七つはぜの水温と佐賀の気温(実況及び予測)の時系列(2015年10～12月)

予測気温は1～2週間先のうち最もリードタイムの短い予測値を示す。矢印は気温年平差に数日遅れて水温年平差が反応したとみられる高温ピークの例を示す。

ることがわかるが、2015年11月の例では、気温及び水温実況値がともに高温で経過し、それぞれの年平差からの偏差（年平差）の変動が連動していることがわかる。また、年平差の変動は、気温に数日遅れて水温が変動している様子が見られる（ラグがある）。有明海の複数の水温観測地点においても同様の特徴がみられ、いずれの地点においても、気温の年平差と水温の年平差は、1～3日のラグをもつ有意な正の相関があることが分かった（図省略）。このことは、有明海において、海上の気温に対して水温が受動的（passive）に反応する特性を示している、有明海上の大気からの熱フラックスが、海洋の熱エネルギー（水温）に影響を与えている特性を示している。

このように、有明海の海面水温と周辺の気温「観測値」の年平差は相関が高いため、海面水温と気

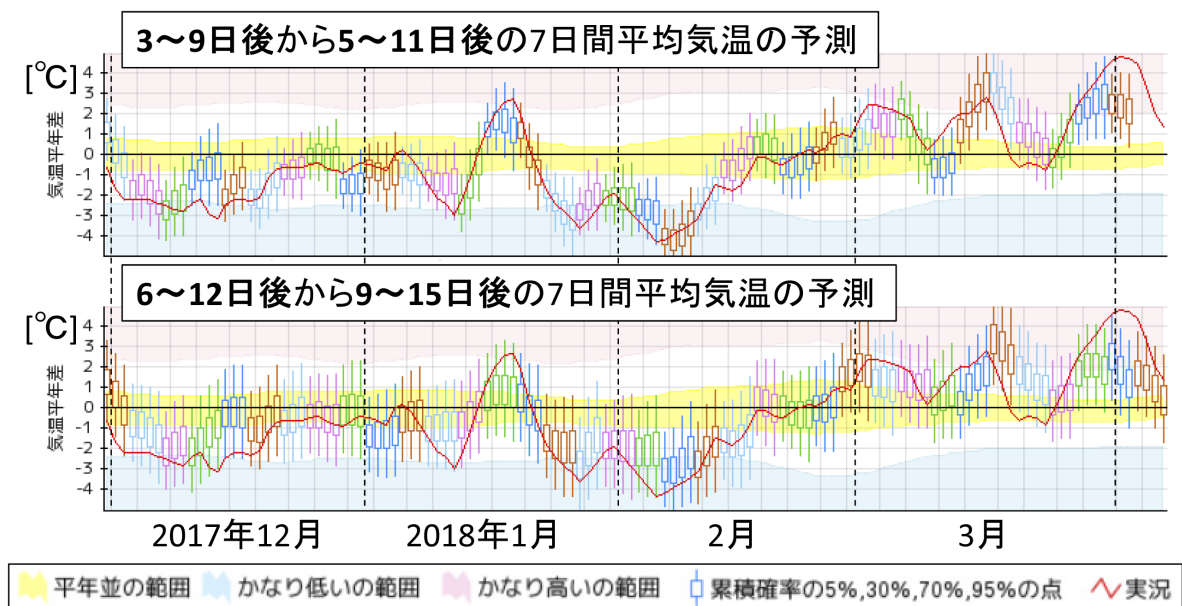
温「予測値」の平年差も相関が高いことが期待できる。後述するとおり、気象庁は、気温予測地点における1～2週間先の予測気温（7日間移動平均値）を公開しており、第2図に示すとおり、有明海周辺の予測気温は実況気温の変動を捉えられていると考えられる。観測値と同様に、予測気温は海面水温と1～3日のラグを持つ有意な正の相関があることがわかった（図省略）。本稿では、宮城県水産技術総合センター気仙沼水産試験場と仙台管区気象台が共同で開発した、水温の実況値と気温予測値を用いた2週間先の水温を予測する手法（参考文献[1]参照）を参考に、有明海の水温予測手法を作成・調査し有効性の検証を行った。

各種産業の気象情報ユーザは、気象庁が公開するポータルサイト「気象情報を活用して気候の影響を軽減してみませんか？」（参考文献[2]参照、以降「気候リスク管理HP」と呼ぶ）を通じて、デジタル形式（表計算ソフト Excel 等で扱いやすい CSV ファイル形式）で取得した気象データを自前の産業データと付き合わせることで、気候リスクの軽減等に活用することができる。

本稿で用いる、気候リスク管理HPで取得可能

な1～2週間先の気温の予測情報は、「△△日の気温は○○℃」という確定論的予測情報ではなく、「△△日の気温が□□℃を上回る（もしくは、以下の）確率は○○%」という確率予測情報である（第3図参照）。1～2週間先の気温を、確定的に予測することは精度的に難しいため、数値予報は、初期値にある観測誤差程度のおよそかな違いや数値予報モデルの不完全性に基づくばらつき等をもとに複数の数値予報を行い、それぞれの結果を統計的に処理する手法、アンサンブル予報（参考文献[3]参照）が利用されている。このような数値予報の結果は、複数の数値予報（アンサンブル・メンバーと呼ばれる）間のばらつき具合により、その予測結果の確からしさを把握することができるため、確率予測情報として利用ができる。本稿で取得して用いる「予測気温」とは、この複数のメンバーが計算する予測気温の平均（アンサンブル平均と呼ばれる）値のことである。本調査では、この気温の確率予測情報を用いることにより、水温の確率予測情報の作成も行った。

第2章では、水温予測・検証に使用するデータ（水温実況及び予測気温と確率予測情報）について述べる。第3章では、水温予測手法の詳細と精



第3図 九州北部地方における1～2週間先の7日間平均気温の実況（折れ線）と確率予測（ハコヒゲ図）の推移（2017年12月～2018年3月頃）

直近の確率予測の推移については、気候リスク管理HPで確認することができる。

度検証結果を述べる。第4章では、水温の確率予測情報の作成方法を述べる。第5章では、第3章で得られた最適なパラメータ設定をもとに設計した水温予測手法により、有明海のノリ養殖に資するべく行った利用実績を紹介する。第6章では、まとめと今後の展望として、本稿の水温予測手法を利用できる条件や作業の流れを述べて、水温予測手法の高度化の例を紹介し、応用例を提案する。付録では、第5章で述べる最新年度（ここでは2017年度）における水温予測ツールの、第4章で述べる確率予測情報も含めた作成方法の例を示す。

2. 使用するデータ

2.1 水温実況データ

有明海の複数の定点における水温実況データ（日別の日中満潮時における海面水温観測値）を、各県の水産研究機関（福岡県水産海洋技術センター有明海研究所、佐賀県有明水産振興センター、熊本県水産研究センター）から提供を受けて使用した（地点の詳細は、第1図を参照）。本稿では、ノリ養殖をはじめとする各種産業の生産スケジュールに即して、年度（4月～翌年3月）を年の区切りと考える。使用する日別海面水温の期間は、福岡県海域の七つはぜ、佐賀県海域の早津江が2005年10月～2018年3月（各年ともに4～9月分は不使用）までの14年分、熊本県海域の長洲沖が2007年10月～2018年3月（各年ともに4～9月分は不使用）までの12年分である。

本稿では、日中満潮時の海面水温がおおむね日平均海面水温を代表できているとみなして、日別海面水温として扱う。なお、支柱式ノリ養殖にとってノリ網が海水につかる満潮時の水温が重要であるため、各県の水産研究機関においては日中満潮時の水温に注目し、集計している。

2.2 気温予測データ

気象庁は、2週間先もしくは4週間先までの大気場を、アンサンブル予報システムにより予測し、週間天気予報や季節予報の資料として利用している。気象情報ユーザは週に2回（月・木曜日）、この大気場の予測から算出される、地上気象観測

地点における1～2週間先の最新の予測気温（1～7日後から9～15日後の7日間移動平均値）や確率予測情報を、気候リスク管理HPから取得できる。また、現在運用しているアンサンブル予報システムと同じ方法によって再計算した1981年以降の過去の気温予測データも取得できる。

最新データは1個の、過去のデータは複数個の予測初期日における1～2週間先の7日間移動平均気温平年差・確率予測情報・平年値を1つのCSVファイルとして取得できる。CSVファイルには、1行につき1つのリードタイム（予測初期日から気温予測対象日までの日数）に対応した予測気温や確率予測情報が格納されており、FT1（予測初期日から1～7日後の平均値を予測）からFT9（予測初期日から9～15日後の平均値を予測）までを使用できる。本稿では、7日間平均の中央日を気温予測対象日とする。つまりリードタイムは、FT1の場合は予測初期日から4日後、FT9の場合は12日後となる。週に2回の頻度で、FT1～9の予測気温が取得できるため、当然ながら予測対象日が同じでも、異なる予測初期日・リードタイムの予測結果が重複することになる。

1日～数日平均の時間スケールでは、有明海周辺の地点で観測される気温の平年差が代表性を持つとみなせる空間的広がりには、有明海の広さに対して十分広いと考えられるため、有明海の海上の気温平年差と、有明海周辺の地上気象観測地点（佐賀、熊本）の気温平年差はほぼ同じと考えることができる。本稿では、佐賀や熊本の気温平年差の変動を、有明海の海上の気温平年差の変動として代表して用いる（位置関係は、第1章の第1図参照）。期間は、予測初期日（予測計算の開始日；予測対象日の1～2週間前）が2005年10月～2018年3月（各年ともに4～9月は除く）の、佐賀または熊本における予測気温を用いる。なお、予測初期日は、予測気温が更新される日（最新の場合は、月・木曜日）の前日（同じく、日・水曜日）に当たる。

2.3 気温及び水温の平年値

佐賀と熊本の気温の平年値は、1981～2010年の30年間の日平均気温をKZフィルタ（9日間

移動平均を3回行う平滑化手法)で平滑化した値が使用されている(参考文献[4]参照)。水温の平年値は気温の平年値と同様の方法で作ることが望ましいため、七つはぜ及び早津江については日中満潮時の海面水温の1981～2010年の30年平均値を、長洲沖については2008～2016年の9年平均値をKZフィルタで平滑化した値を「水温の平年値」とした。長洲沖の平年値については、平均する期間が気温の平年値算出の期間よりも短いため、単調な季節変化(夏から冬にかけて単調に気温が下がる等)より短期間の変動が十分に除去されていないことに注意が必要である。

本稿で述べる水温予測手法では、実況水温と予測気温のそれぞれの平年差に相関があることを利用し、水温平年差を予測している。このため、平年値が滑らかでない予測水温(平年値+平年差)もその影響で本質と異なる変動をすることになるため、平年値の導出において上記の平滑化が必要である。

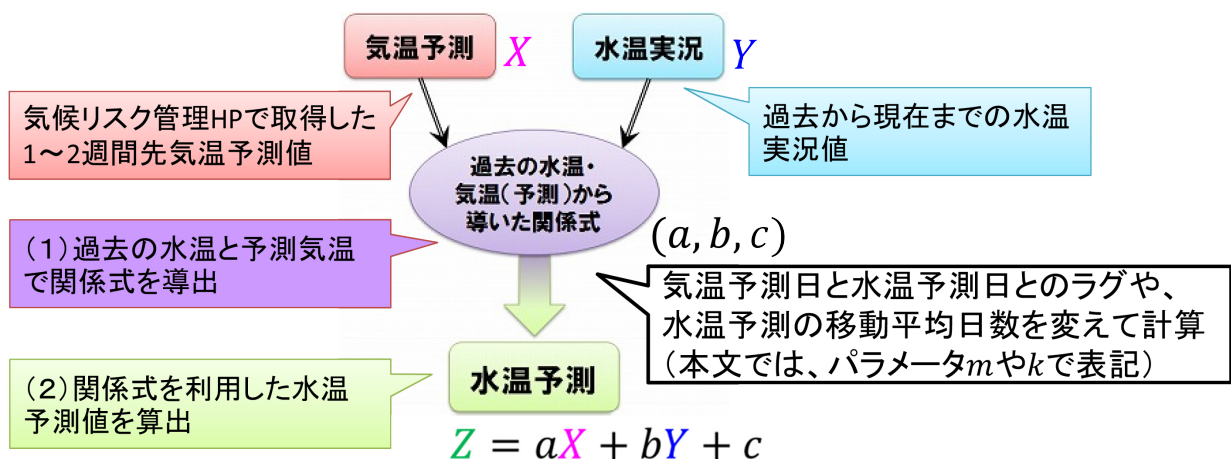
3. 水温予測手法

第1章で述べたとおり、本稿における水温予測手法は、1～2週間先の水温平年差が予測気温平年差と線形ラグ相関があることを利用する。一方、海洋と大気の比熱の差により、同じ規模の熱源または冷源に対する応答が、気温と比べて水温は遅

く、水温は持続性が高い。このため、予測気温のみならず、予測する日の直近の実況水温の情報を予測に組み込むことにより精度の向上が期待できる。そこで、1～2週間先の予測水温平年差は、週に2回の予測初期日に得られる予測気温平年差に加えて、直近までの実況水温平年差と線形相関が高いことを利用する。なお、1～2週間先という時間スケール程度では、予測日に得られる直近の実況水温平年差をそのまま予測期間内にも継続させる単純な方法(持続予報と呼ぶ)を用いても、それなりに精度がある可能性があるため、その予測結果を精度検証の比較要素として用いる。

水温予測は以下の手順で行う(第4図の概念図を参照)。(1)過去数年分(ここでは、2016年度まで)の水温実況値と気温予測値を用いて線形重回帰解析を行い、回帰係数(後述する a, b, c)を算出する。(2)回帰係数で構成される関係式(後述する $Z = aX + bY + c$)を利用して、最新年(ここでは、2017年度)における直近の水温実況値及び気温予測値を入力して予測水温を算出する。

(1)の手順は、過去複数年に得られた、水温(平年差)と予測気温(平年差)の2種類のデータセットを用いて、予測日に得られる予測気温平年差のデータセット(X と表記する)と予測日の直近に得られる実況水温平年差のデータセット(Y と表記する)を説明変数、予測日の1～2週間先の



第4図 水温予測の手順の概念図(仙台管区気象台HP掲載図をもとに編集)

(1)の手順において、気温予測日と水温予測日とのラグや、水温予測の移動平均日数(本文では、パラメータ m や k で表記)を変えて計算して精度検証し、最新年において、最適なパラメータ設定(m や k を固定)のもと、(2)の予測を行う。

水温平年差を目的変数とした線形重回帰解析により行う。この解析は、2つの説明変数の一次関数 $Z = aX + bY + c$ (a, b, c : 定数) が目的変数に最も近づく定数 a, b, c (回帰係数と呼ばれる) を求めるものである。この方法の詳細は第3.1節にて述べる。回帰係数 (a, b, c) は、気温と水温とのラグ日数(第3.1節にてパラメータ m で表記) や移動平均日数(同じくパラメータ k で表記) のような各種パラメータの選択により、異なる値を求めることが可能である。次に、水温予測の再現性を確認することによる、最適な予測手法(パラメータ設定)の考察は第3.2節にて行う。本稿における水温予測は予測日の直近に得られる水温を説明変数として利用していることから、予測対象日の実況水温と予測水温とは厳密には独立とは言えない(むしろ、これらが関係することを利用している)。しかし、調査対象年の水温予測のためあらかじめ算出する回帰係数 (a, b, c) が、調査対象年の実況水温の情報を利用せず算出されているならば、予測水温と実況水温とは独立であるとみなす。ジャック・ナイフ法と呼ばれる統計検証方法を応用することで、この独立性の担保と十分なサンプル数の確保を両立させる客観的な精度検証ができる。この方法の詳細は第3.3節にて述べる。

(2)の手順は、(1)の手順にて過去のデータセットから予測水温の再現性が高くなるべく情報価値も高い最適なパラメータ設定(第3.2節)により導出された回帰係数 (a, b, c) を用いて、最新年において水温予測を行う。その際の入力情報は、最新年における直近までの実況水温と気温予測情報である。水温予測ツールを用いた利用実績の紹介とともに、予測精度の検証結果を第5章にて述べる。その際利用した水温予測ツールの、汎用的な表計算ソフト Excel による作成方法の例を付録で述べる。

3.1 過去複数年の実況水温と予測気温による重回帰解析

過去複数年に得られた、実況水温平年差と気温予測平年差のデータセットを用いて重回帰解析を行う。あるリードタイムに注目すると、実況水温

平年差(この場合の真値)と予測気温平年差(モデル値)の時系列を準備することができる(両方の値に抜けない日のデータのみを利用する)。

はじめに、日別水温(1日平均値)を予測する場合について述べる。予測初期日からのリードタイムを l 日、気温予測対象日と水温予測対象日とのラグを m 日 (m が正なら水温予測対象日の方が未来)とする。気温予測取得日(水温予測日)は、気温予測初期日の翌日である。このため、気温予測取得日に得られる直近の日別水温実況値は前日、つまり気温予測初期日と同じ日である。ここで、水温予測対象日を基準として選び、その日を n と表すことにする。そうすると、気温予測対象日は m 日前、つまり $n - m$ 、気温予測初期日(直近の水温実況取得可能日に等しい)は気温予測対象日の l 日前、つまり $n - m - l$ となる。ある任意の日 i における実況水温平年差を y_i 、予測気温平年差を $x_i^{(l)}$ 、予測水温平年差を $z_i^{(l,m)}$ と表すことにする。ただし $x_i^{(l)}$ における日 i は、7日間移動平均の中央日にあたる。

第2.2節で述べたとおり、同じ予測対象日 n において、リードタイムの異なる複数の気温予測値が存在するため、 $x_i^{(l)}$ のように添え字 (l) でリードタイムを明示し、リードタイムごとに以下の重回帰解析を行う。複数のリードタイムの予測値ではなく、リードタイムごとの値で重回帰解析する物理的利点は後述する。同じく、 $z_i^{(l,m)}$ の添え字 (l, m) は、予測に際し設定するパラメータを示す。

ここで行う重回帰解析は、実況水温と予測水温のデータセット同士がなるべく近くなるために、以下で定義される評価関数 $J^{(l,m)}$ の最小値問題を解くことである。

$$J^{(l,m)} \equiv \frac{1}{2} \sum_n \{y_n - z_n^{(l,m)}\}^2$$

$$z_n^{(l,m)} = a^{(l,m)} x_{n-m}^{(l)} + b^{(l,m)} y_{n-m-l} + c^{(l,m)}$$

ただし、 $\sum_n \{\dots\}$ は y_n 及び $z_n^{(l,m)}$ の両方が値を持つ n のみでの和を示す。 $\partial J^{(l,m)} / \partial a^{(l,m)} = 0$ 、 $\partial J^{(l,m)} / \partial b^{(l,m)} = 0$ 、 $\partial J^{(l,m)} / \partial c^{(l,m)} = 0$ の3つの方程式を解くことで、回帰係数 $\{a^{(l,m)}, b^{(l,m)}, c^{(l,m)}\}$ を求める。ここで、予測すべきデータセット $\{y_n\}$ が目的変数、予測

の根拠に用いるデータセット $\{x_{n-m}^{(l)}\}$ 及び $\{y_{n-m-l}\}$

が説明変数である。

回帰係数をリードタイム l ごとに決定するメリットは、予測水温平年差は、予測気温平年差と直近の実況水温平年差の線形和で表す単純な仮定の中でも、これらの寄与の割合の違いを表現できることである。具体的には、大きなリードタイムの予測に比べて小さなリードタイム、つまり目先の予測の方が、直近水温の寄与が大きいことが予想される。このように、リードタイム l ごとに回帰係数を決定することにより、サンプル数が少なくなるデメリットはあるものの、寄与の割合を適切に評価した回帰係数を決定することで予測精度をできるだけ確保することが可能となる。200 日程度のデータがあれば、再現性のサンプル数への依存性が小さいことを確認している（図省略）。

また、気温予測対象日と水温予測対象日とのラグ m に自由度を持たせて（ラグの程度を変化させて）検証することにより、気温からどれほど遅れて水温が反応するかを適切に評価することが可能となる。

次に、数日移動平均（1,3,5, …日平均）した水温を予測する場合について述べる。ここで、任意の日 i の日別水温 y_i を $(k-1)$ 日前から $(k-1)$ 日後までを平均した値を $(2k-1)$ 日間移動平均値 ($k=1,2,3,\dots$) と呼び、 $y_i^{(k)}$ と表記する。 i は移動平均の中央日である。 $y_i^{(k)}$ は以下のとおり定義できる。

$$y_i^{(k)} \equiv \frac{1}{2k-1} \sum_{j=-(k-1)}^{k-1} y_{i+j} \quad (k \geq 1)$$

ただし、 $k=1$ の場合は $y_i^{(k)} = y_i$ であり、言うまでもなく日別水温を予測する場合を表している。 $y_i^{(k)}$ と同様に、 $z_i^{(l,m,k)}$ は $z_i^{(l,m)}$ を $(2k-1)$ 日間移動平均した値を表す。ここで、直近まで得られる実況水温平年差も予測水温平年差と同じ $(2k-1)$ 日平均値を説明変数として使用する。基準の水温予測対象日を n とすると予測水温平年差の移動平均値は $y_n^{(k)}$ である。一方、説明変数である直近の実況水温平年差の移動平均値の中央日は、予測初期日の $(k-1)$ 日前となるため、実況水温平年差の $(2k-1)$ 日平均値は $y_{n-l-m-k+1}^{(k)}$ と表記される。従って重回帰解析は以下で定義される評価関数 $J^{(l,m,k)}$,

$$J^{(l,m,k)} \equiv \frac{1}{2} \sum_n \{y_n^{(k)} - z_n^{(l,m,k)}\}^2$$

$$z_n^{(l,m,k)} = a^{(l,m,k)} x_{n-m}^{(l)} + b^{(l,m,k)} y_{n-l-m-k+1}^{(k)} + c^{(l,m,k)}$$

を最小とするような、回帰係数 $\{a^{(l,m,k)}, b^{(l,m,k)}, c^{(l,m,k)}\}$ を求める問題に拡張される。第 5 図は、リードタイムごとの、予測初期日から水温予測対象日 n までの日数の違いを明示した概念図であるので参考にしてほしい。

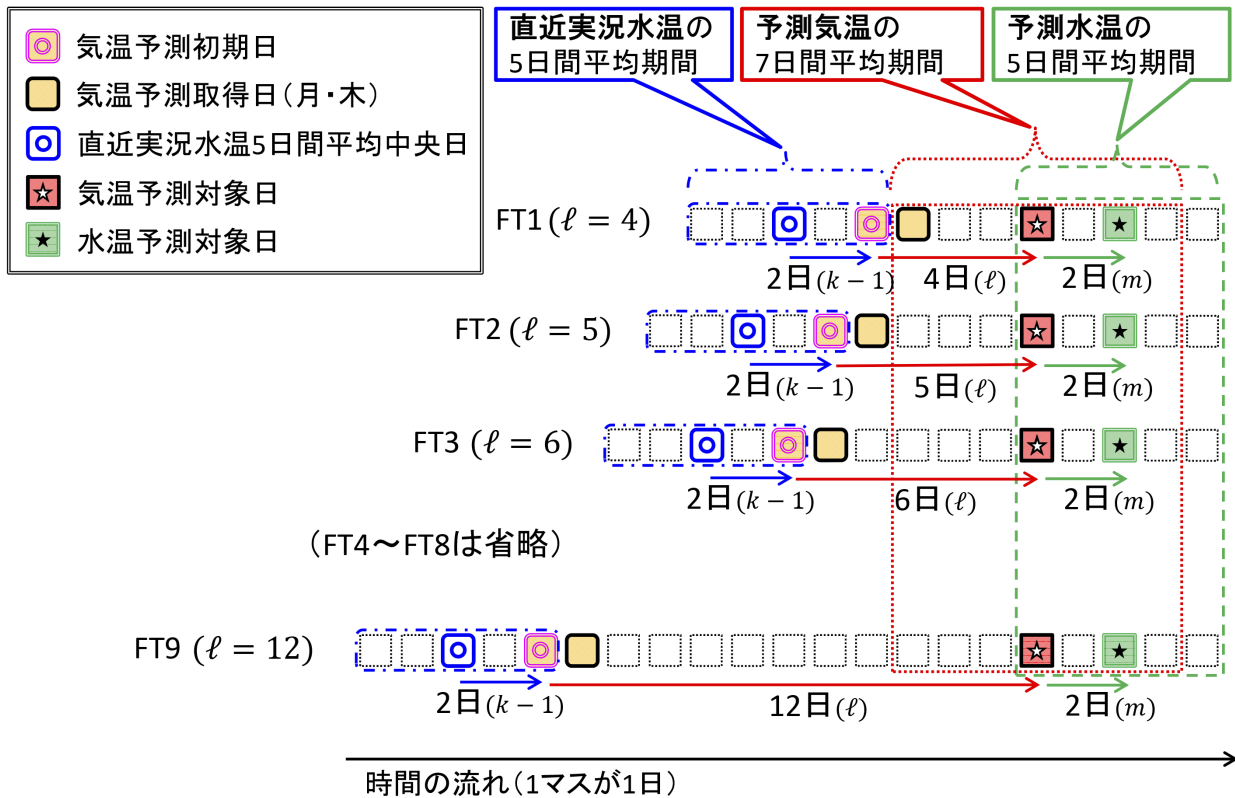
3.2 最適な予測手法の導出及び再現性の検証

過去数年分のデータセットから、どのようなパラメータ設定が効果的かどうかを考察することにより、最適な予測手法を導出する。重回帰解析により、目的変数である実況水温平年差 $y_n^{(k)}$ を予測水温平年差 $z_n^{(l,m,k)}$ はどれだけ説明できるか（再現性）の検証については、実況水温に対する予測水温の誤差を以下で定義する RMSE（Root Mean Square Error, 2 乗平均平方根誤差；単位は℃）で見積もった。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_n \{y_n^{(k)} - z_n^{(l,m,k)}\}^2}$$

ただし、 $\sum_n \{\dots\}$ は $y_n^{(k)}$ 及び $z_n^{(l,m,k)}$ の両方が値を持つ n のみでの和を示し、 N はその総数を示す。ここで、予測水温を構成する回帰係数は、比較対象である実況水温の情報を利用して算出しているため、予測水温と実況水温とは明らかに独立でない。このため、本第 3.2 節の比較検証結果を「予測精度」とは呼ばず、「再現性」と呼ぶことにする。

重回帰解析による予測水温との比較のため、水温平年値の実況水温からの RMSE（水温平年差の標準偏差と同義）や、予測日直近に得られる水温平年差（数日間移動平均値）を水温予測対象日にかけて持続すると仮定する持続予報（つまり、 $z_n^{(l,m,k)} = y_{n-l-m-k+1}^{(k)}$ とする方法）による RMSE も計算した。なお平年値の実況水温からの RMSE については、リードタイムごとに計算することは本質的ではないため、統計期間内のすべてのサンプルからラグを考慮せず ($m=0$ として) 計算した値を示す。説明変数として、気温予測平年差（データセット X ）のみ、もしくは、直近の実況水温平年差（データセット Y ）のみを使用した線形単回



第5図 リードタイムごとの日数の違いを示す概念図

FT1～9がリードタイム $l=4\sim 12$ に対応。ここではパラメータ設定 $k=3, m=2$ の例を示している。気温予測対象日は7日間移動平均の中央日、水温予測対象日は5日間移動平均の中央日を示す。気温予測が更新される気温予測取得日(月・木)に、最新の水温予測を行うことができる。水温予測対象日を基準にして描いており、水温予測対象日を n とすると、気温予測対象日は $n-m$ 、気温予測取得日は $n-m-l+1$ 、気温予測初期日は $n-m-l$ 、直近実況水温の5日間移動平均の中央日は $n-m-l-k+1$ と表される。

帰解析 ($Z = aX + c$ もしくは $Z = bY + c$ を利用する方法) で予測した水温による RMSE も比較のため計算した。

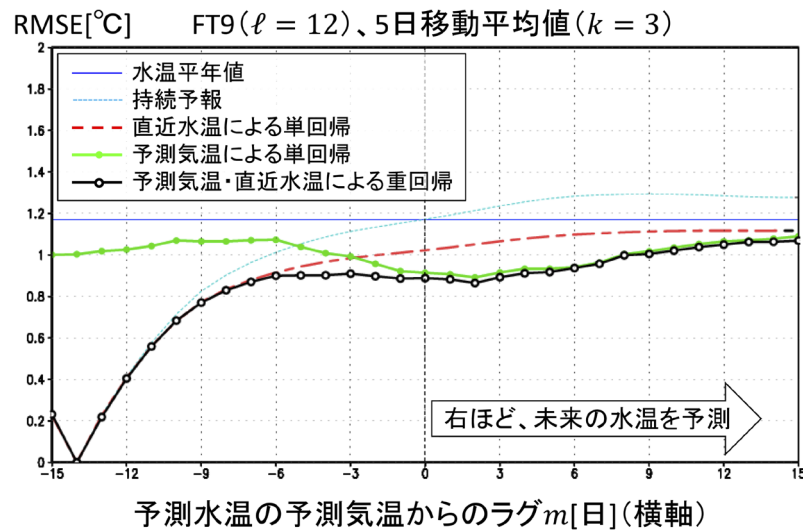
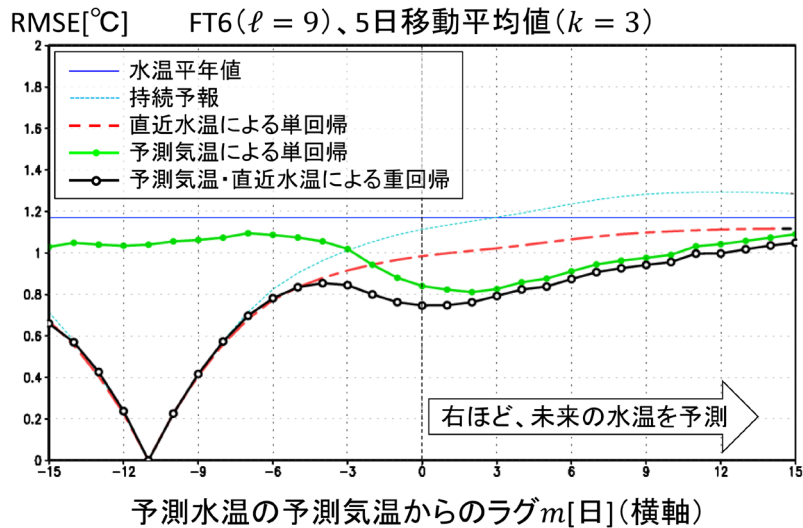
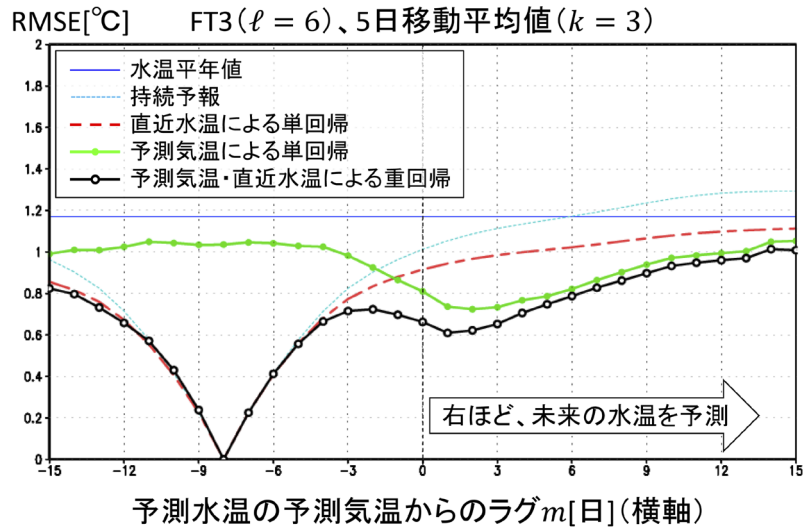
なお、水温が降下する時期(10～12月の3か月)と、停滞する時期(1～3月の3か月)とでは、海水の成層状態、平均海面水位、放射冷却や日射の寄与等の大気とのエネルギー収支等が変わり、気温に対する水温の応答特性が異なると考えて、この2つの時期を分けて重回帰解析を行った。

ここでは代表して、福岡県七つはぜにおける10～12月の期間のデータを用いて、RMSEにより再現性を評価した結果を示す。第6～8図は、各種パラメータ(l, m, k)を変えた場合の複数の予測手法による実況水温の再現性を評価したRMSEの比較結果である。ただし、 $l=4, \dots, 12, m=-15, \dots, 0, \dots, 15, k=1, \dots, 6$ の範囲である。前述したと

おり m の符号はゼロが同時、正は水温が気温より遅れている、負は水温が進んでいることを表す。

第6図は、リードタイム $l=3, 6$ 及び9、移動平均パラメータ $k=3$ に固定し、ラグ m ごと(横軸)、予測手法ごと(線種)のRMSEによる再現性の評価結果である。

直近水温を説明変数として使用する方法(重回帰解析、直近水温による単回帰解析、及び持続予報)における、 $m < 0$ の予測結果は、説明変数である直近水温として、予測初期日より後、つまり未来の日が選択されることになるため、現実的に予測に使用することは不可能であることに注意が必要である。これらの予測方法において、ラグ m を大きく負にしたときにRMSEがゼロとなるのは、直近水温として予測対象日まで進めた結果、予測水温と直近水温が同じ値となることを示す。



第6図 予測気温(佐賀)を利用した予測水温(七つはぜ)の再現性(RMSE) 10~12月(2005~2016年)ラグ m ,各種予測方法を変えた場合の比較

このため、これらの予測方法については、 m は 0 から何日程度遅れると RMSE が小さい、つまり再現性が高いのかということに注目してもらいたい。第 6 図の重回帰解析結果によると、ラグ $m = 2$ 前後で最も再現性が高いことが示される。つまり、気温から 2 日ほど遅れて水温が反応することを示している。また、重回帰解析による予測手法が他の予測手法と比べて最も再現性が高い (RMSE が小さい) ことも明瞭である。この傾向は、水温実況の地点が早津江や長洲沖の場合においても、期間が 1 ~ 3 月の場合においても、RMSE による評価結果は同様の傾向を示していた (図省略)。

第 7 図は、ラグ $m = 2$ 、移動平均パラメータ $k = 3$ に固定し、リードタイム l (横軸) を変えた場合の、各予測手法による再現性の RMSE である。

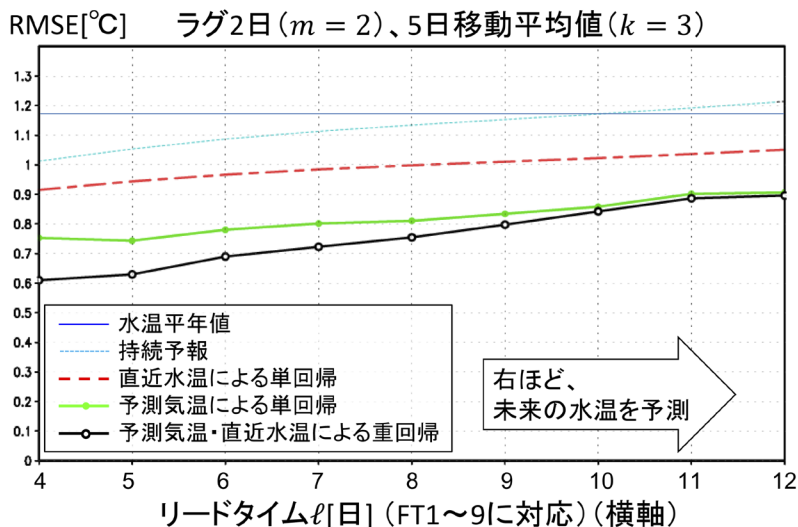
第 7 図をみると、全ての予測結果はリードタイムが小さいほど再現性が高いことがわかる。予測気温のみによる単回帰解析結果については、気温予測そのものの精度はリードタイムが小さいほど高いこと (参考文献 [3] 参照)、持続予想及び直近水温による単回帰解析結果については、実況水温の情報の寄与を高めることができること、重回帰解析結果については、その両方が、リードタイムが小さいほど再現性が高い理由であると推定できる。同様に、予測気温のみによる単回帰解析結

果と比較すると、重回帰解析結果の精度向上の度合いは、リードタイムが小さいほど明瞭にみられる。

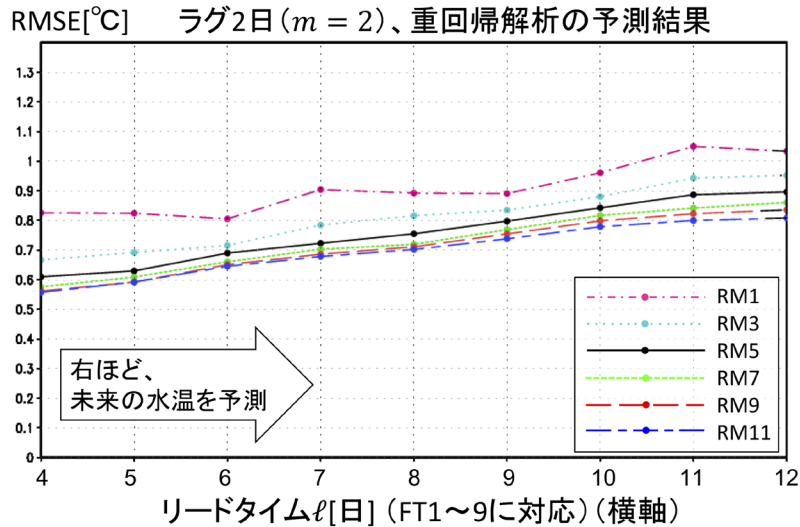
第 8 図は、ラグ $m = 2$ で固定した場合の、移動平均パラメータ k (線種)、リードタイム l (横軸) を変えた場合の、重回帰解析による予測手法の再現性の RMSE である。

予測水温の移動平均日数が長いほど予測精度が高いと考えることは合理的である。例えば、放射冷却や太陽日射の影響で (気温と比べると穏やかだが) 日ごとに变化する日別水温の 10 日後の値を予測することは難しいが、10 日後を中央日とした 7 日間平均水温のように、このような日変化を平滑化できる移動平均値は比較的予測しやすいと考えるとイメージしやすい。第 8 図はこのことと整合し、移動平均日数を増やすほど再現性が高くなっている。興味深いのは、移動平均パラメータ k を 1 から 6 に単調に増やすにつれて、RMSE の減少率が緩やかになっている (精度向上率が飽和している) ことである。日別値と比べて 5 日間移動平均値は大きく精度が向上するが、5 日間移動平均値と比べた 9 日間移動平均値はそれほど精度が向上していないという具合である。

これらの結果から、七つはぜ、早津江、長洲沖における 10 ~ 12 月及び 1 ~ 3 月の期間において、ラグ $m = 2$ 、移動平均パラメータ $k = 3$ とした場合



第 7 図 予測気温 (佐賀) を利用した予測水温 (七つはぜ) の再現性 (RMSE) 10 ~ 12 月 (2005 ~ 2016 年) リードタイム l 、各種予測方法を変えた場合の比較



第8図 予測気温（佐賀）を利用した予測水温（七つはぜ）の再現性（RMSE）

10～12月（2005～2016年）リードタイム l 、移動平均パラメータ k （RMはRunning Meanを表し、RMの後の数字は移動平均日数 $2k-1$ を表す）を変えた場合の比較

の、再現性の検証結果を第1表でまとめる。長洲沖の水温再現性については、有明海を代表する気温観測・予測地点として熊本における予測気温を使用した例を示したが、同じく代表地点の佐賀における予測気温を使用してもほとんど違いはないことを確認している（表省略）。

なお、ここでは10～12月の3か月と1～3月の3か月とを分けて検証したが、この方法は、10～3月の6か月分から回帰係数を導出した場合と比べると、再現性がよいことを確認している（図省略）。

3.3 ジャック・ナイフ法を応用した水温予測の精度検証

第3.2節で水温予測手法を考察したが、ここでの再現性の検証結果は、明らかに独立でない予測水温と実況水温との比較結果であった。水温予測精度の検証方法として、過去のデータのうち、最も新しい年以外の実況水温と予測気温から算出した回帰係数をもとに計算した最も新しい年における予測水温と、実況水温とを比較した結果は、互いに独立なので予測精度と呼ぶことができるため、再現性ではなく予測精度の検証の方法として用いることができる。しかしこの方法では、過去のデータのうち最も新しい年のみ（1年分）での

検証なので、検証のためのサンプル数が少ないという欠点がある。

ジャック・ナイフ法と呼ばれる統計検証方法を応用することで、過去のデータを無駄なく使用できて、かつ独立なデータ同士を比較・検証できる。ただしこの方法は、各年の実況水温がお互いに関係が無い（独立）とみなすことができることが条件である。1年中水温予測を行う場合には、厳密には年の区切り前後の水温は独立とは言えないことに注意が必要である。ここでは、10月から翌年3月までの6か月間のデータに対して水温予測する場合を考える。3月と、その年の10月の水温同士は関係がないと考えるのは自然であるため、上記の条件は満たされる。

ジャック・ナイフ法は、ばらつきのあるデータから平均と分散を計算した際に、その検証結果の分散を小さくするためにとられる手法である。時系列の中から、ある時期（BINと呼ばれる）を取り除き統計値を算出する手順を、BINをずらして複数行うことにより分散を小さくできる。この方法を応用し、ここでは、時系列から取り出すBINを1年単位で利用する。以下の手順で精度検証を行う。

(1) 数年分の実況水温、予測気温からなるデータセットの組み合わせを準備する。

第1表 RMSEによる再現性の予測方法間比較 (パラメータは $m=2$, $k=3$ に固定)

七つはぜにおける水温の再現性 (2005～2017年度の実況水温, 佐賀の予測気温を使用)

	10～12月			1～3月		
	6	9	12	6	9	12
リードタイム (l)						
水温平年値	1.17			1.00		
持続予報	1.09	1.15	1.21	1.00	1.03	1.06
直近水温による単回帰	0.97	1.01	1.05	0.82	0.81	0.82
予測気温による単回帰	0.72	0.81	0.89	0.73	0.71	0.76
重回帰	0.62	0.76	0.86	0.59	0.64	0.71

早津江における水温の再現性 (2005～2017年度の実況水温, 佐賀の予測気温を使用)

	10～12月			1～3月		
	6	9	12	6	9	12
リードタイム (l)						
水温平年値	1.13			0.98		
持続予報	0.94	1.03	1.09	0.84	0.91	0.98
直近水温による単回帰	0.85	0.92	0.95	0.72	0.74	0.77
予測気温による単回帰	0.71	0.79	0.88	0.69	0.67	0.72
重回帰	0.56	0.72	0.82	0.52	0.57	0.65

長洲沖における水温の再現性 (2007～2017年度の実況水温, 熊本の予測気温を使用)

	10～12月			1～3月		
	6	9	12	6	9	12
リードタイム (l)						
水温平年値	0.89			0.83		
持続予報	0.87	0.89	0.92	0.67	0.75	0.80
直近水温による単回帰	0.75	0.77	0.79	0.57	0.60	0.63
予測気温による単回帰	0.65	0.66	0.74	0.65	0.63	0.67
重回帰	0.55	0.59	0.68	0.41	0.46	0.51

- (2) データセットの組み合わせの中から, ある1年を取り除き, 残りの年のデータセットの組み合わせを用いて重回帰解析し係数を求める.
- (3) 取り除いた1年分のデータセットの組み合わせを説明変数として, (2) で求めた重回帰係数により算出されるその年の予測水温を作成する.
- (4) (2)～(3)を全ての年で行い, 全ての年の予測水温時系列を作成する.
- (5) 全ての年の予測水温をつなげた時系列と, 目的変数である実況水温とを比較することで予測精度を求める.

第9図は, 上記の方法を概念図で表したものである.

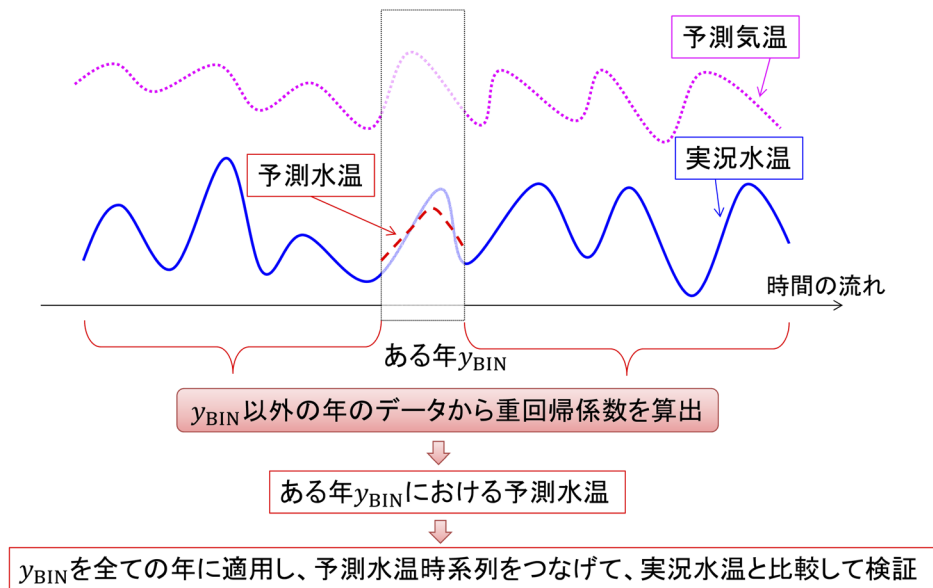
ここでは第3.2節と同様に, 七つはぜにおける10～12月の期間のデータを用いて, RMSEによ

り予測精度を評価した結果を示す. 第10図～第12図は, 第3.2節の第6図～第8図と同じく各パラメータを変えた場合の, RMSEを示している.

第3.2節と同様に, これらの予測精度の検証結果を第2表でまとめる. 第3.2節の再現性の評価と同様の特徴 (予測気温と実況水温はラグ $m=2$ 前後で最もRMSEが小さい等) がみられるほか, 第3.2節での再現性の検証結果と比べるとRMSEがおおむね大きいことは, 比較しているデータ同士が独立であることと整合する.

4. 確率予測情報の作成

第1章で述べたとおり, 気候リスク管理HPでは, 1～2週間先の予測気温 (アンサンブル平均値) だけでなく, 確率予測情報を取得できる. こ



第9図 ジャック・ナイフ法を応用した検証方法の概念図

の情報を水温の確率予測情報に応用する方法を述べる。ここでは、気温予測日（月・木曜日）ごとに、水温の確率予測情報を作成する方法を述べる。

気候リスク管理 HP において、最新は1つの初期日における1～2週間先の7日間移動平均の予測気温平年差及び確率予測情報を1つのCSVファイルとして取得できる。CSVファイルにおいて、1行につき1つのリードタイムに対応する情報が格納されており、確率予測情報や平年値も含まれる。各リードタイムにおいて平年差に平年値を足すことにより、予測気温そのものを得ることができる。確率予測情報としては、しきい値ごとの累積確率（7日間移動平均気温平年差が-7℃以下の確率から+7℃以下の確率）が0.1℃単位で141列分に格納されている。気温予測対象日*i*における気温平年差 $x^{\circ}\text{C}$ 以下である確率を $P_i(x)\%$ と記述する。この確率予測情報を利用するには、ユーザ自らしきい値を入力する必要がある。例えば、気温予測対象日*i*において「気温が10℃を下回る確率」と入力すれば、しきい値の気温平年差 x が一意に決まるため、 $P_i(x)$ は「〇〇%」と求まる。

累積確率 $P_i(x)\%$ を利用することで水温の確率予測情報を取得する方法を述べる。はじめに、ユーザ自ら設定する水温しきい値を入力する必要が

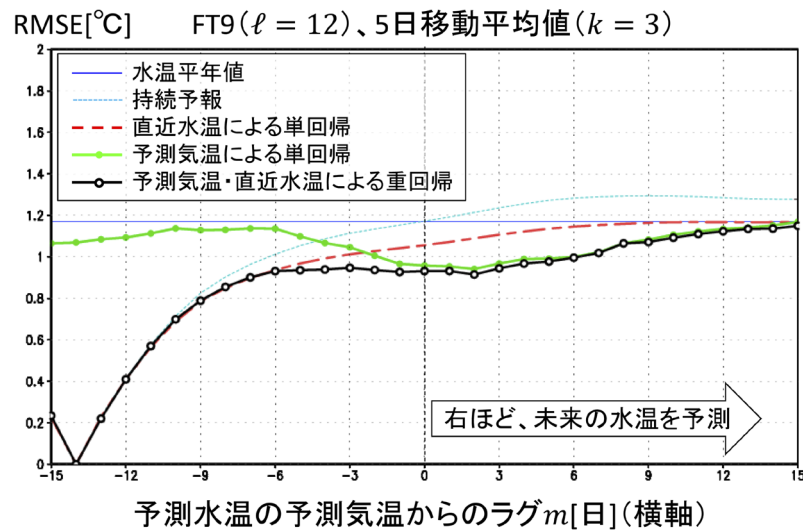
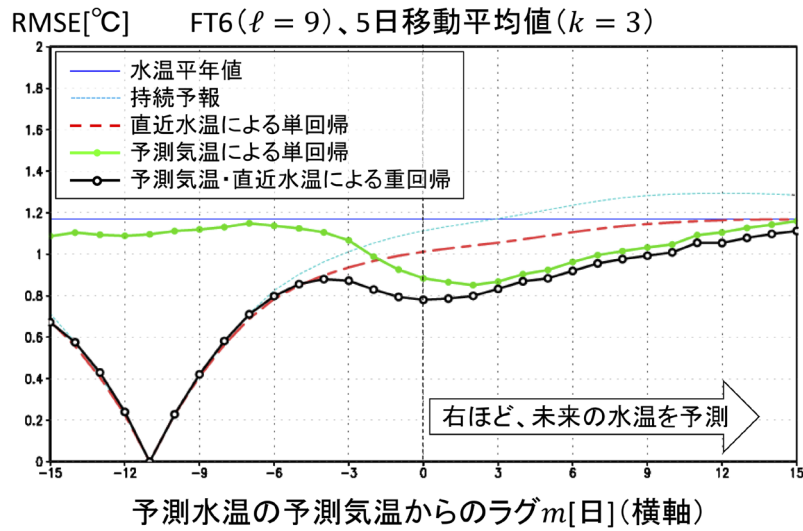
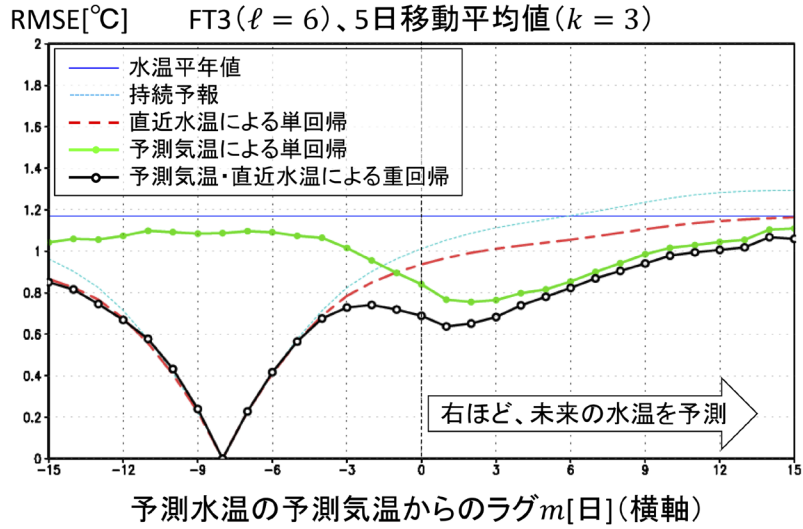
ある。水温予測対象日*n*における $(2k-1)$ 日間移動平均水温平年差のしきい値を $y_c^{(k)}$ とする（例えば、水温20℃をしきい値とするならば、20℃から水温予測対象日*n*における水温平年値を引いた値が $y_c^{(k)}$ となる）。過去のデータから既に求めている回帰係数 $\{a^{(l,m,k)}, b^{(l,m,k)}, c^{(l,m,k)}\}$ を利用して、この水温のしきい値を気温のしきい値 x_c に置きかえて、累積確率 $P_i(x_c)$ を求めるという方法を用いる。水温予測対象日*n*における水温平年差のしきい値 $y_c^{(k)}$ と、気温予測対象日 $(n-m)$ における気温しきい値 x_c 及び直近の実況水温平年差 $y_{n-l-m-k+1}^{(k)}$ とが、前述の回帰係数で以下のように関係することを仮定している。

$$y_c^{(k)} = a^{(l,m,k)}x_c + b^{(l,m,k)}y_{n-l-m-k+1}^{(k)} + c^{(l,m,k)}$$

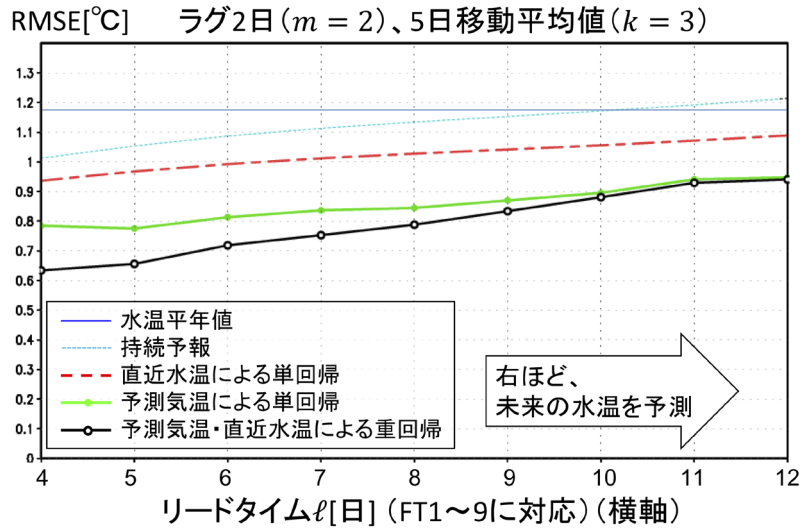
この式は、

$$y_c^{(k)} = a^{(l,m,k)}(x_c - x_n^{(l)}) + z_n^{(l,m,k)}$$

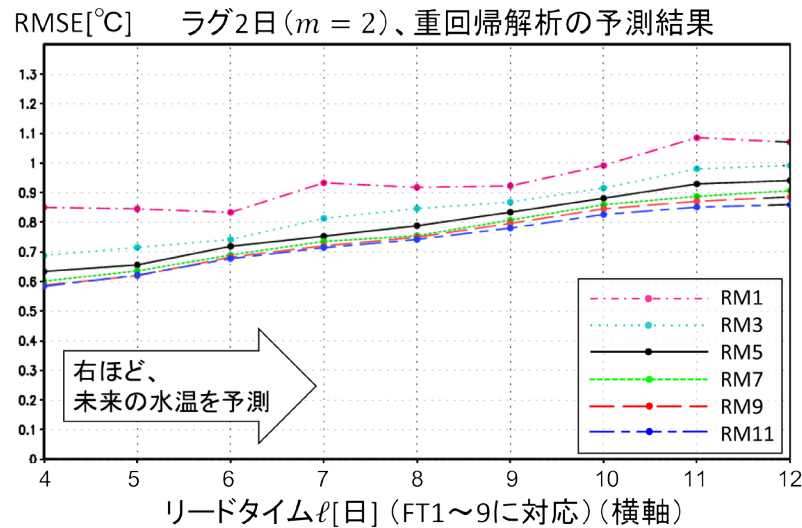
と書き直すことも可能である。水温予測対象日*n*における予測水温 $z_n^{(l,m,k)}$ は第3.2節の手法で求めることができ、気温予測対象日 $(n-m)$ における予測気温平年差 $x_n^{(l)}$ は、CSVファイルに載せられており既知であるため、 $y_c^{(k)}$ が定まれば直ちに x_c を決定できる。つまり、水温平年差が $y_c^{(k)}$ 以下である確率を気温平年差が x_c 以下である確率に読



第10図 第6図に同じ。ただし、ジャック・ナイフ法を応用した検証の結果を表す。



第11図 第7図に同じ。ただし、ジャック・ナイフ法を応用した検証の結果を表す。



第12図 第8図に同じ。ただし、ジャック・ナイフ法を応用した検証の結果を表す。

みかえることが可能となる。従って、水温予測対象日 n における $(2k - 1)$ 日間移動平均水温平年差が $y_C^{(k)}$ 以下である確率は、

$$P_{n-m}(x_C) = P\left(-\frac{y_C^{(k)} - Z_n^{(l,m,k)}}{a^{(l,m,k)}} + x_{n-m}^{(l)}\right)$$

と表すことができる。同様に、 $y_C^{(k)}$ を上回る確率 (%) は、 $100 - P_{n-m}(x_C)$ とすればよい。第13図は、水温の確率予測情報の表示例を示す。予測対象期間における、しきい値を上回る確率(棒グラフで表現)に、予測水温と平年値の推移(折れ線グラ

フ)を重ねて表示させた例である。

5. 利用実績

5.1 パラメータ設定及び最新年(2017年度)における検証結果

第3章にて、過去のデータを利用した水温予測の構築方法・精度検証方法を述べた。過去のデータから導出される回帰係数を用いることによって、最新年において予測気温が得られるたびに逐次的に1~2週間先の水温を予測で

第 2 表 RMSE による予測精度の予測方法間比較 (パラメータは $m=2, k=3$ に固定)

七つはぜにおける水温の予測精度 (2005 ~ 2017 年度の実況水温, 佐賀の予測気温を使用)

リードタイム (l)	10~12月			1~3月		
	6	9	12	6	9	12
水温平年値	1.17			1.00		
持続予報	1.09	1.15	1.21	1.00	1.03	1.06
直近水温による単回帰	0.99	1.04	1.09	0.82	0.82	0.83
予測気温による単回帰	0.76	0.85	0.94	0.72	0.70	0.75
重回帰	0.65	0.80	0.91	0.65	0.64	0.72

早津江における水温の予測精度 (2005 ~ 2017 年度の実況水温, 佐賀の予測気温を使用)

リードタイム (l)	10~12月			1~3月		
	6	9	12	6	9	12
水温平年値	1.13			0.98		
持続予報	0.94	1.03	1.09	0.84	0.91	0.98
直近水温による単回帰	0.87	0.94	0.99	0.72	0.74	0.77
予測気温による単回帰	0.75	0.84	0.93	0.69	0.68	0.72
重回帰	0.59	0.75	0.87	0.51	0.57	0.65

長洲沖における水温の予測精度 (2007 ~ 2017 年度の実況水温, 熊本の予測気温を使用)

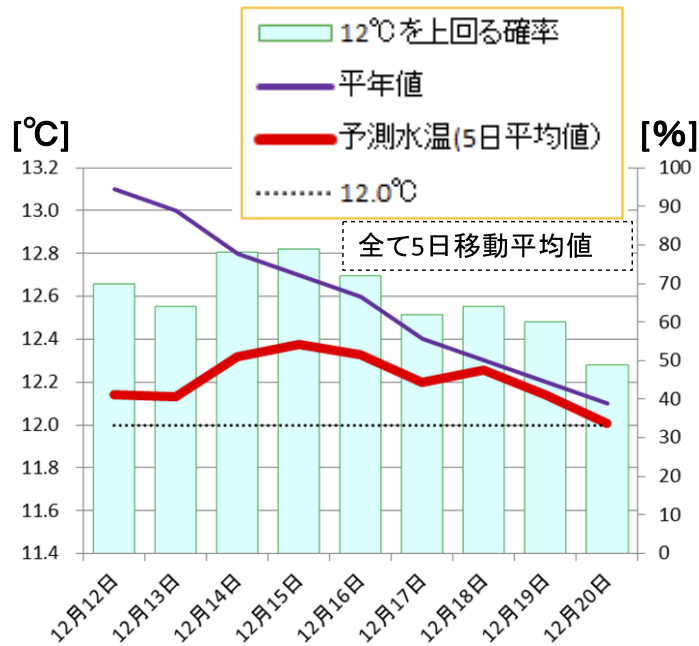
リードタイム (l)	10~12月			1~3月		
	6	9	12	6	9	12
水温平年値	0.89			0.83		
持続予報	0.87	0.89	0.92	0.67	0.71	0.80
直近水温による単回帰	0.78	0.80	0.83	0.57	0.58	0.63
予測気温による単回帰	0.70	0.71	0.80	0.62	0.65	0.67
重回帰	0.59	0.63	0.74	0.40	0.40	0.50

きる. この予測精度は, 第 3.3 節で述べたジャック・ナイフ法を応用した方法による, 独立データ同士の比較・検証結果と同程度と期待される.

第 3 章の調査結果を踏まえ, 水温予測するにあたって各パラメータ (ラグ m と移動平均パラメータ k) を設定しておく必要がある. 第 3.2 ~ 3 節にて, ラグを $m=2$ 前後とすると最も精度が高いことがわかった (第 6, 10 図参照). 同じく, 予測水温の移動平均日数が長いほど予測精度が高いことは自明であるが, 検証結果もそのことを支持しており, さらに, 単調に移動平均パラメータ k を増やした際の精度向上率は飽和していた (第 8, 12 図参照). 一般に, 移動平均日数は短いほど情報の価値が高い. 例えば, 7 日間移動平均水温に比べて日別水温を予測できた方が, 具

体的な対策がとりやすいものである. このため, ある程度精度を担保できて, かつなるべく情報価値が高いと考えられる, 予測気温から 2 日後を中央日とする 5 日間移動平均水温を予測する方法を採用した. 以上から, $m=2, k=3$ にパラメータを設定する. 第 3 章の表記に準ずると, 回帰係数 $\{a^{(l,2,3)}, b^{(l,2,3)}, c^{(l,2,3)}\}$ をもとに算出される予測水温平年差 $z_n^{(l,2,3)}$ により水温平年差 $y_n^{(3)}$ を予測する方法である. 第 3.2 節で述べた回帰係数 $\{a^{(l,2,3)}, b^{(l,2,3)}, c^{(l,2,3)}\}$ を求める手順が, 第 2 章の第 4 図 (水温予測の手順概念図) における手順「(1) 過去の水温と予測気温で関係式を導出」に相当する. 本第 5.1 節では, 最新年 (2017 年度) において, 同第 4 図の手順「(2) 関係式を利用した水温予測値を算出」について述べる.

予測初期日 12月6日



第13図 水温の確率予測情報の表示例

水温のしきい値を設定することで、しきい値を上回る（もしくは、しきい値以下となる）確率をリードタイムごとに表示させることができる。ここでは5日間移動平均水温のしきい値を12.0°Cに設定した例を示している。ここで示した表示例では、しきい値を上回る確率の棒グラフ（右目盛り [%]）に、予測水温と平年値の推移（左目盛り [°C]）を重ねて描画している。

第1章で言及したとおり、週に2回、1～2週間先の水温予測を行うため、予測初期日及びリードタイムが異なるが同じ対象日を予測している場合がある。一方、第3.2節で調べたとおりリードタイムが小さいほど再現性が高いため、同一予測対象日の複数の予測水温があった場合の選択は、なるべく最新の（リードタイムが小さい）予測を採用し、上書きするようにして予測水温の時系列を更新し作成することとする。

ここでは、七つはぜ、早津江、長洲沖の3地点における、最新年として2017年度（2017年10月～2018年3月）の予測水温と実況水温とを比較することによって、水温予測手法がどの程度有効であったか、RMSEを見積もることで検証する。ただし前述のとおり、秋季と冬季とでは、水温の気温に対する応答特性が異なる可能性を考慮して、10～12月及び1～3月それぞれの期間について、回帰係数を導出して水温予測に用いることとした。また、長洲沖においては、平年値期間として2008～2016年の9年間を利用しており、

気温の平年値期間と異なることから、説明変数のうち予測気温平年差に比べ直近の実況水温平年差は、予測水温平年差との対応が良く、寄与の割合が大きいと推測される。

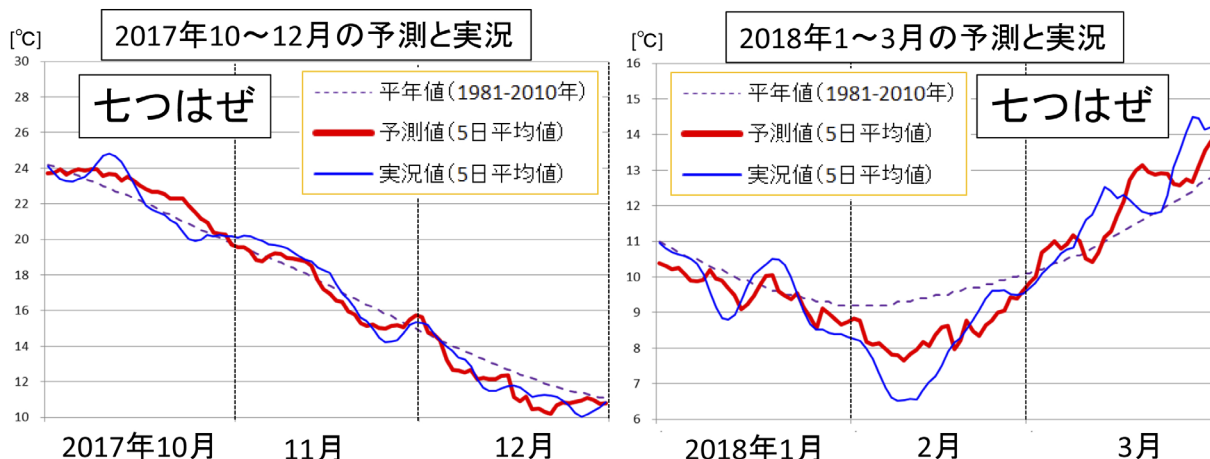
第3表は、3地点（七つはぜ、早津江、長洲沖）における、2017年度の予測水温及び平年値と5日移動平均実況水温との差（RMSE）による精度検証結果を載せている。このような予測結果がノリ養殖に実際に参考にされた例は、第5.2節にて紹介する。

第14図は、七つはぜにおける2017年10～12月及び2018年1～3月の水温予測結果である。2017年11月後半の低温、2018年1月前半から2月にかけての顕著な低温の傾向を捉えていたことがわかる。一方で、採苗時期に当たる2017年10月及び2018年3月は平年に比べて高温となる時期のタイミングを捉えられていなかったことも確認できる。

水温予測誤差の要因を、気温予測に含まれる誤差の影響と水温予測手法に含まれる誤差のそれぞ

第3表 2017年度のRMSEによる予測精度結果 (パラメータは $m=2$, $k=3$ に固定)

予測地点	10~12月			1~3月		
	七つはぜ	早津江	長洲沖	七つはぜ	早津江	長洲沖
実況値のサンプル数	90	90	82	88	88	88
水温平年値	0.87	0.89	1.03	1.19	1.13	1.28
水温予測値	0.75	0.6	0.54	0.78	0.63	0.65



第14図 水温予測結果の例 (七つはぜ)
2017年10~12月 (左図) 及び2018年1~3月 (右図) の予測及び実況水温の推移。

れについて考察する。

まず、気温予測に含まれる誤差について考える。2017年10月の気温の実況と予測結果においては、実況気温が10月上旬は高く中旬以降は平年並程度で経過していた一方、予測では10月中はおおむね高温が続く予測となっていた (図省略)。また、2018年1月中旬の高温ピーク及び1~2月の低温時期は、気温予測はその傾向のみならずタイミングもおおむね正しく予測できていた一方、3月については、高温・低温の傾向は予測できていたものの、タイミングは正しく予測できていなかった (第1章第3図の気温予測時系列を参照すると、例えば3月中旬の高温ピークは実況に比べて予測は1日程度遅れているように見える)。このような気温予測誤差そのものが水温予測の誤差の要因となった可能性がある。一方で、季節予報は冬が最も精度が高いことが知られており (参考文献 [3] 参照)、2018年1~2月の低温などを適切に予測できていたことと整合する。

次に、水温予測手法に含まれる誤差について考える。平年の水温が低い時期 (11月から翌年2月) に比べて、水温が高い10月や3月は海水が成層していると考えられることから、説明変数のうち直近の実況水温に比べて予測気温の寄与の割合は高まると考えられる。本稿における水温予測手法においては、10月は10~12月、3月は1~3月のサンプルから重回帰解析を行っていることにより、直近の実況水温の影響が過剰に反映されたことが水温予測の誤差の要因となった可能性はあるものの、10月や3月を精度良く再現できる年度もあるため、重回帰解析にはこれらの月のデータセットも利用した。

5.2 有明海のノリ養殖への利用実績

有明海のノリ養殖に資するべく水温予測手法を利用した実績を紹介する。有明海のノリ養殖は候的に適している10月頃から翌年3月頃にかけて行われる。有明海では多くの地域で、10月頃

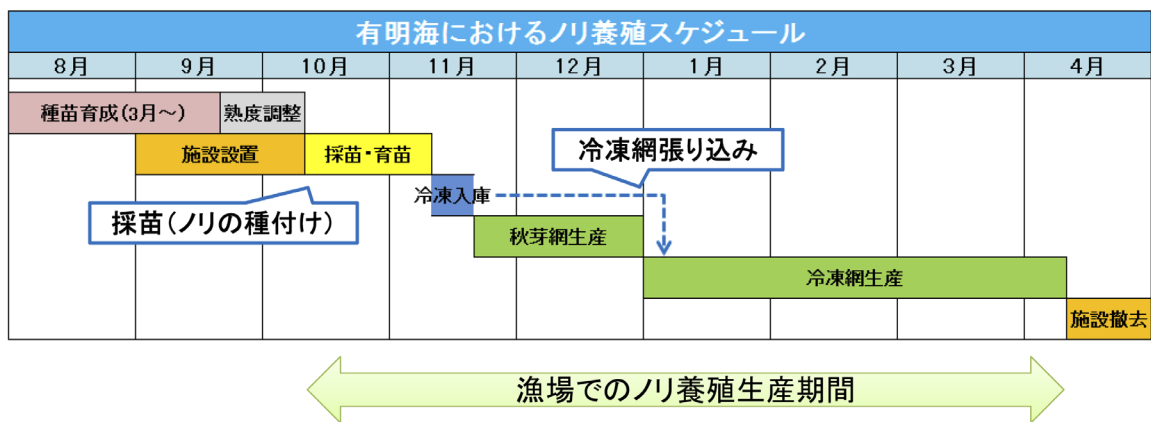
に種付け（「採苗」と呼ばれる）して育てたノリ網のうち、ノリの葉の長さが3～5 cmの生育初期のノリ網の一部を一旦冷凍保存した後に網の張り込みをすることにより、10月頃から12月末頃までの秋芽ノリ網生産と12月末頃から翌年3月頃までの冷凍ノリ網生産の二期作を行い、生産期間を延ばしている（第15図参照）。また、有明海では主に海底に突き立てた支柱にノリ網を吊るす方式（支柱式）で養殖している。支柱式は日本一干満差が大きい有明海の特徴を生かした方法で、ノリが海水に漬かっている時間と空中で空気に触れ乾燥する時間を繰り返すことで、品質の良いノリができるという利点がある。

有明海のような支柱式ノリ養殖で、生産者が最も重要視するのは、温度管理が可能な室内で培養したノリの胞子を有明海の漁場で網（ノリ網）に種付けする採苗時期の選択である。採苗が順調に行われ、その後の病害のリスクを避けるためには、採苗時期における海面付近の水温が満潮時で24℃未満という条件がある。さらに、満潮・干潮のタイミングが採苗に適し作業労力も少ない大潮の時期が好ましい。この条件及び有明海各県海域における代表的な水温の平年の推移から、10月に2回程度訪れる大潮時期に候補が絞られる。生産者は、リスクは避けつつも、生産量を増やすため可能な限り早くノリ養殖を始めたい。このため、「いつ採苗するのか」は、その年の有明海全体のノリ

の生産量や品質を大きく左右する最も重要な決定事項となっている。ノリ養殖は、病害等のリスクを小さくするために、有明海各県の生産者団体間で生育ステージの足並みをそろえる取り組みを行っていることから、有明海沿岸4県の水産研究機関の担当者会議で採苗時期について議論を行い、生産者団体への提言を行っている。

2016年度の有明海沿岸県の生産者団体が採苗に向けて協議する会議では、採苗日は10月16日以降か10月下旬のどちらの大潮時期を選ぶかが議論となった。この会議で、水産研究機関による「採苗の適期は10月16日以降」との提言をもとに議論が行われた結果、採苗日は10月17日以降と決定された。この提言における採苗時期の判断に、水温予測ツール（2015年度までのデータをもとに重回帰解析して作成）による予測結果が参考にされた。第16図は、会議のあった2016年10月4日に得られる2016年10月2日初期値の予測気温を利用した予測水温と実況水温（左図）及び、2016年10～12月の予測水温と実況水温（右図）の時系列である。10月4日時点では、水温が26℃を上回っており、10月17日頃の採苗に慎重な意見もあったが、予測では順調に水温は低下し24℃を下回る予測であったことが採苗日の決定に利用された。

2017年度においては、各県の平年の水温の推移と潮周りから、採苗日は10月20日以降と決定



第15図 代表的なノリ養殖の大まかなスケジュール（福岡県有明海研究所提供資料をもとに作成）

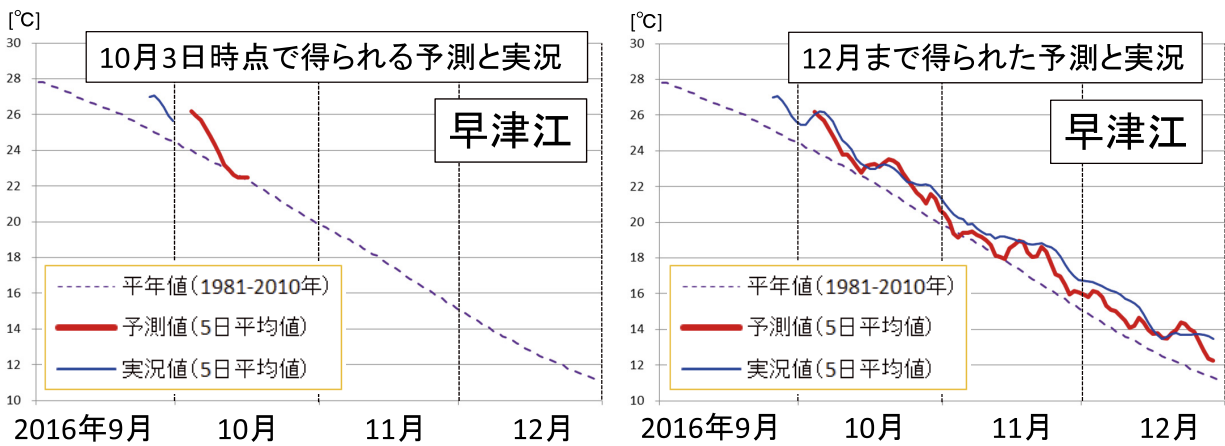
10月頃に有明海沿岸4県の漁場でノリ養殖が採苗日に開始。多くの漁場で、11月頃に冷凍庫に入庫させたノリ網を12月末頃に漁場に張り込む二期作を採用。

された。各県の生産者団体が採苗に向けて協議する会議では、研究機関から「採苗の適期は10月20日以降」との提言が行われたが、この提言における採苗時期の検討においても水温予測ツール(2016年度までのデータをもとに重回帰解析して作成)による予測結果が参考にされた。第17図は、会議の時期にあたる2017年10月5日に得られた予測水温と実況水温(左図)及び、2017年10~12月の予測水温と実況水温(右図)の時系列である。ノリ網の採苗後も、平年から大きく偏った水温の予測がある場合は生育状況に注意を払うなど、水温予測手法は生産管理の参考にされた。

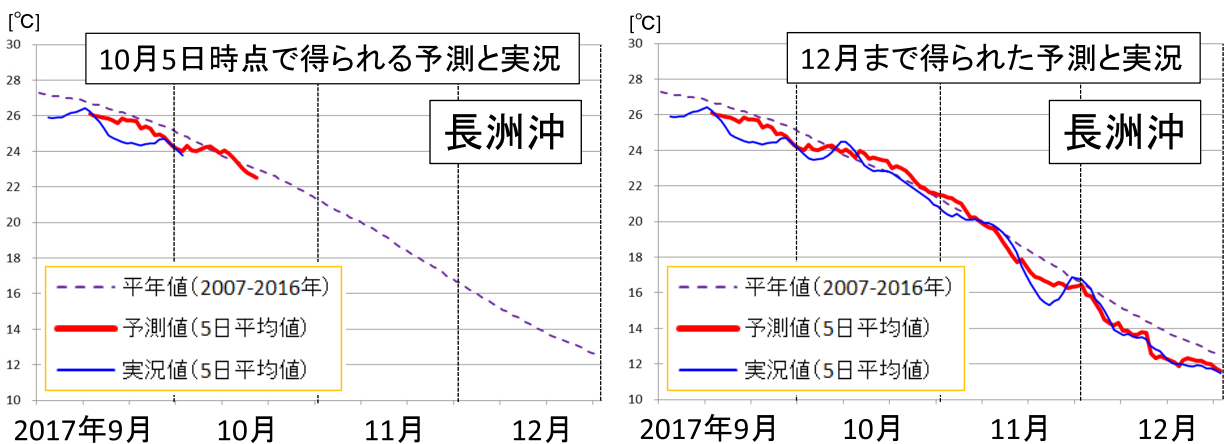
予測手法は、条件が合えば汎用的に応用することが可能である。その条件とは、予測したい水温及び周辺の数日間平均気温の平年差同士に相関があるということであり、外海との海水交換が少ない、有明海のような内海や閉じた湖の水温予測に適用可能性が高い。水温は、予測気温だけでなく直近までの水温実況値を説明変数として利用することにより、水は気と比べて比熱が大きいことによる水温の持続性を考慮できるため、物理的に妥当な手法とも言える。このため、内海域の海面養殖漁業が最も利用可能性が高い分野と考えることができる(第18図に示す概念図参照)。また、平年差を利用することで季節を問わず利用が可能となる。

6. まとめと今後の展望

ここまで述べてきた重回帰解析を利用した水温



第16図 2016年10月3日時点(左図)及び2016年12月末日(右図)で得られる予測水温と実況水温の時系列(早津江)



第17図 2017年10月5日時点(左図)及び2017年12月末日(右図)で得られる予測水温と実況水温の時系列(長洲沖)

6.1 内海の水温予測に利用するための条件

水温予測を行うためには、(1) 物理的に妥当か、(2) データの蓄積量は十分か、(3) 利用価値はあるかの3点の条件を満たすかどうかを、あらかじめ確認する必要がある。

(1) の物理的妥当性については、先に述べたとおり、外海からの海水流入の影響に比べて海面を通じた気温の影響が大きいことや、対象海域の気候特性に近い地上気象観測地点があることが挙げられる。妥当であるかどうかは、数年分の気温及び水温の実況値を見比べることにより、それらの平年差が連動しているかどうか、相関があるかどうかを確認すると良い。

(2) のデータの蓄積量については、サンプル数が、統計的有意性を確保するためにはリードタイムごとに約 200 日以上あることが望ましい。3 か月間 (10 ~ 12 月や 1 ~ 3 月) の日平均水温なら 7 年程度 (1 か月に 10 サンプル稼ぐことができると考えて)、半月平均水温なら 10 年程度、旬平均水温なら 30 年程度あることが望ましい。

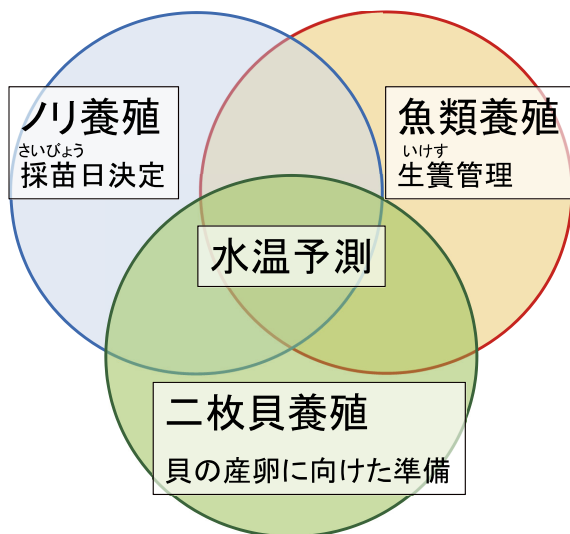
また、本稿では気温と水温の平年差に相関があることを利用していることから、水温の平年値がある、もしくは作成が可能である必要がある。気温の平年値と同じく水温においても 1981 ~ 2010 年の 30 年平均値が望ましいが、本稿で用いた長

洲沖の実況値が 2007 年以降の値しかない場合のように、過去数年平均値を作成するなどして平年値として代用すると良い。これらは、余分なノイズを消すために、KZ フィルタにより平滑化されていることが望ましい。

ただし、データを十分準備できない場合 (例えば 3 年程度しかない等) は、本稿で述べたようなリードタイムごとに重回帰解析を行うことにこだわらず利用する方法もある。例えば、FT1 ~ 3, FT4 ~ 6, FT7 ~ 9 それぞれをまとめてサンプルとして利用すれば、3 倍のデータ量を確保して 3 組の回帰係数 (a, b, c) を導出できる。極端には、全てのサンプルから 1 組の回帰係数 (a, b, c) を導出するという方法もありうる。

同じく、サンプル数が少なく平年値を作成できない場合には、本稿で述べた水温平年差を予測する手法にこだわらず、水温そのものを予測する手法も選択できる。この場合、説明変数が直近水温・予測気温で、目的変数が予測水温である。この手法をとる場合は、出力される予測結果をみる際に、平年の単調な季節進行で予測できる変動に加えて、水温予測手法によりどれほど平年からの変動を再現できているかを確認する必要がある。

(3) の産業への利用価値があるかについては、水温は産業に影響を与えるリスク要素であること、さらに、リスクへの対策に 1 ~ 2 週間先の水温予測を活用できることが条件として考えられる。第 18 図に示したような海面養殖業への応用の 3 つの例で述べる。ノリ養殖に関しては、第 5.2 節で述べたような適温に行うべき採苗日の検討のみならず、ノリ養殖期間中に水温予測手法により高水温が予想され、病害のリスクが見込まれる場合に、支柱に対するノリ網の上下位置を上げて乾燥させる、もしくは病害の被害が広がる前に早めに摘み取るという対策に利用できる可能性がある。魚類の養殖に関しては、生簀 (いけす) で養殖している魚類の成育や病気のリスクは水温と関係すると知られているため、生簀の水平方向もしくは深さ方向の位置を変える等の対策に利用できる可能性がある。二枚貝の養殖に関しては、2 週間前に水温予測ができれば、産卵適期の検討とそれに伴う準備 (産卵環境の準備) に利用できる



第 18 図 水温予測手法の利用可能性の広がり
水温予測手法は、内海地域の海面養殖漁業への利用可能性が高い。

可能性がある。

6.2 水温予測にかかる作業の流れ

第 6.1 節の条件を満たすことができれば、(1) データセット（予測気温及び水温の平年差）の準備、(2) データセット同士を付き合わせることに伴う予測可能性の検討、(3) データセット同士のラグを考慮した重回帰解析、(4) 最新年における水温予測ツールの作成、と進めると良い。

水温予測ツールの作成だけでなく重回帰解析においても、表計算ソフト Excel の統計計算機能を利用することが可能である。重回帰解析を行うための準備として、平年値の作成、データの欠測があった場合に前後の値で補完する線形内挿等の処理、水温と気温とのラグや数日移動平均等のパラメータ (m, k) の検討・決定が必要となる。水温予測ツールは、重回帰解析において算出された回帰係数 (a, b, c) や各種パラメータ (m, k) を固定して、その後は最新年において予測気温及び実況水温を入力すると予測水温が出力される仕様とすることで、回帰係数やパラメータを毎回選定する作業を省くことができる。また、年度ごとにサンプルの蓄積量が増えるため、更新されたデータセットをもとに回帰係数が更新される計算処理が可能なツールにするとさらに良い。

6.3 水温予測手法の高度化

本稿で述べた水温予測手法を高度化するための考察、実況水温と予測気温以外を説明変数として利用した水温予測手法の紹介、1～2週間先の気温予測を利用した水温予測以外の応用例について述べて、2019 年度に気象庁が発表する 2 週間気温予報について紹介して、まとめとしたい。

第 5.2 節で述べたノリ養殖における採苗時期の見極めのように、水温があるしきい値以下（もしくは、しきい値を上回る）かどうか、産業において意思決定の判断材料になる。このような意思決定に資するべく提案した確率予測情報の作成方法を第 4 章で述べたが、本稿において確率予測の妥当性までは評価していない。信頼性を持って利用できるためには、予測水温の誤差（予測精度）の検証のみならず、確率予測の妥当性の評価を検

討することが重要である。

本稿では、実況水温と気温予測対象日だけの予測気温を説明変数としている。しかし、実際にリードタイムが長くなれば、水温予測対象日における水温に影響する気温は、気温予測対象日だけでなく、気温予測日から気温予測対象日までの全ての期間の気温が影響していると考えられる。本稿の手法では、例えば 1 週目に気温が低く 2 週目に気温が高い予測があった場合に、2 週間先の水温予測には、後者の高い気温予測のみ説明変数として利用されることになる。このためリードタイムが長い予測については、気温予測日から気温予測対象日までの期間の予測気温の積算値に相当する量を説明変数に利用したほうが良い結果が得られる可能性がある。

中川ら（参考文献 [5] 参照）は、宮城県の沿岸域において、水温の実況値や気温予測値だけでなく、気象庁の海況システムにより得られた海面水温情報も利用した予測手法を開発することにより、重回帰解析を利用した手法の高度化を実現している。このように、説明変数として、気温予測、実況水温だけでなく情報を活用することで、必ずしも内海ではない海域における産業にも応用することが可能となる。

本稿で述べた 1～2 週間先気温予測を利用した予測手法は、予測したい産業データと数日間平均気温の平年差との間に相関があれば、水温に限らずあらゆるデータに応用することが可能である。第 19 図では、海面養殖業のための水温予測のみならず、気温と 2 週間平均気温と関係が深そうな産業への応用例も挙げた。例えば、夏の気温と相関が高いと推測されるエアコンの売り上げ数を 2 週間前に予測することにより、在庫管理等に生かすことができる可能性がある。また、農作物の生育には種まき後に経験する日々の気温の積算量が影響するという知見があり、2 週間前に作物を出荷できるかどうかを予測できれば、その生産・在庫管理に生かすことができる可能性がある。その他にも、気づかない産業・分野において、1～2 週間先気温予測がリスク対策に活用できる可能性が潜んでいると考えられるため、本稿の手法をきっかけに、気温と産業データとの関係を探ってい

ただけたら幸いである。

気象庁は、2019年度に2週間気温予報を発表する（参考文献[6]参照）。本稿では、週に2回取得できる1～2週間先の7日間平均の予測気温を利用する手法を述べたが、2週間気温予報では、毎日、1～2週間先の5日間平均の予測気温を（日平均気温のみならず、日最高・最低気温も）取得して利用できるようになる。本稿で述べた手法を用いることにより、毎日更新できる水温予測ツールの作成が可能となるため、活用していただきたい。

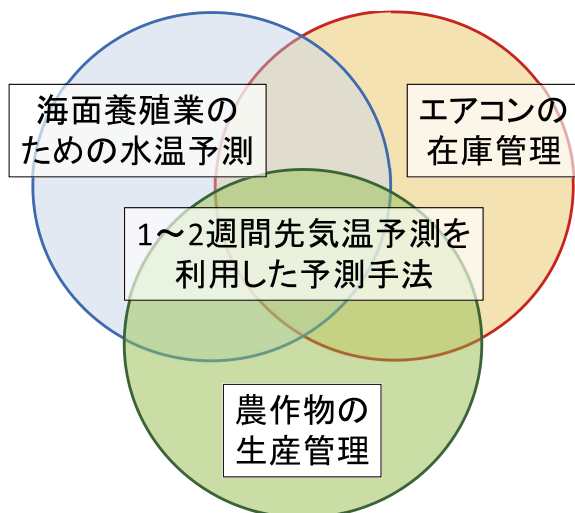
謝辞

本稿の作成にあたり、有明海のノリ養殖の普及・生産指導に携わっておられる福岡県水産海洋技術センター有明海研究所から七つはぜ観測塔、佐賀県有明水産振興センターから早津江観測塔、熊本県水産研究センターから長洲沖観測ブイにおける実況水温データをご提供いただきました。さらに、福岡県水産海洋技術センター有明海研究所、佐賀県有明水産振興センター、熊本県水産研究センター及び、長崎県島原振興局農林水産部県南水産業普及指導センターの皆様には、数年にわたりノリをはじめとする養殖業に関する知識の共有、水温予測手法に対する助言、さらに本稿の査読と、多大なご支援をいただきました。この場をお借りし

て、心から感謝の意を表します。本調査のため気候リスク管理HPの利便性向上を計っていただいた気象庁地球環境・海洋部気候情報課の皆様、様々な貴重な助言をいただいた福岡管区気象台の皆様に、厚くお礼を申し上げます。

参 考 文 献

- [1] 仙台管区気象台：2週間先の気温予測値を用いて沿岸の水温を予測してみませんか？ (http://www.jma-net.go.jp/sendai/wadai/umi/taio_jiturei.html, 2019年2月25日参照)
- [2] 気象庁：気象情報を活用して気候の影響を軽減してみませんか？ (<http://www.data.jma.go.jp/gmd/risk>, 2019年2月25日参照)
- [3] 気象庁（2017）：1か月予報システムの更新～全球アンサンブル予報システムの運用開始～. 平成28年度季節予報研修テキスト. (<https://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/kisetutext/kisetutext.html>, 2019年2月25日参照)
- [4] 気象庁：気象観測統計指針. (<http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/data/kaisetu/index.html>, 2019年2月25日参照)
- [5] 中川憲一・福田義和・金子秀毅・中村寛・中村辰男（2018）：東北地方の養殖漁業のための沿岸水温予測方法の紹介. 測候時報, 85, 13-29.
- [6] 気象庁（2018）：2週間気温予報の提供開始等について. 2018年12月11日 気象・地震等の情報を扱う事業者等を対象とした講習会資料. (<https://www.jma.go.jp/jma/kishou/minkan/koushu181211/shiryu1.pdf>, 2019年2月25日参照)



第 19 図 1～2 週間先気温予測を利用した予測手法の利用可能性の広がり例

付録 確率予測情報を含む水温予測のプロダクトの例

第 3 章で述べた重回帰解析により得られた回帰係数をもとに、第 5 章で利用した、最新年度（ここでは 2017 年度）における水温予測情報の作成方法を提案する。ここでは、表計算ソフト Excel を利用した例を紹介する。

マクロ（プログラミング言語を使用し、表計算ソフト上で操作手順をあらかじめ登録して、必要ときにボタン押下等の GUI 形式により簡単に実行できるソフトを作成する方法、Excel 上では Visual Basic でプログラミングされる）は使用せず、Excel に組み込まれている関数や、複数のシートを相互参照する機能のみを利用してツールを作成する。ここでは、一度作成すれば、毎年手を加える部分になるべく少なくなるよう意識したツールの作成方法を提案する。

水温予測に使用するシート名を、「水温実況」、「水温予測」、「確率情報」、「気温予測」、「1」～「50」（50 個のシート）とする（シートの作成例及び相互参照関係については第 20～24 図参照）。「1」～「50」は、水温予測する期間内で気温予測 CSV ファイルを取得できる日数分あればよい。例えば 10～12 月の期間予測する場合は、約 90 日の期間のうち、CSV ファイルを取得できるのは週に 2 回（月・木曜日）なので、 $90 \times 2/7$ のおおむね 30 回弱である。各シートの内容を簡単に述べる。

「水温実況」シートは、縦方向が時系列となっており、あらかじめ水温平年値を入力しておき、最新年は日別データを取得次第、随時入力するシートである（第 20 図）。このシートには別シートを参照する関数は含まれていない。

「1」～「50」シートは、最新年における予測前に空のシートを準備しておく。最新年において気候リスク管理 HP で取得できる最新の 1～2 週間先気温予測情報の CSV ファイルを左上寄せで随時貼り付けるためのものである（第 21 図参照）。1 シートにつき、1 つの気温予測取得日に得られる CSV ファイルを貼り付ける。CSV ファイルの中身は、1 行目に気温予測初期日、2～10 行目にリードタイムごとの予測情報という構成になっ

ている。

「気温予測」シートは、縦方向が時系列となっており、「1」～「50」シートを参照し読み込んだ複数の予測初期日における予測気温をリードタイムごとに時系列で並べるシートとなっている（縦方向が時系列、横方向がリードタイム）。「1」～「50」シートのうち、どのシートにデータが存在するかどうかを判定し、存在する場合のみ読み込む工夫が必要となる。このシートは一度設定すれば、手を加える必要はなく、最新年に随時入力する項目もない（第 22 図参照）。

「水温予測」シートは、縦方向が時系列、横方向がリードタイムとなっており、リードタイムごとにあらかじめ算出されている回帰係数を定数として入力しておく。説明変数である予測気温は「気温予測」シートを、実況水温及び水温平年値は「水温実況」シートをそれぞれ参照し、これらの一次関数で算出される予測水温をリードタイムごとに時系列で並べるシートとなっている。最新年に随時入力する項目はない（第 23 図参照）。

「確率情報」シートは、「水温予測」シートの回帰係数及び予測水温、「1」～「50」シートのうちの 1 つの予測初期日（通常は最新のもの）に対応するシートの予測気温及び累積確率を参照し、その予測初期日に予測される、水温の確率予測情報をリードタイムごとに表示させるシートとなっている（第 24 図参照）。ユーザは水温しきい値（例：20℃を上回る）を設定する必要がある。このシートでは、1 つの予測初期日に対応する確率予測情報を出力する仕様であるため、ユーザは予測初期日を設定（「1」～「50」シートのうち、どのシートを参照するか選択）する必要があるが、常に最新初期日を利用するように作成してかまわない。

年/月/日	実況値	平年値
2017/10/1	23.5	24.4
2017/10/2	23.7	24.2
2017/10/3	23.5	24.1
2017/10/4	23.4	24
2017/10/5	23.2	23.8
2017/10/6	23.1	23.7
2017/10/7	23.4	23.6
2017/10/8	23.7	23.4
2017/10/9	24.3	23.3
2017/10/10	24.5	23.2
2017/10/11	25.2	23
2017/10/12	24.9	22.9
2017/10/13	23.8	22.7
2017/10/14	23.7	22.6
2017/10/15	23.1	22.5

年月日

日別水温実況値

日別水温平年値

第 20 図 「水温実況」シートの作成例

平年値はあらかじめ入力しておき、実況値は最新年において随時入力する仕様となる。

確率予測資料(異常天候早期警戒情報): 九州北部地方(山口県を含む)

地域: 九州北部地方 | 地点: 都道府県から選ぶ | 初期値: 2016年2月24日

注目する気温平年差: 0°C | 注目する確率: 10%

①地域の選択 「九州北部地方」

②地点の選択 「佐賀」

③初期値の選択 「2016年2月24日」
※過去 5 回まで閲覧可能

④「ファイルをダウンロード(csv形式)」をクリック
※1~7日後から9~15日後までの情報が1ファイルに収録

下のほうの

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	2016	2	24								
2	2016	2	25	2016	3	2	7	47813	1	3	-6
3	2016	2	26	2016	3	3	7	47813	1	3	3
4	2016	2	27	2016	3	4	7	47813	1	3	10
5	2016	2	28	2016	3	5	7	47813	1	3	15
6	2016	2	29	2016	3	6	7	47813	1	3	18
7	2016	2	30	2016	3	7	7	47813	1	3	20
8	2016	2	31	2016	3	8	7	47813	1	3	19
9	2016	2	32	2016	3	9	7	47813	1	3	15
10	2016	2	33	2016	3	10	7	47813	1	3	12

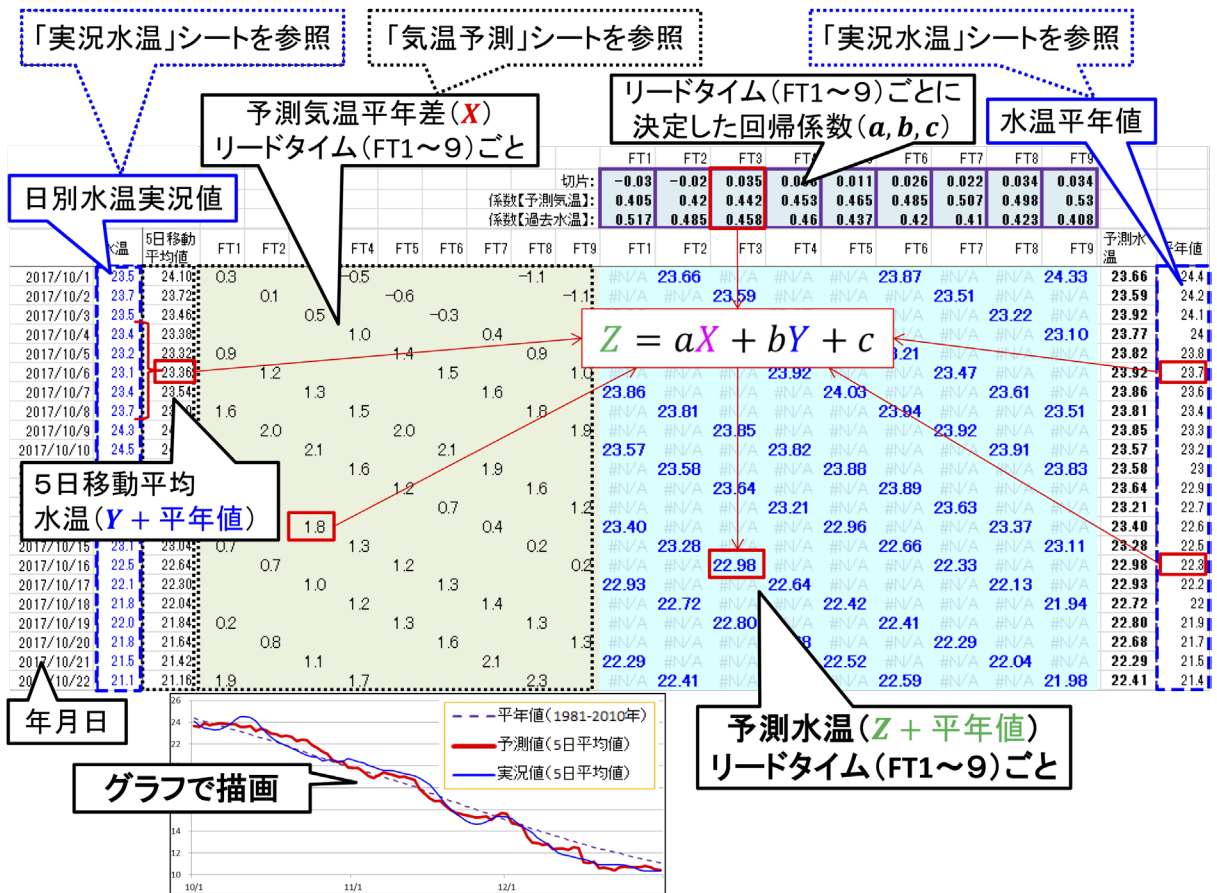
⑤空シート「1」~「50」に貼り付け (1CSVファイルにつき、1シート)

第 21 図 「1」 ~ 「50」シートに貼り付ける CSV ファイルの取得方法と使用例

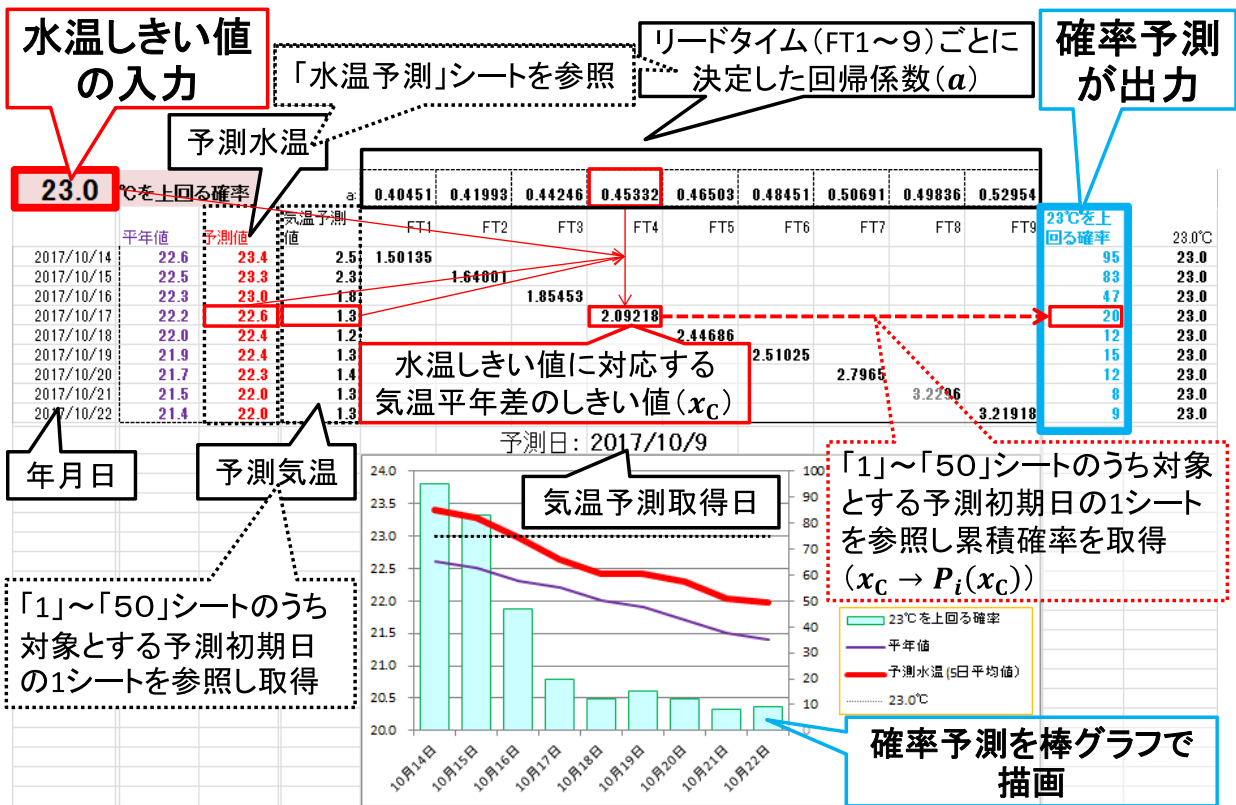
気温予測取得日(月・木曜日)に更新される CSV ファイルは, 気候リスク管理 HP から取得できる。ここでは, 気温予測初期日が 2016 年 2 月 24 日の場合を示している。

年月日	FT1	FT2	FT3	FT4	FT5	FT6	FT7	FT8	FT9
2017/10/1	0.3			-0.5				-1.1	
2017/10/2		0.1			-0.6				-1.1
2017/10/3			0.5			-0.3		0.4	
2017/10/4				1.0					
2017/10/5	0.9				1.4				
2017/10/6		1.2				1.5			
2017/10/7			1.3				1.6		
2017/10/8	1.6			1.5					
2017/10/9		2.0			2.0				
2017/10/10			2.1			2.1			
2017/10/11				1.6			1.9		
2017/10/12	2.5				1.2				
2017/10/13		2.3				0.7			
2017/10/14			1.8				0.4		
2017/10/15	0.7			1.3				0.2	
2017/10/16		0.7			1.2				0.2
2017/10/17			1.0			1.3			
2017/10/18				1.2			1.4		
2017/10/19	0.2				1.3			1.3	
2017/10/20		0.8				1.6			1.3
2017/10/21			1.1				2.1		
2017/10/22	1.9			1.7				2.3	
2017/10/23		1.5			1.9				2.2
2017/10/24			1.0			1.8			
2017/10/25				0.8			1.7		

第22図 「気温予測」シートの作成・表示例



第23図 「水温予測」シートの作成・表示例



第 24 図 「確率情報」シートの表示例

ユーザによって水温しきい値を設定すると、予測初期日ごとに確率予測情報が出力される仕様となる。