

海上工事における施工可否判断の高精度化 を目的とした機械学習の適用

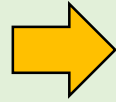


九州大学

九州大学 ○井手 喜彦
福岡市役所 大橋 果歩
五洋建設株式会社 琴浦 毅
九州大学 山城 賢
九州大学 橋本 典明
九州大学 児玉 充由

背景と目的

海上工事の実施可否は、波の状況に左右される

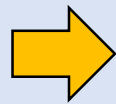


計画的な海上工事の実施には、数日先までの正確な波浪予測情報が有益となる

【先行研究：海上工事可否判断】

- 琴浦毅，森屋陽一，関本恒浩，安芸皓一：波浪推算の計算領域が海上作業可否の判定精度に及ぼす影響，土木学会論文集 B3（海洋開発），Vol.67，No.2，pp. I_880-I_885，2011.
- 辰巳賢一，安田誠宏，森信人，間瀬肇：リアルタイム気象・水象予測の Web 配信システムの開発，海洋開発論文集，第 25 巻，pp. 891-896，2009.
- 琴浦毅：海上施工可否判断に用いる波浪推算モデルに関する研究，博士学位論文，2018.

波浪予測は気象予測の精度に大きく左右され，気象予測は**不確実性**を有する

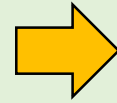


アンサンブル気象予報を利用した波浪予測の高精度化や，確率論的な議論が行われている

【先行研究：アンサンブル気象予報を用いた予測】

- 宇都宮好博，松藤絵理子，鈴木善光，吉永泰祐，内田洋平，窪田和彦，鈴木隆宏：波浪予報等におけるアンサンブル気象予報の利用可能性について，土木学会論文集 B2（海岸工学），第75巻2号 p. I_121-I_126，2019.
- 園田彩乃，宇都宮好博，松藤絵理子，鈴木隆宏，内田洋平，鈴木善光，内田裕之：アンサンブル気象予報を用いた高潮予測

数値モデルを用いて複数ケースの波浪予測を**リアルタイム**で実施する際、計算コストが問題となる場合がある



近年、波浪予測に対して機械学習（特に**ニューラルネットワーク**）の有用性が認められ始めた

【先行研究：ニューラルネットワークによる波浪予測】

- Tracey H. A. TOM, 金洙列, 武田将英, 倉原義之介, 原知聡, 西山大和, 川崎浩司, 間瀬肇：全球波浪予報値のニューラルネットワーク変換による高精度1週間波浪予測の試み, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), 75 巻 2 号 p. I_133-I_138, 2019.
- 斎藤 武久, 小久保元貴, 間瀬肇：ニューラルネットワークを用いた日本海沿岸域でのうねり性高波浪の予測に関する研究, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), 第72 巻 2 号 p. I_175-I_18, 2016.

本研究：海上工事における施工可否判断モデルの構築

アンサンブル
気象予報の利用

+

ディープニューラル
ネットワーク

+

低い波高の閾値超
過判定を高精度化

週間アンサンブル気象予報を利用して、複数の予測データからより高精度な一つの予測値を導く → ベイズ推定を使用

リアルタイムでの予測を行うため、高速な予測計算が可能な**ディープニューラルネットワーク**を用いた波浪予測を行う

海上施工可否判断を行うため、比較的**低い波高**（1m程度）に対して精度の良いモデルの構築を目指し、**的中率**をできる限り高める

構築する施工可否判断モデルの概要

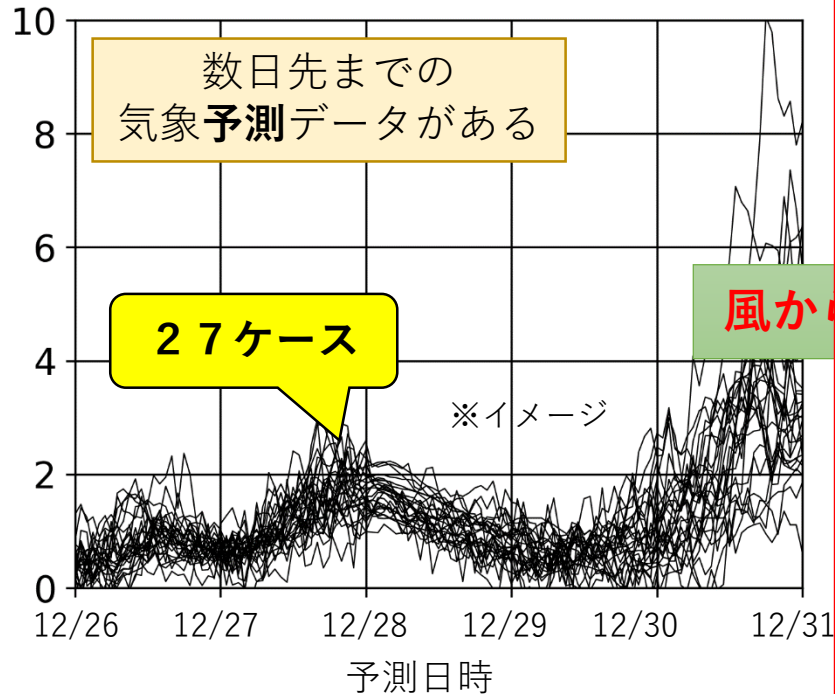
ステップ0

週間アンサンブル気象予報
(高分解能日本域GPVデータ)

※気象庁提供

風速・風向アンサンブル

風速(m/s)

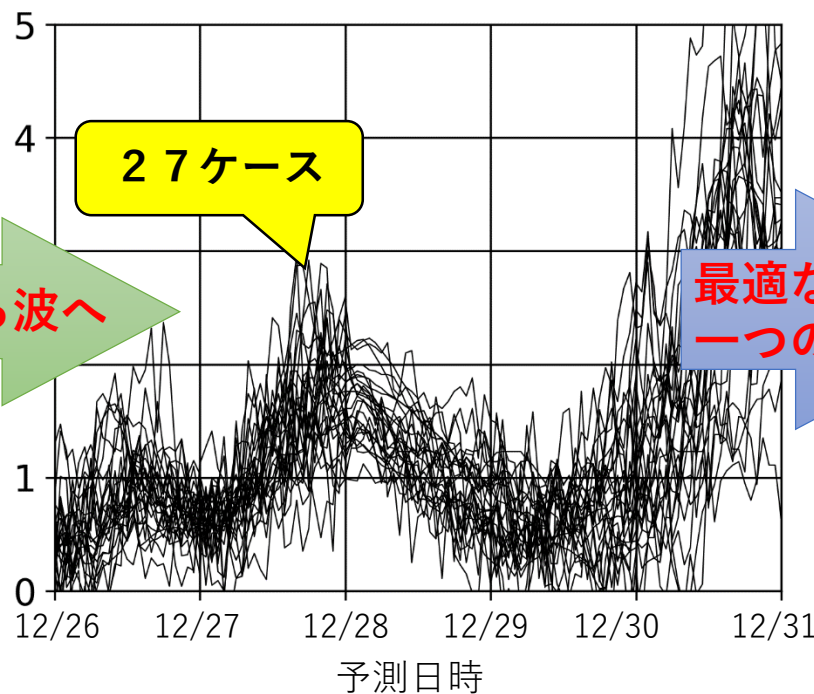


ステップ1

波高を予測する
ニューラルネットワークを構築

波高アンサンブル

有義波高(m/s)



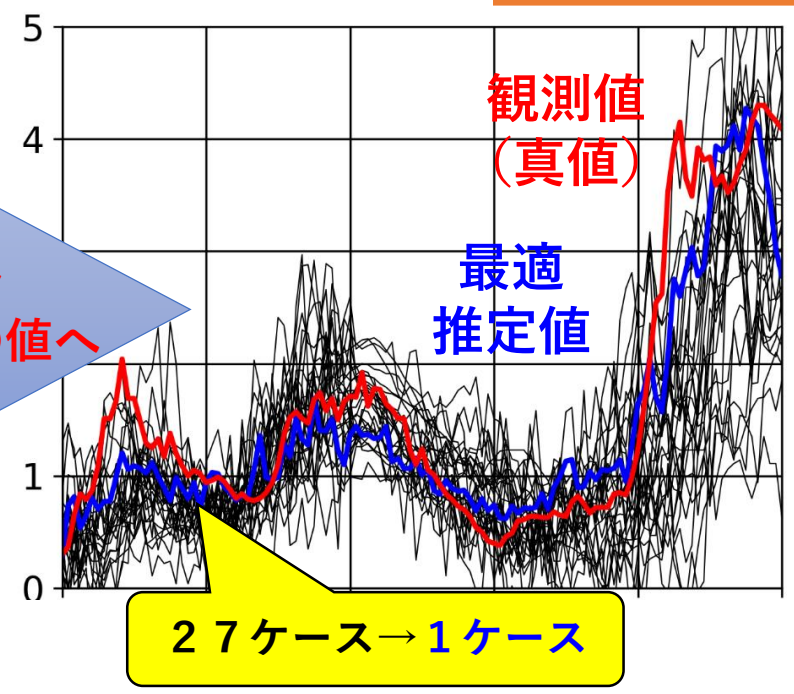
ステップ2

ベイズ推定により
1つの最適推定値を導出

波高の最適推定値
(1ケース)

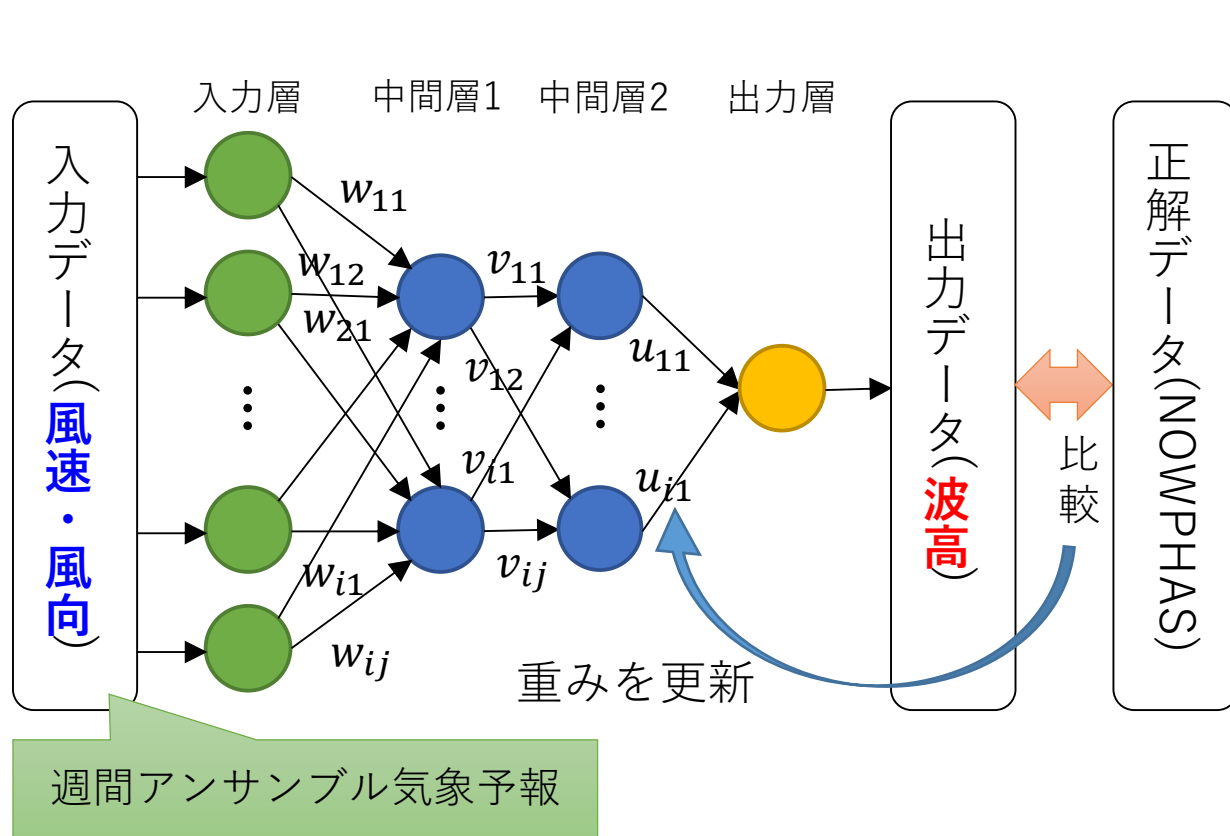
施工可否判断

有義波高(m/s)



ニューラルネットワークによる波浪予測

週間アンサンブル気象予報（高分解能日本域GPVデータ）を入力データとして、波高を出力するディープニューラルネットワーク(DNN)を構築



2019年(1年間)を
ランダムに分割

教師データ
(6ヵ月)

テストデータ (モデルの精度検証)
(6ヵ月)

× 27 ケース

ハイパーパラメータは、
ベイズ最適化によって自動的に決定

ハイパーパラメータ	探索範囲
中間層のノード数	8, 16, 32, 64, 128, 256, 512
教師データの訓練データと 検証データの分割割合	0.1-0.3
中間層のドロップアウト率	0.0-0.5
エポック数	5, 10, 20, 40, 80
学習率	10^{-5} (固定)
バッチサイズ	5, 10, 20, 40, 80

構築する施工可否判断モデルの概要

ステップ0

ステップ1

ステップ2

週間アンサンブル気象予報
(高分解能日本域GPVデータ)

※気象庁提供

波高を予測する
ニューラルネットワークを構築

ベイズ推定により
1つの最適推定値を導出

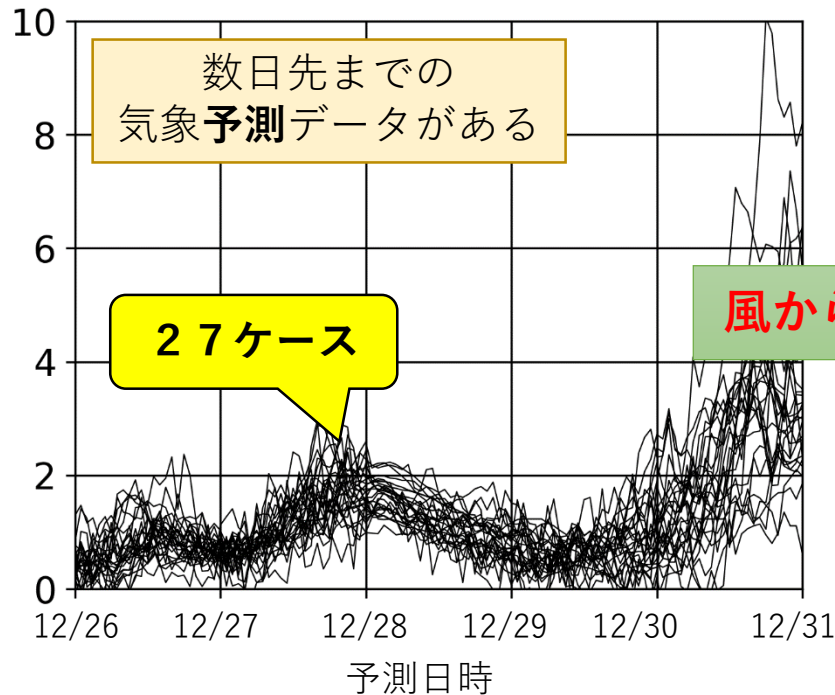
風速・風向アンサンブル

波高アンサンブル

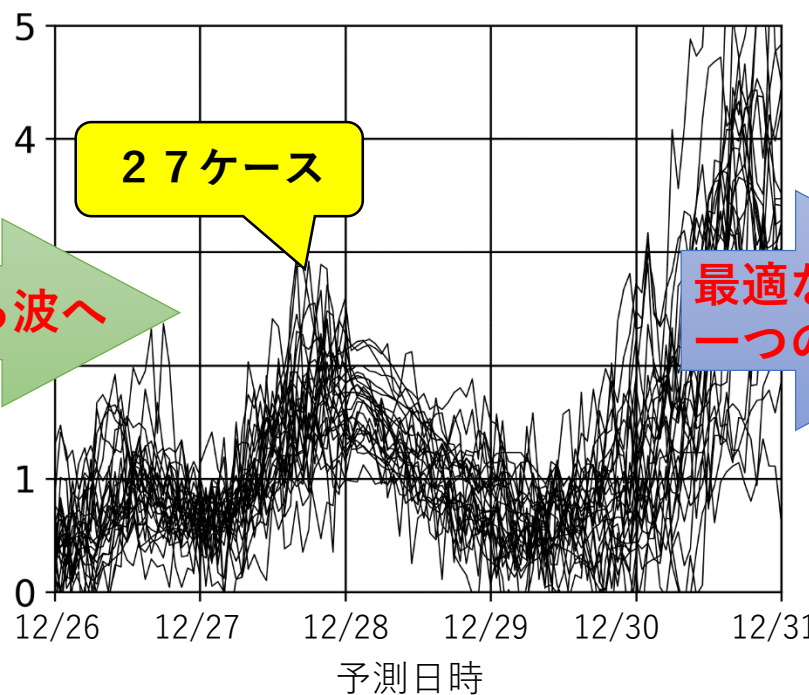
波高の最適推定値
(1ケース)

施工可否判断

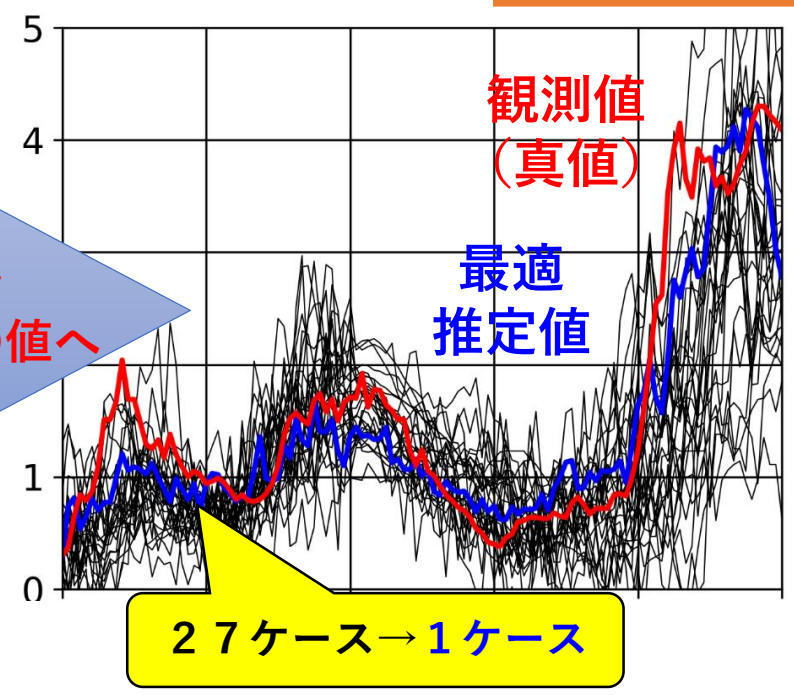
風速(m/s)



有義波高(m/s)



有義波高(m/s)



ベイズ推定により27ケースから1つの最適推定値を導出

ベイズ推定の種類

線形最小分散推定

$$x_a = \frac{\overset{\text{誤差相関係数}}{\sigma_2^2 - r\sigma_1\sigma_2}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2r\sigma_1\sigma_2} \overset{\text{ケース1の波高}}{(x_1 - \overset{\text{バイアス}}{\eta_1})} + \frac{\overset{\text{ケース2の波高}}{\sigma_1^2 - r\sigma_1\sigma_2}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2r\sigma_1\sigma_2} (x_2 - \eta_2)$$



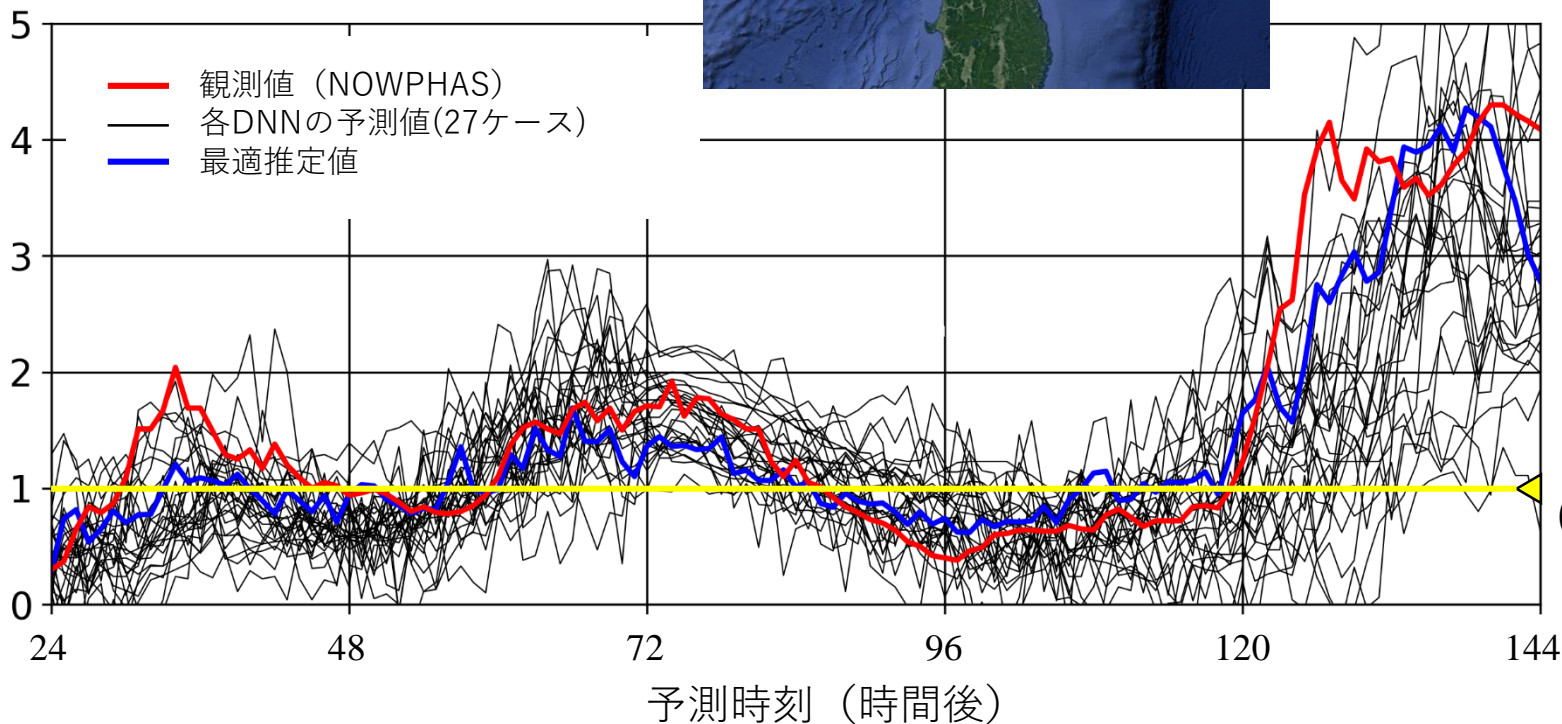
x_1, x_2 : 各ケースで予測された波高
 σ_1^2, σ_2^2 : 各ケースで予測された波高の誤差分散
 x_a : 予測波高の最適推定値

27ケースの予測値を結合し、1つの最適推定値を導出

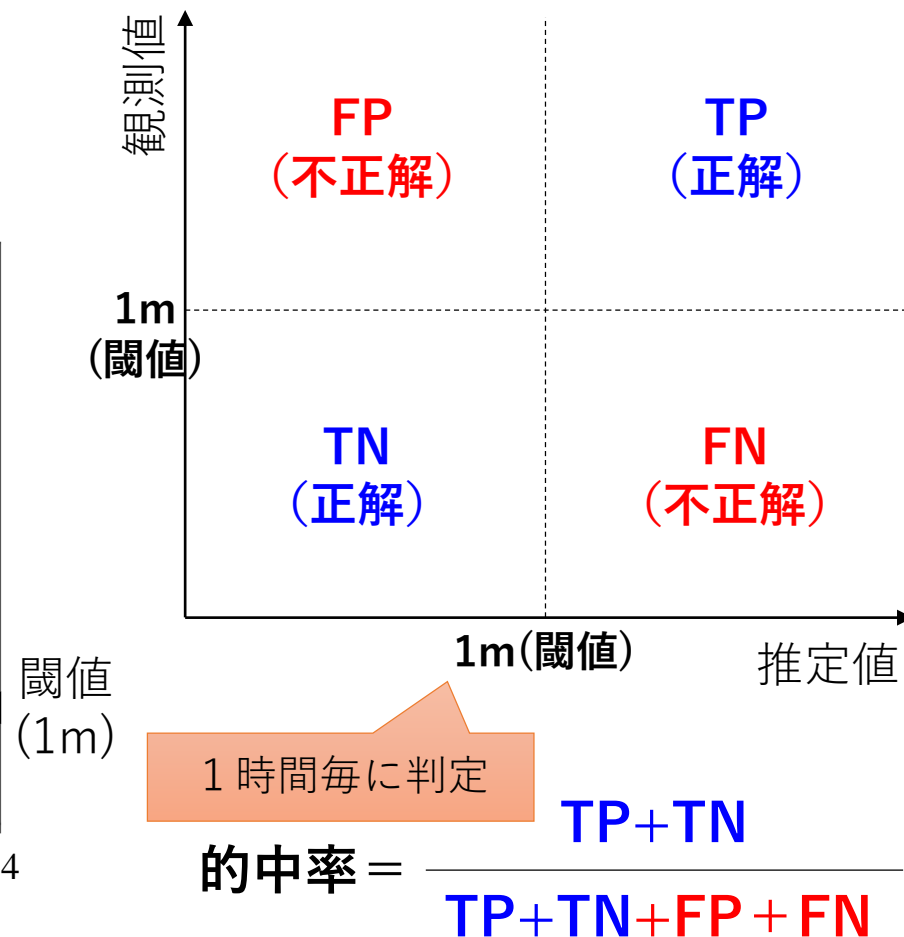
予測時系列の例と閾値超過判定

波高の予測時系列の例

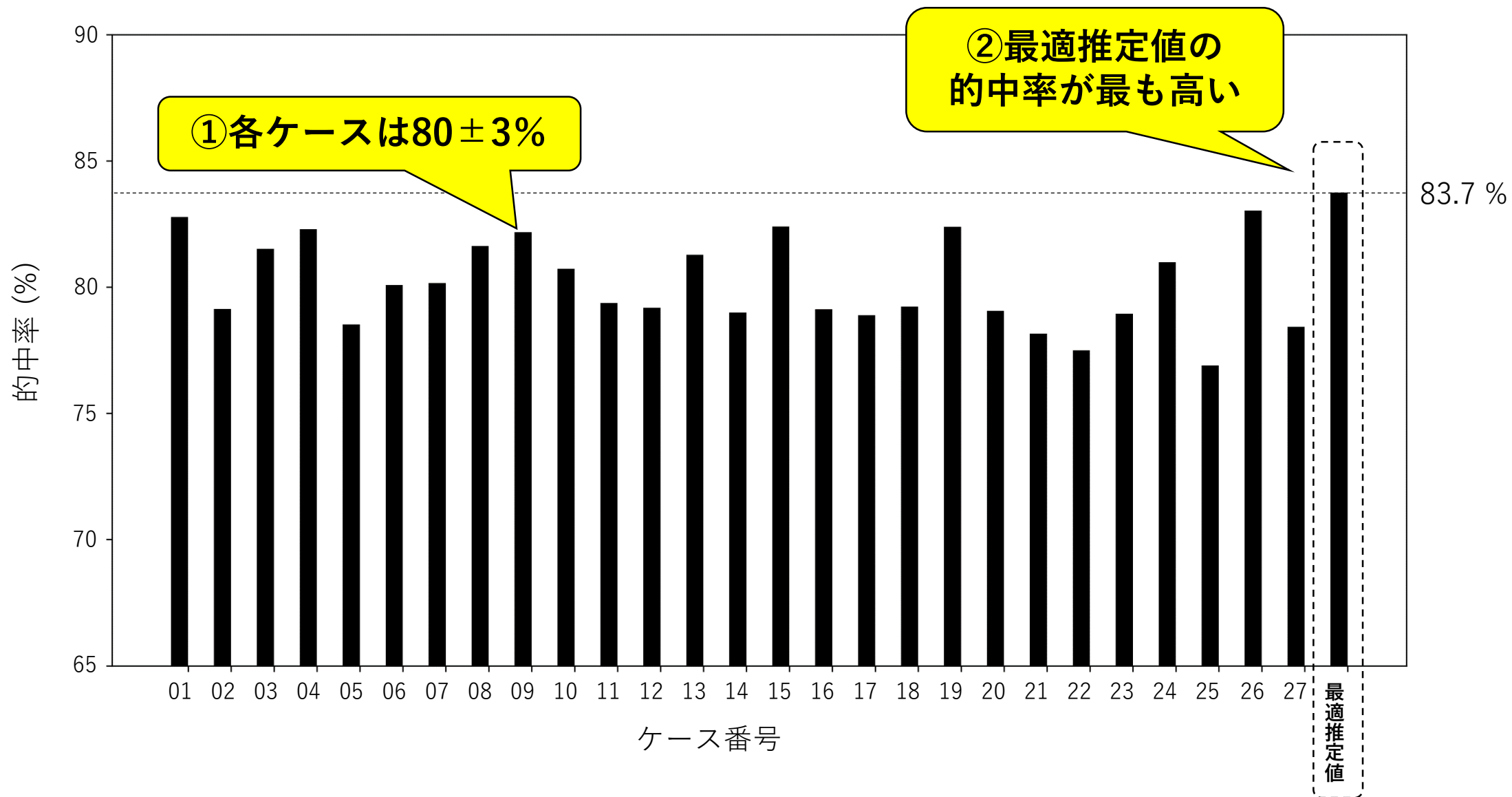
有義波高 (m)



閾値超過判定の的中率を評価

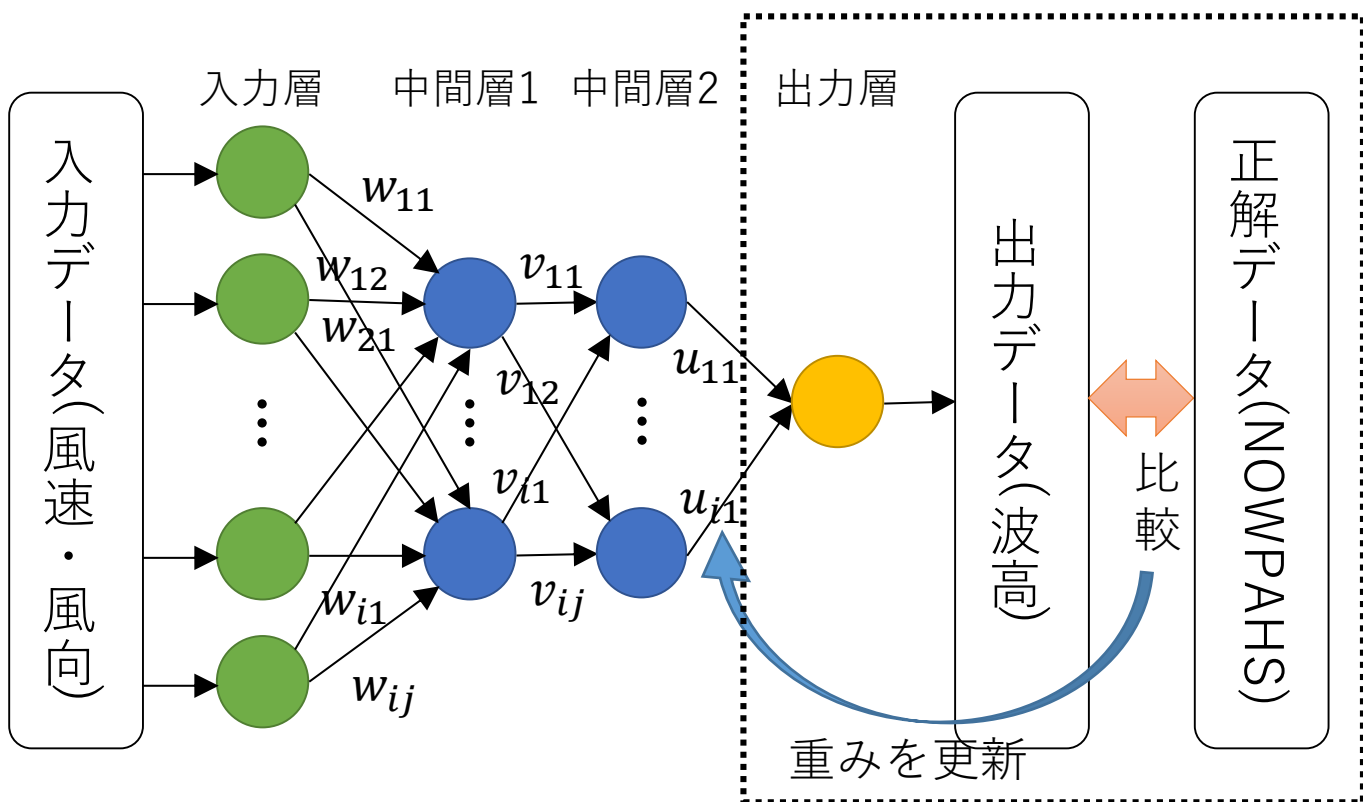


各DNNケースと最適推定値の的中率



3つの種類のDNNモデルを検討

検討した3つのDNNモデル



1. NN回帰モデル

損失関数を平均誤差 (MSE) として
波高の値を出力

2. 対数NN回帰モデル

NN回帰モデルと同様であるが、正解データに対数をとった波高を用いる

対数をとることで低い波高の値の評価を上げる狙い

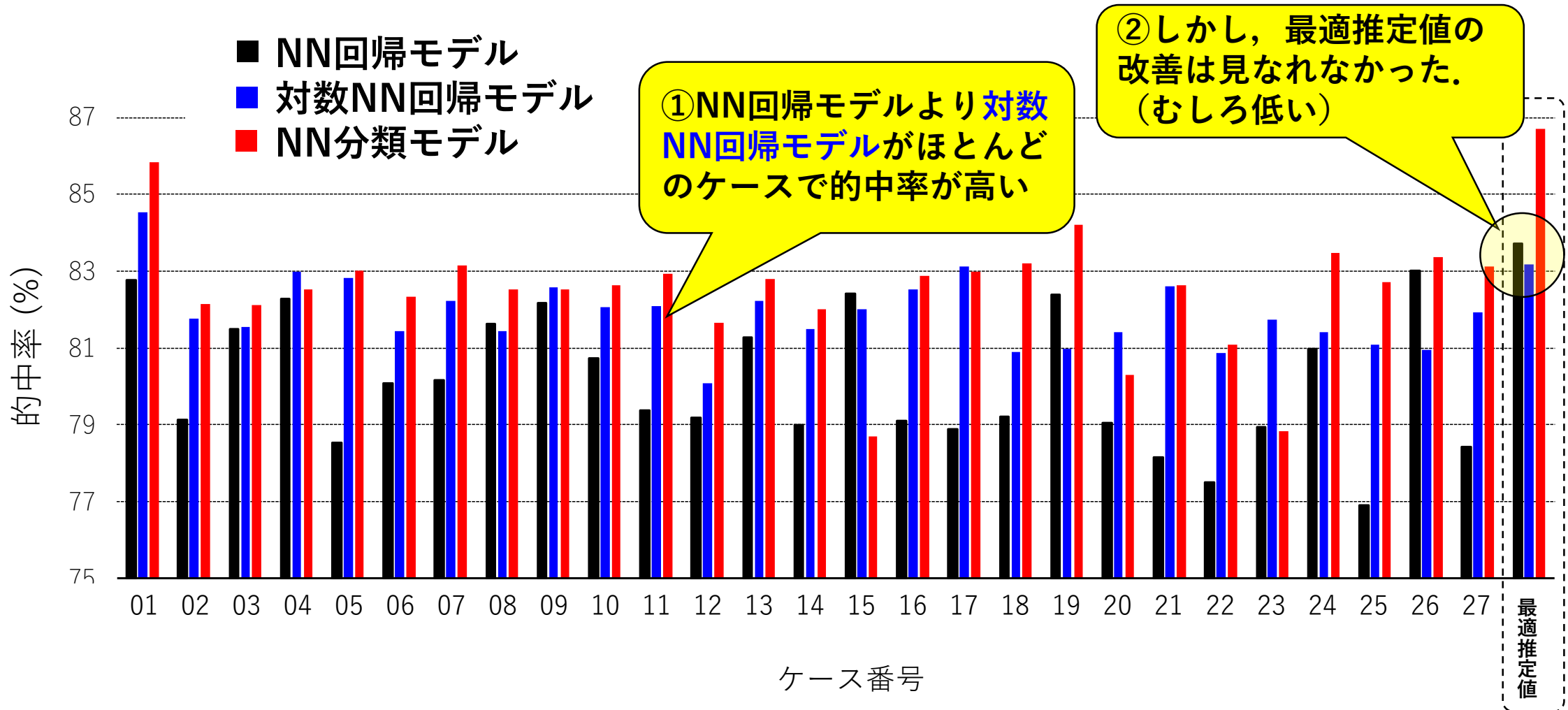
3. NN 分類モデル

「閾値を超えるか超えないか」の2クラスに分類するモデル。損失関数に二値クロスエントロピーを使用。

一度、値にせず閾値超過を直接判定

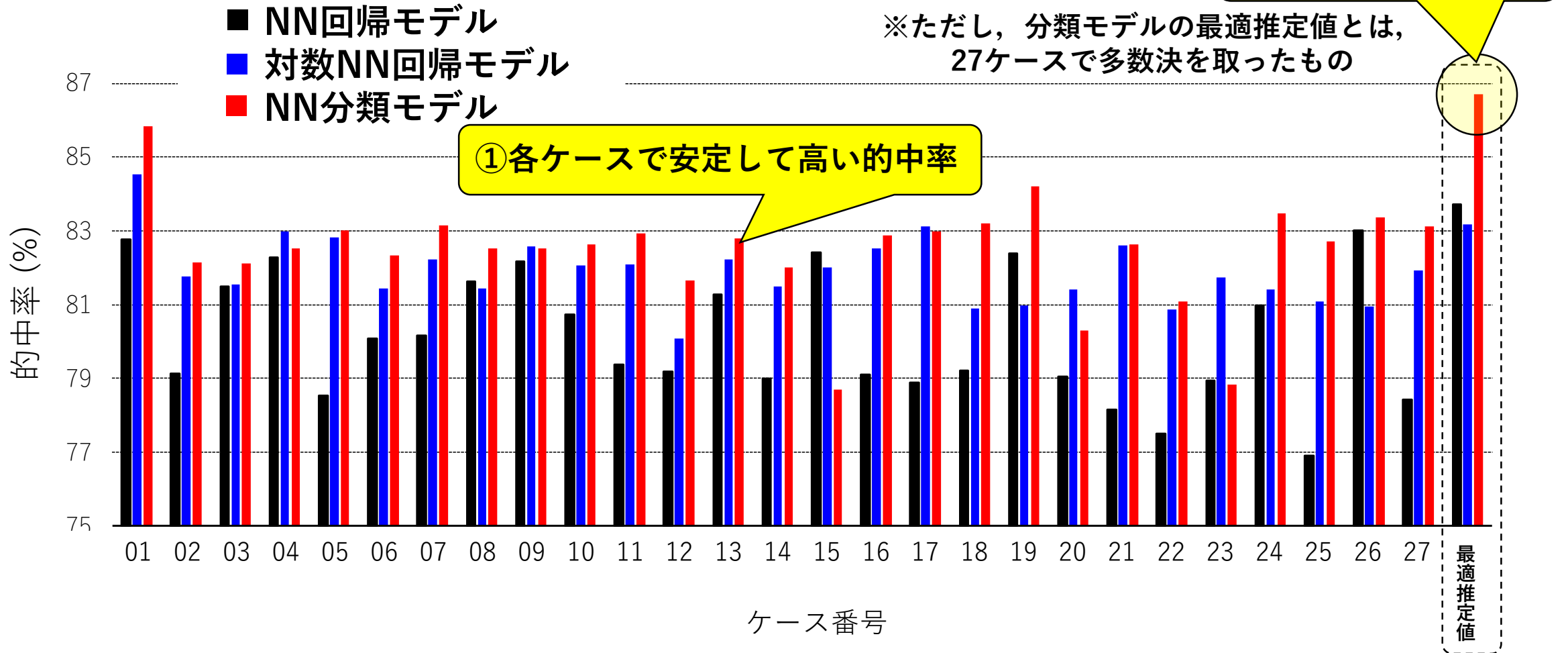
3つのモデルの的中率の比較

NN回帰モデル vs 対数NN回帰モデル



3つのモデルの的中率の比較

NN回帰モデル vs NN分類モデル



まとめ

施工可否判断モデルのフロー

週間アンサンブル 気象予報

- **アンサンブル気象予報**
(27ケース) を利用

ニューラルネットワーク による波浪予測

- 27ケースの気象予報に対して、波浪予測**ディープニューラルネットワークモデル**を構築
- ハイパーパラメータはベイズ最適化により自動的に決定
- 異なる**三つのモデル**を構築
 - ✓ NN回帰モデル
 - ✓ 対数NN回帰モデル
 - ✓ NN分類モデル

最適推定値の導出 & 閾値超過判定

- 線形最小分散推定（ベイズ推定
の一種）を適用し、複数ケース
から1つの最適推定値を導出
- 閾値(1m)超過判定を行い、的中
率からモデルの精度を検証
- 留萌において、どのモデルも
80%を超える的中率であったが、
特に**分類モデルの的中率が最も
高かった。**