半潜式平台响应的物理与数据混合驱动频谱预测

I.A.Milne[a, b, *], L.A. Astfalck[c], M. Zed[b], J. Lee-Kopij[b] 和E. Cripps[c]

[a]西澳大利亚大学地球与海洋学院，澳大利亚西澳大利亚州克劳利，邮编6009[b]伍德赛德能源，澳大利亚西澳大利亚州珀斯Mount Street 11号，邮编6000[c]西澳大利亚大学数学与统计系，澳大利亚西澳大利亚州克劳利，邮编6009

文章信息

关键词：基于响应的预报
贝叶斯统计 半潜式平台
水动力学 天气预报

摘要

本文建立并验证了一个船舶运动概率预报框架，适用于在长周期涌浪中作业的半潜式平台。研究采用贝叶斯统计方法，结合数值波谱和实测运动数据，对物理模型给出的升沉响应预测进行分析。模型诊断表明，贝叶斯模型的误差结构需要增加一层复杂度，具体而言，需考虑异方差性和时间相关误差。在升沉共振和抵消频率受到激励的时段，对混合模型预测进行了评估。结果表明，该方法能够有效地量化不确定性，并纠正原始物理模型预测中的偏差，从而为提高海上作业的效率和安全性提供了依据。

arXiv:2603.26026v1 [stat.OT] 27 Mar 2026

1. 引言

长期以来，海上作业一直依赖海况预测来评估天气相关风险。最常见的是根据预测时段提供有效波高（H_s）等积分谱参数。然而，许多涉及浮体的海上作业，实际上受到波浪诱导的流体动力响应相关阈值的限制。例如，钻井作业可能受钻柱的垂向行程限制，而重吊作业则可能受起重机臂尖速度限制。在海上工业中，不同船舶的船体形式和排水量（即质量）会显著影响其表面波水动力响应。尤其是在长周期涌浪普遍存在的海域，流体动力垂荡共振可能受到线性激励，从而导致大幅运动。因此，仅依据海况提供指导，可能会损害作业效率、安全性并增加成本。

基于响应的预测能够从根本上促进更优质的海事支持，以服务于海上作业。尽管逐波预测仍然具有挑战性，但相位平均的随机或基于谱的响应预测可以很容易地投入实际运行。这些预测只需要了解方向性波浪能量谱，$S(f,\theta)$以及响应幅值算子（RAO）；后者描述特定船舶对波幅的水动力响应。随后即可轻松估算与船舶短期响应相关的统计量。二十年前，监管机构就已推荐采用这种方法（见英国健康与安全执行局，2005年）。此后，Milne等人（2016年）；Milne和Zed（2018年）；Milne等人（2025年）等开展的研究已经证明了其益处对于在复杂的涌浪主导海况下作业的浮式生产储卸装置（FPSO）和钻井船而言。

除船型船舶外，自 20 世纪 60 年代以来，半潜式平台已被广泛用作支撑结构，用于海上钻井、石油和天然气生产、重型起重机作业，以及近年来的浮式风力涡轮机。半潜式平台具有颇具吸引力的水动力运动特性，尤其是在较短波周期下能够减弱垂向运动。然而，这类系统阻尼较弱，长周期涌浪可在线性范围内激发其升沉运动。与众多半潜式平台作业的墨西哥湾和北海相比，对于澳大利亚西北部和西非等受长周期涌浪影响的区域，升沉共振可能构成重大风险。

典型半潜式平台的升沉响应几乎不受方向性影响，这表明，构建基于谱的响应预测会比针对船型船舶更为简单。具体而言，可以直接使用一维波浪（频率）谱，无需解析方向性或扩散。然而，尽管有这些简化，长波周期下升沉响应幅值算子的形态仍具有抵消点和共振特征，此时响应幅值取决于海况（Clauss 等人，1992年）。由于涌浪通常源自相当遥远的区域，波浪模型或波浪浮标通常都无法在频域中对其进行充分解析，因此，预测波浪能量谱本身也颇具挑战。与参数化预报不同，用于船舶运动预测的波浪谱通常取自区域数值模型的原始输出，这进一步增加了预测难度。上述因素叠加，可能导致升沉响应预报存在显著的不确定性。

本文通过更新原始模型，解决了这一问题：在半潜式钻井平台运行且有实测升沉运动数据可用的位置，对升沉响应进行基于物理的预测。由谱诱导的响应幅值算子

*通讯作者ian.milne@uwa.edu.au
(I.A. Milne) ORCID(s):

预测采用的是当前最先进、已在工业中部署的方法，详见Milne 和 Zed (2018年）。这些实测升沉运动尤其新颖，因为经常观测到长周期涌浪在升沉抵消频率和共振频率处激发的运动，为研究目标地点的系统提供了有力的经验性证据。

我们展示了一种物理与数据混合驱动方法。这里所说的混合方法，是指将基于原始物理模型的升沉运动预测嵌入由实测升沉运动提供信息的贝叶斯统计模型中。由此得到的方法能够根据近期观测更新和改进物理模型的预测，并提供对更新后预测的置信度概率度量，以辅助运营决策。在Loake 等人(2022年)的研究基础上，他们探讨了如何在 0 和 6 小时这两个较短预测时域内预测海面风；我们则研究更具挑战性的任务，即在 0 至 96 小时的预测时域内预测船舶升沉运动。我们表明，与单独的频谱诱导 RAO 预测相比，混合方法在针对概率预测设计的适当评分规则方面表现更优（参见Gneiting 等人，2007年；Astfalck 等人，2023年），并能为较长时域（24、72 和 96 小时）及较短时域（0、6 和 12 小时）提供校准良好的概率预测。

本文其余部分安排如下。第2 节概述基于物理的方法，回顾与半潜式平台升沉响应相关的基础流体动力学，以及表面波预报。第3节介绍贝叶斯混合预报方法，并回顾用于概率预测的适当评分规则。第4节根据实测运动评估模型性能，并展示改善长波周期升沉响应预测的具体方法。第5节结合研究背景展开讨论，并探讨可能的数据驱动方法，以降低水动力响应模型和涌浪能量预测中固有的不确定性。结论见第6节。

2. 基于物理的方法

本节介绍如何利用波浪谱和船舶 RAO 计算运动统计量，并阐明各种潜在的不确定性来源。首先，我们将介绍讨论当前最先进的船舶及工业界采用的半潜式平台响应预测所需的潜水器基础流体动力学和表面波预报知识，如Milne 和 Zed（2018年）所述。我们以一座在澳大利亚西北大陆架作业的半潜式平台为背景展开讨论。

2.1. 半潜式平台水动力学

用于海上钻井作业和生产的传统半潜式平台由多个垂直立柱和水平浮筒组成，以提供所需的稳定性和浮力。图1 展示了水动力升沉 RAO（= s_{3a}/ζ_a，其中 ζ_a 是与频率分量 ω相关的入射波幅），适用于典型的双浮筒、四立柱半潜式平台。这表明，与长周期涌浪相关的波浪能量可激发共振（ω_R）和抵消（ω_C）频率，且二者呈线性关系。

由于水动力响应以惯性效应为主导，且绕射效应相对较小，因此可通过应用莫里森方程来预测升沉运动响应。在假设为深水的情况下，升沉响应幅值算子的大小由Clauss 等人 (1992年) 给出，如下：

$$\frac{s_{3a}}{\zeta_a} = \frac{F_{3a}}{c_{33}\zeta_a\sqrt{\left[1-\left(\frac{\omega}{\omega_R}\right)^2\right]^2+\left[\frac{b_{33}\omega}{c_{33}}\right]^2}}, \tag{1}$$

其中， b_{33} 和 c_{33} 是与垂向响应相关的阻尼系数和恢复力系数。激励力 F_{3a}包括无黏性和黏性两部分贡献。垂向响应相对于波幅的非线性，主要是浮筒周围涡脱落造成的。这会产生一种与速度相关的阻力，通常呈二次方关系。

在较高的波浪频率下（对于用于碳氢化合物生产的生产型或钻井半潜式平台，通常对应于小于约 $T<15$ s 的波浪周期），通常可通过线性势流计算对升沉响应进行满意的预测。然而，在抵消和共振附近的低频范围内，涡脱落的贡献尤为重要。具体而言，在抵消处，阻力是唯一的激励形式。在共振频率处，阻力是响应衰减的主要来源，此时运动幅值为 $s_{3a} = F_{3a}/\left(b_{33}\omega_R\right)$。

波浪水池试验通常用于估算黏性阻尼，进而推导出经经验修正的响应幅值算子，例如Östergaard 和 Schellin (1987年)；Mas-Soler 等人(2018年）。值得注意的是，Mas-Soler 等人(2018年）对传统半潜式平台开展的模型尺度试验表明，抵消和共振响应取决于波幅。然而，文献中报道的大多数研究通常都以建立设计（极端）海况下波浪的响应为背景。

值得注意的是，基于宽频（或白噪声）波浪能量（通常用于系统辨识）开展的实验，或采用大振幅设计波浪条件进行的实验，可能无法恰当地表征作业条件下预期的涌浪升沉响应。尤其是，在设计波浪中进行测试，应用于作业海况时可能会导致响应过度阻尼，从而使运动预测不够保守。在工业领域，通常无法通过大量实验，针对低至中等浪高的涌浪所对应的不同波谱激励，全面表征响应。

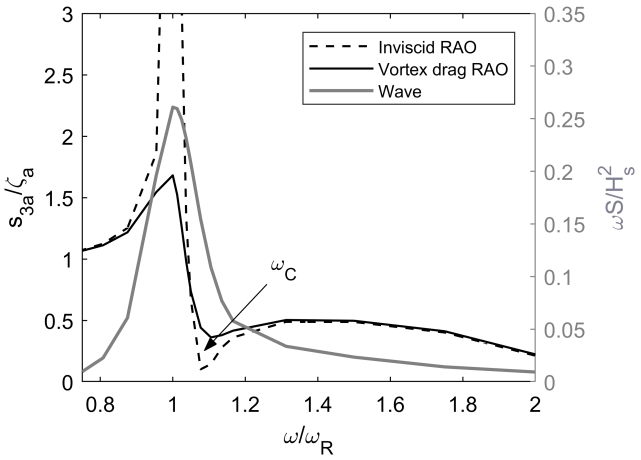


图 1： 半潜式移动式海上钻井装置在有涡流阻力和无涡流阻力情况下的升沉响应幅值算子示例；海洋涌浪的波浪能量与升沉共振及抵消频率相吻合。

2.2. 表面波预报

关于为船舶响应提供基础激励的波浪能量，第三代谱波浪模型是捕捉波浪生成并追踪涌浪在海洋尺度和局地尺度距离上传播的先进技术。WAM（WAMDI小组，1988年）、WaveWatchIII（WW3，Tolman (2014年)）以及 SWAN（Booij 和 Holthuijsen，1999）构成了许多业务预测产品的基础，这些产品在全球范围内用于预测离岸和近岸环境中的波浪条件。模型的输出包括指定预测时域的方向波谱。

这些模型以数值天气预报为基础，关于其基本原理和发展的介绍可参见Brotzge等人(2023年)，例如。简而言之，波浪模型基于对源项和频散项的参数化，求解波数—方向谱的谱作用量密度平衡方程。大气风强迫由数值天气预报模型提供。

计算能力的提升使主要预报机构多年来能够以更高的空间分辨率运行这些谱波浪模型，并将其用于业务预报。这捕捉到了区域和局地尺度系统中更多驱动波浪增长与衰减的动力过程。然而，谱频率分辨率仍然是一个关键限制。具体而言，这些模型采用的频域对数缩放意味着，大多数半潜式船舶响应的敏感区域分辨率稀疏。

此外，尽管这些模型已被证明能够准确观测峰值海况，但对于作业规划而言，这些通常并非最重要的。相比之下，模型能否捕捉显著事件的发生和消退过程更为关键，而数值波浪模型往往难以准确捕捉涌浪事件的发生时间。这在一定程度上是因为缺乏全面的观测数据，无法在涌浪传播所经的极长风区内进行数据同化；此外，这些较低频率的分辨率不足也会导致数值误差。

2.3. 船舶响应预测

本文在一种常规双浮筒、四立柱、动力定位半潜式钻井平台的背景下，研究船舶运动预报。该船舶在澳大利亚西北大陆架作业，水深约为 350 m。该地点通常呈现双峰海况，包括当地生成的短周期风浪，以及南半球冬季源自南大洋风暴的长周期涌浪。该地点夏季也会受到热带气旋影响，但在本研究分析的时段内并未出现热带气旋。

基于物理的船舶响应预报模型的输入要素包括水动力响应幅值算子和谱波能预报。现有一组水动力响应幅值算子，对应于半潜式平台约为 20 m 的名义作业吃水和约为 46 000 mt 的排水量。

该地点的谱波能预报数据取自 AUSWAVEG3，这是由澳大利亚气象局运行的确定性数值波浪模型。该模型及其业务配置详见（Zieger 和 Greenslade，2021年）。简而言之，该模型基于 WW3 谱波模型 6.07 版，并由 ACCESS 大气模型提供驱动。该模型是全球资料同化大气模型，水平分辨率相当于 12 km。AUSWAVEG3 的基础分辨率为0.125°（12.5 km），在岛屿周围以及水深小于 350 m 的区域，分辨率提高至 0.0625°（6.25 km）。该模型每天运行多次，从每次发布时起提供最长 10 天、以小时为间隔的预报输出。

AUSWAVE G3 模型提供的输出是完整的方向能量谱密度，离散为 30 个等宽的方位方向分箱，以及 28 个频率分箱；这些频率分箱按对数间隔分布，范围从 0.0412 到 0.5399 Hz。如前所述，尽管这种对数缩放能够准确解析较短的波浪周期，但对于船舶响应最敏感的低频率（通常在 17 至 20 秒之间），其分辨率却较低。

利用这些输入，可以通过物理模型轻松计算船舶响应的统计量。例如，根据 Faltinsen (1990年)，位移的谱矩可表示为

$$m_i = \int_0^{\infty} \int_0^{2\pi} \omega^i |RAO|^2 S(\omega, \theta)\, \mathrm{d}\omega\, \mathrm{d}\theta. \qquad (2)$$

显著响应幅值可直接根据零阶谱矩估算，其中 $s_{a,1/3} = 2\sqrt{m_0}$。我们强调，后续将使用贝叶斯线性回归对这一统计量进行校正。

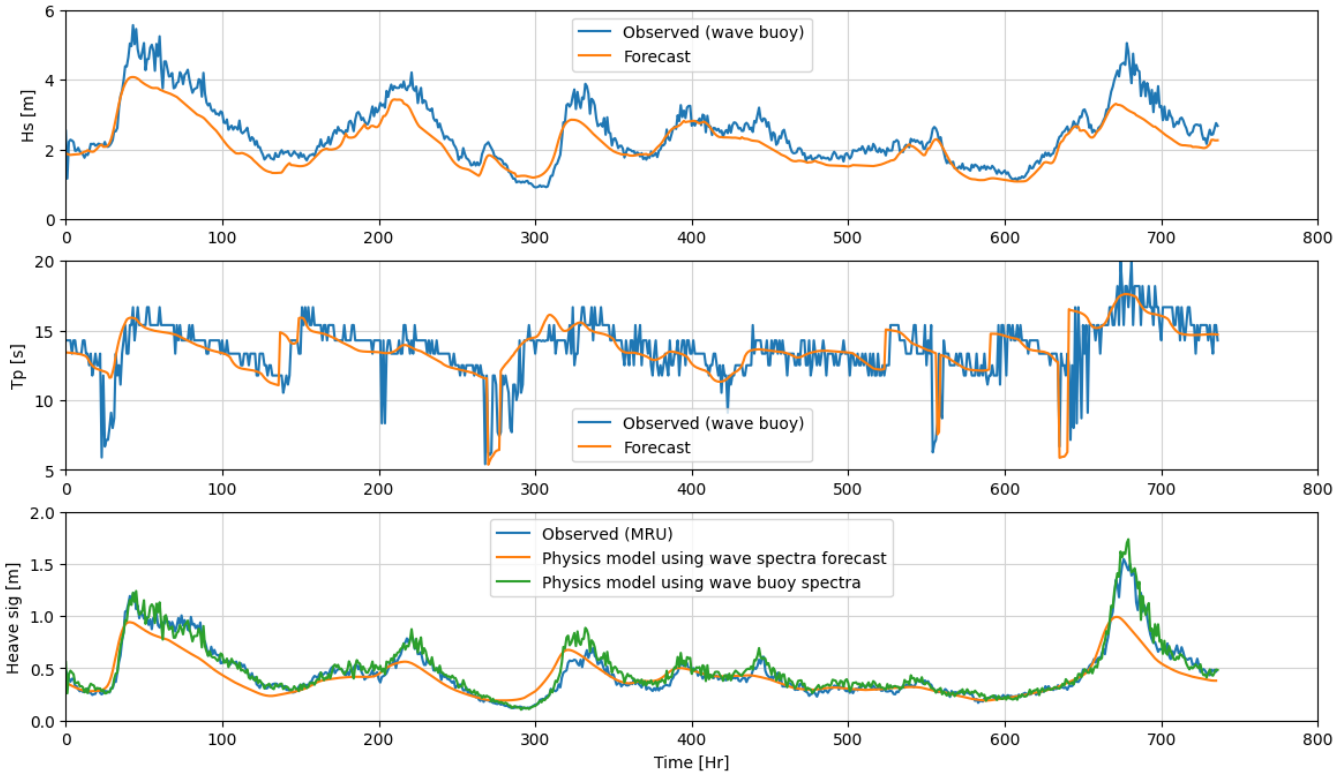


图 2： 从上至下：有效波高（Hs）、谱峰周期（Tp）和有效升沉位移（$2\sqrt{m_0}$）的时间历程。图中比较了观测值与预测值（来自数值预报，或仅针对升沉运动，来自波浪浮标）。结果采用 1 h 时间步长，覆盖 1 个月的时段。

在实际应用中，由于预测和响应幅值算子数据具有离散性，方程 2 可近似表示为 $m_i = \sum \omega^i S(\omega,\theta)\,\Delta\omega\Delta\theta$，其中 ω 和 θ 通常分别为中心频率和中心方向。此外，波浪能量与响应幅值算子的频率分辨率通常并不相同，因此在用于建立确定性响应预测时需要进行插值。鉴于波浪能量在低频处的频率分箱相对较宽，为确保保留显著的共振特性，适宜的策略似乎是将波浪能量插值到响应幅值算子数据上。

2.4. 纯物理模型预测的有效性

为说明采用混合模型方法的必要性，我们现在展示使用原始数值预报提供的波浪谱时，纯物理模型的表现；本例采用 AUSWAVEG3。图 2 展示了半潜式平台零小时（即临近预报）有效升沉位移的预测值，并与测量值进行了比较。数据涵盖 1 个月的时段，期间观测到约 10 次涌浪事件。结果表明，虽然预测值总体上与测量值一致，但较大的升沉响应似乎存在系统性低估。

为阐明这些差异的来源，另采用附近波浪浮标测得的波浪谱生成了物理模型的预测。这些结果也绘于图 2中，与测得的运动更加吻合。这表明，方程 2 所依据的物理模型和响应幅值算子没有明显错误，这意味着波浪预报是造成差异的主要来源。

为支持这一假设，图中还绘出了有效波高和谱峰周期的相应预测值与实测值。这些结果表明，在升沉误差相对较大的事件中，H_s 通常被预测低估。最大误差对应的 T_p 接近平台的垂荡共振。即使临近预报中误差仍然存在，这一事实也归因于该区域的预测未同化波浪浮标数据，尤其是因为该区域的风区较大。

3. 贝叶斯预报、概率评分指标与混合模型

本节首先介绍贝叶斯统计，重点讨论概率预报。文中将介绍与本研究相关的贝叶斯统计基础知识；如需深入了解这些主题，读者可参阅 Bernardo 和 Smith (2009年) 以及 Gelman 等人 (2013年) 的全面论述。随后将讨论验证和比较指标这一重要主题；在涉及概率预报时，这些指标被称为适当评分规则（Gneiting 等人，2007年）。

最后，我们介绍基线混合模型，该模型将船舶垂荡响应的时间演化预测嵌入贝叶斯统计框架中。

3.1. 贝叶斯统计与概率预测

假设我们有一个测量值， y_1，它是概率数据生成机制 $p(y|\theta)$的一次实现，其中θ 包含一组未知模型参数。贝叶斯统计规定了一个先验分布概率分布，$p(\theta)$，用于编码我们对 θ的认知。先验分布所包含的信息量可多可少。对系统的物理知识和/或专家意见可用于构建 $p(\theta)$，从而降低我们的不确定性（海洋工程领域的示例见 Astfalck 等人（2018年））。如果关于 θ 的先验知识有限，可以选择非信息性或“客观”先验，以反映更大的不确定性θ （Bernardo，2011）。

首先，目标是利用由 $p(y_1 \mid \theta)$ 提供的信息，将 $p(\theta)$ 更新为 θ的后验概率分布，记为 $p(\theta \mid y_1)$。贝叶斯定理通过反转标准条件概率法则分子中的条件方向，使这一过程能够以连贯的方式进行“不确定性核算”：

$$p(\theta \mid y_1) = \frac{p(y_1 \cap \theta)}{p(y_1)} = \frac{p(y_1 \mid \theta)p(\theta)}{p(y_1)} \tag{3}$$

其中 $p(y) = \int p(y_1, \theta) d\theta$ 是$p(\theta|y_1)$ 的归一化常数，且不依赖于 θ。因此，方程（3）在给定先验分布和数据模型的条件下，对模型参数相关的不确定性进行了完整的概率描述。若进一步关注未来未知值y_2^* （星号表示 y_2 尚未观测），则由方程（3）可得 后验预测分布 y_2^* 如下：

$$\begin{aligned} p(y_2^* \mid y_1) &= \int p(y_2^*, \theta \mid y_1)\, \mathrm{d}\theta \\ &= \int p(y_2^* \mid \theta) p(\theta \mid y_1)\, \mathrm{d}\theta \end{aligned} \tag{4}$$

由此，我们可以获得任意精度的概率区间。

方程（3）和（4）有两点值得注意。第一，未观测值 y_2^* 的后验预测仅以观测值 y_1 为条件， θ 被积分消去，因此 $p(y_2^*|y_1)$ 是 $p(y_2^* \mid \theta)$的后验期望，并涵盖给定统计模型相关的所有不确定性。第二，若未来观测到 y_2 ，则可用相同方式获得 y_3^* 的后验预测分布，$p(y_3^*|y_2, y_1)$。理论上，这一过程可以无限延续：记 $y_{1:t} = (y_1, y_2, \ldots, y_t)$，并以 h 表示关注的预测时域，则我们可以继续更新 $p(y_{t+h}^*|y_{1:t})$，其中 $t = 1$取2， …。

最后补充一点：通常，归一化常数（例如 $p(y_1)$）方程（3）中的归一化常数）难以解析求得，因此$p(\theta|y_1)$必须通过数值方法进行估计。我们在 PyMC3 中实现哈密顿蒙特卡洛算法，以从 $p(\theta|y_1)$（Salvatier 等人，2016年）中抽取样本。

3.2. 恰当评分规则与验证指标

评分规则是数值摘要，同时涉及预测分布（在我们的情形中为后验分布）以及实际观测到的值。如果所使用的预测分布是真实分布，那么适当的评分规则会达到最大值。根据上一小节，如果 y_2 可用，它不仅能更新我们对 y_3^* 的预测信息，还可用于比较 $p(y_2^* \mid y_1)$ 与 y_2 所取的值。随着时间推移，我们可以持续更新并比较预测，以针对给定的评分规则找出最优预测方法。以下总结了Astfalck 等人（2023年）关于海洋工程领域评分规则的讨论。

评分规则有很多种，本文介绍其中两种，既适用于概率预测，也适用于非概率预测，可用于将混合模型与基于物理的确定性预测进行比较，例如第2节所述的预测。对于非概率预测，预测的准确性通常就足够了，可使用均方根误差（RMSE）进行评估。均方根误差是一种直观的准确性度量，在工程领域十分常见，而且事实证明它是一种恰当评分规则。工程文献较少讨论的是，预测的精度同样重要；这里的精度指给定概率区间的宽度，这些区间反映了预测的不确定性。如果区间过宽，模型在实际运行中就会失去效用；如果区间异常狭窄，操作人员则可能在决策时过度自信。评估预测精度是否恰当的一种方法是使用连续秩概率评分（CRPS）：这是一种恰当评分规则，旨在同时评估准确性和精度，既可用于概率预测，也可用于确定性预测（Leung 等人，2021年）。

更准确地说，定义 $F_{t,h}$ 为时刻 t 对预测时域 h内过程进行预测的预测模型。均方根误差作为一个汇总得分，在各时刻 t上计算，公式如下

$$\mathrm{RMSE}_h = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} (\mathrm{E}[F_{t,h}] - y_t)^2 \tag{5}$$

其中， $\mathrm{E}[F_{t,h}]$ 是 $F_{t,h}$的期望。当期望无法通过解析方法求得时，可以将其计算为$\mathrm{E}[F_{t,h}] = n^{-1} \sum_i y_{t,i}^*$，其中 $y_{t,i}^* \sim F_{t,h}$ 是从 $F_{t,h}$中抽取的 n 个蒙特卡洛样本。

连续排序概率得分由以下积分计算

$$\mathrm{CRPS}_{t,h} = \int (F_{t,h}(z) - \mathbb{1}\{y_t \geq z\})^2 \, \mathrm{d}z. \tag{6}$$

其中， $\mathbb{1}$ 是一个示性函数，当括号中的条件满足时返回1 ，否则返回0 。连续排序概率得分计算累积分布函数$F_{t,h}(z)$ 与用赫维赛德阶跃函数建模的观测值之间的距离；图3.2 对此进行了说明。

对于 $F_{t,h}$ 的某些解析形式选择，连续排序概率得分可以解析计算（参见 Gneiting 等人，2007年）。或者，当有来自 $F_{t,h}$ 的蒙特卡洛样本时，

连续排序概率得分的计算公式为

$$\mathrm{CRPS}_{t,h} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y^*_{t,i} - y_t| - \frac{1}{2m^2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}|y^*_{t,i} - y^*_{t,i}|, \quad (7)$$

其中与前文一样，$y^*_{t,i}, y^*_{t,j} \sim F_{t,h}$。

第 5 节将采用均方根误差和连续排序概率得分，在多个预测时域上比较基于物理的方法与我们的混合模型。

3.3. 混合模型

过去十年，基于混合（物理与数据驱动）技术的研究和框架在海洋工程领域日益受到关注。这些方法能够利用观测数据进行概率预测，同时受底层物理机制约束。保留对物理机制的考量有助于解释结果，也可能带来对底层机理现象的全新认识。就海洋工程文献中的贝叶斯方法而言，Astfalck 等人（2019年a、b）提出了船舶运动模型的模拟器，在保留复杂计算机模型所编码物理机制的同时，实现了不确定性量化和计算效率；（Loake 等人，2022年）讨论了在存在残差依赖的情况下，使用线性回归更新海气象预报（尤其是风）；Sarkar 等人（2018年、2019年）研究了表层海流的高斯过程模型；Manderson 等人（2019年）提出了用于非线性内波的贝叶斯层次模型。

虽然第2节概述的基于物理的方法能够对船舶响应进行确定性预测，但这些预测都只是点估计，若能对不确定性进行统计量化，将更有价值。不确定性来自多个来源，包括波浪预报和响应幅值算子中的不精确性，这些不精确性可能存在于幅值、方向或时间维度中的任何一项。此处，我们将基于物理的预测扩展为混合预测，以实现两个目的：首先，尝试量化低层级测量值所引起的不确定性的传播；其次，若预测与观测之间存在系统性差异，则对纯粹基于物理的预测进行“修正”。

图2第2节表明，使用零阶谱矩 $2\sqrt{m_0}$（由公式（2）的离散版本得出）可以准确描述显著响应幅值。我们将这一物理模型嵌入数据生成机制中，如下所示。记 $x_{t+h|t} = 2\sqrt{m_{0,\,t,\,h}}$ 为在时刻 t发布的、针对时域 h 的预测，并附有升沉测量值 y_{t+h}，则可写为

$$y_{t+h} = \beta_{0,h} + \beta_{1,h}x_{t+h|t} + \epsilon_{t+h}, \quad (8)$$

其中 ϵ_{t+h} 是相应的误差项，而 $\beta_{0,\,h}$ 和$\beta_{1,\,h}$ 是回归系数，我们将其定义为预测 $x_{t+h|t}$的偏差和尺度调整。此外，图2 以及领域知识表明，通常 $2\sqrt{m_0}$不存在偏差，或者至少没有明显偏差。因此，我们将偏差的先验分布设为均值为零、方差为 3： $p(\beta_{0,h}) = \mathcal{N}(0,3)$。尺度调整为负值的可能性也极低，因为这意味着物理模型的输出与测量值直接矛盾，因此我们对尺度采用均值为 1、方差为 3 且截断于零以上的高斯先验：$p(\beta_{1,h}) = \mathcal{TN}(1,3)$。

方程（8）中 ϵ_{t+h}误差项的结构值得重视，因为如果正态性、独立性和方差恒定等假设明显不成立，那么根据后验预测分布得出的预测就会产生误导。我们将在第5.1 节讨论这一问题，并据此对方程（8）中的混合模型进行扩展，使其包含更复杂的误差结构。

4. 数据

4.1. 船舶升沉测量值

实现混合预测的关键，是测量半潜式移动式海上钻井平台（MODU）重心处的升沉位移（相当于响应振幅算子原点）。这些数据由运动参考单元（MRU）采集，采样频率为 1 Hz，并连续记录。安装在船舶不同位置的多个 MRU 所获得的测量值彼此高度吻合，证明了数据具有很高的质量。

此外，还可以获取详细说明静水特性的海事报告，并以此监测船舶的运行状态（尤其是重心）。质量保证流程包括识别并排除移动式海上钻井平台正在转移、改变航向或改变质量（吃水）的情况。

随后，使用截止频率为 0.4 Hz 的高通数字滤波器（5^{th} 阶巴特沃斯滤波器）对运动参考单元数据进行了处理。这样做是因为线性波浪理论无法对慢漂移效应进行建模，且波谱预测中最低的频率分箱为 0.0412 Hz。根据 3 hour 平均时段和 1 h 采样间隔，从这些处理后的时间历程中计算升沉位移的零阶矩统计量。

4.2 预测时域及训练-测试数据划分的预测汇总

针对不同的预测时域，合成了与测量值日期和时间相对应的原始模型运动预测数据集。对于此处考虑的 AUSWAVE G3 模型，相邻预报发布之间的时间间隔至少为 6 h。因此，为了创建一个以 1 h 为间隔的连续运动预测数据集，将相邻预报发布之间所有小时的预测结果串接起来。例如，我们称为 $h = 0$ 的数据集，是通过提取涵盖发布时刻（t）至 $t + 5$ h 期间的 00、06、12、18Z 预测结果，并将其串接成连续时间序列而构建的。由于 06Z 和 18Z 预测的时效未超过 72 h，较长预测时域的运动预测

则仅基于 00Z 和 12Z 预报发布。也就是说， $h = 72$ 数据集由 $t + 72\,\mathrm{h}$ 至 $t + 83\,\mathrm{h}$ 期间的预测结果串接而成。以上述方式合成时间历程，必然会考虑到最终用户当时能够获取的最新预测信息。

训练集和测试数据集按 80:20 的比例划分。由于保持时间同步性十分重要，因此集合并非随机选取。训练数据用于评估样本内后验预测，测试数据则用于评估样本外后验预测。

5. 诊断与结果

在第 5 节中，我们首先介绍一些诊断结果，这些结果表明误差结构需要增加一个复杂度层级， ϵ_{t+h}；在第 3.3 节的方程（8）中，我们比较了两种模型在所有预测时域内的线性调整后验分布和后验预测方差， $h = 0$，6、12、24、48、72、96。其次，采用更全面的误差结构，我们根据第 3.2 节所述的概率评分规则，对纯基于物理的模型与我们的混合模型进行比较，并以图形形式展示预测结果，同时给出表示预测不确定性的概率界限。

5.1. 诊断

方程（8）中的线性调整模型假设误差项彼此独立，并服从具有相同方差的高斯分布。根据我们处理海洋气象时间序列的经验，这些假设很少成立，即使采用基于物理的方法对均值过程进行了良好建模也是如此。首先，由于底层数据代表一个具有时间结构的随机过程，误差很可能存在相关性。例如，如果基于物理的模型在时刻 t低估了预测值，那么模型在时刻$t + 1$也可能低估。这对于涌浪建模尤其明显，因为已知的最大误差之一源于数值波浪模型追踪涌浪脉冲的能力有限；即使进行线性调整，这一问题也不太可能得到解决。此外，误差方差预计并非常数，因为误差项的幅度通常在高能海况下较大，在低能海况下较小，这尤其与前述升沉响应幅值算子的频率特性有关。

我们对预测时域$h = 0$、6、12、24、48、72 和 96 小时，运行方程（8 ）中的模型。图4 展示了相对于物理模型预报的误差结构，以残差及（绝对）残差的偏自相关函数（PACF）表示，针对 $h = 0$、12 和 96（其他预测时域的类似诊断图见附录）。对于每个预测时域，结构都相似：偏自相关函数图显示残差结构符合二阶自回归过程（即二阶自回归），而绝对残差表明残差方差会增大随着$x_{t+h|t}$ 中的物理模型预测增大。这些后续图中的红线表示最大后验（MAP）估计值 σ，即方程8 的残差方差，显然无法体现残差方差的这种增长。残差的独立性和齐性出现此类偏离，促使我们扩展方程（8）的误差结构。我们按如下方式进行：写作

$$y_{t+h} = \beta_{0,h} + \beta_{1,h} x_{t+h|t} + \phi_1 \epsilon_{t-1} + \phi_2 \epsilon_{t-2} + x_{t+h|t} \eta_{t+h}, \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} \epsilon_{t-1} &= y_{t-1} - \beta_0 - \beta_1 x_{t-1|t-1-h}, \\ \epsilon_{t-2} &= y_{t-2} - \beta_0 - \beta_2 x_{t-2|t-2-h}, \quad \text{and} \\ \eta_{t+h} &\sim N(0, \sigma_h^2). \end{aligned}$$

在方程（9）中加入滞后误差项，ϵ_{t-1} 和 ϵ_{t-2}，以及它们的系数，可用于刻画二阶自回归过程。注意，每个误差项均按物理模型预报进行缩放，$x_{t+h|t}$，以考虑异方差性。

图 5 的下方面板与上方面板类似，但表示方程（ η_{t+h} 中的残差结构，9）。可以看到，残差现在近似不相关，且 σ 的 MAP 现在反映出方差随 $x_{t+h|t}$增大。

因此，第（5.2节中呈现的所有混合模型结果均基于方程（9）。

5.2. 结果

现在我们开始评估混合模型的性能。首先，我们考虑覆盖约 2 个月数据时段的样本内后验预测。图6 展示了各时域为 0、12 和 96 h时的 P50预测以及 P5 和P95可信区间时间历程。同时还展示了观测值和原始物理模型的确定性预测，以作比较。可以看出，原始模型预测在不同预测时域之间变化不大。鉴于该区域的谱波浪预报未同化波浪测量值，这一特征是预期的。

结果表明，混合模型的预测性能优于原始物理模型，尤其是在较短的预测时域内。具体而言，混合模型能够修正物理模型普遍存在的低偏差，自回归分量在其中发挥了关键作用。尽管在升沉峰值开始出现时（涌浪到达）仍存在低估，但重要的是，自回归项能够显著改善之后的预测。这意味着，在相对较短的预测时域内，测量值能够对原始物理模型进行显著调整。

鉴于数据具有很强的异方差特性（且假定其随升沉幅值缩放），正如预期，在升沉较小的情况下（ H_s 较低或 T_p相对较短），可信区间也相对较窄。相反，当长周期涌浪开始出现且升沉运动幅度较大时，可信区间则较宽。这在较长预测时域下尤为明显，因为此时混合模型

表1样本外测试结果（精确至小数点后三位）

		0 h	6 h	12 h	24 h	48 h	72 h	96 h
RMSE	贝叶斯模型	0.034	0.057	0.069	0.079	0.074	0.078	0.089
	原始（纯物理）模型	0.119	0.12	0.119	0.118	0.118	0.119	0.117
CRPS	贝叶斯模型	0.019	0.032	0.038	0.044	0.042	0.044	0.05
	原始（纯物理）模型	0.101	0.102	0.101	0.100	0.099	0.102	0.099

对测量数据的响应会变得不那么灵敏。不过，总体而言，可信界限似乎能够可靠地反映预测结果的离散程度。

现在我们考察样本外测试，相关结果见图中，并使用评分规则对模型进行定量评估。表1 比较了混合模型与原始模型预测在所有预测时域上的均方根误差和 CPRS 结果。由于原始模型的预测在不同预测时域之间几乎不变，因此所有预测时域上的均方根误差和 CRPS 值也几乎相同。结果表明，在所有预测时域上，混合模型的均方根误差和 CRPS 均小于原始模型。需要强调的是，这表明混合模型不仅能够降低预测误差，更重要的是能够实现更精确的预测。图7 通过评分规则结果直观地支持了这一结论：对应于 h =0、12 和96 的样本外预测显示，混合模型的表现远胜于原始物理预测。图7 还表明，混合模型能够提供样本外 P10 和 P90 预测可信区间，而原始物理模型无法做到这一点。

6. 讨论

所提出的框架系统地处理了升沉运动预测中的总不确定性。研究表明，该方法能够有效地提供可靠的不确定性量化，并校正原始物理模型预测中的偏差。进一步的证据是，量化式（9）混合模型对数据所作的调整颇有意义。图 8 展示了所有预测时域内$\beta_{1,\ h}$的后验分布，它们表示对原始物理模型的偏差校正；图中还给出了 y_{t+h}，$var(y_{t+h}|y_t)$的后验预测方差估计。为了解二阶自回归和异方差项对混合模型的影响，文中还提供了式（8）基础（物理信息驱动）线性模型的相应结果，以供比较。

首先，就 $var(y_{t+h}|y_t)$ 而言，混合模型在所有预测时域上的表现均优于基础线性模型。这一改进在较短期预测中最为显著，因为二阶自回归成分对近期未来的影响更大；不过，在更长的预测时域内，这种显著改进仍然得以保持。这表明，在基础线性模型中加入异质性和自相关结构，有助于量化预测的不确定性。

此外，图8显示，基础线性模型和混合模型均表明，原始物理模型需要进行偏差调整：$\beta_{1,\ h}\ =\ 1$ 表明原始物理模型无需偏差校正；但在所有预测时域内，$\beta_{1,\ h}$ 的后验分布均显著大于 1。值得注意的是，在所有预测时域内，混合模型的$\beta_{1,\ h}$均小于基础线性模型。这是因为基础线性模型对噪声过程的设定错误，导致其回归参数因偶发的大型涌浪事件而被高估。这表明，即使随着预测时域增加，自回归项对预测的影响逐渐减弱、收益递减，从模型设定的角度看，它们仍然是有益的。最后，对于混合模型，在较短预测时域内，$\beta_{1,\ h}$存在显著不确定性，因为模型无法很好地识别该参数：在极短预测时域内，自回归分量承担了对观测信号的大部分建模工作。在较长预测时域内，$\beta_{1,\ h}$的后验方差会显著减小；随着自回归分量的影响减弱，偏差校正变得更加重要，并且从 h = 48 起，偏差校正的后验分布趋于稳定。

选择贝叶斯线性回归而非机器学习的另一个理由是，它与底层物理原理之间保持着明确联系，并且在数据有限时仍然稳健。相比之下，更灵活的机器学习方法需要大量训练数据，而在实际应用中很难获得。我们提出的简单公式提供了一种可靠且易于解释的不确定性量化方法，并且随着更好的数据不断出现，还能直接评估并逐步改进各个模型输入。

为说明这一点，图 9 比较了使用两种谱波浪模型（ACCESS 和 HRES- WAM（Owens 和 Hewson，2018年））以及同一响应幅值算子数据集生成的双浮筒半潜式平台的基于物理的预测。数据对应于一个同样暴露于长周期涌浪的地点，预测时域名义上为 12 小时。两种预测之间的显著差异凸显了原始谱输入对整体运动误差的强烈影响。值得注意的是，这些差异既出现在事件峰值，也出现在波谷；后者对于确定因天气暂停作业后海上作业的安全复工窗口尤为重要。

图 10 展示了相应物理模型预测的样本内后验分布，这些预测使用带异质误差处理的 AR2回归模型（公式9中的混合模型）获得。后验均值及其相应的可信区间与测量数据吻合良好。贝叶斯调整对 HRES-WAM 输入尤为有效，表明原始物理模型存在系统性高估偏差。这些结果与先前研究（Milne等人，2025年）一致，并进一步证实贝叶斯框架适用于基于响应的预报，且具有普遍适用性。

谱波浪模型输出的变异性和系统性偏差仍然是预测不确定性的主要来源。因此，尽管集合谱产品如今已十分常见，但直接将其用于基于物理的模型，未必能得出可靠的概率预测，因为谱本身往往含有系统误差。我们重申，这些偏差源于涌浪传播建模、全球风强迫和局地观测同化方面的局限，并且还受到模型分辨率的影响。波浪预报的持续进步有望减轻这些影响，而贝叶斯框架非常适合纳入此类改进。

升沉响应中的非线性（涡旋）贡献意味着，依赖单一RAO数据集也可能造成显著误差，尤其是在长周期涌浪激发共振或接近抵消时。我们再次强调，过度阻尼的响应幅值算子可能导致非保守预测；对于涉及相关财务或后勤影响的临界运营决策而言，提高响应幅值算子的准确性至关重要。

通过现场测量、模型水池试验或对涡旋阻尼进行高级数值建模，可以改进响应幅值算子。现场数据能够克服尺度效应，但需要附近的波浪浮标以及较长的数据采集周期，才能获得统计上稳健的估计值；对于短期测量活动而言，这可能并不实际。关于半潜式平台的现场测得的RAO，已有Mas-Soler等人（2018年）和Milne和Astfalck（2024年）的报道；后者表明，需要在共振附近进行策略性采样，以降低估计不确定性。波浪水池试验能够提供受控条件，用于量化黏性阻尼并推导特定海况下的RAO，但对长周期涌浪的研究需要大型水池，并需谨慎选择模型尺度。重要的是，现场数据和水池数据都为数值模型的开发与验证提供了必要的经验性证据。虽然通常用于调整Morison阻尼系数，但基于孤立边缘理论的替代公式在低KC区间具有优势，因为它能够明确表示各个浮筒边缘周围的速度，从而解决基于Morison的方法的一项关键局限。

7. 结论

本研究旨在解决与船舶运动预测相关的问题，以助力安全、高效地开展海上作业。具体而言，我们重点研究了半潜式平台在长周期涌浪中的升沉响应，该响应受到多项固有挑战的影响，即如何预测波浪在极大风区中的传播，以及如何处理受涡流阻尼影响的水动力共振。研究展示了一种框架，其预测效果优于传统方法。利用实测升沉运动数据，该框架能够校正偏差并提供概率预测，从而实现不确定性量化。对于较短的预测时域，采用异质性和自回归处理方法尤为合理。采用贝叶斯方法的一项优势是，它能够保留对底层物理机制及误差的考量；后者源于底层波浪谱，以及峰值事件附近响应幅值算子的幅值。该框架具有普适性，最终有望提升半潜式平台作业的安全性，并减少澳大利亚和西非等地区因天气等待造成的停工时间。

致谢

本研究获得了澳大利亚研究理事会海上浮式设施产业转型研究中心（OFFshore Hub, https://offshorehub.edu.au/）的支持。该中心由西澳大利亚大学牵头，与西悉尼大学合作实施，并由澳大利亚研究理事会、伍德赛德能源、壳牌澳大利亚、必维国际检验集团和劳氏船级社全球技术提供资助（资助编号：IH140100012）。本研究还获得了ARC数字工程能源基础设施转型研究中心（TIDE，https://tide.edu.au）的支持。该中心由西澳大利亚大学牵头，与伍伦贡大学合作实施，并由上述合作伙伴以及INPEX澳大利亚运营公司、Fugro澳大利亚海事、Wood Group Kenny澳大利亚公司和RPS集团共同资助（资助编号：IH200100009）。

参考文献

Astfalck, L., Bertolacci, M., Cripps, E., 2023. 海事工程作业概率预测的评估。《数据中心工程》4, e15。doi:10.1017/dce.2023.11。

Astfalck, L., Cripps, E., Gosling, J., Hodkiewicz, M., Milne, I., 2018. 方向性海洋气象参数的专家评估。《海洋工程》161, 268 276101016201804047– 。doi:https://doi.org/./j.oceaneng...。

Astfalck, L., Cripps, E., Gosling, J., Milne, I., 2019a. 用于高效计算不确定性量化的船舶运动模拟器仿真。《海洋工程》172, 726–736。

Astfalck, L., Cripps, E., Hodkiewicz, M., Milne, I., 2019b. 一种量化模拟动态结构极值响应的贝叶斯方法。《海洋工程》182, 594–607。Bernardo, J.M., 2011. 现代贝叶斯推断：基础与客观方法，载于：Bandyopadhyay, P.S., Forster, M.R. (编)，《统计学哲学》。北荷兰，阿姆斯特丹。第7卷《科学哲学手册》，第263–306页。doi:https://doi.org/10.1016/ B978-0-444-51862-0.50008-3。Bernardo, J.M., Smith, A.F., 2009. 贝叶斯理论。约翰·威立父子出版公司。

Booij, N., R.R., Holthuijsen, L., 1999. 沿海地区第三代波浪模型，第一部分：模型描述与验证。《地球物理研究杂志》C4 104, 7649–7666。Brotzge, J., Berchoff, D., Carlis, D., Carr, F., Carr, R., Gerth, J., Gross, B., Hamill, T., Haupt, S., Jacobs, N., McGovern, A., Stensrud, D.,

Szatkowski, G., Szunyogh, I., Wang, X., 2023. 数值天气预报面临的挑战与机遇。《美国气象学会会刊》104(3), E698–E705。Clauss, G., Lehmann, E., Östergaard, C., 1992. 《海上结构物：第一卷：概念设计与水动力学》。Faltinsen, O., 1990. 船舶与海上结构物所受海洋载荷。剑桥大学出版社。Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S., Dunson, D.B., Vehtari, A., Rubin, D.B., 2013. 《贝叶斯数据分析》（第3版）。Chapman and Hall/CRC。Gneiting, T., Balabdaoui, F., Raftery, A.E., 2007. 概率预测、校准与锐度。《英国皇家统计学会会刊B辑：统计方法学》69, 243–268。英国健康与安全执行局，2005. 天气敏感型海上作业决策中响应预报作用的评述。研究报告347。Leung, T.Y., Leutbecher, M., Reich, S., Shepherd, T.G., 2021. 预报检验：确定性指标与概率指标的关联。《英国皇家气象学会季刊》147, 3124–3134。Loake, M.A., Astfalck, L., Cripps, E., 2022. 澳大利亚西北大陆架海面风观测建模。《海洋工程》244, 110308101016202111030 8。doi：https://doi.org/./j.oceaneng..。Manderson, A., Rayson, M.D., Cripps, E., Girolami, M., Gosling, J.P., Hodkiewicz, M., Ivey, G.N., Jones, N.L., 2019. 密度与层化估计的不确定性量化及其对预测海洋动力学的影响。《大气与海洋技术杂志》36, 1313 133010117518020 01– 。doi:./JTECH-D--.。Mas-Soler, J., Simos, A.N., Tannuri, E.A., 2018. 根据半潜式平台的运动估计现场波谱：基于模型尺度结果的评估。《海洋工程》153, 154–172。Milne, I., Delaux, S., McComb, P., 2016. 转塔系泊船舶航向预测工具的验证。《海洋工程》128, 22–40。Milne, I., Zed, M., 2018. 基于数值后报得出的船舶水动力运动的全尺度验证。《海洋工程》168, 83 94– 。Milne, I.A., Astfalck, L.C., 2024. 长周期涌浪中半潜式平台的升沉响应谱，载于：第24届澳大拉西亚流体力学会议论文集，堪培拉，澳大利亚。Milne, I.A., Astfalck, L.C., Zed, M., ; Lee-Kopij, J., 2025. 船舶运动的基于响应的预报：从基于物理的方法到数据驱动方法，载于：海洋技术会议论文集，休斯敦，得克萨斯州，美国。Östergaard, C., Schellin, T., 1987. 浮式结构与柔性海上结构物所受实验波浪作用与理论波浪作用的比较。《应用海洋研究》9, 192–213。Owens, R., Hewson, T., 2018. 《ECMWF预报用户指南》。技术报告。欧洲中期天气预报中心。雷丁。doi:10.21957/m1cs7h。Salvatier, J., Wiecki, T.V., Fonnesbeck, C., 2016. 使用PyMC3和Python进行概率编程。《PeerJ计算机科学》2, e55。Sarkar, D., Osborne, M.A., Adcock, T.A., 2018. 使用贝叶斯机器学习预测潮流。《海洋工程》158, 221–231。Sarkar, D., Osborne, M.A., Adcock, T.A., 2019. 使用高斯过程进行潮流时空预测。《地球物理研究杂志：海洋》124, 2697–2715。WAMDI小组，1988. WAM模型——第三代海浪预报模型。《物理海洋学杂志》18, 1775 – 1810。Tolman, H., 2014. WAVEWATCH III 4.18版用户手册与系统文档。技术说明316。技术报告。美国国家海洋和大气管理局 / 美国国家气象局 / 美国国家环境预报中心 / 海洋建模与分析分部。Zieger, S., Greenslade, D.J.M., 2021. 多分辨率全球波浪模型AUSWAVE-G3。气象局研究报告 - 051。

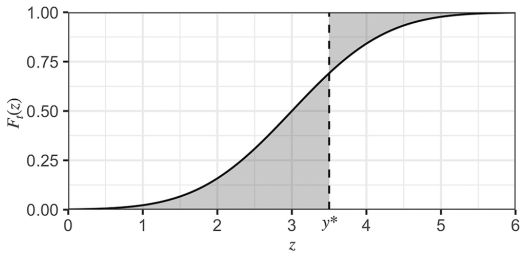


图 3： 连续排序概率得分（CRPS）的图示说明。公式（9）中积分的距离以阴影区域表示。预测 $F_t(z)$ 是一个取累积分布函数数值的量。

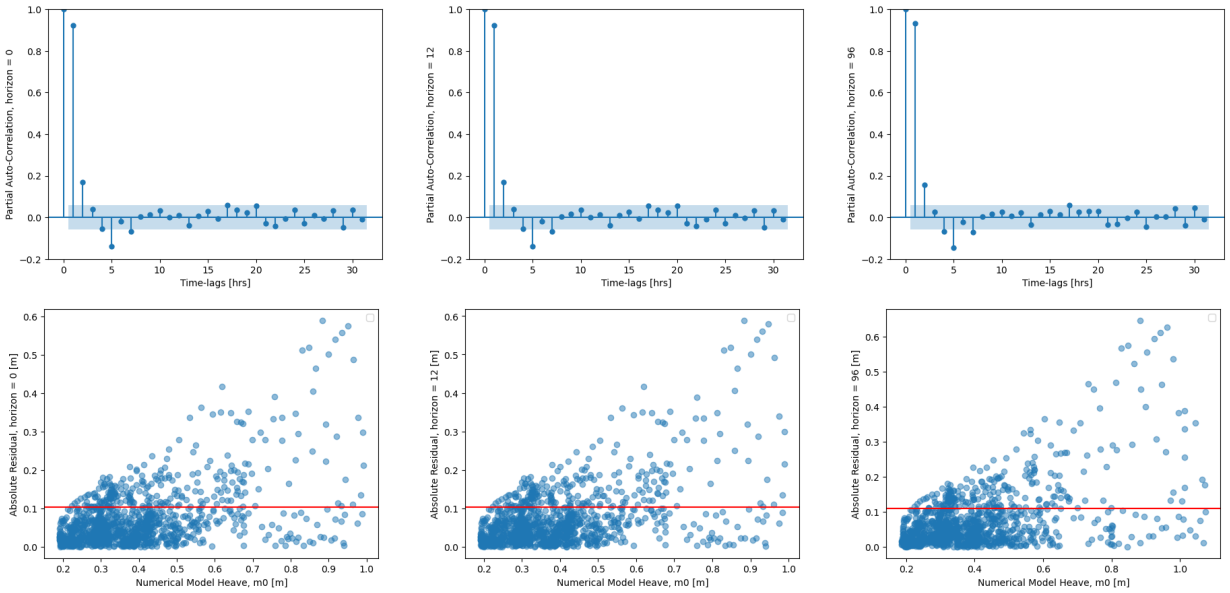


图4：方程（8）的线性调整模型的自相关图（上方各图）及绝对残差与数值模型升沉的关系图（下方各图）。从左至右：0、12 和 96 小时预测时距。

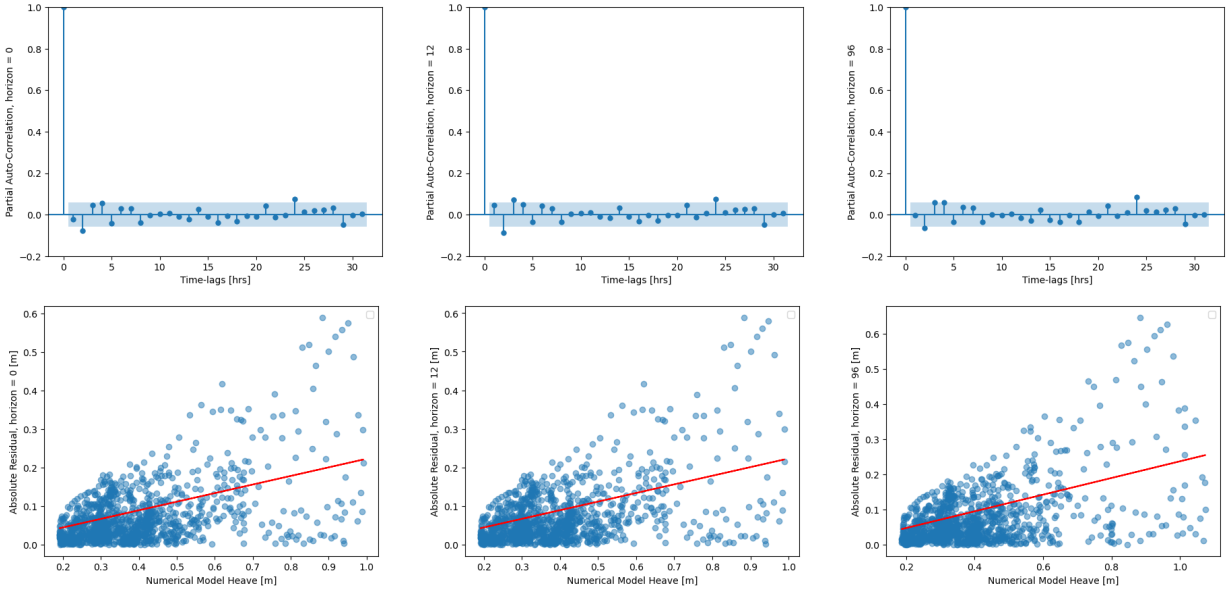


图5：方程（9）的线性调整模型的自相关图（上方各图）及绝对残差与数值模型升沉的关系图（下方各图）。从左至右：0、12 和 96 小时预测时距。

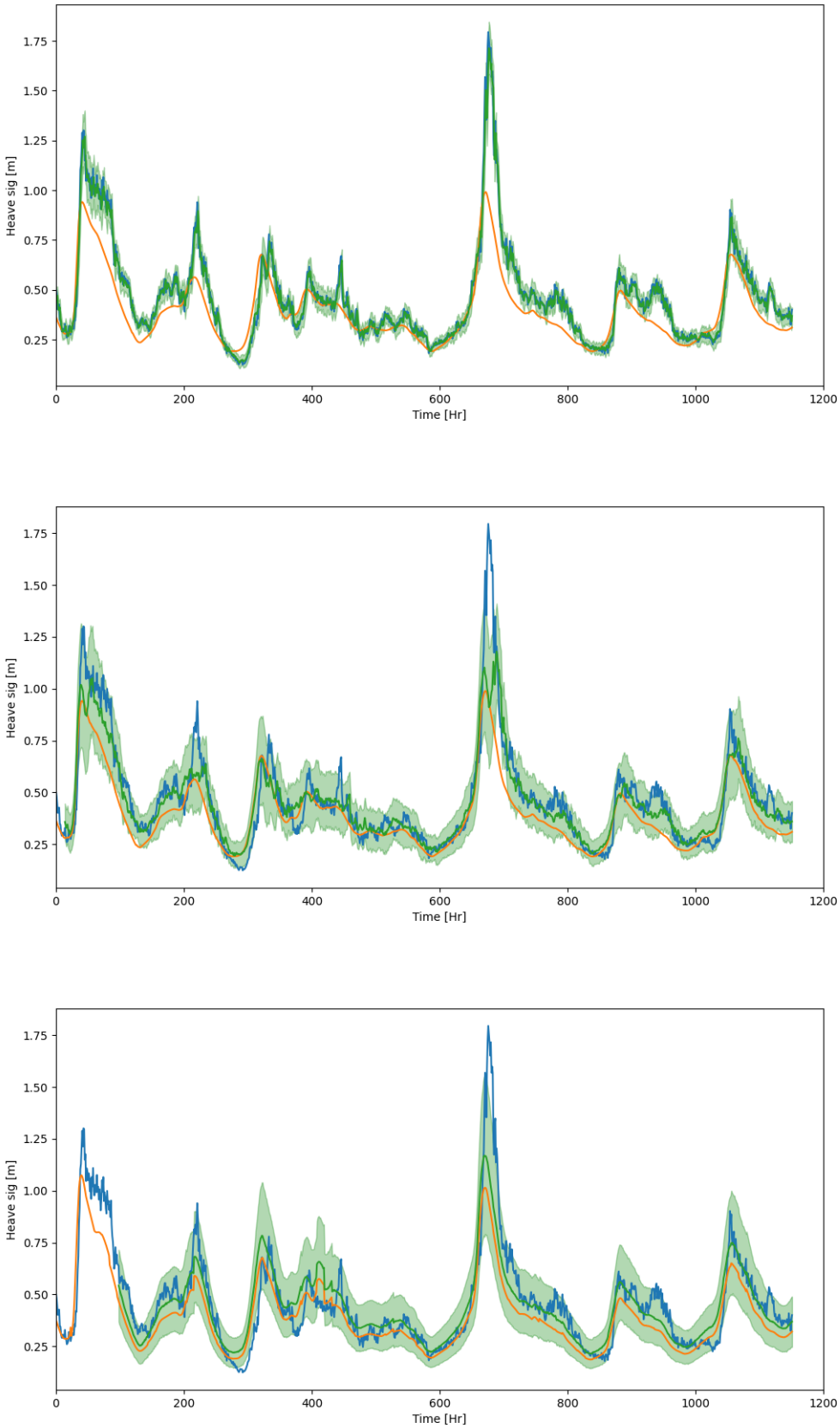


图6： 0、12和96小时的样本内预测。阴影区域表示混合模型的P5和P95可信区间。

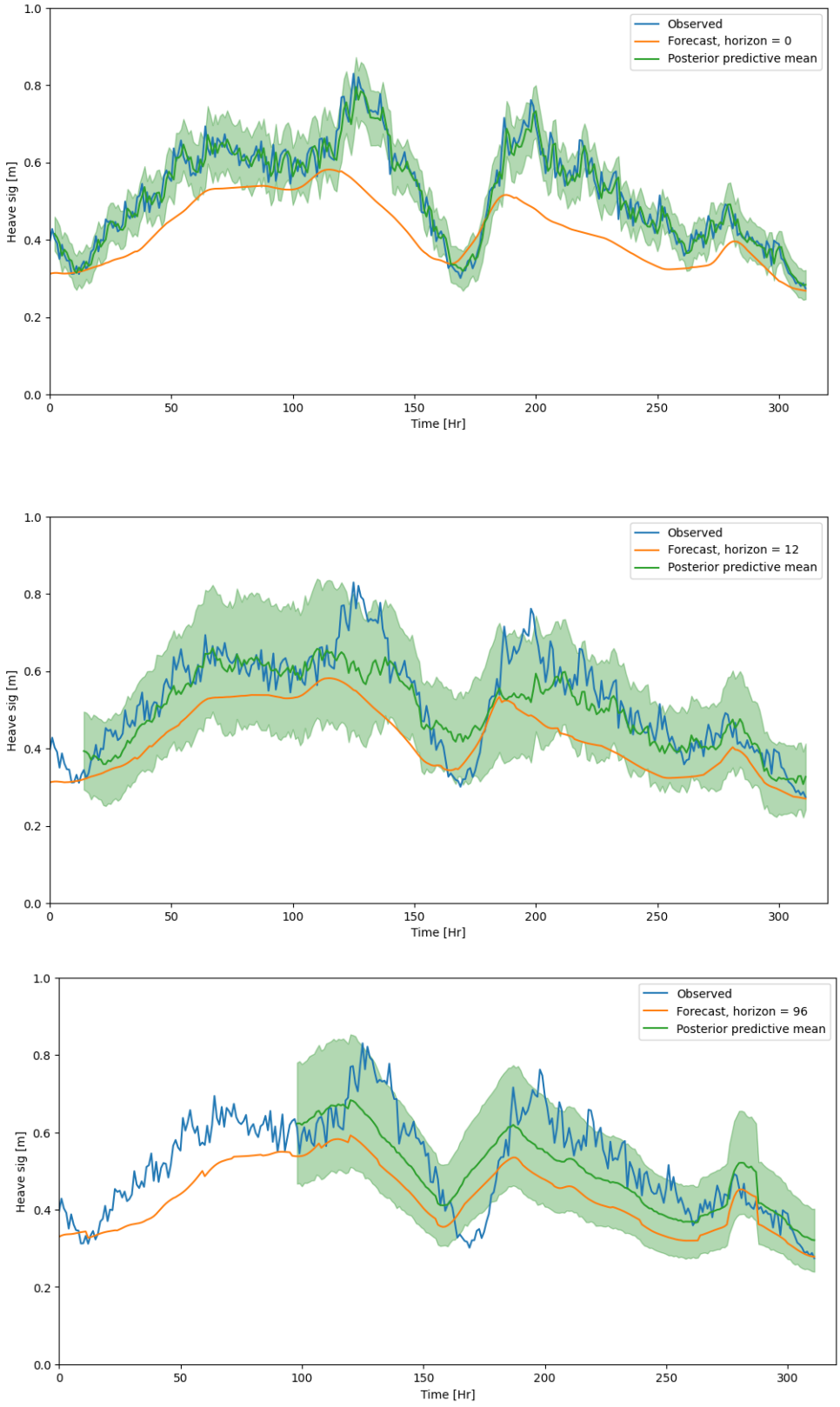


图7： 0、12和96小时预测的样本外预测。阴影区域表示混合模型的P5和P95预测可信区间。

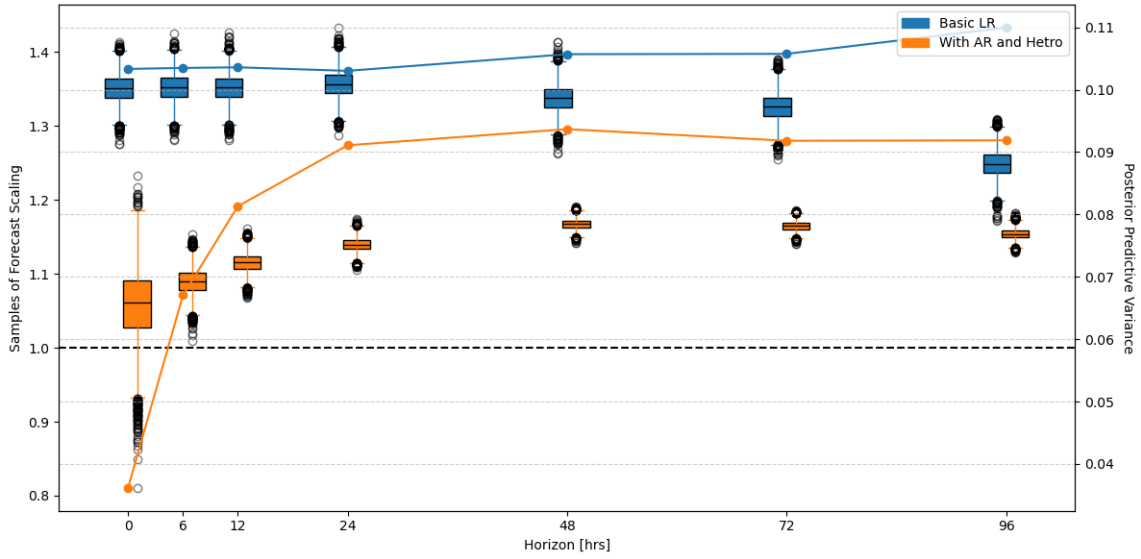


图8：参数汇总： $h = 0, 6, 12, 24, 48, 72$ 和96 小时预测时域。箱线图表示线性调整的后验分布$\beta_{1,h}$，实心圆点表示 y_{t+h}, $var(y_{t+h}|y_t)$的预测方差估计值。蓝色表示基本线性调整模型(8)，红色表示包含异质性的线性调整与二阶自回归过程模型(9)。

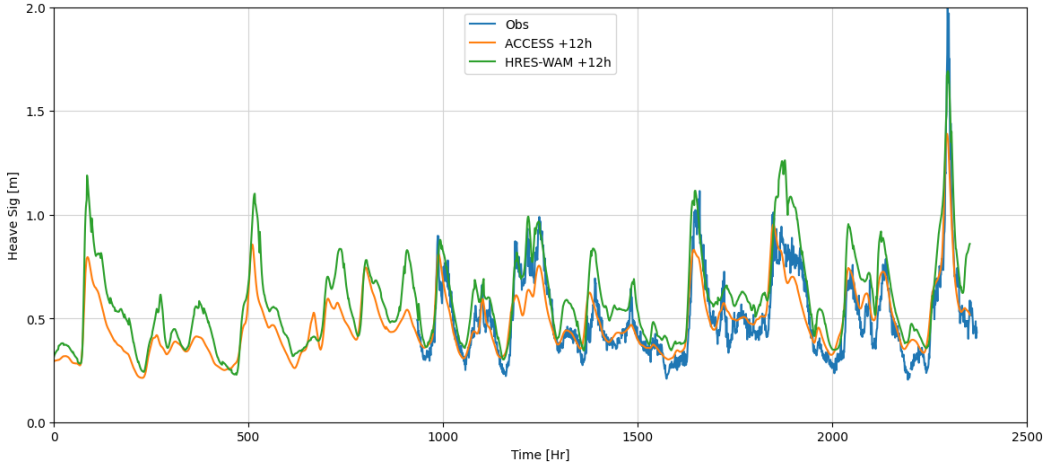


图9：基于不同谱波产品的物理预测与实测升沉响应的比较。

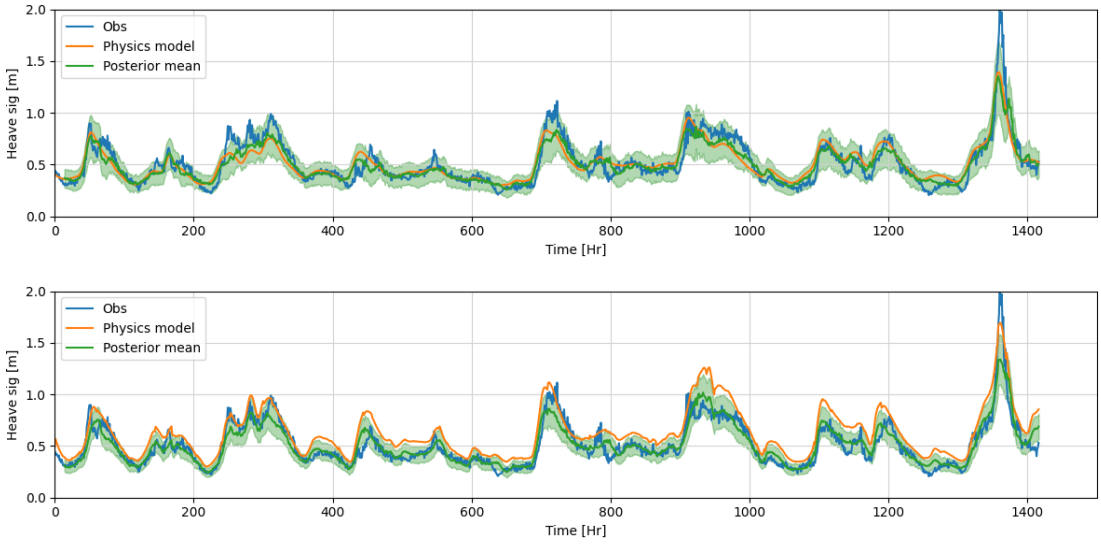


图 10： 使用 ACCESS（上图）和 HRES-WAM（下图）谱波数据进行的 12小时预测样本内预测。阴影区域表示混合模型的 P5和P95可信区间。