标记观测分析：作为综合生态系统评估中范围界定与沟通的工具

Solvang，Hiroko Kato

海洋研究所，Nordnes 邮政信箱 1870 号，N-5817 卑尔根，挪威

hirokos@hi.no

Arneberg，Per

海洋研究所，弗拉姆中心，邮政信箱 6606 号，9296 Langnes，挪威

perab@hi.no

摘要

综合生态系统评估工作组通常面临着理解和评估生态系统近期变化的挑战。为此，工作组通常掌握着许多时间序列，往往需要确定哪些时间序列应优先跟进，以便进行更深入的分析和评估。本文提出一种称为标记观测分析的方法，可应用于所有可用的时间序列，帮助识别应优先处理的时间序列。该统计方法首先对数据拟合结构时间序列模型，其中包括随机趋势模型，以估计长期趋势。模型采用状态空间表示，并通过卡尔曼滤波算法估计趋势分量。该算法利用数据中的所有历史信息，得出提前一年或多年的预测值。因此，研究者可根据希望将多少年视为“最近时期”，通过该统计方法仅利用这些年份之前的信息，估计这段时期的预期趋势。该方法围绕近期年份的预测趋势估计预测带，最后评估最近几年中的观测值在多大程度上落在预测带之外。落在预测带之外的观测值可被识别为标记观测值。文中还介绍了一种方法，用于评估所有近期观测值的综合信息是否呈现出偏离预测趋势的模式，从而代表一种可能需要标记的意外倾向。标记观测值不仅可作为识别综合生态系统评估中应优先处理的时间序列的依据，还能为管理者和利益相关者沟通生态系统近期变化提供基础。本文通过两个实例说明了该框架的应用。

关键词：趋势估计、卡尔曼滤波、预测、预测带、利益相关者、气候变化 ge

引言

在气候变化和其他人为驱动因素的影响日益加剧的背景下，海洋生态系统的变化速率不断提高[1-6]，导致其变异模式超出了全新世的范围[7-12]，。因此，基于生态系统的管理（EBM）日益被视为管理海洋社会—生态系统所需的框架[13]。综合生态系统

评估（IEA）旨在为基于生态系统的管理提供科学基础[14], , 许多开展综合生态系统评估工作的科学家小组也已成立，例如国际海洋考察理事会（ICES）下属的区域性 IEA 小组（ Walther 和 Möllmann (15)）。

IEA小组的核心工作包括分析时间序列，总结生态系统近几十年来发生的变化，并凸显物理、生物和人类生态系统组成部分之间可能存在的联系 [14, 16]。重点在于保持与管理方和利益相关者的开放沟通 [13, 17, 18]。由于各小组通常掌握大量时间序列 [16, 19], , 因此往往有必要优先选取其中一部分，进行更深入的分析并用于沟通 [20, 21]。最好采用适用于所有时间序列的标准化框架进行优先排序。本文介绍一种基于近期变化模式分析的方法，旨在识别近期观测值显著偏离预期趋势的时间序列，这可能表明发生了意料之外的变化。该方法对IEA小组具有重要意义，因为他们常常需要理解和解释近期变化 [14]。

我们的方法首先估计时间序列的趋势，然后评估近期观测值是否显著偏离这些趋势。由于生态系统的时间变化可能表现为长期变动，也可能表现为短期或中期周期以及噪声成分，海洋综合生态系统评估中采用了不同的趋势定义 [16]。在统计时间序列分析领域，长期变动通常被归类为“趋势”，而短期或中期周期则不属于此类，因为二者对统计属性的假设不同。因此，在研究时间序列数据中的趋势时，分别识别非平稳趋势和平稳周期成分可能会有所帮助。这种分解通过一种称为“结构时间序列建模”的框架实现，该框架采用状态空间表示，并使用卡尔曼滤波算法估计各个成分的状态 [22]。这一概念与应用自回归积分滑动平均模型进行调整有着本质区别；后者旨在从非平稳时间序列数据中研究平稳过程 [23]。

卡尔曼滤波算法可在数值过程中进行一步或多步预测。本文介绍的数值过程使用预测值和预测不确定性区间

来评估近期观测值的状态，判断最新观测值是符合预测还是偏离预测 [24], ，从而指示时间序列中是否正在发生预测趋势所未预料到的变化。我们将显著偏离的观测值称为“标记观测（FO）”，并将这一方法称为“标记观测分析”。对异常观测（FO）的解读不同于旨在预测海洋种群或生态系统临界转变的早期预警信号 [25, 26], ，也不同于针对非线性生态变化 [27] 或基于社会—生态网络理论框架的早期预警信号 [28], ；如上所述，它是一种实用工具，可帮助IAE团队优先筛选时间序列，以进行深入分析、沟通及其他用途。

本文首先介绍数值计算流程，然后分别使用大西洋多年代际振荡（AMO）和挪威海生态系统的时间序列数据展示两个示例。

统计方法

统计方法首先包括趋势估计流程，其次包括基于多步超前预测值的标记观测分析（异常观测分析）。这些分析的输出可用于识别与预期趋势显著偏离的观测值（例如年份）。此外，探索预测年份的观测值是否共同形成某种模式也可能很有意义：这些观测值是否连续地全部高于或低于预测趋势，且这种情况并非预期。换言之，就是要判断最近几年是否存在意料之外的趋势。这种情况出现的概率低于检测到单个观测值为异常观测的概率。具体细节如下：

趋势估计流程

时间序列的观测模型为

$$y(n) = t(n) + u(n), \quad n = 1, \cdots, N \quad , \tag{1}$$

其中，( )$t\ n$ 是时间步n, 的趋势分量，( )un 是残差分量，并假设其服从高斯白噪声。本文介绍一种由d阶差分方程模型给出的随机趋势模型，以及一种估计趋势的方法[29, 30]。

随机微分趋势模型由d阶差分方程定义，该方程由 [31]作为平滑问题提出。与多项式回归模型相比，该模型能容纳更灵活的趋势。k个变量的随机趋势模型表示如下：

$$\nabla^d t_i(n) = v_{t_i}(n), \quad i = 1, \cdots, k, \tag{2}$$

其中，∇ 是差分算子 ( ) ( ) (∇ = − −1) $t\ n\ t\ n\ t$，并假设 ( ) $_{it}v\ n$ 为白噪声序列。若 $1d$ =，则 ( ) (≈ −1) $t\ n\ t\ n$，趋势称为随机游走模型。若 $2d$ =，则 ( ) −2 −1 + −2 ≈ 0 [29]( ) ( ) $t\ n\ t\ n\ t\ n$。只要 ( ) $_{it}v\ n$ 的方差足够小，( )$_{it}\ n$就会产生平滑趋势。本研究选择二阶差分随机模型来估计趋势。

该模型可表示为线性状态空间形式 [22, 29, 30]，：

$$\begin{aligned} z(n) &= Fz(n-1) + Gv(n), \\ y(n) &= Hz(n) + w(n), \end{aligned} \tag{3}$$

其中，( )$z\ n$ 是与( )$t\ n$ 相对应的状态向量，( )vn 是均值为 0、方差未知的系统噪声向量 $^2{}_v\sigma$；F、G 和H表示整数或矩阵；( )$w\ n$ 是均值为 0、方差未知的观测误差 $^2{}_w\sigma$。状态( )$z\ n$ 对应于趋势分量，我们无法从数据中直接观测到该分量。该分量由d阶微分方程模型描述。与上述d阶差分方程相对应，当方程 (2) 中 $= 1\ d$

$z(n) = \left[t(n) \right],\ F = G = H = 1$.

当 $2d$ = 时，状态向量和矩阵如下：

$$z(n)=\begin{bmatrix} t(n) \\ t(n-1) \end{bmatrix},\ F=\begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix},\ G=\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix},\ \text{and}\ H=\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

在这种情况下，观测误差对应于方程 (1) 中的 $u(n)$ 。趋势分量通过卡尔曼滤波进行估计。卡尔曼滤波是一种强大的数值算法，可递归执行状态估计、预测和滤波：

预测：

$$\begin{aligned} z(n|n-1) &= Fz(n-1|n-1) \\ V(n|n-1) &= FV(n-1|n-1)+GQG' \end{aligned} \tag{4}$$

滤波：

$$\begin{aligned} K(n) &= V(n|n-1)H'(HV(n|n-1)H'+R)^{-1} \\ z(n|n) &= z(n|n-1)+K(y(n)-Hz(n|n-1)) \\ V(n|n) &= (I-KH)V(n|n-1) \end{aligned} \tag{5}$$

这里，$z(n|n-1)$ 和 $V(n|n-1)$ 分别对应状态的条件均值和条件方差，R 设为观测误差，K 称为卡尔曼增益。将初始状态 $z(1|0)$ 和方差 $V(1|0)$ 设为零，并给定系统噪声后，根据初始方差和观测噪声计算卡尔曼增益，再在滤波过程中（5）使用观测值 $y(1)$ 和计算所得的增益，得到滤波值 $z(1|1)$ 。随后，在预测过程中（4），使用 $z(1|1)$ 和 $V(1|1)$ 计算下一步预测值 $z(2|1)$ 和 $V(2|1)$。状态的迭代计算过程持续进行，直到 $n=N$。基于状态空间表示的递归方法以高效计算离散时间高斯过程的似然函数而著称。状态空间模型和卡尔曼滤波为计算时间序列模型的似然提供了一种高效方法 [29]。在此情形下，趋势模型包含参数向量 $\theta=(\sigma_v^2,\sigma_w^2)$。该模型的对数似然函数 $l(\theta)$ 为

$$l(\theta) = \sum_{n=1}^{N} \log f(y(n) \mid Y(n-1), \theta),$$
$$= \sum_{n=1}^{N} \log \left\{ \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 \det \Sigma(n)}} \exp\left(-\frac{1}{2} \Delta y(n)' \Sigma(n)^{-1} \Delta y(n) \right) \right\},$$

其中，(1) ((1), (2), , (1)) $Y\ n\ y\ y\ y\ n -\ =\ \cdots\ -$，( ) ( ) (| 1) $yn\ yn\ Hz\ n\ n\ \Delta\ =\ -\ -$，且 ^{2} ( ) ( ) (| 1) '( ) $_w\ n\ H\ n\ V\ n\ n\ H\ n\ \Sigma\ =\ -\ +\sigma$。估计趋势的灵活程度取决于 $^2{}_v\sigma$，可在任意方差范围内通过最大似然确定。方差 $\sigma^2{}_w$可直接设为观测值的方差。如果需要比较不同差分阶数的差分随机模型，则通过赤池信息准则 [32] , 确定最佳差分阶数d。该准则根据d对应的最大对数似然、参数数量以及系统噪声和观测噪声的方差构建，表示为 AIC( ) $=-2\ \theta\ +2\times$ ( ) 参数数量 $c\ l$。

确定最佳趋势模型后，使用固定区间平滑算法 [33]估计平滑趋势：

^{1} ( ) (|) ' (1|) $A\ n\ V\ n\ n\ F\ V\ n\ n =\ +\ -$
(|) (|) () ((1|) (1|)) $z\ n\ N\ z\ n\ n\ A\ n\ z\ n\ N\ z\ n\ n$
$= + + - +$(|) (|) () ((1|) (1|)) () ' $V\ n\ N\ V$
$n\ n\ A\ n\ V\ n\ N\ V\ n\ n\ A\ n =\ +\ +\ -\ +$

在本研究中，我们将差分阶数设为 $2d =$ ，以便按照 Kitagawa and Gersch (33) 的介绍，为所有时间序列数据获得平滑趋势；并采用一种在一定范围内寻找最佳 Q 值以控制趋势估计变异性的方法。

基于多步预测值的异常观测分析

直接使用卡尔曼滤波算法，只能进行提前一步预测。不过，可以将其扩展为多步提前预测（提前j步预测）（$1j >$ ）。我们来考虑一种相关情形。使用卡尔曼滤波，对$( )z\ +1n$进行提前一步预测，可通过$( )z\ 1|n\ n+$获得，其方差为$( )V\ +1|n\ n$。如果未观测到数据$( )y\ +1n$，则形式上假设

( ) ( )Y 1n Y n+ = ，其中( ) ( ) (1), (2), , ( ) Y n y y yn = … 。因此，显然( ) ( ) +1| +1 = +1| z n n zn n 且( ) ( ) +1| +1 = +1| V n n V n n 。然后，通过()z 1|n n+ 和()V +1|n n，得到提前两步预测()z +2|n n及其方差()2 |V n n+ 。一般而言，我们假设( ) (= +1 =⋯= +) ( ) Yn Yn Ynj，以获得提前 *j*步预测，并迭代执行*j*次预测步骤。基于截至时间点*n* 观测到的数据()Y n，用于预测状态()()()1 , 2 , , z n z n z nj+ + ⋯ +的算法如下所示：

$$z(n+i\,|\,n)=Fz(n+i-1\,|\,n),$$
$$V(n+i\,|\,n)=FV(n+i-1\,|\,n)F'+GQG',\quad i=1,\cdots,j.$$

现在，将数据预测值( )y n j+ 的均值和方差分别记为( ) ( ) ( ) E |yn j Y n+和()()() Cov |y nj Y n+，其中()E · 和()Cov · 是期望和方差—协方差矩阵的记号（但在本研究中，由于数据是单变量的，因此仅表示方差）。利用观测方程（3），( )y n j+ 的均值可表示为

$$y(n+j\,|\,n)=\mathrm{E}\left(Hz(n+j)+w(n+j)\,|\,Y(n)\right)=Hz(n+j\,|\,n). \tag{6}$$

( )y n j+ 的方差为

$$\begin{aligned} d(n+j\,|\,n)&=\mathrm{Cov}\left(Hz(n+j)+w(n+j)\,|\,Y(n)\right),\\ &=H\,\mathrm{Cov}\left(z(n+j)\,|\,Y(n)\right)H'+H\,\mathrm{Cov}\left(z(n+j),w(n+j)\,|\,Y(n)\right)\\ &\quad+\mathrm{Cov}\left(w(n+j),z(n+j)\,|\,Y(n)\right)H'+\mathrm{Cov}\left(w(n+j)\,|\,Y(n)\right),\\ &=HV(n+j\,|\,n)H'+R(n+j). \end{aligned} \tag{7}$$

因此，基于数据 ( )y n j+ ( )Y n 得到的 ()y |nj n+ 预测分布服从正态分布，其均值为 ()d + |nj n，方差为 ()d + |nj n，或标准差为。预测带（FBs），例如均值 ± 1.96 (~2) × 标准差，对应约 95-96% 的预测区间 [34], ，可通过公式（6）和（7）轻松计算。请注意，我们将.....给出的值定义为

多步超前预测程序称为“预测值”，因为它是利用算法中的先前数据计算得出的。

评估意外趋势——已检测异常观测的联合概率

由于时间序列数据在每个时间点仅采样一次，因此应使用由正态分布生成的随机变量，计算所有最近年份的数据均高于或低于预测趋势的联合概率（即最近年份是否存在意外趋势）。我们提供以下步骤来计算联合概率：

1. 根据预测值的均值（| ）$y\ n\ j\ n+$ 和方差（| ）$d\ n\ j\ n+$ ，生成 10000 组正态分布随机数$_jr$，对应$n\ j+$ ；

2. 概率值$_jp$按以下公式计算

$$p_j = \begin{cases} \dfrac{\#\{r_j \le y(n+j\,|\,n)\}}{10000} & \text{if } y(n+j\,|\,n) \text{ is upper over FB} \\ \dfrac{\#\{r_j \ge y(n+j\,|\,n)\}}{10000} & \text{if } y(n+j\,|\,n) \text{ is lower under FB} \end{cases};$$

3. 通过以下方式计算 1 到$j\ J=\ \cdots$ 的联合概率值$_1(, ,)_JPp\ \ p\cdots$

$$P(p_1,\cdots,p_J) = p_1 \times \cdots \times p_J \text{; and}$$

4. 将步骤 1 至 3 重复 1000 次，并计算联合概率值的平均值

$$\bar{P}(p_1,\cdots,p_J) = \frac{1}{1000}\sum_{b=1}^{1000} P_b(p_1,\cdots,p_J).$$

图 1 展示了本研究 FO分析 的分析流程概念框架。数值计算过程通过 MATLAB 代码实现, [35], 代码概要见补充材料文件夹。

示例

大西洋多年代际振荡（AMO）的数据集基于指数月度原始数据 [36],；而对于挪威海生态系统, 我们使用由 ICES 挪威海综合生态系统评估工作组（WGINOR，ICES (37)）整理的年度数据。本文使用的挪威海数据缩写汇总于补充表1。在这些示例中,

我们不试图全面解读所揭示的任何异常值，而是对其中一些异常值可能的背景作出评论，以说明 IEA小组后续工作的背景。

大西洋多年代际振荡（***AMO***）

AMO 是北大西洋海表温度（SST）[38]中气候变率的显著信号。NCAR气候数据指南 [39]发布了从 1869 年 12 月至 2021 年 3 月记录的月度数据。我们提取了 1980年至2020年的月度原始数据，并据此计算出年度均值，得到包含31个时间点的时间序列。

为说明不同时间段的推断可能存在差异，本例展示了七年和三年的预测值。因此，我们首先分别将特定时间点 *j*设为2014年和2017年。随机差分趋势模型应用于截至*j*-1个时间点（即2013年和2016年）的数据。为优化模型的Q，我们将 0.05 0.≤ ≤ 5 Q 设为搜索范围。各数据集计算出的最大对数似然和最优Q汇总于表 1a。Q 范围内对数似然的详细信息汇总于表 2。

使用模型参数运行卡尔曼滤波算法，计算了未来七年和未来三年的预测值。图 2 展示了计算结果。

对于未来七年的预测，最近几年的观测值均未落在95%或80%预测带之外，但2015年的观测值落在70%预测带之外。因此，逐一考察最近七年时，只识别出一个可能的异常观测，这是由于2015年海表温度显著下降，与对2014—2020年预测的略微上升趋势形成对比。然而，最近七年的所有观测值均低于预测趋势（图2）。这种模式的联合概率较低（表2），表明数据中存在偏离预测趋势的倾向，因而代表一个异常观测。对于未来三年的预测，最近几年的观测值均未落在任何预测带之外，且均匀分布在预测趋势两侧（图2）。因此，虽然有充分迹象表明最近七个观测值偏离了对过去七年预测的趋势，但对过去三年预测的趋势并未出现这种模式，这说明评估小组可能需要以不同方式考察这两个时期内的变化。

挪威海生态系统

挪威海位于挪威以西及西北，南邻北海和大西洋，西接格陵兰海，北面和东面则与北冰洋和巴伦支海相连。这里是一个深海区域，三种主要以浮游生物为食的远洋鱼类构成了经济上最重要的鱼类种群：鲭鱼（大西洋鲭）、挪威春季产卵鲱（大西洋鲱）和蓝鳕（蓝鳕）。洋流主要由相对温暖、盐度较高、从南方流入的大西洋水团，以及从西北方流入的较冷、较淡的北极水团构成 [40]。三个远洋鱼类种群的生物量均受到显著的负向密度制约，这可能是通过种内竞争食物造成的 [41]。虽然也有迹象表明这些种群之间存在竞争，尤其是鲭鱼和鲱鱼之间 [41], ，其他研究则认为种间竞争的影响较小 [42]。过去几十年来，这三种鱼类的总生物量有所增加，而浮游动物生物量有所下降；据此有人提出，远洋鱼类生物量可能已超过该系统的环境容纳量 [21]。历史上，气候在冷暖阶段之间波动，浮游生物和鱼类生产力往往在较暖阶段有所提高 [43]。本文分析了三个远洋鱼类种群的产卵群体生物量、补充量和生长（年龄及6龄体重）时间序列、浮游动物生物量，以及物理环境的三个关键变量：热含量、淡水含量和北大西洋涛动指数。观测值每年记录一次，但各时间序列的观测起止年份不尽相同。

在本研究中，我们使用了起始年份各不相同、最后一年为2019年的时间序列 [37]。由于挪威海综合生态系统评估的主要目标之一，是为渔业管理的实际决策工作提供背景信息 [44, 45], ，因此通常关注最近几年短期内的变化。为此，预测条件设定为：利用截至2016年的观测数据，预测2017—2019年未来三年的情况。计算得到的最大似然值以及每组数据的最优 Q 汇总于表1. 。σ^2_w根据截至2016年的观测值计算得出。

使用模型参数运行卡尔曼滤波算法，计算未来三年的预测值。图3展示了计算结果。在考察物理环境变量时，相对淡水含量（RFW）出现了个别年份的异常观测：2018年的观测值落在80% FB范围之外，2019年的观测值则落在95% FB范围之外。此外，最近三年的所有观测值都远高于预测趋势，这种模式出现的联合概率很低（表2），表明与预期趋势相比，数据呈现出一种意料之外的倾向。此前近十年来，挪威海一直在淡化 2019 [46], ；这些淡水含量的意外增加表明，这一趋势近期可能有所加剧，值得在挪威海综合生态系统评估中予以关注。

对于浮游动物生物量（ZooB），最近两年的观测值均高于80% FB和70% FB，且这种模式出现的总体概率较低（表2），这再次表明数据呈现出意料之外的上升趋势。这提示综合生态系统评估应关注浮游动物生物量可能出现的恢复；该生物量在21世纪初大幅下降，随后几年一直处于较低水平 [18]。

考察远洋鱼类种群的各项变量，几乎没有证据表明鲱鱼和鲭鱼出现了意料之外的变化。与鲭鱼相关的四项变量中，没有年份落在任何预测带之外，观测值通常相对接近预测趋势，或分布在其两侧（图3）。鲱鱼也呈现类似模式，但有一项补充量估计高于70% FB（图3）。由于远洋鱼类的补充量高度多变，单个观测值落在预期趋势之外，未必足以成为在综合生态系统评估中优先标记该变量的理由。

蓝鳕呈现出不同的情况。在产卵群体生物量（BWB）方面，最近三年中有两年高于70% FB，第三年也远高于预测趋势（图3）。这种模式的联合概率较低（表2），这表明生物量可能呈现超出预期的上升趋势。与此同时，蓝鳕个体生长也出现了意料之外的下降迹象：以6龄体重（BWW）为例，所有观测值都低于70% FB（图3），且这种模式的联合概率较低（表2）。这些变化可能存在关联，因为生物量增加往往伴随着生长下降，这可能是由食物方面的种内竞争所致 [41]。此外，对于蓝鳕补充量（BWR），有两个观测值低于

70% FB，另有一个低于80% FB（图3），整体模式的联合概率较低（表2），表明最近几年补充量的下降是一种意料之外的趋势。尽管远洋鱼类补充量仍难以预测（例如 [47]），但值得注意的是，在预测蓝鳍产卵栖息地地理位置的变化方面已取得显著进展，而这种变化可能与补充成功有关 [48-50], ，因此，这为进一步开展更细致的评估和研究蓝鳍补充量变化提供了可能途径。

讨论

我们介绍了一种时间序列分析流程，利用包含趋势模型的结构时间序列模型，对特定时期作出预测。在此基础上，我们概述了一个框架，用于考察最近的观测值是否偏离该时期的预测趋势，从而构成可能的标记观测值（异常值）。这包括评估单个年份是否属于异常值，或最近几年所有观测值合在一起是否呈现出意外趋势，并将其归类为异常值。我们利用随机趋势模型和观测到的时间序列数据估算趋势，并按照卡尔曼滤波算法的迭代流程，系统地计算提前若干年的预测值。统计分析之后，还会对每个异常值进行定性评估，并可据此决定是否在综合生态系统评估中对其中一些异常值开展更详细的分析。我们指出，这些方法的应用范围也可以超出综合生态系统评估，扩展至其他科学领域和咨询流程，适用于需要纵览多个时间序列近期变化的场合。

用于本文所述分析的海洋生态系统时间序列通常较短（即 < 50 个时间点）[19, 51]。这限制了可采用的时间序列分析类型。例如，采用频率学派统计方法进行零假设检验可能产生误导性结果，包括假阳性和假阴性结果 [52]。本文所述程序不包含零假设统计检验；我们使用的结构时间序列模型并非基于频率学派框架，而是对应于贝叶斯方法 [53], ，该方法可能适合评估无法使用频率学派方法分析的短时间序列中的趋势 [52]。另一种

可替代本文所用方法的是 Box-Jenkins 模型，该模型可将非平稳均值时间序列转换为平稳过程 [54]。然而，使用这种方法进行有效拟合，同样需要比海洋生态系统中通常可获得的时间序列更长的序列 [19,51]。因此，对于短时间序列，本文采用的贝叶斯框架似乎比其他方法更稳健。

为了研究和评估近期变化，IEA小组通常会检查异常图。在这类图中，近期变化表现为相对于长期均值的偏离，而长期均值通常是根据整个时间序列估算的（例如，参见 Bulgin、Merchant（55）对全球海表温度（SST）的应用）。FO分析聚焦于近期年份相对于预期趋势的偏离（预期趋势根据整个时间序列的信息估算），因此能够以不同视角呈现近期变化。例如，采用七年预测时，FO分析表明，北大西洋海域的海表温度呈现出一种倾向，即其趋势比时间序列最后7年中预期的趋势更为负向。我们认为，从同一时间序列的异常图中较难看出这一解读（见补充图1）。因此，虽然异常图中的正值和负值表示观测值相对于恒定均值的偏离，但趋势会随时间变化，这使得人们更难评估最近的观测值偏离了这些近期年份应有的趋势多少。我们认识到，异常图在综合生态系统评估的诸多用途上都很重要；同时也强调，FO分析能够为IEA小组的实际工作提供有益的补充信息，尤其是考虑到他们常常面临一项挑战：理解并评估生态系统最近的发展状况[14]。

由于 FO分析的累积输出旨在全面概述生态系统中所有测量要素的近期动态，突出显示出现意外变化的变量，同时展示未出现此类变化的变量的趋势和数据，因此，这种方法有助于在综合生态系统评估过程中促进科学家与利益相关者就近期生态系统变化展开必要的对话。此类概述还有助于形成科学产出，用于在政策制定过程的某些阶段向公众和政治体系普及相关知识并提供信息，例如在基于生态系统的管理方面 [56]。

致谢

我们谨此感谢 Benjamin Planque，他促使我们考虑采用这种方法分析 ICES 综合生态系统评估工作组汇编的时间序列数据；同时感谢 Mette Mauritzen 和 Daniel Howell 对本文早期草稿提出的意见。本研究是“挪威海及其邻近生态系统的可持续多物种捕捞”项目的一部分，该项目由挪威研究委员会资助（项目编号 299554）。

参考文献

1. Bindoff NL, Cheung WW, Kairo JG, Arístegui J, Guinder VA, Hallberg R, 等. 变化中的海洋、海洋生态系统及其依赖社区。载于：Pörtner H-O, Roberts DC, Masson- Delmotte V, Zhai P, Tignor M, Poloczanska E, 等，编。《气候变化背景下的海洋与冰冻圈特别报告》2019年。第477–587页。 2. Hoegh-Guldberg O, Cai R, Poloczanska ES, Brewer PG, Sundby S, Hilmi K, 等. 海洋。载于：Barros VR, Field CB, Dokken DJ, Mastrandrea MD, Mach KJ, Bilir TE, 等，编。《2014年气候变化：影响、适应与脆弱性》第B部分：区域方面——政府间气候变化专门委员会第五次评估报告第二工作组的贡献。英国剑桥和美国纽约州纽约：剑桥大学出版社；2014年。第1655–731页。 3. Meredith M, Sommerkorn M, Cassota S, Derksen C, Ekaykin A, Hollowed A, 等. 极地地区。载于：Pörtner H-O, Roberts DC, Masson-Delmotte V, Zhai P, Tignor M, Poloczanska E, 等，编。《气候变化背景下的海洋与冰冻圈特别报告》2019年。 4. O’Hara CC, Frazier M, Halpern BS. 面临风险的海洋生物多样性正遭受广泛、不断扩大的且日益加剧的人类影响。《科学》。2021年；372(6537)：84–7。doi：10.1126/science.abe6731。 5. Pörtner H-O, Karl DM, Boyd P, Cheung W, Lluch-Cota S, Nojiri Y, 等. 海洋系统。载于：Barros VR, Field CB, Dokken DJ, Mastrandrea MD, Mach KJ, Bilir TE, 等，编。《2014年气候变化：影响、适应与脆弱性》第B部分：区域方面——政府间气候变化专门委员会第五次评估报告第二工作组的贡献。英国剑桥和美国纽约州纽约：剑桥大学出版社；2014年。第411–84页。 6. Koul V, Sguotti C, Årthun M, Brune S, Düsterhus A, Bogstad B, 等. 提前十年精准预测北海和巴伦支海的鳕鱼种群。《地球与环境通讯》。2021年；2(1)：140。doi：10.1038/s43247-021-00207-6。 7. McLeod KL, Lubchenco J, Palumbi SR, Rosenberg AA. 海洋生态系统管理科学共识声明。由具备相关专业知识的217位学术科学家和政策专家签署，并由科学与海洋传播伙伴关系发布，网址：http://compassonline.org/?q=基于生态系统的管理。2005年。 8. O’Boyle R, Jamieson G. 关于基于生态系统的管理实施情况的观察：加拿大东西海岸的经验。《渔业研究》。2006年；79(1)：1–12。doi：https://doi.org/10.1016/j.fishres.2005.11.027。 9. Tallis H, Levin PS, Ruckelshaus M, Lester SE, McLeod KL, Fluharty DL, 等. 基于生态系统的管理的多种面貌：让这一过程在当下的真实地点发挥作用。《海洋政策》。2010年；34(2)：340–8。doi：https://doi.org/10.1016/j.marpol.2009.08.003。 10. Winther J-G, Dai M, Rist T, Hoel AH, Li Y, Trice A, 等. 面向可持续海洋经济的海洋综合管理。《自然·生态与进化》。2020年；4(11)：1451–8。doi：10.1038/s41559- 020-1259-6。

11. Fulton EA, Punt AE, Dichmont CM, Harvey CJ, Gorton R. 生态系统表明良好管理能带来回报。《鱼类与渔业》。2019年；20(1)：66–96。doi：~~https://doi.org/10.1111/faf.12324。~~ 12. Holsman KK, Haynie AC, Hollowed AB, Reum JCP, Aydin K, Hermann AJ, 等. 基于生态系统的渔业管理可防止气候驱动的崩溃。《自然·通讯》。2020年；11(1)：4579。doi：10.1038/s41467-020-18300-3。 13. Dickey-Collas M, Link JS, Snelgrove P, Roberts JM, Anderson MR, Kenchington E, 等. 探讨北大西洋的基于生态系统的管理。《鱼类生物学杂志》。2022年；101(2)：342–50。doi：https://doi.org/10.1111/jfb.15168。 14. Levin PS, Fogarty MJ, Murawski SA, Fluharty D. 综合生态系统评估：为海洋基于生态系统的管理奠定科学基础。《公共科学图书馆·生物学》。2009年；7(1)：23–8。doi：e1000014 10.1371/journal.pbio.1000014。PubMed PMID：WOS:000262811000004。 15. Walther YM, Möllmann C. 让综合生态系统评估落地：ICES的科学框架。《ICES海洋科学杂志》。2014年；71(5)：1183–6。doi：10.1093/icesjms/fst161。PubMed PMID：WOS:000338630800019。 16. ICES. 支持综合生态系统评估的综合趋势分析研讨会报告（WKINTRA）。ICES CM 2018/IEASG：15：23页。2018年。doi：https://doi.org/10.17895/ices.pub.8278。 17. Dickey-Collas M. 综合生态系统评估的复杂性质为何要求采取灵活且适应性的方法。《ICES海洋科学杂志》。2014年；71(5)：1174–82。doi：10.1093/icesjms/fsu027。 18. ICES. 挪威海综合评估工作组（WGINOR；2020年会议成果）。ICES 科学报告。3：35。114页。。2021年。 19. ICES. 支持综合生态系统评估的综合趋势分析第二次研讨会（WKINTRA2）。ICES 科学报告。1：86。2019年。 20. Holsman K, Samhouri J, Cook G, Hazen E, Olsen E, Dillard M, 等. 海洋风险评估的基于生态系统的方法。《生态系统健康与可持续性》。2017年；3(1)：e01256-n/a。doi：10.1002/ehs2.1256。 21. ICES. 挪威海综合生态系统评估工作组报告（WGINOR）。ICES WGINOR报告，2018年，2018年11月26–30日。冰岛雷克雅未克。ICES CM 2018/IEASG：10。123页。2019年。 22. Harvey AC. 预测、结构时间序列模型与卡尔曼滤波。剑桥：剑桥大学出版社；1990年。 23. Hamilton JD. 时间序列分析。美国新泽西州：普林斯顿大学出版社；1994年。 24. Mitchell PL, Sheehy JE. 比较预测值与观测值以评估模型性能：一种经验验证方法。载于：Kropff MJ, Teng P, Aggarwal PK, Bouma J, Bouman BAM, Jones JW, 等，编。《系统方法在田间层面的应用：克卢维尔学术出版社》；1997年。第437–51页。 25. Clements CF, McCarthy MA, Blanchard JL. 复杂系统恢复的早期预警信号。《自然·通讯》。2019年；10(1)：1681。doi：10.1038/s41467-019-09684-y。 26. Clements CF, Ozgul A. 生物系统转变的指标。《生态学快报》。2018年；21(6)：905–19。doi：10.1111/ele.12948。 27. Litzow MA, Hunsicker ME. 真实生态系统中的早期预警信号、非线性与滞后现象迹象。《生态圈》。2016年；7(12)。doi：10.1002/ecs2.1614。PubMed PMID：WOS:000390136700014。 28. Suweis S, D'Odorico P. 社会—生态网络中的早期预警信号。《公共科学图书馆·综合》。2014年；9(7)。doi：10.1371/journal.pone.0101851。PubMed PMID：WOS:000339378400043。 29. Kitagawa G, Gersch W. 时间序列平滑先验分析。《统计学讲义》116。纽约：施普林格出版社，1996年。 30. Kato H, Naniwa S, Ishiguro M. 用于估计变量间相互关系的贝叶斯多元非平稳时间序列模型。《计量经济学杂志》。1996年；75(1)：147–61。doi：https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01774-7。 31. Whittaker E. 一种新的求和法。《爱丁堡数学学会会刊》。1923年；41：63–75。doi：10.1017/S0013091500077853。

32. Akaike H. 统计模型识别的新视角。《IEEE 自动控制汇刊》。1974;19(6):716-23. doi: 10.1109/TAC.1974.1100705. 33. Kitagawa G, Gersch W. 基于平滑先验的趋势与季节性时间序列状态空间建模。《美国统计学会会刊》。1984;79(386):378-89. doi: 10.2307/2288279. PubMed PMID: WOS:A1984SW65000024. 34 6, 2018 2 2018 . Hyndman RJ, Athanasopoulos G. 预测：原理与实践。第版（5月）。墨尔本：OTexts；。 35. MATLAB. 马萨诸塞州纳蒂克：MathWorks 公司。版本 R2018b. 36. Trenberth KE, Shea DJ. 2005年大西洋飓风与自然变率。《地球物理研究快报》。2006;33(12). doi: https://doi.org/10.1029/2006GL026894. 37. ICES. 挪威海综合评估工作组（WGINOR；2019年会议成果）。ICES 科学报告。2:29. 46页。。2020年。38. Dijkstra HA, te Raa L, Schmeits M, Gerrits J. 大西洋多年代际振荡的物理机制。《海洋动力学》。2006;56(1):36-50. doi: 10.1007/s10236-005-0043-0. 39. Schneider DP, Deser C, Fasullo J, Trenberth KE. 气候数据指南：促进发现与理解。《Eos：美国地球物理联合会汇刊》。2013;94(13):121-2. doi: https://doi.org/10.1002/2013EO130001. 40. Skjoldal HRe. 挪威海生态系统。特隆赫姆：Tapir 学术出版社；2004年。41. Huse G, Holst JC, Utne K, Nottestad L, Melle W, Slotte A, 等。鱼类种群间相互作用对挪威海生态系统动态的影响——INFERNO 项目成果：前言。《海洋生物学研究》。2012;8(5-6):415-9. doi: 10.1080/17451000.2011.653372. PubMed PMID: WOS:000303560300001. 42. Planque B, A. F, B. H, Mousing E, C. H, C. B, 等。数十年来挪威海远洋食物网营养级相互作用的量化。《ICES 海洋科学杂志》。2022年。doi: https://doi.org/10.1093/icesjms/fsac111. 43. Drinkwater KF, Miles M, Medhaug I, Otterå OH, Kristiansen T, Sundby S, 等。大西洋多年代际振荡：其表现形式与影响，特别关注北纬60°以北的大西洋区域。《海洋系统杂志》。2014;133:117-30. doi: https://doi.org/10.1016/j.jmarsys.2013.11.001. 44. ICES. 挪威海综合评估工作组（WGINOR；2021年会议成果）。ICES 科学报告。4:35. 48页 https://doi.org/10.17895/ices.pub.19643271. 2022年。45. ICES. 广泛分布种群工作组（WGWIDE）。ICES 科学报告。3:95. 874页 http://doi.org/10.17895/ices.pub.8298. 2021年。46. Mork KA, Skagseth Ø, Søiland H. Argo 数据观测到的挪威海近期变暖与淡化。《气候杂志》。2019;32(12):3695-705. doi: 10.1175/jcli-d-18-0591.1. 47. Garcia T, Planque B, Arneberg P, Bogstad B, Skagseth Ø, Tiedemann M. 挪威春季产卵鲱鱼（大西洋鲱）补充量驱动因素评估。《渔业海洋学》。2020;30(2):159-73. doi: 10.1111/fog.12510. 48. Miesner AK, Payne MR. 海洋学变率塑造蓝鳕（蓝鳕）的产卵分布。《渔业海洋学》。2018;27(6):623-38. doi: doi:10.1111/fog.12382. 49. Hatun H, Payne MR, Jacobsen JA. 北大西洋亚极地环流调节蓝鳕（蓝鳕）的产卵分布。《加拿大渔业与水生科学杂志》。2009;66(5):759-70. doi: 10.1139/f09-037. PubMed PMID: WOS:000267811500005. 50. ICES. 海洋生态系统季节至年代际预测工作组（WGS2D）中期报告，2018年8月27日至31日，ICES 总部，哥本哈根，丹麦。ICES CM 2018/EPDSG:22. 42页。2018年。51. Samhouri JF, Andrews KS, Fay G, Harvey CJ, Hazen EL, Hennessey SM, 等。界定加利福尼亚洋流中人类活动与环境压力的生态系统阈值。《生态圈》。2017;8(6):e01860. doi: 10.1002/ecs2.1860. 52. Hardison S, Perretti CT, DePiper GS, Beet A. 综合生态系统评估趋势检测方法的模拟研究。《ICES 海洋科学杂志》。2019年。doi: 10.1093/icesjms/fsz097. 53. West M, Harrison J. 贝叶斯预测与动态模型。纽约：施普林格；1997年。54. Box G, Jenkins G. 时间序列分析：预测与控制。旧金山：Holden-Day；1970年。

55. Bulgin CE, Merchant CJ, Ferreira D. 海表温度异常的趋势、变率与持续性。《科学报告》。2020年;10(1):7986. doi: 10.1038/s41598-020-64785-9. 56. Cormier R, Kelble CR, Anderson MR, Allen JI, Grehan A, Gregersen O. 从基于生态系统的政策目标迈向基于生态系统的管理措施的实际实施。《ICES海洋科学杂志》。2017年;74(1):406-13. doi: 10.1093/icesjms/fsw181. PubMed PMID: WOS:000397136400039.

表 1. 对 AMO 和挪威海生态系统数据集应用随机趋势模型求得的计算对数似然（LL）和最优 Q （$2d =$ ）。

数据集	变量	Q	最大对数似然
AMO	AMOS	0.50	-51.2
挪威海生态系统 (WGINOR)	RHC	0.05	-82.8
	RFW	0.08	-82.6
	NAO	0.05	-161.3
	ZooB	0.09	-29.1
	MacB	0.12	-43.3
	MacR	0.06	-42.1
	MacW	0.07	-44.1
	MacL	0.07	-71.8
	HerB	0.06	-125.7
	HerR	0.05	-42.6
	HerW	0.11	-87.1
	HerL	0.08	-93.7
	BWB	0.13	-42.4
	BWR	0.16	-48.7
	BWW	0.09	-43.8
	BWL	0.08	-57.3

表2. AMOS、RFW、ZooB、BWB、BWR 和 BWW 的预测与观测值的平均 p值和联合概率。

Year	AMOS	RFW	ZooB	BWB	BWR	BWW
2014	0.19					
2015	0.14					
2016	0.29					
2017	0.42	0.22	0.12	0.13	0.1003	0.12
2018	0.22	0.061	0.28	0.16	0.1237	0.11
2019	0.28	0.023	0.13	0.29	0.1415	0.13
2020	0.42					
联合概率	8.24e-05	3.06e-04	0.0045	0.0063	0.0018	0.0016

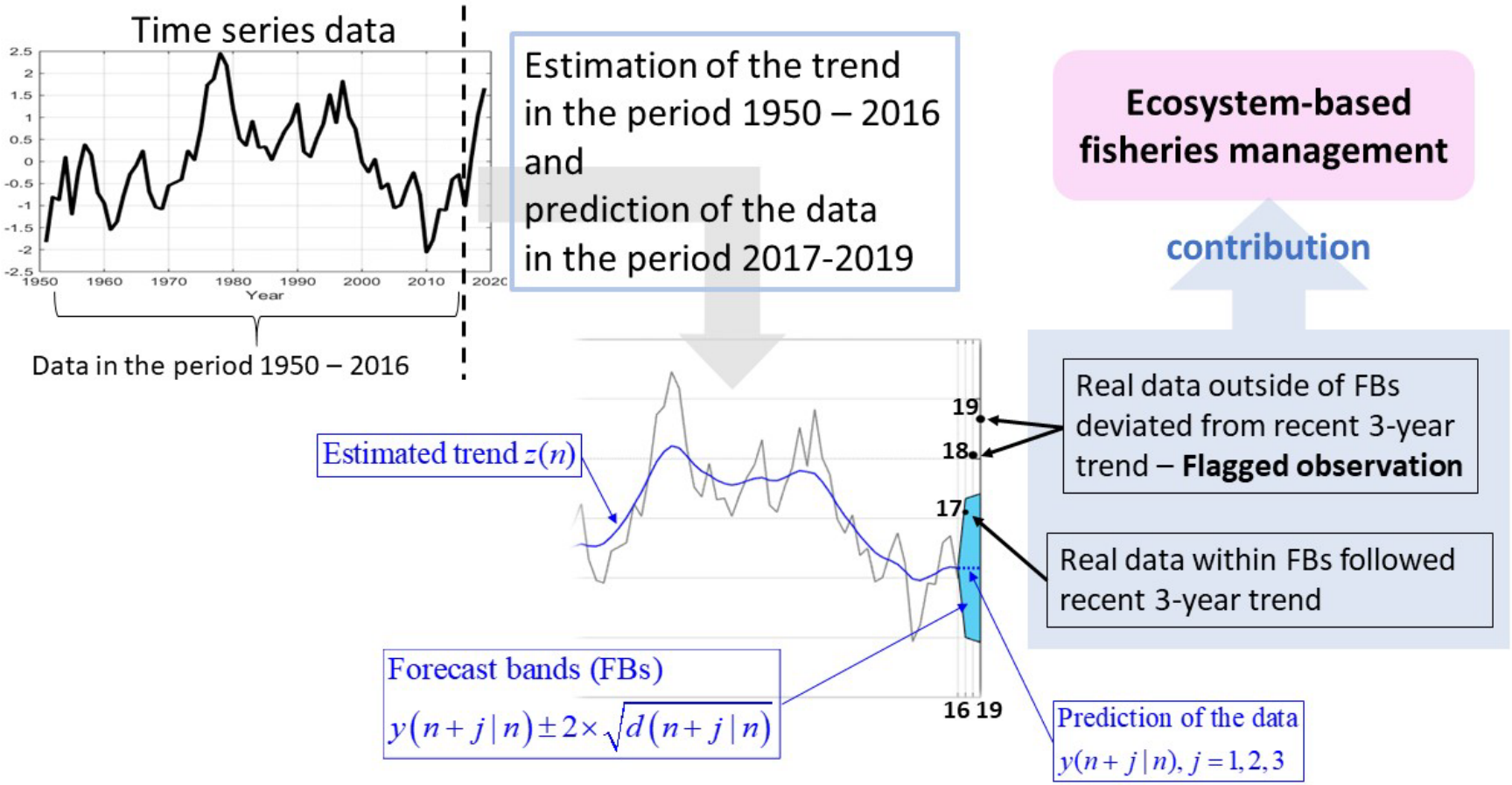


图1. 拟议的标记观测（FO）分析概要

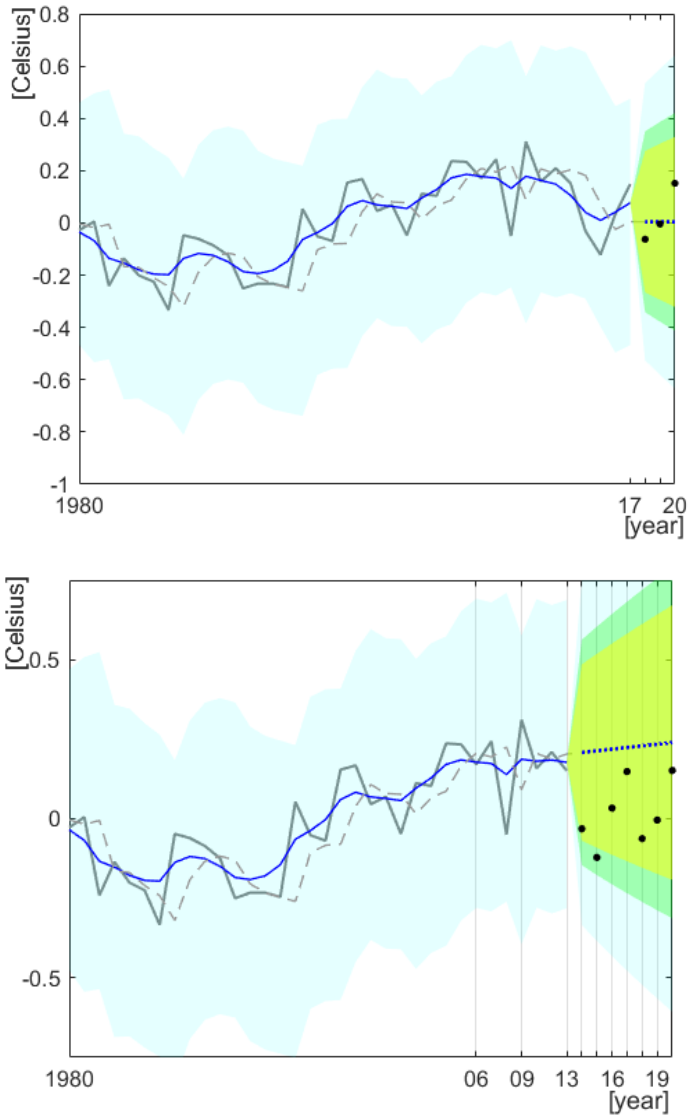
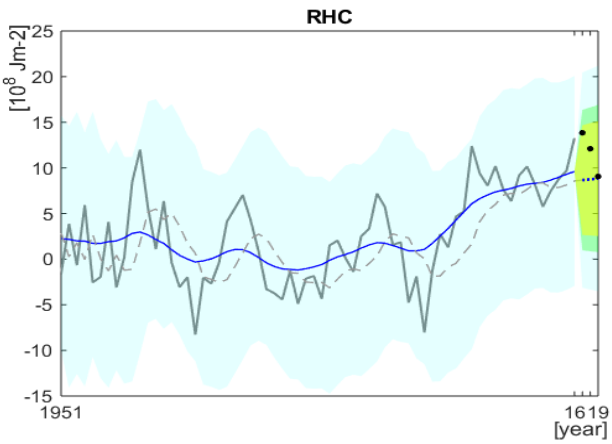


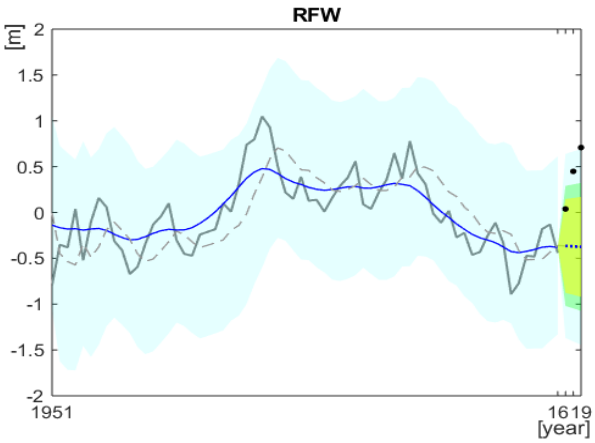
图 2. 大西洋多年代际振荡数据集的海表温度三年（上）和七年（下）预测值估计，以及最新观测值。灰色实线表示用于生成预测值的观测值，黑点表示用于与预测值（蓝色虚线）比较而绘制的观测值。灰色虚线表示预测值，蓝色实线表示通过固定区间平滑算法获得的平滑趋势估计。浅蓝色区域表示 95% FB、80% 和约 70% FB，其上下限按均值 ± 1.96 (1.28, 1) × 标准差计算，其中 或 。预测所涉年份的观测值以黑点表示。

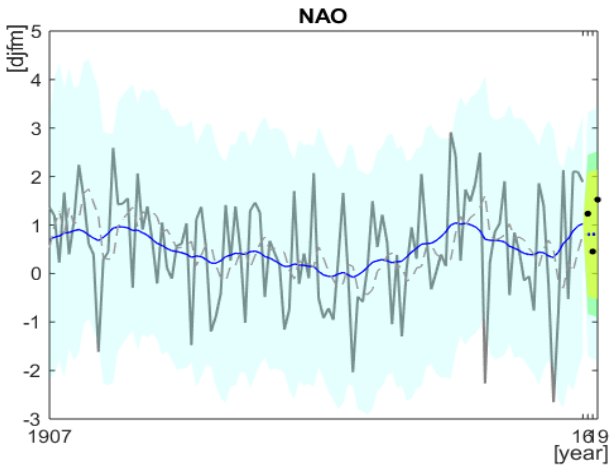
$$y(n+j\,|\,n) \qquad \sqrt{d(n+j\,|\,n)}$$

$$j=1,2,\cdots,7 \qquad j=1,2,3$$

气候:


RHC
[10^8 Jm-2]
25
20
15
10
5
0
-5
-10
-15
1951
1619
[year]


RFW
[m]
2
1.5
1
0.5
0
-0.5
-1
-1.5
-2
1951
1619
[year]


NAO
[djfm]
5
4
3
2
1
0
-1
-2
-3
1907
[year]

浮游生物:

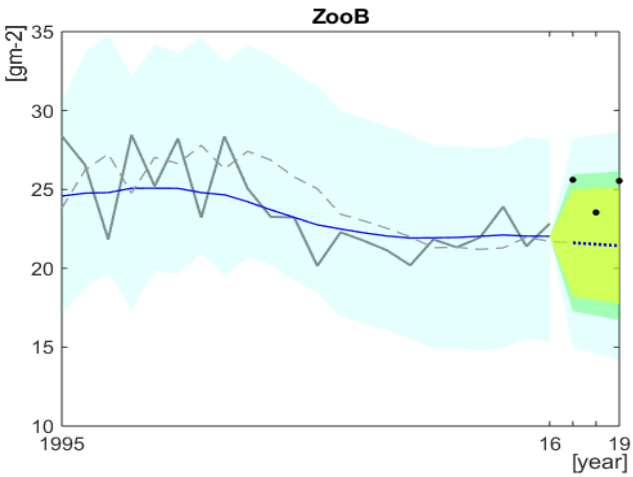

ZooB
[gm-2]
35
30
25
20
15
10
1995
16
19
[year]

图3 续。

远洋鱼类:

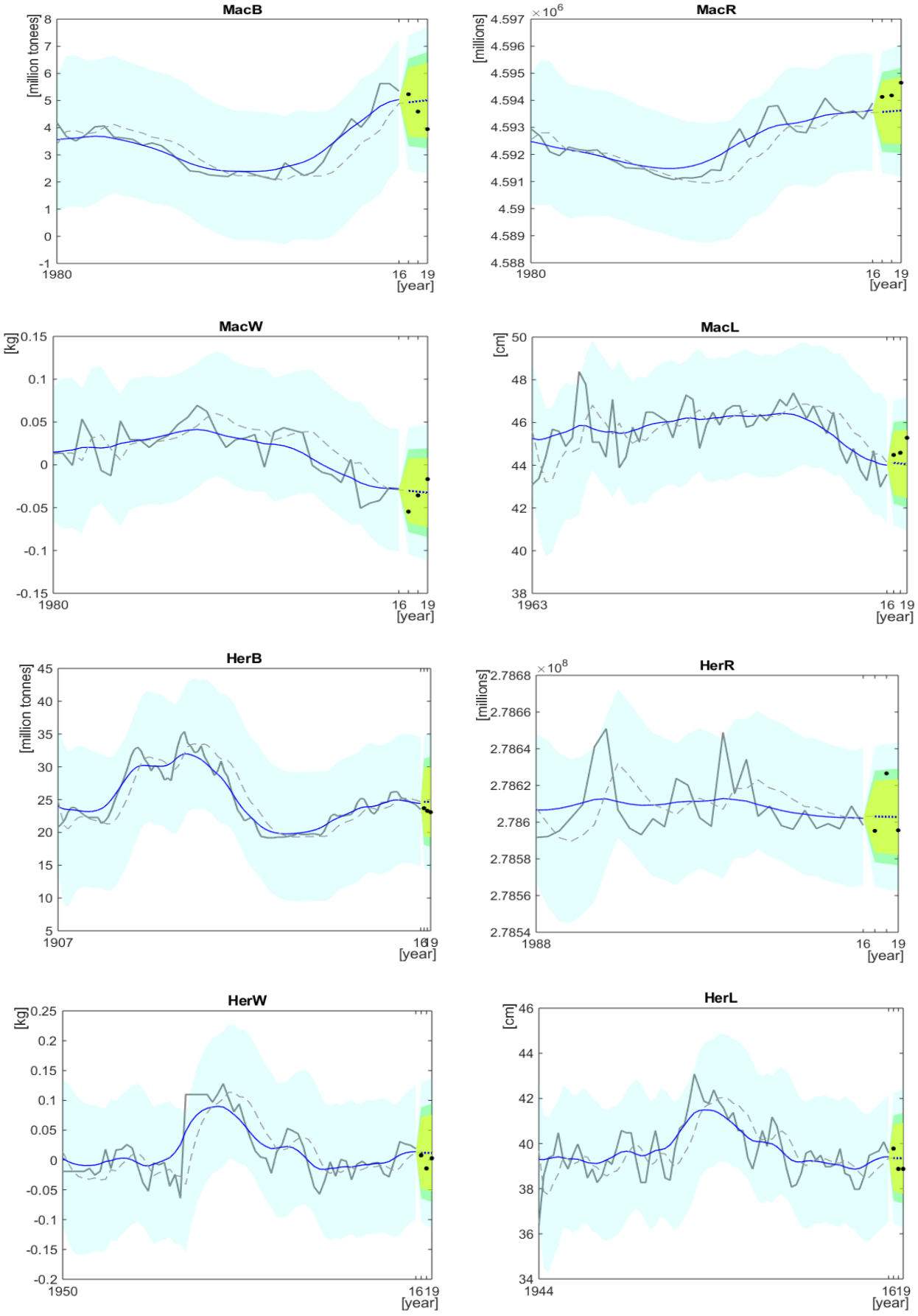

MacB
[million tonnes]
[year]
MacR
[millions]
[year]
MacW
[kg]
[year]
MacL
[cm]
[year]
HerB
[million tonnes]
[year]
HerR
[millions]
[year]
HerW
[kg]
[year]
HerL
[cm]
[year]

图3 续。

远洋鱼类：

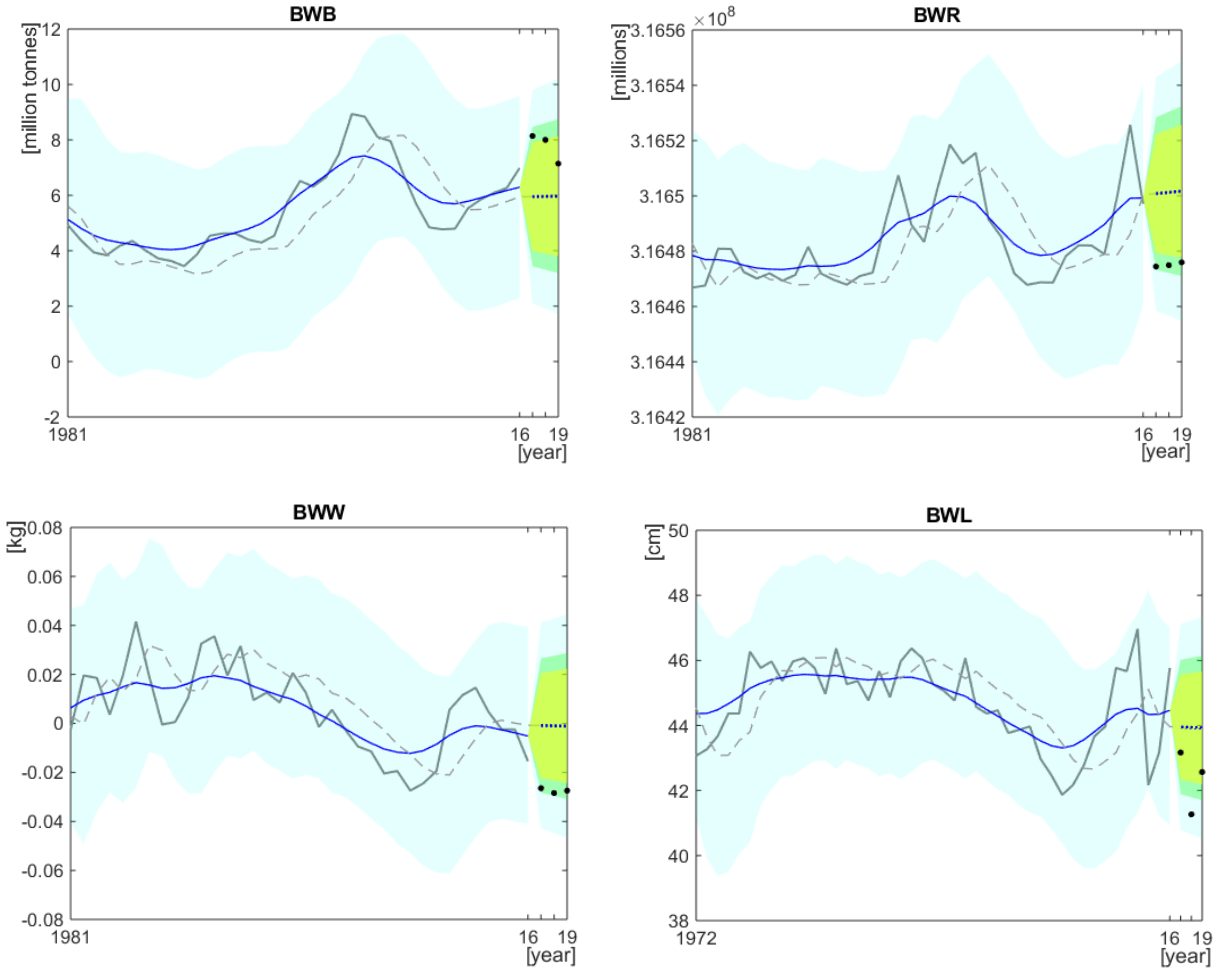
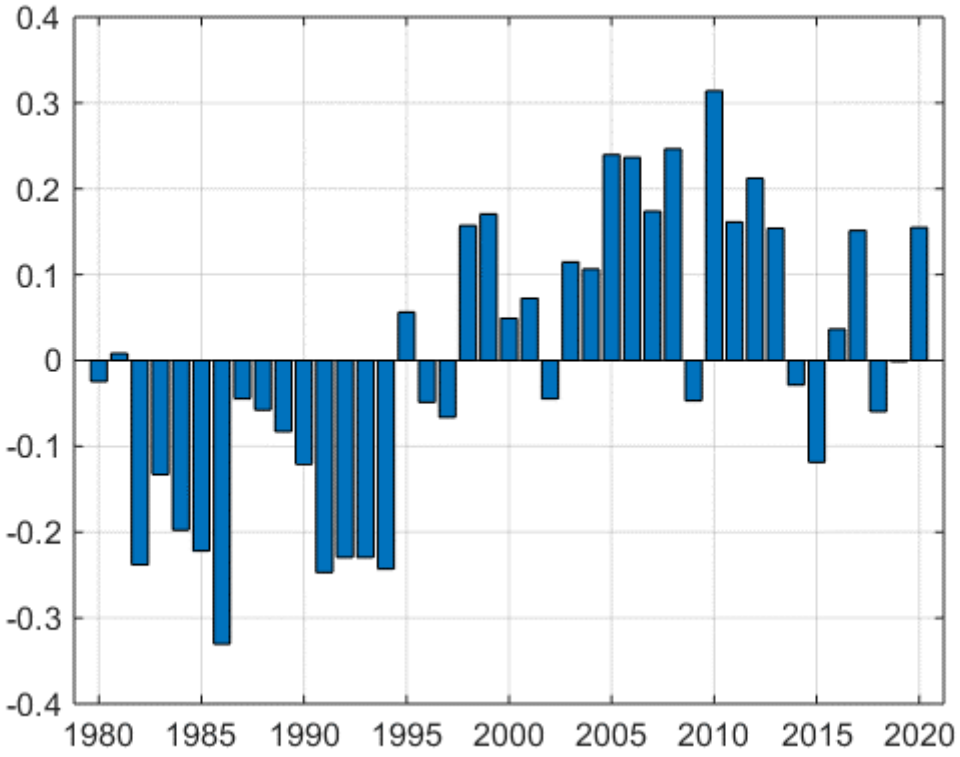


图3. 挪威海生态系统中与气候、浮游生物和远洋鱼类相关的变量数据的三年预测值及最近三年的观测值。灰色实线表示用于生成预测值的观测值，黑点表示用于与预测值（蓝色虚线）进行比较而绘制的观测值。灰色虚线表示预测值，蓝色实线表示通过固定区间平滑算法得出的平滑趋势估计。浅蓝色带表示95% FB、80%和约70% FB，其上下限按均值± 1.96 (1.28, 1) × 标准差计算，其中。应用预测的年份中的观测值以黑点表示。

$y(n+j|n)$ $\sqrt{d(n+j|n)}$ $j=1,2,3$

补充图1



补充图1。AMOS 1980年至2020年的年度数据异常值柱状图。y轴表示各年份数据减去1980年至2020年年度数据平均值后的数值。x轴表示年份。负值/正值分别表示温度低于/高于平均值。

补充表。图和表中使用的缩写

Type	缩写 图中 和表中	相关数据说明
气候	RHC	10^8 Jm^{-2}中的相对热含量
	RFW	以米为单位的相对淡水含量
	NAO	以12月至次年3月表示的北大西洋涛动
浮游动物	ZooB	挪威海5月浮游动物总生物量，g m-2
远洋鱼类	MacB	鲭鱼产卵群体生物量（百万吨）
	MacR	鲭鱼0龄年级群补充量（百万）
	MacW	种群中6龄鲭鱼的体重（千克）
	MacL	6龄鲭鱼的体长（厘米）
	HerB	鲱鱼产卵群体生物量（百万吨）
	HerR	鲱鱼2龄年级群补充量（百万）
	HerW	种群中6龄鲱鱼的重量（千克）
	HerL	6龄鲱鱼体长（厘米）
	BWB	蓝鳕产卵群体生物量（百万吨）
	BWR	蓝鳕各年级群1龄时的补充量（百万尾）
	BWW	渔获中6龄蓝鳕的重量（千克）
	BWL	6龄蓝鳕体长（厘米）