《太阳物理学》 DOI：10.1007/●●●●●-
●●●-●●●-●●●●-●

太阳活动周期和太阳风纬向结构对共转预报影响的因果分析

Nachiketa Chakraborty[1,2] ·Harriet Turner[2] ·
Mathew Owens[2] · Mathew Lang[2]

© 施普林格 ●●●●

摘要 研究太阳风状况是预报空间天气对地球影响的核心。在假设太阳风结构随时间保持恒定并随太阳共转的前提下，太阳风及由此产生的空间天气预报已相当有效。利用来自 STEREO 和近地航天器数十年的观测，对这类共转预报进行了深入研究。预报准确度取决于源区与航天器之间的纬向间隔（或偏移$\Delta\theta$）、预报提前时间（Δt）以及通过太阳黑子数（SSN）表征的太阳活动周期。然而，考虑不确定性后，这些依赖关系的具体形式是各因素影响的混合结果。对于高精度预报，了解哪些因素驱动预报准确度及其不确定性至关重要。本文提出一种基于信息论度量的因果推断方法来解决这一问题。我们的框架不仅能计算预报平均绝对误差（MAE）对太阳黑子数（SSN）、 $\Delta\theta$ 和 Δt的直接（线性和非线性）依赖关系， $\Delta\theta$ 还能够分析这些独立变量如何相互作用，从而增大或减小 MAE。我们对该方法进行了初步评估，并探讨其未来助力数据同化的潜力。

关键词：太阳风、共转预报；因果关系

✉ Chakraborty ae0221@coventry.ac.uk Turner h.turner3@pgr.reading.ac.uk Owens m.j.owens@reading.ac.uk Lang matthew.lang@reading.ac.uk[1] 考文垂大学计算、电子与数学学院，英国[2] 雷丁大学气象系，Earley Gate，邮政信箱243，雷丁，RG6 6BB，英国

arXiv:2301.11904v1 [astro-ph.SR] 27 Jan 2023

1. 引言

要预报地球空间天气影响（例如 Cannon 等，2013年），就必须了解未来将抵达地球磁层的上游太阳风状况。目前，直接的（原位）太阳风观测通常只能在第一个拉格朗日点 L1 附近、日地连线上获取，因此预报提前时间不足40分钟。基于物理的整个日地系统模拟有望将预报提前时间延长至2至5天，但这种方法仍面临许多技术和科学挑战（Luhmann 等，2004年；Toth 等，2005年；Merkin等，2007年）。

一种简单而稳健的近地太阳风状况替代预报方法，是假设太阳风结构在时间上保持不变并随太阳共转，利用黄道面上任意位置的观测进行预报。例如，可利用近地空间的观测，预测整整一个太阳（会合）自转周期后的同一位置状况，时间约为 27.27 天（Bartels，1934；Owens 等人，2013；Kohutova 等人，2016）。当然，在这样的时间尺度内，日冕和太阳风结构确实会发生演变，尤其是在太阳活动峰年附近。从 L5 拉格朗日点（其轨道位置约在地球后方 60° 处）出发，共转时间约为 5 天。这一时长足以使预报提前时间具有实用价值，同时又足够短，因此共转近似通常是合理的（Simunac 等人，2009；Thomas 等人，2018）。部分出于这些原因，即将投入运行的空间天气监测器 *Vigil*将定期在 L5 进行观测（Kraft、Puschmann 和 Luntama，2017年）。

评估并量化影响共转预报准确性的因素，不仅有助于直接改进共转预报，也有助于将太阳风观测有效地同化到太阳风模型中（Lang 和 Owens，2019；Lang 等，2021），因为这能为预期的观测误差提供依据。观测航天器与预报点之间的经度间隔——因此也就是预报提前时间——显然会增大预报误差，因为稳态假设会变得越来越不成立。我们还可以预期，在太阳黑子极大期，这一结果会更加显著（而且共转预报总体上会更不准确），因为此时日冕已知会更为活跃，且随时间变化的日冕物质抛射（CMEs）发生率会升高（Yashiro 等，2004年）。（不过，关于这一结果在黄道面附近有所减弱的证据，见 Owens 等，2022年。）类似地，基于模拟数据的研究认为，观测航天器与预报位置之间的纬向间隔增大时，共转预报误差也应随之增大（Owens 等，2019年），且这一结果在太阳黑子极小期最为显著（Owens 等，2020年）。

近地太阳风观测的 OMNI 数据集（King 和 Papi-tashvili，2005）使我们能够评估近五个完整太阳活动周期内的共转预报。由于利用近地观测来提前一个太阳自转周期进行近地预报，因此预报提前时间固定为 27.27 天，而由地球在一个太阳自转周期内的运动所造成的纬向间隔最大约为 3.5°。太阳-地球关系观测台（STEREO）的两艘双子航天器（Kaiser，2005）提供了一种评估

在更大参数范围内共转预报性能的方法。这些航天器于 2006 年末进入类似地球的轨道，STEREO-A 在轨道上领先于地球，STEREO-B 则落后于地球，两者与地球的间隔每年以 22.5° 的速度增大。这使得我们能够在完整的经度间隔范围内评估共转预报，进而评估预报提前时间为 0 至 27.27 天的预报；此外，由于黄道面相对于太阳赤道倾斜，纬向间隔涵盖 $\pm 15°$ 范围。现有数据超过一个太阳活动周期（尽管 STEREO-B 航天器于 2014 年失联），因此可以估算太阳活动增强的结果。

然而，尽管 STEREO 数据集具有独特价值，但利用它评估共转预报确实面临诸多挑战。与地球的经度和纬度间隔彼此相关，因为二者都由相同的轨道几何决定。由于发射时间和轨道周期的影响，太阳活动也大致随轨道同步变化；航天器在太阳黑子极小期前不久发射，并在太阳黑子极大期后不久达到最大间隔。因此，很难分离并量化共转预报中各个误差源（Turner 等，2021年）。这类问题非常适合进行因果分析。

对原因与结果的研究是所有科学分支的核心，太阳物理学中也存在可以用这些术语表述的问题——例如影响共转预报的因素。在太阳这样的非干预（或观测）系统中，因果发现是根据数据推断联系原因与结果的机制或模型的过程。但即使物理学已经揭示了主要机制，也可以将因果框架用作诊断工具，以确定一个或多个变量中的不确定性如何影响另一个变量。这对制作预报非常有用。通常，建立因果关系需要确定变量之间的条件依赖（Granger，1969年；Pearl，2000年）。对于连续和离散随机变量，这可以通过概率度量实现。传统上，条件依赖是通过格兰杰因果关系（Granger，1969年）建立的，而这些度量大多源自信息论，即属于“基于香农理论”的方法（Schreiber，2000年；Kraskov、St¨ogbauer和Grassberger，2004年；Williams和Beer，2010年）。此外，对于时间序列数据，事件的时间顺序对于建立因果关系也至关重要。必须仔细评估不同变量之间的时间滞后。因此，时间序列的时间分辨率必须足以确定信息流的方向；缺失数据可能导致伪相关（Runge，2018年）。多个驱动因素之间的非线性相关性可能非常难以解开。我们在此尝试通过一个框架（van Leeuwen 等，2021年）处理并展示这一问题，该框架采用一种变换后的信息论度量，适用于离散和连续变量。通常，当前最先进的因果估计是点估计：利用数据生成一个单一数值，以量化因果关系。目前还没有稳健的不确定性量化方法。总体而言，解决这一问题仍在进行中（例如，Heckerman，2020年；Runge，2018年）。不过，我们将提供一个因果关系强度分布的初步估计——因果强度，cs 下文简称为该术语。

我们在本研究中的目标，是初步评估预报准确性（目标变量或“结果”变量）与驱动变量或“原因”变量之间的因果依赖关系。基于上述原因，驱动变量被设定为太阳活动（以太阳黑子数进行量化）、预报提前时间（主要由OMNI和STEREO观测中的航天器纵向间隔决定）以及航天器纬向间隔。通常的方法是对这些变量，或者更确切地说，对与之相关的时间序列进行两两互相关。然而，由于这些关系通常可能是非线性且多变量的，因此需要采用更先进的估计量，例如基于互信息等信息论度量及高阶项的估计量（Chakraborty和van Leeuwen，2022年）。因此，我们在此采用的方法是从两两相关的类比形式入手，但使用非线性估计量，即互信息。随后，我们通过条件互信息引入第三个变量，以解开三个驱动／原因变量之间的相互依赖，从而分离出介导效应或诱导效应。原则上，可以利用时间序列观测构建完整的因果网络（Runge，2018年；van Leeuwen 等，2021年）。但这会带来计算方面的挑战，并且在某些情况下也会带来解释上的困难。因此，我们将其留待未来研究。

我们在第 2 节介绍来自 OMNI、STEREO A 和 STEREO B 航天器的太阳风观测。接下来，我们介绍因果推断方法，并在第 3 节展示其在 OMNI 观测中的应用。我们首先计算因果关系的分布，并使用非线性信息论度量以互信息量化成对关系（第 3.2 小节）；随后考察太阳黑子数的时间平均效应（第 3.3 小节），再使用条件互信息分离第三个变量的影响（第 3.4 小节）。我们首先仅使用 OMNI 数据进行 27天共转预报（也称为“重复”或“27天持续性”预报），因为这种设计消除了提前时间这一变量；因此，我们只需检验 2 个（而非 3 个）驱动因素：由（平滑后的）太阳黑子数（或 SSN_{27}）表征的太阳活动，以及纬度偏移。我们先在这个较简单的数据集中学习依赖关系，然后在 STEREO 数据集中比较同一组驱动因素的结果，起初暂不考虑提前时间（第 3.6 小节）。随后，在第 4 节中，我们使用 STEREO 数据集并纳入提前时间，研究诱导或中介依赖关系。最后，我们在第 5 节解读结果并总结，同时探讨改进预报的未来方向。

2. 观测

本研究使用了两组主要数据。首先是近地太阳风条件的 OMNI 数据集（King 和 Papitashvili，2005）。数据可从 https://omniweb.gsfc.nasa.gov/ 获取。1995 年之前的数据覆盖情况差异较大，因此研究时段限定为 1995 年至今。其次是 STEREO 数据集，可从 https://stereo-ssc.nascom.nasa.gov/ data.shtml 获取。研究使用了 STEREO-A 整个任务期间（2007 年至今）的数据，而 STEREO-B 数据仅截至 2014 年。所有数据均取平均值，

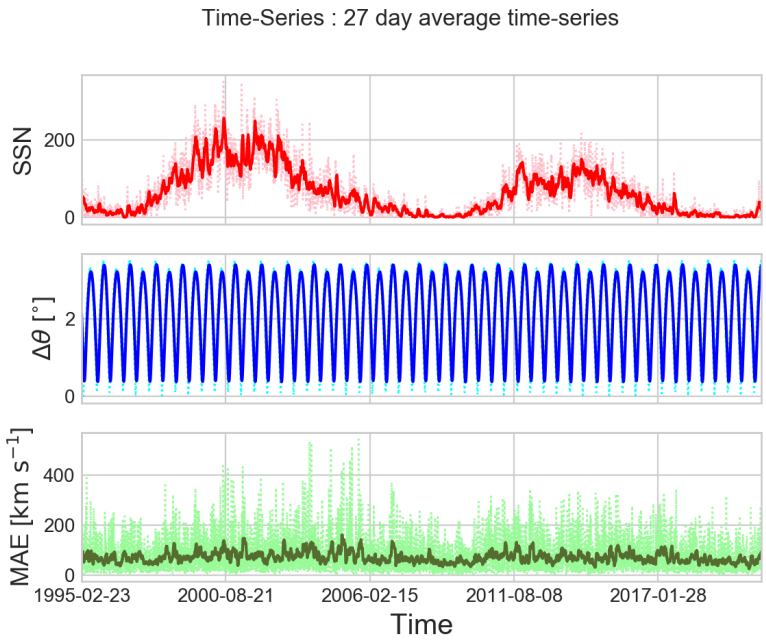


图 1。 利用 OMNI 近地观测对提前 27.27 天的近地条件进行预报所得的太阳风速度共转预报概览。上：太阳黑子数。中：观测位置与预报位置之间纬向间隔的绝对值（$\Delta\theta$）。下：太阳风速度共转预报的平均绝对误差。所有属性均以 1 天为分辨率计算（较浅的点状曲线），然后按 27 天进行平均（较深的实线曲线）。

时间分辨率为 1 天，以消除小尺度随机结构的结果，例如波和湍流（Verscharen、Klein 和 Maruca，2019）。

太阳风速度共转预报通过将观测径向距离处的数据进行弹道映射至 1天文单位，然后应用与经度间隔一致的共转延迟来生成。迄今为止，最主要的因素是经度间隔。更多详情请参见 Turner等（2021年）。对于每次预报，我们计算预报太阳风速度与观测太阳风速度之间的平均绝对误差（MAE）。

关于太阳活动周期的背景信息，我们使用由 SILSO 提供的每日太阳黑子数（SN）（Clette 和 Lef`evre，2016年），数据可从 https://www.sidc.be/silso/ 获取。

图1概述了用于提前27.27天预报近地条件的OMNI数据。目测可见，平均绝对误差与太阳黑子数之间存在一定相关性。例如，在1996—97年、2009—10年或2019—20年的太阳活动极小期，平均绝对误差超过250 km/s的时段很少。相反，平均绝对误差与观测位置和预报位置之间的绝对纬向间隔 $\Delta\theta$之间，似乎没有明显的关系。不过，此处的 $\Delta\theta$ 变化很小，这是地球在27.27天内的纬度轨道运动造成的，其最大幅度约为3.5°。

图2展示了用于预报 STEREO-A 太阳风速度的 STEREO-B 观测概况。随着航天器之间的经度间隔增大，预报

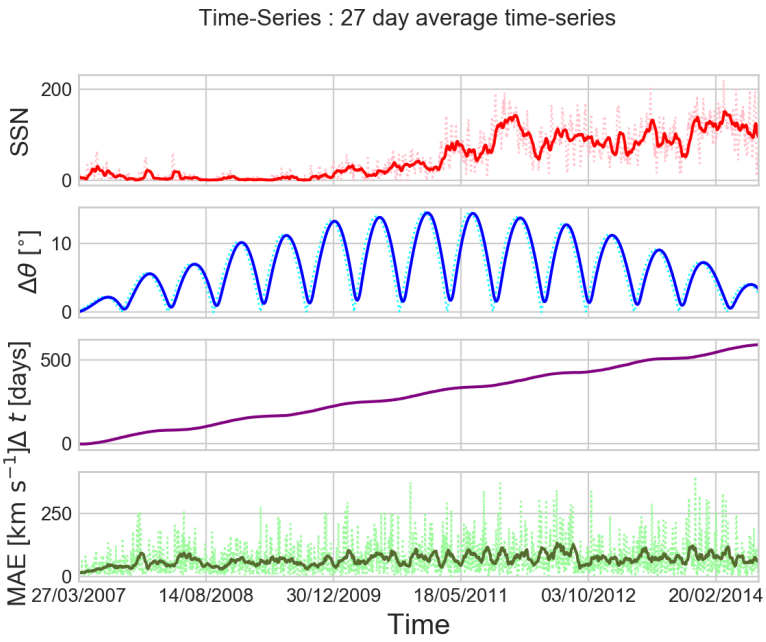


图 2. 利用 STEREO-B 观测对 STEREO-A 航天器处的太阳风速度进行预报，所得共转预报的概述。顶部：太阳黑子数。第二行：观测位置与预报位置之间纬向间隔的绝对值（$\Delta\theta$）。第三行：预报提前时间（与经度间隔成正比，与航天器径向间隔的相关性则弱得多）。底部：太阳风速度共转预报的平均绝对误差。所有属性均按 1 天的分辨率计算（较浅的虚线），随后按 27 天进行平均（较深的实线）。

提前时间 Δt 几乎呈线性增长。随着航天器的绝对经度间隔增大，$\Delta\theta$ 的最大值不断上升，直至 2010 年中期；随后，随着航天器逐渐靠近（从地球视角看，它们位于太阳背面），最大值开始下降。2007 年至 2012 年间，平均绝对误差呈现出一定的线性增长趋势，但若不进行进一步分析，就无法判断这是由太阳黑子数（正如我们将看到的，经过平滑处理后）、Δt，还是 $\Delta\theta$ 的幅度在此期间增大所致，抑或是这些变量共同作用的结果。

3. 方法：共转预报的因果依赖关系

我们希望研究共转预报误差的主要驱动因素。为此，我们将平均绝对误差（MAE）作为目标／效应变量，并将太阳黑子数（SN）、纬度偏移（$|\Delta\theta|[^\circ]$）和预报提前时间（Δt [天]）作为主要驱动／原因变量，开展因果分析。通过这种设置，我们可以使用非线性依赖度量来计算这些变量之间的因果关系。此类度量有多种选择：例如基于信息论的（条件）

互信息（Kraskov、St¨ogbauer 和 Grassberger，2004年）、传递熵（ Schreiber，2000年）、定向信息传递（Amblard 和 Michel，2009年）等。我们选择互信息（及其条件变体），因为它已得到充分研究（例如，van Leeuwen 等，2021年；Runge，2015年），并且有稳健估计量可用，同时对于高斯变量还存在解析结果。目标过程 x 与可能的驱动过程 y之间的互信息 $I(x;\, y_{1:N})$，或者按照我们的一般形式体系（van Leeuwen 等，2021年）记为 $y_{1:N}$ （有时也记为 y、z、w.....等）的一整组驱动过程，可通过香农熵 $H(..)$定义为

$$I(x; y_{1:N}) = H(x) - H(x|y_{1:N}) \tag{1}$$

$$= \int p(x, y_{1:N}) \log \left[\frac{p(x, y_{1:N})}{p(x)\ p(y_{1:N})} \right] dx dy_{1:N} \tag{2}$$

从数学上讲，互信息 $I(x;\, y_{1:N})$ 是一个正定量。可以将其理解为：在获得来自驱动变量（此处为 $y_{1:N}$）的信息量后，目标变量（此处为 x）的熵（或不确定性）减少了多少。

3.1. 符号表示：维恩图可视化

图 3 中以信息维恩图的形式直观展示了这一点（更高阶项见图 5，我们稍后将对此进行讨论）。圆圈表示各个变量的条件熵（$H(x|y)$），交集（带线阴影区域）表示由于另一个变量的存在而导致该变量熵的减少量，也就是式 1 中定义的互信息（$I(x; y)$）。在我们的应用中，其中一个变量是目标变量，另一个是驱动变量；因此，上标 $n+1$ 和 n 表示不同的时间索引。标签还展示了当前讨论的具体情形，即太阳风变量（平均绝对误差、太阳黑子数、 $\Delta\theta$），但我们将在后续小节中详细说明。对目标变量具有因果影响的驱动因素会降低其熵，而熵减少的程度体现了因果影响的强弱。另一方面，如果某个驱动变量不具有因果影响，它就不会降低熵，目标变量与该驱动变量之间的互信息为零。从图示上看，这意味着两个圆圈彼此分开、没有重叠。用维恩图对所有情形作形式化解释存在局限性——这一点将在第 3.4 小节讨论交互信息等高阶项时变得清楚（Ghassami 和 Kiyavash，2017）。因此，这些维恩图是用于建立直观认识的可视化工具，而非形式化表示。

3.2. 互信息：纬度偏移、太阳黑子数与平均绝对误差之间的成对依赖

为了厘清共转预报中各驱动因素的因果影响，我们首先使用 OMNI 数据对地球进行预报。在这种情况下，共转预报的提前时间固定为 27.27 天，预报误差（平均绝对误差）天然有两个主要驱动因素：太阳的时间变化——以太阳黑子数（SN）近似表示——以及

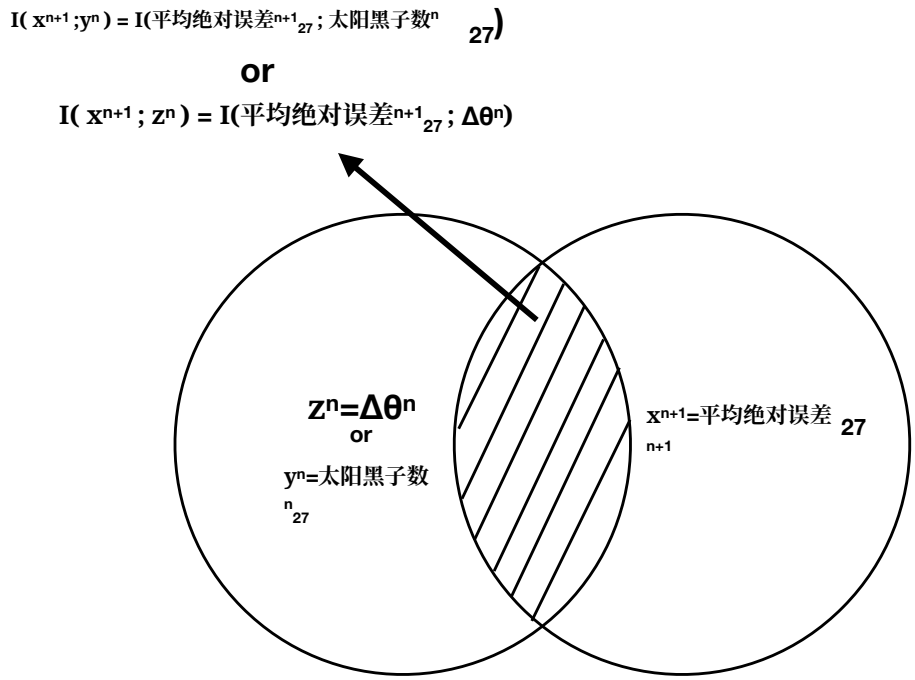


图3。 该图通过条件熵的维恩图，直观展示了互信息 $H(x|y)$ 或 $H(x|z)$。一个圆表示目标变量——预报准确度（时刻 $n+1$）中的熵含量，另一个圆表示某个驱动变量——太阳黑子数或 $\Delta\theta$——中的熵含量。两圆的交集表示通过了解驱动变量而使目标变量熵减少的部分。

观测位置与预报位置之间的纬度偏移（$\Delta\theta$）（即相隔 27.27 天的地球位置之间的偏移）。这为我们运用该框架探索因果网络提供了一个相对简单的案例。

我们计算目标变量与某个驱动变量之间的互信息（MI），例如 I(平均绝对误差; $|\Delta\theta|$)。根据观测时间序列的长度，我们可以将这些量的分布估计为直方图。互信息可用于衡量某个驱动变量与目标变量之间的因果依赖。我们再次参照图3，该图以维恩图的形式直观展示了第3.1节所述内容。图中以变量 x 和 y 为例，分别代表目标 MAE，以及驱动变量 $\Delta\theta$ 或太阳黑子数。换言之，我们确定由于 $\Delta\theta$ 或太阳黑子数而导致的 MAE 熵（或随机不确定性）减少量。需要指出的是，我们打破了这两个变量（目标变量与驱动变量）之间的对称性，将驱动变量（原因）设定为相对于目标变量（结果）存在时间滞后。图4给出了这些信息图所表示的量（或者说它们的分布）的估计结果。

作为一种没有上限的正定量，MI 可以取非常大的值。因此，对这一度量进行归一化很有用，而归一化的方法有很多种。一种方法是用

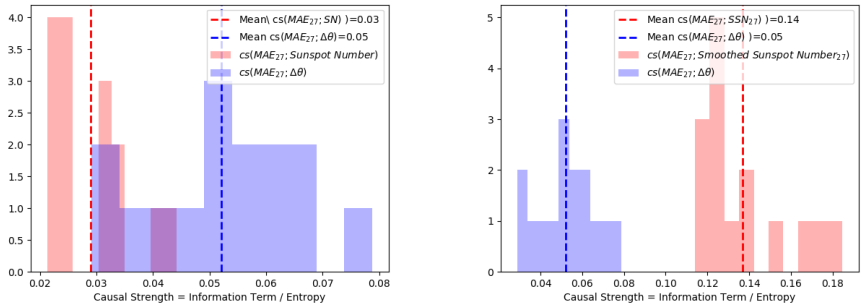


图4。 使用 OMNI 数据获得的 27.27天预报中，驱动因素——太阳黑子数（SN）和纬度偏移（$\Delta\theta$）——对驱动变量共转平均绝对误差的因果强度（cs）直方图。虚线表示因果图中使用的平均 cs 值。两种情况下，我们均以 27天平滑平均绝对误差作为目标变量。在 *Left:* 中，SN 和 $\Delta\theta$ 均采用日分辨率；cs 根据每日 SN 计算。 *Right:* cs 根据 27天平滑 SN 计算。与 SN 相比，SN 的 cs 对 $|\Delta\theta|$ 的依赖性更强；而 27天平滑 SN 则明显显示出太阳活动周期与平均绝对误差之间更强的关联，因为它抑制了随机性并突出了太阳活动。

变量 x 的总熵或不确定性进行归一化，从而得到因果强度，$cs(x;\ y_{1:N}) = {}^{I}{}_{(x;\ y_{1:N})}H(x)$，对于两个变量，也可简写为 $cs(x;\ z) = I(x;z)\ H(x)$ ：目标变量 x 和驱动变量 z。这里存在一个难点：我们使用的熵针对连续变量，也称为微分熵，可能取负值。在实际应用中，我们不会遇到这种情况。不过，为了减轻这一影响，并便于进行一般性解释，我们最终将使用各驱动因素合计的总因果强度来计算相对因果强度；在计算这些相对因果强度时，我们忽略噪声或未建模驱动因素的贡献，仅关注对选定驱动因素的解释。

3.3 太阳黑子数的影响——时间尺度至关重要

用于衡量或观测太阳活动的量是每日太阳黑子数。这些观测值呈现出很大的变异性，如图1和图2所示。正如我们将在此展示的，这种随机性会影响因果关联与预报准确度项平均绝对误差（MAE）。图4显示了平均绝对误差（MAE）与27天平滑右侧、每日未平滑左侧太阳黑子数（SN）以及纬度偏移（$\Delta\theta$）之间因果强度分布的相应情况。未平滑的每日太阳黑子数（SN）的因果强度（$= MI/H$）低于纬度偏移（$\Delta\theta$）。然而，对每日SN进行滚动平均，得到27天平滑的平均SN，即 SSN_{27}后，层级关系便会逆转。如图4所示，SN的总因果强度 cs（$SSN_{27} \to MAE_{27}$）在取平均后从0.03升至0.14，而 cs（$\Delta\theta \to MAE_{27}$）的平均值为0.05。正如预期，平滑后的SN更能体现太阳活动周期阶段及太阳整体的时间变异性，并对平均绝对误差（MAE）产生显著影响。每日SN包含显著随机成分这一点，也得到了熵估计的证实／体现。平滑或平均SN后，熵会降低，且比 $\Delta\theta$ 低数倍（例如，STB-STA的 ≈ 2 ）；不过，这种影响并不显著。

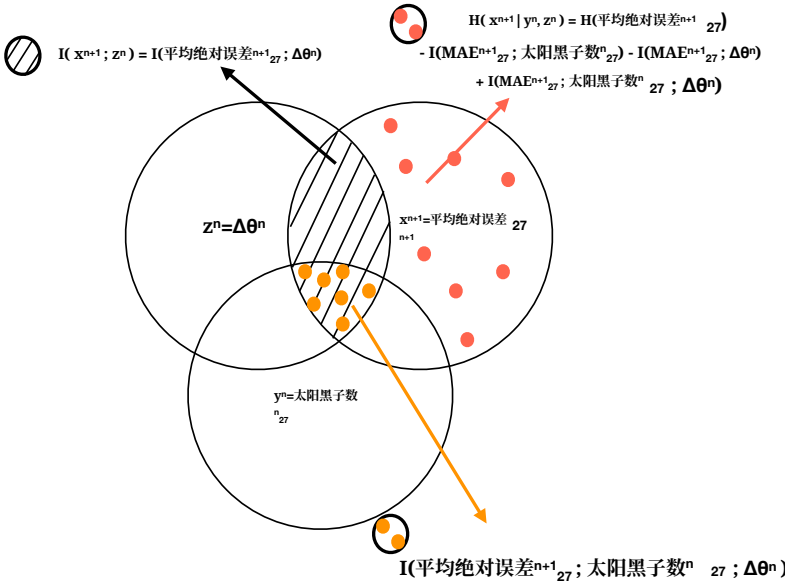


图5. 该图展示了三个变量的不同信息成分。交集表示变量之间共享的信息。黑色条纹区域表示目标MAE与驱动变量 $\Delta\theta$ 之间共享的互信息。黄色点表示交互信息： MAE_{27} 与 $\Delta\theta$ 和 SSN_{27} 均共享的信息。粉色圆圈表示 MAE_{27} 中未被 SSN_{27} 或 $\Delta\theta$ 或它们的交互解释或共享的熵或不确定性。

3.4. 条件与交互信息：高阶项

存在多个原因或驱动因素（例如y和z）时，前述因果强度项 $cs(x;z)$ 将表示驱动变量z使目标变量的不确定性减少的比例。y也有类似的项。为了进一步区分并隔离各驱动变量的影响，我们还计算条件互信息（CMI），例如 $I(x;z|y)$。对于两个驱动变量y和z（以及单一目标变量x），方程3中给出的条件互信息 $I(x;z|y)$ 会对一个驱动变量（y）的结果进行“条件化剔除”，从而留下另一个驱动变量（z）的直接影响。这可以通过图5中的维恩图来可视化。它等于x和z圆的交集（黑色条纹）与x、z和y圆的交集（黄色点）的差。在我们对共转预报的应用中，用于说明的示例将x设为 MAE_{27}，y和z则分别设为驱动变量$\Delta\theta$ 和 SSN_{27}。对于所有信息项，我们将保持相同的熵归一化方式，以便将它们组合或比较。

条件互信息可根据条件熵定义为，

$$I(x;y|z) = H(x|z) - H(x|y,z) \tag{3}$$

上述关于 x 相对于 y 和 z 的条件互信息方程，表示 x 的熵在仅以 z 为条件（即排除 z 的影响）时（$H(x|z)$)与 x 的熵在同时以 y 和 z 为条件（即排除 y 和 z 的影响）时（$H(x|y,z)$）之间的差值。这

使我们得以得到驱动变量 y 对目标变量 x 的直接影响，同时排除由 z 介导或与 z 共享的任何间接影响。图6估算了三元组（MAE_{27},$\Delta\theta$,SSN_{27}）中这类条件信息项的分布；这些分布给出了 SSN_{27} 和 $\Delta\theta$对 MAE_{27}的所谓直接因果影响贡献。在因果概要图（图7）中，这些贡献以黑色箭头表示。顾名思义，因果概要图概括了驱动变量所产生的信息流（因此也概括了其因果影响）；在此例中，驱动变量是纬度偏移（$\Delta\theta$）和平滑太阳黑子数（SSN_{27}）。现在，交互信息可以用互信息和条件互信息表示为，

$$\begin{aligned} I(x;y;z) &= I(x;y) - I(x;y|z) \\ &= I(x;z) - I(x;z|y) \end{aligned} \tag{4}$$

这个表示 x 与 y 和 z 的交互信息的公式，给出了 x 与 y 之间共享的互信息（$I(x;y)$）与对 z 条件化后它们之间共享的信息（$I(x;y|z)$）之差。这就是三个变量 x、y 和 z 共享的交互信息，并且对这三个变量均具有对称性。如果像我们的应用中那样，将其中一个固定为目标变量，另外两个作为驱动因素，那么交互信息的表达式对于这两个驱动因素是对称的，正如公式4中 $I(x;y;z)$ 的两个等价表达式所示。因此，对哪个驱动因素进行条件化并不重要。我们将在后文利用这一点，因为根据实际测量值计算的估计值可能不会收敛到与公式4相同的值。因此，我们可以对这两个对称表达式取平均，以表示一个目标变量与两个驱动因素之间的交互信息。这一点将在后文的观测估计值中体现。

该量可解释为 x 与 y 共享的信息，减去已知 z 时二者共享的信息。若交互信息非负，即 $I(x;y) \geq I(x;y|z)$，则意味着 x 对 z 的依赖部分或全部（相等时）构成了其对 y 的依赖（Ghassami 和 Kiyavash，2017）。若交互信息为负，即 $I(x;y) < I(x;y|z)$，则每个变量都会诱导并增强另外两个变量之间的相关性。

在上一小节中，我们确定，在评估太阳活动对平均共转预报准确度 MAE_{27} 的因果影响时，平滑太阳黑子数（即 SSN_{27} ）更适合作为太阳活动的代理指标。现在，我们希望厘清 SSN_{27} 和纬度偏移 $\Delta\theta$ 对 MAE_{27} 的直接和间接效应。二者的联合效应，或其中一个通过另一个产生的效应，自然属于高阶效应，因此我们需要考察高阶信息项。我们仍仅使用 OMNI数据集，计算高阶信息论量，即驱动变量 SSN_{27} 和 $\Delta\theta$ 与目标变量 MAE_{27} 之间的条件互信息和交互信息。对于 MAE_{27} (x)、$\Delta\theta$ (y) 和 Δt (z)，交互信息对应于图5维恩图中黄色圆圈的公共部分。因此，它通常表示三个变量共同拥有的信息。

严格来说，因果关系要求原因与结果之间存在时间滞后，且前者先于后者。事实上，确实存在一个时间

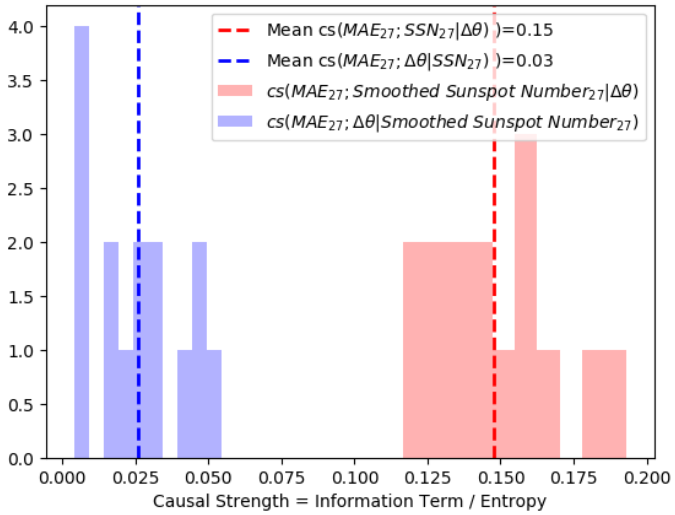


图6。 该图展示了使用 OMNI数据得到的条件因果强度 *Left:* 分布。此处的 cs 与条件互信息除以熵 H 后归一化的值相关，针对完整数据集中的以下变量组合计算： MAE_{27} 与太阳黑子数（SSN_{27}）（二者均采用27天滚动平均值），以及纬度偏移，即 cs（MAE_{27}; $SSN_{27}|\Delta\Theta$）和 cs（MAE_{27}; $\Delta\Theta|SSN_{27}$）。

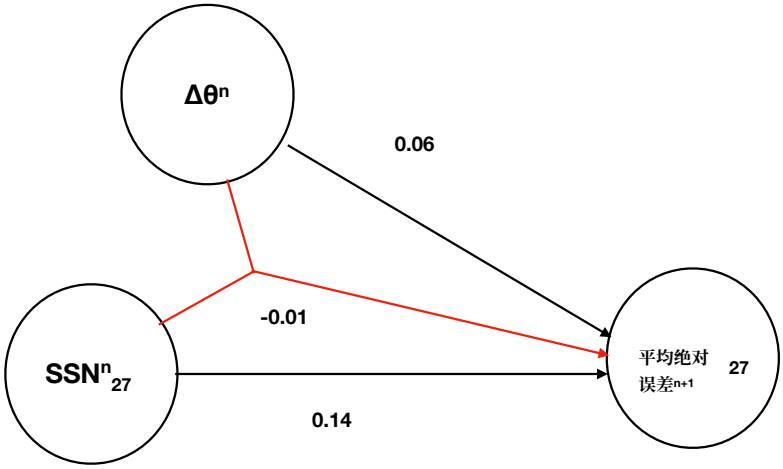


图7。 该图概述了 OMNI-OMNI 中，均值对纬度偏移 $\Delta\theta$ 和SSN_{27} 分别（黑色）及联合（红色）的依赖关系 MAE_{27} 。这以先前定义的因果强度（cs = 信息项熵）值表示——即箭头旁标注的数字。上标仅表示原因（$SSN^{n}_{27}, \Delta\theta^{n}$）必须先于结果（$MAE^{n+1}_{27}$ ）出现这一形式上的要求——在此应用中，实际上单个时间步的差异微不足道。

未来某一步的预报准确度 MAE_{27}^{n+1}与驱动因素$\Delta\theta^n$ 和 SSN_{27}^n之间的滞后。这是时间序列观测方式固有的特性。然而，在这一特定应用中，我们考虑的是每日变化，而驱动因素——纬向间隔、经度间隔和平滑太阳黑子数——的变化时间尺度要长得多。因此，n与n+1 之间相差一个时间步，对计算得到的信息成分几乎没有影响。不过，为了展示一般原理，仍保留目标变量在 n+1 、驱动因素在 n 的这种记法。

3.5. 符号表示：因果总结图

符号表示：因果总结图

图

变量之间的因果信息流汇总于图7。节点（或椭圆）表示变量，箭头表示流向未来一个时间步（n+1）的目标变量 MAE_{27} 的信息流。黑色箭头表示在对单个驱动变量进行条件化、排除其他驱动因素影响后，该驱动变量的影响。红色线段末端的箭头指向目标变量，表示驱动因素的联合因果影响。驱动因素发出的线段汇聚于一点，象征这种联合或综合效应；与通常一样，箭头指向流入目标变量的信息流。这表示由多个驱动因素共同作用所产生的影响成分，与它们各自对目标变量的直接影响（以黑色箭头表示）不同。这种综合效应或联合效应可能为正，表明驱动因素之间存在冗余，或者一个驱动因素部分或完全捕捉了另一个驱动因素的影响；也可能为负，表明一个驱动因素诱发了另一个驱动因素的影响。这些效应可用交互信息进行数学量化。在这里，对于仅使用OMNI数据的27天共转预报，驱动因素只有 $\Delta\theta$ 和 SSN_{27}，现在同时考察它们。（正如我们将在后续章节中看到的，对于 STEREO数据，与经度间隔相关的提前时间 Δt 也将发挥作用。）我们发现，SSN_{27} 和 $\Delta\theta$ 的直接影响（黑色箭头）比它们对 MAE_{27}的联合影响（红色箭头）更重要。一般而言，我们可以从成对驱动因素（红色箭头）开始，计算多个驱动因素造成的联合影响，直至同时考虑所有 n 驱动因素。然而，采用 van Leeuwen等人（2021年）提出的完整通用数学框架，计算成本高且较为复杂。对于本文而言，要获得主要依赖关系也并非必需。我们按照 van Leeuwen等人（2021年）的方法，根据互信息和条件互信息项计算因果强度（前文已定义）。黑色箭头由下式给出：

$$(\Delta\theta^n \to MAE_{27}^{n+1})_{1link} = I(MAE_{27}^{n+1}; \Delta\theta^n | SSN_{27}^n) \tag{5}$$

$$(SSN_{27}^n \to MAE_{27}^{n+1})_{1link} = I(MAE_{27}^{n+1}; SSN_{27}^n | \Delta\theta^n) \tag{6}$$

表示 $\Delta\theta$ 和 Δt 共同影响的红色箭头，与图5所示的交互信息相关联。图中，这表示三元组中三个变量共有的信息分量的交集，即两个驱动因素（纬度偏移和提前时间）

和目标变量（MAE_{27}）。因此，它具有对称性，且理论上不依赖于作为条件的变量。然而，在根据测量量进行估算时，图5和公式4中以图示方式表示的这种对称性并未得到严格遵循。因此，我们可以将红色箭头所示的共同影响表示为两种等效估算方式的平均值：

$$\begin{aligned}(\Delta\theta^n \ &\rightarrow MAE_{27}^{n+1})_{2link} + (SSN_{27}^n \rightarrow MAE_{27}^{n+1})_{2link} \\ = \ & 1/2\ [\ I(MAE_{27}^{n+1};\Delta\theta^n) - I(MAE_{27}^{n+1};\Delta\theta^n|SSN_{27}^n) \\ + \ & I(MAE_{27}^{n+1};SSN_{27}^n) - I(MAE_{27}^{n+1};SSN_{27}^n|\Delta\theta^n)] \end{aligned} \tag{7}$$

3.6. 数据集间的一致性

接下来，我们在现有数据集——即 STB-STA、STB-OMNI 和 OMNI-STA 组合——中检验 SSN_{27} 和 $\Delta\theta$ 对 MAE_{27} 的相对影响。结果如图8所示。在每种情况下，我们发现交互信息 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n;\ SSN_{27}^n)$ 为正。这表明 SSN_{27} 在一定程度上构成了 MAE_{27} 对 $\Delta\theta$ 依赖关系的一部分，反之亦然，但这种影响并不显著。在这三个数据集（以及 OMNI-OMNI 重复预报）中，我们发现纬度偏移的直接因果强度 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n|SSN_{27}^n)$ 约为 SSN_{27} 的直接因果强度 $I(MAE_{27}^{n+1};\ SSN_{27}^n|\Delta\theta^n)$ 的 $60-70$%。此外，交互信息的估计值，即 $I(MAE_{27}^{n+1};SSN_{27}^n)$

I ~ 7 (

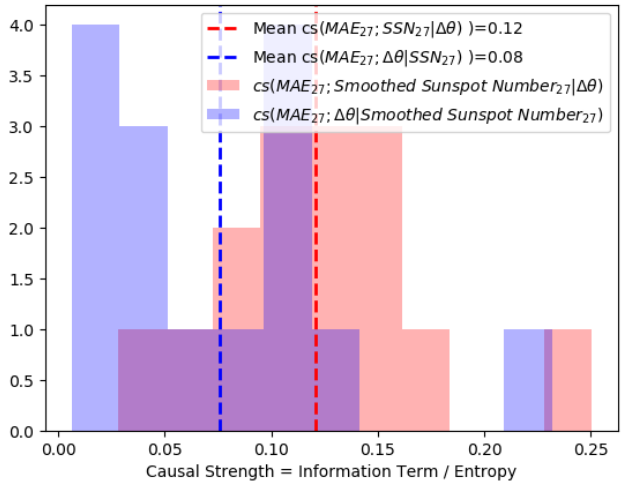
$MAE_{27}^{n+1};\ SSN_{27}^n|\Delta\theta^n)$，仅为直接因果影响的 %；如图7所示，OMNI数据集也得出了相同结果。这表明，在近似意义上，太阳活动的因果影响与纬度偏移的因果影响彼此独立。这有助于我们在考察这两个变量时，进一步考虑提前时间的因果影响，从而简化因果网络。

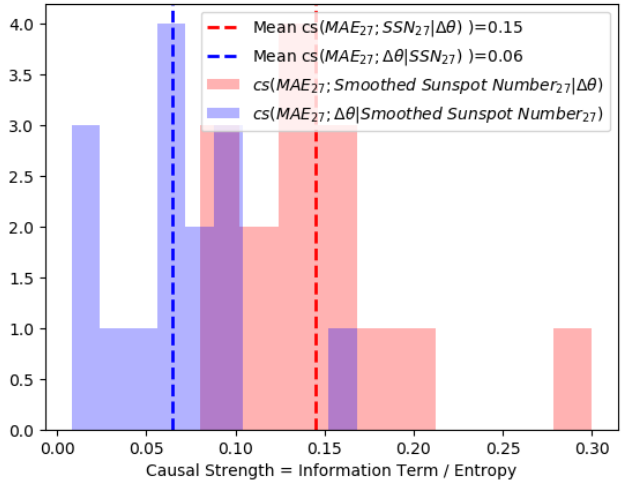
4. STEREO：提前时间的影响

如上一节所述，OMNI（27天）共转预报数据集使我们能够聚焦于 $\Delta\theta$ 和 SSN_{27} 作为太阳活动代理指标对 MAE_{27}的因果影响。得知这三个驱动变量之间的交互信息较少后，我们可以假设它们的影响基本上相互独立。接下来，我们将依次配对 $\Delta\theta$ 和 SSN_{27} ，并考虑提前时间 Δt。这样便能得到每种情况下的直接项和交互项，与图7中的因果网络类似。

4.1. 条件因果影响：提前时间

与OMNI时间序列的因果分析类似，我们使用STA-OMNI共转时间序列估算因果联系。首先，将 Δt 和 $\Delta\theta$ 的时间序列作为驱动变量，并将 MAE_{27} 作为目标变量。我们计算与互信息项 I（$MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n$）相对应的因果强度项





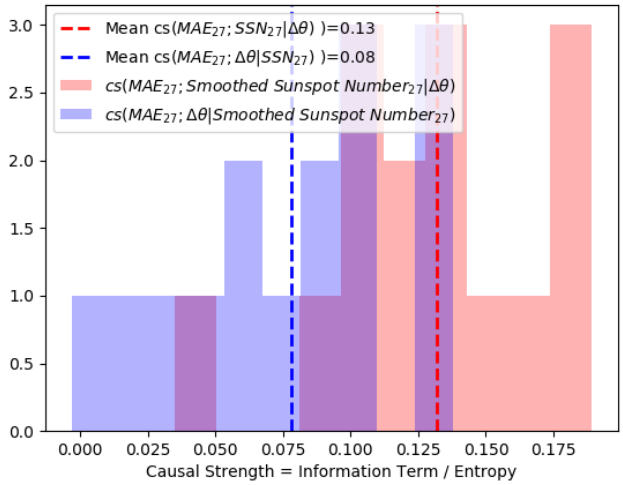


图 8. MAE_{27} 对共转预报主要驱动因素的依赖关系；在 $\Delta\theta$ 纬度偏移条件下，以平滑太阳黑子数或 SSN_{27} 为条件，反之亦然，分别针对 *Top:* STB-STA、 *Middle:* STB-OMNI和 *Bottom:* OMNI-STA配对。

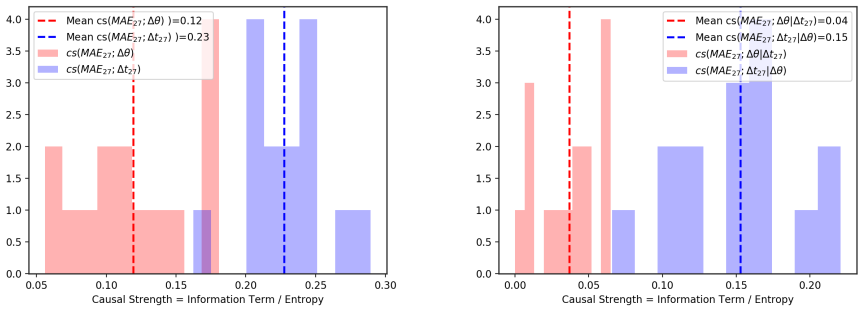


图9. 该图展示了使用 STA-OMNI 数据时，驱动因素——提前时间、Δt_{27} 和 $\Delta\theta$ ——与目标变量 MAE_{27} 之间因果强度 cs 的直方图。在 *Left:*上，显示的是成对强度（MI/H）的分布；在 *Right:* 上，显示的是条件因果强度（CMI/H）。

以及 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta t^n)$和条件信息项 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n|\Delta t^n)$与 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta t^n|\Delta\theta^n)$。

$I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n;\ \Delta t^n)$实际上是 $\Delta\theta$ 对 MAE_{27} 的影响中由 Δt共同承担（或经由其调节／由其引起）的部分，这通常是如此。从图9中的 $cs(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n)$ 和 $cs(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n|\Delta t^n)$ 直方图（或等价的相应信息项）可以明显看出，交互信息 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^n;\ \Delta t^n)$为正。使用信息三元组中每一项的均值，对于（$MAE_{27}$、$\Delta\theta$、$\Delta t$），直接信息（即条件互信息）与交互信息的计算结果表明，交互信息占 $\sim 20\%$。 Δt 对 MAE_{27} 的直接影响为 $\sim 50\%$，而 $\Delta\theta$ 的直接影响占剩余的 $\sim 30\%$。这些数值是所考虑的两个驱动因素 $\Delta\theta$ 和 Δt的相对影响比例，未考虑 SSN_{27}。“缺失”的20%很可能主要来自另一驱动因素 SSN_{27}。不过，我们也存在噪声，其中包括统计涨落。此外，平均太阳黑子数被用作太阳风随时间演变特性的代理指标；它并非精确的代理指标。

与之前一样，使用包含 15 个分箱的直方图来估计这些因果强度项的分布，并显示在图9中。显然，提前时间 Δt 会对 MAE_{27} 产生影响。在以 $\Delta\theta$ 为条件后，我们发现 Δt 对 MAE_{27} 有显著的直接影响，其强度约为 $\Delta\theta$ 直接影响的 1.5 倍；图10概要图中的黑色箭头展示了这一点。

接下来，我们考察提前时间与（平滑或滚动的 27 天平均）太阳黑子数（$\Delta t, SSN_{27}$）这一对驱动因素。我们再次估计 Δt 和 SSN_{27} 对 MAE_{27} 的成对依赖关系（互信息）和直接依赖关系（条件互信息）。同样，这两个驱动因素 SSN_{27} 和 Δt 存在共同依赖关系。图10对此进行了总结。

黑色箭头表示为：

$$(\Delta t^n \to MAE_{27}^{n+1})_{1link} = I(MAE_{27}^{n+1}; \Delta t^n | SSN_{27}^n) \qquad (8)$$

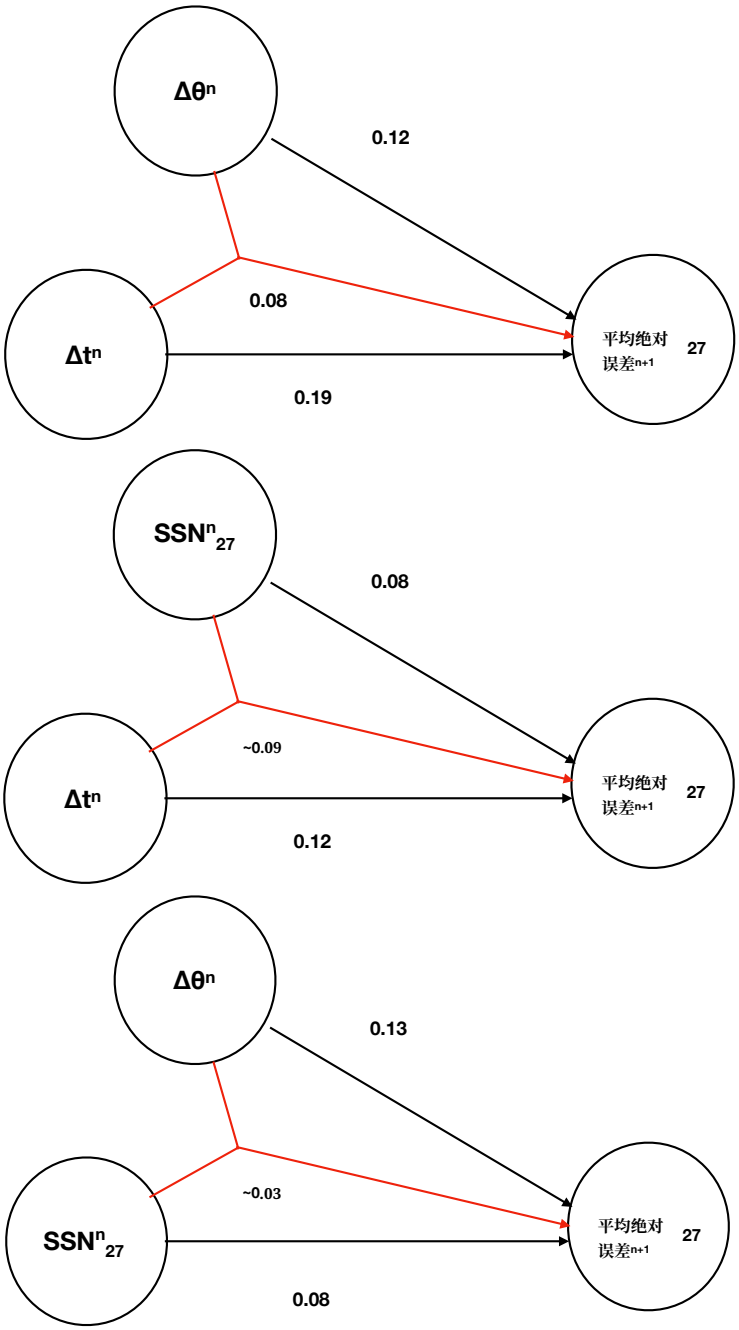


图 10. 该图总结了 STA-OMNI 中预报准确度分别受纬度偏移、提前时间和平均/平滑太阳黑子数单独影响（黑色）及两两组合影响（红色）的平均因果依赖关系。

and

$$(SSN_{27}^{n} \rightarrow MAE^{n+1})_{1link} = I(MAE^{n+1}; SSN_{27}^{n}|\Delta t^{n}) \qquad (9)$$

表示联合影响的红色箭头可对称地写成以下各项之和:

$$\begin{aligned}(\Delta t^{n} \ &\rightarrow MAE_{27}^{n+1})_{2link} + (SSN_{27}^{n} \rightarrow MAE_{27}^{n+1})_{2link} \\ = \ & 1/2\ [A\ I(MAE_{27}^{n+1}; \Delta t^{n}) - I(MAE_{27}^{n+1}; \Delta t^{n}|SSN_{27}^{n}) \\ + \ & I(MAE_{27}^{n+1}; SSN_{27}^{n}) - I(MAE_{27}^{n+1}; SSN_{27}^{n}|\Delta t^{n})] \end{aligned} \qquad (10)$$

定量分析结果汇总于图10的因果摘要图中。 Δt 和 SSN_{27} 的直接因果影响相对而言分别为 $\approx$ 41%和 $\approx$ 28%。联合影响为 $\approx$ 31%。

4.2 驱动因素三元组的依赖关系

在此，我们暂不考虑目标变量 MAE_{27}，而是应用因果度量来探究驱动因素之间的依赖关系。我们的目标是直接考察驱动因素在没有任何滞后情况下的统计（独立）性，也就是说，我们不探究变量之间随时间变化的因果信息流，而只关注信息重叠，以了解驱动因素彼此之间的关系。因此，这三个变量分别是 SSN_{27}^{n}、 $\Delta\theta^{n}$ 和 Δt^{n}。驱动因素之间的这些依赖关系用线段而非箭头表示。由于没有自然的目标变量，我们实际上将 SSN_{27} 视为目标变量。原因在于，我们先验地认为 $\Delta\theta^{n}$和 Δt^{n} 之间可能存在更强的依赖关系，因此希望考察这两个变量如何影响 SSN_{27}。我们的方法体现在图11所示的因果图中。我们发现， Δt 对 SSN_{27} 的直接效应（黑色线段）比 $\Delta\theta$ 的直接效应大一个数量级以上。这是因为太阳活动确实取决于相位，因此也取决于各周期中的提前时间。尽管 Δt和 $\Delta\theta$ 对 SSN_{27} 的联合效应（红色线段）小于 Δt的直接效应，但仍不可忽视。由于相应的交互信息项为正，这表明 Δt介导了对 $\Delta\theta$的依赖关系。

5. 结论

本文探究了太阳风观测的共转预报准确度由哪些因素驱动。由于我们无法开展干预实验，因此对可用观测数据应用因果推断方法。相关的因果驱动因素包括观测位置与预报位置之间的纬向间隔或偏移（$\Delta\theta$）、预报提前时间（Δt），以及以太阳黑子数的27天滚动平均值（SSN_{27}）衡量的太阳活动。目标变量是以观测值与预报值之间的平均绝对误差衡量的预报准确度。我们使用信息论度量来估计驱动因素对目标变量的因果影响强度。这些度量并非仅仅估计变量对之间的相关性，而是

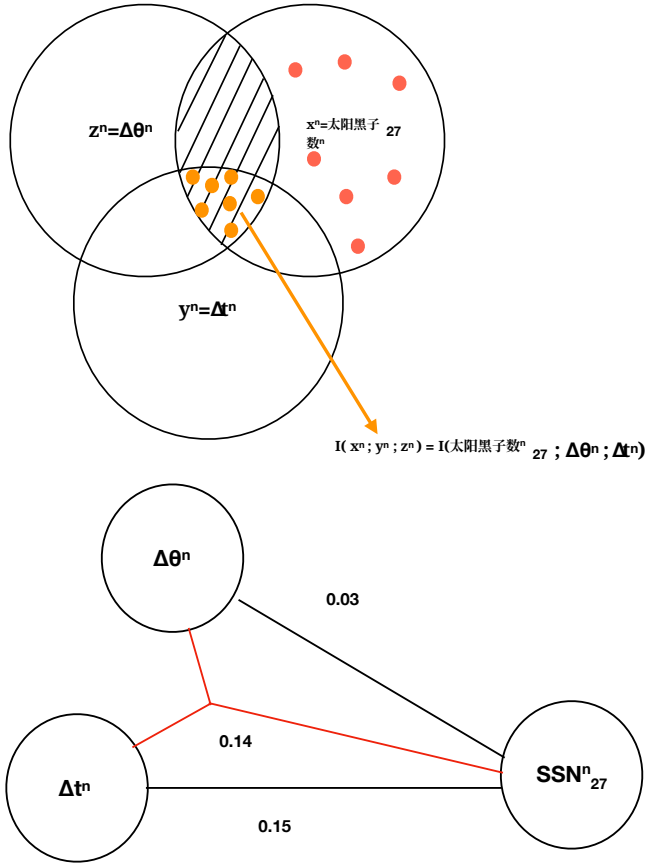


图11。该图总结了对于 STB-OMNI，平滑太阳黑子数（SSN_{27}）与纬度偏移 $\Delta\theta$ 和共转时间 Δt 分别（黑色）及共同（红色）的平均（不）依赖关系。此处我们检验的是驱动因素之间的相互依赖性，而非原因先于结果的关系；后者以没有箭头的方式示意，因此每项均为 n。

能够通过对三个变量之间共享的信息进行条件化，分辨第三个变量的影响。根据不同的信息项或组成部分，我们可以估计各个驱动因素的影响，以及它们的联合效应、诱导效应和由驱动因素间相关性导致的冗余。

我们得出以下结论：

i）分解不同驱动变量（或原因）与目标变量之间的信息流，有助于在多个变量之间存在复杂非线性关系时，有效识别驱动动力系统的因果关系。这种方法非常适合追踪影响共转预报准确度，或者更确切地说，影响其不确定性的因素。

ii)驱动因素——纬度偏移（$\Delta\theta$）、预报提前时间（Δt）和平均太阳黑子数（SSN_{27}）——与

目标变量 MAE_{27} 之间的两两因果关系，通过归一化为目标熵的互信息给出，这证实了我们从先前结果中获得的认识（例如 Turner 等，2021年）。通过 SSN_{27} 测量的太阳活动水平以及提前时间 Δt 对平均预测误差 MAE_{27}有很大影响，其次是纬度偏移 $\Delta\theta$。统计噪声水平会影响依赖关系的绝对值。然而，因果强度的相对值揭示了不同驱动因素组合的影响层级关系。

iii) 利用交互信息等高阶度量，我们可以深入探究多个驱动因素共同作用时的因果影响。非零交互信息有两种可能情况，且各自对应不同的解释。负值表示诱导效应（即某个驱动变量与目标变量之间的耦合，仅因另一个驱动变量的存在及其影响而产生），而正值则表示冗余／共享影响。我们可以定量分析联合因果影响（正向或负向）的相对重要性，从而有望影响预测。此外，从定性角度来看，了解各驱动因素是否彼此独立地发挥作用，有助于设计未来的数据实验。例如，从图 8 中可以看出，无论仅使用 OMNI，还是同时使用 OMNI 和 STEREO，MAE_{27} 对 SSN_{27} 和纬度偏移的依赖关系都具有一致性；这清楚地表明，无论提前时间如何，太阳活动对 MAE_{27} 的直接影响都强于纬度偏移。因此，在同化预测中，可以为这两个驱动因素赋予适当的权重。另一方面，从图 11 中可以看到，太阳活动与纬度偏移的直接关联（两者之间的黑线）较弱，不及它们与提前时间之间较强的直接耦合，但二者确实存在间接耦合。太阳黑子数与纬度偏移之间的关联主要由提前时间造成。这意味着，太阳活动周期的相位很重要。

iv) 交互信息项，例如 $I(MAE_{27}^{n+1};\ \Delta\theta^{n};\ \Delta t^{n})$ 和$I(MAE_{27}^{n+1};\ SSN_{27}^{n};\ \Delta\theta^{n})$，或等价地，相应的因果强度项 (I/H)，量化了这 3 个变量共享的信息量。通过这些项，我们可以了解到，SSN_{27} 和 $\Delta\theta$ 共享的信息极少，即它们对 MAE_{27} 的影响主要彼此独立。另一方面，对于 STEREO 数据集，$\Delta\theta$ 和 Δt共享了其总信息量（或对 MAE_{27}的影响）中不可忽略的一部分（$\sim$ 20%）。在这种情况下，交互信息的 +ve 符号表明，$\Delta\theta$ 对 Δt对 MAE_{27}的影响有部分贡献，反之亦然。标准相关性分析无法揭示这些结果。

采用因果推断方法，可以揭示影响预报准确度的驱动因素，这是标准统计分析或数据同化所无法做到的。相反，我们可以利用因果诊断改进这两种方法。它不仅能揭示预报中各个不确定性来源，还能计算这些不确定性驱动因素之间的部分冗余和完全冗余。这些认识有望应用于改进太阳风数据同化预测。

致谢 本研究部分经费由科学技术设施委员会（STFC）资助，资助编号为 ST/R000921/1 和 ST/V000497/1。

附录

参考文献

Amblard, P., Michel, O.J.J.: 2009年，测量随机过程网络中的信息流。 *CoRR* **abs/0911.2873**。http://arxiv.org/abs/0911.2873。Bartels, J.: 1934年，地磁活动和太阳活动中的二十七天周期重现，1923 1933 *Terrestrial Magnetism and Atmospheric Electricity (Journal of Geophysical - , , .* DOI。Cannon, P., Angling, M., *Research)* **39** 201
Barclay, L., Curry, C., Dyer, C., Edwards, R., Greene, G., Hapgood, M., Horne, R.B., Jackson, D.:
2013 *Extreme space weather: impacts on engineered systems* , 英国皇家工程院，伦敦。ISBN - - -。Chakraborty, N., van *and infrastructure* 1 903496 95 0
Leeuwen, P.J.: 2022，利用互信息测量天文学非线性过程的时间滞后。 *Phys. Rev. Research* **4**，013036。DOI。
https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevResearch.4.013036。Clette, F., Lef
` 2016, *Solar Phys.* evre, L.: 新的太阳黑子数：汇总所有修正。 , . DOI。Ghassami, A., **291** 2629
Kiyavash, N.: 2017年，用于因果推断的交互信息：有向三角形的情形。 *CoRR* **abs/1701.08868**。http://arxiv.org/abs/1701.08868。Granger, C.W.J.: 1969年，利用计量经济模型和交叉谱方法研究因果关系。 *Econometrica* **37**，424。Heckerman, D.: 2020，贝叶斯网络学习教程。 *CoRR* **abs/2002.00269**。
https://arxiv.org/abs/2002.00269。Kaiser, M.L.: 2005，STEREO任务：概述。 *Adv. Space Res.* **36**(8)，1483。DOI。King, J.H., Papitashvili, N.E.: 2005，太阳风空间尺度以及对小时级Wind和ACE等离子体及磁场数据的比较。 *J. Geophys. Res.* **110**。DOI。Kohutova, P., Bocquet, F.-X., Henley, E.M., Owens, M.J.: 2016，改进太阳风持续性预报：移除瞬态空间天气事件，并利用远离日地连线处的观测。 *Space Weather* **14**(10)，802。DOI。Kraft, S., Puschmann, K.G., Luntama, J.P.: 2017，从L1和L5拉格朗日点进行增强型空间天气监测的遥感光学仪器。载于： *International Conference on Space Optics — ICSO 2016* **10562**，SPIE，???，115。DOI。
h
t
t
p
s://
w
w
w.
s
p
i
e
d
i
g
i
t
a
l
l
i
b
r
a
r
y.
o
r
g/
c
o
n
f
e
rence-proceedings-of-spie/10562/105620F/Re
mote-sensing-optical-instrumentation-for-enhanced-space-weather-monitoring-from/10.1117/12.2296100.full。Kraskov, A., St
¨ 2004, *Phys. Rev.* ogbauer, H., Grassberger, P.: 互信息的估计。 . DOI。Lang, M., *E* **69**
Owens, M.J.: 2019，太阳风数据同化的变分方法。*Space Weather* **17**(1)，59。DOI。Lang, M., Witherington, J., Turner, H., Owens, M.J., Riley, P.: 2021，利用数据同化改进太阳风预报。 *Space Weather* **19**(7)，e2020SW002698。DOI。Luhmann, J.G., Soloman, S.C., Linker, J.A., Lyon, J.G., Mikic, Z., Odstrcil, D., Wang, W., Wiltberger, M.: 2004, *J.* 日地空间天气事件的耦合模型模拟。 , . Merkin, *Atmos. Sol. Terr. Phys.* **66** 1243
V.G., Owens, M.J., Spence, H.E., Hughes, W.J., Quinn, J.M.: 2007，利用日地耦合模型预测磁层动力学：挑战与初步结果。 *Space*
Weather **5** 12001 1 (S), . DOI。Owens, M.J., Challen, R., Methven, J., Henley, E.,
Jackson, D.R.: 2013，近地太阳风状况的27天持续性模型：长提前期预报和动力学模型的基准。 *Space Weather* **11**，225。DOI。Owens, M.J., Lang, M., Riley, P., Lockwood, M., Lawless, A.S.: 2020，量化太阳风原位观测的纬度代表性。
J. Space Weather and Space Climate , . DOI。Owens, M.J., Chakraborty, N., Turner, H., Lang, M., **10** 8
Riley, P., Lockwood, M., Barnard, L.A., Chi, Y.: 2022，大尺度太阳风结构的变化率。 *Solar Phys.* **297**(7)，83。DOI。

Owens, M.J., Riley, P., Lang, M., Lockwood, M.: 2019，利用L
5 *Space* 处的共
Weather **17** 1105
转进行近地太阳风预报：日心经度偏移引入的误差。 , . DOI。Pearl, J.: 2000, *Causality: Models, reasoning and inference*，剑桥大学出版社，???。Runge, J.: 2015，量化复杂系统中沿因果路径的信息传递和中介作用。 *Phys. Rev. E* **92**，062829。Runge, J.: 2018，从时间序列重构因果网络：从理论假设到实际估计。 *Chaos Interdiscip. J. Nonlinear Sci.* **28**，075310。Schreiber, T.: 2000，测量信息传递。 *Phys. Rev. Lett.* **85**，461。Simunac, K.D.C., Kistler, L.M., Galvin, A.B., Popecki, M.A., Farrugia, C.J.: 2009，来自STEREO/PLASTIC的原位观测：对L
5 *Ann. Geophys.* 空间天
27 10 3805
气监测器的一项测试。( )， . DOI。Thomas, S.R., Fazakerley, A., Wicks, R.T., Green, L.: 2018，利用L5处的空间天气监测器评估近地太阳风预报的技巧。 *Space Weather* **16**(7)，814。DOI。Toth, G., Sokolov, I.V., Gombosi, T.I., Chesney, D.R., Clauer, C.R., De Zeeuw, D.L., Hansen, K.C., Kane, K.J., Manchester, W.B., Oehmke, R.C., Powell, K.G., Ridley, A.J., Roussev, I.I., Stout, Q.F., Volberg, O., Wolf, R.A., Sazykin, S., Chan, A., Yu, B., K´ota, J.: 2005，空间天气建模框架：空间科学界的新工具。
J. Geophys. ，A。
Res. **110** 12226
DOI。Turner, H., Owens, M.J., Lang, M.S., Gonzi, S.: 2021，航天器纬度偏移对共转预报准确性的影响。 *Space Weather* **19** 8 2021 002802 2021 002802 2021 002802 ( )，e
SW。e SW SW。DOI。https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2021SW002802。van Leeuwen, P.J., DeCaria, M., Chakaborty, N., Pulido, M.:
2021 *A framework for causal* ， .
discovery in non-intervenable systems
Verscharen, D., Klein, K.G., Maruca, B.A.: 2019，太阳风的多尺度特性。*Living Rev. Sol. Phys.* **16** (1)，5。DOI。Williams, P.L., Beer, R.D.: 2010，多变量信息的非负分解。*arXiv:1004.2515*。
Yashiro, S., Gopalswamy, N., Michalek, G., St Cyr, O.C., Plunkett, S.P., Rich, N.B., Howard, R.A.: 2004年，SOHO航天器观测到的白光日冕物质抛射目录。*J. Geophys. Res.* **109**。DOI。