Accepted for Publication in Astronomical Journal, April 27, 2023

arXiv:2305.02470v2 [astro-ph.EP] 5 May 2023

凌日信号分类器的多重性提升：利用 ExoMiner 的多重性增强验证 69 颗新系外行星*

Hamed Valizadegan,[1, 2] Miguel J. S. Martinho [1 2] Jon M. Jenkins [2] Douglas A. Caldwell [3 2], , , , , , , Joseph D. Twicken [3 2] and Stephen T. Bryson[2]

[1] *Universities Space Research Association (USRA), Mountain View, CA 94043, USA*
[2] *NASA Ames Research Center (NASA ARC), Moffett Field, CA 94035, USA*
[3] *The SETI Institute, Mountain View, CA 94043, USA*

摘要

现有的大多数系外行星都是通过验证技术发现的，而非通过补充观测加以确认。这些技术会生成一个分数，通常表示凌星信号为系外行星的概率（y(x)=系外行星），该概率基于与该信号相关的一些信息（以 x 表示）。除了 Rowe 等人Rowe 等人（2014）提出的利用多重性信息生成这些概率分数的验证技术外，现有验证技术都忽略了多重性增强信息。在这项工作中，我们提出一个框架，其基本思路如下：对于现有的凌星信号筛查器（分类器），利用多重性信息提升其性能。我们将此框架应用于若干现有分类器，包括 vespa （Morton 等人，2016）、Robovetter （Coughlin，2017）、AstroNet （Shallue 和 Vanderburg，2018）、ExoNet （Ansdell 等人，2018）、GPC 和RFC （Armstrong 等人，2020），以及 ExoMiner （Valizadegan 等人（2022）），以支持我们的论点：该框架能够提升给定分类器的性能。随后，我们将所提出的多重性增强框架应用于 ExoMiner V1.2，以解决原版 ExoMiner 分类器的一些不足之处（Valizadegan 等人（2022）），并对开普勒星表中包含多个开普勒关注目标的系统里的 69 颗新系外行星进行验证。

1. 引言

由于候选天体数量增加，且其特性各异（例如，暗星周围的小行星），需要补充观测的传统系外行星确认方法并不适用于或不切实际地适用于所有候选天体。因此，新系外行星发现的重点正从人工后续观测研究转向利用自动化流程进行批量验证。这些自动化流程包括统计技术（Rowe 等，2014；Morton 等人，2016）或基于机器学习的方法（Shallue 和 Vanderburg，2018；Armstrong 等人 2020；Valizadegan 等人（2022））。

统计方法包括 vespa (Morton 等人，2016)，一种生成式（贝叶斯）方法（Vapnik 1998），用于计算感兴趣类别（行星候选体或不同的假阳性情景）的凌星信号后验概率；以及多重性增强（Rowe 等，2014），一种用于计算某个事件概率的频率学派方法

通讯作者：Hamed Valizadeganhamed.valizadegan@nasa.gov

*谨以此文献给伊朗的女性、生命、自由运动。

特定的行星和假阳性（假阳性）配置（即，多行星系统中特定数量的行星和假阳性）。用于分类的生成式方法对先验和似然进行建模，以获得后验概率。这与由 Vapnik(1998) 引入的判别式方法形成对比，后者直接对后验概率进行建模，而无需对先验和似然进行建模。Vapnik(1998) 提出判别式方法的有力理由是：“应直接解决 [分类] 问题，绝不应将更一般的问题作为中间步骤来解决 [，例如对 $p(X|y)$]进行建模。”

应用于凌星行星数据的机器学习方法主要包括用于计算后验概率的判别方法（Vapnik 1998），具体包括以下方法：1）Autovetter（Jenkins 等人，2014；McCauliff 等人，2015），一种随机森林，用于对凌星信号进行分类，这些信号以标量值表示的诊断指标形式汇总；2）首个用于分类凌星信号的深度神经网络（DNN）模型 AstroNet (Shallue 和 Vanderburg，2018），该模型用于验证两颗新的系外行星；3）Armstrong 等人 (2020) 开发的机器分类器，用于验证 50 颗新的系外行星；4）最近开发的一种名为 ExoMiner (Val-

Izadegan 等人，2022）验证了 301 颗新的系外行星。当模型对凌星信号的行星候选体（PC）判定具有足够高的置信度时（通常为 > 0.99）。

现有的大多数验证模型仅依赖凌星信号的后验概率进行验证；也就是说，它们没有考虑目标恒星的构型，以及该系统中是否已有已知行星或假阳性。然而，对于给定系统中已存在的行星和假阳性的了解，应当影响我们对验证新的未知信号的信心。更重要的是，人们普遍认为，多行星系统中的候选天体极有可能是行星（Latham 等人，2011；Lissauer 等人，2012；Chris-tiansen 2022）。对于两个不同的未知信号，若一个来自拥有多颗现存系外行星的目标恒星，另一个来自已知存在假阳性的目标恒星，却不加区别地对其后验概率应用同一个 0.99 阈值，并非最优做法。我们或许可以根据多重性信息调整这一阈值，或者等效地更新分类器的得分。后者正是本文的研究重点。

我们提出纳入多行星构型信息，以更新给定模型的后验概率，从而更准确地验证开普勒（Borucki 等人，2010）数据中的新系外行星。我们的框架不受基分类器类型的限制，可应用于任何统计模型或机器学习模型。我们展示了，将此类构型信息纳入现有分类器能够提升其性能。通过将该方法应用于新版`ExoMiner` 模型，我们验证了开普勒关注目标（KOI）列表中来自 Q1-Q17 DR25 KOI 星表（Thompson etal. 2018）的 69 颗新系外行星。这些新系外行星对应的凌星信号来自特定构型会提高信号与凌星系外行星相关联可能性的目标恒星。

新版本的 `ExoMiner`，我们称之为 `ExoMiner`V1.2，解决了原始模型的一些不足之处（Valizadegan 等人（2022））。`ExoMiner` V1.2 接收了多个新的输入，这些输入有助于正确分类由食双星和背景源导致的假阳性。

2. 背景

2.1. 设置

本文假设存在一个分类器，能够为任意给定的凌星信号提供评分。我们还假设，该分类器无法访问目标恒星的系统构型；也就是说，它不会使用针对目标恒星检测到的其他凌星信号的判定结果。属于这一类的现有凌星信号分类器包括 `vespa` (Morton 等人，2016)、`Autovetter` (Jenkins 等人，2014；McCauliff 等人，2015)、`Robovetter` (Coughlin，2017)、`AstroNet` (Shallue 和 Vanderburg，2018)、`ExoNet` (Ansdell 等人，2018)、`GPC`、`RFC`，以及 Armstrong 等人Armstrong 等人(2016) 提出的其他分类器，以及`ExoMiner` (Valizadegan 等人（2022）)。

本研究旨在利用目标恒星的构型信息，提升给定凌星信号分类器的性能。在讨论中，我们区分两种信息来源：1）系统的多重性信息，由该系统中已确认行星（CPs）、假阳性（FPs）和未知（即未分类）凌星信号的数量定义；2）信号的凌星信息。我们分别用 $multi(x)$ 和 $transit(x)$ 表示信号x 的多重性信息和凌星信息。

我们用 $s_f(x)$ 表示仅基于凌星信息 $transit(x)$[1] 运行的分类器 f op- 的评分。多重性信息 $multi(x)$ 由三元组 $N_{FPs}(x)$、$N_{CPs}(x)$ 和 $N_{UNKs}(x)$ 表示，它们分别是宿主恒星上信号 x 的假阳性总数（Bryson et al. 2017）、确认行星总数以及未知的关注对象总数（Thompson et al. 2018）；即，$multi(x) = [N_{FPs}(x)\ N_{CPs}(x)\ N_{UNKs}(x)]$。我们的目标是构建一个模型 g，将多重性信息与凌星信息结合起来，从而构建更准确的分类器。

在我们的讨论中，我们用 $y = 1$ 表示模型输出中的系外行星，用 $y = 0$ 表示假阳性。

2.2. 前期工作

在开发本文将在第 3.1 节讨论的多重性增强框架之前，我们报告了应用 Lissauer 等人 (2012、2014)；Rowe 等人 (2014) 的多重性增强框架以提升现有分类器性能的结果。这种方法被证明并不令人满意，因此促成了第 3.1 节所介绍的数据驱动方法的开发。

Lissauer 等人（2012，2014）；Rowe 等人（2014）提出了一个框架，利用多行星系统增益来计算凌星信号与行星相关联的概率。该框架假设“假阳性在目标天体中随机分布”，并且“目标天体拥有一个或多个可探测行星的概率，与其显示假阳性的概率之间不存在相关性”。他们使用的数据集是

[1] f 无法访问 $multi(x)$。

Q1-Q8 KOI 目录，当时已知的黄金标准标签很少。因此，为了检验他们的模型，Lissauer 等人（2014）；Rowe 等人（2014）使用行星候选体和已识别的假阳性构建了两个数据集：一个包含浅凌星深度的食双星（EB）（深度 $< 2\%$），另一个则不包含。统计样本中具有 i 个行星候选体的目标天体总数后，对于不同的 i（$i = 1$、2、3、.....），他们通过数据驱动方法估计了两个参数：1）单行星候选体样本的可信度，P_1；2）多行星系统中现存假阳性行星候选体的数量，n_{fm}。为此，他们将单行星候选体群体中的已识别假阳性剔除，以此估计 P_1，即实际为行星的单行星候选体数量；并利用不同情景下已知观测值的数量（例如，含有两个和三个假阳性的目标天体数量、一个行星 + 一个假阳性、一个行星 + 两个假阳性），估计 n_{fm}。他们表明，该方法对这些不同情景的预测与观测值十分吻合。

将 $p_{multi}(y = 1|x)$ 记为仅利用多重性信息得到的系外行星概率，我们可以采用 Armstrong 等人 (2020) 提出的乘法策略，并由 Valizadegan 等人(2022) 加以改进，以便将分类器的概率评分 f，即 $p_f(y = 1|x) = s_f(x)$，与 $p_{multi}(y = 1|x)$结合起来，如下所示：

$$p_{f,multi}(y = 1|x) = \frac{p_f(y = 1|x)p_{multi}(y = 1|x)}{\sum_y p_f(y|x)p_{multi}(y|x)}. \quad (1)$$

要实现这一点，我们需要一个机器分类器 f，能够生成有意义的概率分数，即 $s_f(x) = p_f(y = 1|x)$。

为计算 $p_{multi}(y = 1|x)$，我们将 Lissauer 等人 (2012、2014)；Rowe 等人(2014) 的统计框架应用于较新的开普勒 Q1-Q17 DR25 KOI 星表（Thompson etal.2018），并对其采用与初始目标恒星群体类似的恒星和开普勒关注目标筛选条件。恒星目录共包含 104,159 个目标（n_t=104,159），这些目标满足以下条件：3 小时凌星持续时间的综合差分光度精度（CDPP，Christiansen etal. 2012；Jenkins 2020）小于 160 ppm；根据Huber 等人(2014) 的定义，恒星未演化；根据Berger 等人(2018) 的分析，恒星不是双星；重归一化单位权重误差（RUWE，见第 5节）小于 1.2；观测占空比大于 25%。对于已确认是行星或已认证为假阳性的开普勒 Q1-Q17 DR25 KOI（Bryson et al. 2015），我们采用其对应的标签。对于未列为已确认或已认证为假阳性的目标，我们采用系外行星档案中 KOI 累积表的判定结果（即候选体或假阳性）。

表1 显示了用于运行统计框架的输入候选体数量（与Lissauer 等，2014中的表 2 类似）。我们采用普通最小二乘法，最小化n_{fm} 的输入值与根据不同情景下预期假阳性数量估算值所得预测值之间的平方误差。优化过程中，我们将 n_{fm} 的初始值设为Lissauer 等人 (2014) 中的估算值。表2 报告了这项实验在两个数据集上的结果：一个包含浅食双星，另一个不包含（与 Lissauer 等，2014中的表 4 类似）。假设观测次数能很好地衡量均值，且观测服从泊松分布，Lissauer 等人 (2014) 中的方法可为 Q1-Q17 DR25 数据生成合理的结果（即预测值与观测值之间的差异$< 3\sigma$）。

表 1. DR25 数据集中用于实验的输入目标天体数量。n_t 表示抽取样本所依据的目标天体数量，n_i，$i \in \{1, \ldots, 7\}$ 表示恰好拥有 i 个开普勒关注目标的目标天体数量。是否包含食双星，指的是是否按照 Rowe 等人 (2014) 对浅食双星进行筛选。

	n_t	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7
不含食双星	104159	3215	383	127	47	17	4	1
含食双星	104159	3714	406	128	47	17	3	2

然而，在“含食双星”的情况下，预期假阳性数量为 96.3，实际观测到 72 个或更少假阳性的概率为 0.59%。类似地，在“不含食双星”的情况下，预期假阳性数量为 63.25，实际观测到 47 个或更少假阳性的概率为 2.0%。这些结果表明，该模型并不能特别准确地表示 DR25 数据集。

因此，我们不采用 Lissauer 等人 (2014)；Rowe 等人(2014)提出的多重性增强模型，而是开发一种完全基于机器学习的模型，利用宿主恒星其他开普勒关注目标的信息来提高某个开普勒关注目标的概率分数。机器学习模型更加灵活：1）它不要求基分类器 f 生成概率分数；生成的分数可以取任意范围；2）我们不必使用公式 1中引入的多重性规则。相反，我们可以直接学习从输入到输出标签（系外行星或假阳性）的映射，其中输入由多重性信息和分类器分数组成。这是下一节的重点。

3. 多重性增强

方程 1 提供了一种使用两个初始概率计算后验概率的方法：p_{multi} 和p_f 这两个概率通过使用两种信息来源计算得出，

表2。 使用 Rowe 等人 (2014 的统计框架，对 DR25 数据集中的多行星系统内预测和已识别假阳性的数量进行比较。 n_{fm} 表示多行星系统内已识别假阳性候选体的预期总数，为各行之和。我们遵照 Rowe 等人 (2014) 进行了两项测试：一项包含浅食双星，另一项不包含。

情景	与食双星一起		不含食双星	
	预测值	观测到	预测值	观测到的
2 个假阳性	41.20	34	22.74	17
3 个假阳性	0.27	0	0.11	0
1 颗行星 + 1 假阳性	40.45	30	30.13	23
1 颗行星 + 2 假阳性	0.72	1	0.39	1
≥ 2 行星 + 1 假阳性	13.29	7	9.68	6
≥ 2 行星 + 2 假阳性	0.24	0	0.12	0
n_{fm}	96.3	72	63.25	47

$multi(x)$ 和 $transit(x)$，分别如此。然而，正如我们在第 2.2 节中所讨论的，Rowe 等人 (2014) 提出的多重性增强模型所得到的这些结果，并不能特别准确地反映 DR25 数据集。因此，我们提出通过结合多重性信息 $multi(x)$ 和凌星信息 $transit(x)$，以完全由数据驱动的方式，直接学习凌星信号属于行星的后验概率。本节将重点讨论这一方法。

3.1. 拟议方法

为了直接学习结合多重性信息 $multi(x)$和凌星信息 $transit(x)$后，某个凌星信号属于行星的后验概率，我们提出训练一个分类器，该分类器以多重性信息和凌星信息作为输入，并生成后验概率，如图1(a)所示。

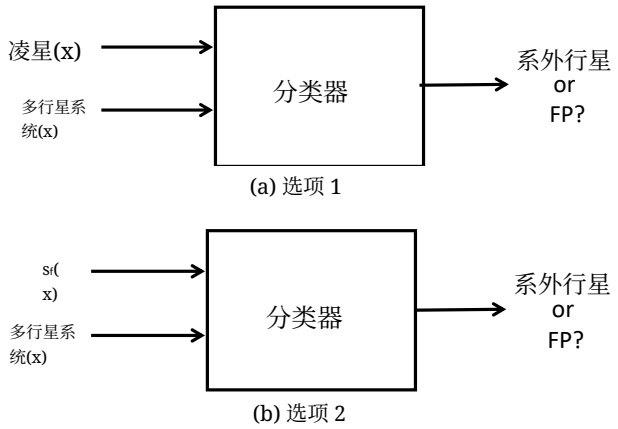

图 1. 利用多重性增强信息的两种机器学习模型。

在本研究中，我们没有训练一个分类器来直接使用凌星信息和多重性信息，而是训练一个分类器，使其接收现有凌星分类器提供的分数 f，即 $s_f(x)$，以及多重性信息 $multi(x)$，并返回系外行星的概率，如图1(b)所示。这种方法有多项优势，包括：

- 凌星信号分类器通常处理阈值交叉事件（TCE），但多重性信息仅对假阳性和行星候选开普勒关注目标有意义。通过将使用凌星信息的模型与使用多重性信息的模型分开，我们可以充分利用每种信息来源。

- 这种设计清晰明了，可应用于任何现有分类器的结果，无需定义新的分类器。例如，纳入多重性

  信息输入Robovetter 可能非常困难。这是因为 Robovetter (Coughlin 等，2016) 是一种专家系统分类器，它利用以如果-那么条件形式手动纳入的领域知识，检查不同类型的诊断值和凌星拟合值，从而对 TCE 进行分类。使其能够接收多重性增强信息并非易事。

- 多重性信息不会直接与凌星信息（例如诊断指标和图）交互。因此，将二者作为单个分类器的输入并无明显优势。

为了将现有分类器的得分与系统的多重性信息结合起来，我们构建了一个多重性分类器 g，它以 $s_f(x)$、$N_{FPs}(x)$、$N_{CPs}(x)$ 和 $N_{UNKs}(x)$ 为输入，并生成得分 $s_g(x)$。为了训练 g，我们构建了一个训练集，其中包含输入/输出对：输入是四元组 $[s_f(x)\ N_{FPs}(x)\ N_{CPs}(x)\ N_{UNKs}](x)],$，输出则表示 x 是行星（$y = 1$）还是假阳性（$y = 0$）。在本文余下部分，我们去掉（x），并使用 $[s_f, N_{FPs}, N_{CPs}, N_{UNKs}]]$ 来简化符号表示。

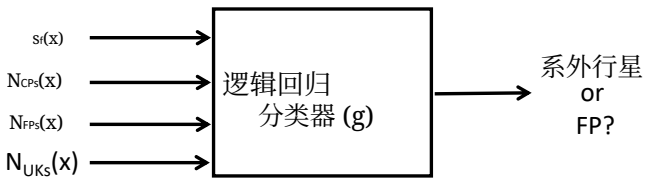

图 2。 利用多重性信息提升给定分类器性能的机器学习模型。

我们可以为 g训练任何机器分类器（Cox 1958; Bishop

<escape>2006）</escape>，原因有二：1）它能够生成有意义的概率分数，无需进行校准即可直接用于验证；2）当输入变量包含离散有序变量（例如计数）时，它尤其有用。该系统的示意图如图 <escape>2</escape><escape> 所示。下面我们简要回顾逻辑回归。</escape>

在相当一般的假设下（Bishop 2006），类别 $y = 1$ 的后验概率可写成作用于输入 x的线性函数上的逻辑 sigmoid 函数，即

$$p_g(y = 1|x) = \sigma(w'x) = \frac{1}{1 + \exp(-w'x)}. \quad (2)$$

其中，$'$ 表示转置运算符。在统计学中，该模型称为逻辑回归。尽管名称如此，该模型用于分类问题（Cox1958），而非回归。通过对观测数据进行最大似然估计，可以优化该模型的线性参数 w。我们的观测数据包括以下配对：$< x_i、\ y_i >、\ i \in \{1, \ldots, n\}$，其中 x_i是一个四元组 $[s_f,\ N_{FPs},\ N_{CPs},\ N_{UNKs}]_i$（图 2 中模型的输入），而 y_i 是其标签：系外行星或假阳性（图 2右侧）。将 $p_g(y|x_i)$ 记为 g_i，并令 $=(g_1,\ ..,\ g_n)$，则似然函数可写为：

$$p_g(g|w) = \prod_{i=1}^{N} g_i^{y_i}(1 - g_i)^{1-y_i}, \quad (3)$$

它可以通过对观测数据进行最大化来学习w。

对于本研究的多重性增强框架，其中包含四个输入数据元素，$w'x$ 在公式 2中可展开如下：

$$w'x = w_{s_f} \times s_f + w_{N_{FPs}} \times N_{FPs} + w_{N_{CPs}} \times N_{CPs} + w_{N_{UNKs}} \times N_{UNKs}. \quad (4)$$

逻辑回归中的权重有一个很好的解释。请注意：

$$\log\left(\frac{p_g(y = 1|x)}{1 - p_g(y = 1|x)}\right) = w'x. \quad (5)$$

鉴于 $w = [w_{s_f},\ w_{N_{FPs}},\ w_{N_{CPs}},\ w_{N_{UNKs}}]$ 和 $x = [s_f,\ N_{FPs},\ N_{CPs},\ N_{UNKs}]$，这种指数关系为权重提供了一种解释：当某个输入的值发生变化时，优势比会随变化幅度按比例呈指数变化。例如，将N_{FPs}（即假阳性的总数）增加 1 时，优势比会乘以 $\exp(w_{N_{FPs}})$。训练好逻辑回归并了解 w的取值后，我们就知道每个输入会如何影响输出。

3.2. 构建训练集

为了训练上一节所述的多重性增强框架，我们需要：1）一个基分类器，用于为给定的凌星信号生成分数；2）能够获取数据集中目标恒星的多重性信息。我们假定已有一个训练好的凌星信号分类器可供使用。这里，我们将讨论如何构建多重性信息。假设我们可以访问一份恒星星表，其中记录了恒星的已知行星数量、假阳性数量，以及其他尚未标注的已检测到的凌星事件。在不失一般性的前提下，为简化讨论，我们将重点使用开普勒数据，说明如何构建训练集。不过，同样的方法也适用于其他任何巡天的数据。

在开普勒星表中，每颗恒星都关联着多个带标签（系外行星和假阳性）以及未带标签（未知）的开普勒感兴趣天体。鉴于我们的目标是训练图 2所示的逻辑回归模型，我们需要构建输入/输出对 $\langle [s_f, N_{FPs}, N_{CPs}, N_{UNKs}],\ y(x) \rangle$其中 x是一个凌星信号，而 y 是对应的标签（系外行星或假阳性）。

给定的已注释开普勒关注目标仅提供一组输入/输出对，可用于生成更多配对，从而创建统一的数据集。为此，我们通过组合式地假设目标恒星的每个已注释开普勒关注目标子集（确认行星或假阳性）都可能未知，从单个开普勒关注目标构造额外的输入/输出对。举例来说，假设目标恒星上有系外行星 B、一个假阳性、另外两个确认行星（因此总共有三颗行星），以及一个未知的开普勒关注目标。这个开普勒关注目标对应的原始配对是 $\langle [s_f(B)\ 1,\ 2,\ 1], y = 1 \rangle$。我们通过将每个系外行星或假阳性设为未知，从这个单独的开普勒关注目标构造出以下配对：

1. 原始：$\langle [s_f(B)\ 1, 2, 1], y = 1 \rangle$2. 将一个候选行星改为未知：$\langle [s_f(B)\ 1, 1, 2], y = 1 \rangle$3. 将两个候选行星改为未知：$\langle [s_f(B)\ 1, 0, 3], y = 1 \rangle$4. 将一个假阳性改为未知：$\langle [s_f(B)\ 0, 2, 2], y = 1 \rangle$5. 将一个假阳性和一个候选行星改为未知：$\langle [s_f(B)\ 0, 1, 3], y = 1 \rangle$6. 将一个假阳性和两个候选行星改为未知：$\langle [s_f(B)\ 0, 0, 4], y = 1 \rangle$

对于一颗存在 N_{FPs}个假阳性和N_{CPs} 个确认行星（不包括该开普勒关注目标）的目标恒星，我们总共构建 $(N_{FPs} + 1) \times (N_{CPs} + 1$个新实例。这里的思路是，图 2 中的逻辑回归模型需要学习这种映射，即使假定一个带有标签的开普勒关注目标

未知。我们的目标是向模型提供输入的所有组合，使其能够更好地泛化到未见过的情形，即任意子集的开普勒感兴趣天体（KOIs）可能已被标注，也可能尚未被标注。

然而，该过程会多次重复相同的开普勒关注目标，导致对已知伴星开普勒关注目标较多的系统中的开普勒关注目标给予更多重视。为解决这一问题，我们根据每个原始开普勒关注目标生成的样本数量，对生成的每个样本重新赋予权重，即 $[(N_{FPs}+1)\times(N_{CPs}+1)]^{-1}$。例如，在上述例子中，我们对每个生成的样本赋予的权重为1/6。在机器学习模型（包括逻辑回归）中使用样本权重，是处理类别不平衡情形的标准做法。即使分类器不接受此类权重，也可以简单地重复样本，以纳入其相应的权重（例如，通过有放回概率抽样）。

4. 概念验证

在使用所提出的框架验证新的系外行星之前，作为概念验证，我们展示第 3 节介绍的方法可以提升任意给定分类器的性能。

4.1. 基分类器

为了证明本研究提出的方法能够提升任意给定分类器的性能，我们将该方法应用于 Valizadegan 等人 (2022中描述并总结如下的多个分类器:

1. **vespa：** 我们使用 `vespa` 《开普勒 Q1-Q25 DR25 假阳性概率表》中提供的假阳性概率，该表由 Morton（2012)； Morton 等人(2016) 中描述。

2.**Robovetter：**我们使用`Robovetter` 分数（Coughlin 等，2016），用于开普勒 Q1–Q17 DR25 TCE 星表。

3.**AstroNet：** 在 Valizadegan 等人 （2022）中，作者使用了 `AstroNet` 在 GitHub 上提供的代码（Shallue 和 Vanderburg，2018），对数据进行了预处理，并使用与 Shallue 和 Vanderburg（2018）中提供的相同设置和深度神经网络架构训练了模型。在本项工作中，我们使用 Valizadegan 等人（2022）报告的分数。4. **ExoNet：** ExoNet 的原始代码无法获取。我们使用 `ExoNet` 在 Valizadegan 等人（2022）中报告的分数。5.**随机森林分类器（`RFC`）：** 这是 Armstrong 等人（2020）介绍的分类器之一。我们使用作者提供的分数。

6. **高斯过程分类器（`GPC`）：** 这是 Armstrong 等人（2020）介绍的分类器之一。与上面的 `RFC` 类似，我们使用作者提供的分数。7.**ExoMiner：** 我们使用 `ExoMiner` 分类器在 Valizadegan 等人 （2022）中报告的分数。

对于前述每个分类器，我们将两组分类器分数作为输入传入逻辑回归模型：1）分类器的原始输出（Valizadegan 等人（2022）中的表 4）和 2）根据 Morton 等人(2016); Armstrong 等人 (2020); Valizadegan 等人(2022) 中所述，应用不同场景的先验概率后得到的分类器后验概率（另见 Valizadegan 等人（2022）中的表 11）。唯一的例外是 `vespa` ，其模型本身就包含后验概率的计算。因此，我们仅将后验概率作为输入传入逻辑回归模型。正如我们将在第 4.3 节讨论的那样，我们的广泛研究表明，该框架不受分数来源的影响；直接应用于原始分类器的输出时，也能带来相似的性能提升。

4.2. 评估指标

我们使用以下指标比较性能：

- **准确率：** 这是正确分类的样本所占的比例。当数据集中正样本的百分比不均衡时，这项指标并不能提供特别有用的信息。举例来说，如果 90% 的样本是假阳性，那么将所有凌星都分类为假阳性的分类器，其准确率也能达到 90%。不过，与其他指标结合考察时，准确率仍能提供一些参考。

- **精确率：** 也称为阳性预测值，指被分类为行星的凌星信号中，确实为真实行星的比例；即，

$$Precision = \frac{true\ positives}{true\ positives + false\ positives}$$

- **召回率：** 也称为真正例率，指被正确分类为行星的行星所占的比例；即，

$$Recall = \frac{true\ positives}{true\ positives + false\ negatives}$$

- **精确率-召回率（PR）曲线：**PR曲线通过调整用于将分类器得分转换为标签的阈值，概括了精确率与召回率之间的权衡。PR曲线下面积（AUC）是PR曲线下方的总面积。理想的分类器的PR曲线下面积应为1。

表3. 本文提出的多重性模型可应用于任何给定的分类器，以提升其性能。本表上半部分展示了将分类器原始分数作为输入传入逻辑回归时，我们的多重性增强框架所取得的结果。表格下半部分展示了将分类器的后验概率作为输入传入逻辑回归时，我们的多重性增强框架的性能。可以看出，我们的多重性增强框架不受原始概率分数获取方式的影响，并且能够利用多重性信息独立提升分数。

原始分数								
	原文（表 4, Valizadegan 等人（2022））				使用我们的多重性方法增强			
模型/指标	精确率与召回率	准确率	PR曲线下面积	ROC曲线下面积	精确率与召回率	准确率	PR曲线下面积	ROC曲线下面积
Robovetter	0.951 & 0.975	0.994	0.958	0.994	0.955 & 0.98	0.995	0.975	0.999
AstroNet	0.861 & 0.885	0.981	0.925	0.993	0.875 & 0.921	0.984	0.959	0.996
ExoNet	0.925 & 0.864	0.985	0.956	0.995	0.922 & 0.933	0.989	0.976	0.998
GPC	0.921 & 0.964	0.991	0.982	0.998	0.92 & 0.975	0.992	0.986	0.998
RFC	0.929 & 0.955	0.991	0.979	0.998	0.928 & 0.973	0.992	0.961	0.998
ExoMiner	0.968 & 0.974	0.996	0.995	1.0	0.971 & 0.977	0.996	0.993	1.0
后验概率								
	原始（表 11, Valizadegan 等人（2022））				使用我们的多重性方法增强			
模型/指标	精确率与召回率	准确率	PR曲线下面积	ROC曲线下面积	精确率与召回率	准确率	PR曲线下面积	ROC曲线下面积
vespa	0.666 & 0.968	0.801	0.865	0.928	0.749 & 0.973	0.865	0.895	0.943
Robovetter	0.947 & 0.979	0.994	0.964	0.997	0.954 & 0.981	0.995	0.975	0.999
AstroNet	0.920 & 0.920	0.988	0.968	0.996	0.921 & 0.955	0.990	0.980	0.998
ExoNet	0.933 & 0.902	0.988	0.97	0.997	0.933 & 0.953	0.991	0.983	0.998
GPC	0.910 & 0.977	0.991	0.987	0.998	0.911 & 0.983	0.992	0.986	0.998
RFC	0.942 & 0.964	0.993	0.983	0.999	0.942 & 0.978	0.994	0.965	0.999
ExoMiner	0.971 & 0.978	0.996	0.996	0.999	0.974 & 0.983	0.997	0.993	1.000

•受试者工作特征（ROC）曲线：ROC 曲线概述了在改变用于将分类器得分转换为标签的阈值时，真正率（召回率）与假正率（误报率）之间的权衡关系。ROC曲线下面积是 ROC 曲线下方的总面积。

4.3. 现有分类器的性能提升

为测试和比较不同基分类器（有先验和无先验）的性能，我们采用 Val-izadeganet al.（2022）所报告的相同标签和 10 折交叉验证方案。这些分类器在应用我们的多重性增强方法前后的性能列于表 3 中。结果表明，多重性信息提高了所有分类器在所有评估指标上的性能，但部分模型的 PR曲线下面积 除外。在某些情况下，多重性增强信息会降低 PR曲线下面积 方面的性能，这是因为逻辑回归并非为直接优化 PR曲线下面积而设计。总体而言，所提出的方法有效，且与所采用的基分类器类型无关。

为了研究机器学习多重性增强模型的行为，我们在表 4中报告了针对不同分类器训练的逻辑回归的权重值。如第3.1节所述，权重直接体现了相应输入参数对事件优势比的影响，即凌星信号是系外行星这一事件。假阳性数量对应的权重（即 N_{FPs}）为负，而所有其他输入参数（即 S_f、 N_{CPs}和 N_{UNKs}）在所有基分类器中的权重均为正。这表明模型从数据中学到：对于已有假阳性的系统，应降低其优势比；对于已有确认行星或未知开普勒关注目标的系统，则应提高其优势比。与原始分类器给出的原始优势比相比，优势比的变化幅度取决于多个因素，包括：1）基分类器的准确率；2）基分类器的精确率/召回率权衡；3）分类器更容易出错的区域（例如单行星系统或多行星系统）。不过总体而言，原始分类器的权重 s_f在准确率更高的分类器中也更大，这一点可以通过比较表 3和表4中的数值看出。此外，多重性信息的权重（即 N_{FPs}、N_{CPs}和 N_{UNKs}）通常小于 s_f 的权重。这是因为：1）基分类器使用凌星数据，其信息量高于多重性

4.4. 模型解读

表 4。 不同分类器的逻辑回归权重。

	原文（表 4, Valizadegan 等人（2022））				后验概率（表 11, Valizadegan 等人（2022））			
模型/参数	w_{s_f}	$w_{N_{FPs}}$	$w_{N_{CPs}}$	$w_{N_{UNKs}}$	w_{s_f}	$w_{N_{FPs}}$	$w_{N_{CPs}}$	$w_{N_{UNKs}}$
vespa					6.20 ± 0.05	-1.93 ± 0.05	4.63 ± 0.07	2.60 ± 0.02
Robovetter	7.79 ± 0.03	-2.49 ± 0.07	3.27 ± 0.06	2.06 ± 0.03	7.90 ± 0.03	-2.24 ± 0.09	3.24 ± 0.06	2.07 ± 0.04
AstroNet	6.54 ± 0.02	-2.77 ± 0.06	3.54 ± 0.04	1.93 ± 0.02	8.02 ± 0.03	-2.02 ± 0.08	3.33 ± 0.04	1.96 ± 0.02
ExoNet	8.98 ± 0.03	-2.51 ± 0.09	3.25 ± 0.05	1.73 ± 0.02	9.64 ± 0.03	-2.73 ± 0.10	3.06 ± 0.05	1.78 ± 0.02
GPC	10.81 ± 0.04	-1.63 ± 0.03	1.76 ± 0.05	1.00 ± 0.03	10.46 ± 0.03	-2.16 ± 0.04	1.68 ± 0.05	1.03 ± 0.03
RFC	9.34 ± 0.03	-2.36 ± 0.16	2.39 ± 0.04	1.47 ± 0.02	9.76 ± 0.04	-3.00 ± 0.11	2.13 ± 0.04	1.36 ± 0.03
ExoMiner	9.04 ± 0.03	-1.10 ± 0.10	2.10 ± 0.05	1.46 ± 0.02	9.35 ± 0.03	-1.46 ± 0.11	2.04 ± 0.06	1.54 ± 0.03

数据；2）基分类器分数的取值范围仅为 0 到 1，小于其他输入参数的取值范围。

通过研究各个权重的值，我们还可以更好地理解不同输入参数对多重性模型的重要性。例如，当 N_{CPs} 将vespa 用作基分类器时，的权重为 4.629，这意味着系统中每增加一个候选行星，系外行星的优势比就会增加 $\exp(4.629) = 102.41$倍。对于来自ExoMiner的后验概率，该值为 $\exp(2.043) = 7.71$ 。整体行为可以用映射图概括，其中横轴是原始分类器的评分，纵轴是多重性增强框架生成的评分，不同曲线表示特定多重性情景下的映射 $[N_{FPs}$,N_{CPs}, $N_{UNKs}]$。图3 展示了ExoMiner后验概率的映射。对于每种多重性情景 $[N_{FPs}(x)\ \ N_{CPs}(x)\ \ N_{UNKs}(x)]$, , 一条实线表示该情景下的映射。我们在此指出几点观察结果：

1. 对于一颗恒星，已有系外行星或未知KOI的总数越多，新KOI是系外行星的可能性就越大；极端情况下，若已有四颗系外行星且没有假阳性，多重性增强便会以很高的置信度预测下一个KOI是系外行星，而不受原始分类器分数的影响。正如我们将在第6节讨论的那样，在极少见的情况下，如果在一个多行星系统中检测到背景天体，这种预测可能会出错。我们将在第5.4 节介绍缓解方案，以避免验证此类情况。

2. 假阳性的总数增加时，新的开普勒关注目标是系外行星的概率会降低。然而，对于已有两个以上假阳性的系统，模型的预测应谨慎看待，因为训练数据中没有假阳性超过三个的情况，而且多重性分类器在该区域进行外推。

3. 当待分类的KOI是某一目标恒星唯一的KOI时（$[0, 0, 0]$的蓝线），多重性增强框架采取保守策略，并在原始分数低于0.57时降低分数。这反映出单一假阳性KOI的数量较多。在开普勒星表中，4721颗单KOI恒星中只有1315颗拥有系外行星。还要注意，我们的多重性增强框架不会为任何单个KOI生成高于0.99的分数，这意味着它不会验证单个KOI。基本上，无法使用此框架验证单行星系统中已有的系外行星。这是可以接受的，因为该框架旨在验证多行星系统中的系外行星。

鉴于这是一个多重性增强框架，人们可能会预期场景 $[0, 0, 0]$ 的映射位于对角线上。但事实并非如此，因为：1）模型会学习输入四元组 $[s_f, N_{FPs}, N_{CPs}, N_{UNKs}]$ 与二元输出变量（行星或假阳性）之间的映射，以便在所有场景中都表现良好；鉴于模型对多行星系统中的开普勒感兴趣天体更有把握，因此会相应地调整其对单个KOI的置信度；2）映射的具体形状由逻辑回归假设所决定，即信号为系外行星的对数优势是输入变量 $[s_f, N_{FPs}, N_{CPs}, N_{UNKs}]$ 的线性组合。上述两项特性共同决定了映射曲线的具体形式，包括场景 $[0, 0, 0]$ 对应的曲线。

5. EXOMINER V1.2

本节中，我们介绍了一个改进版本的ExoMiner 分类器，详见Valizadegan 等人(2022)。这个新模型，我们称之为ExoMiner V1.2，见图4。与原版ExoMiner相比，

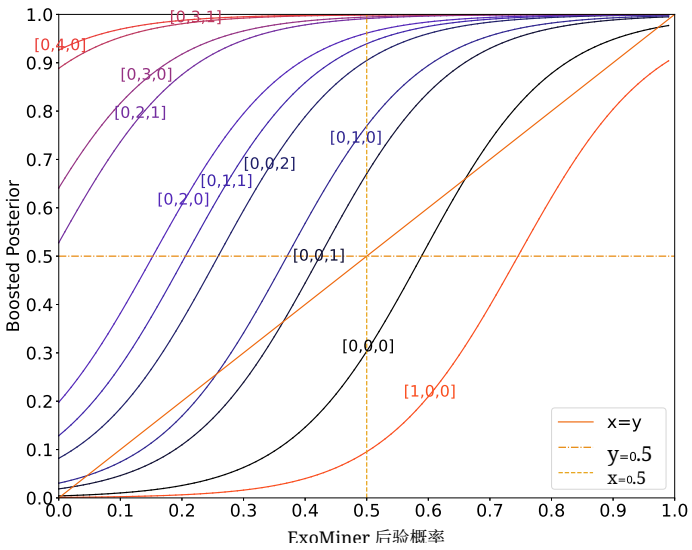

图3. ExoMiner 分数与使用逻辑回归分类器提升后的分数之间的映射关系。每条彩色曲线表示一种不同多行星系统情景 $[N_{FPs}(x)\ \ N_{CPs}(x)\ \ N_{UNKs}(x)]$对应的映射。只有当某种情景在开普勒 Q1-Q17 DR25 KOI 星表中的计数超过十时，才会绘出该情景。现有确认行星（$N_{CPs}(x)$）的数量越多，逻辑回归分类器就越倾向于将目标分类为系外行星。

新版本包含以下变更，并按其适用的分支逐项列出：

- 凌日视图质心分支：我们在凌日视图质心分支中新增了两个标量值：1）目标恒星星等，K_p，用于识别因饱和而导致质心诊断测试无效的恒星。我们没有使用原始值，而是根据一个保守阈值将其转换为二元值，以表示目标恒星是否饱和 $thr_{K_p} = 12$；2）重归一化单位权重误差（RUWE，Lindegren 等（2021））， 用于提供有关凌日源质量的信息；较大的值可能意味着该源并非单颗恒星，或者所在区域非常拥挤。因此，该分支中包含 1×7 个质心标量。原始ExoMiner 模型中已使用的另外 5 个特征包括：通量加权质心运动检测统计量、根据开普勒输入星表（Brown 等（2011））得到的目标恒星质心偏移、相对于凌日外（OOT）质心位置的质心偏移，以及这两种质心偏移估计各自的不确定度。

- 凌日视图奇数与偶数分支：我们为每个视图（奇数和偶数）添加了一个凌日外变异性标量。这与原始 ExoMiner 模型中发现的一个问题有关，该问题使其无法有效地从奇数和偶数数据中学习。凌日外变异性标量描述奇数/偶数视图中的变异性，其计算方法是：将奇数/偶数相位折叠时间序列中凌日外采样时刻的中位数绝对偏差（作为标准差的稳健估计）除以采样时刻数量的平方根；标准差越大或采样时刻数量越少，该特征值就越大，从而提供有关这两个视图整体变异性的信息。

- 我们更新了Val- izadegan 等人（2022）中的模型架构，在恒星参数和数据验证（DV）诊断分支的末端添加了全连接（FC）层，以确保各分支的贡献是通过训练学习得到的，而非由架构预先决定。与其他卷积分支类似，这些全连接层各有 4 个单元。

图4中的红色虚线矩形标出了上述改动。

为了训练 ExoMiner V1.2，我们参照 Valizadegan 等人（2022）的方法，利用开普勒 Q1–Q17 DR25 TCE 表（Twicken 等人，2016）和最新的行星星表构建了一个数据集，具体步骤如下：首先，从列表中移除了全部 1498 个异常 TCE。异常 TCE 是由开普勒处理流程中的一个错误生成的三凌星 TCE（Coughlin 等，2016）。对于行星类别，我们使用了 KOI 累积星表中列为确认行星（CP）的 TCE。对于假阳性类别，我们使用了：1）开普勒认证假阳性表（Bryson 等人，2015）中被列为已认证假阳性（CFP）或已认证假警报（CFA）的 Q1–Q17 DR25 列表中的 TCE；以及 2）被Robovetter 判定为非凌星现象（NTP）的 TCE（即来自 Q1–Q17 DR25 TCE 星表、但不在 KOI 累积星表中的任何 TCE）。最终得到共计 30957 个 TCE，其中包括 2643 个确认行星和 28314 个假阳性。需要指出的是，该数据集与 Valizadegan 等人（2022）使用的数据集几乎完全相同；由于近期的验证（Armstrong 等人，2020；Valizadegan 等人（2022）），该数据集中的系外行星数量有所增加。

为研究训练/测试集划分变化时不同模型的表现，我们进行了 10 折交叉验证（CV），即将数据分为 10 折，每次取其中一折作为测试集，其余 9 折用于训练/验证（8 折用于训练，1 折用于验证）。此外，与 Valizadegan 等人 (2022类似，我们按各自的目标恒星而非按凌日候选事件来划分凌日候选事件，以消除训练集与测试集之间的依赖关系。

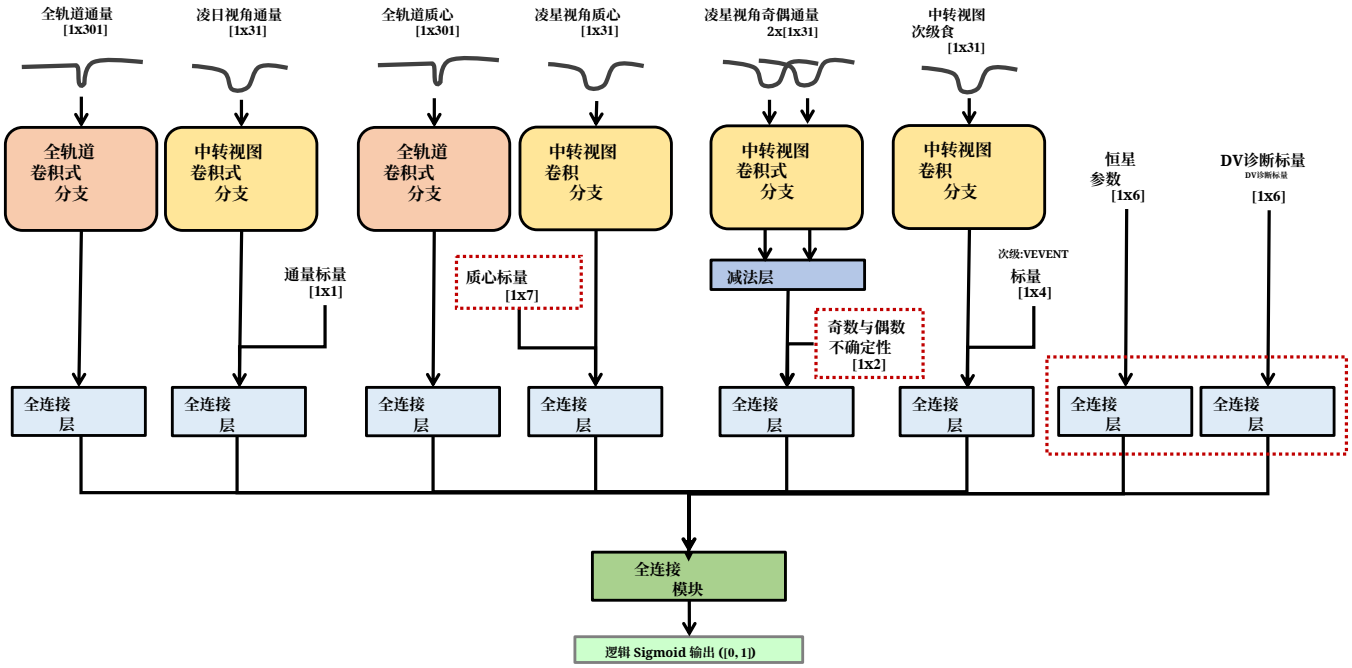

图 4. 改编自 Valizadegan 等人 (2022)。红色虚线矩形标出了 ExoMiner 与 ExoMinerV1.2 之间的差异。

5.1. 多重性模型数据集

在用于训练ExoMiner V1.2 的 30957 个 Q1-Q17 DR25 凌日候选事件中，有 8054 个凌日候选事件与 KOI 累积表（Thompson et al. 2018）中的开普勒关注目标相关联。为了构建多重性增强的训练集，我们使用了与候选行星或假阳性概率[2] 开普勒关注目标相关联的凌日候选事件，最终得到 2643 颗行星和 3538 个假阳性。对于每个目标，我们统计了开普勒关注目标总数、行星数、假阳性数，以及其余未分类（UNK）开普勒关注目标数。由此共计 6181 个开普勒关注目标，其场景及计数列于表10。我们将该表分为三个部分：1）顶部部分表示至少有一个假阳性的场景；2）中间部分表示单行星系统；3）底部部分表示没有任何假阳性的场景。需要强调的是，每个开普勒关注目标对应的假阳性数、行星数和未知数，仅包括同一系统中的其他开普勒关注目标。在提供一些见解之前，为了更好地解释这些数字，下面我们将讨论一些只有少量假阳性和候选行星的特定有趣场景。请注意，每个场景由 $[N_{FPs},\ N_{CPs},\ N_{UNKs}]$ 表示。

[2]请注意，我们的分析未纳入候选假警报，因为多行星系统带来的提升基于天体物理假阳性和行星多重性的统计特征，而假警报并不符合这些统计特征。

1. 场景 $[0, 0, 3]$：只有一个系统 K01082，其中有 4 个开普勒感兴趣天体，3 个状态未知。该系统中已知的开普勒感兴趣天体 K01082.03 是一个候选行星。因此，场景 $[0, 0,3]$ 计入一个候选行星。2. 场景 $[1,2,2]$ 和 $[0,3,2]$：产生这些场景的系统是 K02433。该系统在 DR25 中共有 6 个开普勒感兴趣天体，其中包括 3 个确认行星、1 个假阳性概率已知的天体，以及 2 个状态未知的天体。因此，场景 $[1,2,2]$ 中有 3 个确认行星，场景 $[0,3,2]$中有 1 个假阳性。3. 场景 $[1,4,0]$：K00082 有 5 个确认行星和 1 个假阳性概率已知的天体，因此该场景计入 5 个确认行星，并在下文讨论的场景 $[0, 5, 0]$，中计入 1 个假阳性。4. 场景 $[0,\ 5,\ 0]$：K00157 有 6 个系外行星，因此场景 $[0,\ 5,0]$计入 6 个确认行星。此外，K00082 有 5 个系外行星和 1 个假阳性，因此 $[0, 5, 0]$计入 1 个假阳性。

总体而言，表10 中提供的统计学数据证实，当至少存在一个假阳性时，未知开普勒关注目标（相关开普勒关注目标）也是假阳性的可能性极高。当不存在假阳性时，未知开普勒关注目标是行星的可能性极高。我们针对至少包含一个候选行星或未知开普勒关注目标、但不含假阳性的多重性情景（即 $[x, y, z]$、 $x = 0$、 $y > 0\ or\ z > 0$），以及至少包含 1 个假阳性计数的情景（表 10 的第三列）提供了一些见解：

表 5. 多重性情景及其系外行星总数和假阳性数量。情景以元组 $[N_{FPs}(x) \quad N_{CPs}(x) \quad N_{UNKs}(x)]$ 表示，其中统计了系统内除正在考察的 CP 或 CFP 之外的所有开普勒关注目标。

情景	已确认系外行星	已认证假阳性	总计
[3, 0, 0]	0	4	4
[1, 0, 0]	6	90	96
[1, 0, 1]	0	2	2
[1, 0, 2]	1	0	1
[1, 1, 0]	8	0	8
[1, 2, 2]	3	0	3
[1, 4, 0]	5	0	5
[0, 0, 0]	1315	3406	4721
[0, 0, 1]	121	23	144
[0, 0, 2]	23	0	23
[0, 0, 3]	1	0	1
[0, 1, 0]	510	6	516
[0, 1, 1]	68	0	68
[0, 1, 2]	6	1	7
[0, 1, 3]	2	0	2
[0, 2, 0]	294	4	298
[0, 2, 1]	30	0	30
[0, 2, 2]	6	0	6
[0, 3, 0]	136	0	136
[0, 3, 1]	20	0	20
[0, 3, 2]	0	1	1
[0, 4, 0]	75	0	75
[0, 5, 0]	6	1	7
[0, 6, 0]	7	0	7
总计	2643	3538	6181

1. 场景 [0, 0, 1]：该场景包含 121 个候选行星和 23 个假阳性（表 10 第 3 部分第 1 行），是至少包含一个候选行星或一个未知开普勒关注目标的所有场景中数量最多的。该场景中开普勒关注目标的列表见表 6。有趣的是，ExoMiner V1.2 正确地将所有假阳性开普勒关注目标分类，并为其中大多数给出了非常低的分数。应用多重性增强后，它们的分数均未接近 0.99 的验证阈值。

2. 场景 [0, 1, 0]：此场景中有 6 个假阳性：K00199.02、K01944.02、K02362.01、K03685.01、K03936.01 和 K03954.01。这些开普勒感兴趣天体在累计 KOI 表中至少有一个 Robovetter 假阳性标记处于开启状态，表明它们未能通过一项或多项假阳性诊断测试。我们的 ExoMiner V1.2 能够以较高置信度正确分类这些案例，分数分别为 2.61E-10、0.001、0.407、0.009，1.88E-11、1.03E-05。相应地，这些开普勒感兴趣天体的分数提升至 0.03、0.030、0.752、0.040、0.027、0.028。它们的分数都没有接近 0.99 的验证阈值。

3. 场景 [0, 1, 2]：该场景中唯一的假阳性是 K03741.01，其在 KOI 累积表中的“恒星食标志”处于开启状态。ExoMiner V1.2 为该开普勒关注目标给出了极低的分数 1.10E-05，表明我们的分类器以很高的置信度正确地对该开普勒关注目标进行了分类。多重性增强框架将其分数提升至 0.381。

4. 场景 [0, 2, 0]：该场景中有四个假阳性：K01196.01、K01806.01、K00672.03 和 K01792.02。四个开普勒关注目标均在 KOI 累积表中被至少一个假阳性指标标记。ExoMiner V1.2 也成功捕捉到了数据中的假阳性模式，并分别以 0.072、4.69E-04、2.76E-06 和 2.02E-4 的低分数对它们进行了分类。多重性增强框架分别将它们的分数提升至 0.201、0.207、0.182 和 0.136，均明显低于验证阈值。

5. 场景 [0, 3, 2]：此场景中唯一的开普勒关注目标是 K02433.05，它是假阳性。该开普勒关注目标在 KOI 累积表中被标记为具有两个假阳性标记，ExoMiner V1.2 对其评分为 1.55E-05。鉴于该开普勒关注目标所在的系统有三颗候选行星和另外两个未知开普勒关注目标，多重性增强框架将其分数提高至 0.987，非常接近验证阈值。

6. 场景 [0, 5, 0]：请注意，场景 [0, 5, 0] 中唯一的假阳性开普勒关注目标是 K00082 的第六个开普勒关注目标，该系统已有五颗系外行星。如 Valizadegan 等人 (2022) 所述，该目标在已认证假阳性表中被错误地认证为假阳性。 ExoMinerV1.2 对该开普勒关注目标给出了非常高的 0.997 分，而多重性增强框架将其分数提高到了几乎 1.0。

请注意，我们没有纠正数据中的这些标签噪声，因为可能还存在其他来源的标签噪声。事实上，我们知道有五颗候选行星已被降级为假阳性[3]。它们是开普勒-486 b D´ıaz 等人 (2014)、开普勒-492 b (D´ıaz 等人，2013)、开普勒-699 b (Niraula 等人，2022)、开普勒-840 (Niraula 等人，2022)、开普勒-854 b (Niraula 等人，2022)。这些都是单行星系统，不会影响学习过程[4]。不过，我们想强调的是，机器学习模型通常能够很好地应对大量

[3]https://exoplanetarchive.ipac.caltech.edu/docs/removed targets.html[4]它们对场景 [0,0,0] 中假阳性的相对比例几乎没有影响。

标签噪声。机器学习模型并非依赖每个场景各自的统计数据，而是旨在找到一种映射，以优化其目标函数，在此即方程 3。

根据表 10中报告的 6181 个初始场景集，我们使用第 3.2 节所述的流程生成了 8458 个新场景及其权重。

5.2. 性能研究

表 7 总结了将ExoMiner V1.2 的后验概率应用于上一小节讨论的最新数据集后得到的性能结果。表中还报告了应用本文提出的多重性增强框架后的结果。可以看出，我们的多重性增强框架也提升了这一新模型的性能。表 8 还报告了多重性增强框架为每个输入参数学习到的权重。与原始分类器（表 4）相比，ExoMiner V1.2 的分数获得了更高的权重，因为其准确度更高。

为了深入了解多重性增强如何提升特定场景下的性能，我们在表 10 中列出了针对 ExoMiner V1.2 和多重性增强框架，按场景统计的预测假阳性总数。可以看出，多重性信息有助于提升各个场景下的性能。

我们还在表9 中报告了ExoMinerV1.2 和多重性逻辑回归模型对第5.1节讨论的全部 6181 个候选行星和假阳性开普勒感兴趣天体的分数。多重性增强方法为 > 0.991281 个开普勒感兴趣天体赋予了分数，其中包括一个假阳性：K00082.06。这个假阳性开普勒关注目标是一个已有五颗系外行星的系统中的第六个开普勒关注目标。正如 Valizadegan 等人(2022) 所述，该目标在已认证假阳性表中被错误地认证为假阳性。鉴于开普勒 Q1–Q17 DR25 数据中的多行星系统共有 1328 颗行星，在 0.99 的验证阈值下，精确率和召回率分别为 1.000 和 0.965。相比之下，ExoMiner V1.2 未经过多重性增强的后验概率对应的精确率和召回率分别为 1.0 和 0.836。因此，多重性增强框架显著提高了验证阈值为 0.99 时的召回率。

为展示已知开普勒关注目标如何经由我们的多重性增强框架映射，我们在图中绘制了训练集中的候选行星和假阳性概率的分数映射，所用模型为逻辑回归模型 5。我们仅展示已知开普勒关注目标数据中点数超过十个的元组 $[N_{FPs}(x) \;\; N_{CPs}(x) \;\; N_{UNKs}(x)]$ 的曲线。学得的映射多重性增强分类器遵循表中所示数据的一般模式10；也就是说，当场景中已有的候选行星更多时，候选行星的概率会增加以及未知的开普勒感兴趣天体。我们的多重性增强分类器也捕捉到了这一模式：对于已存在候选行星和未知开普勒感兴趣天体的目标恒星，它会提高开普勒感兴趣天体的分数。对于单个 KOI（$[0,0,0]$ 曲线），其场景包含了本图中最多的数据点；尽管增强后的分数相对于原始分类器的分数（横轴）可能会发生变化，但始终低于 0.99，因此无法验证任何仍未确认的单个 KOI。

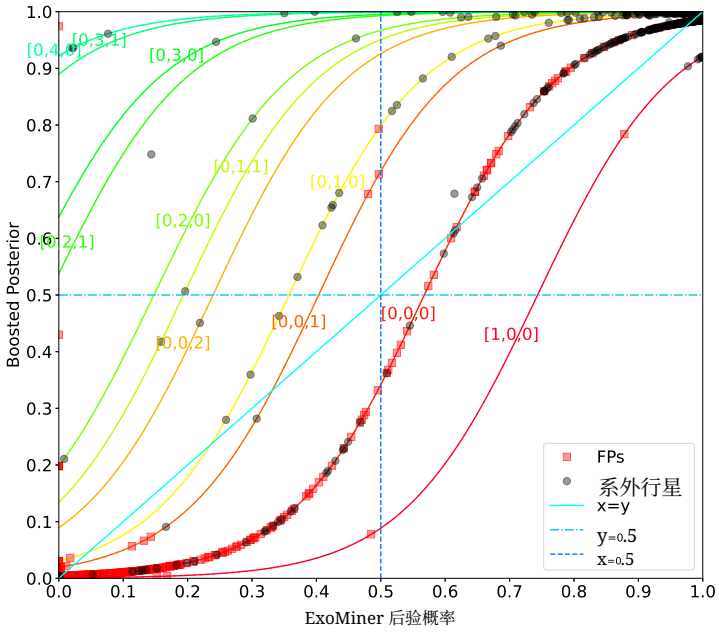

图 5. 训练数据中现有系外行星和假阳性的分数映射。为清晰起见，我们仅展示已知开普勒关注目标数据中包含超过十个点的元组$[N_{FPs}(x) \;\; N_{CPs}(x) \;\; N_{UNKs}(x)]$ 对应的线。包含少于十个点的元组对应的线也呈现相似的模式。

5.3. 新行星的稳定性

为确保新验证的行星稳定，与 Dietrich &Apai (2020) 类似，我们使用动力学稳定性参数 Δ (Fabryckyet al. 2014)，其定义为：

$$\Delta = \frac{2(a_2 - a_1)}{a_2 + a_1}\left(\frac{3M^*}{m_1 + m_2}\right)^{1/3}, \qquad (6)$$

其中 a_1 是内侧行星的半长轴，a_2 是外侧行星的半长轴，M^* 是恒星质量，m_1 而 m_2分别是行星质量。与 Dietrich& Apai (2020) 类似，对于稳定系统，我们采用 $\Delta > 8$ 。

为了使用上述稳定性判据，我们需要行星质量 M_p，但通常无法获得。

表 6. 场景 [0,0,1] 的假阳性案例相关信息。

	KOI 标记				分数	
KOI/数据	非凌星特征	恒星食	质心偏移	星历匹配	ExoMiner V1.2 后验概率	多重性
K06137.02	0	0	1	0	0.497	0.732
K00126.01	0	1	0	0	0.480	0.699
K01232.01	0	1	0	0	0.143	0.067
K05449.01	0	1	0	0	0.132	0.064
K04388.01	0	1	0	0	0.113	0.056
K03641.01	0	1	0	0	0.012	0.024
K07124.01	0	1	0	0	0.003	0.018
K07544.02	0	1	0	0	0.003	0.022
K02882.02	0	1	0	0	0.000	0.022
K00379.01	0	0	1	0	0.000	0.021
K06464.01	0	1	0	0	0.000	0.020
K01957.02	0	1	0	0	0.000	0.018
K02159.02	0	0	1	0	0.000	0.018
K06751.02	0	1	1	0	0.000	0.017
K03087.01	0	0	1	0	0.000	0.018
K02184.01	0	0	1	0	0.000	0.020
K02050.01	0	1	1	1	0.000	0.017
K02404.02	1	0	1	1	0.000	0.017
K04323.02	1	0	1	1	0.000	0.022
K01562.01	0	0	0	1	0.000	0.022
K01731.02	0	0	1	0	0.000	0.019
K03230.02	1	0	0	1	0.000	0.019
K04881.02	0	0	0	1	0.000	0.019

表 7。 ExoMiner V1.2 的性能及其使用多重性框架带来的性能提升。

	原始				使用我们的多重性方法增强			
模型/指标	精确率与召回率 准确率		PR曲线下面积	ROC曲线下面积	精确率与召回率 准确率		PR曲线下面积	ROC曲线下面积
ExoMinerV1.2	0.978 & 0.980	0.996	0.997	0.999	0.979 & 0.984	0.997	0.995	1.000

表 8. ExoMiner V1.2 的逻辑回归权重。

模型/参数	w_{s_f}	$w_{N_{FPs}}$	$w_{N_{CPs}}$	$w_{N_{UNKs}}$
ExoMiner V1.2	9.728 ± 0.03	-1.71 ± 0.10	2.044 ± 0.07	1.596 ± 0.03

为了估算行星质量，我们采用Fabrycky 等人(2014中的方法:

$$M_p = M_\oplus \left(\frac{R_p}{R_\oplus}\right)^\alpha \tag{7}$$

其中 $\alpha = 2.06$ 对应行星半径 $R_p > R_\oplus$， $\alpha = 3$ 对应 $R_p \leq R_\oplus$。

作为一种保守的方法，在计算时，我们还假设所有未知的开普勒感兴趣天体均为已确认行星。

稳定性；也就是说，假设未知的开普勒关注目标（KOIs）为行星时，这些新行星应当保持稳定。

5.4. 否决标准

鉴于本研究构建的训练集不包含假警报，为避免噪声导致假警报，我们保守起见，移除多事件统计量为< 10.5 的开普勒关注目标。该阈值与现有验证工作采用的阈值相近：Rowe 等人(2014)；Morton 等人(2016)；

表 9。 6181 个已知 KOI 的 ExoMiner V1.2 原始分数，以及应用多重性增强框架后的增强分数。本表介绍了可用的列。完整表格可在线获取。

列	描述
KIC	KIC 编号
TCE	TCE 行星编号
KOI 名称	KOI 名称
周期（天）	TCE 周期
半径（地球半径）	行星半径
TCE最大多事件	TCE MES
ruwe	RUWE值
位置概率	位置概率
标签	假阳性概率为0，CP 的 1
ExoMiner评分	ExoMiner V1.2评分 + 先验
按多重性赋予的增强型ExoMiner评分	

Armstrong 等人(2020)；Valizadegan 等人(2022)。该阈值实际上基于（Thompson et al. 2018）进行的可靠性分析。Thompsonet al.(2018)表明，当多事件统计量为 > 10 且周期为 < 200 天时，可靠性达到 0.99 的阈值。对于周期为 > 200 天的情况，当多事件统计量 > 20时，可靠性达到 0.99 的阈值；当 $10 <$ 多事件统计量 < 20时，可靠性为 0.97。

此外，由于多重性增强仅在已知信号与目标非常接近时才有效，因此，如果 1) RUWE > 1.2 （Lindegren 等（2021））或 2) 位置概率 < 0.99（Bryson 和 Morton 2017），我们会否决参与验证的开普勒关注目标，以避免验证混合源中的开普勒关注目标。这是因为，对于包含多个行星且开普勒关注目标未知的情景，多重性增强会显著提高分类器的评分。

除了上述否决条件外，我们还确保 ExoMiner V1.2评分 > 0.5，以避免验证被 ExoMiner V1.2 标记为假阳性的行星。作为另一重可靠性保障，我们会移除 KOI 累积目录中设置了任何假阳性标记的开普勒关注目标。

5.5. 新确认的系外行星

我们将 ExoMiner V1.2 和第 5.2 节中训练的多重性分类器应用于开普勒 DR25 数据集中的 1570 个未知开普勒感兴趣天体。表 11报告了这 1570 个未知开普勒感兴趣天体的 ExoMiner V1.2 分数和多重性增强分数。由此，共有 208 个开普勒感兴趣天体的分数得到增强 > 0.99。这 208 个目标中有三个已由先前研究确认，但未纳入我们的 6181 个已知 KOI 中。它们分别是 K01831.03（开普勒-324 d，Jontof-Hutter 等人 2021）、K00089.02（开普勒-462 c，Masuda 和 Tamayo 2020）和 K01783.02（开普勒-1662 c，Vissapragada 等人 2020）。

表 10. 多重性增强框架与 ExoMiner V1.2 在各个场景中的表现比较（以假阳性数量计）。

情景	观测到的	ExoMiner V1.2	多行星系统增益
$[3,0,0]$	4	4	4
$[1,0,0]$	90	89	89
$[1,0,1]$	2	2	2
$[1,0,2]$	0	0	0
$[1,1,0]$	0	0	0
$[1,2,2]$	0	0	0
$[1,4,0]$	0	0	0
$[0,0,0]$	3406	3387	3395
$[0,0,1]$	23	25	23
$[0,0,2]$	0	1	1
$[0,0,3]$	0	0	0
$[0,1,0]$	6	14	9
$[0,1,1]$	0	2	2
$[0,1,2]$	1	2	1
$[0,1,3]$	0	0	0
$[0,2,0]$	4	7	5
$[0,2,1]$	0	0	0
$[0,2,2]$	0	0	0
$[0,3,0]$	0	1	0
$[0,3,1]$	0	0	0
$[0,3,2]$	1	1	0
$[0,4,0]$	0	4	0
$[0,5,0]$	1	0	0
$[0,6,0]$	0	1	0
总计	3538	3540	3531

表 11. ExoMiner V1.2 的原始分数，以及在 1570 个未知开普勒关注目标上应用多重性增强框架后得到的增强分数。此表说明了可用的列。完整表格可在线查阅。

列	说明
KIC	KIC 编号
TCE	TCE 行星编号
KOI 名称	KOI 名称
周期（天）	TCE 周期
半径（地球半径）	行星半径
TCE最大多事件	TCE MES
ruwe	RUWE值
位置概率	位置概率
ExoMiner评分	ExoMiner V1.2评分 + 先验
按多重性赋予的增强型ExoMiner评分	

表12。 第1列和第2列分别列出了1570个状态未知的开普勒 Q1-Q17 DR25 KOI 的多重性情景及其案例总数。第3、4和5列分别列出了得分为 > 0.99 的 KOI 总数、若其多事件统计量（MES）> 10.5 则可验证的 KOI 数量，以及每种情景下已验证的系外行星数量。

情景	数量	得分 > 0.99	仅因 MES < 10.5 而未验证	已验证系外行星
$[0,0,0]$	1142	0	0	0
$[0,0,1]$	153	66	19	27
$[0,0,2]$	12	4	3	1
$[0,0,3]$	12	11	2	5
$[1,0,0]$	18	0	0	0
$[2,0,0]$	1	0	0	0
$[0,1,0]$	118	59	31	15
$[0,1,1]$	45	24	6	8
$[0,1,2]$	3	3	1	2
$[1,1,1]$	2	1	0	1
$[0,2,0]$	34	16	8	7
$[0,2,1]$	6	5	2	1
$[0,2,2]$	3	3	0	0
$[0,3,0]$	10	5	2	2
$[0,3,1]$	4	2	0	0
$[1,3,1]$	2	2	2	0
$[0,4,0]$	5	4	1	0
总计	1570	205	77	69

在这三个目标中，K01831.03 的位置概率为< 0.99。

在剩余的205个开普勒感兴趣天体中，只有K02926.05具有原始ExoMiner评分 < 0.5。K02926有五颗此前已确认的行星，而K02926.05是DR25中该系统最后一个开普勒感兴趣天体。除了原始分数否决项外，K02926.05的位置概率也为 < 0.99。至于这些开普勒感兴趣天体的假阳性标记，在这205个天体中，只有K00408.05被标记为“非凌星状”。该天体的原始ExoMiner评分为0.575；鉴于该系统还有另外四颗确认行星，其评分被提升至0.999。K00408.05的多事件统计量也较低，仅为7.9。

移除多事件统计量 < 10.5、RUWE > 1.2或位置概率 < 0.99不符合条件的开普勒感兴趣天体后，我们共验证了 69 颗新的系外行星，其场景数量列于表 12中。这 69 颗行星均满足第 5.3 节讨论的稳定性标准。在这些已验证行星中，有两颗的周期为 > 200 天：K06103.01 的多事件统计量为 35.4，K01608.03 的多事件统计量为 12.5。前者达到 0.99 的可靠性阈值（参见第 5.4 节）。根据Thompson 等人 (2018)，后者的可靠性为 0.97。然而，鉴于 Thompson 等人(2018) 计算的可靠性针对的是单行星系统，且 K01608 已有两颗已确认行星，因此 0.97 的可靠性是合理的。

有77个开普勒关注目标未能通过验证，原因仅仅是它们的多事件统计量 < 10.5。请注意，在1570个未知的开普勒关注目标中，有943个的多事件统计量为 < 10.5。因此，剩余未知目标中的大多数都处于低多事件统计量区域。这是因为几乎所有以往的验证技术都会避免验证处于该区域的行星。

总体而言，随着 CP 或未知开普勒感兴趣天体数量的增加，各情景中新验证系外行星所占的比例也会提高。这一规律的例外主要是由于我们的否决条件阻止了新系外行星的验证。例如，有五个未知开普勒感兴趣天体位于已经拥有四颗现有系外行星的目标恒星周围。这五个未知开普勒感兴趣天体中没有一个得到验证；然而，其中四个的概率分数高于 0.99，却至少未通过一项否决条件。

表13 列出了这 69 颗新确认系外行星的清单及其属性。表中还报告了 `ExoMiner` V1.2 应用先验信息后的概率评分，以及采用逻辑回归多重性增强方法后的概率评分。请注意，其中有八颗已验证系外行星的 `ExoMiner` V1.2 原始分数已经高于 0.99，因此即使没有多重性信息，也可以验证它们。图 6展示了

我们的多重性增强模型针对这些新系外行星所进行的分数映射。我们还在表 > 0.99 14 中列出了分数经增强后仅未通过 MES 条件的开普勒关注目标14 ，并在表15中列出了未通过其他否决条件的目标。

根据系外行星档案中的处置结果，所有新确认的行星都是 Q1-Q17 DR25 KOI 星表中的行星候选体。我们还手动检查了这些新确认的系外行星，以确保数据中没有任何迹象表明它们不应被确认。在没有任何现有候选行星的开普勒关注目标中，我们讨论以下特别值得关注的新确认系外行星。在若干情况下，相对于凌日外（OOT）图像质心的标准差分图像质心定位测试未能通过，但相对于 KIC 星表中目标恒星位置的差分图像质心定位测试则通过了。在这些情况下，OOT 质心错误地收敛到邮票图像中的一颗邻近恒星，而非目标恒星本身。当 OOT 质心未能定位目标恒星的位置时，OOT 质心偏移诊断结果并不正确（Bryson 等，2013；Twicken 等，2018）。另请注意，这些目标均未在 KOI 累积目录中被标记为“质心偏移标志”，也未被标记为任何其他假阳性标记。

•K01358.01、K01358.02、K01358.03 和 K01358.04：我们正在验证 K01358 的全部四个开普勒感兴趣天体（在图中以黑色圆圈表示） [0,0,3] 图 6中的第 ExoMiner V1.2 为该系统中的开普勒感兴趣天体指定的最低分数为 0.635，该分数属于 K01358.01。多重性增强信息将该分数提升至 0.993。相对于凌星外质心，四个候选天体均未通过差分图像质心测试，因为凌星外图像质心锁定在 Kp $= 13.5$）北方 6″ 处一颗亮得多的恒星上，而该恒星位于 Kp $= 15.5$ 目标恒星的北方。由于附近存在这颗更亮的恒星，四个候选天体也均未通过质心偏移测试。然而，四个候选天体均通过了 KIC 偏移差分图像质心测试，即四个差分图像质心均与星表中目标恒星的位置一致。

• K03145.01：该系统在 DR25 中共有三个 TCE，其中两个为开普勒关注目标。这两个开普勒关注目标均不是候选行星或假阳性，并且相对于宿主恒星星表位置的差分图像质心位置似乎都与信号位于目标恒星上相一致。该开普勒关注目标的 ExoMiner V1.2评分为 0.986，经多重性增强信息提升至 0.996。第三个（非开普勒关注目标）TCE 对应于邻近恒星上一个深度为 2%（稀释后）的单次凌星或食事件，该恒星距离 ~ 6 角秒。

• K00102.01 和 K00102.02：该系统中有两个 TCE/开普勒关注目标。我们正在验证这两个目标。该系统是一个双星系统，间距为 ~ 2.8”，星等差为 1.5。此外，目标恒星以南 16”处还有一颗较亮的恒星（KIC 8456687，Kp=10）。由于这颗亮星的存在，两个开普勒关注目标相对于凌星外图像的差分图像质心测试均未通过。然而，K00102.01 相对于 KIC位置的差分图像质心将信号定位在目标恒星上，从而排除了较暗伴星，超过 30σ。由于信号强度较低，K00102.02 的差分图像噪声大得多，但差分图像本身表明凌星发生在目标恒星上。对 KIC 8456687 的开普勒测光数据在 K00102.02 的 4 天周期处未显示凌星或类食信号，因此排除了该目标的光污染是信号来源的可能性。开普勒后续观测计划[5]对这一早期开普勒关注目标开展了广泛观测，未发现任何在 3”或更大间距处、星等差亮于 $+7$ 的其他伴星证据。这表明，该信号若来自背景源，则需要由恒星食产生。然而，K00102.02 的 ExoMiner V1.2评分为 0.998，强烈支持其为行星凌星。K00102.01 和 K00102.02 的 ExoMiner V1.2评分分别为 0.986 和 0.998，经提升后分别为 0.996 和 0.997。

• K01276.01 和 K01276.02：该系统有两个 TCE/开普勒关注目标。我们正在验证这两个目标。目标恒星东南方向 ~ 10 角秒处有一颗更亮的恒星（KIC 8804292，Kp=13.3），它会影响凌日外（OOT）质心；不过，相对于星表恒星位置，差分图像质心与目标位置一致。这两个开普勒关注目标的 ExoMiner V1.2评分分别为 0.977 和 0.989，经过提升后分别达到 0.996 和 0.997。

• K02612.01：该系统有两个 TCE/开普勒关注目标。我们正在验证其中一个。目标是一颗较亮的恒星，在 Kp=11.8 时略微饱和。观测到的质心偏移沿着最亮像素列分布，与饱和溢出相符；开普勒后续观测中的散斑成像和自适应光学成像均未发现附近有伴星。该开普勒关注目标的 ExoMiner V1.2评分为 0.968，经过提升后达到 0.996。

• K01871.01 和 K01871.02：该系统有两个 TCE/开普勒关注目标。我们正在验证这两个目标。这是一对双星，由目标恒星（Kp=14.9）和一颗伴星（KIC 9758087，Kp=14.6）组成，位于西北方向 ~ 5”

[5] https://exofop.ipac.caltech.edu/

。K01871.01 和 K01871.02 的差分图像质心均位于目标恒星的 KIC 位置，因此可排除伴星，置信度超过 10σ。K01871.01 和 K01871.02 的 ExoMiner V1.2 评分分别为 0.955 和 0.947，经过多重性提升后均升至 0.995。

• K00253.01和K00253.02：这是一个由两颗Kp=15恒星组成的双星系统，间距为5”。第二颗恒星（KIC 11752908）有一个假阳性K02651.01，该假阳性由K00253.01的信号触发。K00253.01和K00253.02的差分图像质心均位于目标恒星KIC位置的~ 0.5”以内，从而排除了伴星的可能性，置信度超过 10σ。这些开普勒感兴趣天体的ExoMiner V1.2评分分别为0.980和0.989，经提升后分别为0.996和0.997。

• K02037.01：该系统有三个 TCE/开普勒关注目标。虽然北侧 10” 处有一颗较亮的邻近恒星（KIC 9634819，Kp=14.2），但所有三个开普勒关注目标的差分图像质心均位于目标恒星的 KIC 位置，因此排除了伴星的可能性。ExoMiner 对该开普勒关注目标的 V1.2 评分为 0.830，鉴于该系统还有另外两个未知的开普勒关注目标，多重性信息将其提升至 0.996（图 6中的黄色线）。

如第 5.1 节所述，K01082 是唯一一个包含三个状态未知的开普勒感兴趣天体和一个候选行星的系统。本研究验证了 K01082.01 和 K01082.2。K01082 尚有一个未由本研究验证的开普勒感兴趣天体，即 K01082.04，其得分为 > 0.99，但由于其多事件统计量较低（MES=7.65），我们不予验证。K01082.04 列于表 14。另一个有趣的新验证行星是 K03741.04。K03741 有四个 TCE/开普勒关注目标，其中包括一个候选行星、一个假阳性和两个状态未知的开普勒感兴趣天体。这是我们验证的唯一一颗其宿主恒星带有假阳性的行星（图 [1,1,1] 中场景 6 的红线上黑色圆圈）。

图7 展示了开普勒、K2 和凌日系外行星巡天卫星任务此前确认并验证的系外行星，以及通过我们的多重性框架验证的 69 颗新开普勒系外行星的行星半径与轨道周期散点图。新系外行星的分布与开普勒样本一致，轨道周期范围从 $\sim$0.6 天到 450 天以上，行星半径则从小至 $0.6\,R_\oplus$到大至 $9.5\,R_\oplus$。图8 展示了开普勒、K2、凌日系外行星巡天卫星任务中的行星以及新验证行星所接收能量与行星半径的散点图。与前一幅参数图一样，新样本的半径与接收能量分布总体上与开普勒样本一致。

6. 注意事项

与基分类器（本例中为 ExoMiner V1.2）或多重性增强框架相关的注意事项，可能会影响模型性能并导致错误验证。我们已在ExoMiner的相关讨论中提及 Valizadegan 等人(2022)。这里，我们将讨论与多重性增强框架相关的注意事项。

多重性映射的形状会受到多重性增强所用底层分类器模型形式的影响（此处为逻辑回归），并且在很大程度上取决于用于训练模型的数据集。逻辑回归会作出某些假设，而这些假设可能并不完全适用于多重性数据：

• 逻辑回归要求自变量与对数优势呈线性关系。这一假设基本决定了原始分数与多重性评分之间映射的形状（图 3）。即使总体行为保持不变，对对数优势采用不同的假设也会改变映射的形状。

此外，还有一些注意事项与多重性增强本身直接相关，与我们使用的多重性分类器无关。这主要是因为多重性增强假设候选天体并非 1）由背景天体造成的假阳性，或 2）假警报，具体讨论如下：

• 由背景天体造成的假阳性：当存在多个已知行星和未知的开普勒关注目标时，多重性增强方法无法处理由背景天体造成的假阳性。K02433.05 就是一个例子。尽管 K02433.05 是由背景天体造成的假阳性，但由于该系统有三个候选行星和两个未知的开普勒关注目标，多重性方法将其极低的分数提升至 0.987。幸运的是，这未达到验证阈值。不过，可能还存在类似的开普勒关注目标，能够达到验证阈值。我们的否决条件缓解了大多数恒星遇到的这一问题，但并未针对所有目标天体计算位置概率。对于 K02433.05，它不仅被标记了两个假阳性标记——“恒星食标志”和“质心偏移标志”，而且其多事件统计量也很低，仅为 9.09。

计算背景假阳性的误分类率可以提供重要见解。然而，这并不容易，因为我们没有背景假阳性的金标准标签。为了估算这一指标，我们使用开普勒关注目标中质心偏移标志（即“质心偏移标志”）作为背景假阳性的指示标志。共有 1742 个开普勒关注目标带有此标志。在这 1742 个开普勒关注目标中，ExoMiner V1.2 将其中 1731 个正确分类为假阳性（仅有 11 个错误），因此对背景假阳性的召回率为 99.4%。在这 11 个误分类案例中，只有一个开普勒关注目标 K00082.06 属于多行星系统。如 Valizadegan 等人(2022) 所述，以及

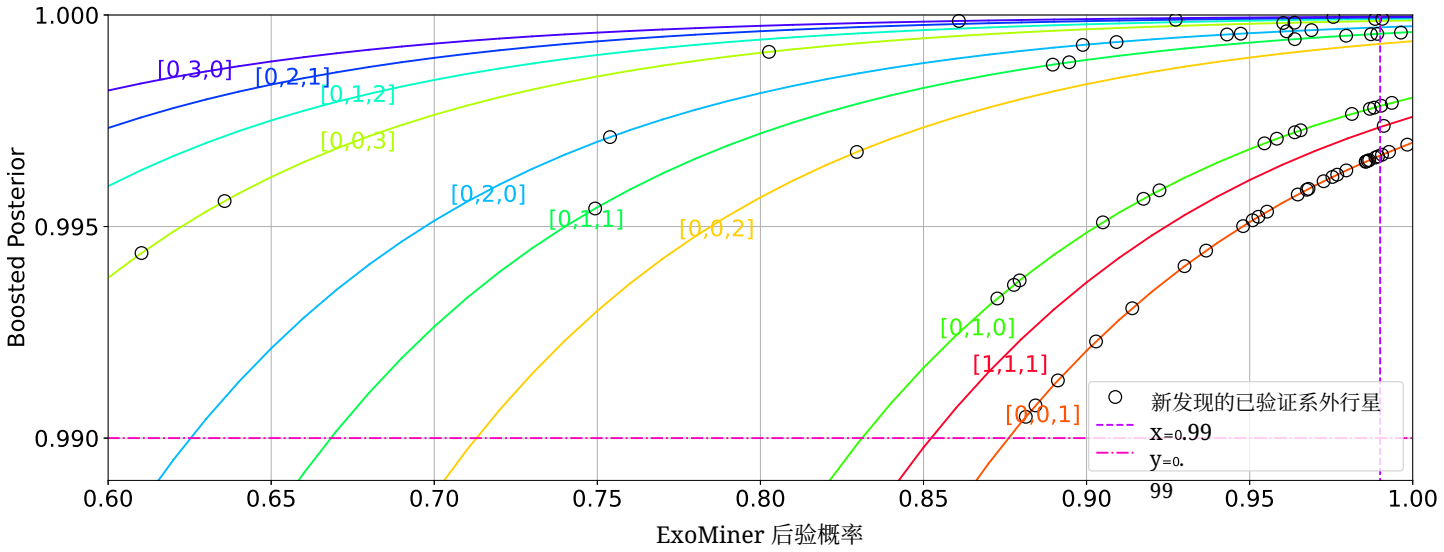

图6. 新确认的系外行星以黑色圆圈表示。实线表示各元组 $[N_{FPs}(x)\ \ N_{CPs}(x)\ \ N_{UNKs}(x)]$ 设置下 ExoMiner 评分与增强后分数之间的映射。仅当元组在未知开普勒关注目标中有对应项时，才绘制映射线。

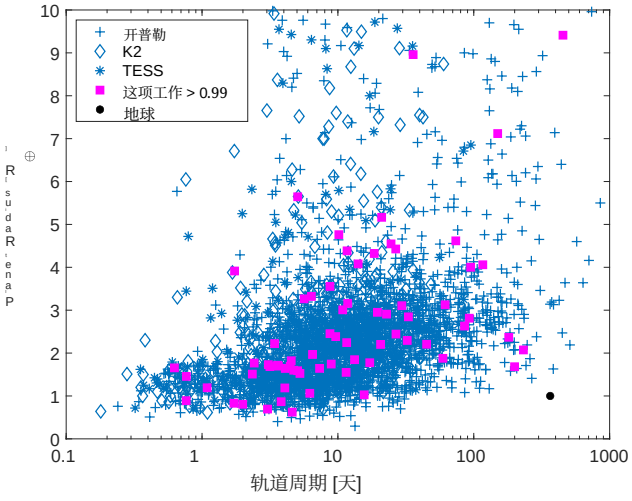

图7. 本文已确认的凌日行星和已验证行星的半径与轨道周期关系图。候选行星根据发现来源以不同符号表示：开普勒对应“+”，K2 对应菱形“◇”，凌日系外行星巡天卫星对应“*”。经 ExoMiner V1.2 增强后验证的行星以洋红色方块表示。作为参考，地球以黑色圆圈表示。

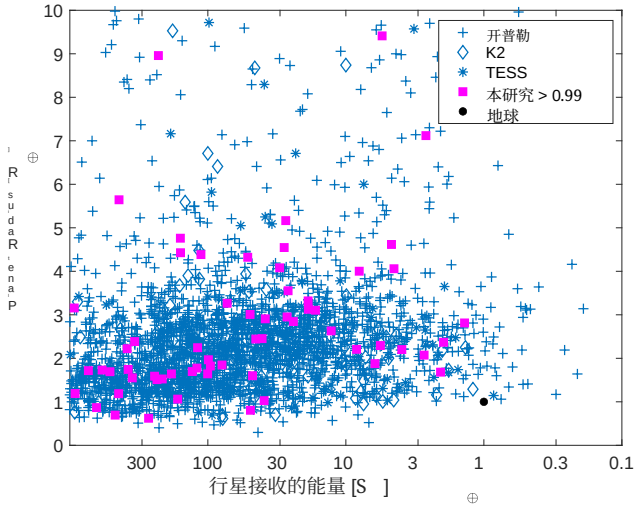

图8. 本文已确认的凌日行星和已验证行星的半径与行星接收的能量关系图。符号与图 7相同。

本文报告称，K00082.06 在已认证假阳性表中被错误地认证为假阳性。应用多重性增强模型后，共有 14 个开普勒关注目标被误分类，其中包括最初被 ExoMiner V1.2 误分类的 11 个开普勒关注目标。除 K00082.06 外，这 14 个开普勒关注目标中没有任何一个在应用多重性增强后达到 0.99 的验证阈值。

我们还想指出，要使背景假阳性被我们的模型错误验证，必须满足三个条件：1）ExoMiner V1.2 为该开普勒关注目标给出足够高的评分；正如上文所述，这种情况极为罕见；2）该开普勒关注目标应位于一个多行星系统附近，且该多行星系统的 ExoMiner评分足够高，从而将其提升至0.99以上；3）第5.3节和第5.4节中介绍的所有稳定性和否决条件均未通过。实际中可能发生这种情况，但其可能性极低。

表13。按 TCE KIC 排序的 69 颗新确认系外行星列表。

编号	TCE KIC	开普勒关注目标名称	周期（天）	半径（地球半径）	MES	位置概率	RUWE	ExoMiner V1.2	多重性评分	开普勒名称
1	1717722.2	K03145.01	4.54	1.82	13.8	1.000	0.96	0.986	0.997	开普勒-1977 b
2	2832589.1	K01942.01	10.85	3.01	34.5	1.000	1.03	0.891	0.991	开普勒-1978 b
3	3229150.1	K02150.01	18.51	4.32	22.5	1.000	1.08	0.965	0.996	开普勒-1979 b
4	3338885.2	K01845.02	5.06	5.64	30.2	1.000	1.06	0.981	0.998	开普勒-975 c
5	3559860.1	K03440.01	33.03	2.85	11.1	1.000	1.05	0.937	0.994	开普勒-1980 b
6	3561464.1	K03398.02	35.80	8.96	15.3	1.000	0.99	0.895	0.999	开普勒-1487 c
7	3634051.1	K06103.01	453.54	9.41	35.4	1.000	0.98	0.881	0.991	开普勒-1981 b
8	4077526.4	K01336.04	4.46	1.69	11.4	1.000	1.00	0.861	1.000	开普勒-58 e
9	4157325.3	K01860.03	3.08	1.73	22.4	1.000	0.95	0.927	1.000	开普勒-416 d
10	4173026.2	K02172.02	116.58	4.06	15.0	1.000	0.99	0.990	0.998	开普勒-1801 c
11	4458082.2	K02303.02	8.93	1.74	12.1	0.995	1.06	0.955	0.997	开普勒-1181 c
12	4548098.1	K04157.01	3.82	0.87	13.4	1.000	0.95	0.991	0.997	开普勒-1982 b
13	4665571.1	K02393.02	0.77	1.46	21.0	1.000	1.10	0.994	0.998	开普勒-1834 c
14	4770365.3	K01475.03	4.73	1.60	10.9	1.000	1.03	0.899	0.999	开普勒-1669 d
15	4857058.1	K03061.01	7.33	1.64	11.4	1.000	0.98	0.993	0.997	开普勒-1983 b
16	5531953.2	K01681.02	1.99	0.81	12.9	1.000	-1.00	0.610	0.994	开普勒-1984 b
17	5942808.2	K02250.02	0.63	1.65	23.5	1.000	1.02	0.987	0.998	开普勒-1814 c
18	6697605.1	K02851.01	3.42	2.22	16.8	1.000	-1.00	0.986	0.997	开普勒-1985 b
19	7102227.3	K01360.03	0.76	0.89	11.5	1.000	1.02	0.961	1.000	开普勒-290 d
20	7202957.1	K02687.01	1.72	0.83	50.0	1.000	0.89	0.905	0.995	开普勒-1869 c
21	7285757.1	K03271.01	19.55	2.95	11.1	1.000	1.01	0.951	0.995	开普勒-1986 b
22	7376983.1	K01358.01	5.64	3.27	51.4	1.000	1.01	0.636	0.996	开普勒-1987 d
23	7376983.2	K01358.02	8.74	2.45	25.0	1.000	1.01	0.803	0.999	开普勒-1987 e
24	7376983.3	K01358.03	3.65	1.70	15.5	1.000	1.01	0.964	1.000	开普勒-1987 c
25	7376983.4	K01358.04	2.35	1.51	14.6	1.000	1.01	0.960	1.000	开普勒-1987 b
26	7841925.2	K01499.03	6.21	1.06	11.0	1.000	0.91	0.890	0.999	开普勒-865 c
27	7869917.2	K01525.02	11.81	3.16	12.1	0.998	0.94	0.964	0.997	开普勒-880 c
28	7939330.1	K01581.01	29.54	3.11	31.4	1.000	1.00	0.988	0.998	开普勒-896 c
29	7983117.1	K03214.01	11.49	1.55	15.8	1.000	-1.00	0.987	0.997	开普勒-1988 b
30	8162789.1	K00521.01	10.16	4.76	102.0	1.000	0.98	0.903	0.992	开普勒-1989 b
31	8456679.1	K00102.01	1.74	3.91	432.9	1.000	0.88	0.986	0.997	开普勒-1990 b
32	8456679.2	K00102.02	4.07	1.19	22.5	1.000	0.88	0.998	0.997	开普勒-1990 c
33	8780959.3	K03741.04	9.63	2.38	19.7	1.000	0.96	0.991	0.997	开普勒-1518 c
34	8804283.1	K01276.01	22.79	2.91	40.1	1.000	0.93	0.977	0.996	Kepler-1991 c
35	8804283.2	K01276.02	13.26	1.85	14.6	1.000	0.93	0.989	0.997	Kepler-1991 b
36	8827575.2	K03052.02	15.61	1.03	11.3	1.000	1.07	0.953	0.995	Kepler-1992 b
37	8890924.1	K04269.01	26.66	4.43	11.7	1.000	1.00	0.914	0.993	Kepler-1993 b
38	9071593.2	K02257.02	59.28	1.88	10.7	1.000	1.09	0.878	0.994	Kepler-1162 c
39	9100953.2	K04500.02	44.99	2.21	10.7	1.000	1.03	0.980	1.000	Kepler-1610 c
40	9117416.2	K03425.02	3.16	1.69	13.8	1.000	1.14	0.987	1.000	Kepler-1921 c
41	9205938.2	K02162.02	199.67	1.68	11.1	1.000	0.91	0.922	0.996	开普勒-1126 c
42	9285265.2	K03410.02	61.57	3.13	10.9	1.000	1.11	0.958	0.997	开普勒-1491 c
43	9602613.1	K02612.01	4.61	0.62	11.4	1.000	0.96	0.968	0.996	开普勒-1994 b
44	9634821.1	K02037.01	73.76	4.62	29.9	1.000	1.12	0.830	0.997	开普勒-1995 b
45	9636135.2	K01498.02	2.42	1.77	13.3	1.000	0.90	0.966	0.997	开普勒-864 c
46	9729691.2	K01751.02	21.00	5.16	27.8	1.000	0.97	0.873	0.993	开普勒-949 c
47	9758089.1	K01871.01	92.73	2.81	31.7	1.000	1.08	0.955	0.995	开普勒-1996 c
48	9758089.2	K01871.02	32.38	2.29	26.3	1.000	1.08	0.948	0.995	开普勒-1996 b
49	9785921.1	K03372.01	26.76	2.44	11.1	0.993	1.02	0.975	0.996	开普勒-1997 b
50	9839821.2	K02012.02	180.93	2.37	12.0	0.999	0.97	0.917	0.996	开普勒-1052 c
51	9896018.2	K02579.02	3.60	1.72	12.8	1.000	1.00	0.964	0.999	开普勒-1859 c
52	10055126.3	K01608.03	232.05	2.07	12.5	1.000	1.12	0.909	0.999	开普勒-311 d
53	10141900.1	K01082.01	6.50	1.97	15.9	1.000	0.91	0.991	1.000	开普勒-763 d
54	10141900.3	K01082.02	4.10	1.64	11.0	1.000	0.91	0.988	1.000	开普勒-763 c
55	10189546.1	K00427.01	24.61	4.55	53.9	1.000	1.15	0.969	1.000	开普勒-549 d
56	10265898.2	K00732.03	5.25	1.52	10.6	1.000	1.01	0.749	0.995	开普勒-656 c
57	10350571.1	K01175.02	17.16	1.77	13.0	1.000	1.01	0.996	1.000	开普勒-784 c
58	10387742.1	K02583.01	3.03	0.69	12.9	1.000	1.01	0.968	0.996	开普勒-1998 b
59	10460984.3	K00474.03	94.89	4.00	19.5	1.000	1.10	0.976	1.000	开普勒-164 e
60	10843431.1	K07378.01	8.74	3.55	12.1	1.000	1.00	0.884	0.991	开普勒-1999 b
61	10973664.2	K00601.02	11.68	4.38	43.0	1.000	1.03	0.943	1.000	开普勒-618 d
62	11122894.2	K01426.03	150.02	7.12	92.4	1.000	0.94	0.754	0.997	开普勒-297 d
63	11450414.3	K01992.03	85.52	2.63	11.2	1.000	1.02	0.947	1.000	开普勒-347 d
64	11618601.2	K03022.02	5.05	1.59	10.6	0.999	1.05	0.879	0.994	开普勒-1894 c
65	11752906.1	K00253.01	6.38	3.32	55.2	1.000	1.01	0.980	0.996	开普勒-2000 b
66	11752906.2	K00253.02	20.62	2.20	12.3	1.000	1.01	0.989	0.997	Kepler-2000 c
67	11810124.2	K03344.01	11.60	2.24	11.7	1.000	1.14	0.989	1.000	Kepler-1471 c
68	12061969.1	K02061.01	14.09	4.08	15.9	1.000	0.94	0.930	0.994	Kepler-2001 c
69	12061969.2	K02061.02	1.09	1.19	10.5	1.000	0.94	0.973	0.996	Kepler-2001 b

• 假警报：鉴于多重性增强对行星和假阳性有效，它可能会提高同时存在多颗行星和未知开普勒关注目标的情景中假警报的评分。带标签的开普勒感兴趣天体中没有这类示例，但正如我们在第 5.5节所讨论的，未知天体 K00408.05 的多重性评分为 > 0.99，且“非凌星特征标记”已开启。它也是一个多事件统计量为 < 10.5 的开普勒关注目标。因此，我们的否决条件（例如多事件统计量 > 10.5 以及开普勒关注目标假阳性标记）也有助于处理此类情况。

为了深入了解验证此类观测的可能性，我们想指出，ExoMiner V1.2 对 NTP 实例的判定非常准确。在开普勒数据的 24474 个 NTP 中，只有五个的 ExoMiner评分> 0.5。因此，NTP 集合的召回率达到 99.98%。对于 KOI 表中的假警报目标，其判定也非常准确。在假阳性概率表中，Bryson 等人(2015) 列出了总计 302 个假警报，其中 ExoMiner V1.2 仅为其中两个给出了评分> 0.5：K03226.01 的评分为 0.84，K02768.03 的评分为 0.97；两者所在系统都只有一个 KOI （请注意，在 Q1-Q17 DR25 中，K02768 只有一个 KOI）。有趣的是，K02768.03 是一颗凌星行星，已在 Q1-Q16 中得到确认，却被错误地标记为假警报。

根据开普勒假阳性工作组对 Q1-Q16 数据的处理结果，KOI 3226.01 被判定为假警报（FA）。根据这些数据，该 KOI 违反了 FA 判据，因为其在与凌星信号相同的周期内出现了较大的振荡，且振荡形状与凌星信号相似 Bryson 等人(2015）。然而，在最终的 DR25 数据处理中，这些振荡有所减弱，因此不再违反假警报判据。因此，我们认为该 KOI 并非一个明确的案例。

总体而言，要使一个已验证的假阳性（FA）开普勒关注目标（KOI）成立，需要满足以下三个条件：1）ExoMinerV1.2 对该假阳性（FA）给出较高的评分；正如上文所述，这种情况极为罕见；2）该假阳性（FA）开普勒关注目标应位于一个系统中，且该系统拥有足够多的其他行星，从而能够通过多重性增强框架将其评分提升至 0.99 的验证阈值；3）它还需要通过第 5.3 节和 5.4节中所述的否决检验和稳定性条件。虽然假阳性同时满足所有这些条件是有可能的，但这种情况不太可能发生。

• 应用于凌日系外行星巡天卫星：在考虑凌日系外行星巡天卫星的系外行星结果时，这种方法同样大有裨益。虽然凌日系外行星巡天卫星的像素尺度按面积计算比开普勒大 ~ 25 倍（边长分别为21”与4”），但在凌日系外行星巡天卫星数据和开普勒数据中，背景混合源的平均影响大致相当。这是因为凌日系外行星巡天卫星的系外行星目标天体的星等比开普勒的目标天体 ~ 5 亮 ~ 32 个星等，这意味着在星等差相当的情况下，背景恒星数量少 ~ 32 倍。当然，在高拥挤区域（例如银道面或银核），或者对于星等暗于Tmag$\sim$11的恒星，这一平均估计并不成立；在这些情景下获得的结果需要进行更仔细的检查，并关注其他能够提供背景污染信息的测试，例如质心和差分图像分析。

7. 结论

我们提出了一种新的多重性增强框架，可应用于任何现有的凌星信号分类器，以提升其性能。该框架无需对现有分类器进行重新训练或重新设计，只需利用多重性信息处理给定分类器的输出分数，即可提升其性能。我们将该框架应用于多个最先进的凌星信号分类器，证明多重性信息能够提升它们的性能。此外，我们还将该框架应用于改进版 ExoMiner，并为拥有多个候选行星的系统验证了69颗新的系外行星。

致谢

谨以此项工作献给伊朗的“女性、生命、自由”运动。我们希望以象征性的方式，将四颗新近验证的系外行星 K01358.01、K01358.02、K01358.03 和 K01358.04 分别命名为 Zan、Zendegi、Azadi[6],和 Iran。

Hamed Valizadegan 和 Miguel Martinho 获得 NASA NAMS 合同 NNA16BD14C、凌日系外行星巡天卫星 GI 第4周期合同 80NSSC22K0184，以及 NASA ROSES XRP 提案 22-XRP22 2-0173 的支持。Douglas Caldwell 和 Joseph Twicken 获得 NASA合作协议 80NSSC21M0079 的支持。我们感谢许多直接或间接为本研究作出贡献的人士。本文使用了开普勒任务收集的数据，这些数据取自太空望远镜科学研究所（STScI）的 MAST数据档案。开普勒任务的经费由美国国家航空航天局科学任务理事会提供。美国国家航空航天局高级计算（HEC）计划通过艾姆斯研究中心美国国家航空航天局高级超级计算（NAS）部门提供资源，支持本研究，包括生成开普勒SOC数据产品以及训练我们的深度学习模型 ExoMiner V1.2。本研究使用了系外行星后续观测计划（ExoFOP；DOI:

[6]分别是波斯语中“女性”“生命”和“自由”的词语。

表14。 具有增强的 ExoMiner V1.2评分 >0.99、RUWE <1.2 和位置概率 >0.99 的低 MES KOI（多事件统计量<10.5）列表。此列表按多事件统计量值排序。

编号	TCE KIC	KOI 名称	周期（天）	半径（地球半径）	MES	可能性	RUWE	ExoMiner V1.2	多重性评分
1	4860678.2	K01602.02	3.03	1.83	10.4	1.000	0.94	0.960	0.997
2	6209677.2	K01750.02	2.54	1.01	10.3	1.000	1.08	0.854	0.992
3	10717241.2	K00430.02	9.34	0.98	10.2	1.000	1.05	0.831	0.990
4	5903749.1	K03029.01	18.98	2.49	10.2	1.000	-1.00	0.996	0.997
5	4164922.2	K03864.02	18.26	1.07	10.2	1.000	1.04	0.999	0.998
6	7449554.2	K02357.02	15.90	4.82	10.2	1.000	1.11	0.994	0.997
7	3230805.1	K03068.01	3.92	1.00	10.2	1.000	0.94	0.986	0.997
8	7692093.1	K03337.01	11.17	1.66	10.2	1.000	1.02	0.997	0.997
9	8874090.2	K01404.02	18.91	1.19	10.1	1.000	1.06	0.997	0.998
10	9002538.2	K03196.02	6.88	0.81	10.1	1.000	0.95	0.996	0.997
11	8760040.2	K02963.02	7.35	1.54	10.1	1.000	1.07	0.991	0.998
12	9489524.4	K02029.04	4.79	0.78	9.9	1.000	1.08	0.998	1.000
13	5511659.1	K04541.01	8.53	2.84	9.9	1.000	0.94	0.987	0.997
14	8644365.2	K03384.01	10.55	1.30	9.9	1.000	1.08	0.889	0.994
15	9836563.1	K04421.01	4.73	0.73	9.8	1.000	0.96	0.883	0.991
16	5621333.2	K03341.02	11.55	1.66	9.8	1.000	1.04	0.950	0.995
17	6436505.1	K06707.01	43.54	1.82	9.8	1.000	1.02	0.993	0.997
18	6871071.4	K02220.04	7.66	1.83	9.8	1.000	0.94	0.998	1.000
19	9093086.1	K06191.01	9.70	1.67	9.7	1.000	0.99	0.953	0.995
20	4472818.2	K03878.02	15.36	1.20	9.7	1.000	0.89	0.889	0.994
21	7289317.2	K02450.02	7.19	1.32	9.7	1.000	0.96	0.996	0.998
22	4645174.2	K03437.02	34.75	2.53	9.6	1.000	1.04	0.962	0.997
23	7825899.3	K00896.03	28.87	1.70	9.6	1.000	0.92	0.994	1.000
24	6705026.2	K03374.02	34.11	2.09	9.5	1.000	1.03	0.895	0.995
25	7289338.1	K03420.02	12.50	2.73	9.5	1.000	0.94	0.990	0.997
26	4770617.3	K02243.03	31.45	3.42	9.4	1.000	0.99	0.787	0.998
27	9967009.1	K03462.01	12.43	2.01	9.4	1.000	0.98	0.938	0.994
28	8168187.2	K02209.02	35.50	2.10	9.4	1.000	1.03	0.886	0.994
29	2854181.2	K02232.02	12.84	1.95	9.3	1.000	0.97	0.989	0.998
30	9896018.3	K02579.03	10.30	1.86	9.3	1.000	1.00	0.996	1.000
31	5003670.2	K04524.02	4.53	1.23	9.3	1.000	0.86	0.887	0.999
32	11968463.4	K02433.04	27.90	2.11	9.2	0.999	0.94	0.982	1.000
33	7106173.1	K03083.01	10.18	0.92	9.2	1.000	0.98	0.871	0.998
34	12256520.2	K02264.02	7.25	1.15	9.2	1.000	0.87	0.857	0.992
35	5769810.1	K04913.02	8.97	3.39	9.2	0.999	1.12	0.900	0.992
36	6508221.3	K00416.03	9.75	1.54	9.2	1.000	0.95	0.792	0.998
37	11918099.2	K00780.02	7.24	1.81	9.2	1.000	0.96	0.979	0.998
38	4735826.2	K03184.03	4.02	0.67	9.1	1.000	0.90	0.974	0.996
39	9655711.1	K06209.01	12.71	2.29	9.1	1.000	0.97	0.942	0.995
40	7285757.2	K03271.02	7.42	1.26	9.0	1.000	1.01	0.992	0.997
41	5177859.2	K04246.02	8.76	1.36	9.0	1.000	1.10	0.985	0.998
42	1432789.2	K00992.02	4.58	1.64	8.9	1.000	1.00	0.903	0.995
43	10290666.2	K00332.02	6.87	0.88	8.8	1.000	1.14	0.977	0.998
44	4157325.4	K01860.04	24.84	1.57	8.8	1.000	0.95	0.575	0.997
45	6543893.3	K01627.03	3.81	3.28	8.8	1.000	1.03	0.811	0.998
46	7047922.2	K01899.02	10.52	1.19	8.7	1.000	1.13	0.947	0.997
47	10000941.2	K04146.02	2.57	0.69	8.7	1.000	1.07	0.942	0.997
48	1996180.2	K02534.02	5.42	1.35	8.7	1.000	1.07	0.866	0.993
49	7107802.2	K02420.02	5.47	1.19	8.6	1.000	1.05	0.979	0.998
50	5903749.2	K03029.02	6.35	1.42	8.6	1.000	-1.00	0.916	0.993
51	9100953.3	K04500.03	14.75	2.01	8.6	1.000	1.03	0.953	0.999
52	12266636.2	K01522.02	12.65	1.14	8.5	1.000	0.98	0.914	0.996
53	7663405.2	K01519.02	57.13	1.93	8.5	1.000	1.02	0.975	0.998
54	9872283.2	K01815.02	1.75	1.56	8.4	1.000	1.10	0.844	0.991
55	7512982.2	K01480.02	7.00	1.47	8.4	1.000	0.99	0.975	0.998
56	6276791.2	K04477.01	5.30	1.28	8.4	1.000	1.04	0.872	0.993
57	8613535.4	K02263.03	15.59	1.15	8.4	1.000	0.98	0.740	0.997
58	9602613.2	K02612.02	7.57	0.61	8.3	1.000	0.96	0.895	0.992
59	7021681.2	K00255.02	13.60	0.79	8.3	1.000	1.03	0.965	0.999
60	10265898.3	K00732.02	3.30	1.44	8.2	1.000	1.01	0.966	0.999
61	3645438.3	K04385.03	17.37	1.83	8.2	1.000	1.05	0.827	0.999
62	7289338.2	K03420.01	5.77	2.10	8.2	1.000	0.94	0.950	0.995
63	6221385.3	K06145.03	7.31	2.41	8.2	1.000	1.08	0.947	1.000
64	8216763.1	K04838.01	13.30	0.95	8.1	1.000	1.00	0.808	0.996
65	7673841.3	K02585.03	7.88	0.90	8.1	1.000	0.94	0.824	0.999
66	8216763.2	K04838.03	24.07	0.97	8.1	1.000	1.00	0.961	0.999
67	6103377.2	K03004.02	7.04	2.81	8.1	1.000	1.06	0.974	0.997
68	5531953.3	K01681.04	21.91	1.05	8.0	1.000	-1.00	0.919	1.000
69	5351250.5	K00408.05	93.80	2.48	7.9	1.000	1.01	0.576	1.000
70	8226050.2	K01910.02	18.38	1.36	7.8	1.000	1.02	0.874	0.993
71	5602588.2	K02369.03	7.23	1.55	7.7	1.000	0.96	0.948	0.997
72	6716545.2	K02906.03	21.94	1.37	7.7	1.000	1.05	0.908	0.999
73	7765528.2	K01840.02	9.39	1.94	7.7	1.000	0.96	0.875	0.993
74	10141900.4	K01082.04	9.66	1.77	7.7	1.000	0.91	0.559	0.994
75	5531953.4	K01681.03	3.53	0.88	7.6	1.000	-1.00	0.977	1.000
76	10028792.4	K01574.04	8.98	1.84	7.4	1.000	0.90	0.896	1.000
77	11968463.6	K02433.07	86.43	2.98	7.2	1.000	0.94	0.901	1.000

表 15. 未通过位置概率或 RUWE 测试、但 ExoMiner V1.2 评分 > 0.99 有所提升的开普勒感兴趣天体列表。此列表按位置概率排序。

编号	TCE KIC	KOI 名称	周期（天）	半径（地球半径）	MES	位置概率	RUWE	ExoMiner V1.2	多重性评分
1	10662202.3	K00750.03	14.52	1.55	7.5	1.000	1.36	0.914	0.999
2	10397751.3	K02859.05	5.43	0.76	9.4	1.000	1.65	0.949	1.000
3	10397751.4	K02859.04	2.91	0.53	8.6	1.000	1.65	0.988	1.000
4	8280511.4	K01151.04	17.45	0.87	8.4	1.000	2.01	0.948	1.000
5	8280511.5	K01151.05	21.72	0.92	7.8	1.000	2.01	0.871	1.000
6	10875007.2	K04149.02	14.71	1.68	10.6	1.000	2.05	0.916	0.993
7	8261920.1	K02174.01	6.69	2.66	17.9	1.000	2.82	0.975	1.000
8	5956656.2	K01053.02	46.25	2.48	8.8	1.000	3.33	0.984	0.998
9	5856571.2	K01839.02	80.41	4.41	12.9	1.000	3.85	0.929	0.996
10	3529290.1	K03340.02	13.73	1.08	11.4	1.000	4.09	0.919	0.993
11	5629353.1	K06132.01	33.32	13.31	59.2	1.000	4.39	0.787	0.997
12	5542466.3	K01590.03	4.75	1.63	9.6	1.000	5.07	0.988	1.000
13	4832837.2	K00605.02	5.07	0.73	9.5	1.000	10.81	0.973	0.997
14	4736569.2	K01996.02	7.07	1.09	9.1	1.000	10.88	0.969	0.997
15	11566064.1	K00353.01	152.11	11.67	82.5	1.000	1.42	0.833	0.998
16	5384713.1	K03444.02	60.33	5.25	59.2	1.000	1.95	0.959	1.000
17	11125797.1	K03371.01	58.13	1.55	10.8	1.000	2.90	0.964	0.997
18	9413156.1	K04700.01	3.83	1.32	9.3	0.981	0.90	0.903	0.992
19	4385148.1	K02942.01	13.84	2.40	14.5	0.975	0.92	0.982	0.998
20	5031857.2	K01573.02	7.14	1.31	13.6	0.974	1.08	0.954	0.997
21	5080636.2	K01843.02	6.36	0.69	9.9	0.962	1.19	0.851	0.992
22	7100673.5	K04032.05	7.24	0.88	9.0	0.961	1.19	0.986	1.000
23	8581240.1	K03111.01	10.77	1.05	11.9	0.959	1.07	0.990	0.997
24	4466677.2	K01338.02	42.04	1.73	12.1	0.950	0.96	0.934	0.999
25	4478168.2	K00626.02	8.03	1.13	9.9	0.941	0.90	0.985	0.998
26	10028792.3	K01574.03	5.83	1.79	9.3	0.940	0.90	0.750	0.999
27	9002538.1	K03196.01	4.96	0.71	11.0	0.938	0.95	0.967	0.996
28	6026737.1	K02949.01	10.17	1.15	10.0	0.925	0.89	0.997	0.997
29	10122538.5	K02926.05	75.73	3.55	11.4	0.917	1.06	0.356	0.997
30	7449554.1	K02357.01	2.42	2.64	17.8	0.908	1.11	0.985	0.997
31	5003670.3	K04524.03	3.34	1.08	8.4	0.887	0.86	0.833	0.998
32	5621333.1	K03341.01	27.10	2.30	14.7	0.865	1.04	0.994	0.997
33	7256914.2	K04136.02	4.03	1.20	11.3	0.856	1.02	0.971	0.996
34	4851530.1	K01884.01	23.08	2.07	17.6	0.846	1.21	0.969	0.996
35	4548011.2	K04288.02	9.09	0.92	10.0	0.839	1.08	0.813	0.998
36	7375348.2	K00266.02	47.74	1.79	14.1	0.795	0.93	0.991	0.998
37	12785320.2	K00298.02	57.38	1.70	17.4	0.794	0.98	0.994	0.998
38	5211199.2	K02158.02	6.68	2.12	10.1	0.777	0.98	0.996	0.998
39	11253711.1	K01972.01	17.79	3.48	31.7	0.749	6.49	0.949	0.997
40	6527078.1	K04657.01	7.58	0.64	10.2	0.740	0.92	0.985	0.997
41	5972334.3	K00191.03	0.71	1.26	21.1	0.740	0.91	0.899	1.000
42	7673192.5	K02722.05	16.53	1.24	7.8	0.710	1.05	0.984	1.000
43	5384713.2	K03444.03	2.64	0.64	11.4	0.653	1.95	0.973	1.000
44	11135694.1	K04896.02	49.54	1.84	9.3	0.643	1.04	0.983	0.996
45	6467363.1	K02840.01	3.68	0.90	15.4	0.621	1.03	0.992	0.997
46	10471621.1	K02554.02	10.27	1.07	13.8	0.618	-1.00	0.992	0.997
47	5384713.3	K03444.01	12.67	0.84	10.1	0.614	1.95	0.994	1.000
48	10397751.5	K02859.03	4.29	0.61	7.4	0.589	1.65	0.557	0.999
49	8838950.1	K02421.01	2.27	0.62	13.1	0.585	3.57	0.892	0.991
50	11030475.2	K02248.03	0.76	1.26	16.8	0.579	-1.00	0.921	0.999
51	6268648.4	K01613.03	20.61	0.95	8.1	0.540	45.45	0.810	0.997
52	5531953.1	K01681.01	6.94	1.18	18.4	0.540	-1.00	0.997	1.000
53	6527078.2	K04657.02	10.43	0.74	8.9	0.520	0.92	0.969	0.996
54	4770174.1	K02971.01	6.10	1.58	14.3	0.514	1.04	0.948	0.995
55	4851530.2	K01884.02	4.78	1.89	14.3	0.461	1.21	0.987	0.997
56	11967788.2	K04021.02	4.93	1.42	14.0	0.416	20.55	0.987	0.997
57	10875007.1	K04149.01	9.55	1.72	13.9	0.350	2.05	0.988	0.997
58	8008067.3	K00316.03	7.31	2.18	33.3	0.268	1.07	0.739	0.997
59	5542466.1	K01590.01	12.89	2.36	18.7	0.099	5.07	0.980	1.000

10.26134/ExoFOP5）网站，该网站由……运营。

加利福尼亚理工学院，根据与美国国家航空航天局签订的合同，参与系外行星探索计划。

参考文献

Ansdell, M., Ioannou, Y., Osborn, H. P. 等，2018，《天体物理学杂志》，869，L7，doi：10.3847/2041-8213/aaf23bArmstrong, D. J., Gamper, J. 和 Damoulas, T. 2020，利用机器学习验证系外行星：50颗新验证的开普勒行星。https://arxiv.org/abs/2008.10516Armstrong, D. J., Pollacco, D. 和 Santerne, A. 2016，《皇家天文学会月刊》，465，2634，doi：10.1093/mnras/stw2881Berger, T. A., Huber, D., Gaidos, E. 和 van Saders, J. L. 2018，《天体物理学杂志》，866，99，doi：10.3847/1538-4357/aada83Bishop, C. M. 2006，《模式识别与机器学习》（信息科学与统计学）（柏林、海德堡：施普林格出版社）Borucki, W. J., Koch, D., Basri, G. 等，2010，《科学》，327，977。Brown, T. M., Latham, D. W., Everett, M. E. 和 Esquerdo, G. A. 2011，《天文学杂志》，142，112，doi：10.1088/0004-6256/142/4/112Bryson, S. T. 和 Morton, Timothy, D. 2017，行星可靠性指标：第25次数据发布的天体物理位置概率，《开普勒科学文档》KSCI-19108-001，编号16。由 Michael R. Haas 和 Natalie Batalha 编辑。Bryson, S. T., Jenkins, J. M., Gilliland, R. L. 等，2013，《太平洋天文学会刊》，125，889–923，doi：10.1086/671767Bryson, S. T., Abdul-Masih, M., Batalha, N. 等，2015，KSCI-19093-003。Bryson, S. T., Batalha, N. M., Colon, K. D. 等，2017，《开普勒认证假阳性表》，技术报告。Christiansen, J. 2022，载于专题会议10：小型望远镜与大型巡天在太阳系及系外行星天体研究中的协同作用；该专题会议于大韩民国釜山举行的国际天文学联合会第31届大会期间召开。Christiansen, J. L., Jenkins, J. M., Caldwell, D. A. 等，2012，《太平洋天文学会刊》，124，1279，doi：10.1086/668847Coughlin, J. L. 2017，KSCI-19114-001。Coughlin, J. L., Mullally, F., Thompson, S. E. 等，2016，《天体物理学杂志增刊系列》，224，12，doi：10.3847/0067-0049/224/1/12

Cox, D. R. 1958，《英国皇家统计学会杂志》B辑（方法学），20，215。http://www.jstor.org/stable/2983890D´ıaz, R. F., Damiani, C., Deleuil, M., 等。2013，A&A，551，L9，doi：10.1051/0004-6361/201321124D´ıaz, R. F., Montagnier, G., Leconte, J., 等。2014，A&A，572，A109，doi：10.1051/0004-6361/201424406Dietrich, J., & Apai, D. 2020，《天文学杂志》，160，107，doi：10.3847/1538-3881/aba61dFabrycky, D. C., Lissauer, J. J., Ragozzine, D., 等。2014，《天体物理学杂志》，790，146，doi：10.1088/0004-637X/790/2/146Huber, D., Silva Aguirre, V., Matthews, J. M., 等。2014，ApJS，211，2，doi：10.1088/0067-0049/211/1/2Jenkins, J. M. 2020，KSCI-19081-003 Jenkins, J. M., McCauliff, S., Burke, C., 等。2014，载于《太阳系外宜居行星的形成、探测与表征》，N. Haghighipour 编，第293卷，94–99，doi：10.1017/S1743921313012611Jontof-Hutter, D., Wolfgang, A., Ford, E. B., 等。2021，《天文学杂志》，161，246，doi：10.3847/1538-3881/abd93fLatham, D. W., Rowe, J. F., Quinn, S. N., 等。2011，《天体物理学杂志快报》，732，L24，doi：10.1088/2041-8205/732/2/L24Lindegren,L., Klioner, S.A., Hern´andez, J., 等。2021，《天文学与天体物理学》，649，A2，doi：10.1051/0004-6361/202039709Lissauer, J. J., Marcy, G. W., Rowe, J. F., 等。2012，《天体物理学杂志》，750，112，doi：10.1088/0004-637x/750/2/112Lissauer, J. J., Marcy, G. W., Bryson, S. T., 等。2014，《天体物理学杂志》，784，44，doi：10.1088/0004-637x/784/1/44Masuda, K., & Tamayo, D. 2020，《天文学杂志》，160，224，doi：10.3847/1538-3881/abb8cdMcCauliff, S. D., Jenkins, J. M., Catanzarite, J., 等。2015，《天体物理学杂志》，806，6，doi：10.1088/0004-637x/806/1/6Morton, T. D. 2012，《天体物理学杂志》，761，6，doi：10.1088/0004-637x/761/1/6Morton, T. D., Bryson, S. T., Coughlin, J. L., 等。2016，《天体物理学杂志》，822，86，doi：10.3847/0004-637x/822/2/86

Niraula, P., Shporer, A., Wong, I., & de Wit, J. 2022, 《天文学杂志》, 163, 172, doi: 10.3847/1538-3881/ac4f64Rowe, J. F., Bryson, S. T.,Marcy, G. W., 等。2014, 《天体物理学杂志》, 784, 45, doi: 10.1088/0004-637x/784/1/45Shallue, C. J., & Vanderburg, A. 2018, 《天文学杂志》, 155, 94 Thompson, S. E., Coughlin, J. L., Hoffman, K., 等。2018, 《天体物理学杂志》增刊系列, 235, 38, doi: 10.3847/1538-4365/aab4f9

Twicken, J. D., Jenkins, J. M., Seader, S.E., 等, 2016, 《天文学杂志》, 152, 158; Twicken, J. D., Catanzarite, J. H., Clarke, B. D., 等, 2018, 《太平洋天文学会出版物》, 130, 064502, doi: 10.1088/1538-3873/aab694Valizadegan, H., Martinho, M. J. S., Wilkens,L. S., 等, 2022, 《天体物理学杂志》, 926, 120, doi: 10.3847/1538-4357/ac4399Vapnik, V. N. 1998, 《统计学习理论》（Wiley-Interscience）。 https://www.wiley.com/en-us/ 统计+学习+理论-p-9780471030034Vissapragada, S., Jontof-Hutter, D., Shporer, A., 等, 2020, 《天文学杂志》, 159, 108, doi: 10.3847/1538-3881/ab65c8