

计算机视觉在天文与天体物理中的应用： 利用K-L图像处理算法与高通滤波探测系外行星

天文学系

刘 青

李扬洋

物理学系

李天择

摘 要

计算机视觉在天体物理领域的运用越来越广泛，特别是在最近成为热点问题的系外行星探测的领域。系外行星由于靠近十分明亮的恒星，其成像效果往往难以直接运用在科学研究中。而计算机视觉的相关知识和算法可以帮助我们实现高分辨率的天文图像的处理与分析，因此我们希望通过在主成份分析的方法上，重现Karhunen-Loève特征图像的方法，以及对图像进行特殊滤波的方法，在强光背景中抽取系外行星的微暗信号。数据集来自欧洲南方天文台Gemini望远镜与美国Hubble太空望远镜拍摄的图像。

1. 背景与研究现状

图像数据是现代天文观测的主要产出与重要研究手段之一，随着图像处理方法的不断更新发展与多学科间的积极交叉，计算机视觉在天文与天体物理学中的应用日趋广泛，例如：Hirsch等人[1]提出利用退卷积方法减少大气湍动对图像质量的影响，能够实时而有效地提升地面望远镜观测结果的数据质量；Lang等人[2]提出一种自动提取并识别图像所在天区中的天体目标（恒星、星系）的方法，其算法与软件已在领域内得到普遍认可与应用；Huertas-Company等人[3]用深度卷积神经网络（CNN）对CANDELS（Cosmic Assembly Near-infrared Deep Extragalactic Legacy Survey）场巡天图像中的遥远星系进行仿人眼自动分类等。

在系外行星探测领域，现有的探测手段包括凌星法、视向速度法、微引力透镜法与直接成像法等。其中直接成像法（Direct Imaging）通过借助地基或太空光学望远镜，对遥远恒星的邻域直接进行成像来探测系外行星候选体。这一方法能帮助我们探测年轻（ <300 Myr）、大质量（ >2 个木星质量）、距离母恒星较远（ >5 个天文单位）的行星，而其他方法如凌星法、视向速度法主要探测年老、距离母恒星较近的行星，因而能形成方法上的互补，为后续研究如系外行星统计性质等的研究样本增添完备性。

然而直接成像方法十分具有挑战性，其面临种种难题：一方面系外行星自身的辐射强度与恒星的辐射强度相比极为微弱，两者相差约为十个数量级；另一方面，恒星的星光经过仪器内部会发生显著的衍射效应，产生与行星信号类似的衍射斑纹（speckle）噪声；同时对于地基望远镜还有来自大气湍流扰动的影响。

近五年来，得益于观测技术的大幅改进与多种计算机图像处理算法的引入，直接成像方法取得了很大程度的进展。目前的研究做法是：观测上利用自适应光学（AO）技术与星冕镜（Coronagraph）设备来消除大气抖动与恒星中心信号过强的问题，再引入后续的图像处理方法来提取系外行星候选体的信号。近年来提出的一些图像处理的方法包括：Sommer等人[4]提出的基于Karhunen-Loève变换[5][6]的PCA方法，Marois等人[7]提出的图像旋转差分（ADI）方法，Crepp等人[8]提出的高通滤波（High-pass filter）与自动图像加权叠加（LOCI）的方法等等。

本项目尝试通过Karhunen-Loève变换（以下简称K-L变换）与高通滤波两种方法提取恒星中心部分图像中暗弱的系外行星信号。实验数据来自Gemini地基望远镜GPI（Gemini Planet Imager）项目与哈勃太空望远镜（HST）搭载星冕镜分别对绘架座 β （Beta Pic）与HR8799两颗恒星的观测结果。

2. 研究方法

2.1 K-L 变换

K-L变换方法由Sommer等人[4]在2012年提出，其基本原理是利用一系列参考图像库（referenced library）来估计并重构中央恒星的点扩散函数（PSF），通过与目标图像作减法运算来提取系外行星候选体信号，属于一种PCA方法。参考图像库由计算机理论模拟或观测得到，包含了不同的恒星类型与各种特定仪器可能产生的衍射斑纹。由于所构造的图像库中所有参考图像都不存在系外行星，即：信号成分与其正交，因而来自系外行星的信号会在减法结果中得以保留。

实验的原理与基本步骤如下：

1) 将目标图像 $T(n)$ 减去均值并归一化，使其均值为0并与参考图像具有相同标准差；

2) 记参考图像库为 R_K ，由其协方差矩阵的特征向量 e_K 计算 R_K 的K-L变换主成分，并将其按本征值 Λ_K 由大到小排列（ ψ 表示观测参数，如：时间、波长、角度、恒星类型）：

$$Z_K^{KL}(n) = \frac{1}{\sqrt{\Lambda_K}} \sum_{p=1}^K e_K(\psi_p) R_p(n)$$

HST 提供的数据包中已包含本征图像；

3) 截取其中前M个主成分拉伸作为基向量，将目标图像投影至此M个基向量，并将本征图像按投影系数加权叠加，从而得到恒星PSF的最佳估计：

$$\widetilde{I}_{\psi_0}(n) = \sum_{k=1}^M \langle T, Z_k^{KL} \rangle Z_k^{KL}(n)$$

4) 将目标图像减去重构的恒星PSF，即得到处理后的图像结果：

$$F(n) = T(n) - \widetilde{I}_{\psi_0}(n)$$

5) 最后对图像结果 $F(n)$ 按不同观测时间叠加并取中值以提高信噪比。

2.2 高通滤波

高通滤波的方法基于如下原理：1) 恒星的外围光晕在图像中呈连续分布，相当于频谱中的低频成分，而点源与衍射斑纹占据了图像中的高频成分；2) 根据光学中的衍射理论，衍射斑纹随着观测波长的变化会发生迳向移动（表现为向外“扩张”）。因此我们采用高通滤波的方法可以剔除图像中的恒星残余成分，并通过检查得到的信号是否随观测波长变化存在明显迳向位移来排除留下的衍射斑纹。

实验的基本步骤如下：

1) 将 GPI 原始数据读取为一个四维数据体（时间×波长×图像长×图像宽）

2) 对每个观测时刻、每个观测波段的每幅图像进行高通滤波，可以使用的方法包括：Fourier 窗型滤波、Fourier 连续滤波（一次、二次、Gauss）、Laplace 算子、Sobel 算子等。

3) 叠加不同时间的处理结果取中值提高信噪比

4) 在此基础上尝试对图像做一次先侵蚀后膨胀（即开运算）来消除细小噪声、平滑边界，由于系外行星有其自身PSF，在这一步理论上不会抹去其信号。

5) 比较两个不同波段的图像结果，检查信号是否迳向位移：若是，说明信号来自仪器衍射斑纹予以排除；若否，表明信号来自系外行星。

2.3 Forward Modeling

在搜索到可能来自系外行星候选体信号后，我们可以通过 Sommer[4]和 Ruffio 等人[9]提出的 Forward Modeling 方法来进一步实现信噪比(SNR)的最大化。如果噪声是独立各项同性的分布的，就可以通过对模板的交叉相关模拟出噪声数据。在实际系外行星图像中，噪声是相关和各项异性的，这就要求对噪声进行扰动项的估计。在 Ruffio et al, 2017 中对图像实现 matched filter 的行星信号是通过二维高斯函数扰动后得到的行星的PSF，抽出信号相对恒星背景亮源的对比度，进而得到最终的信号以及整体信噪比图，能够增强信号的信噪比，有效降低背景的信号涨落。Forward Modeling 的原理参见图 1。

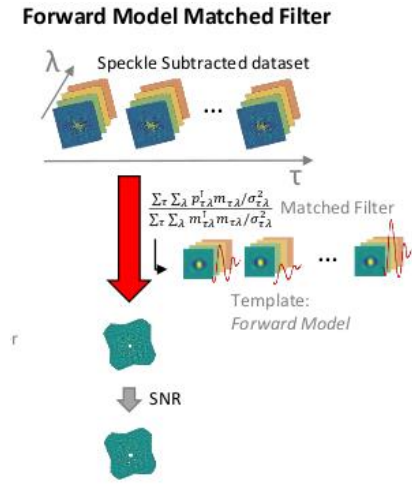


图1 Matched Filter Forward Modelling 原理

我们根据 Pueyo et al., 2016 中对于K-L特征向量的扰动量的一阶估计对每一幅特征图片进行了计算：

$$\frac{\Delta Z_k}{\epsilon} = - \left(\frac{v_k^T C_{AR} v_k}{2\mu_k} \right) z_k + \sum_{j=1, j \neq k}^{N_R} \left(\frac{\mu_j v_j^T C_{AR} v_k}{\mu_k \mu_k - \mu_j} \right) z_j + \frac{1}{\sqrt{\mu_k}} A^T v_k,$$

其中 $A = [a_1, a_2, \dots, a_{N_R}]^T$, $C_{AR} = AR^T + (AR^T)^T$, ΔZ_k 为每幅KL向量的扰动量, v_j 为 $C = RR^T$ 的特征值 (R 为参考图片所组成的 $N_R \times N_x \times N_y$ 矩阵), μ_j 为 $C = RR^T$ 的特征x向量。

从而 model exoplanet 的信号可以表示为：

$$m = a - Z_K^T Z_K a - (Z_K^T \Delta Z_K + (Z_K^T \Delta Z_K)^T) \frac{i}{\epsilon},$$

对于最终我们需要的强度图片，计算出 $Z_K = Z_K + \Delta Z_K$ ，再运用K-L处理的步骤就可得到经过 Forward Modeling 后的最终图像。

3. 实验结果

3.1 K-L 变换

实验的目标天体为哈勃望远镜 (HST) 所拍摄的恒星 HR8799 (图 2)。如图 2 所见, 恒星中心部分极为明亮, 可能的系外行星候选体位于图中橙色十字附近, 因而直接从此图像中提取系外行星是一件几乎不可能完成的任务, 故观测上采用星冕镜技术, 通过遮挡恒星最中心的部分来降低对比度。

加入 NICMOS 星冕镜拍摄的原始图像数据如图 4 (a) 所示, 尽管星冕镜大幅减弱了来自恒星的辐射, 图像中仍然有来自衍射效应的明显残留, 将系外行星的信号淹没其中。

经过 2.1 所述的处理步骤后, 处理结果如图 4 中所示, (b) (c) (d) 分别对应 30/50/90 个主成分的结果。可见恒星衍射的 PSF 被大幅抑制, 在结果图像中恒星的中间靠下处出现一个清晰可辨的点状信号 (即图中红圈), 即为可能的系外行星候选体。随着主成分个数逐渐增加信号逐渐变得明显, 但是主成分不应过多以避免出现人为过拟合。另外, 考虑到恒星与星芒 (即图 4(a) 中的十字) 附近仍有残余, 较为靠近恒星与星芒的点源可能是假信号、应当予以剔除, 而图 4 中圈出的点源信号距离恒星/星芒都有一定距离, 因而是一个可信度较大的系外行星候选体。

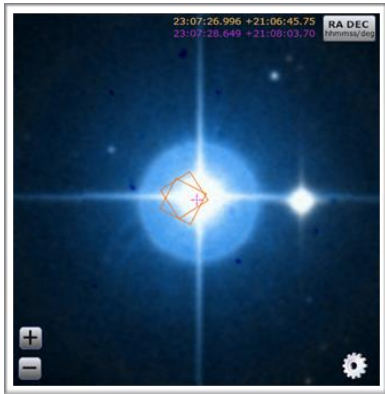


图 2 恒星 HR8799, 图像来自哈勃太空望远镜, NICMOS 数据视场仅为为中心一小部分

3.2 高通滤波

实验的目标天体为 Gemini 望远镜 GPI 项目所拍摄的恒星绘架座 β (Beta Pic, 见图 3)。Betapic 的原始数据形式为 37 个波段, 19 个观测时刻共 703 幅图像, 每个时刻在每个波段上对应一个 281×281 的矩阵, 并且原始数据存在遮挡。

原始图像如图 5(a) 所示, 从结果来看, 傅立叶滤波要优于其他滤波器, 而二次曲线的效果优于高斯与

一次曲线, 而傅里叶窗型滤波会造成图像中出现波纹状人为因素 (artifact)。滤波结果显示恒星外围光晕的连续部分已经得到很好扣除, 但还保有一部分噪点; 侵蚀运算后单个噪点得到剔除, 而来自系外行星的信号仍然保留; 再作一次膨胀运算后, 尽管图像有所失真, 但信号得以加强使之达到肉眼可见的级别 (图中绿圈)。图 5 (b) (c) (d) 分别显示了经过傅立叶高频二次滤波、滤波后作一次侵蚀、滤波后作一次开运算的结果。选取的波段是系外行星信号较强的甲烷波段 (Methane Band)。检查不同波段的结果发现, 由于存在明显的迳向迁移, 图中恒星外围其他一些信号来自残余的衍射斑纹 (图中蓝圈)。

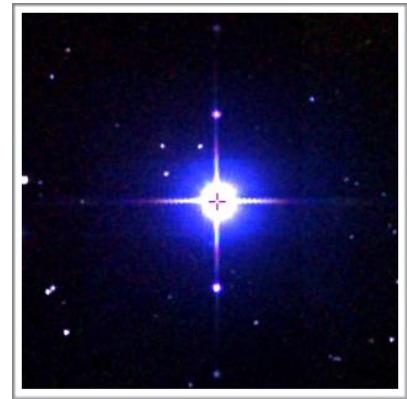


图 3 恒星 Beta Pic, 图像来自 2MASS 巡天, GPI 数据视场仅为为中心一小部分

3.3 Forward Modeling

Forward Modeling 对于最后系外行星信号的判断有建设性作用, 因为对于 Model 的选取依赖于整体图像包括信号之于恒星的对比度, 反应图像空间 (ρ, θ) 的性质, 噪声和信号的关系在图像空间中是完备描述。提取目标信号, 抑制噪声上应有良好表现。

我们的工作完成了对 Forward Modeling 算法的构建与代码编写 (KLFM.py)。然而由于构建信号扰动量时需要大量的参考图像 (每张目标图像需要大约 300 张图像的处理), 存储新生数据需要大量的内存空间, 同时高维矩阵运算使得处理速度减慢, 往往个人电脑难以承担相对完整的计算, 需要并行处理或者大型服务器的引入。例如, 在文献 [9] 中 38 张不同时间曝光的图像处理需要 32 个 2.3 GHz, 20 GB RAM 的计算机才能完成运算。

较为遗憾的是, 我们缺少足够的计算资源与计算时间, 因而无法对所编写的算法进行完整检验与改进, 在未来研究生阶段如有机会继续从事相关领域的科研工作, 我们也许可以进行进一步的尝试与实现。

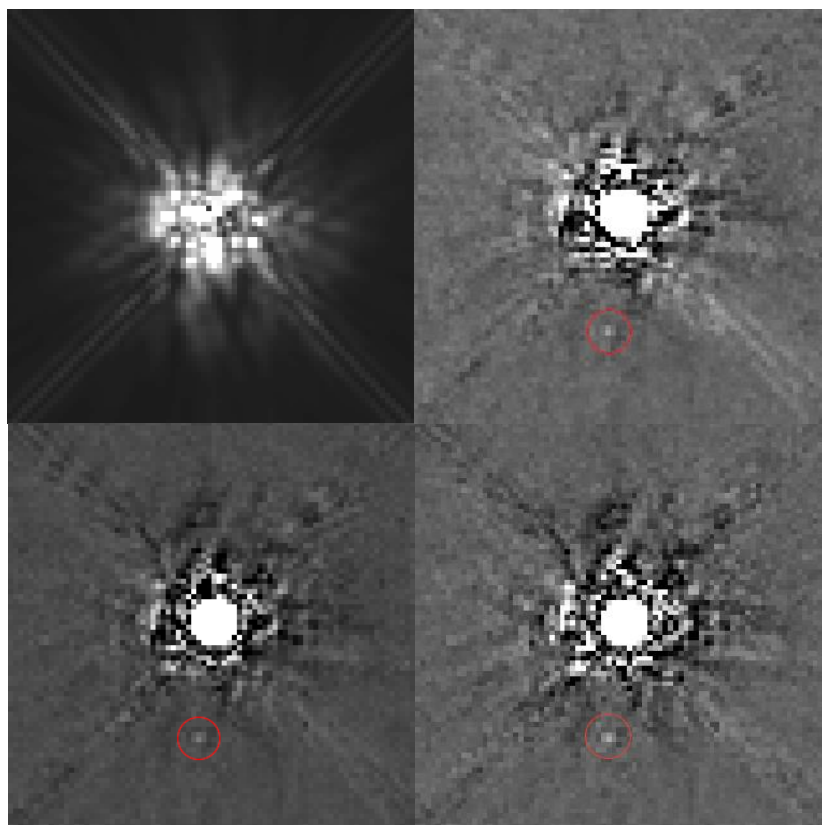


图 4 (a): HR8799 的 HST-NICMOS 原始图像; (b) (c) (d): K-L 算法处理后的 HR 8799, 分别对应使用主成分个数 $M = 30, 50, 90$ 的结果

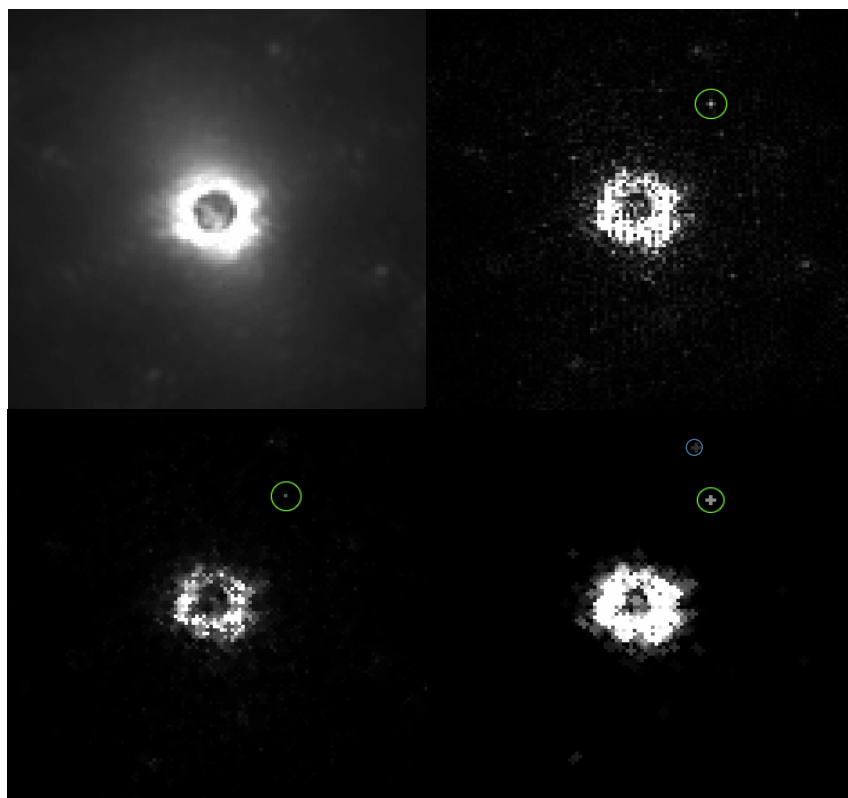


图 5 (a): Beta pic 的 GPI 原始图像; (b): 二次傅立叶高通滤波处理后的图像;
(c): 滤波后作侵蚀运算的图像; (d): 滤波后作开运算的图像

四. 总结

本项目通过K-L变换与高通滤波两种方法尝试从明亮的恒星图像中提取并识别暗弱的系外行星。两种方法都有着原理上易懂、操作上可行的优点。

我们的结果显示,恰当的图像处理算法能够一定程度上抑制并扣除恒星信号的残余成分,从而使距离恒星较远而明亮的一类系外行星的信号能够被很好地被提取出来,达到肉眼可见的级别。我们还将结果与已有的研究结果中的系外行星候选体位置信息进行了比较认证,我们所得到的信号位置与已有结果一致,确实是可能的系外行星候选体。

此外,本项目所有代码的实现与算法构建均来自第一手科学文献,而非参考借鉴或改写已有代码。

本项目仍存在的不足有:

1) 难以提取并识别距离恒星较近的系外行星候选体。这一不足是由直接成像法自身的缺陷引起的,恒星中心领域附近的候选体信号具有很大的不确定度,情形更为复杂而难以限定。

2) 在高通滤波部分,区分系外行星与残余衍射斑纹时,采用人眼识别其是否存在趋向迁移,这种做法欠缺一定程度的自动化与智能化。另外对HR8799的图像滤波结果做开运算会导致图像被基本单元“+”占据,使得信息量减少、引起图像失真。

3) Forward Modeling的方法还存在一些问题:

- 算法上:在K-L处理的基础上需要测出空间每一点的对比度关系,由于实际图片的信号与噪声关系复杂以及信号对点源的偏离会使得计算过程中一阶近似的效果有所偏差;

- 数据可靠性:由于要进行大量参考图片的特征值与特征向量的计算,计算中会出现奇异情况,需要更加高阶的近似进行矩阵运算的非奇异化。

- 数据冗余和计算资源:如前所述,此方法会占据大量内存空间与计算资源,难以在个人电脑上运行。

未来这一工作可能的改进有:

1) 尝试对Forward Modeling方法进行改进,如采用Bayesian Forward Modeling方法对算法进行加速,或采用动态存储、去冗余存储等方法减少对内存需求。

2) 使用相同的滤波方式和相应参数对不同波段进行处理得到的结果也不同。可以考虑对所有波段采用不同的滤波参数最后再进行叠加效果也许会更好,或者只选用部分系外行星信号较强的波段进行叠加。

2) 尽可能减小人工带来的影响,辨别系外行星与假阳性(False positive)信号,例如把用来比较的波

长不同的两个图像进行整体缩放后相减。缩放的标准是使得缩放后恒星光晕大小相等,更具有操作性的办法是按照图像对应的波长之比进行缩放,Crepp等人[6]中指出理想缩放比例基本上是波长之比。理想情况下,拉伸后相减,目标信号会出现一明一暗两个斑点。原始数据相邻波长间隔较小,拉伸后目标信号位置接近甚至重合,滤波之后作减法可能会把目标信号减掉,所以选择时应该选用波长差别较大的两个信号。但是对于波长差别较大的两个图像,滤波参数的选取可能并不一致,这导致最终结果可能又与理想情况有所偏差,比如相减后目标信号只有明亮或暗淡的单个斑点。综上,在实际操作时还要考虑上述两个因素。

3) 另外高通滤波阶段后也可以考虑引入自动加权叠加方法,但是需要注意的是此方法同样需要大量的计算资源,如Crepp et al., 2011中作者使用了NASA提供的超级计算机集群(Bluedot Super-computing Cluster)来实现自动加权叠加方法。

本项目K-L变换部分由刘青、李扬洋共同完成,高通滤波部分由刘青、李天泽共同完成,Forward Modeling的编写由李扬洋完成,论文由三人共同写作。

最后,感谢曹洋老师的授课与太空望远镜研究所(STScI) Rémi Sommer教授提供的数据与指导。

参考文献

- [1] Hirsch, Sra, Schölkopf & Harmeling, CVPR, 2010
- [2] Lang, Hogg, Mierle, Blanton & Roweis, 2010, Astronomical Journal, Vol. 137
- [3] Huertas-Company, M., Gravet, R. et al., 2015, Astrophysics Journal Supplement, 221, 8
- [4] Soummer, R., Pueyo, L., & Larkin, J. 2012, Astrophysics Journal Letter, 755, L28
- [5] Karhunen, H. 1947, Ann. Acad. Science. Fenn, Ser. A. I. 37
- [6] Loève, M. 1948, Hermann Paris, France
- [7] Marois, C., Lafreniere, D., Doyon, R., et al. 2006, Astrophysics Journal, 641, 556
- [8] Crepp et al., 2011, The Astrophysical Journal, Vol. 729
- [9] Ruffio, J.-B., Macintosh, B., Wang, J.J., et al., 2017, arXiv: 1705.05477