

5 月 21 日-5 月 29 日工作汇报

Ku Jui

May 2023

Contents

1	文献阅读	2
1.1	Pre-knowledge	2
1.2	Paper reading	2
1.2.1	Switching gaussian mixture variational rnn for anomaly detection of diverse cdn websites [1]	2
2	个人工作进展	4
2.1	关于“华为杯”的一点思考	4
2.1.1	适用多场景的通用化时序预测算法	4
3	下周工作计划	5

1 文献阅读

1.1 Pre-knowledge

1.2 Paper reading

1.2.1 Switching gaussian mixture variational rnn for anomaly detection of diverse cdn websites [1]

Known problems

问题一：单个网站在不同时间段的非平稳依赖（The Non-stationary Dependencies）会降低深度异常检测模型的性能：

由于用户的正常行为或 CDN 的调度等，相应的 KPI 通常表现出非平稳的时间特征，不应将其归类为服务失败或退化。但是，这些类型的预期模式很难被目前的方法捕获，这会使得目前的模型在 CDN KPI 异常检测方面的表现性能很差。

从 Fig. 1a 和 Fig. 1d 可以明显看出，工作日和周末的用户请求行为是不同的。前一个网站显示了在周末相对于工作日的用户请求激增，而后一个数据展示了相反的情况。

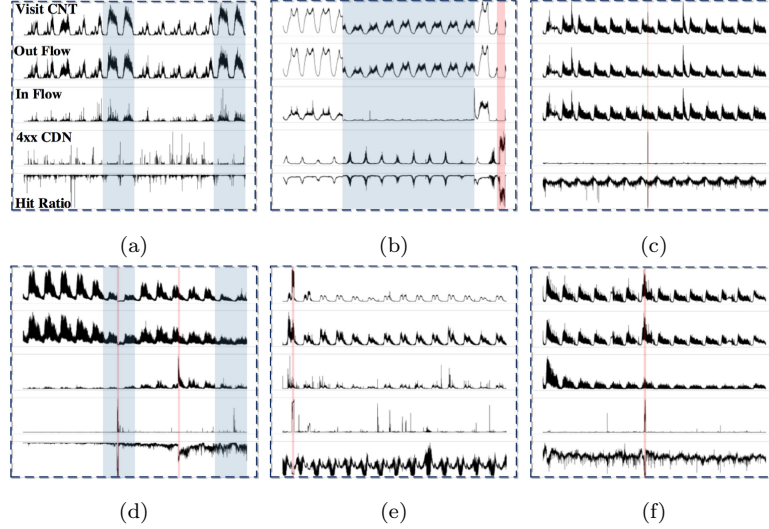


Figure 1: 2-weeks real world typical multivariate CDN KPIs of 6-websites. Periods in light blue show the change points in KPIs; Regions highlighted

问题二：不同的网站在 CDN KPI 中表现出不同的特征，但其中又有一些相似特征。这使得现有的单个深度异常检测模型无法良好的捕捉这种动态复杂性。

Fig. 1b 是另一种典型情况，即部分用户被 CDN 的调度中心调度到另一组边缘节点上；所以，KPI 的变化时刻，发生在这段时间内。Fig. 1a 中的视频点播网站的 KPI 通常与 Fig. 1e 中的直播网站有很大的不同。

因为一般商业 CDN 会为数百甚至数千个网站提供服务，这些网站会因为服务类型和用户的请求行为的不同而表现出不同的特征，因此可以观察到不同网站的 KPI 在空间和时间特征上的变化。

问题三：资源浪费

为了对多个网站进行有效的异常检测，现有的深度异常检测方法通常为每个网站训练一个单独的模型，从而存在为每个网站训练和维护大量的单独模型的问题，不仅消耗巨大的计算和存储资源，但也增加了模型维护的成本。

例如，Fig. 1c 和 Fig. 1f 显示出相似的特征，但它们属于不同网站的 KPI。在这种情况下，为每个网站训练一个单独的模型完全是浪费。

Challenge

现有的许多深度学习方法，模型学习正常情况下的网络 KPI，以构建并训练模型，从而应用于无监督的网络 KPI 异常检测，即深度异常检测。

CDN KPI 数据存在的问题:

(1) CDN 下具有多个节点，每个节点网络 KPI 曲线的多样性，即 KPI 曲线表现为周期型的，有稳定型的，也有不稳定型的。

(2) CDN 下往往具备大量的节点网络，这些网络的异常种类多，核心网网元数据多，故障发生的类型也多种多样，导致了异常种类也多种多样，即 KPI 之间呈现出非平稳的顺序关系。

Author Work

(1) 表征不同的复杂 KPI 时间序列结构和动态特征;

(2) 基于以上问题，现有的深度学习方法非常难以表示和识别 CDN 网下节点网络的异常，因此作者提出了一种方法，一种适用于多变量 CDN KPI 的切换高斯混合变分循环神经网络 (SGmVRN)。

1. SGmVRNN 引入变分循环结构，并将其潜在变量分配到混合高斯分布中，以对复杂的 KPI 时间序列进行建模并捕捉其中的不同结构和动态特征，而在下一步中，它结合了一种切换机制来表征这些多样性，从而学习更丰富的 KPI 表示。

2. 为了有效的推理，我们开发了一种向上向下的自动编码推理方法，它结合了参数的自下而上的似然性和自下而上的先验信息，以实现准确的后验近似。

(3) 结果：通过 SGmVRNN 方法构造出来的模型应用到不同网站的 CDN KPI 异常识别，SGmVRNN 模型的平衡 F 分数明显高于目前最优秀的模型。

Proposed Method

SGmVRNN: 将概率混合和切换机制融合到 VRNN 中，它将概率混合和切换机制融合到 VRNN 中，从而有效地模拟单个网站的多元 CDN KPI 相邻时间步之间的非平稳时间依赖性，以及不同网站之间的动态特性。

SGmVRNN 特点：能够在不同的时间学习不同的结构特征，并捕捉它们之间的各种时间依赖性，以表征不同 CDN 网站的多元 KPI 中的复杂结构和动态特征。

如何解决主要挑战?

将切换机制 (见 Fig. 2) 与混合模型相结合，SGmVRNN 可以利用切换机制对电流输入的刻画和多种时间变化的传输提供足够的表示能力，从而解决第一个问题。

利用混合高斯分布潜变量很好地处理多样化的网站，从而解决第二个问题。

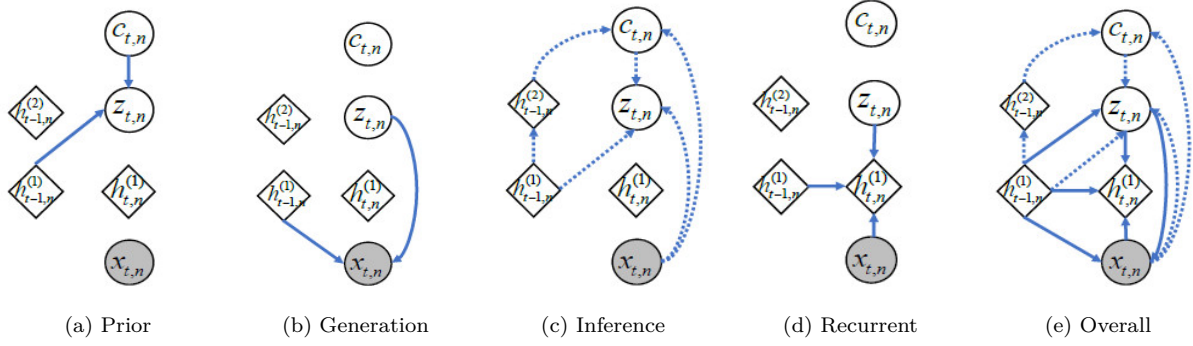


Figure 2: Graphical illustration of each operation of the SGmVRNN: (a) conditional prior of latent variables $z_{t,n}$ and $c_{t,n}$; (b) generation process of $x_{t,n}$; (c) inference of the variational distribution of $z_{t,n}$ and $c_{t,n}$; (d) updating the hidden units of the RNN recurrently; (e) overall operations of the SGmVRNN. Note that circles denote stochastic variables while diamond-shaped units are used for deterministic variables, and shaded nodes denote observed variables.

2 个人工作进展

2.1 关于“华为杯”的一点思考

2.1.1 适用多场景的通用化时序预测算法

[1] 中提出的方法 SGmVRNN 在可以表征复杂数据，面对拥有序列多样性的数据集（题目中提到数据可能具有不同长度、趋势性、周期性、采样粒度），作者提出了可以把潜在变量 (latent variable) 分配到混合高斯分布中，从而可以对复杂的时间序列进行建模。切换机制似乎可以较好的满足通用化这样一种需求。

作者引入切换机制是为了解决 CDN 网络下非平稳的时间依赖性以及不同网站的 KPI 特征，题目描述中针对的是云计算的场景，如资源的消耗序列、用户的行为序列、机房传感器的读数序列，对不同的场景设计不同的算法，显然不太现实。二者可能具有类通性。

3 下周工作计划

(1) 继续复现、分析 KinD 的项目代码，目前架构中的三个结构，从 model.py 中读取到了 5 个函数 lrelu、upsample_and_concat、DecomNet_simple、Restoration_net、Illumination_adjust_net，目前主要看了前三个函数，文档中有对应说明，下周计划把后面两个函数补完，看看能不能加上图，同时梳理下每一层的功能。

(2) 想要去了解一下“为什么高斯核用于图像模糊，拉普拉斯核用于图像锐化”的数学原理。

References

- [1] Liang Dai, Wenchao Chen, Yanwei Liu, Antonios Argyriou, Chang Liu, Tao Lin, Penghui Wang, Zhen Xu, and Bo Chen. Switching gaussian mixture variational rnn for anomaly detection of diverse cdn websites. In *IEEE INFOCOM 2022-IEEE Conference on Computer Communications*, pages 300–309. IEEE, 2022.
- [2] Maxim Tatarchenko, Alexey Dosovitskiy, and Thomas Brox. Multi-view 3d models from single images with a convolutional network. In *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part VII 14*, pages 322–337. Springer, 2016.
- [3] Justin Johnson, Alexandre Alahi, and Li Fei-Fei. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution. In *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part II 14*, pages 694–711. Springer, 2016.
- [4] Seokjae Lim and Wonjun Kim. Dslr: Deep stacked laplacian restorer for low-light image enhancement. *IEEE Transactions on Multimedia*, 23:4272–4284, 2021.
- [5] Ruixing Wang, Qing Zhang, Chi-Wing Fu, Xiaoyong Shen, Wei-Shi Zheng, and Jiaya Jia. Underexposed photo enhancement using deep illumination estimation. In *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 6842–6850, 2019.
- [6] Peter J Burt and Edward H Adelson. The laplacian pyramid as a compact image code. In *Readings in computer vision*, pages 671–679. Elsevier, 1987.
- [7] Golnaz Ghiasi and Charless C Fowlkes. Laplacian pyramid reconstruction and refinement for semantic segmentation. In *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part III 14*, pages 519–534. Springer, 2016.
- [8] Yonghua Zhang, Jiawan Zhang, and Xiaojie Guo. Kindling the darkness: A practical low-light image enhancer. In *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*, MM ’19, page 1632–1640, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.