

Not All Frequencies Are Created Equal: Towards a Dynamic Fusion of Frequencies in Time-Series Forecasting

张星宇*, 赵思雨*, 宋泽恩*, 郭慧杰, 张健琦, 郑昌文, 强文文

ACM Multimedia

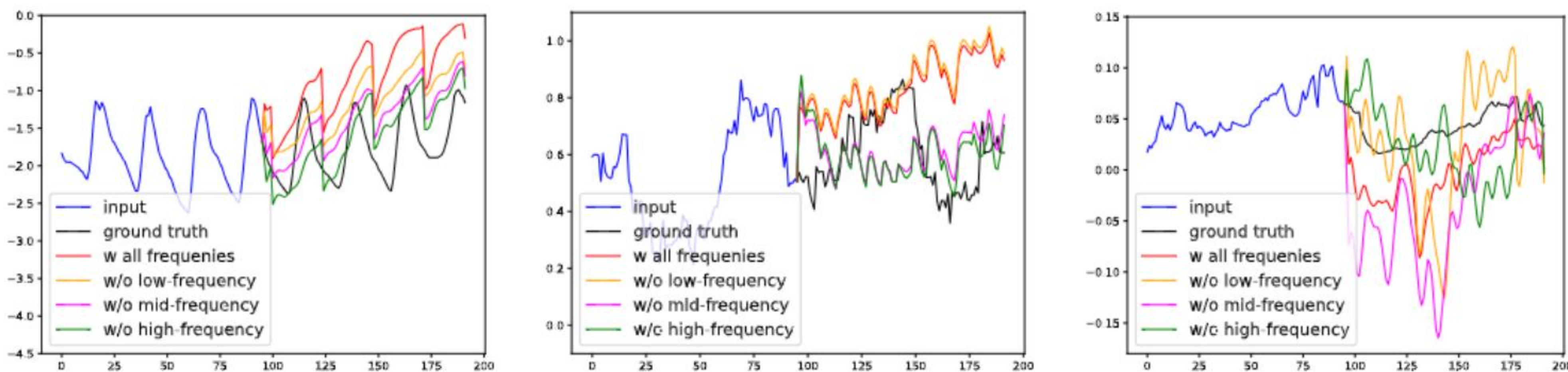
张星宇 zhangxingyu23@mails.ucas.ac.cn

概述

在数据分析和机器学习领域，时间序列预测一直是一个关键且具有挑战性的任务。它在经济、气象、交通等多个领域发挥着重要作用。然而，长期时间序列预测因其复杂性和不确定性而备受关注。传统方法在处理长期依赖性时存在局限性，尤其是在如何处理不同频率成分的问题上。本文在这一领域提出了一种新的动态融合频率的方法，显著提高了预测的准确性和泛化能力。

动机与分析

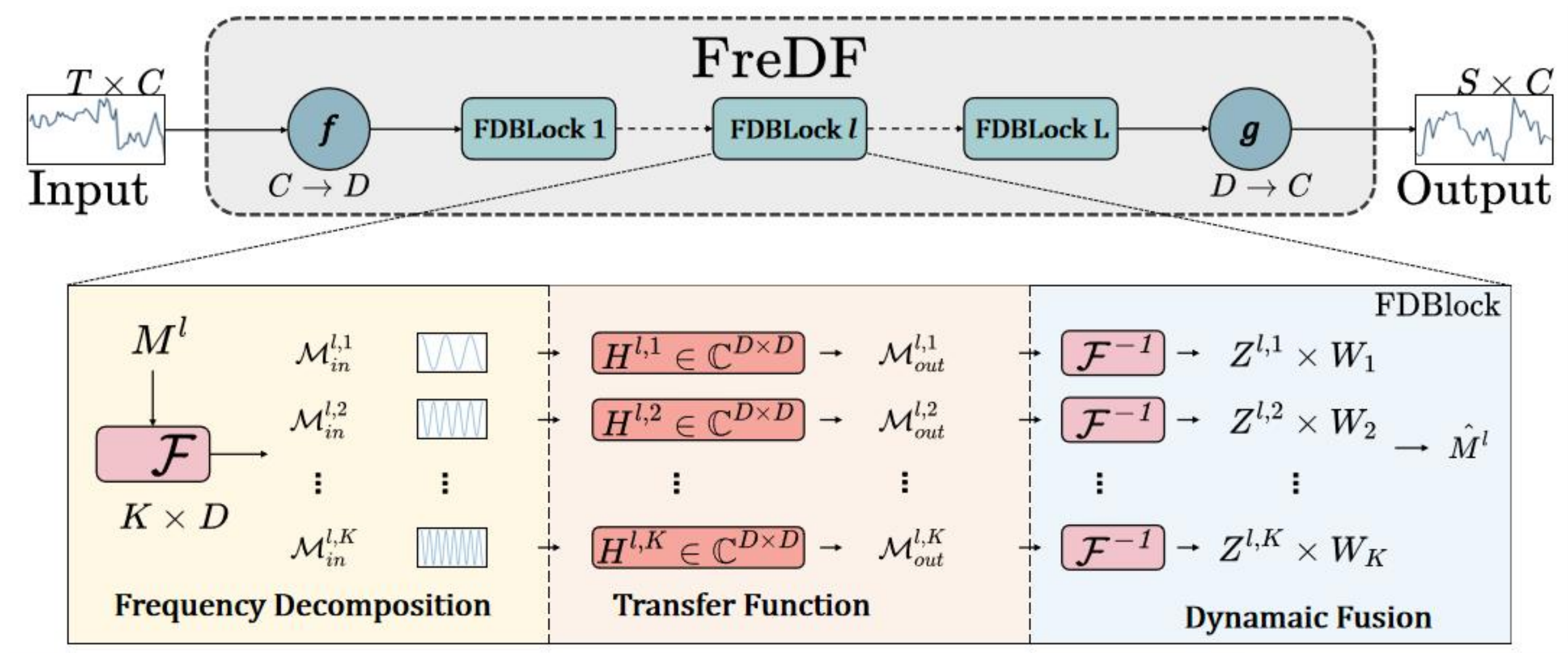
传统基于频率进行时间序列预测的方法通常假设高频成分代表噪声，在预测中应被剔除，或者是将所有的频率做相同的处理。为了验证这些做法是否适用，本文深入研究了不同频率成分在时间序列预测中的作用。他们通过一系列实验发现，在不同场景下，相同频率的作用大相径庭。例如，在某些数据集中，去除高频成分可以提高预测精度，而在其他数据集中，这种做法则会降低预测性能。



图一 在三个真实数据集上分别使用消除部分低、中、高频信息与全部频率信息训练得到Transformer的预测效果。

方法

基于这些发现，本文提出了一种新的视角，即根据具体场景区别对待不同频率，并据此设计了Frequency Dynamic Fusion (FreDF) 模型。FreDF模型的核心思想是将时间序列预测问题重新定义为学习傅里叶域中每个频率的传递函数。这种方法允许模型独立预测每个傅里叶分量，并动态融合不同频率的输出。与传统的等权重融合方法相比，FreDF的动态融合策略可以灵活调整每个频率成分的权重，从而获得更精确的预测结果。此外，本文还提出了时间序列预测的泛化界限，并证明了FreDF具有更低的泛化界限，显示出更好的泛化能力。



图二 FreDF模型结构示意图。

实验

本文进一步在多个真实数据集上进行了广泛的实验。结果表明，FreDF模型在长期预测任务上的性能均优于现有的先进方法。这些结果不仅验证了FreDF的有效性，也展示了其在不同场景下的泛化能力。

Models	FreDF(Ours)		iTransformer		PatchTST		Crossformer		TiDE		
Metric	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	
ETTm1	96	0.324	0.367	0.334	0.368	<u>0.329</u>	<u>0.367</u>	0.404	0.426	0.364	0.387
	192	0.365	0.387	0.377	0.391	0.367	0.385	0.450	0.451	0.398	0.404
	336	0.391	0.405	0.426	0.420	<u>0.399</u>	<u>0.410</u>	0.532	0.515	0.428	0.425
	720	<u>0.459</u>	0.436	0.491	0.459	0.454	<u>0.439</u>	0.666	0.589	0.487	0.461
	Avg	0.384	0.398	0.407	0.410	<u>0.387</u>	<u>0.400</u>	0.513	0.496	0.419	0.419
ETTm2	96	0.175	0.257	0.180	0.264	<u>0.175</u>	<u>0.259</u>	0.287	0.366	0.207	0.305
	192	0.241	0.299	0.250	0.309	<u>0.241</u>	<u>0.302</u>	0.414	0.492	0.290	0.364
	336	0.303	0.341	0.311	0.348	<u>0.305</u>	<u>0.343</u>	0.597	0.542	0.377	0.422
	720	<u>0.405</u>	0.396	0.412	0.407	0.402	0.400	1.730	1.042	0.558	0.524
	Avg	0.281	0.323	0.288	0.332	<u>0.281</u>	<u>0.326</u>	0.757	0.610	0.358	0.404
ETTh1	96	0.367	0.397	0.386	0.405	0.414	0.419	0.423	0.448	0.479	0.464
	192	0.416	0.424	0.441	0.436	0.460	0.445	0.471	0.474	0.525	0.492
	336	0.477	0.443	0.487	0.458	0.501	0.466	0.570	0.546	0.565	0.515
	720	0.478	0.458	0.503	0.491	<u>0.500</u>	<u>0.488</u>	0.653	0.621	0.594	0.558
	Avg	0.435	0.431	0.454	0.447	0.469	0.454	0.529	0.522	0.541	0.507
ETTh2	96	0.292	0.341	0.297	0.349	0.302	0.348	0.745	0.584	0.400	0.440
	192	0.376	0.391	<u>0.380</u>	0.400	0.388	0.400	0.877	0.656	0.528	0.509
	336	0.415	0.426	0.428	<u>0.432</u>	0.426	0.433	1.043	0.731	0.643	0.571
	720	0.420	0.439	<u>0.427</u>	<u>0.445</u>	<u>0.431</u>	0.446	1.104	0.763	0.874	0.679
	Avg	0.376	0.399	<u>0.383</u>	<u>0.407</u>	0.387	0.407	0.942	0.684	0.611	0.550
Exchange	96	0.082	0.199	0.086	0.206	0.088	<u>0.205</u>	0.256	0.367	0.094	0.218
	192	0.172	0.294	0.177	0.299	<u>0.176</u>	<u>0.299</u>	0.470	0.509	0.184	0.307
	336	0.316	0.405	0.331	0.417	0.301	0.397	1.268	0.883	0.349	0.431
	720	0.835	0.687	0.847	<u>0.691</u>	0.901	0.714	1.767	1.068	0.852	0.698
	Avg	0.351	0.396	0.360	<u>0.403</u>	0.367	0.404	0.940	0.707	0.370	0.413

表一 在真实数据集上的预测结果对比。