

在大多数应用中，在混合样本频率存在的情况下，常见的解决方案是对数据进行预过滤，使变量以相同的频率采样。在此过程中，模型中包含的许多潜在有用的信息可能被破坏和错误规范。

两个传统的混频数据解决方案：

1. 总体法

- 在低频周期中求高频数据的股票平均值和现金流的和（代表高频数据）
- 假设之前高频期的信息反映在最新的现金流中，就在低频周期中，选最新的高频数据里现金流的值代表整个低频期。

2. 插值法

- 对低频的变量进行插值。一种常见的方法是：首先插入缺失数据，然后使用新的增强级数(the new augmented series)估计模型参数，可能要考虑到测量由分解引起的误差。从模型的状态空间表示开始，这两个步骤可以方便地在卡尔曼滤波器设置(Kalman filter set-up)中联合运行。

MIDAS模型常用于宏观经济学的应用,是将混频数据整合到统一的回归模型后，用于长期预测的有效工具。

Ghysels, Rubia和Valkanov(2009)比较了三种产生波动率多周期提前预测的不同方法:迭代、直接和MIDAS的比较。使用美国股票市场投资组合的回报数据和规模、账面市值比和行业投资组合的横截面，就平均预测精度而言，使用MSFE进行了样本外分析。其中迭代预测适用于较短的范围，而MIDAS预测则适用于较长的范围。

Clements和Galvao(2009)利用MIDAS方法以简约的方式组合多个领先指标，评估了领先指标对长达一年的产出增长的预测能力。结果证实了MIDAS是改善预测的有用工具。此外，他们还表明，使用实时年份数据提高了预测性能，当目标是预测最终数据而不是首次发布的数据时，指标的预测能力更强，尽管首次发布的数据通常可以更准确地预测。

MIDAS模型可以用频率不匹配的数据（如每日股票，季度财报）进行预测，主要用于GDP和CPI等宏观经济学的预测。

随着日内数据的广泛使用，在微观金融变量研究上也发挥出越来越大的作用。 Ghysels, Santa-Clara and Valkanov 2005, Ghysels, et al. 2007)使用日度收益率的平方对月度方差进行了预测,发现股票市场的风险和收益存在显著的正相关;(Ghysels, Santa-Clara and Valkanov 2006)使用了不同频率的数据对日度波动率进行了预测,发现5分钟频率的数据并不能提高波动率的预测精度,日度已实现收益率对未来波动率的预测效果最佳; (Alper, Fendoglu and Saltoglu 2008)以4个发达国家和10个新兴市场国家为样本对周度的波动率进行预测,发现在四个新兴市场国家中,用日度数据的MIDAS模型预测效果显著地好于周度的GARCH(1,1)模型

MIDAS可以有效提取高频数据的信息，并将其用于低频时间序列的预测。带有领先项的MIDAS还可以完成**即时预测**：由于高频数据发布总是比低频数据早（比如每日股票比季度财报发布的早），在预测低频数据（季度财报）时可以将已经发布的高频数据（每日股票）加入到预测方程中，得到更好的预测结果。假设我们在第 $t+1$ 各季度中第三个月的第一天，那么使用 $t+1$ 季度前两个月发布的每日数据可以预测 $t+1$ 季度的季度财报数据，这样得到的就是即时数据。

用“带有领先项的MIDAS”进行即时预测，用预测的即时财报数据代替推迟发布的财报数据，应该可以解决数据发布滞后的问题。（猜想）

参考链接:[3.1 MIDAS模型](#)