- 今天一些重要的学习笔记：

重点：模型的选择（3.5）

假设我们想要研究几个函数约束中的哪一个——例如，归一化("nealmon")或非归一化("almonp")指数Almon滞后多项式，或具有2或3阶多项式，等等——更适合于y对x和z的MIDAS回归模型(每个变量可能不同)。
由于滞后的最佳最大数量可能因 函数约束 和/或 变量/频率而不同，所以我们首先使用midasr函数expand_weights_lag定义与**每个解释变量对应的潜在模型集**，如下所示：

```
set_x <- expand_weights_lags(weights = c("nealmon", "almonp"), from = 0, to =
c(5, 10), m = 1, start = list(nealmon = c(1, 1), almonp = c(1, 0, 0)))

set_z <- expand_weights_lags(c("nealmon", "nealmon"), 0, c(10, 20), 1, start =
list(nealmon = c(1, -1), nealmon = c(1, -1, 0)))
```

在这里，对于每个变量，向量(或列表),**weights**定义了要考虑的潜在约束，列表起始值**start**给出了适当的起始值，隐式定义了每个函数的参数数量

潜在的滞后项的结构由下列高频滞后范围给出:
from `[from; m * min(to)]` to `[from; m * max(to)]`
当在midas_r中使用amweight涉及基于聚合的建模时，m可以设置为频率比，以确保考虑的模型(滞后结构)是它的倍数。否则，我们建议在不改变默认值m = 1的情况下使用高频滞后结构。然后，将势模型集定义为函数和滞后结构的所有可能的不同组合，并具有相应的初始值集。下面的一个简单示例说明了结果，以便揭示底层结构，除了对其理解之外，用户在其他方面并不需要底层结构。

```
expand_weights_lags(weights = c("nealmon", "nbeta"), from = 1, to = c(2, 3), m =
1, start = list(nealmon = c(1, -1), + nbeta = rep(0.5, 3)))
```

	weights	lags	starts
1	nealmon	1:2	c(1, -1)
2	nealmon	1:3	c(1, -1)
3	nbeta	1:2	c(0.5, 0.5, 0.5)
4	nbeta	1:3	c(0.5, 0.5, 0.5)

给定上面定义的每个变量的潜在规范集，所有模型的估计由

```
eqs_ic <- midas_r_ic_table(y ~ trend + mls(x, 0, m = 4) + fmls(z, 0, m = 12),
table = list(z = set_z, x = set_x))
```

函数**midas_r_ic_table**返回所有模型的汇总表，以及通常信息标准的对应值和参数函数限制充分性测试的经验大小，也给出了导数检验的结果和优化函数的收敛状态。

```
eqs_ic$candlist[[5]] <- update(eqs_ic$candlist[[5]], Ofunction = "nls")
```

可以使用' midas_r_ic_table '的更新方法重新计算汇总表。 然后，该函数重新计算所有必要的统计信息。

```
eqs_ic <- update(eqs_ic)
```

应该指出的是，在midas_r_ic_table调用中，不需要在mls函数中提供权重函数或特定的滞后顺序，因为它们是由选项表下各自的潜在模型集定义的。mls(或其他类似函数)提供的任何值都将被table中定义的值覆盖。最后，在受限或不受限的模型中，根据所选信息准则，简单地通过使用得到最佳模型.

最后，在受限或不受限的模型中，根据所选信息准则，简单地通过使用得到最佳模型

```
modsel(eqs_ic, IC = "AIC", type = "restricted")
```

它还会打印通常的汇总统计信息，以及使用hAh_test(默认情况下)测试应用函数限制的充分性。这里需要提醒的是，通常情况下，**与复杂模型选择过程相对应的测试的empirical经验上的大小可能不直接对应于单步估计的nominal名义上的大小**

重点：预测（3.6）

使用使用 `lm` 估计的无限制U-MIDAS回归模型的条件预测(具有预测区间等)可以使用标准R函数进行，例如: `lm` 对象的预测方法。
给定特定模型的**条件点预测**也可以依靠标准预测函数实现。在包midasr中实现的预测方法类似于'lm'对象的预测方法。它将新数据转换为适当的矩阵，并将其与系数相乘。假设我们想为模型(12)生成预测yT+1)T。为了做出这个预测，我们需要数据T4(T+1)，…， T4T-3和12(T+1)，…12第四节。每次我们想要执行预测操作时，精确计算所需的数据是非常繁琐的。为了缓解这一问题，midasr软件包提供了功能预测。该函数假设模型是用低频指数T之前的数据估计的，然后假设新数据是低频指数T之后的数据，然后计算出适当的预测。例如，假设我们有模型(12)的一个低频周期的新数据。以下是其中一个时期的预测结果:
模型12：

$$y_t = 2 + 0.1t + \sum_{j=0}^{7} \beta_j^{(1)} x_{4t-j} + \sum_{j=0}^{16} \beta_j^{(2)} z_{12t-j} + \varepsilon_t, \qquad (12)$$
$$x_{\tau_1} \sim \text{n.i.d.}(0,1), \quad z_{\tau_2} \sim \text{n.i.d.}(0,1), \quad \varepsilon_t \sim \text{n.i.d.}(0,1),$$

where $(x_{\tau_1}, z_{\tau_2}, \varepsilon_t)$ are independent for any $(\tau_1, \tau_2, t) \in \mathbb{Z}^3$, and

$$\beta_j^{(i)} = \gamma_0^{(i)} \frac{\exp\left(\sum_{s=1}^{q_i-1} \gamma_s^{(i)} j^s\right)}{\sum_{j=0}^{d_i-1} \exp\left(\sum_{s=1}^{q_i-1} \gamma_s^{(i)} j^s\right)}, \quad i = 1, 2,$$

where $d_1 = k_1 + 1 = 8$ is a multiple of the frequency ratio $m_1 = 4$, whereas $d_2 = k_2 + 1 = 17$ is not a multiple of $m_2 = 12$. Here $q_1 = 2$, $q_2 = 3$ with parameterizations

$$\gamma_1 = (1, -0.5)^\top,$$
$$\gamma_2 = (2, 0.5, -0.1)^\top,$$

```
newx <- rnorm(4)
newz <- rnorm(12)
forecast(eq_rb, newdata = list(x = newx, z = newz, trend = 251)) Point Forecast 1
28.28557
```

好像我们可以直接用这个？

这里报告了检验统计量的值、自由度(方程3中参数绑定约束的数量)和零假设的经验意义，即函数约束是充分的。可以看出，这种规范实际上对应于基本的DGP，在通常的显著性水平上不能被拒绝，然而，例如，将变量z的函数约束的参数数量减少到只有两个而不是三个，使用这两种检验版本都非常强烈地拒绝:

```
eq_rb <- midas_r(y ~ trend + mls(x, 0:7, 4, nealmon) + mls(z, 0:12, 12, nealmon),
start = list(x = c(1, -0.5), z = c(2, -0.1)))
hAh_test (eq_rb)

                        hAh restriction test
        data: hAh = 36.892, df = 17, p-value = 0.00348
        hAhr_test(eq_rb)
                                 hAh restriction test (robust version)
         data:
         hAhr = 32.879, df = 17, p-value = 0.01168
```

当实证充分性在一些模型的适当显著性水平上不能被拒绝时，我们可以进一步依赖信息标准来选择最佳候选模型。