Учебник по временным рядам: начало

Винни-Пух

29 января 2023 г.

Содержание

Белый шум, стационарность и MA

Из курса математического анализа мы знаем разницу между рядами и последовательностями. В последовательности числа записаны одно за другим, скажем, через запятую,

$$5, 8, -3, 2, 4, 5, \ldots$$

А ряд — это бесконечная сумма чисел, например,

$$0.9 + 0.09 + 0.009 + 0.0009 + \ldots$$

Настала пора дать первое определение и раскрыть заговор рептилоидов!

Определение 1. Временной ряд — это последовательность случайных величин.

Да, да, всё верно, временной ряд — это не ряд, ноль — чётное число, единица — не простое, бульённые кубики — не кубики, московские диаметры — не диаметры, а Деда Мороза не существует.

Индекс временного ряда может быть любым, но чаще всего мы работаем с тремя случаями. Бесконечный в обе стороны индекс,

$$\ldots, y_{-2}, y_{-1}, y_0, y_1, y_2, \ldots$$

бесконечный в одну сторону,

$$y_1, y_2, y_3, y_4, \ldots$$

либо конечный,

$$y_1, y_2, y_3, y_4, \ldots, y_T.$$

Чтобы отличать весь временной ряд от одной конкретной случайной величины, мы будем использовать обозначения:

y_t — одна конкретная случайная величина;

$(y_t) = y_1, y_2, y_3, y_4, \ldots$ — вся последовательность случайных величин.

Если контекст требует, то можно проявить больше аккуратности и указать возможные значения индекса, например, $(y_t)_{t=1}^{\infty}$.

или занудства

Начнём с самого простого временного ряда — белого шума.

Определение 2. Ряд (u_t) называется белым шумом (white noise), если он удовлетворяет трём свойствам:

а) Нулевое математическое ожидание, $\mathrm{E}(u_t) = 0$ для любого t.

б) Постоянная дисперсия, $\mathrm{Var}(u_t) = \sigma_u^2$ для любого t.

в) Нулевая ковариация, $\mathrm{Var}(u_t, u_s) = 0$ для любых $t \neq s$.

Заметим, что случайные величины в белом шуме вполне могут быть зависимы. Например,

…

Определение 3. Ряд (y_t) называется слабо стационарным (weekly stationary), или просто стационарным, если он удовлетворяет трём свойствам:

а) Постоянное математическое ожидание, $\mathrm{E}(y_t) = \mu$ для любого t.

б) Постоянная дисперсия, $\mathrm{Var}(y_t) = \gamma_0$ для любого t.

в) Ковариация двух величин зависит только от их удалённости по времени друг от друга, $\mathrm{Var}(y_t, y_s) = \gamma_{t-s}$ для любых t и s.

Из третьего условия на ковариацию $\mathrm{Var}(y_t, y_s) = \gamma_{t-s}$ следует постоянство дисперсии, достаточно подставить $t = s$ и увидеть, что $\mathrm{Var}(y_t, y_t) = \mathrm{Var}(y_t) = \gamma_0$. Мы выписали второе свойство отдельно от третьего, чтобы лучше его выделить.

Определение 4. Ряд (y_t) называется процессом скользящего среднего порядка q (moving average of order q) относительно белого шума (u_t), если он представим в виде:

$$y_t = \mu + u_t + \alpha_1 u_{t-1} + \ldots \alpha_q u_{t-q},$$

где последний коэффициент $\alpha_q \neq 0$.

Обозначаем такие процессы мы так: $y_t \sim MA(q)$.

Процесс скользящего среднего — это статистическая модель. Название скользящего среднего имеет одна из простых процедур сглаживания ряда.

Определение 5. Ряд (y_t) называется процессом скользящего среднего бесконечного порядка (moving average of infinite order) относительно белого шума (u_t), если он представим в виде:

$$y_t = \mu + u_t + \alpha_1 u_{t-1} + \alpha_2 u_{t-2} + \ldots,$$

где …

Обозначаем такие процессы мы так: $y_t \sim MA(\infty)$.

В определении мы не требуем, чтобы бесконечное количество коэффициентов α_i были отличны от нуля. Вполне возможно, что после некоторого номера q все последующие $\alpha_i = 0$, поэтому и белый шум, и $MA(q)$ процессы являются частными случаями $MA(\infty)$ процесса.

Заметим, что один и тот же процесс (y_t) может быть представлен по-разному относительно разных белых шумов.

Приведём несколько примеров.

Пример 1. Посмотрим на $MA(\infty)$ со специально подобранными коэффициентами

$$y_t = u_t + \ldots.$$

Попробуем посчитать ковариации

$$\mathrm{Var}(y_t, y_{t+1}) =$$

$$\mathrm{Var}(y_t, y_{t+2}) =$$

Считая дальнейшие ковариации по аналогии, обнаруживаем, что (y_t) — белый шум! Другими словами, один белый шум может являться нетривиальной линейной комбинацией значений другого белого шума.

Пример 2. $MA(1)$ как $MA(\infty)$.

Пример 3. $MA(1)$ как $MA(1)$ с другими коэффициентами.

Строго про сходимости

Оператор лага

Определение 6. Оператор лага L переводит случайный процесс (y_t) в случайный процесс $(\tilde{y}_t)$ по формуле $\tilde{y}_t = y_{t-1}$.

Строго говоря, надо использовать обозначение $L((y_t))$, потому что случайный процесс мы обозначаем как (y_t), а оператор применяется именно к случайному процессу. Однако на практике пишут $\tilde{y}_t = Ly_t$ и все понимают, что $\tilde{y}_t = y_{t-1}$.

Можно построить пример-ловушку, основанный на этой тонкой разнице. Рассмотрим два процесса, связанных соотношением $x_t = y_{-t}$. Что такое Lx_5? С одной стороны, $Lx_5 = x_4$. С другой стороны, $x_5 = y_{-5}$, это одна и та же случайная величина, следовательно, $Lx_5 = Ly_{-5} = y_{-6} = x_6$. Противоречия не возникает, если чётко осознавать, что оператор лага L применяют не к отдельно взятой случайной величине, а случайному процессу в целом, то есть, к последовательности случайных величин.

Разностные уравнения и $ARMA$

Определение 7. Ряд (y_t) называется процессом авторегрессии порядка p (autoregression of order p) относительно белого шума (u_t), если выполнено два условия: ряд (y_t) представим в виде

$$y_t - \mu = \beta_1(y_{t-1} - \mu) + \beta_2(y_{t-2} - \mu) + \ldots + \beta_p(y_{t-p} - \mu) + u_t, \qquad (1)$$

где последний коэффициент $\beta_p \neq 0$. ряд (y_t) является процессом $MA(\infty)$ относительно белого шума (u_t):

$$y_t = \mu + u_t + \alpha_1 u_{t-1} + \alpha_2 u_{t-2} + \ldots.$$

Обозначаем такие процессы мы так: $y_t \sim AR(p)$.

Следует отметить, что во многих учебниках не дано корректного определения $AR(p)$ процесса. Очень часто авторы ограничиваются в определении уравнением

в остальном, возможно, прекрасных

$$y_t - \mu = \beta_1(y_{t-1} - \mu) + \beta_2(y_{t-2} - \mu) + \ldots + \beta_p(y_{t-p} - \mu) + u_t.$$

Проблема состоит в том, что этому уравнению удовлетворяет бесконечное количество случайных процессов. Разберём на примере.

Пример 4. Рассмотрим уравнение $y_t = 0.5y_{t-1} + u_t$. Легко найти нестационарное решение. Выбираем любой момент времени, скажем $t = 2$, выбираем любое число, например, 100, и дополняем уравнение начальным условием $y_2 = 100$.

Все остальные y_t находятся однозначно. В частности $y_3 = 50 + u_3$, $y_4 = 25 + 0.5u_3 + u_4$, …. Можно раскручивать последовательность и в прошлое, переписав рекуррентную формулу в виде $y_{t-1} = 2y_t - 2u_t$. Отсюда $y_1 = 200 - 2u_2$, $y_0 = 400 - 4u_2 - 2u_1$, ….

Конечно, получающийся процесс нестационарен, $\mathrm{E}(y_2) = 100$, $\mathrm{E}(y_3) = 50$.

Пример 5. Рассмотрим уравнение $y_t = 2y_{t-1} + u_t$ и покажем, что у него *есть* стационарное решение.

Некоторые авторы, например, замечательный Аад ван дер Ваарт Van der Vaart 2010, определяют $AR(p)$ процесс как любое решение уравнения 1. Мы пошли по другому пути, чтобы сделать определение ближе к формулировке, фактически используемой в статистических пакетах.

Теорема 1. Рассмотрим уравнение на процесс (y_t)

$$y_t - \mu = \beta_1(y_{t-1} - \mu) + \beta_2(y_{t-2} - \mu) + \ldots + \beta_p(y_{t-p} - \mu) + u_t,$$

где $\beta_p \neq 0$, $p \geq 1$ и (u_t) — белый шум.

Уравнение имеет

бесконечное количество нестационарных решений.

ровно одно стационарное решение вида $MA(\infty)$ относительно шума (u_t), если и только если все корня характеристического уравнения $|\lambda| < 1$.

ровно одно стационарное решение, если и только если все корня характеристического уравнения $|\lambda| \neq 1$.

Очень часто эту теорему просто и ошибочно формулируют как «процесс $AR(p)$ стационарен, если все корни характериситческого уравнения по модулю меньше 1». Как мы видили, у рекуррентного уравнения $y_t = 0.5y_{t-1} + u_t$ будет множество нестационарных решений, а у рекуррентного уравнения $y_t = 2y_{t-1} + u_t$ существует стационарное решение.

Стационарный бутстрэп

Представим себе, что у нас есть ряд y_1, …, y_T, и мы хотим построить доверительный интервал для $\rho = \mathrm{Corr}(y_t, y_{t-1})$ с помощью бутстрэпа.

Если использовать обычный бутстрэп, который из исходной выборки (y_t) много раз делает случайную выборку с повторениями, то структура временного ряда будет разрушаться при создании бутстрэп-выборок, и оценка корреляции по бустрэп-выборкам будет каждый раз примерно нулевой.

Алгоритм стационарного бутстрэпа пытается решить эту проблему. На входе у нас временной ряд y_1, …, y_T. На выходе мы хотим получить бустрэп копию этого ряда той же длины y_1^*, …, y_T^*.

а) Выберем параметр вероятности p. О правилах выбора чуть позже.

б) Выберем случайный момент времени $s \in \{1, \ldots, T\}$ и запишем y_s очередным элементом в бутстрэп копию.

в) С вероятностью p вернемся к шагу 2, с вероятностью $1 - p$ пойдём дальше.

г) Увеличим s на 1, запишем y_s очередным элементом в бутстрэп копию и перейдем к подкидыванию монетки на шаге 3.

Алгоритм продолжается до тех пор, пока не наберем T наблюдений в бутстрэп-копию ряда.

Теперь мы можем построить бутстрэп-доверительный интервал для корреляции. Например, с помощью перцентильного бутстрэпа.

По исходному ряду создаем 10000 бутстрэп-копий ряда. По каждой бутстрэп-копии считаем оценку корелляции. Удаляем по 2.5% самых больших и самых маленьких оценок корреляции. Полученные края и будут границами доверительного интервала.

Про выбор p.

…

ETS

Сглаживание ряда

При сглаживании ряда мы из исходного ряда (y_t) получаем новый ряд $(\tilde{y}_t)$ с меньшей изменьчивостью. Количество наблюдений при этом может как немного поменяться, так и сохраниться, в зависимости от конкретного алгоритма.

Скользящее среднее

Определение 8. Взятие скользящего среднего с шириной окна $h = 3$ — алгоритм сглаживания с формулой

$$\tilde{y}_t = \frac{y_{t-1} + y_t + y_{t+1}}{3}$$

или

$$\tilde{y}_t = \frac{y_{t-2} + y_{t-1} + y_t}{3}.$$

Для краткости можно использовать обозначение $\tilde{y} = MA(y)$.

Как выглядит скользящее среднее с другой нечётной шириной окна читатель может попробовать догадаться сам, к примеру, выписав формулу для скользящего среднего с шириной окна $h = 5$. При взятии скользящего среднего мы либо теряем наблюдения в начале и в конце ряда, либо нам нужно как-то адаптировать эту формулу для первого и последнего наблюдения. Например, для последнего наблюдения можно взять

$$\tilde{y}_T = \frac{y_{T-1} + y_T}{2}.$$

Стоит отметить и то, что скользящее среднее с формулой

$$\tilde{y}_t = \frac{y_{t-1} + y_t + y_{t+1}}{3}.$$

немного «подглядывает в будущее». Действительно, в формулу для $\tilde{y}_t$ входит y_{t+1}. В некоторых случаях это может завышать оценку качества прогнозов.

LOESS

Обычная регрессия (ordinary least squares) проводит одну линию $\hat{y}_t = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 x_t$. В роли x_t может быть просто само время t.

Вспомним целевую функцию обычной регрессии

$$Q(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = \sum_{t=1}^{T} (y_t - \hat{y}_t)^2 = \sum_{t=1}^{T} (y_t - (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 x_t))^2.$$

В результате минимизации

$$Q(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) \to Q(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2)_{\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2}$$

получается единственное значение $\hat{\beta}_1$ и $\hat{\beta}_2$.

LOESS = LOcal regrESSion = ЛОкальная регрЕССия

LOESS проводит свою линию регрессии для каждого x. Целевая функция теперь зависит от абсциссы точки x, в которой мы строим регрессию,

$$Q(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = \sum_{t=1}^{T} K(x_t, x)(y_t - \hat{y}_t)^2 = \sum_{t=1}^{T} K(x_t, x)(y_t - (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 x_t))^2.$$

Функция весов $K(x_t, x)$ должна давать большой положительный вес точкам x_t рядом с точкой x и маленький положительный, или даже нулевой, вес точкам x_t далеко от точки x.

Например, в качестве функции весов $K(x_t, x)$ можно использовать

$$K(x_t, x) = \exp\left(-\frac{(x_t - x)^2}{h^2}\right).$$

При $h \to \infty$ мы получим обычные оценки метода наименьших квадратов $\hat{\beta}_1(x) = \hat{\beta}_1^{\text{OLS}}$, $\hat{\beta}_2(x) = \hat{\beta}_2^{\text{OLS}}$.

Функция весов может быть и такой

$$K(x_t, x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x_t \text{ — это один из пяти ближайших соседей } x, \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}.$$

Оптимизируем мы по прежнему по двум переменным,

$$Q(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, x) \to \underset{\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2}{Q(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2)}.$$

Задача оптимизации — выпуклая, есть решение в явном виде. Только теперь получаются оптимальные коэффициенты, зависящие от точки x, $\hat{\beta}_1(x)$ и $\hat{\beta}_2(x)$.

Для получения сглаженного значения $\tilde{y}_t$ мы берём $x_t = t$ и

$$\tilde{y}_t = \hat{\beta}_1(t) + \hat{\beta}_2(t)t.$$

Выделение сезонности

STL

Изложим упрощённый вариант STL-алгоритма для месячных данных без выбросов.

а) Положим $\text{trend}_t = 0$ и $\text{season}_t = 0$.

б) Детрендируем исходный ряд,

$$D_t = y_t - \text{trend}_t.$$

в) Разрежем детрендированный ряд (D_t) на двенадцать подрядов по месяцам.

$$(D_t) \to (D_t^{jan}), (D_t^{feb}), \ldots, (D_t^{dec}).$$

г) Сгладим каждый подряд с помощью LOESS:

$$C^{jan} = LOESS(D^{jan}), \ldots, C^{dec} = LOESS(D^{dec})$$

д) Соберём двенадцать подрядов в один ряд

$$(C_t^{jan}), (C_t^{feb}), \ldots, (C_t^{dec}) \to (C_t)$$

е) Сильно сгладим собранный ряд

$$L = LOESS(MA(MA(C))).$$

ж) Обновим сезонную составляющую

$$\text{season}_t = C_t - L_t.$$

з) Обновим тренд

$$\text{trend}_t = y_t - \text{season}_t.$$

Далее перейдём к шагу 2 и пройдём шаги 2-8 ещё раз.

MSTL

Байесовские модели

DLT

Вспомним ETS(A, Ad, A) модель в структурной форме.

$$\begin{cases} y_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}) + s_{t-12} + u_t \\ s_t = s_{t-12} + \gamma u_t \\ \ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha u_t \\ b_t = \phi b_{t-1} + \beta u_t \\ u_t \sim \text{Normal}(\text{loc} = 0, \text{scale} = \sigma). \end{cases}$$

Стандартной ссылкой по ETS моделям является Hyndman и Athanasopoulos 2018.

Чтобы перейти к DLT модели сделаем ряд обобщений:

- Добавим в наблюдаемый процесс y_t регрессионную составляющую:

$$r_t = \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2}.$$

- Добавим в наблюдаемый процесс глобальный тренд, например, линейный:

$$g_t = \delta_1 + \delta_2 t.$$

- Перейдем от нормального распределения ошибки к распределению Стьюдента,

$$u_t \sim \text{Student}(\text{df} = \nu, \text{loc} = 0, \text{scale} = \sigma).$$

Кроме того, в описании DLT модели по сравнению с ETS моделью почему-то сдвинут индекс у сезонной составляющей. То есть величина, называемая s_t у Хиндмана в Hyndman и Athanasopoulos 2018, в статье Ng и др. 2020 названа s_{t+12}. Поэтому уравнение на сезонную составляющую принимает вид

$$s_{t+12} = s_t + \gamma u_t.$$

С учётом новых составляющих и сдвига индекса у сезонности уравнение на наблюдаемый y_t примет вид

$$y_t = g_t + (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}) + s_t + r_t + u_t.$$

DLT модель

Наблюдаемый ряд y_t раскладывается в сумму составляющих: глобальный тренд, локальное отклонение от глобального тренда, сезонная составляющая, регрессионная составляющая, ошибка.

$$y_t = g_t + (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}) + s_t + r_t + u_t$$

Глобальный тренд g_t может быть задан по-разному. Например, линейно

$$g_t = \gamma_1 + \gamma_2 t.$$

Сезонная составляющая плавно меняется во времени,

$$s_{t+12} = s_t + \gamma u_t.$$

Скорость локального тренда плавно меняется,

$$b_t = \phi b_{t-1} + \beta u_t.$$

Локальный тренд

$$\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha u_t.$$

Регрессионная составляющая на примере двух регрессоров,

$$r_t = \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2}.$$

Ошибка,

$$u_t \sim \text{Student}(\text{df} = \nu, \text{loc} = 0, \text{scale} = \sigma).$$

Одной системой,

$$\begin{cases} y_t = g_t + (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}) + s_t + r_t + u_t \\ g_t = \gamma_1 + \gamma_2 t \\ s_{t+12} = s_t + \gamma u_t \\ r_t = \beta_1 x_{t1} + \beta_2 x_{t2} \\ \ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha u_t \\ b_t = \phi b_{t-1} + \beta u_t \\ u_t \sim \text{Student}(\text{df} = \nu, \text{loc} = 0, \text{scale} = \sigma). \end{cases}$$

Используя формулу для ℓ_t можно записать y_t также в виде

$$y_t = g_t + \ell_t + s_t + r_t + (1 - \alpha) u_t.$$

Рекуррентные соотношения

Можно элегантно отказаться от u_t в уравнениях на s_{t+12}, ℓ_t и b_t. Это полезно для описания модели на вероятностных языках программирования, будь то stan, numpyro или что-то ещё.

Выразим ошибку u_t из формулы для локального тренда и подставим в формулу для скорости роста локального тренда :

$$b_t = \phi b_{t-1} + \frac{\beta}{\alpha}(\ell_t - \ell_{t-1} - \phi b_{t-1}).$$

Перегруппируем и увидим, что скорость роста локального тренда b_t является средневзвешенным,

$$b_t = \frac{\beta}{\alpha}(\ell_t - \ell_{t-1}) + \left(1 - \frac{\beta}{\alpha}\right)\phi b_{t-1}.$$

Можно определить $\rho_b = \frac{\beta}{\alpha}$, и тогда

$$b_t = \rho_b(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \rho_b)\phi b_{t-1}.$$

В коде пакета orbit на stan соответствующая строка имеет вид

```
b[t] = slp_sm * (l[t] - l[t-1]) + (1 - slp_sm) * DAMPED_FACTOR * b[t-1];
```

Теперь выразим ошибку u_t из и подставим в .

$$\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha(y_t - g_t - \ell_{t-1} - \phi b_{t-1} - s_t - r_t).$$

Перегруппируем и снова получаем вид средневзвешенного.

$$\ell_t = \alpha(y_t - g_t - s_t - r_t) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}).$$

Смотрим на исходный код модели в stan,

```
lt_sum[t] = l[t-1] + DAMPED_FACTOR * b[t-1];
l[t] = lev_sm * (RESPONSE[t] - gt_sum[t] - s_t - r[t]) + (1 - lev_sm) * lt_sum[t];
```

На этот раз выразим ошибку u_t из и подставим в .

$$s_{t+12} = s_t + \frac{\gamma}{1-\alpha}(y_t - g_t - \ell_t - s_t - r_t).$$

Перегруппируем и получаем вид средневзешенного,

$$s_{t+12} = \frac{\gamma}{1-\alpha}(y_t - g_t - \ell_t - r_t) + \left(1 - \frac{\gamma}{1-\alpha}\right)s_t.$$

При обозначении $\rho_s = \frac{\gamma}{1-\alpha}$ получаем

$$s_{t+12} = \rho_s(y_t - g_t - \ell_t - r_t) + (1 - \rho_s)s_t.$$

Соответствующий фрагмент кода в stan,

```
s[t + SEASONALITY] = sea_sm * (RESPONSE[t] - gt_sum[t] - l[t]
- r[t]) + (1 - sea_sm) * s_t;
```

Замечаем, что в статье Ng и др. 2020 в описании DLT модели есть пара описок. Пропущено ϕ перед b_{t-1} в рекуррентной формуле для ℓ_t. Пропущено g_t в рекуррентной формуле для s_{t+m}.

Начальные условия

$$b_1 = 0$$

$$g_1 =$$

$$r_1 =$$

$$s_{12} = -(s_1 + s_2 + \ldots + s_{11})$$

$$\ell_1 = y_1 - g_1 - s_1 - r_1$$

Априорные распределения

При $t \in \{1, 2, \ldots, 11\}$,

$$s_t \sim \text{Normal}(\text{loc} = 0, \text{scale} = \sigma_?)$$

```
for (i in 1:(SEASONALITY - 1))
  init_sea[i] ~ normal(0, SEASONALITY_SD);
```

$$\beta_j \sim \text{Normal}(\text{loc} = \mu_j, \text{scale} = \sigma_j),$$

где μ_j, σ_j — гиперпараметры, по умолчанию равные $\mu_j = 0$ и $\sigma_j = 1$.

$$\sigma \sim \text{HalfCauchy}(\text{loc} = 0, \text{scale} = \gamma_0),$$

где γ_0 ...

Тесты на прогнозную силу

Тест Диболда-Мариано

Предпосылки:

Два прогноза, $\hat{y}_t^A$ и $\hat{y}_t^B$. Разница произвольных метрик качества,

$$d_t = (\hat{y}_t^A - y_t)^2 - (\hat{y}_t^B - y_t)^2.$$

Процесс (d_t) стационарный. Другими словами $\mathrm{E}(d_t) = \mu$, $\mathrm{Var}(d_t, d_{t-k}) = \gamma_k$, в частности, $\mathrm{Var}(d_t) = \gamma_0$.

Гипотезы:

H_0: $\mathrm{E}(d_t) = 0$;

H_a: $\mathrm{E}(d_t) \neq 0$;

Тестовая статистика при верной H_0:

$$DM = \frac{\bar{d} - 0}{se(\bar{d})} \to \mathcal{N}(0; 1)$$

Трудность возникает только в оценке $se(\bar{d})$, так как значения d_t коррелированы.

Как правило оценивают регрессию вектора d_t на константу и используют робастную стандартную ошибку se_{HAC}.

$$\hat{d}_t = \hat{\beta}_1, \quad DM = \frac{\hat{\beta}_1 - 0}{se_{HAC}(\hat{\beta}_1)}.$$

В качестве альтернативного подхода можно дополнительно предположить, что (d_t) описывается стационарным $ARMA(p, q)$ процессом с небольшими p и q и рассчитать $se(\bar{d})$ в рамках этого предположения.

RC и SPA тесты

RC (Reality Check) тест Уайта и SPA (Superior Predictive Ability) тест Хансена обобщают тест Диболда-Мариано на случай сравнения множества прогнозов против одного эталонного.

Для обоих тестов используется стационарный бутстрэп.

Решения

Источники мудрости

Источники мудрости, кои автор подборки постарался не замутить. Смело направляйте к ним верблюдов своего любопытства!

Список литературы

Hyndman, Rob J и George Athanasopoulos (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts. URL: https://otexts.com/fpp3/.

Ng, Edwin и др. (2020). «Orbit: probabilistic forecast with exponential smoothing». В: *arXiv preprint arXiv:2004.08492*. URL: https://arxiv.org/abs/2004.08492.

Van der Vaart, Aad W (2010). «Time series». В: *VU University Amsterdam, lecture notes*. URL: https://staff.fnwi.uva.nl/p.j.c.spreij/onderwijs/master/aadtimeseries2010.pdf. try vpn in Netherlands.