Адаптация и адаптивные методы краткосрочного моделирования. Модель Брауна.

Поскольку большие социально-экономические системы, необратимо развиваясь во времени, адаптируются к различным внешним и внутренним факторам, модели, которые описывают закономерности этого развития, также должны учитывать это свойство, то есть – быть адаптивными. Иначе причинно-следственные связи будут не описаны и прогнозные модели будут не точны.

Понятия адаптации и адаптивности появились в лексиконе экономистов с приходом в экономику системного анализа. Практически во всех работах, посвященных анализу свойств больших систем экономики, выявляется свойство адаптивности, то есть – способности к адаптации, приспособлению; самообучаемости и самоорганизуемости.

Так, под адаптацией понимается способность системы использовать получение новой информации для приближения своего поведения и структуры к оптимальным в новых условиях. Самообучение – это способность системы, адаптируясь к новым условиям, корректировать своё поведение с учётом допущенных ошибок.

Способность же системы изменять свою структуру, состав и параметры элементов при изменении условий взаимодействия с окружающей средой выделяется как свойство самоорганизуемости.

Любая большая система является адаптивной – она тем или иным образом приспосабливается к изменившимся условиям. Но не каждая из таких систем обладает свойством **самообучаемости** – приспособления не только на основе внешней информации, но и на основе того, насколько поведение системы далеко от оптимального. Высший уровень живучести большой системы определяется наличием у ней не только свойств адаптивности и самообучаемости, но и самоорганизации.

Поскольку основной задачей социально-экономического прогнозирования является построение прогнозных моделей, наилучшим способом описывающих динамику развития, то для этого при прогнозировании эволюционных процессов используют адаптивные методы, под которыми понимают методы, позволяющие в большей степени учитывать текущую информацию и в меньшей степени – прошлую. Основное свойство таких методов – изменение коэффициентов построенной модели при поступлении новой информации, т.е. адаптация моделей к новым данным.

Впрочем, иногда встречается и такое понятие адаптивной корректировки параметров модели, когда они, оцененные с помощью МНК, при поступлении новой информации просто пересчитываются вновь. В данном случае нельзя говорить об адаптации, так как последняя предусматривает приспособление моделей к новой информации, учёт её в большей степени, чем прошлой информации, а не простой перерасчет коэффициентов модели с учетом дополнительной информации, которая считается одинаково важной, как в начале наблюдений, так и в ее конце. Это – уточнение модели, а не её адаптация.

Формальной основой алгоритмов адаптации могут быть любые итеративные методы, позволяющие за конечное количество шагов найти нужное решение. Именно подобные методы нашли широчайшее применение в задачах технической кибернетики. Но социально-экономические процессы значительно многообразнее задач, которые решаются в технической кибернетике. Применительно к задачам социально-экономического прогнозирования принципиально различными выступают задачи краткосрочного и среднесрочного прогнозирования.

В случае краткосрочного прогнозирования задача заключается в том, чтобы «уловить» последние по времени сиюминутные отклонения от сложившихся тенденций, отклонения, которые вызваны кратковременным действием некоторых факторов.

После того, как действие этих случайным образом сложившихся факторов прекратиться, показатели социально-экономической системы вновь вернутся к той траектории, по которой они двигались в прежние времена.

В случае среднесрочного прогнозирования задача ставится иначе – нет смысла учитывать текущие кратковременные колебания и отклонения от сложившейся тенденции – они в скором времени прекратятся. Есть смысл «уловить» наметившиеся в последние моменты наблюдений неминуемые изменения в тенденциях развития, и, учитывая их, откорректировать прогнозную модель.

Рассмотрим адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. Прежде всего, упростим задачу – предположим, что перед прогнозистом стоит задача изучить некоторый временной ряд Y_t, не имеющий какой-либо явно выраженной тенденции, и сделать прогноз в конце ряда на один шаг наблюдения Y_{t+1}.

В этом случае ему проще всего воспользоваться в качестве прогнозной модели простой средней арифметической:

$$\hat{Y}_{T+1} = \overline{Y} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} Y_t$$

Эта средняя арифметическая характеризует средний уровень ряда, отклонения от которого вызваны рядом причин. В случае стационарного процесса, да ещё при нормальном распределении вероятностей эта процедура не вызывает никаких сомнений и возражений. Но средняя арифметическая, как известно, является наилучшей оценкой математического ожидания процесса только в том случае, когда прогнозируемый процесс является стационарным с нормальным распределением вероятностей. Если эти условия не выполняются, то средняя арифметическая не будет лучшей прогнозной моделью.

Для эволюционных процессов текущие отклонения являются более важными для понимания происходящих процессов, чем прошлые. Тем более - текущие значения являются более важными для прогноза, чем прошлые наблюдения. Например, для того, чтобы определить на завтра курс рубля по отношению к евро, текущие значения этого курса важнее, чем значения полугодовалой давности.

Если представить в расширенном виде, то получим:

$$\hat{Y}_{T+1} = \frac{1}{T}Y_T + \frac{1}{T}Y_{T-1} + \ldots + \frac{1}{T}Y_t + \ldots + \frac{1}{T}Y_1 .$$

Или:

$$\hat{Y}_{T+1} = \boldsymbol{v}_T Y_T + \boldsymbol{v}_{T-1} Y_{T-1} + \ldots + \boldsymbol{v}_t Y_t + \ldots + \boldsymbol{v}_1 Y_1 .$$

Здесь vt – вес t-го наблюдения, причём легко убедиться в том, что:

$$\sum_{t=1}^{T} v_t = 1 .$$

Естественное желание учесть текущую информацию в большей степени, чем прошлую, может быть математически выражено так:

$$v_T > v_{T-1} > \ldots > v_t > \ldots > v_1 .$$

Если при этом потребовать выполнения условия (2), то, подставляя эти веса в (1), можно получить формулу взвешенной средней арифметической. В математике существует огромное количество рядов, чья сумма будет равна единице, а каждый вес будет убывать с убыванием наблюдений в прошлое, например, ряд:

$$\frac{1}{1\cdot 2}+\frac{1}{2\cdot 3}+\ldots+\frac{1}{n(n+1)}+\ldots=\sum_{n=1}^{\infty}\frac{1}{n(n+1)}$$

сходится к единице, то есть его сумма равна единице. В принципе любой сходящийся к некоторому числу ряд можно преобразовать так, чтобы его сумма была равна единице. Например, ряд

$$\frac{1}{1!}+\frac{1}{2!}+\ldots+\frac{1}{n!}+\ldots$$

Сходится к числу е-1. Поэтому будет равна единице сумма такого ряда:

$$\frac{1}{1!(e-1)}+\frac{1}{2!(e-1)}+\ldots+\frac{1}{n!(e-1)}+\ldots$$

Так какой ряд из огромного множества имеющихся вариантов предпочесть для случая краткосрочного прогнозирования эволюционных процессов? В каждом случае прогнозируемый процесс своеобразен, и использовать один и тот же способ задания весов будет методологически ошибочным - в каждом отдельном случае наилучшим будет свой способ задания весов взвешенной средней.

Перебирать все возможные сходящиеся к единице ряды в поиске наилучшего из них на практике не представляется возможным. Поэтому необходимо использовать некоторую универсальную процедуру, в которой, задавая один, или несколько параметров, можно было бы наилучшим образом настроить взвешенную среднюю к свойствам изучаемого ряда. Такая возможность имеется при показательном характере задания весов наблюдений:

$$S = \alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2 + \ldots$$

Здесь параметр a является единственной переменной, варьируя которую можно получить модель, пригодную для различных по характеру изменений прогнозируемого процесса. Иногда этот ряд называют экспоненциальным.

С помощью показательно взвешенного ряда весов легко рассчитать среднее взвешенное показателя Y в момент времени T, которое будет являться прогнозной моделью процесса на следующий момент наблюдения (T+1). Обозначим это прогнозное значение через $\hat{Y}_{T+1}$.