РОССИЙСКИЙ ФОНД ФУНДАМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ
ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ МЕХАНИКИ И ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ ИМ. ВОРОВИЧА И.И.
ЮЖНЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК
ИНСТИТУТ АРИДНЫХ ЗОН

ЭКОЛОГИЯ
ЭКОНОМИКА
ИНФОРМАТИКА

XL конференция “Математическое моделирование в проблемах рационального природопользования”

Ростов-на-Дону
2012

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ НЕЛИНЕЙНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ И НЕЛИНЕЙНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ И КЛИМАТИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Рыбак О.О.,
Сочинский научно исследовательский центр РАН,
Рыбак Е.А.,
Институт природно-технических систем РАН, г. Сочи,
elena.rybak@gmail.com

Нелинейность играет заметную роль в формировании природных явлений при самых различных пространственных и временных масштабах [1]. В природных системах зачастую наблюдаются резкие переходы из одного состояния в другое, гистерезис, пространственно-временные структуры, детерминированный хаос [2]. Это предопределило то, что идеи и методы нелинейной динамики и теории хаоса стали широко применяться для анализа природных процессов и явлений [3].

В основе линейных методов анализа временных рядов лежит представление о том, что динамика анализируемой ситемы, «отпечатком» которой является временной ряд, может быть в целом охарактеризована, как «малые причины вызывают малые последствия» [4]. В этом случае нерегулярное поведение системы может считаться результатом воздействия случайных факторов, внешних по отношению к системе. Однако нелинейные, хаотические системы могут порождать нерегулярные данные (временные ряды), и при этом описываться вполне детерминистическими уравнениями [5]. В последнее время методы, основанные на идеях нелинейной динамики, находят применение в климатологических приложениях, хотя их нельзя считать широко распространенными, и, тем более, традиционными.

В настоящей работе рассмотрены результаты применения методов нелинейной фильтрации и простого нелинейного прогнозирования следующих временных рядов:

- **T_Sochi_day**: среднесуточная приземная температура воздуха на станции Сочи в 1885-2008 гг;
- **T_DC**: температура воздуха в центральной Антарктиде, восстановленная по изотопному составу ледяного керна [6]. Длина составляет ряда 801 тыс. лет с шагом по времени 50 лет;
- **NAO_an_obs**: среднегодовые значения индекса Североатлантического колебания (САК) 1825-2002 гг., рассчитанные по данным метеонаблюдений [7];
- **NAO_mon_rec**: среднемесячные значения индекса САК 1659-2000 гг., восстановленные по косвенным данным [8].

В работе были использованы компьютерные программы из пакета TISEAN [4].

Нелинейная фильтрация. «Линейный» подход предполагает, что анализируемый временной ряд содержит две компоненты – последовательность сигналов и случайные флуктуации. Считается, что спектр шума имеет плоскую форму или распределен по широкой полосе частот, в то время как спектр периодического или квазипериодического сигнала имеет отчетливый максимум на определенных частотах или сосредоточен в узкой полосе частот. После того, как обе компоненты идентифицируются во временном ряду, сигнал и шум могут быть разделены с помощью стандартной процедуры фильтрации. Такой подход, однако, не подходит для рядов, порожденных динамическими хаотическими системами, поскольку подобные ряды зачастую имеют широкополосный спектр, и фильтрация традиционными методами может привести к потере части сигнала. В основе нелинейной фильтрации лежит метод локальной аппроксимации (ЛА), использующий понятия векторов задержек, временной задержки τ, радиуса поиска ε, и размерности вложения m [3, 4].

Определим, каким образом фильтрация шума влияет на спектральную характеристику исследуемых рядов.

Ряд T_DC. Расширение ε приводит к тому, что растет амплитуда выделяемого шума. В конечном итоге сигнал превращается в среднее значение, нарушаемое во второй половине ряда пиками со 100-тысячелетней квазипериодичностью. Заметим, что постепенное увеличение амплитуды шума со временем свидетельствует о том, что высокочастотная компонента в ряду T_DC также растет со временем. Это объясняется тем, что в ряду дейтерия, по которому был реконструирован температурный ряд, расстояние между датированными точками в ледяном керне увеличивается экспоненциально. По мере роста ε происходит изменение спектральной плотности первоначального ряда – оптимальный порядок авторегрессии (АР) падает с десятого до второго, теряются детали – исчезают статистически значимые пики, соответствующие астрономическим частотам, а спектр ряда превращается в спектр красного шума. При ε=4-5 становятся отчетливо видны главные квазипериодические максимумы в ряду после фильтрации высокочастотных компонент.

Ряды NAO_mon_rec и NAO_an_obs. Спектральная плотность первого из рядов представляет собой белый шум, однако после процедуры фильтрации в спектре ряда был выделен статистически значимый максимум на частоте 0,23-0,24 циклов/год (период 4,2-4,3 года). Ряд NAO_an_obs изначально содержит меньше высокочастотных компонент по сравнению с рядом NAO_mon_rec. При увеличении m до значения m=10 спектр сохраняет бимодальную структуру [9], однако увеличение m приводит к его усложнению.

Ряд T_Sochi_day изначально содержит циклическую годовую компоненту, период которой велик по сравнению с разрешением ряда. Увеличение m приводит к «вымыванию» высокочастотных компонент и постепенному превращению отфильтрованного ряда в периодический. Если фильтрация при m=2 оставляет в ряду синоптическую (квазипериодичность несколько дней) компоненту, то при m=20 остается лишь годовая. С качественной точки зрения снижение уровня шума нелинейным методом приводит к результату, сходному с тем, как если бы из исходного ряда удалялся периодический тренд. Разница состоит в том, что при применении нелинейной фильтрации не нужно знать период тренда *apriori*.

Нелинейное прогнозирование. Наиболее простой алгоритм нелинейного прогноза строится на поиске детерминистических структур в исходном временном ряду [4]. Считается, что если временной ряд стационарен, и в нем можно выделить однотипные структуры – сходные последовательности значений, - то можно предположить с некоторой вероятностью, что такие же последовательности значений встретятся и в будущем. Метод подразумевает использование для прогноза не всего массива исходных данных, а лишь «ближайших» к последнему известному значению вектора («ближайшие соседи», под этим подразумеваются не соседи по времени, а соседи по фазовому пространству). Их выбор в соответствии с выбранным правилом определяет локальную подобласть, в которой параметры представления считаются неизменными [3].

Для тестирования был использован исходный, неотфильтрованный ряд **T_Sochi_day**. Результат разделения сигнала и шума в значительной степени определяется «уровнем отсечения», иначе говоря, тем, что в данных обстоятельством считается сигналом, а что – шумом. Заблаговременность прогноза была невелика – 5 и 10 дней. При задании заблаговременности прогноза 30 дней программа выдавала среднее значение по временному ряду. В этом также видится своя логика – подобные структуры аналогичной длительности (30 дней) выделяются во временном ряду, но с большой ошибкой, и среднее по такому прогнозу и будет среднемноголетним значением. Минимальная ошибка прогноза (3,3-3,5 °С) достигалась при небольших значениях временной задержки (τ=3-7 суток) и размерности вложения (m=2-4). Здесь следует иметь в виду, что алгоритм устроен так, что поиск подобных структур происходит во всем временном ряду, поскольку важна близость в фазовом пространстве, а не последовательность событий. Понятно, тем не менее, что прогноз для практического использования строится лишь для последнего значения ряда. Прогностическая «прогонка» по всему ряду имеет смысл лишь для оценки средней ошибки прогноза (в данном случае - реконструкции), или, строго говоря, среднему отклонению значений в фазовом пространстве от расчетной величины при заданных параметрах поиска и заблаговременности.

Принимая во внимание небольшую величину параметров τ и m, становится понятным, что в исходном ряду осуществлялся поиск сегментов небольшой длительности, отстоящих друг от друга по времени $(m\text{-}1)\tau$=3-21 суток и не более чем на 2 С в фазовом пространстве. Интересно, что при этом «прогноз» ряда, построенный для каждого его значения (иначе говоря, некоторая модель ряда) воспроизводил сезонный ход. При этом никакой предварительной информации о сезонном ходе не вводилось. Сезонность сама проявлялась при «прогнозе» коротких отрезков ряда по аналогам поведения его сегментов в прошлом и будущем. При этом сами сегменты были заведомо короче годового цикла.

Краткие выводы:

- Нелинейные методы фильтрации позволяют эффективно разделять сигнал и шум во временном ряду, в том числе и нестационарного характера. Надлежащий подбор параметров фильтрации позволяет выделять квазипериодические компоненты в ряду;
- Результаты прогноза методом временных задержек показывают, что при проавильном подборе параметров прогноза можно построить модель квазипериодического временного ряда, используя небольшие временные задержки и малую размерность вложения. Практическое применение данного прогноза видится не в краткосрочном предсказании метеорологических переменных (температуры воздуха, количества осадков и т.д.), а в оценке наиболее вероятных их значений на относительно больших территориях в соответствии с тем или иным сценарием эволюции климатической системы.

Работа выполнена в рамках проекта 7.4 Программы фундаментальных исследований Президиума РАН №4

Литература

1. Привальский В.Е., Панченко В.А., Асарина Е.Ю. Модели временных рядов с приложениями в гидрометеорологии. Л.: Гидрометеоиздат. 1992. 227 с.
2. Николис Г., Пригожин И. Самоорганизация в неравновесных системах. М.: Мир. 1979. 512 с.
3. Лоскутов А.Ю., Котляров О.Л. Нелинейная динамика и анализ временных рядов //[Электронный ресурс] URL http://www.dex.ru/riskjournal/2004/2004_1_2/160-177.pdf (дата обращения 15.09.2011).
4. Kantz H., Schreiber T. Non-linear time series analysis. Cambridge: Cambridge University Press. 2004. 367 p.
5. Lorenz E.N., Deterministic non-periodic flow //Journal of Atmospheric Science. 1963. V. 20. P. 130-141.
6. Jouzel J., Masson-Delmotte V., Cattani O. et al. Orbital and Millenial Antarctic Climate Variability over the Past 800,000 Years //Science. 2007. V. 137. P. 793-796.
7. The North Atlantic Oscillation //[Электронный ресурс] URL http://www.cru.uea.uk/data/nao.htm (дата обращения 20.01.2011).
8. Luterbacher J., Xoplaki E., Dietrich D. et al. Extending North Atlantic Oscillation Reconstructions Back to 1500 //Atmospheric Science Letters. 2002. V. 2. P. 114-124.
9. Рыбак Е.А., Рыбак О.О. О спектральной структуре Североатлантического колебания / Метеорология и гидрология. 2005. №3. С. 39-49.