

Разработанная ИУС была испытана на трассе Нижний Новгород - Судак (АРК, Украина). Серверная часть и измерительный комплекс находились на радиополигоне в Судаче, центр управления испытаниями находился в Нижнем Новгороде. Производился мониторинг четырех радиоканалов ДКМВ диапазона. В качестве сети передачи данных использовалась сеть Интернет. В ходе испытаний была подтверждена работоспособность данной технологии даже при использовании нестабильных сетей передачи данных.

В настоящее время проводятся работы по оптимизации клиентского и серверного ПО с целью снижения потребления ресурсов и увеличения стабильности, а также реализации сервисных функций для удобства работы оператора с терминалом.

ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МЕТОДОМ SSA ВРЕМЕННОГО РЯДА, СОДЕРЖАЩЕГО СРЕДНЕМЕСЯЧНЫЕ ЗНАЧЕНИЯ ЧИСЕЛ ВОЛЬФА

С.В. Поршнев, Фоуад Рабаиа

(Екатеринбург, Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Н. Ельцина sergey_porshnev@mail.ru, rabaia_f@mail.ru)

FORECASTING ACCURACY ASSESSMENT BY SSA TIME SERIES CONTAINING MONTHLY AVERAGES OF WOLF NUMBERS

S.V.. Porshnev ,Fouad Rabaia

Теоретические обоснования возможности использования метода сингулярного спектрального анализа (Singular Spectrum Analysis – SSA) для прогнозирования ВР рассматривались в работах многих авторов (см., например, [1] и др.), там же приведены примеры прогнозирования некоторых ВР. Напомним, что решение задачи прогнозирования ВР методом SSA требует априорного задания следующих параметров метода: длины отрезка ВР, используемого для прогнозирования значений ВР, размера окна сдвига L , числа ГК, используемых для прогнозирования. В тоже время конкретных рекомендаций по их выбору в научной литературе обнаружить не удастся. В этой связи представляется целесообразным провести самостоятельное изучение данного вопроса на примере ВР, содержащего значения чисел Вольфа R , являющихся одним из главных количественных индексов солнечной активности.

Предваряя анализ полученных результатов, отметим, что наряду с известными методами рекуррентного и векторного прогнозирования [1], оказывается возможным использовать в рассматриваемой задаче еще один альтернативный алгоритм прогнозирования, реализуемый следующей последовательностью действий:

1. Получить ВР $\tilde{F}_N^{(1)}$, аппроксимирующий анализируемый ВР $F_N^{(1)}$, используя набор собственных троек сингулярного разложения траекторной матрицы $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$, $i \in I = (j_1, \dots, j_r)$, из которого исключены собственные тройки, соответствующие шумовой составляющей исходного ВР.

2. Вычислить прогнозируемые значения исходного временного ряда, используя для значения ряда $\tilde{F}_N^{(1)}$.

Для изучения зависимости точности прогнозирования ВР, содержащего среднемесячные значения чисел Вольфа, с помощью рекурсивного алгоритма и с помощью алгоритма прогнозирования по полиному, аппроксимирующему анализируемый ВР (ряд $\tilde{F}_N^{(1)}$), был использован алгоритм, описанный ниже на псевдокоде.

Алгоритм 1

Назначение: Исследование погрешности прогнозирования ВР

Вход:

F (вектор, содержащий значения анализируемого ВР)

N_p (длина вектора F)

N_{wind} (размер отрезка анализируемого ВР, используемого для прогнозирования)

$Start$ (точка начального положения окна прогнозирования)

$x_Start = Start$ (номер начальной точки скользящего окна)

$x_End = x_Start + Start - 1$ (номер последней точки скользящего окна)

$x = F(x_Start : x_End :)$ (вектор, содержащий значения, на основе которых вычисляются значения аппроксимирующего полинома)

In (вектор, содержащий номера группируемых троек собственных сингулярного разложения траекторной матрицы вектора)

N_i (длина вектора In)

L (размер сдвига)

L_p (число прогнозируемых точек)

Выход:

матрица Zz размерности $(N_p - End - L_p) \cdot N_i \times 2 L_p$

Инициализация:

$Km1 = N_p - End - L_p$;

$Km = (N_p - End - L_p) \cdot N_i$;

$k = 1$;

for $j = 1 : Km1$

for $i = 1 : N_i$

$m = In(i)$;

% вызов функции, возвращающую вектор-строку, содержащую

% L_p спрогнозированных значений в соответствие с рекурсивным

% алгоритмом

$Z1 = SSA_recurs(x, L, x_Start, x_End, L_p, 1:m)$;

% вызов функции, возвращающую вектор-строку, содержащую

% ДЗ спрогнозированных значений

% по аппроксимирующему ряду $\tilde{F}_N^{(1)}$

$Z2 = SSA_appr(x, L, x_Start, x_End, L_p, 1:m)$;

$Zz1(k, 1:2 \cdot L_p) = augment(Z1, Z2)$;

$k = k + 1$;

end;

$x_Start = x_Start + 1$;

$x_End = x_End + 1$;

end;

Для представления зависимостей, о вычисленных в соответствие с алгоритмом 1, на рис. 1, 2 приведены абсолютные значения разностей между фактическими и спрогнозированными значениями первой прогнозируемой точки (остатки) и их распределения (гистограммы и аппроксимирующая кривая, построенная по Парзену-Розенблатту [2]). Здесь для прогнозирования в соответствие с рекурсивным алгоритмом использовались собственные тройки № 1–5.

Из табл. 1 видно:

1) алгоритм прогнозирования на основе аппроксимирующего полинома при прогнозировании вперед на 1–3 точки оказывается в два-три раза точнее рекурсивного алгоритма;

2) при прогнозировании на 4–5 точек вперед увеличение числа собственных троек, используемых для вычисления значений аппроксимирующего полинома метод прогнозирования, приводит к увеличению погрешности прогноза данного метода;

3) для практического использования метода прогнозирования на основе аппроксимирующего полинома требуются рекомендации по выбору числа собственных троек;

4) погрешность рекурсивного алгоритма в рассмотренном диапазоне параметров оказывается независимой от количества группируемых собственных троек и числа прогнозируемых точек.

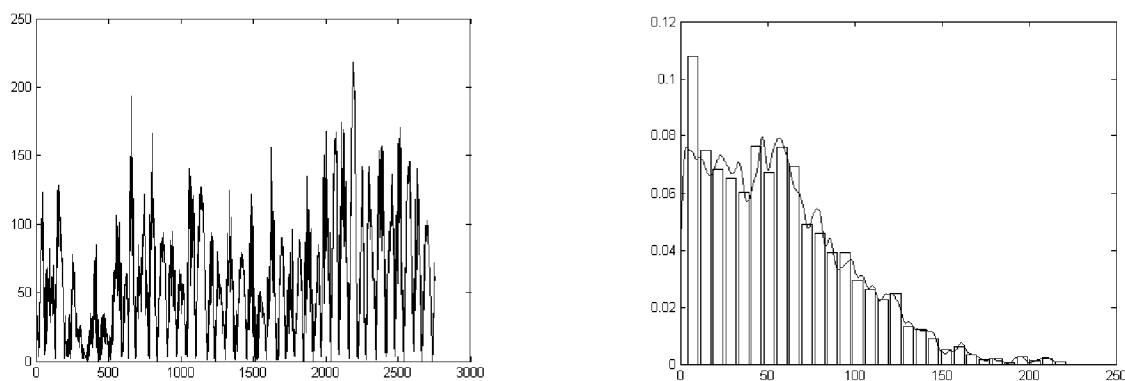


Рис. 1. Абсолютные значения разностей между фактическими и спрогнозированными в соответствие с рекурсивным алгоритмом (слева) и распределение остатков (справа)

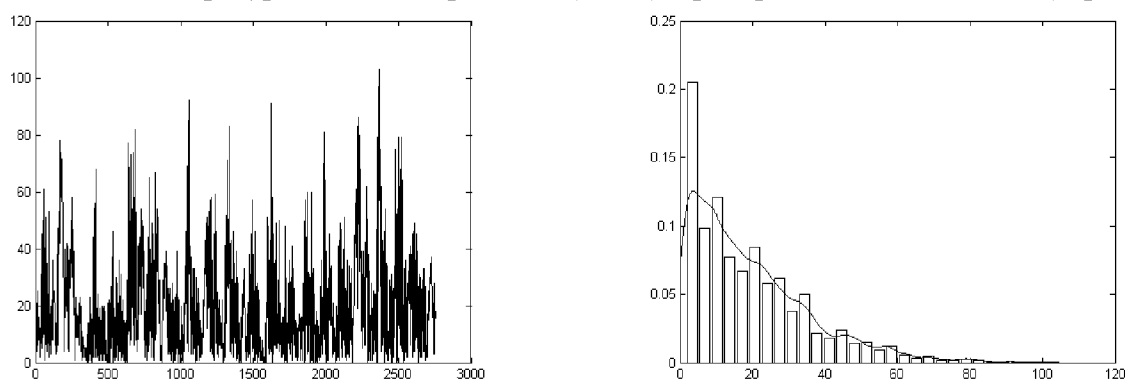


Рис. 2. Абсолютные значения разностей между фактическими и спрогнозированными в соответствие с рекурсивным алгоритмом прогнозирования и с использованием аппроксимирующего полинома (слева) и распределение остатков (справа)

Таблица 1. Средние значения и среднеквадратические отклонения остатков спрогнозированных значений

Группируемые компоненты	Погрешность рекурсивного алгоритма метода SSA					Погрешность прогноза по аппроксимирующему полиному				
	Номер прогнозируемой точки					Номер прогнозируемой точки				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
1–5	58±40	59±40	59±40	59±40	60±40	20±16	21±17	22±18	23±21	25±26
1–7	60±41	59±41	60±40	60±40	60±40	18±14	20±17	23±22	28±33	36±53
1–9	60±41	60±41	60±40	60±40	60±40	17±14	20±18	26±24	36±50	52±84
1–11	60±41	60±41	60±40	60±40	60±40	17±15	22±21	31±39	47±71	63±95
1–13	60±42	60±41	60±40	60±40	60±41	18±16	24±25	37±49	60±93	78±120
1–15	60±42	60±41	60±41	60±41	59±41	19±17	27±29	45±60	76±115	98±135

Таким образом, полученные результаты позволяют дать обоснованные рекомендации по выбору метода прогнозирования: при краткосрочном прогнозировании следует использовать алгоритм, основанный на использовании аппроксимирующего полинома, при долгосрочном – рекурсивный алгоритм метода SSA. В тоже время следует отдавать отчет в том, что точность прогнозирования может оказаться относительно не высокой, на основании по-

добных прогнозов можно давать скорее качественные нежели количественные прогнозы о долгосрочных тенденциях изменения анализируемого ВР.

Литература

1. Главные компоненты временных рядов. [Текст] / Под редакцией Д.Л.Данилова и А.А.Жиглявского // СПб.: Пресском, 2007. –308 с.
2. Сызранцев В.Н. Расчет прочностной надежности изделий на основе непараметрической статистики. [Текст] / В. Н. Сызранцев, Я. П. Невелев, С. Л. Голофаст // Новосибирск: Наука, 2008. –218 с.

ВОПРОСЫ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ О ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ ИЗ СИГНАЛА, ПРИНИМАЕМОГО РАДИОВЫСОТОМЕРНЫМИ СИСТЕМАМИ (РВС) С ИМПУЛЬСНОЙ МОДУЛЯЦИЕЙ (ИМ)

А.К. Сорокин, В.Г. Важеннин
УрФУ, РЭИС, atomdistortion@mail.ru

THE QUESTIONS OF EXTRACTION UNDERLYING SURFACE INFORMATION FROM SIGNAL OF RADIO ALTIMETER SYSTEM (RAS) WITH PULSE MODULATION (PM)

A.K. Sorokin, V.G. Vazhenin

Традиционная задача КЭНС [1] в настоящее время переживает новый виток развития благодаря возросшим вычислительным мощностям бортовых вычислителей. С другой стороны возрастают требования не только по точности работы существующих систем, но также и к функционалу бортовой аппаратуры, которой придаются новые возможности, такие как навигация на базе радиовысотомерной системы. Малоисследованной задачей радионавигации является определение устойчивых ориентиров на подстилающей поверхности, в том числе и системами с импульсной модуляцией. Задачей доклада является приведение в единую систему накопленного опыта по данной тематике.

На первом этапе классифицируем типы ориентиров, пригодных для радионавигации.

Однородной поверхностью назовем такую, которая имеет устойчивые статистические параметры, в том числе среднюю ДОР [3], дисперсию, коэффициент корреляции.

Точечные объекты, характеризуются наличием небольших отражающих площадок на поверхности, обладающих высоким коэффициентом отражения в узком диапазоне углов облучения. В сантиметровом диапазоне волн к таковым объектам можно отнести объекты техногенного происхождения, а также объекты природного происхождения с высоким коэффициентом отражения и малыми линейными размерами, сравнимыми с длиной излучаемой волны. Такие объекты зачастую не являются устойчивыми, могут менять свое расположение и быть очень чувствительными к углам облучения, что приводит к невозможности интерпретации местоположения ЛА на ЭИ [1].

Граница раздела сред, характеризуется протяженным в одном направлении участком особых свойств поверхности. Разделим границы раздела сред на два типа: резкая смена поверхности (характерна для техногенных объектов, таких как искусственные резервуары и промышленные объекты), а также постепенная смена поверхности, характерная для природных объектов, таких как лес-луг, вода-суша. Плавная смена поверхности предполагает наличия третьего типа поверхности, который может существенно отличаться по свойствам от остальных двух поверхностей, примером может являться песчаная коса, как граница между сушей и водой. Граница раздела является относительно устойчивым объектом для навигации. Преимуществом такого объекта является возможность отслеживания изменения статистических параметров подстилающей поверхности, что позволяет по накопленной выборке выделить такие объекты. Зачастую такую границу раздела можно аппроксимировать прямой,