DOI: 10.17117/na.2016.06.02.473

<http://ucom.ru/doc/na.2016.06.02.473.pdf>

Поступила (Received): 02.06.2016

Задорожная Т.Н., Закусилов В.П. Применение выборочных главных компонент для прогноза сложных метеоусловий

Zadorozhnaja T.N., Zakusilov V.P.
The use of selective principal component to
predict tough weather conditions

На основе отбора наиболее информативной совокупности составляющих разработан прогноз месячного количества облачности искомой градации с годовой заблаговременностью. Средняя ошибка составила 8 часов, что намного меньше ошибки климатического прогноза. Следовательно, полученные результаты являются успешными
Ключевые слова: нижняя граница облачности, месячный прогноз, главные компоненты, ошибка прогноза

The desired gradation monthly cloud amount forecast with annual range has been worked out. It has been done on the basis of selection of the most informative entity of components. The mean absolute error is 8 hours, that is much less than climatic forecast error. It proves the effectiveness of the suggested forecast technique
Key words: cloud ceiling, monthly forecast, key component, forecast error

Задорожная Тамара Николаевна

Кандидат географических наук, доцент, старший научный сотрудник
Военно-воздушная академия им. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина
г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54 А

Zadorozhnaja Tamara Nikolaevna

Candidate Geographical Sciences, Associate Professor, Senior Researcher
Air force academy named N.E. Zhukovsky and Yu.A. Gagarin
Voronezh, Staruh Bolchevnikov st., 54 A

Закусилов Вадим Павлович

Кандидат географических наук, доцент
Военно-воздушная академия им. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина
г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54 А

Zakusilov Vadim Pavlovich

Candidate Geographical Sciences, Associate Professor
Air force academy named N.E. Zhukovsky and Yu.A. Gagarin
Voronezh, Staruh Bolchevnikov st., 54 A

Одним из метеоэлементов, осложняющих производство полетов, является облачный покров, так как с ним связаны опасные явления погоды. Целью данного исследования является разработка метода прогноза месячного количества часов с облачностью высотой 300м и степенью покрытия неба в пределах 7–10 баллов. Полеты в таких условиях принято считать сложными. При планировании работы на месяц и более необходимо знать заранее, каким бюджетом времени можно располагать для полетов в подобных условиях. В данной работе ставится задача разработать метод прогноза месячного количества часов со

сложными условиями в пункте Воронеж. Выборка состояла из одноименных месяцев января. Для решения поставленной задачи использовался метод, получивший название «гусеницы» [1,2].

Суть метода заключается в том, что одномерный временной ряд преобразуется в матрицу развертки с помощью сдвиговой процедуры. Затем осуществляется сингулярное разложение данной матрицы. В результате производится разделение временного ряда на компоненты, которые могут быть интерпретированы как медленно меняющиеся трендовые составляющие, высокочастотные циклические колебания и шумовой фон. Из полученного набора выбираются главные компоненты, по которым восстанавливается исходный ряд.

Для выявления особенностей ряда, в соответствии с вышеописанной методикой, временной ряд облачности был разложен на составляющие, вносящие различный вклад в дисперсию исходного ряда. В данном случае отобрано 10 составляющих, описывающих до 90% дисперсии. С целью их интерпретации и выявления основных особенностей в статистической структуре исследуемого ряда, произведен визуальный анализ собственных векторов, соответствующих тренду и возможным гармоникам, при условии их хорошей разделимости.

Согласно установленному понятию, трендом является медленно меняющаяся компонента ряда, не содержащая колебательных компонент. Если ряд имеет тренд, тогда первые вектора будут медленно меняться в одном направлении. Визуальный их анализ показал, что в данном случае только один, а именно первый собственный вектор имеет требуемый вид, который представлен на рисунке 1.

Рис. 1. Одномерная диаграмма собственных векторов временного хода сложных условий погоды (1 главная компонента)

Представленная на рисунке первая главная компонента, описывает 86,5% дисперсии. Визуальный анализ показывает, что ряд имеет положительный линейный тренд сложной формы, происходит монотонное увеличение месячного количества часов. Кроме того, имеются указания на периодические колебания.

Для уточнения наличия трендовой составляющей в исходном ряде произведено скользящее осреднение, позволяющее исключить крупные возмущения. Средние значения и их стандартные отклонения представлены на рисунке 2.

Рис. 2. Скользящие средние и стандарты ряда со сложными условиями

Данный рисунок наглядно подтверждает, что в ходе месячных значений облачного покрова имеет место многолетнее повышение исследуемых значений. Наличие в исходных рядах трендовой составляющей позволяет разрабатывать инерционные прогнозы.

С целью выявления периодических колебаний проводилась идентификация остальных гармоник. О наличии колебаний на фоне слабой общей тенденции может свидетельствовать вторая составляющая, представленная на рисунке 3.

Рис. 3. Одномерная диаграмма 2-го собственного вектора

Из анализа рисунка следует, что в ходе кривой второго собственного вектора имеет место регулярное периодическое колебание, аналогичное тому, что можно были обнаружены в исходном ряде, равные 7 годам. На графиках более высокого порядка (третья и четвертая компонента) имеют место высокочастотные колебания, хотя и не четко выражены. Они составляют два – три года и, по всей видимости, отражают структуру квазидухлетней цикличности ветра в экваториальной стратосфере. В остальных составляющих выявить какие-либо периодичности не удастся.

Для уточнения устойчивости регулярного характера выявленных закономерностей рассмотрены траектории точек на двумерных диаграммах, представ-

ленных на рисунке 4, для шести гармонических компонентов. Из вида представленных на рисунке изображений, можно сделать вывод о том, что каждая из рассматриваемых собственных функций включает квазирегулярные периодичности. Траектории каждой из собственных функций имеют различные формы, образующие двумерные траектории с вершинами, лежащими на кривой, имеющей спиралеобразную форму.

Рис. 4. Двумерные диаграммы, отражающие траектории точек собственных векторов

Это свидетельствует о том, что временной ряд состоит из колебаний различной частоты и амплитуды. Каждая соответствующая пара собственных векторов порождена моделированной гармонической компонентой исходного ряда, имеющей свой период и амплитуду. Устойчивость и надежность таких периодов оцениваются величиной дисперсии соответствующей составляющей.

Из анализа выборочного спектра собственных значений ($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$), установлено, что движение первой точки, соответствующей собственным значениям λ_1, λ_2 описывает 86,54% общей дисперсии, а движение третьей точки, соответствующей собственным значениям λ_3 и λ_4 описывает только 12% общей дисперсии.

С точки зрения прогноза, наибольший интерес представляет первая и вторая точки, соответствующие первым парам выборочных главных компонент скользящего отрезка, так как эти точки, связаны не только с большим процентом общей дисперсии, но и имеют заметно большую регулярность движения. Подтверждением эффективности разложения временного ряда на главные компоненты: выделение тренда, сигнала и шума, является оценка точности восстановления его с помощью нескольких первых составляющих. На рисунке 5 представлен временной ряд облачности, восстановленный по первым 10 выборочным главным компонентам скользящего отрезка. Для сравнения, на этом же рисунке приведен и ряд исходных данных.

Обе кривые имеют вид, близкий к периодическим колебаниям, что более отчетливо видно в сглаженной кривой восстановленных значений, где нестабильная часть колебаний исключена. Синусоидальный характер кривой восстановленных значений отражает регулярность вращения точек представленных на рисунке 4, указывая на ее периодичность.

Рис. 5. Исходный и восстановленный ряды

Средняя абсолютная ошибка составляет 19,3 часа, средняя относительная ошибка равна 10 часам, что свидетельствует о достаточно успешном проведении процедуры восстановления. В дальнейшем, с учетом четырех первых компонент, разработан прогноз месячного количества часов с облачностью 300 м, представленный на рисунке 6.

Рис. 6. Прогноз месячного количества часов со сложными условиями

Рис. 7. Распределение ошибок методического прогноза

С этой целью исходная выборка была разделена на две части: предполагалось, что первая половина периода является известной, а вторая прогнозировалась

с помощью первых 4-х наиболее информативных главных компонент. Как следует из рисунка, с помощью данного подхода удалось предусмотреть как основные колебания, так и структуру ряда в целом.

Ошибки прогноза на данный отрезок времени представлен на рисунке 7.

Максимальная ошибка прогноза составила 25 часов, средняя арифметическая ошибка δ месячного количества часов с облачностью ниже 300м, около 8 часов. В то время, среднее климатическое значение месячного количества часов с облачностью ниже 300 м (норма) равно 126,6 часов, а σ – 46,7 часов. В связи с этим, следует признать, что ошибка, полученная по данному методу, намного меньше, чем естественная изменчивость, а поэтому эффективность используемого метода выше климатического, что позволяет использовать данную методику в прогностической практике на месяц с годовой заблаговременностью.

Список используемых источников:

1. Голяндина Н.Э. Метод «Гусеница». SSA: анализ временных рядов. СПб., 2004, 76 с.
2. Данилов Д.Л., Жиглявский А.А. Главные компоненты временных рядов: Метод «Гусеница». СПб, С.- Петербургский университет, 1997, 308 с.

© 2016, Задорожная Т.Н., Закусилов В.П.

Применение выборочных главных компонент для прогноза сложных метеоусловий

© 2016, Zadorozhnaja T.N., Zakusilov V.P.

The use of selective principal component to predict tough weather conditions