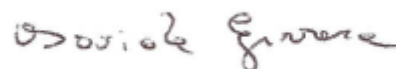


Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего профессионального образования “Нижегородский государственный
университет им. Н.И. Лобачевского”

На правах рукописи



Гуррера Давиде

СТОХАСТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СКОРОСТИ ВЕТРА

01.04.03 – радиофизика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Нижегород – 2012

Работа выполнена на кафедре математики Нижегородского государственного университета им. Н.И. Лобачевского и на кафедре физики и физических технологий университета г. Палермо (Италия)

Научные руководители: профессор Р.Бурлон (Италия),
д.ф.-м.н., профессор А.И. Саичев

Официальные оппоненты: д.ф.-м.н., профессор А.А. Мальцев,
к.ф.-м.н., доцент О.В. Польдин

Ведущая организация: *Научно-исследовательский радиофизический институт*

Защита состоится “17” октября 2012 г. в 15:30 на заседании диссертационного совета Д 212.166.07 при *Нижегородском государственном университете им. Н. И. Лобачевского*, по адресу: 603950, г. Нижний Новгород, ГСП-20, пр. Гагарина, д. 23, корп. 1, радиофизический факультет, ауд. 420.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке *Нижегородского государственного университета*.

Автореферат разослан “17” сентября 2012 г.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по вышеуказанному адресу на имя ученого секретаря диссертационного совета.

Ученый секретарь
диссертационного совета,



к.ф.-м.н., доцент В.В. Черепенников

Общая характеристика работы

Актуальность темы.

Важной проблемой современной науки является прогнозирование, т.е. предсказание будущего течения случайного процесса исходя из экспериментальных данных его наблюдений в прошлом. Типовой подход заключается в построении модели на основе базовых принципов и ее дальнейшей корректировки с помощью имеющихся экспериментальных данных. К сожалению, подобное не всегда возможно, особенно при рассмотрении сложных физических систем. Нередко бывает, что даже при отсутствии базовых принципов требуется построить хорошие модели, а экспериментальные или исходные данные отсутствуют, либо их трудно получить, как, например, в гидродинамике. В этой ситуации необходимо иметь огромную базу данных, что делает процедуру прогнозирования очень сложной и малоэффективной.

Во всех этих случаях, когда нет адекватной физической модели или отсутствуют надлежащие исходные экспериментальные данные, либо присутствуют, но с потерями, должны серьезно рассматриваться альтернативные подходы. Такие подходы основаны на анализе временных рядов, который состоит в прогнозировании следующего значения ряда, используя известные предыдущие значения ряда. Временные ряды, являющиеся дискретной реализацией случайного процесса, представляют собой наборы данных, полученных в результате измерения значений процесса через равные временные интервалы. Обработка временных рядов встречается в любой области науки, например, в экономфизике, и особенно при описании сложных систем. Примеры из области физики – моделирование активности солнечных вспышек, потока излучения (например, лучей космических мюонов или нейтронных потоков, излучения звезд), обработка сигналов и прогнозирование хаотических процессов, моделирование оптической турбулентности, физических процессов в комплексных биологических системах, экологии и метеорологии. Отличительной особенностью моделирования наборов данных является то, что физические явления, наблюдаемые с помощью датчиков, демонстрируют долгосрочные и краткосрочные корреляции, и предшествующие значения могут быть использованы для предсказания будущего. Более того, понимание скрытой периодичности и тенденций временного ряда позволяет прогнозировать его поведение в ближайшем будущем. Простой и общий подход к описанию эффектов памяти реализуют интегрируемые модели авторегрессии скользящего среднего (ARIMA).

Эти модели используют временные ряды как для анализа самих данных, так и для прогнозирования. Они часто применяются, когда присутствует нестационарность, которая обуславливается внешним нестационарным окружением.

Модель временного ряда получается путем отыскания функциональной формы наблюдаемых физических величин (вход модели), в которые добавляется некоторый шум. Затем через некоторое время получают прогнозные значения (выход модели). Расширения модели ARIMA – это дробная и сезонная авторегрессия интегрированного скользящего среднего (FARIMA и SARIMA). Все эти модели являются аналогами уравнения Ланжевена в дискретном времени.

В последнее время большое число работ посвящено анализу такого атмосферного явления как скорость ветра, поскольку это важно не только для эффективной генерации электрической энергии, но и для лучшего понимания динамики природных процессов. С этой точки зрения представляется важной задача исследования внутренней динамической структуры временных рядов скорости ветра. Чем эффективнее будет осуществляться прогнозирование изменяющихся потребностей балансировки сети, тем легче будет планировать работу предприятий по корректировке мощности, и тем дешевле будет сам процесс. С другой стороны, ветер представляет собой результат комплексного взаимодействия многих факторов, поэтому данное атмосферное явление очень трудно прогнозировать. С появлением спутниковых технологий, предоставляющих огромное количество необработанных данных, а также благодаря усовершенствованию компьютерных методов решения уравнений, гидро- и газодинамические модели достигли высокого уровня точности. Однако на данный момент из-за сложности данного атмосферного явления они не справляются с задачей корректировки мощности полностью, и их точность снижается, если принимается во внимание частный масштаб и происходящие время от времени изменения. В связи с этим, в настоящее время растет интерес к методам прогнозирования, основанным на вероятностных моделях и искусственных нейронных сетях (ANN), которые могли бы помочь решить проблемы колебания скорости ветра при генерации электроэнергии.

Начальный статистический анализ скорости ветра появился в 40-е гг. прошлого века, когда в США выполнялась исследовательская программа, целью которой было изучить потенциальные площадки для строительства систем преобразования энергии ветра. Первые попытки определить среднечасовую скорость ветра были основаны на имитационном моделировании методом Монте-Карло, в котором было задано предполагаемое распределение скорости ветра. Однако оно не учитывало взаимосвязь между последовательными наблюдениями за скоростью ветра, поэтому полученное

данным путем прогнозирование было неточным. Следовательно, большие периоды высокой и низкой скорости ветра появлялись недостаточно часто. В дальнейших исследованиях предпринимались попытки использовать автокорреляцию в модели скорости ветра (см., например, Chou и Corotis, 1981; Goh и Nathan, 1979). Однако подходы, использовавшиеся в этих исследованиях, были основаны на специфических предположениях о статистических характеристиках, свойственных данным о скорости ветра. Некоторые исследователи также пренебрегли такими важными особенностями, как суточные и сезонные колебания и негауссовость формы распределения скорости ветра. В 1984 г. Браун и др. предложили метод, который включал в себя все основные характеристики среднечасовой скорости ветра, но он был применен к изучению только одного случая. Чтобы применить подлинную авторегрессионную модель, потребовалось использовать преобразование мощности. Таким образом, негауссово распределение скорости ветра было учтено. После выхода данной основополагающей работы, были предложены и другие виды преобразования мощности, моделирование данных осуществлялось уже с помощью одной из авторегрессионных моделей скользящего среднего (Daniel и Chen, 1991; Nfaoui и др., 1996; Poggi и др., 2003; Torres и др., 2005). Следует заметить, что в данных работах описывались краткосрочные прогнозы в то время, как Kavassari и Seetharaman, применив в 2009 г. модели с долговременной памятью, смогли получить надежные прогнозы на ближайшие 24-48 часа. Однако анализ был ограничен лишь четырьмя временными рядами.

В связи с тем, что проблема, затронутая в данной диссертации, недостаточно изучена, были сформулированы основные направления исследования.

Целью диссертационной работы является определение общего класса вероятностных моделей для среднесрочных прогнозов скорости ветра, которые бы учитывали все основные характерные черты данных о скорости ветра, а именно автокорреляцию, негауссовость распределения, а также сезонную и суточную нестационарность.

Методы исследования и достоверность результатов. Достоверность результатов, представленных в данной работе, подтверждается использованием хорошо известных методов анализа вероятностных процессов и их достаточным соответствием результатам, полученным при использовании других подходов.

Научная новизна работы. По сравнению с предыдущими работами на данную тему первый результат касается рассмотрения однодневной нестационарности. В частности, способ прогнозирования среднечасовой скорости ветра, предложенный в данной диссертации, достигает стационарности благодаря использованию алгоритма

вычисления разностей и сезонных моделей, которые допускают случайность в дневном цикле и ежедневную корреляцию. В результате, большинство полученных прогнозов не теряют точности на протяжении всего анализируемого интервала прогнозирования, длина которого составляет 24 часа (среднесрочный прогноз).

Второй результат касается предложения применять нелинейное преобразование к временным рядам для использования моделей Бокса-Дженкинса, которые требуют нормального распределения данных.

Третий – это предварительный анализ, рассматривающий систематику корреляции скорости ветра, используя весь набор данных.

Важно отметить, что анализ временных рядов из различных географических областей для различных периодов времени, возможно, позволит сделать большой шаг вперед в изучении ветра, как физического явления.

Научно-практическая ценность работы. Вероятностные модели, применяемые для анализа временных рядов среднечасовой скорости ветра и рассмотренные в данной работе, способствуют лучшему пониманию исследуемой проблемы и могут быть использованы для моделирования и дальнейшего прогнозирования.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Разработка автоматической процедуры моделирования и прогнозирования временного ряда, описывающего динамику сложных систем.
2. Применение процедуры моделирования и прогнозирования ряда для прогнозирования среднечасовой скорости ветра с помощью линейных вероятностных моделей.
3. Сравнение предложенных моделей с результатами, предоставляемыми подходящей искусственной нейронной сетью (нелинейный подход).

Апробация работы. Результаты данного исследования были представлены на четырех конференциях: «10-th World Renewable Energy Conference», Великобритания (2008); «22-nd Marian Smoluchowski Symposium», Польша (2009), «XCV Conference of the Italian Physical Society», Италия (2009), «EMUNI Research Souk», Италия (2010).

Публикации. Материалы данной диссертации были изложены в 5 работах и 2 Трудах конференций.

Личный вклад автора. Все представленные результаты были получены самим автором, который, в частности, самостоятельно формулировал цели работы и выбирал методы исследования.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из 4 глав, приложения и списка литературы. Общий объем работы составляет 107 страниц, включая

92 страницы основного текста, списка литературы, состоящего из 54 наименований, 37 рисунков и 8 таблиц.

Содержание работы.

В **первой главе** анализируются ранее проведенные исследования проблемы, поднятой в данной диссертационной работе. Помимо этого обосновывается необходимость ее дальнейшего исследования. Здесь также автор описывает элементы новизны своей диссертации. В частности, в разделе 1.1 характеризуется растущая потребность в возобновляемых источниках энергии, в особенности в Европе. В разделе 1.2 представлены статистические данные об использовании энергии ветра во всем мире. К примеру, в конце 2008 г. в Европе было внедрено оборудование по преобразованию энергии ветра общей мощностью 65 гигаватт, производившее 142 миллиарда киловатт-часов и обеспечивавшее 4,2% потребности Европейского Союза в электроэнергии. Разделы 1.3-1.5 посвящены основной проблеме, возникающей при преобразовании энергии ветра в электроэнергию, а именно колебаниям выходной мощности, вызванным случайными колебаниями скорости ветра, и выявляют необходимость достоверного среднесрочного прогнозирования. В разделе 1.6 приводится анализ всех вероятностных моделей скорости ветра, когда-либо предложенных в литературе. Они включают распределение Пирсона третьего типа; гауссовское распределение, функции плотности вероятности Вейбулла и Рэля, логнормальное распределение, трехпараметрический вариант функции плотности вероятности Вейбулла, обратное гауссово распределение. В разделе 1.7 делается заключение о современном состоянии научных исследований в области вероятностных моделей, используемых для прогнозирования скорости ветра.

Во **второй главе** представлено введение в теоретическую часть данной работы. В частности, в разделе 2.1 описаны вероятностные модели временных рядов, включая основные средства анализа их свойств: график временной зависимости, выборочная автокорреляционная функция и/или выборочный спектр (раздел 2.1.1). Раздел 2.1.2 посвящен некоторым стационарным процессам: авторегрессионному (AR), процессу скользящего среднего (MA) и авторегрессионному скользящего среднего (ARMA), а также процессам, связанным с долговременной памятью (ARFIMA). Их свойства охарактеризованы детально. В разделе 2.1.3 рассматриваются такие нестационарные модели, как авторегрессионное интегрированное скользящее среднее (ARIMA) и сезонное авторегрессионное интегрированное скользящее среднее (SARIMA). Метод Бокса-Дженкинса (после главного вклада Бокса и Дженкинса (Box et. al., 2008) в создание основного подхода к прогнозированию временных рядов) изложен в разделе 2.1.4. Данный метод включает идентификацию, оценку и проверку модели. В случае успешной

идентификации возможной модели и оценки ее характеристик, формируется метод, благодаря которому возможно прогнозировать будущие значения исследуемого вероятностного процесса. Данный метод, а также способы достижения точности прогноза, а именно средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (RMSE), средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE), средняя абсолютная масштабированная ошибка (MASE) исследуются в разделе 2.1.5. В разделе 2.2 приводится другой способ прогнозирования погоды, основанный на искусственных нейронных сетях. Этот подход считается стандартом прогнозирования, поэтому в настоящей работе он использовался для сопоставления с результатами прогнозирования, полученными с помощью разработанной модели.

В **третьей главе** диссертации представлены основные оригинальные результаты исследований автора. Целью данных исследований было выявление общего класса вероятностных моделей, подобных моделям временных рядов среднечасовой скорости ветра, описанных в главе 2, которые бы учитывали все основные характеристики данных о скорости ветра. Подход, предложенный в разделе 3.2, был применен ко временным рядам, экспериментально полученным в двух регионах Сицилии (Италия) за 4 года (раздел 3.1). Полученные результаты (раздел 3.4) являются ценными, как с точки зрения моделирования, так и прогнозирования. В частности, прогнозирование на ближайшие 24 часа было основано на временных рядах с периодом всего лишь один месяц. Но его результаты во многом совпадают с результатами прогнозирования, выполненными искусственной нейронной сетью прямого распространения, обученной с помощью двухлетнего временного ряда (раздел 3.3). Прежде всего, для изучения основных характеристик исследуемых временных рядов среднечасовой скорости ветра, был проведен предварительный описательный анализ данных, который включал графики временной зависимости, спектральный анализ и анализ частотного распределения. Практически в каждом временном ряду был выявлен дневной цикл, и с помощью функции плотности вероятности Вейбулла была подтверждена возможность создания адекватной вероятностной модели. Благодаря этому был получен очень экономичный класс моделей. В разделе 3.2.1 была проведена предварительная обработка данных, позволившая получить временной ряд, который может быть рассмотрен как реализация стационарного, нормального процесса. Однако исследуемый процесс является далеко не стационарным: его суточный компонент проявляется достаточно сильно, и он также подвержен сезонным изменениям. Поэтому, до начала процесса моделирования потребовалось исключить данную нестационарность. Более того, вероятностные модели, рассматривавшиеся в данной диссертационной работе, были тщательно усовершенствованы для случайных

величин, подчиняющихся гауссову распределению. Помимо этого, были исследованы значительные отклонения от (одномерной) нормальности. Ко всем временным рядам в данной работе было применено преобразование Бокса-Кокса, каждый из описанных в разделе 1.7 способов оценки мощности и метод максимального правдоподобия, выведенный Боксом и Коксом, но ни один из преобразованных рядов не прошел проверку нормальности критерием Шапиро-Уилка. В связи с этим, был использован новый вид преобразования, который включает в себя функцию ошибок.

С учетом вышесказанного в разделе 3.2.2 был предложен класс моделей сезонного авторегрессионного интегрированного скользящего среднего (SARIMA) с периодом 24 часа. Взятые сезонная и несезонная разности первого порядка способствовали устранению суточной нестационарности и тренда соответственно. Из всего класса предложенных моделей наиболее подходящая обратимая модель SARIMA была выбрана на основе такого критерия отбора, как информационный критерий Акаике с поправкой на систематическую ошибку (AIC_C):

$$SARIMA(p,1,q) \times (P,1,Q)_{24}, \text{ при } p, q, P, Q \leq 3. \quad (1)$$

Для оценки точности выбранных с помощью AIC_C моделей, оставшиеся были проанализированы и проверены на случайность с помощью статистики Бокса-Пирса-Льюнга. В данной работе модель считается адекватной лишь в том случае, если значение p , необходимое для отвержения нулевой гипотезы случайности, превысило контрольный уровень, а именно $p=0,05$, для каждого лага $h=1,2,\dots,48$ (часов). Количество выбранных лагов произвольно, но должно включать два полных цикла.

Полученные с помощью моделей, предложенных в разделе 3.2, суточные прогнозы сопоставляются в разделе 3.3 с моделями, предложенными искусственной нейронной сетью прямого распространения. Благодаря присущей им способности решать очень сложные и даже нелинейные задачи, искусственные нейронные сети широко использовались и используются для прогноза погоды. Их работа напоминает «черный ящик». С одной стороны, для их обучения необходимо значительное количество данных. Но с другой – для них не требуется какой-либо особой предварительной обработки данных, подобной предложенному преобразованию или разности данных. Что касается моделей, усовершенствованных в данной работе, то одно из их достоинств заключается в том, что они способствуют лучшему пониманию исследуемой проблемы. В частности, осмысление некоторых выбранных параметров отбора моделей SARIMA способствовало выбору структуры искусственной нейронной сети, хотя это достаточно длительный

процесс. Дано, что прогнозы моделей SARIMA основаны только на наблюдениях, зафиксированных за прошлые двое суток, и случайном (шумовом) процессе за 4 дня. Была разработана искусственная нейронная сеть прямого распространения, которой требовались 3-дневные наблюдения для создания прогноза на ближайшие сутки. Наблюдения, зафиксированные в каждом из выбранных мест, были разделены на «обучающую последовательность», включающую данные, собранные за 2003 и 2004 гг., «последовательность проверки достоверности», состоящую из данных за 2005 г. и «тестовую последовательность», в которую входят наблюдения за 2006 г. Как видно, сопоставление результатов прогнозирования двух разных подходов осуществляется только на базе данных за 2006 г.

Результаты исследования представлены в разделе 3.4. Во-первых, что касается точности моделирования, то предложенный класс вероятностных моделей оказался адекватным в 96% исследуемых рядов. Следовательно, после нелинейного преобразования возможно моделирование изучаемого вероятностного процесса с помощью подходящей линейной модели, при этом в некоторых случаях достаточно 3-х параметров. Во-вторых, в отобранных моделях количество сезонных параметров авторегрессии (P) не превосходит 1, за исключением одного случая, где P=2. Таким образом, впоследствии можно улучшить предложенный класс и использовать 10 характеристик вместо 12. Однако, пока не было достоверно подтверждено то, что модели данного типа, разработанные для других территорий, будут так же эффективны. И наконец, как и предполагалось, в отдельных случаях одна и та же модель (или с незначительными изменениями) может описывать один тот же месяц, независимо от года.

Что касается точности прогнозирования (раздел 3.4.2), то прогнозы, созданные с помощью разработанного автоматизированного подхода, оказались удовлетворительными как для района Каммарата (73%), так и для района Маццарроне (63%). Неудовлетворительные результаты были получены лишь в том случае, когда в прогнозируемом промежутке возникало отклонение от прошлых условий. Дело в том, что исследуемые модели опираются лишь на последние зафиксированные наблюдения, поэтому они не могут спрогнозировать такие изменения. Стоит отметить, что описанный метод подходит, прежде всего, для внутренних районов Италии, подобных Каммарате, и для самых теплых месяцев, когда атмосферные возмущения наименее вероятны.

В разделе 3.3 изложено представляющее интерес сравнение прогнозов, базирующихся на моделях SARIMA и искусственных нейронных сетях. Хотя данные подходы и сильно различаются, их результаты практически идентичны. В частности, в условиях стационарности использованные модели, основанные на временных рядах с

периодом один месяц, могут превзойти искусственные нейронные сети, обученные на наблюдениях за два года. Однако, очевидно, последние показывают лучшие результаты в обработке нестандартных ситуаций. Для сравнения и оценки представлены четыре суточных прогноза, выполненные в рамках каждого из подходов. Рисунки 1 - 3 отображают три удовлетворительных прогноза моделей SARIMA (где MASE равна 0,58, 1,07 и 1,43 соответственно) и искусственных нейронных сетей (где MASE равна 0,61, 1,34 и 0,95 соответственно). В первых двух случаях точность прогнозирования практически совпадает, но она отличается в 3-м, как показано на рисунке 3. Это связано с нестандартной ситуацией, произошедшей на 28-ой день. Наконец, на рисунке 4 изображена худшая ситуация 2006-го года. Здесь явно просматривается описанное выше преимущество в способности искусственных нейронных сетей в обработке непредвиденных явлений.

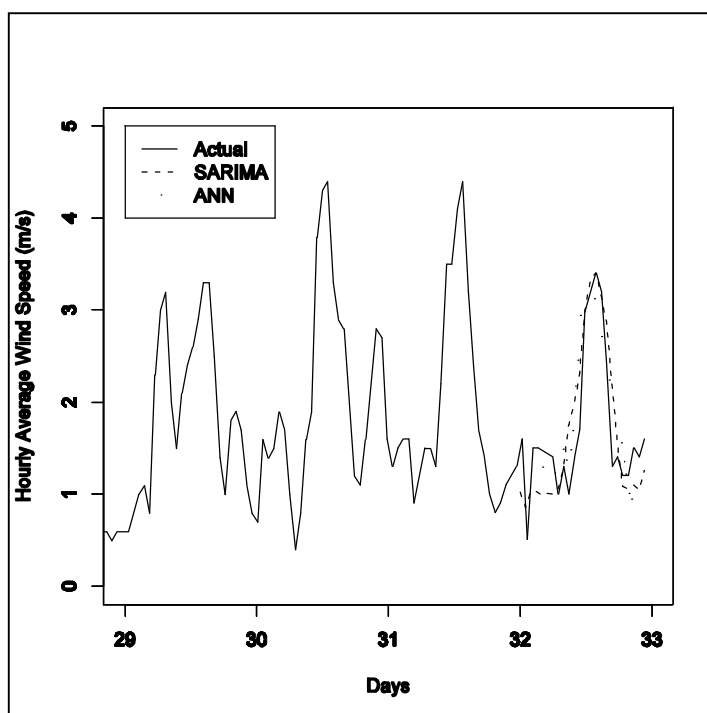


Рисунок 1. Days – дни, Hourly Average Wind Speed (m/s) - среднечасовая скорость ветра (м/с). Суточный прогноз среднечасовой скорости ветра, выполненный разработанной моделью SARIMA и искусственной нейронной сетью ANN. Временной ряд был зафиксирован в районе Маццарроне в марте 2006 г. Реальные данные о скорости ветра (Actual) приведены в интервале прогнозирования для оценки точности прогноза, они не были использованы для оценки характеристик модели или для обучения сети (исключены из выборки).

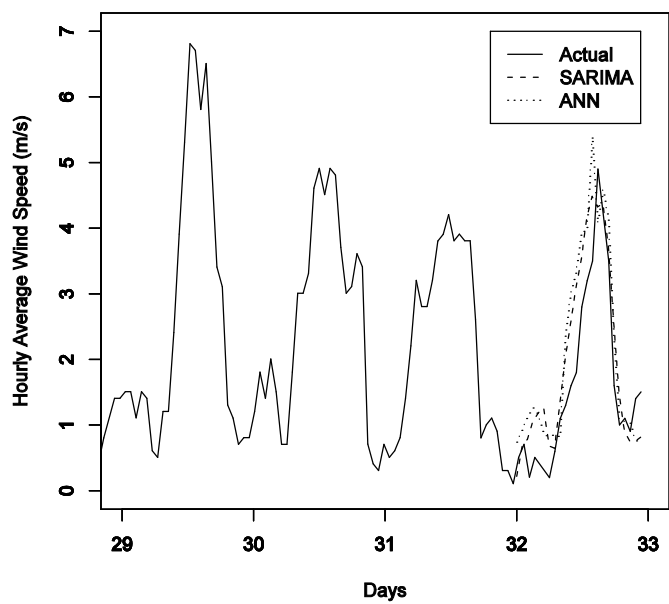


Рисунок 2. То же, что и на рисунке 1, но для района Каммарты в июле 2006 г.

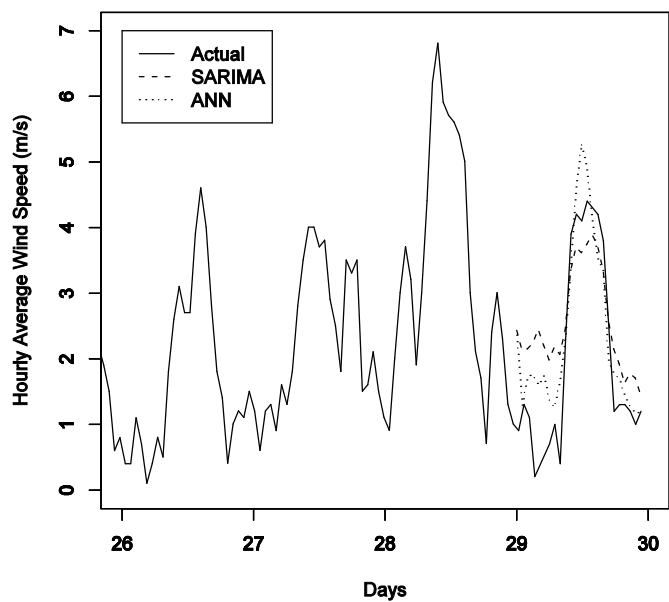


Рисунок 3. То же, что и на рисунке 1, но для района Маццарроне в феврале 2006 г.

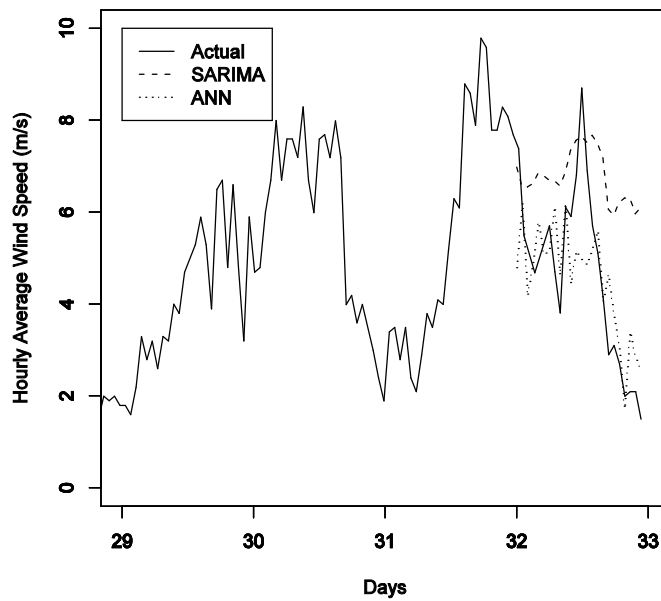


Рисунок 4. То же, что и на рисунке 1, но для района Маццарроне в январе 2006 г.

Наконец, с целью прояснения трудностей, возникших при выявлении общего класса моделей для изучаемого процесса, в разделе 3.4.3 описан частный случай. Данный временной ряд был выбран по двум причинам: казалось, что для него не существует подходящей производящей модели и подобные ряды регулярно встречаются в исследуемой выборке. Полученные результаты иллюстрируют ключевой момент анализа временных рядов. Чем более взаимозависимы зафиксированные результаты, тем более достоверным будет прогноз, при условии, что существующая структура зависимости была тщательно исследована. В рассматриваемом случае все четыре показателя свидетельствовали о правильном ранжировании отобранных моделей. Лучшей была признана модель SARIMA, за ней следовала ARFIMA, затем - ARMA, и, наконец - ARIMA. Если принять во внимание полученные результаты (рисунок 5), то становится очевидно, что исследуемый процесс может описать должным образом лишь модель SARIMA. Стоит отметить, что выбору данной модели способствовали знания физических характеристик анализируемого явления.

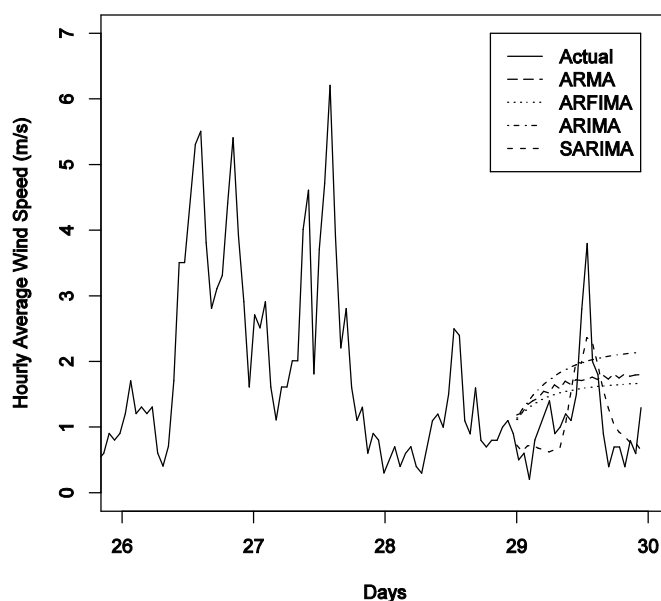


Рисунок 5. Суточный прогноз среднечасовой скорости ветра (м/с), выполненный различными моделями. Временной ряд был зафиксирован в районе Каммарата в феврале 2006 г. Реальные данные о скорости ветра (Actual) приведены в интервале прогнозирования для оценки точности прогноза, они не были использованы для оценки характеристик модели или для обучения сети (исключены из выборки).

В главе 4 приведены основные результаты работы. Итак, целью данной диссертационной работы являются разработка и анализ автоматизированного процесса моделирования и прогнозирования временных рядов среднечасовой скорости ветра с помощью линейной вероятностной модели. Основные результаты работы, основанной на тщательном анализе 96 временных рядов, зафиксированных в двух разных местах за 4 года, следующие:

1. Был выработан новый класс вероятностных моделей, оказавшийся адекватным для 96% рассмотренных рядов при количестве характеристик, не превышавшем 10.
2. Для применения метода Бокса-Дженкинса, который требует нормального распределения данных, был использован новый способ преобразования, который в 70% случаев приводил данные к надежному гауссову распределению.
3. Точность прогнозирования разработанных моделей является в большинстве случаев удовлетворительной. Неудовлетворительные прогнозы чаще появлялись зимой и были следствием внезапных возмущений.

4. С точки зрения прогнозирования, усовершенствованные модели показали себя, по крайней мере, не хуже искусственных нейронных сетей, исследованных в данной работе, за исключением очень нестандартных ситуаций и условий.
5. В данной работе был рассмотрен 24-часовой временной интервал, в то время как объектом многих предыдущих исследований были краткосрочные прогнозы.
6. Наконец, еще одним элементом новизны предложенного метода является рассмотрение суточной нестационарности. Традиционный подход заключается в стандартизации данных и применении впоследствии одной из разновидностей модели ARMA. Отличительной чертой предложенного подхода является то, что он достигает стационарности с помощью метода вычисления разностей и, благодаря сезонным моделям, учитывает как случайность в суточном цикле, так и ежедневную корреляцию. В результате, большинство полученных прогнозов не теряют точности на протяжении всего временного интервала.

В **приложении** представлен предварительный анализ, связанный с систематизацией и классификацией взаимосвязей скоростей ветра, выполненных на материале всей совокупности данных.

Список публикаций по теме диссертации

- A1. Saverio Bivona, Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera, Claudio Leone, Taxonomy of correlation of wind velocity: an application to the Sicilian area, *Physica A*, **387**, 5910-5915, (2008).
- A2. Saverio Bivona, Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera, Claudio Leone, Univariate and Multivariate properties of wind velocity time series, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiments*, P02026+1-P02026+12, (2009).
- A3. Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera, Wind Speed Forecasting, *Modern Problems of Statistical Physics*, **8**, 146-160, (2009).
- A4. Saverio Bivona, Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera, Claudio Leone, Stochastic Models for Wind Speed Time Series: A Case Study, *Acta Physica Polonica B*, **41**, 1083-1092 (2010).
- A5. Saverio Bivona, Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera, Claudio Leone, Stochastic models for wind speed forecasting, *Energy Conversion and Management*, **52**, 1157-1165, (2011).

- A6. Saverio Bivona, Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera, Claudio Leone, Seasonal ARIMA Models for Wind Speed Time Series, *Renewable Energy*, Proc. of the “10th World Renewable Energy Conference - WREC X”, Ed. by A.A.M. Sayigh, Elsevier, Edinburgh, UK, (2008).
- A7. Giovanni Bonanno, Riccardo Burlon, Davide Gurrera and Claudio Leone, Wind speed stochastic models, a case study for the Mediterranean area, Proceedings of the 2nd EMUNI Research Souk, ReSouk2010, Palermo – Italy – 14 June 2010.

Цитированная в автореферате литература

1. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., *Time Series Analysis*, fourth ed., Wiley, USA, 2008.
2. Brown B.G., Katz R.W., Murphy A.H., Time Series Models to Simulate and Forecast Wind Speed and Wind Power, *Journal of Climate and Applied Meteorology* 23 (1984) 1184-1195.
3. Chou K.C., Corotis R.B., Simulation of hourly wind speed and array wind power, *Solar Energy* 26 (1981) 199-212.
4. Daniel A.R., Chen A.A., Stochastic simulation and forecasting of hourly average wind speed sequences in Jamaica, *Solar Energy* 46 (1991) 1-11.
5. Goh T.N., Nathan G.K., A statistical methodology for study of wind characteristics from a close array of stations, *Wind Engineering* 3 (1979) 197-206.
6. Kavasseri R.G., Seetharaman K., Day-ahead wind speed forecasting using *f*-ARIMA models, *Renewable Energy* 34 (2009) 1388-1393.
7. Lindley D., Smart grids: The energy storage problem, *Nature* 463 (2010) 18-20.
8. Nfaoui H., Buret J., Saygh A.A.M., Stochastic simulation of hourly average wind speed sequences in Tangiers, *Solar Energy* 56 (1996) 301-314.
9. Poggi P., Muselli M., Notton G., Cristofari C., Louche A., Forecasting and simulating wind speed in Corsica by using an autoregressive model, *Energy Conversion and Management* 44 (2003) 3177-3196.
10. Torres J.L., García A., De Blas M., De Francisco A., Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in Navarre (Spain), *Solar Energy* 79 (2005) 65-77.

Оглавление диссертации

Аннотация

Благодарности

Оглавление

Список рисунков

Список таблиц

Принятые сокращения

Глава 1. Введение

1.1. Возобновляемые источники энергии: состояние на сегодняшний день

1.2. Статистические данные об энергии ветра

1.3. Ветровой ресурс и выработка электроэнергии

1.4. Регулирование мощности как решение проблемы изменения ветра

1.5. Рынок электроэнергии

1.6. Вероятностные распределения скорости ветра: краткий обзор

1.7. Прогнозирование скорости ветра с помощью вероятностных моделей: современное состояние проблемы

Глава 2. Теоретическая часть

2.1. Вероятностные модели для временных рядов

2.1.1. Анализ свойств временного ряда

2.1.2. Стационарные модели

Авторегрессионные процессы

Процессы скользящего среднего

Процессы авторегрессионного скользящего среднего

Процессы, связанные с долговременной памятью

2.1.3. Нестационарные модели

Процессы авторегрессионного интегрированного скользящего среднего

Процессы сезонного авторегрессионного интегрированного скользящего среднего

2.1.4. Метод Бокса-Дженкинса

Идентификация модели

Оценка модели

Проверка модели

2.1.5. Прогнозирование

Способы достижения точности прогнозирования

2.2. Искусственные нейронные сети

- 2.2.1. Введение
- 2.2.2. Обучение искусственной нейронной сети прямого распространения
- 3. Анализ и результаты
 - 3.1. Описание данных
 - 3.2. Предлагаемый подход
 - 3.2.1. Предварительная обработка данных
 - 3.2.2. Предлагаемый класс моделей
 - 3.3. Подход, основанный на искусственных нейронных сетях
 - 3.4. Результаты
 - 3.4.1. Точность моделирования
 - 3.4.2. Точность прогнозирования
 - 3.4.3. Анализ частного случая
- 4. Заключение
- Приложение
- Список литературы
- Список публикаций автора