

Нейросетевая система отслеживания местоположения динамического агента на базе квадрокоптера

Д. Сайфеддин, А.Г.Булгаков, Т.Н. Круглова

Корректная экстраполяция характера развития любого процесса базируется на информации о его поведении в предшествующий период времени и значении актуальных параметров. В технических областях прогнозирование значений параметров системы выражается и оценивается с помощью соответствующих уравнений. Процесс их решения может оказаться очень сложным и долгим, требующим высокой производительности вычислительных устройств. При этом используются различные алгоритмы приближения [1], построение которых также может быть трудоемкой задачей.

Процесс прогнозирования состояния технической системы обычно связан с созданием модели предсказываемого события. Ее применение позволяет сократить время на решение уравнений, но, в силу неизбежной неполной адекватности реальности, приводит к отклонениям расчетных значений параметров от действительных.

В последнее время для оценки оперативной ситуации в окружающей среде, слежения за развитием различных динамических процессов все более широкое применение находят малогабаритные летательные аппараты, квадрокоптеры. Они оснащаются различными измерительными устройствами, сенсорами и датчиками, к числу которых относятся и видеокамеры [2]. Применительно к задаче отслеживания мобильного агента, определение местоположения динамического объекта [3,10], в зависимости от предыстории и текущих состояний, с учетом оптических шумов, является актуальной задачей прогнозирования.

Оптические шумы могут возникнуть в процессе полета квадрокоптера из-за постоянного изменения освещенности, калибровки камеры [4], дальности полета аппарата, а также из-за возможности наличия идентичных

агентов в зоне местонахождения первичного агента. Дилемма идентичности может вызвать проблему локального минимума, при которой квадрокоптер окажется в состоянии неопределенности.

В данной статье предлагается математическая модель для решения дилеммы идентичности с помощью привязки нейронных сетей к предыстории характера движения мобильного агента для того, чтобы прогнозировать значения его координат в случае изменения состояний полета квадрокоптера или появления оптических шумов.

В реальном времени агент может двигаться по любым известным законам движения, однако могут возникнуть случайные и неперiodические процессы. Случайные процессы являются редкими, если учитывать, что квадрокоптер обычно ведет наблюдение в четко организованных средах (например, трассы, стадион, границы завода и т.д.).

Опыты использования нейронных сетей для проведения прогнозирования потоков информации в разных отраслях (биология, экономика, техника и технология) показали различные уровни успеха [5-8,11]. Можно сразу отметить, что бесспорное преимущество нейросетей заключается в том, что они могут автоматически адаптироваться к новым условиям, базируясь на полученных до этого данных. При возникновении случайных процессов движения нейронная сеть характеризуется надежностью в обучении и способностью обнаруживать скрытые зависимости в динамике развития процесса, что позволяет эффективно использовать ее для его экстраполяции. Нейронная сеть не является жесткой неизменной моделью. Это своего рода черный ящик, который способен адаптироваться к текущей ситуации, что и оправдывает привязку нейронных сетей к решению задачи определения местоположения агента.

Координаты положения агента изменяются во времени, следовательно, характеристика определения его местоположения является динамической. Конечно, значения координат также могут быть под влиянием и других

факторов, а не только времени, но, в качестве ограничения, задача сводится к временному ряду, который отражает дискретные значения параметров из предыстории развития процесса. Путем специальной выборки из данных дискретных значений можно получить непрерывную функцию движения.

Для временных рядов прогнозирование обычно имеет место, когда значения переменных функции движения варьируются в равноудаленных промежутках времени, тогда можно попытаться спрогнозировать развитие значений на основе предшествующих им показателей. В этом случае временной ряд должен быть достаточно плотным.

Важная информация может быть добавлена к временному ряду с помощью так называемых интервенционных переменных или индикаторов вмешательства, которые представляют информацию о временных рядах, т.е. информацию о периоде или среде, в которых осуществляется прогнозирование.

Прогнозирование временных рядов осуществляется путем обучения нейронной сети. Процесс обучения происходит в выбранном ограниченном времени. Данные о характере предшествующего развития процесса и соответствующих значениях параметров поступают на входы нейронной сети, а прогноз представляется в виде выходов сети (рис.1.).

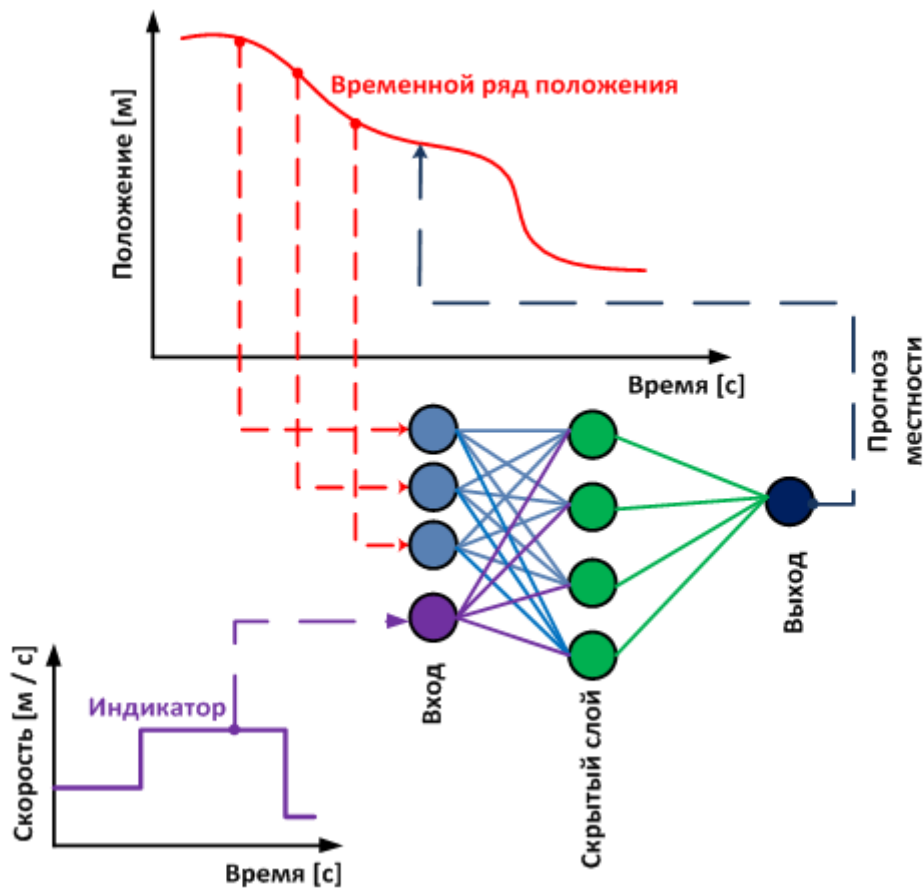


Рис.1. Определение местоположения агента с помощью нейронных сетей.

Для полного изучения регистра предшествующих данных анализ информации осуществляется в соответствии со специальным временным графиком, так чтобы планомерно использовать всю доступную информацию.

Результаты моделирования

Если считать, что агент движется по синусоидальному закону, то характеристику его движения можно описать с помощью следующего выражения для временного ряда положения агента, в котором коэффициенты выбраны произвольно:

$$S(t) = \sin(t) + 0.5 * \sin\left(t + \frac{\pi}{3}\right) \quad (1)$$

где t – время.

Идеализированный временной ряд положения агента представлен на рис.2. В качестве основного показателя принимаем значение периода повторяемости движения.

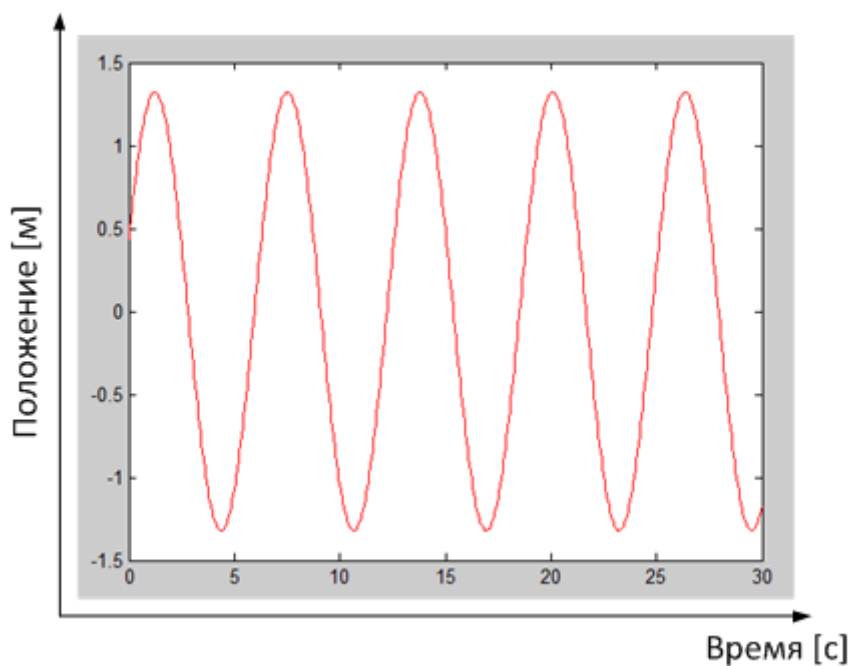


Рис. 2. Идеальный временной ряд движения агента.

Реальный временной ряд положения агента с учетом шумов можно получить на основе следующей зависимости:

$$S(t)_n = S(t) + \pi * rand(t) \quad (2)$$

где $S(t)_n$ –реальный временной ряд положения агента и $rand(t)$ – функция для произвольного выбора значения времени.

Тогда временной ряд положения агента принимает вид, представленный на рис. 3.

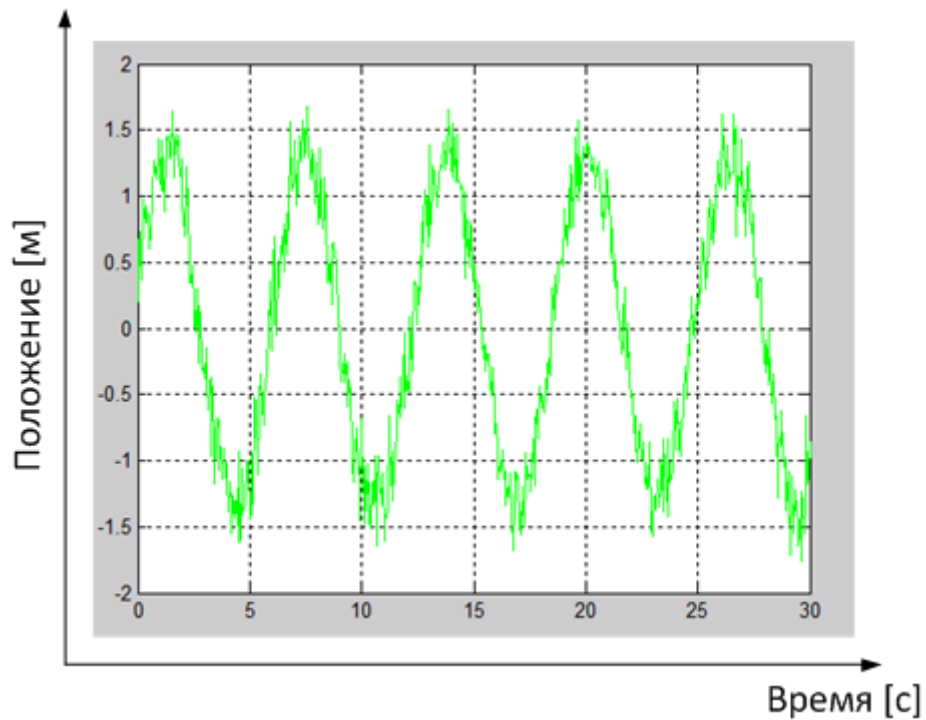


Рис. 3. Реальный временной ряд движения агента.

Учет шумов необходим для приближения прогноза определения местоположения агента к реальному, что обеспечивает функция произвольного выбора значения времени $rand(t)$, которая устраняет монотонность изменения коэффициентов, полученных выражением (1).

Обучение нейронной сети осуществлялось на основе 12 нейронов, используемых для формирования входа, и 15 нейронов, составляющих один скрытый слой. Выход нейронной сети характеризует местоположение агента. Результат определения местоположения показан на рис. 4.

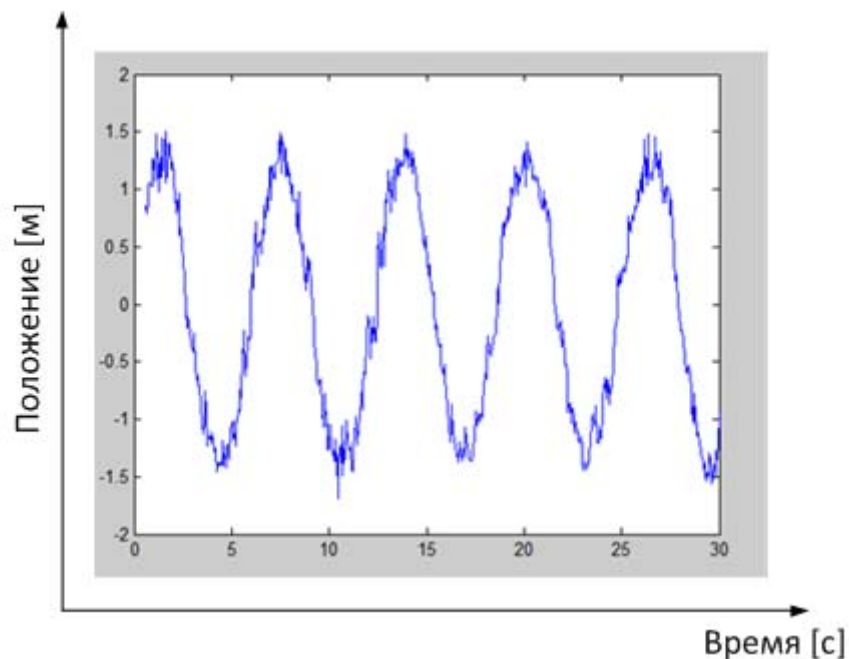


Рис. 4. Определение местоположения агента с помощью нейронных сетей.

Из рис.4. видно, что нейронная сеть смогла определить место агента, движущегося по заданному закону с учетом неперiodических шумов без дополнительных вспомогательных данных в течение движения агента. Результаты моделирования являются надежными, что подтверждают сравнительные результаты (рис.5) и диаграмма отклонения нейронной сети от желаемой траектории (рис.6).

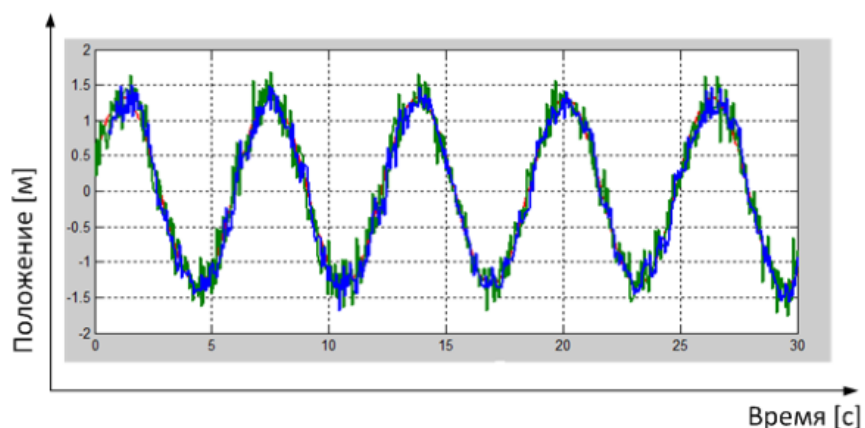


Рис. 5. Сравнительные результаты.

Красная кривая – идеальный временной ряд, зеленая кривая- реальный временной ряд, синяя кривая- прогноз местоположения агента

В реальном времени агент имеет простейший характер движения, определяемый с помощью различных факторов. Например, можно считать, что движение машины по трассе отражается однозначной математической моделью, и прогнозирование ее движения в процессе отслеживания не составляет труда, что уменьшает затраты времени на проведение анализа предшествующих текущему моменту времени значений параметров движения и облегчает обучение нейронной сети.

Что касается быстрейшего обучения сети по выражению (1), то местоположение агента было определено за 20 итераций.

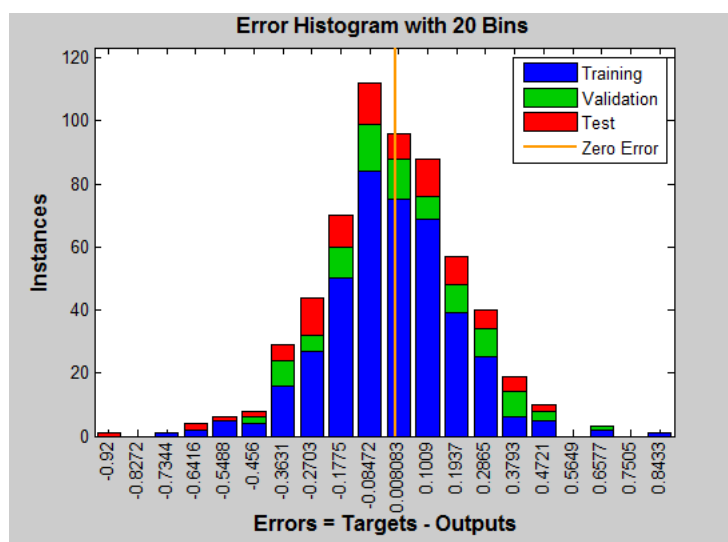


Рис. 6. Диаграмма отклонения нейронной сети от желаемой траектории.

Рис. 6 показывает три основных параметра обучения нейронной сети [9].

- Training: Набор примеров, используемых для обучения и определения весов из классификатора;
- Validation: Набор примеров, используемых для настройки параметров из классификатора;
- Test: Набор примеров, используемых только для оценки производительности в полностью указанном классификаторе.

Алгоритм определения местоположения агента с помощью нейронных сетей может быть использован также для решения проблемы идентичных агентов, попавших одновременно в объектив камеры, в случае планирования траектории на базе системы технического зрения. Кроме того, данный алгоритм был применен для прогнозирования местоположения агента по случайным затухающим и линейным законам движения. Результаты представлены на рис. 7 и рис. 8, соответственно.

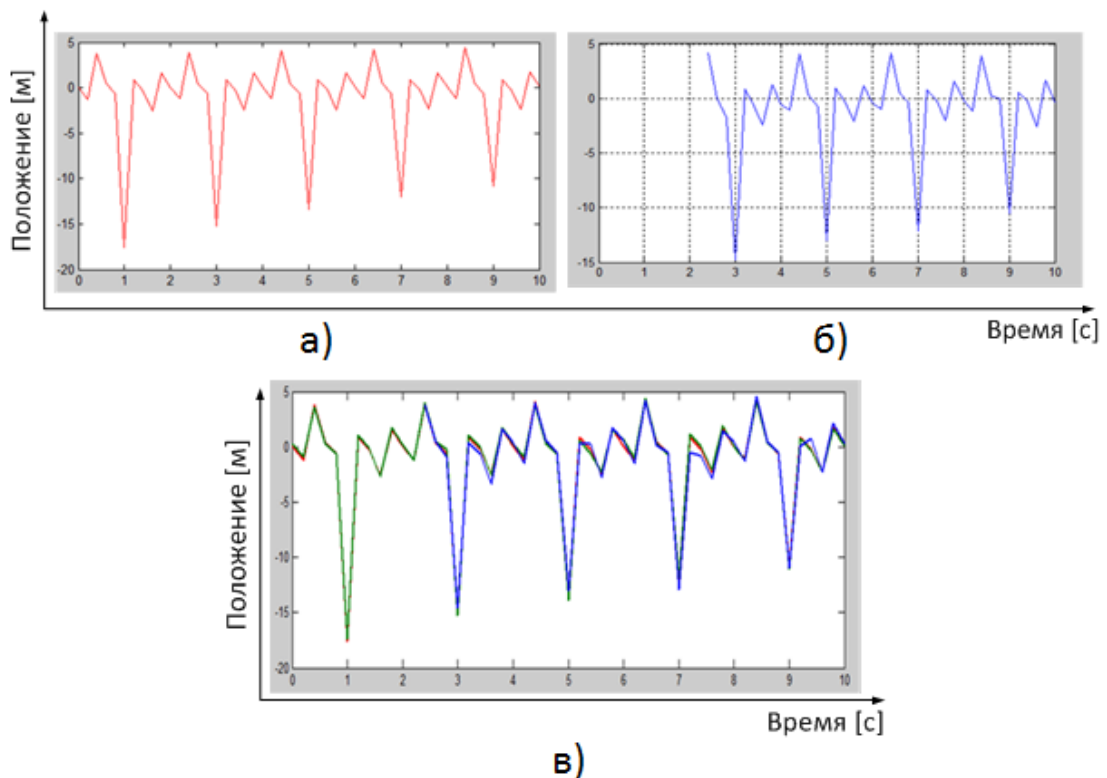


Рис. 7. Прогноз местоположения агента по случайному закону движения.
 а) идеальный временной ряд движения агента по затухающему закону, б) прогноз местоположения агента по затухающему закону, в) сравнительные результаты прогноз местоположения агента по затухающему закону
 красная кривая – идеальный временной ряд, зеленая кривая- реальный временной ряд, синяя кривая- прогноз местоположения агента

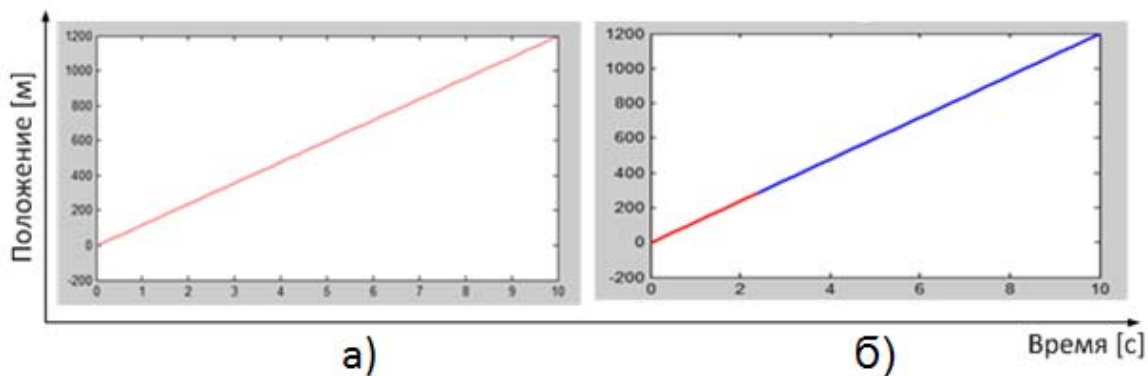


Рис. 8. Прогноз местоположения агента по линейному закону движения. Красная кривая – идеальный временной ряд, синяя кривая- прогноз местоположения агента

Литература:

1. Целигорова Е.Н. Современные информационные технологии и их использование для исследования систем автоматического управления. [электронный ресурс] /Целигорова Е.Н // «Инженерный вестник Дона», 2010, №3 – Режим доступа:<http://ivdon.ru/magazine/archive/n3y2010/222>. (доступ свободный) – Загл. с экрана. – Яз. рус.
2. Sayfeddine D. Quadrotor as service provider. Инновационное развитие современной науки. Сборник статей. Международной научно-практической конференции. Уфа РИЦ БашГУ. Часть 3. 2014. с.326-330
3. Sayfeddine D. Face identification and tracking using quadrotor. Проблемы управления, обработки и передачи информации (АТМ-2013). Сборник трудов III международной научной конференции, том 1. // Саратов, Саратовский Научный Центр РАН,2013, с.178-180.
4. Сайфеддин Д. Геометрический алгоритм отслеживания мобильного агента с помощью квадрокоптера в режиме реального времени полета. Материал международной научной конференции, том 2. // Северодонецк, Украина, 2013, с.109-112.

5. Monica Adya, Fred Collopy. How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation. *Journal of forecasting* 17, 1998. pp. 481-495
6. Guoqiang Zhang, B. Eddy Patuwo, Michael Y. Hu. Forecasting with artificial neural network. The state of the art. *International journal of forecasting* 14.1998. pp. 35-62.
7. Julian Faraway, Chris Chatfield. Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the airline data. *Applied Statistics* 47, part 2, 1998. pp. 231-250.
8. C. Lee Giles, Steve Lawrence, Ah Chung Tsoi. Noisy time series prediction using a recurrent neural network and grammatical interface. *Machine Learning*, Volume 44, Number 1 / 2, July / August, 2001. pp. 161-183.
9. Howard Demuth, Mark Beale. *Neural Network Toolbox. For use with Matlab. User's Guide. Version 4. Release 13. July 2002. 340 pages, chapter 5. pp.55-68.*
10. Markus Kemper. Control system for unmanned 4-rotor helicopter. *European Patent Application. EP 1901153 A1. 2008. 118 pages. pp. 48-52.*
11. Пучков Е.В. Разработка системы поддержки принятия решений для управления кредитными рисками банка, [электронный ресурс] /Пучков Е.В. // «Инженерный вестник Дона», 2011, №1 – Режим доступа: <http://ivdon.ru/magazine/archive/n1y2011/377> (доступ свободный) – Загл. с экрана. – Яз. рус.