

УДК 303.732.4

UDC 303.732.4

01.00.00 Физико-математические науки

01.00.00 Physical-Mathematical sciences

**МОДИФИКАЦИЯ ВЗВЕШЕННОГО МЕТОДА  
НАИМЕНЬШИХ КВАДРАТОВ ПУТЕМ  
ПРИМЕНЕНИЯ В КАЧЕСТВЕ ВЕСОВ  
НАБЛЮДЕНИЙ КОЛИЧЕСТВА  
ИНФОРМАЦИИ В НИХ  
(МАТЕМАТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ)****MODIFICATION OF WEIGHTED LEAST  
SQUARES BY USING THE OBSERVATIONS OF  
THE AMOUNT OF INFORMATION IN THEM  
AS WEIGHTS (MATHEMATICAL ASPECTS)**

Луценко Евгений Вениаминович

д.э.н., к.т.н., профессор

РИНЦ SPIN-код: 9523-7101

[prof.lutsenko@gmail.com](mailto:prof.lutsenko@gmail.com)*Кубанский государственный аграрный универси-  
тет, Россия, 350044, Краснодар, Калинина, 13,*

Lutsenko Eugeny Veniaminovich

Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor

SPIN-code: 9523-7101

[prof.lutsenko@gmail.com](mailto:prof.lutsenko@gmail.com)*Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia*

В данной статье кратко рассматриваются математическая сущность предложенной автором модификации взвешенного метода наименьших квадратов (ВМНК), в котором в качестве весов наблюдений применяется количество информации в них. Предлагается два варианта данной модификации ВМНК. В первом варианте взвешивание наблюдений производится путем замены одного наблюдения с определенным количеством информации в нем соответствующим количеством наблюдений единичного веса, а затем к ним применяется стандартный метод наименьших квадратов (МНК). Во втором варианте взвешивание наблюдений производится для каждого значения аргумента путем замены всех наблюдений с определенным количеством информации в них одним наблюдением единичного веса, полученным как средневзвешенное от них, а затем к ним применяется стандартный МНК. Подробно описана методика численных расчетов количества информации в наблюдениях, основанная на теории автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и реализованная в его программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос». Приводится иллюстрация предлагаемого подхода на простом численном примере. В будущем планируется дать более развернутое математическое обоснование метода взвешенных наименьших квадратов, модифицированного путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в них, а также исследовать его свойства

Ключевые слова: МЕТОД ВЗВЕШЕННЫХ  
НАИМЕНЬШИХ КВАДРАТОВ,  
МОДИФИЦИРОВАННЫЙ ПУТЕМ  
ПРИМЕНЕНИЯ В КАЧЕСТВЕ ВЕСОВ  
НАБЛЮДЕНИЙ КОЛИЧЕСТВА ИНФОРМАЦИИ  
В НИХ, АСК-АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС»

This article briefly discusses the mathematical nature of the author's proposed modification of the weighted least squares, in which the amount of the data is used as the weights of observations. There are two variants of this modification. In the first one, the weighting of the observations was made by replacing one observation with a certain amount of the information in it by the corresponding number of observations for unit weight, and then we applied the standard method of least squares. In the second method, the weighting of the observations was performed for each value of the argument by replacing all observations with a certain amount of information in one observation of unit weight which had been obtained as a weighted average of them, and then we applied the standard method of least squares. We have described in detail the technique of numerical calculations of the amount of information in the observations, based on the theory of automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) and implemented it with a help of software tools - intelligent system called "Eidos". The article provides an illustration of the proposed approach on a simple numerical example. In the future, we are planning to give more detailed mathematical basis of the method of weighted least squares, which is modified by using the amount of information as weights, but also to explore its properties

Keywords: METHOD OF WEIGHTED LEAST  
SQUARES, MODIFIED BY USING  
OBSERVATIONS OF AMOUNT OF  
INFORMATION AS WEIGHTS, ASC-ANALYSIS,  
"EIDOS"

*«... навыки мысли и аналитический аппарат теории информации должны, по-видимому, привести к заметной перестройке здания математической статистики»*

*А.Н. Колмогоров [1, 2, 19]*

## СОДЕРЖАНИЕ

1. ФОРМУЛИРОВКА ПРОБЛЕМЫ .....	2
2. ИДЕЯ ПРЕДЛАГАЕМОГО РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ .....	3
3. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ СУЩНОСТЬ ПРЕДЛАГАЕМОГО РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	10
4. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ И МЕТОДИКА ЧИСЛЕННЫХ РАСЧЕТОВ КОЛИЧЕСТВА ИНФОРМАЦИИ В НАБЛЮДЕНИЯХ .....	13
5. ЧИСЛЕННЫЙ ПРИМЕР .....	17
6. ВЫВОДЫ.....	22
7. ОГРАНИЧЕНИЯ И ПЕРСПЕКТИВЫ.....	23
ЛИТЕРАТУРА.....	24

### 1. Формулировка проблемы

Данная статья посвящена математическим аспектам нового варианта взвешенного метода наименьших квадратов (ВМНК), модифицированного путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в них. Данный подход предложен автором, в теоретическом плане основан на автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) и реализован в его программном инструментарии – системе «Эйдос» [36].

В работе [36] подробно описаны проблемы стандартного (классического) метода наименьших квадратов (МНК), состоящей в том, что *в исходных данных обычно есть такие, которые хуже, чем остальные вписываются в регрессионную модель, т.е. описываются ей с большей погрешностью*. По мнению автора, *причина* этого состоит не только в самих данных, но и в *способе их отражения в модели*.

Иначе говоря, по-видимому, в принципе **возможно** построение разных моделей, отражающих одни и те же эмпирические данные, причем количество этих моделей не ограничено, и в одних моделях эта погрешность будет больше, а в других, более удачных – меньше. Но фактически, т.е. на практике, часто выбор возможных моделей ограничен одной. Поэтому **актуальным** является каждый новый метод построения моделей, который может иметь некоторые преимущества перед уже известными.

Традиционным решением этой проблемы является взвешенный метод наименьших квадратов. В той же работе [36] обосновывается, что подход, реализованный в ВМНК, на самом деле лишь создает видимость решения, а фактически основан просто на игнорировании данных, причем

тем в большей степени, чем хуже они вписываются в регрессионную модель.

Рассмотрим *еще* две проблемы, дополнительно к уже описанным в [36], которые обуславливают актуальность предложенной модификации взвешенного метода наименьших квадратов.

Первая проблема ВМНК состоит в том, что на практике ошибки наблюдений являются неизвестными, поэтому их обычно принимают пропорциональными значениям переменных. «Суть взвешенного метода наименьших квадратов состоит в том, что остаткам обобщенной модели регрессии придаются определённые веса, которые равны обратным величинам соответствующих дисперсий  $G^2(\epsilon_i)$ . Однако на практике значения дисперсий являются величинами неизвестными, поэтому для вычисления наиболее подходящих весов используется предположение о том, что они пропорциональны значениям факторных переменных  $x_i$ »<sup>1</sup> (курсив мой, авт.).

Вторая проблема ВМНК состоит в применении *евклидовой меры* расстояния при определении ошибки наблюдений. Но эта мера адекватна только для *ортонормированных пространств*, которые на практике вообще никогда не встречаются, как, кстати, и *линейные* системы. «Если случайные ошибки модели регрессии подвержены гетероскедастичности (но являются неавтокоррелированными), то для оценивания неизвестных коэффициентов модели регрессии применяется взвешенный метод наименьших квадратов»<sup>1</sup>.

## 2. Идея предлагаемого решения проблемы

В качестве возможного решения поставленной проблемы в работе [36] и предлагается модификация ВМНК, в которой:

– в качестве весов наблюдений используется количество информации в них;

– в качестве меры расстояния применяется суммарное количество информации (т.е. по сути свертка или скалярное произведение), т.е. информационное расстояние, мера расстояния неметрической природы, вообще не предполагающая ортонормированность пространства.

Кроме того очень важно, что АСК-анализе все факторы рассматриваются *с одной единственной точки зрения: сколько информации содержится в их значениях о переходе объекта, на который они действуют, в определенные будущие состояния, и при этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [3].* Именно по этой причине вполне корректно складывать силу и направление влияния всех действующих на объект значений факторов, независимо от

<sup>1</sup>[http://www.srinest.com/book\\_1535\\_chapter\\_66\\_66\\_Dostupnyjjobobshhjonnyj\\_metod\\_naimenshikh\\_kvadrato v. Vzveshennyj\\_metod\\_naimenshikh\\_kvadratov.html](http://www.srinest.com/book_1535_chapter_66_66_Dostupnyjjobobshhjonnyj_metod_naimenshikh_kvadrato v. Vzveshennyj_metod_naimenshikh_kvadratov.html)

их природы, и определять результат *совместного* влияния на объект *системы* значений факторов. При этом в общем случае объект является *нелинейным* и факторы внутри него взаимодействуют друг с другом, т.е. для них не выполняется принцип суперпозиции. *Если же разные факторы измеряются в различных единицах измерения, то результаты сравнения объектов будут зависеть от этих единиц измерения, что совершенно недопустимо с теоретической точки зрения* [3].

Введем определение когнитивной функции: когда функция используется для отображения причинно-следственной зависимости, т.е. информации (согласно концепции Шенка-Абельсона [34]), или *знаний*, если эта информация полезна для достижения целей [35], то будем называть такую функцию *когнитивной функцией*, от англ. «*cognition*»<sup>2</sup> [3].

Смысл когнитивной функциональной зависимости в том, что в значении аргумента содержится определенное количество информации о том, какое значение примет функция, т.е. когнитивная функция отражает знания о степени соответствия значений функции значениям аргумента [3].

*Очень важно, что этот подход позволяет автоматически решить проблему сопоставимой обработки многих факторов, измеряемых в различных единицах измерения, т.к. в этом подходе рассматриваются не сами факторы, какой бы природы они не были и какими бы шкалами не формализовались, а количество информации, которое в них содержится о поведении моделируемого объекта* [3].

Необходимо также отметить, что представление о полностью линейных объектах (системах) является *абстракцией* и реально все объекты являются принципиально нелинейными. Вместе с тем для большинства систем нелинейные эффекты можно считать эффектами второго и более высоких порядков и такие системы *в первом приближении* можно считать линейными. Возможны различные модели *взаимодействия факторов*, в частности, развиваемые в форме системного обобщения теории множеств. Этот подход в перспективе может стать одним из вариантов развития теории нелинейных систем [3].

Отметим, что математическая модель АСК-анализа (системная теория информации) *органично* учитывает принципиальную нелинейность всех объектов. Это проявляется в нелокальности нейронной сети системы «Эйдос» [46], приводящей к зависимости *всех* информативностей от *любого* изменения в исходных данных, а не как в методе обратного распространения ошибки. В результате *значения матрицы информативностей количественно отражают факторы не как множество, а как систему*.

В АСК-анализе ставится задача метризации шкал, т.е. преобразования к наиболее формализованному виду, и предлагается 7 способов метризации всех типов шкал, обеспечивающих совместную сопоставимую коли-

---

<sup>2</sup> <http://lingvo.yandex.ru/cognition/c%20английского/>

чественную обработку разнородных факторов, измеряемых в различных единицах измерения за счет преобразования всех шкал к одним универсальным единицам измерения в качестве которых выбраны единицы измерения количества информации. Все эти способы метризации реализованы в АСК-анализе и системе «Эйдос» [3]. В работах [4, 5, 6] кратко описаны суть и история появления и развития метода АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос», поэтому здесь мы их излагать не будем. Отметим лишь, что эти методы созданы довольно давно и уже в 1987 году были акты внедрения интеллектуальных приложений, в которых формировались информационные портреты классов и значений факторов [7]<sup>3</sup>.

*Поэтому для нас является вполне естественным предположить, что в качестве весов наблюдений целесообразно использовать количество информации, которое содержится в этих наблюдениях о том, что интересующие нас выходные параметры объекта моделирования примут те или иные значения или сам объект моделирования перейдет в состояния, соответствующие тем или иным классам или окажется принадлежащим к определенным обобщающим категориям (группам). В этом и состоит основная идея предлагаемого решения поставленной проблемы.*

В АСК-анализе на основе **системной теории информации** [7, 17] развит математический аппарат, обеспечивающий формальное описание поведения сложных нелинейных объектов моделирования под воздействием систем управляющих факторов и окружающей среды, а также созданы инструментальные средства, реализующие этот математический аппарат.

В частности в АСК-анализе предложено понятие **когнитивных функций**, которое рассмотрено и развито в ряде работ автора и соавторов [8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18] и поэтому здесь нет смысла подробно останавливаться на этом понятии. Отметим лишь суть. В работе [16] кратко рассматриваются классическое понятие функциональной зависимости в математике, определяются ограничения применимости этого понятия для адекватного моделирования реальности и формулируется проблема, состоящая в поиске такого обобщения понятия функции, которое было бы более пригодно для адекватного отражения причинно-следственных связей в реальной области. Далее рассматривается теоретическое и практическое решения поставленной проблемы, состоящие в том, что:

а) предлагается универсальный не зависящий от предметной области способ вычисления количества информации в значении аргумента о значении функции, т.е. когнитивные функции;

б) предлагается программный инструментарий: интеллектуальная система «Эйдос», позволяющая на практике осуществлять эти расчеты, т.е.

---

<sup>3</sup> <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>

строить когнитивные функции на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности.

Предлагаются понятия нередуцированных, частично и полностью редуцированных прямых и обратных, позитивных и негативных когнитивных функций и метод формирования редуцированных когнитивных функций, являющийся вариантом известного взвешенного метода наименьших квадратов, отличающимся от стандартного ВМНК *учетом в качестве весов наблюдений количества информации в значениях аргумента о значениях функции*.

Конечно, применение теории информации для решения проблем и развития статистики не является абсолютно новой идеей<sup>4</sup>. Как указывает в своих работах [1, 2] профессор А.И.Орлов, сходные идеи развивал еще в середине XX века С.Кульбак [19], а в эпиграф данной статьи вынесено программное высказывание выдающегося российского математика А.Н. Колмогорова: «... навыки мысли и аналитический аппарат теории информации должны, по-видимому, привести к заметной перестройке здания математической статистики», которые содержатся в его предисловии к той же книге С.Кульбака и также приведенное в работах [1, 2]. В наше время в этом направлении продуктивно работают Дуглас Хаббард [20], а также российский математик В.Б.Вяткин [21-28]<sup>5</sup>.

Кроме того, иногда авторы, излагающие в частности взвешенный метод наименьших квадратов, может быть не вполне осознанно используют слово «информация» не как научный термин, а в обиходном разговорном смысле. Например, в работе, приведенной на сайте: [http://lib.alnam.ru/book\\_prs2.php?id=38](http://lib.alnam.ru/book_prs2.php?id=38), автор пишет: «Чтобы учесть *разницу в информации, которую несет каждое наблюдение*, для нахождения оценки необходимо минимизировать взвешенную сумму квадратов отклонений» (отмечено мной, авт.). Казалось бы, остается «лишь» посчитать это количество информации и вариант взвешенного метода наименьших квадратов, основанный на теории информации, готов, но, однако мы видим, что ниже идет изложение стандартного ВМНК.

В работе [37] автор пишет: «...по схеме скользящей средней оценкой текущего уровня является взвешенное среднее всех предшествующих уровней, причем веса при наблюдениях убывают по мере удаления от последнего (текущего) уровня, т. е. *информационная ценность наблюдений тем больше, чем ближе они к концу периода наблюдений*» (отмечено мной, авт.). Здесь мы тоже видим пример применения слова «информация» и сочетания «*информационная ценность наблюдений*» в каком-то бытовом смысле, а не в качестве научных терминов. Этот вывод можно сделать на ос-

<sup>4</sup> Наверное абсолютно новых идей вообще не существует.

<sup>5</sup> Может быть синергетическая теория информации, созданная трудами В.Б.Вяткина, также может быть использована для расчета количества информации в наблюдениях, что приведет к еще одному варианту взвешенного метода наименьших квадратов.

нове подхода, примененного для их расчета или оценки. Казалось бы, нужные слова произнесены и даже написаны и опубликованы, и остается *«только»* а) *прочитать* их, б) *понять*, что буквально сказано и в) *сделать* это. Однако почему-то это никому не приходит в голову, т.е. никто не собирается действительно взять да и посчитать это количество информации. Ведь ясно, что эти подходы, описанные в приведенных выше статьях, не основаны на теории информации. Примерно также на бытовом уровне все понимают, что когда мы спрашиваем о том, какая температура на улице и нам отвечают, то этим самым сообщают нам определенное количество информации. Но никому не приходит в голову посчитать, какое именно количество информации нам сообщают в этом случае, как и в других случаях.

Таким образом, даже если принять в принципе изложенные выше идеи о применении количества информации в наблюдении в качестве веса наблюдения во взвешенном методе наименьших квадратов, то все равно остается очень существенный и принципиальный вопрос о том, *каким способом возможно реально посчитать это количество информации*. Этот вопрос разбивается на две части:

– с помощью какого математического аппарата возможно посчитать количество информации в наблюдении?

– с помощью какого программного инструментария, реализующего этот математический аппарат, возможно реально посчитать количество информации в наблюдении?

Основная идея решения проблемы и предложение автора состоит в том, что для этой цели вполне подходят Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ), его математическая модель (системная теория информации), а также реализующий их программный инструментарий АСК-анализа – система «Эйдос». АСК-анализ и система «Эйдос» представляют собой современную *интеллектуальную инновационную* (полностью готовую к внедрению) технологию взвешенного метода наименьших квадратов, модифицированного путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в них.

У интеллектуальных технологий есть одно слабое место: их никто не понимает, по крайней мере, почти никто из тех, для кого они предназначены и кому они объективно необходимы. А это значит, что для того, чтобы довести их до практики необходимо придать им такую форму, в которой их и не надо понимать, а можно сразу применять. Это пытается сделать автор в своих разработках, ведущихся в течение многих лет [5], т.е. пытается создать универсальную инновационную (готовую к внедрению) интеллектуальную технологию персонального уровня, т.е. не требующую от пользователя специальной квалификации в области технологий искусственного интеллекта. Результатом этих усилий и являются АСК-анализ и система «Эйдос».

При принятии решений о применении для решения поставленной проблемы этой интеллектуальной инновационной технологии естественно возникает вопрос о степени точности восстановления в создаваемых с помощью нее моделях исследуемых эмпирических зависимостей в АСК-анализе и системе «Эйдос».

Традиционно точность восстановления зависимости оценивается дисперсиями и доверительными интервалами. В АСК-анализе *смысловым* аналогом доверительного интервала, в определенной степени, конечно, является количество информации в аргументе о значении функции. Поэтому *необходимо* исследовать соотношение смыслового содержания этих понятий: доверительного интервала и количества информации.

На математическом уровне это планируется сделать в будущем, а в данной статье отметим лишь, что *чем больше доверительный интервал, тем выше неопределенность наших знаний о значении функции, соответствующем значению аргумента, а чем он меньше, тем эта определенность выше*. Но информация и определяется как количественная мера степени снятия неопределенности. Учитывая это можно утверждать, что *чем больше доверительный интервал, тем меньше информации о значении функции, соответствующем значению аргумента мы получаем, а чем он меньше, тем это количество информации больше*. Забегая вперед, отметим, что в *частично-редуцированных* когнитивных функциях количество информации в значениях аргумента о значениях функции наглядно изображено шириной полосы функции, что не только по смыслу, но внешне очень сходно с доверительным интервалом. При этом отметим еще один интересный момент, который состоит в том, что если традиционный доверительный интервал при экстраполяции при удалении от эмпирических значений ко все далее отстоящим от них в будущем все время увеличивается, то в степень редукции когнитивной функции то увеличивается, то уменьшается. Это связано с тем, что *АСК-анализ и система «Эйдос» позволяют не только прогнозировать будущие события, но и прогнозировать достоверность или риски этих прогнозов* [7]<sup>6</sup>, т.е. прогнозировать продолжительность периодов эргодичности и точки бифуркации (качественного изменения закономерностей в моделируемой предметной области), что наглядно и отображается в такой форме.

В частности при этом при нулевом доверительном интервале **формально** получается, что мы имеем бесконечное количество информации о значении функции, но **на практике** это вообще невозможно [17] и даже в теории возможно только для отдельных точек **целых** значений аргумента и функции. При бесконечном доверительном интервале в значении аргумента функции содержится ноль информации о значении функции.

---

<sup>6</sup> Подробнее об этом см., например, раздел: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/7.4.htm>.

В переписке по содержанию статьи профессор А.И.Орлов пишет: «Погрешность средства измерения в ряде случаев меняется с изменением значения измеряемой величины. *Если закон изменения характеристик погрешностей известен (например, внесен в паспорт средства измерения), то он дает обоснованные веса.* Из подобных соображений вытекает предложение Копаева изменить минимизируемый функционал – вместо суммы квадратов абсолютных расхождений минимизировать сумму квадратов относительных отклонений [40]» (курсив мой. авт.).

Это очень глубокое замечание, из которого вытекают интересные выводы, некоторые из которых мы кратко рассмотрим ниже.

В статье [41] предлагается применить автоматизированный системно-когнитивный анализ как для синтеза адаптивной интеллектуальной измерительной системы, так и для ее использования не с целью измерения параметров объектов, а для идентификации состояний измеряемых систем, т.е. для так называемой системной идентификации. При этом задача измерения рассматривается как предельно упрощенный вариант задачи идентификации или распознавания образов, а задача синтеза измерительной системы – как предельно упрощенный вариант синтеза системы распознавания образов. Программный инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа – *интеллектуальную систему «Эйдос» предлагается применить как универсальное средство для синтеза и эксплуатации адаптивных интеллектуальных измерительных систем в различных предметных областях.* Эта система позволяет вычислять количество информации, содержащейся в результатах измерения, о том, что измеряемая величина примет то или иное значение или объект системной идентификации находится в том или ином состоянии. Применение данного подхода является корректным для измерения состояния сложных многофакторных нелинейных динамических систем.

Упрощенно говоря, система «Эйдос» является интеллектуальной измерительной системой и может рассматриваться в этом качестве. При этом для нее *«закон изменения характеристик погрешностей известен»*, так как в ней роль погрешностей выполняет количество информации, а количество информации тесно связано с понятиями неопределенности и погрешности. Общепринятым является представление об информации, как количественной мере степени снятия неопределенности. Погрешность также является мерой неопределенности наших знаний об истинном значении измеряемой величины. Чем больше погрешность измерения, тем меньше информации мы получаем в процессе измерения о значении измеряемой величины, чем меньше погрешность – тем больше информации в наблюдении (измерении). Поэтому подход, реализованный в предлагаемом варианте ВМНК, находится в *согласии* с предложением работы [40]. Подобные аргументы создают теоретическое обоснование корректности использования количества информации в наблюдениях в качестве их «обос-

нованных весов» в предлагаемом варианте взвешенного метода наименьших квадратов.

### 3. Математическая сущность предлагаемого решения проблемы

В описании математического аппарата стандартного метода наименьших квадратов (МНК) в данной статье нет никакой необходимости, т.к. этому посвящено большое количество общедоступных работ<sup>7</sup>.

Поэтому в данной статье мы рассмотрим только ключевые моменты, позволяющие *так преобразовать исходные данные о наблюдениях, чтобы они учитывали количество информации в них, рассчитанное по методике численных расчетов АСК-анализа, и чтобы к ним было возможно применить стандартный МНК и при этом учитывалось количество информации в наблюдениях.*

В работе [9] предлагается два варианта данной модификации взвешенного метода наименьших квадратов.

В первом варианте взвешивание наблюдений производится путем замены одного наблюдения с определенным количеством информации в нем соответствующим количеством наблюдений единичного веса, а затем к ним применяется стандартный метод наименьших квадратов (МНК). Фактически в этом варианте решение задачи взвешивания наблюдений решается самим методом наименьших квадратов. Алгоритм и программная реализация данного подхода подробно описаны в статье [36].

В данной же работе, как и планировалось в [36], кратко рассмотрим математические аспекты предлагаемого решения.

В стандартном методе наименьших квадратов минимизируется сумма квадратов отклонений эмпирических значений аппроксимируемой величины  $y_i$  от расчетных значений  $\bar{y}_i$ , вычисленных в соответствии с моделью (1):

$$\sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (1)$$

Во взвешенном методе наименьших квадратов минимизируется сумма квадратов отклонений эмпирических значений аппроксимируемой величины  $y_i$  от расчетных значений  $\bar{y}_i$ , вычисленных в соответствии с моделью, причем разным наблюдениям приписывается разный вес  $w_i$  (2):

$$\sum_i w_i (y_i - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

*Ключевым моментом при применении взвешенного МНК является способ выбора и задания весов наблюдений.*

<sup>7</sup> См., например: [http://yandex.ru/yandsearch?text=математическое%20описание%20метода%20наименьших%20квадратов%20\(МНК\)](http://yandex.ru/yandsearch?text=математическое%20описание%20метода%20наименьших%20квадратов%20(МНК))

Традиционно считается, что разумным вариантом является выбор весов пропорционально ошибкам не взвешенной регрессии [38, 39]. Предполагается, что этим самым более надежным наблюдениям придается больший вес, а сомнительным – меньший. Вроде выглядит разумно. Но проблема в том, что к более надежными и или к сомнительными эмпирические наблюдения относятся путем их сравнения с расчетными значениями, полученными с применением создаваемой модели. Получается, что если модель хорошо описывает эмпирические данные, то они считаются надежными, а если нет, то ненадежными. Как говорится «если факты не соответствуют теории, то тем хуже для фактов». Автор не склонен придерживаться подобной логики и поэтому видит возможность сделать из этого и другой вывод: *если модель хорошо описывает эмпирические данные, то эта модель надежная, а если нет, то ненадежная*, и этот вывод выглядит гораздо более убедительным и разумным.

Подбор этих весов наблюдений вручную может являться сложной и практически неразрешимой задачей, как из-за сложной структуры данных (например, непостоянства дисперсии и среднего ошибок наблюдений), так и из-за возможной очень большой размерности данных. Таким образом, **возникает задача автоматического определения весов наблюдений и разработка алгоритмов и программного инструментария, обеспечивающего автоматизацию определения и взвешивания весов наблюдений в МНК.**

Предлагается новое, ранее не встречавшееся в литературе, решение этой задачи и соответствующее обобщение метода наименьших квадратов (МНК), в котором **точки (наблюдения) имеют вес, равный количеству информации в значении аргумента о значении функции.** Ясно, что по сути, **речь идет о применении когнитивных функций [8-18] в взвешенном МНК.**

$$\sum_i I_i (y_i - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

Здесь  $I_i$  – количество информации в  $i$ -м наблюдении, т.е. точнее говоря в  $i$ -м значении аргумента  $x_i$  о том, что  $i$ -е функции примет значение  $y(x_i)$ .

В выражениях (1), (2) и (3) не уточняется, могут ли эмпирические значения функции  $y_i$  относиться к одному значению аргумента и это не существенно для МНК. Но если точно известно, что существует  $M$  значений аргумента и одному значению аргумента  $x_i$  соответствует  $N_i$  значений функции, то для дальнейшего изложения нам удобнее записать выражения (1), (2) и (3) в следующей форме, явно учитывающей это обстоятельство:

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (1')$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} w_{ij} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (2')$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} I_{ij} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (3')$$

Отметим, что в случае, когда вес эмпирического наблюдения  $w_{ij}$  является целым числом, то выражение (2') эквивалентно выражению:

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{w_{ij}} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (2'')$$

Этим мы и воспользовались в статье [36], когда заменили одно наблюдение с весом  $w_{ij}$  этим количеством наблюдений с единичным весом.

Во втором варианте взвешивание наблюдений производится для каждого значения аргумента путем замены всех наблюдений с определенным количеством информации в них одним наблюдением единичного веса, полученным как средневзвешенное от них, а затем к ним применяется стандартный МНК. В данном варианте ВМНК решение задачи взвешивания наблюдений решается **до** применения стандартного метода наименьших квадратов с помощью другого инструментария, в качестве которого в частности может применяться и интеллектуальная система «Эйдос».

*Перед применением стандартного МНК для каждого значения аргумента **предварительно** рассчитывается средневзвешенное значение функции из всех ее значений с их весами.*

*Рассмотрим, как по предлагаемой методике рассчитывается средневзвешенное значение функции с учетом количества информации в аргументе о значении функции **для одного значения аргумента**.*

Для двух точек выбор координаты средневзвешенной точки  $y$  соответствует «правилу рычага», т.е. ее положение выбирается таким, чтобы рычаг, образованный двумя точками с координатами  $y_1$  и  $y_2$  и весами  $I_1$  и  $I_2$ , находился в равновесии, если его опора будет в средневзвешенной точке с координатой  $\bar{y}$ :

$$(y_2 - y)I_2 = (y - y_1)I_1 \quad (4)$$

Откуда находим  $y$ . При двух точках, соответствующих одному значению аргумента, координата  $y$  средневзвешенной точки, имеет вид:

$$\bar{y} = \frac{y_1 I_1 + y_2 I_2}{I_1 + I_2} \quad (5)$$

Если же для  $i$ -го значения аргумента  $x_i$  таких точек  $N_i$ , то средневзвешенное значение функции  $\bar{y}_i$  выражение (5) принимает вид (6):

$$\bar{y}_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} y_{ij} I_{ij}}{\sum_{j=1}^N I_{ij}} \quad (6)$$

*В результате средневзвешенная точка находится тем ближе к некоторой точке, чем больше количество информации в значении аргумента о том, что функция примет значение, соответствующее этой точке.*

*После этого преобразования можно применять стандартный МНК.*

В модуле визуализации когнитивных функций [11] этот метод реализован программно по постановке автора разработчиком интеллектуальных систем из Белоруссии Д.К.Бандык и обеспечивает отображение частично и полностью редуцированных когнитивных функций.

#### **4. Математическая модель и методика численных расчетов количества информации в наблюдениях**

Как говорилось выше, ключевым моментом предлагаемой модификации ВМНК является способ определения количества информации в наблюдениях. Поэтому далее в наиболее упрощенном виде приводится методика численных расчетов количества информации в наблюдениях, основанная на теории автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и реализованная в его программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос» [7, 17].

Для удобства рассмотрения введем следующие обозначения:

*i* – индекс значения аргумента;

*j* – индекс значения функции;

*M* – количество значений аргумента;

*W* – количество значений функции;

*N<sub>ij</sub>* – количество встреч *j*-го значения функции при *i*-м значении аргумента;

*N<sub>iΣ</sub>* – суммарное количество наблюдений при *i*-м значении аргумента по всей выборке;

*N<sub>Σj</sub>* – суммарное количество наблюдений *j*-го значения функции по всей выборке;

*N<sub>ΣΣ</sub>* – суммарное количество наблюдений по всей выборке;

*I<sub>ij</sub>* – количество информации в *i*-м значении аргумента о том, что функция имеет *j*-е значение, т.е. это количество информации в наблюдениях (*i, j*);

$\Psi$  – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 1979), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли в равновероятном детерминистском случае;

$P_{i\Sigma}$  – безусловная относительная частота встречи  $i$ -го значения аргумента в обучающей выборке;

$P_{ij}$  – условная относительная частота встречи  $j$ -го значения функции при  $i$ -м значении аргумента.

Используя исходную выборку эмпирических наблюдений посчитаем матрицу абсолютных частот (таблица 1):

Таблица 1 – МАТРИЦА АБСОЛЮТНЫХ ЧАСТОТ

		Классы					Сумма
		$1$	...	$j$	...	$W$	
Значения факторов	$1$	$N_{11}$		$N_{1j}$		$N_{1W}$	
	...						
	$i$	$N_{i1}$		$N_{ij}$		$N_{iW}$	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...						
	$M$	$N_{M1}$		$N_{Mj}$		$N_{MW}$	
Суммарное количество признаков				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij}$

**Алгоритм формирования матриц абсолютных частот и условных и безусловных процентных распределений.**

Объекты обучающей выборки описываются векторами (массивами)

$\vec{L} = \{L_i\}$  имеющих у них признаков:

$\vec{L} = \{L_i\} = n$ , если у объекта  $i$ -й признак встречается  $n$  раз.

Первоначально в матрице абсолютных частот все значения равны нулю. Затем организуется цикл по объектам обучающей выборки. Если у предъявленного объекта, относящегося к  $j$ -му классу, есть  $i$ -й признак, то:

$$N_{ij} = N_{ij} + 1; N_{i\Sigma} = N_{i\Sigma} + 1; N_{\Sigma j} = N_{\Sigma j} + 1; N_{\Sigma\Sigma} = N_{\Sigma\Sigma} + 1 \quad (7)$$

На основе анализа матрицы частот (табл. 1) классы можно сравнивать по наблюдаемым частотам признаков только в том случае, если количество объектов по всем классам *одинаково*, как и *суммарное количество признаков по классам*. Если же они отличаются, то корректно сравнивать классы можно только по условным и безусловным относительным частотам (оценкам вероятностей) наблюдений признаков, посчитанных на основе матрицы частот (табл. 1) в соответствии с выражениями (8), в результате чего получается матрица условных и безусловных процентных распределений (табл. 2):

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}; P_i = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}; P_j = \frac{N_{\Sigma j}}{N_{\Sigma\Sigma}};$$

$$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij};$$

$$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^M N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^W N_{ij}$$
(8)

Таблица 2 – МАТРИЦА УСЛОВНЫХ И БЕЗУСЛОВНЫХ ПРОЦЕНТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	j	...	w	
Значения факторов	1	$P_{11}$		$P_{1j}$		$P_{1w}$	
	...						
	i	$P_{i1}$		$P_{ij}$		$P_{iw}$	$P_{i\Sigma}$
	...						
	M	$P_{M1}$		$P_{Mj}$		$P_{MW}$	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Далее произведем расчет количества информации в наблюдениях в соответствии с выражением (9):

$$I_{ij} = \text{Log}_2 \left( \frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}} \right)^\Psi$$
(9)

С учетом (8) преобразуем (9) к виду (10):

$$I_{ij} = \Psi \cdot \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}} \quad (10)$$



А.А.Харкевич

Здесь  $\Psi$  – упрощенная форма коэффициента эмерджентности А.Харкевича (10), предложенный автором в 1979 году и названный так в честь известного советского ученого, внесшего большой вклад в теорию информации, на работах которого основана излагаемая методика численных расчетов количества информации в наблюдениях.

$$\Psi = \frac{\text{Log}_2 W}{\text{Log}_2 N_{\Sigma\Sigma}} \quad (11)$$

Используя выражения (9) и (11) на основе таблицы 2 рассчитывается матрицу информативностей (таблица 3). Она также может быть получена непосредственно из таблицы 1 с использованием выражений (10) и (11):

Таблица 3 – МАТРИЦА ИНФОРМАТИВНОСТЕЙ

		Классы					Значимость фактора
		<i>l</i>	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	<i>l</i>	$I_{11}$		$I_{1j}$		$I_{1W}$	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						
	<i>i</i>	$I_{i1}$		$I_{ij}$		$I_{iW}$	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
...							
	<i>M</i>	$I_{M1}$		$I_{Mj}$		$I_{MW}$	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Здесь –  $\bar{I}_i$  это среднее количество информации в *i*-м значении фактора:

$$\bar{I}_i = \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W I_{ij}$$

Когда количество информации  $I_{ij} > 0$  –  $i$ -й фактор способствует переходу объекта управления в  $j$ -е состояние, когда  $I_{ij} < 0$  – препятствует этому переходу, когда же  $I_{ij} = 0$  – никак не влияет на это. В векторе  $i$ -го фактора (строка матрицы информативностей) отображается, какое количество информации о переходе объекта управления в каждое из будущих состояний содержится в том факте, что данный фактор действует. В векторе  $j$ -го состояния класса (столбец матрицы информативностей) отображается, какое количество информации о переходе объекта управления в соответствующее состояние содержится в каждом из факторов.

Таким образом, данная модель позволяет рассчитать, какое количество информации содержится в любом факте о наступлении любого события в любой предметной области, причем для этого не требуется повторности этих фактов и событий. Если данные повторности осуществляются и при этом наблюдается некоторая вариабельность значений факторов, обуславливающих наступление тех или иных событий, то модель обеспечивает многопараметрическую типизацию, т.е. синтез обобщенных образов классов или категорий наступающих событий с количественной оценкой степени и знака влияния на их наступление различных значений факторов. Причем эти значения факторов могут быть как количественными, так и качественными и измеряться в любых единицах измерения, в любом случае в модели оценивается количество информации, которое в них содержится о наступлении событий, переходе объекта управления в определенные состояния или, просто, о его принадлежности к тем или иным классам. Другие способы метризации приведены в работе [3].

Ниже на простом численном примере мы кратко рассмотрим технологию, позволяющую на практике и в любой предметной области посчитать, какое количество информации содержится в наблюдении. В связи с ограничениями на объем статьи автор не имеет возможности полностью раскрыть все позиции на приведенных ниже скриншотах и рисунках, т.е. фактически предполагается некоторое предварительное знакомство читателя с системой «Эйдос». Если же такое знакомство недостаточно полное, то автор отсылает автора к публикациям в списке литературы и к сайту: <http://lc.kubagro.ru/>.

## 5. Численный пример

Для иллюстрации предлагаемых подходов используем тот же численный пример, что и в статье [36], но рассмотрим только второй вариант предлагаемой модификации ВМНК, т.к. первый вариант был подробно рассмотрен в [36].

Запустим режим 4.6 системы «Эйдос», реализующий данный метод, с параметрами, приведенными на рисунке 1:

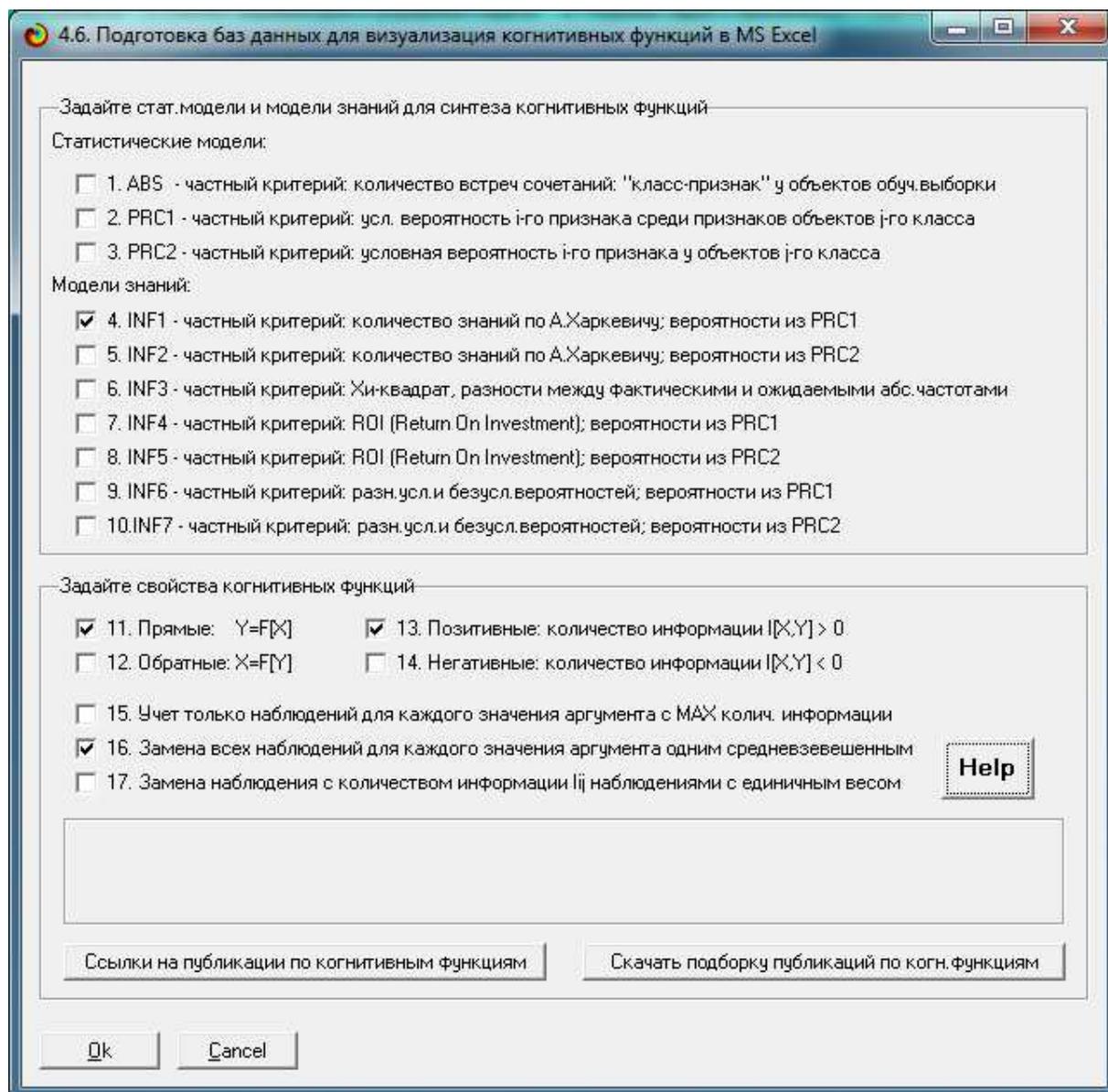


Рисунок 1. Экранная форма задания параметров режима 4.6 системы «Эйдос»

В результате выполнения режима создаются базы данных, непосредственно считываемые MS Excel и содержащие данные для визуализации когнитивных функций. Виды этих баз данных и способ формирования их имен приведены в таблице 4.

Рассмотрим рисунок 22 из статьи [36] с результатами применения первого варианта предлагаемого метода, приведенный ниже под номером 2:

Таблица 4 – Виды этих баз данных для визуализации когнитивных функций и способ формирования их имен

Прямые и обратные	Позитивные и негативные	Вариант способа учета количества информации в наблюдениях для одного значения аргумента	Имена баз данных для MS Excel
Прямые: $Y=F[X]$	Позитивные: количество информации $I[X,Y] > 0$	Учет только наблюдений для каждого значения аргумента с МАХ колич. информации	####-Y(X)-Pos-One_point-##-##.dbf
		Замена всех наблюдений для каждого значения аргумента одним средневзвешенным	####-Y(X)-Pos-All_points_Avr-##-##.dbf
		Замена наблюдения с количеством информации $I_{ij}$ наблюдениями с единичным весом	####-Y(X)-Pos-All_points_N1-##-##.dbf
	Негативные: количество информации $I[X,Y] < 0$	Учет только наблюдений для каждого значения аргумента с МАХ колич. информации	####-Y(X)-Pos-One_point-##-##.dbf
		Замена всех наблюдений для каждого значения аргумента одним средневзвешенным	####-Y(X)-Pos-All_points_Avr-##-##.dbf
		Замена наблюдения с количеством информации $I_{ij}$ наблюдениями с единичным весом	####-Y(X)-Pos-All_points_N1-##-##.dbf
Обратные: $X=F[Y]$	Позитивные: количество информации $I[X,Y] > 0$	Учет только наблюдений для каждого значения аргумента с МАХ колич. информации	####-Y(X)-Pos-One_point-##-##.dbf
		Замена всех наблюдений для каждого значения аргумента одним средневзвешенным	####-Y(X)-Pos-All_points_Avr-##-##.dbf
		Замена наблюдения с количеством информации $I_{ij}$ наблюдениями с единичным весом	####-Y(X)-Pos-All_points_N1-##-##.dbf
	Негативные: количество информации $I[X,Y] < 0$	Учет только наблюдений для каждого значения аргумента с МАХ колич. информации	####-Y(X)-Pos-One_point-##-##.dbf
		Замена всех наблюдений для каждого значения аргумента одним средневзвешенным	####-Y(X)-Pos-All_points_Avr-##-##.dbf
		Замена наблюдения с количеством информации $I_{ij}$ наблюдениями с единичным весом	####-Y(X)-Pos-All_points_N1-##-##.dbf

Примечание: В начале имени идет обозначение модели, в которой получена когнитивная функция, а непосредственно перед расширением имен баз данных через тире указываются коды описательной и классификационной шкал.

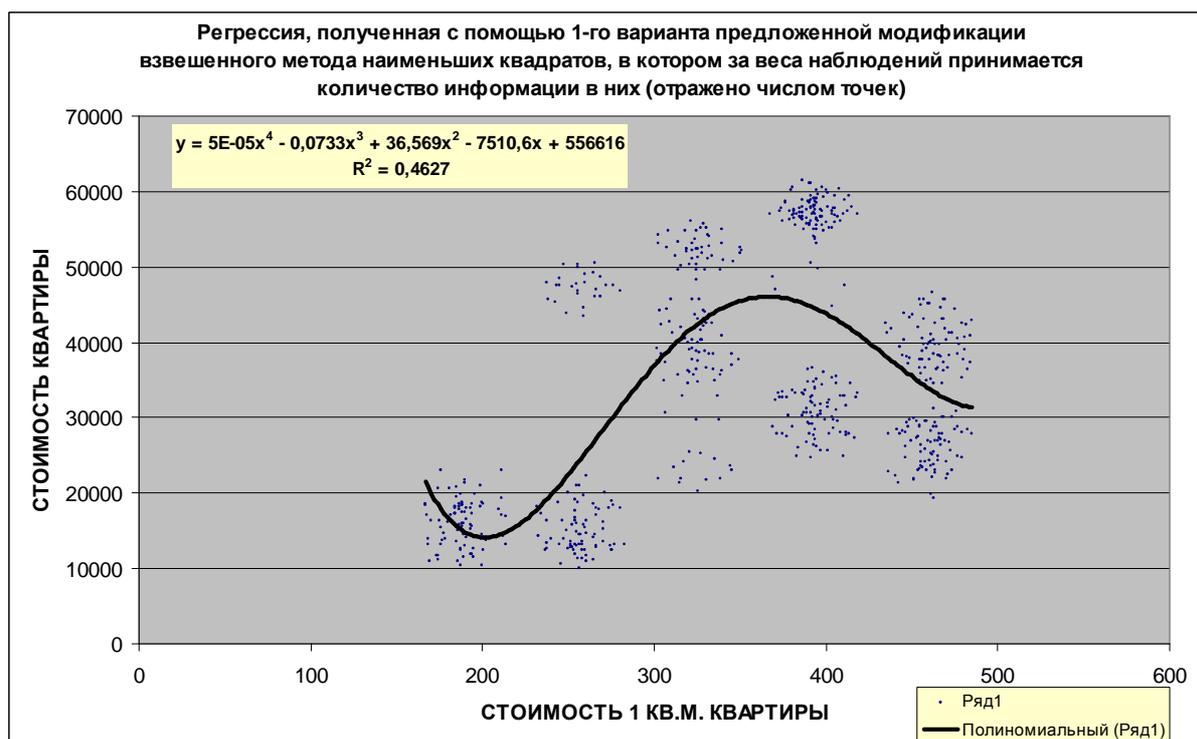


Рисунок 2. Регрессия, построенная на основе всех наблюдений с учетом количества информации в них с использованием 1-го варианта предлагаемой модификации ВМНК

В таблице 5 приводятся результаты взвешивания наблюдений с учетом количества информации в них с использованием 2-го варианта предлагаемой модификации ВМНК, а на рисунке 3 показаны соответствующие регрессии, построенные по этим данным:

Таблица 5 – Результаты взвешивания наблюдений с учетом количества информации в них с использованием 2-го варианта предлагаемой модификации ВМНК

Наименование аргумента	Наименование значения функции	Значение аргумента	Значение функции
1/5-{154.2210000, 222.5048000}	2/10-{15617.4000000, 20523.4000000}	188,3629000	16260,8366534
2/5-{222.5048000, 290.7886000}	3/10-{20523.4000000, 25429.4000000}	256,6467000	23509,8510850
3/5-{290.7886000, 359.0724000}	7/10-{40147.4000000, 45053.4000000}	324,9305000	42225,3300638
4/5-{359.0724000, 427.3562000}	8/10-{45053.4000000, 49959.4000000}	393,2143000	45297,9398623
5/5-{427.3562000, 495.6400000}	5/10-{30335.4000000, 35241.4000000}	461,4981000	33211,6434714

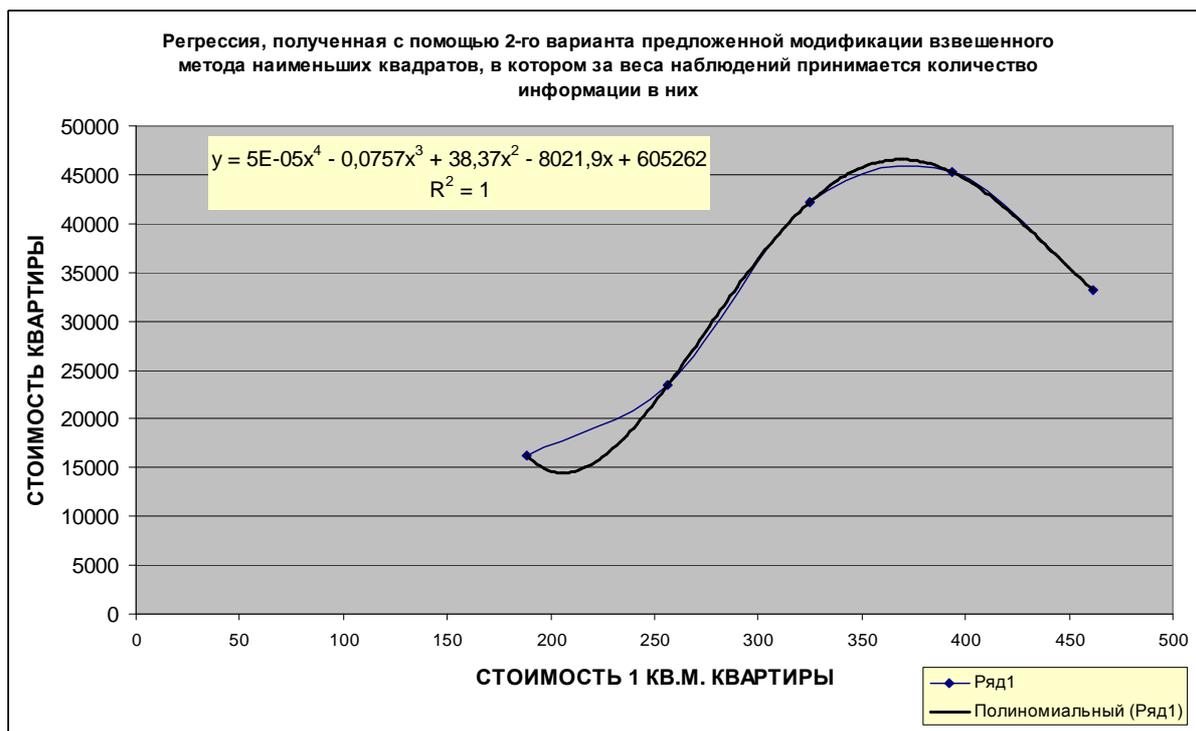


Рисунок 3. Регрессия, построенная на основе всех наблюдений с учетом количества информации в них с использованием 2-го варианта предлагаемой модификации ВМНК

На рисунке 4 для удобства их сравнения совмещены изображения с рисунков 2 и 3.

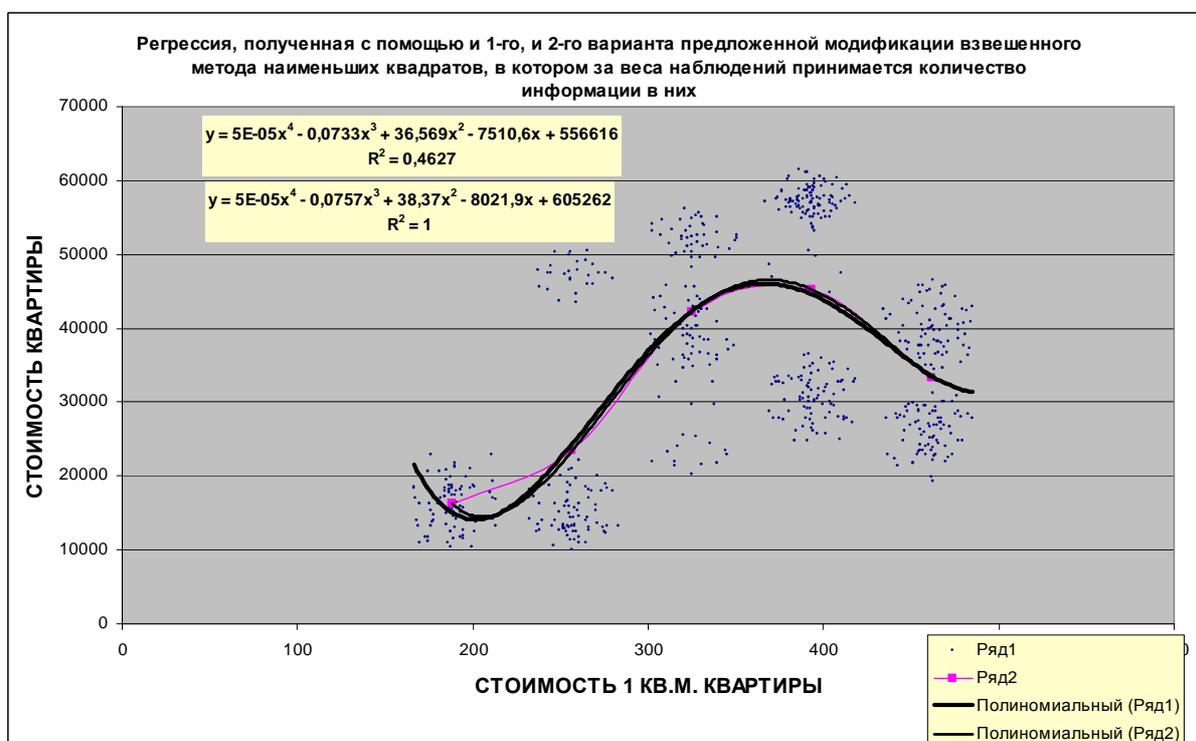


Рисунок 4. Регрессии, построенные на основе всех наблюдений с учетом количества информации в них с использованием и 1-го, и 2-го вариантов предлагаемой модификации ВМНК

Из сравнения по рисункам 2, 3 и 4 и приведенным на них уравнениям регрессий 1-го и 2-го вариантов взвешивания наблюдений с использованием в качестве весов количества информации в наблюдениях мы можем сделать вывод, что отличаются они весьма незначительно.

## 6. Выводы

В данной статье кратко рассмотрена математическая сущность предложенной автором модификации взвешенного метода наименьших квадратов (ВМНК), в котором в качестве весов наблюдений применяется количество информации в них. Предлагается два варианта данной модификации ВМНК. В первом варианте взвешивание наблюдений производится путем замены одного наблюдения с определенным количеством информации в нем соответствующим количеством наблюдений единичного веса, а затем к ним применяется стандартный метод наименьших квадратов (МНК). Во втором варианте взвешивание наблюдений производится для каждого значения аргумента путем замены всех наблюдений с определенным количеством информации в них одним наблюдением единичного веса, полученным как средневзвешенное от них, а затем к ним применяется стандартный МНК. Подробно описана методика численных расчетов количества информации в наблюдениях, основанная на теории автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и реализованная в его программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос». Приводится иллюстрация предлагаемого подхода на простом численном примере.

**Главный вывод**, который можно сделать по материалам статьи, состоит в том, что предлагается обоснованное решение двух дополнительных проблем, сформулированных в начале статьи, т.е. предлагается теоретическое обоснование, методика численных расчетов и программная реализация модификации взвешенного метода наименьших квадратов, в котором в качестве весов наблюдений применяется количество информации в них. Если в ВМНК принимается *гипотеза*, что веса наблюдений тем больше (более надежны), чем меньше ошибка, в качестве которой используется дисперсия, то в предлагаемой модификации ВМНК непосредственно на основе эмпирических данных расчетным путем определяется количество информации в наблюдениях, которое используется в качестве весов наблюдений, вместо традиционной погрешности. Необходимо подчеркнуть, что предлагаемый способ расчета количества информации не основан на предположениях о независимости наблюдений и их нормальном распределении, т.е. является непараметрическим и обеспечивает корректное моделирование нелинейных систем, а также позволяет сопоставимо обрабатывать разнородные (измеряемые в шкалах различных типов) данные числовой и нечисловой природы, измеряемые в различных единицах измерения.

Таким образом, АСК-анализ и система «Эйдос» представляют собой современную инновационную (готовую к внедрению) технологию взвешенного метода наименьших квадратов, модифицированного путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в них.

Данная статья может быть использована как описание лабораторной работы по дисциплинам:

- Интеллектуальные системы;
- Инженерия знаний и интеллектуальные системы;
- Интеллектуальные технологии и представление знаний;
- Представление знаний в интеллектуальных системах;
- Основы интеллектуальных систем;
- Введение в нейроматематику и методы нейронных сетей;
- Основы искусственного интеллекта;
- Интеллектуальные технологии в науке и образовании;
- Управление знаниями;
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ и интеллектуальная система «Эйдос»;

которые автор ведет в настоящее время<sup>8</sup>, а также и в других дисциплинах, связанных с преобразованием данных в информацию, а ее в знания и применением этих знаний для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области (а это практически все дисциплины во всех областях науки).

## 7. Ограничения и перспективы

В данной статье не ставилась задача исследовать математические и прагматические свойства предлагаемой модификации ВМНК, основанной на использовании в качестве весов наблюдений количества информации в них. Это предполагается сделать в будущих статьях, посвященных данному методу.

Профессор А.И.Орлов в переписке по поводу статьи отмечает, что в будущем «...желательно иметь вероятностно-статистическую теорию, в которой доказаны теоремы о состоятельности оценок параметров зависимости, построены доверительные интервалы для зависимости, как это сделано в классическом случае линейной зависимости в моих книгах (см., например, п.5.1 в "Эконометрике" <http://ibm.bmstu.ru/nil/biblio.html#books-13-econ> ). К сожалению, вряд ли такую теорию можно быстро построить».

*Автор благодарен д.т.н., д.э.н., к.ф.-м.н., профессору Александру Ивановичу Орлову за тщательное ознакомление с предварительным вариантом статьи и ряд ценных замечаний, способствовавших ее улучшению.*

---

<sup>8</sup> [http://lc.kubagro.ru/My\\_training\\_schedule.doc](http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc)

## Литература

1. Орлов А.И. Точки роста статистических методов / А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №09(103). С. 136 – 162. – IDA [article ID]: 1031409011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/11.pdf>, 1,688 у.п.л.
2. Орлов А.И. Компьютерно-статистические методы: состояние и перспективы / А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №09(103). С. 163 – 195. – IDA [article ID]: 1031409012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/12.pdf>, 2,062 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.
4. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
5. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.
6. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.
7. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.<sup>9</sup>
8. Луценко Е.В. АСК-анализ как метод выявления когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. –

<sup>9</sup> Для удобства читателей эта и другие работы автора размещены на личном сайте: <http://lc.kubagro.ru/>

Краснодар: КубГАУ, 2005. – №03(011). С. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf>, 1,188 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ функций и восстановление их значений по признакам аргумента на основе априорной информации (интеллектуальные технологии интерполяции, экстраполяции, прогнозирования и принятия решений по картографическим базам данных) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №07(051). С. 130 – 154. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0066, IDA [article ID]: 0510907006. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/06.pdf>, 1,562 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Управление агропромышленным холдингом на основе когнитивных функций связи результатов работы холдинга и характеристик его предприятий / Е.В. Луценко, В.И. Лойко, О.А. Макаревич // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 248 – 260. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0111, IDA [article ID]: 0540910015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/15.pdf>, 0,812 у.п.л.

11. Луценко Е.В. Когнитивные функции как адекватный инструмент для формального представления причинно-следственных зависимостей / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2010. – №09(063). С. 1 – 23. – Шифр Информрегистра: 0421000012\0233, IDA [article ID]: 0631009001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2010/09/pdf/01.pdf>, 1,438 у.п.л.

12. Трунев А.П. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния тел Солнечной системы на движение полюса Земли и визуализация причинно-следственных зависимостей в виде когнитивных функций / А.П. Трунев, Е.В. Луценко, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №01(065). С. 232 – 258. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0002, IDA [article ID]: 0651101020. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/01/pdf/20.pdf>, 1,688 у.п.л.

13. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Развитие интеллектуальной системы «Эйдос-астра», снимающее ограничения на размерность баз знаний и разрешение когнитивных функций / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Е.А. Трунев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №05(069). С. 353 – 377. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0159, IDA [article ID]: 0691105031. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/31.pdf>, 1,562 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Применение СК-анализа и системы «Эйдос» для синтеза когнитивной матричной передаточной функции сложного объекта управления на основе эмпирических данных / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета

(Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №01(075). С. 681 – 714. – Шифр Информрегистра: 0421200012\0008, IDA [article ID]: 0751201053. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/53.pdf>, 2,125 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Когнитивные функции как обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой интервальной математике / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №01(095). С. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 у.п.л.

17. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. – Режим доступа: [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos14\\_OL/index.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos14_OL/index.htm)

18. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ и система «Эйдос» и их применение для построения интеллектуальных измерительных систем // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. 2014. Т.80. №5. С.64-74.

19. Кульбак С. Теория информации и статистика. – М.: Наука, 1967. – 408 с.

20. Хаббард Дуглас У. Как измерить все, что угодно. Оценка стоимости нематериального в бизнесе. Олимп-Бизнес. 2009. –320 с. ISBN 978-5-9693-0163-4.

21. Вяткин В.Б. Синергетическая теория информации. Часть 1. Синергетический подход к определению количества информации / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №10(044). С. 174 – 197. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0137, IDA [article ID]: 0440810012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/10/pdf/12.pdf>, 1,5 у.п.л.

22. Вяткин В.Б. Синергетическая теория информации Часть 2. Отражение дискретных систем в плоскости признаков их описания / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №01(045). С. 154 – 183. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0001, IDA [article ID]: 0450901012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/01/pdf/12.pdf>, 1,875 у.п.л.

23. Вяткин В.Б. Синергетическая теория информации Часть 3. Информационные функции и энтропия Больцмана / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №02(046). С. 165 – 174. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0015, IDA [article ID]: 0460902011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/02/pdf/11.pdf>, 0,625 у.п.л.

24. Вяткин В.Б. Хаос и порядок дискретных систем в свете синергетической теории информации / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №03(047). С. 96 – 129. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0027, IDA [article ID]: 0470903008. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/03/pdf/08.pdf>, 2,125 у.п.л.

25. Вяткин В.Б. Информационно-синергетический анализ электронных систем атомов химических элементов. Часть 1. Структурная организация электронных систем в плоскости подболочек / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №04(048). С. 24 – 44. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0036, IDA [article ID]: 0480904003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/04/pdf/03.pdf>, 1,312 у.п.л.

26. Вяткин В.Б. Синергетическая теория информации. Часть 4. Квантовые аспекты отражения конечных множеств / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №05(069). С. 45 – 59. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0169, IDA [article ID]: 0691105006. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/06.pdf>, 0,938 у.п.л.

27. Вяткин В.Б. Синергетическая теория информации: пояснения и терминологические замечания / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №06(080). С. 557 – 592. – IDA [article ID]: 0801206046. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/06/pdf/46.pdf>, 2,25 у.п.л.

28. Вяткин В.Б. Орбитальная система распределения электронов в атоме и структура периодической системы элементов / В.Б. Вяткин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №05(089). С. 1460 – 1493. – IDA [article ID]: 0891305100. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/05/pdf/100.pdf>, 2,125 у.п.л.

29. Спиридонова О.Н. Эконометрическое моделирование стоимости квартир в г. Москва, район Замоскворечье // Материалы VI Международной студенческой электронной научной конференции «Студенческий научный форум» URL: <http://www.scienceforum.ru/2014/489/626>, <http://www.scienceforum.ru/2014/pdf/1236.pdf>, (дата обращения: 30.12.2014).

30. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

31. Луценко Е.В. Бандык Д.К. Подсистема визуализации когнитивных (каузальных) функций системы «Эйдос». // Е.В. Луценко (Россия), Д.К. Бандык (Белоруссия). Пат. № 2011612056 РФ. Заяв. № 2011610347 РФ 20.01.2011. Оpubл. от 09.03.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612056.jpg>

32. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. М.: Мир, 1980. - 456 с. - Режим доступа: <http://www.twirpx.com/file/95399/>

33. Кендалл М., Стюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды, М.: Наука, Т. 3, 1976. - 736 с.. – Режим доступа: <http://www.twirpx.com/file/21817/>

34. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка – Абельсона / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf>, 1,375 у.п.л.

35. Луценко Е.В. Методологические аспекты выявления, представления и использования знаний в АСК-анализе и интеллектуальной системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №06(070). С. 233 – 280. – Шифр Информрегистра:

0421100012\0197, IDA [article ID]: 0701106018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf>, 3 у.п.л.

36. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (алгоритм и программная реализация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №10(104). С. 1410 – 1460. – IDA [article ID]: 1041410100. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/100.pdf>, 3,188 у.п.л.

37. Дорохов Е. В. Применение адаптивных, ARIMA и ARCH методов при прогнозировании краткосрочной динамики российского фондового рынка. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://finbiz.spb.ru/download/3\\_2007\\_doroh.pdf](http://finbiz.spb.ru/download/3_2007_doroh.pdf)

38. Замков О. О., Толстопятенко А. В., Черемных Ю. Н. *Математические методы в экономике: Учебник* /Московский государственный университет. - М.: ДИС, 1997. - 368 с.

39. Носач В.В. Решение задач аппроксимации с помощью персональных компьютеров / М.: Микап, 1994. - 382 с.

40. Копаев Б.В. В методе наименьших квадратов надо заменить абсолютные отклонения относительными // Заводская лаборатория. 2012. № 7. С.76-76.

41. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ и система "Эйдос" и их применение для построения интеллектуальных измерительных систем. // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. 2014. Т.80. №5. С.64-74. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21538328> <http://elibrary.ru/contents.asp?issueid=1267409>

42. Орлов А.И. Эконометрика. Учебник для вузов. - М.: Экзамен, 2002, 2003 (изд. 2-е, переработанное и дополненное), 2004 (изд. 3-е, переработанное и дополненное). - 576 с. <http://ibm.bmstu.ru/nil/biblio.html#books-13-econ> ).

## Literatura

1. Orlov A.I. Tochki rosta statisticheskikh metodov / A.I. Orlov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №09(103). S. 136 – 162. – IDA [article ID]: 1031409011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/11.pdf>, 1,688 у.п.л.

2. Orlov A.I. Komp'juterno-statisticheskie metody: sostojanie i perspektivy / A.I. Orlov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №09(103). S. 163 – 195. – IDA [article ID]: 1031409012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/12.pdf>, 2,062 у.п.л.

3. Lucenko E.V. Metrizacija izmeritel'nyh shkal razlichnyh tipov i sovmestnaja sopostavimaja kolichestvennaja obrabotka raznorodnyh faktorov v sistemno-kognitivnom analize i sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №08(092). S. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

4. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy, tehnologija i instrumentarij avtomatizirovanogo sistemno-kognitivnogo analiza i vozmozhnosti ego primenenija dlja sopostavimoj ocenki jeffektivnosti vuzov / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №04(088). S. 340 –

359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 u.p.l.

5. Lucenko E.V. 30 let sisteme «Jejdos» – odnoj iz starejsih otechestvennyh universal'nyh sistem iskusstvennogo intellekta, shiroko primenjaemyh i razvivajushhihsja i v nastojashhee vremja / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №10(054). S. 48 – 77. – Shifr Informregistra: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 u.p.l.

6. Lucenko E.V. Universal'naja kognitivnaja analiticheskaja sistema «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2012. – №09(083). S. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 u.p.l.

7. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issledovanii jekonomicheskikh, social'no-psihologicheskikh, tehnologicheskikh i organizacionno-tehnicheskikh sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s.

8. Lucenko E.V. ASK-analiz kak metod vyjavlenija kognitivnyh funkcional'nyh zavisimostej v mnogomernyh zashumlennyh fragmentirovannyh dannyh / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2005. – №03(011). S. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf>, 1,188 u.p.l.

9. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz funkcij i vosstanovlenie ih znachenij po priznakam argumenta na osnove apriornoj informacii (intellektual'nye tehnologii interpoljacii, jekstrapoljacii, prognozirovanija i prinjatija reshenij po kartograficheskim bazam dannyh) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №07(051). S. 130 – 154. – Shifr Informregistra: 0420900012\0066, IDA [article ID]: 0510907006. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/06.pdf>, 1,562 u.p.l.

10. Lucenko E.V. Upravlenie agropromyshlennym holdingom na osnove kognitivnyh funkcij svjazi rezul'tatov raboty holdinga i harakteristik ego predpriyatij / E.V. Lucenko, V.I. Lojko, O.A. Makarevich // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №10(054). S. 248 – 260. – Shifr Informregistra: 0420900012\0111, IDA [article ID]: 0540910015. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/15.pdf>, 0,812 u.p.l.

11. Lucenko E.V. Kognitivnye funkcii kak adekvatnyj instrument dlja formal'nogo predstavlenija prichinno-sledstvennyh zavisimostej / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2010. – №09(063). S. 1 – 23. – Shifr Informregistra: 0421000012\0233, IDA [article ID]: 0631009001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2010/09/pdf/01.pdf>, 1,438 u.p.l.

12. Trunev A.P. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz vlijanija tel Solnečnoj sistemy na dvizhenie poljusa Zemli i vizualizacija prichinno-sledstvennyh zavisimostej v vide kognitivnyh funkcij / A.P. Trunev, E.V. Lucenko, D.K. Bandyk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. –

№01(065). S. 232 – 258. – Shifr Informregistra: 0421100012\0002, IDA [article ID]: 0651101020. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/01/pdf/20.pdf>, 1,688 u.p.l.

13. Lucenko E.V. Metod vizualizacii kognitivnyh funkcij – novyj instrument issledovaniya jempiricheskikh dannyh bol'shoj razmernosti / E.V. Lucenko, A.P. Trunev, D.K. Bandyk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №03(067). S. 240 – 282. – Shifr Informregistra: 0421100012(0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 u.p.l.

14. Lucenko E.V. Razvitie intellektual'noj sistemy «Jejdos-astra», snimajushhee ograničeniya na razmernost' baz znaniy i razreshenie kognitivnyh funkcij / E.V. Lucenko, A.P. Trunev, E.A. Trunev // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №05(069). S. 353 – 377. – Shifr Informregistra: 0421100012\0159, IDA [article ID]: 0691105031. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/31.pdf>, 1,562 u.p.l.

15. Lucenko E.V. Primenenie SK-analiza i sistemy «Jejdos» dlja sinteza kognitivnoj matrichnoj peredatočnoj funkcii slozhnogo ob#ekta upravleniya na osnove jempiricheskikh dannyh / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2012. – №01(075). S. 681 – 714. – Shifr Informregistra: 0421200012\0008, IDA [article ID]: 0751201053. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/53.pdf>, 2,125 u.p.l.

16. Lucenko E.V. Kognitivnye funkcii kak obobshhenie klassičeskogo ponjatija funkcional'noj zavisimosti na osnove teorii informacii v sistemnoj nechetkoj interval'noj matematike / E.V. Lucenko, A.I. Orlov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №01(095). S. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 u.p.l.

17. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaja nechetkaja interval'naja matematika. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. – Rezhim dostupa: [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos14\\_OL/index.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos14_OL/index.htm)

18. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz i sistema «Jejdos» i ih primenenie dlja postroenija intellektual'nyh izmeritel'nyh sistem // Zavodskaja laboratorija. Diagnostika materialov. 2014. T.80. №5. S.64-74.

19. Kul'bak S. Teorija informacii i statistika. – M.: Nauka, 1967. – 408 s.

20. Habbard Duglas U. Kak izmerit' vse, čto ugodno. Ocenka stoimosti nematerial'nogo v biznese. Olimp-Biznes. 2009. –320 s. ISBN 978-5-9693-0163-4.

21. Vjatkin V.B. Sinergetičeskaja teorija informacii. Čast' 1. Sinergetičeskij podhod k opredeleniju količestva informacii / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №10(044). S. 174 – 197. – Shifr Informregistra: 0420800012\0137, IDA [article ID]: 0440810012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2008/10/pdf/12.pdf>, 1,5 u.p.l.

22. Vjatkin V.B. Sinergetičeskaja teorija informacii Čast' 2. Otrazhenie diskretnyh sistem v ploskosti priznakov ih opisaniya / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №01(045). S. 154 – 183. – Shifr Informregistra: 0420900012\0001, IDA [article ID]: 0450901012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/01/pdf/12.pdf>, 1,875 u.p.l.

23. Vjatkin V.B. Sinergeticheskaja teorija informacii Chast' 3. Informacionnye funkcii i jentropija Bol'cmana / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №02(046). S. 165 – 174. – Shifr Informregistra: 0420900012\0015, IDA [article ID]: 0460902011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/02/pdf/11.pdf>, 0,625 u.p.l.

24. Vjatkin V.B. Haos i porjadok diskretnyh sistem v svete sinergeticheskoy teorii informacii / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №03(047). S. 96 – 129. – Shifr Informregistra: 0420900012\0027, IDA [article ID]: 0470903008. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/03/pdf/08.pdf>, 2,125 u.p.l.

25. Vjatkin V.B. Informacionno-sinergeticheskij analiz jelektronnyh sistem atomov himicheskikh jelementov.Chast' 1. Strukturnaja organizacija jelektronnyh sistem v ploskosti podobolochek / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №04(048). S. 24 – 44. – Shifr Informregistra: 0420900012\0036, IDA [article ID]: 0480904003. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/04/pdf/03.pdf>, 1,312 u.p.l.

26. Vjatkin V.B. Sinergeticheskaja teorija informacii. Chast' 4. Kvantovye aspekty otrazhenija konechnyh mnozhestv / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №05(069). S. 45 – 59. – Shifr Informregistra: 0421100012\0169, IDA [article ID]: 0691105006. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/06.pdf>, 0,938 u.p.l.

27. Vjatkin V.B. Sinergeticheskaja teorija informacii: pojasnenija i terminologicheskie zamechanija / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2012. – №06(080). S. 557 – 592. – IDA [article ID]: 0801206046. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/06/pdf/46.pdf>, 2,25 u.p.l.

28. Vjatkin V.B. Orbital'naja sistema raspredelenija jelektronov v atome i struktura periodicheskoy sistemy jelementov / V.B. Vjatkin // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №05(089). S. 1460 – 1493. – IDA [article ID]: 0891305100. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/05/pdf/100.pdf>, 2,125 u.p.l.

29. Spiridonova O.N. Jekonometricheskoe modelirovanie stoimosti kvartir v g. Moskva, rajon Zamoskvorech'e // Materialy VI Mezhdunarodnoj studencheskoj jelektronnoj nauchnoj konferencii «Studencheskij nauchnyj forum» URL: <http://www.scienceforum.ru/2014/489/626>, <http://www.scienceforum.ru/2014/pdf/1236.pdf>, (data obrashhenija: 30.12.2014).

30. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizacija na osnove znaniy (klasterizacija v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr Informregistra: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.

31. Lucenko E.V. Bandyk D.K. Podсистема vizualizacii kognitivnyh (kauzal'nyh) funkcij sistemy «Jejdos». // E.V. Lucenko (Rossija), D.K. Bandyk (Belorussija). Pat. №

2011612056 RF. Zjav. № 2011610347 RF 20.01.2011. Opubl. ot 09.03.2011. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612056.jpg>

32. Seber Dzh. Linejnij regressionnyj analiz. M.: Mir, 1980. - 456 s. - Rezhim dostupa: <http://www.twirpx.com/file/95399/>

33. Kendall M., Stjuart A. Mnogomernyj statisticheskij analiz i vremennye rjady, M.: Nauka, T. 3, 1976. - 736 s.. – Rezhim dostupa: <http://www.twirpx.com/file/21817/>

34. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz kak razvitie koncepcii smysla Shenka – Abel'sona / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2004. – №03(005). S. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf>, 1,375 u.p.l.

35. Lucenko E.V. Metodologicheskie aspekty vyjavlenija, predstavlenija i ispol'zovanija znaniy v ASK-analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №06(070). S. 233 – 280. – Shifr Informregistra: 0421100012\0197, IDA [article ID]: 0701106018. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf>, 3 u.p.l.

36. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov putem primenenija v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkcii (algoritm i programmaja realizacija) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №10(104). S. 1410 – 1460. – IDA [article ID]: 1041410100. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/100.pdf>, 3,188 u.p.l.

37. Dorohov E. V. Primenenie adaptivnyh, ARIMA i ARCH metodov pri prognozirovanii kratkosročnoj dinamiki rossijskogo fondovogo rynka. [Jelektronnyj resurs]. – Rezhim dostupa: [http://finbiz.spb.ru/download/3\\_2007\\_doroh.pdf](http://finbiz.spb.ru/download/3_2007_doroh.pdf)

38. Zamkov O. O., Tolstopjatenko A. V., Cheremnyh Ju. N. Matematicheskie metody v jekonomike: Uchebnik /Moskovskij gosudarstvennyj universitet. - M.: DIS, 1997. - 368 s.

39. Nosach V.V. Reshenie zadach approximacii s pomoshh'ju personal'nyh komp'juterov / M.: Mikap, 1994. - 382 s.

40. Kopaev B.V. V metode naimen'shih kvadratov nado zamenit' absoljutnye otklonenija otnositel'nymi // Zavodskaja laboratorija. 2012. № 7. S.76-76.

41. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz i sistema "Jejdos" i ih primenenie dlja postroenija intellektual'nyh izmeritel'nyh sistem. // Zavodskaja laboratorija. Diagnostika materialov. 2014. T.80. №5. S.64-74. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21538328>  
<http://elibrary.ru/contents.asp?issueid=1267409>

42. Orlov A.I. Jekonometrika. Uchebnik dlja vuzov. - M.: Jekzamen, 2002, 2003 (izd. 2-e, pererabotannoe i dopolnennoe), 2004 (izd. 3-e, pererabotannoe i dopolnennoe). - 576 s. <http://ibm.bmstu.ru/nil/biblio.html#books-13-econ> ).