



УДК 681.5.015

© 2017 г. **О.С. Амосов**, д-р техн. наук,

С.Г. Баена, канд. техн. наук,

Д.С. Магола, канд. техн. наук

(Комсомольский-на-Амуре государственный технический университет)

ГИБРИДНАЯ ВЕЙВЛЕТ-НЕЙРОНЕЧЕТКАЯ СИСТЕМА НЕЛИНЕЙНОГО ОЦЕНИВАНИЯ*

Рассмотрено построение гибридной системы оценивания на основе вейвлетов, нейронных сетей и нечетких систем для применения их в обработке навигационной информации. Предложена схема объединения вейвлетов, нейронных сетей и нечетких систем в гибридную систему оценивания. Приведена математическая модель гибридной системы. Разработано для среды MatLab алгоритмическое и программное обеспечения гибридной системы оценивания, которое может быть использовано для построения адаптивной системы оценивания нелинейных динамических сигналов сложной структуры.

Ключевые слова: гибридная вейвлет-нейронечеткая система, оценивание, навигация.

DOI: 10.22250/isu.2017.54.105-113

Введение

Наряду с традиционными методами в управлении, идентификации, распознавании образов, кластеризации, диагностике находят применение нейронные сети, нечеткие системы и вейвлеты [1 – 5]. Для аккумуляции достоинств указанных средств разрабатываются новые конструкции, получившие название гибридных систем, которые сочетают в себе гибкость и обучаемость нейронных сетей, возможности компактного описания сигналов в частотной и временной областях, присущее вейвлетам, и возможность построения прозрачных правил вывода решений на основе аппарата нечеткой логики. Среди таких архитектур можно выделить [1 – 4]: 1) вейвлет-нейронные сети (ВНС); 2) нейронечеткие системы

* Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 15-08-08593а.

(ННС), получившие в англоязычной литературе название Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS)– адаптивная система нейронечеткого вывода; 3) вейвлет-нейронечеткие системы (ВННС), которые по аналогии с ANFIS можно назвать Adaptive Wavelet-Network Based Fuzzy Inference System (AWNFIS) – адаптивная вейвлет-нейронечеткая система.

В дальнейшем для удобства изложения введем понятие синтетической системы, под которой будем понимать любую из перечисленных выше конструкций.

Для решения линейных и нелинейных задач оценивания имеются результаты использования искусственных нейронных сетей [6, 7], нечетких систем [7, 8] и вейвлетов [9 – 11]. С целью существенного повышения быстродействия этих алгоритмов предлагается использование декомпозиции [12].

Если из класса гибридных систем использование нейронечетких систем для решения задач оценивания было исследовано [8], то применение нейронечеткой системы с вейвлетами для решения этих задач ждет своего решения. Такое исследование и предпринято в настоящей статье.

Поэтому цель предлагаемой работы заключается в исследовании возможности построения гибридной системы на базе вейвлетов и нейронечетких систем для решения нелинейных задач оценивания и фильтрации и способных работать в реальном времени при обработке нелинейных динамических сигналов сложной структуры, имеющих место при обработке навигационной информации.

Постановка задачи оценивания

Необходимо оценить n -мерный вектор $\mathbf{x} = [x_1 \dots x_n]^T$ по m -мерным измерениям $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_m]^T$. Заметим, что в некоторых случаях измерения могут быть записаны следующим образом

$$\mathbf{y} = \mathbf{s}(\mathbf{x}) + \mathbf{v},$$

где $\mathbf{s}(\mathbf{x}) = [s_1(\mathbf{x}), \dots, s_m(\mathbf{x})]^T$ – m -мерная в общем случае нелинейная вектор-функция векторного аргумента, которая обычно считается известной; $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_m]^T$ – случайный вектор, передающий наличие ошибок измерения [6]. Такая постановка характерна для задач навигации и управления движением.

В рамках традиционного байесовского подхода искомая оценка $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})$ минимизирует критерий:

$$J = M \|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})\|^2 = \int \int \|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})\|^2 f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) d\mathbf{x} d\mathbf{y}, \quad (1)$$

где M – знак математического ожидания, соответствующий заданной совместной функции плотности распределения вероятностей $f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$.

Если предположить, что статистика шумов \mathbf{v} неизвестна, то в случае клас-

сического метода наименьших квадратов (МНК) оценка $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})$ отыскивается при оптимизации следующего критерия

$$I(\mathbf{x}) = (\mathbf{y} - \mathbf{s}(\mathbf{x}))^T (\mathbf{y} - \mathbf{s}(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^m (y_i - s_i(\mathbf{x}))^2. \quad (2)$$

В обоих подходах задача оценки является задачей определения функции $\mathbf{h}(\mathbf{y})$ некоторым обоснованным рациональным способом [12]: $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}) = \mathbf{h}(\mathbf{y})$.

Решение нелинейной задачи оценивания с помощью синтетических систем

Для решения задачи оценивания в рамках байесовского подхода и МНК вводится класс параметрически заданных функций $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})$.

В случае байесовского подхода необходимо наличие обучающего множества $\{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)})\}_{j=1}^N$ и критерий

$$\tilde{J}(\tilde{\mathbf{W}}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\mathbf{x}^{(j)} - \tilde{\mathbf{x}}^{(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}}))^T (\mathbf{x}^{(j)} - \tilde{\mathbf{x}}^{(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}})) \quad (3)$$

оптимизируется на основе минимизации эмпирического риска

$$P \left\{ \sup_{\tilde{\mathbf{W}}} |J(\tilde{\mathbf{W}}) - \tilde{J}(\tilde{\mathbf{W}})| > \varepsilon \right\} \rightarrow 0, \text{ при } N \rightarrow \infty, \text{ где } \varepsilon - \text{ заданная точность;}$$

$\tilde{\mathbf{x}}^{(j)}(\mathbf{y}^{(j)}, \tilde{\mathbf{W}})$ – формируемая оценка; $J(\tilde{\mathbf{W}}) = M \|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})\|^2$.

В случае МНК отсутствует обучающее множество $\{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)})\}_{j=1}^N$, но возможно наличие обучающего множества вида $\{\mathbf{y}^{(j)}\}_{j=1}^N$, а также известна функция $\mathbf{s}(\mathbf{x})$ и вычисляется среднеквадратический критерий оптимизации

$$\tilde{I}(\tilde{\mathbf{W}}) = \{\mathbf{y} - \mathbf{s}[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})]\}^T \{\mathbf{y} - \mathbf{s}[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})]\} = \sum_{i=1}^m \{y_i - s_i[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})]\}^2, \quad (4)$$

где $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}})$ – формируемая оценка. Минимизация критерия (4) производится на основе минимизации эмпирического риска

$$P \left\{ \sup_{\tilde{\mathbf{W}}} |I(\tilde{\mathbf{W}}) - \tilde{I}(\tilde{\mathbf{W}})| > \varepsilon \right\} \rightarrow 0, \text{ при } N \rightarrow \infty,$$

где ε – заданная точность; $I(\tilde{\mathbf{W}}) = M \|\mathbf{y} - \mathbf{s}[\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y})]\|^2$.

В обоих подходах при минимизации соответствующих критериев для вычисления оценки используется синтетическая система, реализующая преобразование

$$\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{y}) = \mathbf{K}(\mathbf{y}, \tilde{\mathbf{W}}), \quad (5)$$

где \mathbf{y} – вход синтетической системы; $\tilde{\mathbf{W}}$ – матрица, отвечающая за параметры

синтетической системы: смещения и весовые коэффициенты нейронной сети; набор свободных параметров (параметры функций принадлежности и весовые коэффициенты правил) для нечеткой системы; аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты при использовании вейвлета. После обучения системы, располагая измерением y по формуле (5), определяется и само значение оценки.

Модель вейвлет-нейронечеткой системы

При реализации нечетких систем удобным оказывается использование адаптивной системы нейронечеткого вывода ANFIS, в которой объединены нейронные сети и нечеткая логика. Настройка системы нейронечеткого вывода представляет собой итерационную процедуру нахождения параметров функций принадлежности, которые минимизируют расхождения между результатами логического вывода и экспериментальными данными, т.е. между действительным и желаемым поведением системы. Экспериментальные данные, по которым настраиваются функции принадлежности, представляются в виде обучающей выборки $\{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)})\}_{j=1}^N$.

Предлагаемый алгоритм оценивания, по аналогии с ANFIS названный нами AWFIS (адаптивная вейвлет-нейронечеткая система), реализует систему нечеткого вывода Сугено в виде пятислойной нейронной сети прямого распространения сигнала [11]. Назначение слоев:

- первый – термы входных переменных;
- второй – посылки нечетких правил;
- третий – нормализация степеней выполнения правил;
- четвертый – заключения правил;
- пятый – агрегирование результата, полученного по различным правилам.

Входы сети в отдельный слой не выделяют. На рис. 1 изображена для примера схема объединения вейвлетов, нейронных сетей и нечетких систем в гибридную систему оценивания с двумя входными переменными (u_1 и u_2) и четырьмя нечеткими правилами. Для лингвистической оценки входной переменной u_1 используется три термина, для переменной u_2 – два термина.

Используем следующие обозначения: u_1, u_2, \dots, u_k – входы сети; z – выход сети; R_r : Если $u_1 = a_{1,r}$ И ... И $u_k = a_{k,r}$, то $z = b_{0,r} + b_{1,r}u_1 + \dots + b_{k,r}u_k$ – нечеткое правило с порядковым номером r ; η – количество правил, $r = \overline{1.\eta}$; $a_{i,r}$ – нечеткий терм с функцией принадлежности $\mu_r(u_i)$, применяемый для лингвистической оценки переменной u_i в r -м правиле ($r = \overline{1.\eta}$, $i = \overline{1.k}$); $b_{q,r}$ – коэффициенты в заключении r -го правила ($r = \overline{1.\eta}$, $q = \overline{0.k}$).

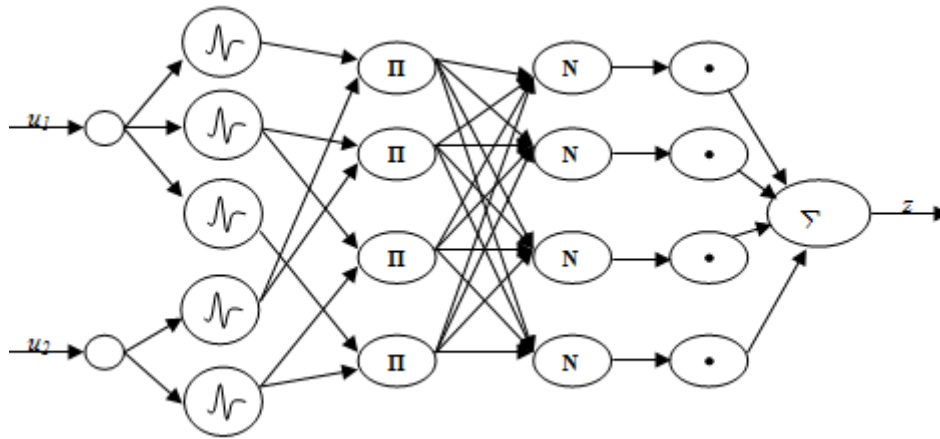


Рис. 1. Пример вейвлет-нейронечеткой системы.

ВНС функционирует следующим образом.

Слой 1. Каждый узел первого слоя представляет один терм с вейвлет-функцией принадлежности. В качестве вейвлет-функции могут быть использованы различные вейвлеты, – например, вейвлеты Хаара, симлеты, вейвлеты Добеши, вейвлеты Морле, вейвлеты Гаусса, функция «Мексиканская шляпа» и другие. Входы сети u_1, u_2, \dots, u_k соединены только со своими термами. Количество узлов первого слоя равно сумме мощностей терм-множеств входных переменных. На выход узла подается степень принадлежности значения входной переменной соответствующему нечеткому терму $\mu_r(u_i)$.

Слой 2. Количество узлов второго слоя равно η . Каждый узел этого слоя соответствует одному нечеткому правилу. Узел второго слоя соединен с теми узлами первого слоя, которые формируют посылки соответствующего правила. Следовательно, каждый узел второго слоя может принимать от 1 до k сигналов. Выходом узла является степень выполнения правила, которая рассчитывается как произведение входных сигналов. Пусть выходы узлов этого слоя обозначаются через $eu_r, r = \overline{1, \eta}$.

Слой 3. Количество узлов третьего слоя также равно η . Каждый узел этого слоя рассчитывает относительную степень выполнения нечеткого правила по формуле:

$$eu_r^* = \frac{eu_r}{\sum_{j=1, \eta} eu_j}.$$

Слой 4. Количество узлов также равно η . Каждый узел соединен с одним узлом третьего слоя, а также со всеми входами сети (на рис. 1 связи с входами не показаны). Узел четвертого слоя рассчитывает вклад одного нечеткого правила в выход сети по формуле:

$$z_r^* = eu_r^*(b_{0,r} + b_{1,r}u_1 + \dots + b_{k,r}u_k), \quad r = \overline{1, \eta}.$$

Слой 5. Единственный узел этого слоя суммирует вклады всех правил:

$$z = \sum_{r=1}^{\eta} z_r^* .$$

Типовые процедуры обучения нейронных сетей могут быть применены для настройки ВНС, так как вейвлет-функции являются дифференцируемыми функциями.

При обучении AWNFIS возникают значительные вычислительные трудности, поэтому необходимо применять рекуррентную декомпозиционную схему оценивания. В этой системе каждый из узлов (кроме первого) использует для оценивания как соответствующий набор измерений, так и оценку, полученную на предыдущем шаге вычислений.

Иллюстрирующий пример решения задач оценивания

Для иллюстрации решения задачи нелинейного оценивания с использованием вейвлет-нейронечеткой возьмем пример, который применялся для доказательства эффективности работы нейросетей, нечетких, нейронечетких систем, вейвлетов и для которого имеется оптимальное решение [8, 12, 13].

Пример. Необходимо оценить равномерно распределенную на интервале $[0, b]$ случайную величину x по зашумленным измерениям вида

$$y_i = x + v_i, \quad i = \overline{1, l},$$

в которых ошибки измерений $v_i, i = \overline{1, l}$, представляют собой независимые друг от друга и от x центрированные случайные величины, равномерно распределенные в интервале $[-a/2, a/2]$. В этом примере $\mathbf{x} \equiv x$, $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_l]^T$, $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_l]^T$. Необходимо отметить, что апостериорная функция плотности распределения вероятностей $f(\mathbf{x}/\mathbf{y})$ здесь не является гауссовской, так как x и $v_i, i = \overline{1, l}$ – равномерно распределенные случайные переменные. При проведении моделирования принималось: $a = b = 1, i = \overline{1, l}, l = 10$.

При создании ВНС используется прикладной пакет Fuzzy Logic Toolbox программы MatLab, в котором синтез структуры нечеткой системы и настройка параметров происходят автоматически. Функции принадлежности заменялись на вейвлет. Исходная ВНС представляет собой систему MISO (many inputs – single output) типа Сугено с i входами, тремя термами-вейвлетами типа «Мексиканская шляпа» ($\psi(t) = (1 - t^2) \exp(-t^2/2)$ – функция материнского вейвлета) на каждую входную переменную и одним линейным выходом.

Для моделирования в среде MatLab генерировался обучающий массив данных $\{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathbf{x}^{(j)})\}_{j=1}^N$, где $N = 20000$, количество измерений $i = \overline{1, 5}$ для исходной

системы и $i = \overline{1,10}$ с применением декомпозиции. Количество эпох обучения равнялось 30. Для повышения быстродействия работы ВНС была применена рекуррентная декомпозиционная схема оценивания в виде каскадного соединения с двумя входами и одним выходом, где на вход поступает текущее измерение и оценка, полученная на предыдущем шаге [12].

Для сравнения точности оценок, полученных с использованием ВНС, с оптимальной линейной и нелинейной оптимальной (в среднеквадратичном смысле) оценками воспользуемся результатами работы [13].

На рис. 2 представлены результаты оценивания:

расчетное среднеквадратичное отклонение (СКО) ошибок оценивания σ_i , соответствующее дисперсии ошибки оптимального оценивания;

расчетное значение СКО ошибок σ_i^{Lin} для оптимальной линейной оценки;

выборочные действительные СКО ошибок оценивания для нелинейных оптимальных оценок алгоритмов на основе исходной $\tilde{\sigma}_i^{WNFS}$ и декомпозированной $\tilde{\sigma}_i^{WNFS^d}$ вейвлет-нейронечеткой системы (d означает декомпозиционную структуру), вычисляемые как:

$$\tilde{\sigma}_i^\mu \approx \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L (e_i^{\mu(j)})^2}, e_i^{\mu(j)} = \tilde{x}_i^{\mu(j)}(\mathbf{y}_i^{(j)}, \mathbf{W}_i) - x_i^{(j)}, \mu = WNFS, WNFS^d. \quad (6)$$

Число реализаций для тестирования $j = \overline{1,L}$, $L = 1000$.

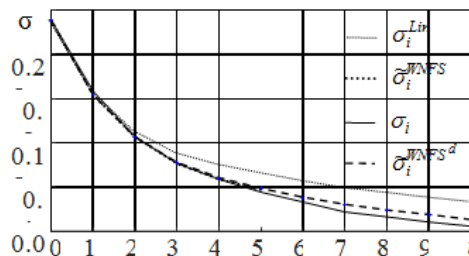


Рис. 2. СКО ошибок оценивания.

Время обучения исходной (без декомпозиции) ВНС оценивания представлено лишь для 5 входов, потому что, начиная с 5 измерений, происходит значительное увеличение времени на обучение. Так для 5 входов время обучения составляет 5,8 ч на персональном компьютере со следующими характеристиками: Intel Core i7-4710HQ, 4 ядра по 2,5 GHz, ОЗУ 6 Гб, 64-разрядная операционная система.

Эффект применения каскадного соединения с двумя входами и одним выходом, где на вход поступает текущее измерение и оценка, полученная на предыдущем шаге, значительно экономит время настройки ВНС, которое при моделировании составило 88,5 сек., что более чем в 220 раз быстрее обучения исходной

ВННС оценивания, что и подтверждает значительное увеличение быстродействия. Как видно из рис. 2, полученная с использованием вейвлет-нейронечеткой системы оценка $\tilde{\sigma}_i^{WNFS^d}$ практически совпадает с оптимальной нелинейной оценкой σ_i .

Выводы

Рассмотрено построение гибридной системы оценивания на основе вейвлетов, нейронных сетей и нечетких систем для применения их обработке навигационной информации.

Предложена схема объединения вейвлетов, нейронных сетей и нечетких систем в гибридную систему оценивания, за основу которой взята система ANFIS и математическая модель гибридной системы, содержащей 5 слоев.

Разработано в среде MatLab алгоритмическое и программное обеспечение гибридной системы оценивания на основе ANFIS, с заменой функций принадлежности на вейвлеты.

Показано, что с помощью декомпозиционной ВННС может быть достигнута высокая точность оценивания, близкая к предельно достижимой точности оптимального нелинейного алгоритма.

Предложены декомпозиционные ВННС, которые преодолевают значительные вычислительные трудности обучения при количестве входов большем чем 5, сохраняя точность оценивания.

Дальнейшие перспективы исследования

Хотя нами и показана возможность использования ВННС для решения нелинейных задач оценивания с иллюстрацией на примере, но, к сожалению, в рамках настоящей работы не выявлены преимущества использования вейвлетов при решении задач, где именно и ожидается эффект от их применения. К этому классу задач относится фильтрация процессов с разладкой, под которой понимается любое изменение вероятностных характеристик случайных процессов.

Предложенная гибридная система может быть положена в основу построения адаптивной системы оценивания нелинейных динамических сигналов сложной структуры, в том числе и с разладкой. Однако требуется дальнейшая проработка выбора вейвлетов и способов их применения для обнаружения разладки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Hou RM., Wang L., Gao O., Hou YL., Wang C. Indirect adaptive fuzzy wavelet neural network with self-recurrent consequent part for AC servo system // ELSEVIER SCIENCE INC, USA. – 2017. – Vol. 70. – P. 298-307.

2. *Rigatos G.G.* Nonlinear Control and Filtering Using Differential Flatness Approaches. Applications to Electromechanical Systems. – Greece: Springer International Publishing Switzerland, 2015.
3. *Su SB., Guo HF., Tian HM., Wu G.* A Novel Pattern Clustering Algorithm Based on Particle Swarm Optimization Joint Adaptive Wavelet Neural Network Model // MOBILE NETWORKS & APPLICATIONS, SPRINGER, NETHERLANDS. – 2017. – Vol. 22, No. 4. – P.692-701.
4. *Cruz A.G.A., Gomes R.D., Belo F.A., Lima Filho A.C.* A Hybrid System Based on Fuzzy Logic to Failure Diagnosis in Induction Motors // IEEE-INST ELECTRICAL ELECTRONICS ENGINEERS INC, USA. – 2017. – Vol. 15, No 8. – P.1480-1489.
5. *Пащенко Ф.Ф., Амосов О.С., Иванов С.Н.* Синтез систем управления электромеханическими преобразователями // Датчики и системы. – 2006. – № 8. – С.18-22.
6. *Stepanov O.A., Amosov O.S.* The comparison of the Monte-Carlo method and neural networks algorithms in nonlinear estimation problems // IFAC Proceedings Volumes 9th IFAC Workshop “Adaptation and Learning in Control and Signal Processing”, ALCOSP’2007. – Saint Petersburg State University, Saint Petersburg. – 2007. – P.392-397.
7. *Амосов О.С.* Нейросетевые и нечеткие методы оценивания стохастических систем: Дис. ... на соискание ученой степени д-ра техн. наук. – Владивосток: ИАПУ ДВО РАН, 2004.
8. *Амосов О.С., Малашевская Е.А., Баена С.Г.* Субоптимальное оценивание случайных последовательностей с использованием иерархических нечетких систем // Информатика и системы управления. – 2013. – № 3(37). – С. 123–133.
9. *Амосов О.С., Баена С.Г.* Вейвлет-алгоритмы оценивания нестационарных процессов с фрактальной структурой, имеющих неоднородности и нарушения // Информатика и системы управления. – 2017. – №2(52). – С.85-99.
10. *Амосов О.С., Амосова Л.Н., Магола Д.С.* Оценивание случайных последовательностей с использованием регрессии и вейвлетов // Информатика и системы управления. – 2009. – №3(21). – С.101-109.
11. *Амосов О.С., Магола Д.С.* Оценивание и идентификация случайных последовательностей. Модели и алгоритмы на основе вейвлетов и нейронечетких систем. – Germany: LAP Lambert Academic Publishing, 2011.
12. *Amosov O.S., Baena S.G.* Decomposition Synthetic Approach for Optimum Nonlinear Estimation // IFAC – PapersOnLine. – 2015. – Vol. 48, No. 11. – P.819-824.
13. *Stepanov O.A., Amosov O.S.* Optimal Estimation by Using Neural Networks // IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline) sponsors: 16th Triennial World Congress of International, Federation of Automatic Control. – 2005. – P.236-241.

E-mail:

Амосов Олег Семенович – osa18@yandex.ru;

Баена Светлана Геннадьевна – svetlana.baena@yandex.ru;

Магола Дмитрий Степанович – dmagola@list.ru.