

Воробьева А.А., Крючин О.В.  
Тамбовский Государственный Университет им. Г.Р. Державина  
Россия, г. Тамбов  
tmiooy@gmail.com

### Исследование оптимального числа элементов информационных ресурсов для построения моделей, базирующихся на технологии искусственных нейронных сетей

В настоящее время использования большого числа информационных ресурсов для обучения искусственных нейронных сетей (ИНС) становится все более актуальным. Это связано с одной стороны с развитием технологий, значительно упрощающих использование ИНС, а с другой — со значительными (часто недопустимо большими) временными затратами на построение моделей. В качестве информационных ресурсов могут выступать вычислительные кластерные или распределенные системы. Как показано в работах [1-3], алгоритм обучения ИНС позволяет произвести распределение нагрузки на четырех основных уровнях, а именно:

1. при вычислении значения невязки [1];
2. при подборе весовых коэффициентов (алгоритм в значительной степени зависит от выбранного метода) [3];
3. при подборе активационных функций нейронов [2];
4. при подборе числа скрытых слоев сети [1].

Важность интерконнекта между элементами информационных ресурсов (ИР-элементов), то есть между узлами кластерной системы или компьютерами, объединенными в распределенную систему, напрямую зависит от выбранного уровня. То есть, если все ИР-элементы задействованы для вычисления значения невязки, то обмен данными между ними будет весьма интенсивен. Напротив, при обучении каждым ИР-элементом своей структуры сети передача данных сводится к минимуму.

Как известно, эффективность информационных процессов обучения ИНС при использовании большого числа ИР-элементов можно оценить двумя различными способами — эмпирическим (путем измерения временных затрат) и аналитическим (вычисление числа мультипликативных операций, которые необходимы для обучения). В обоих случаях коэффициент эффективности прямо пропорционален отношению числа временных затрат либо количеству операций для последовательно обучения к произведению количества используемых ИР-элементов на число затрат для распределенного (или параллельного) обучения.

$$\alpha_t = \frac{t}{n\tau(n)} \quad (1)$$

$$\alpha_z = \frac{z}{nZ(n)} \quad (2)$$

В данных формулах  $t$  — время, затраченное последовательным информационным процессом,  $\tau(n)$  — время, затраченное распределенным процессом при использовании  $n$  ИР-элементов,  $z$  — число операций, совершенных последовательным информационным процессом,  $Z(n)$  — наибольшее число мультипликативных операций, которые выполняются на используемых ИР-элементах.

Разумеется, с расширением информационного ресурса (то есть с увеличением числа ИР-элементов) эффективность распределенных информационных процессов начинает несколько снижаться. В свою очередь это приводит к тому, что временные затраты начинают снижаться менее быстро. Несколько неожиданным является тот факт, что после определенного момента они начинают возрастать, поскольку при большом числе используемых ИР-элементов время, которое расходуется на передачу данных между ними, а также на синхронизацию ИР-элементов оказывается больше того времени, которое затрачивается на обучение каждым таким ИР-элементом. Это проиллюстрировано на рис. 1 и 2, где показаны зависимости временных затрат и значения коэффициента эффективности от числа используемых ИР-элементов.

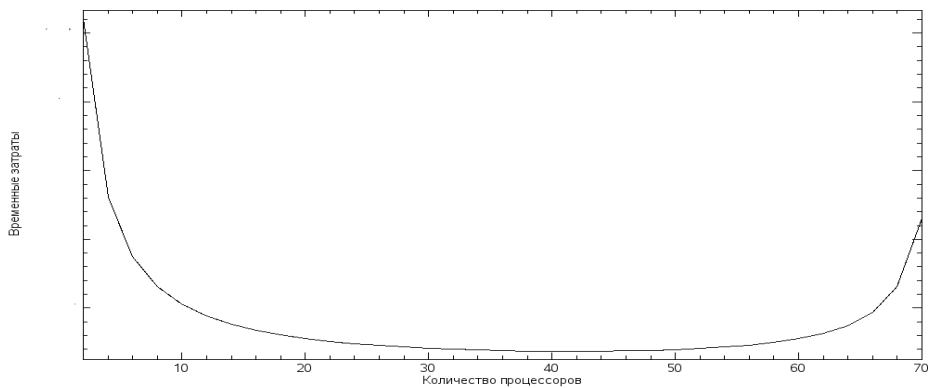


Рис. 1. График зависимости временных затрат от числа используемых ИР-элементов.

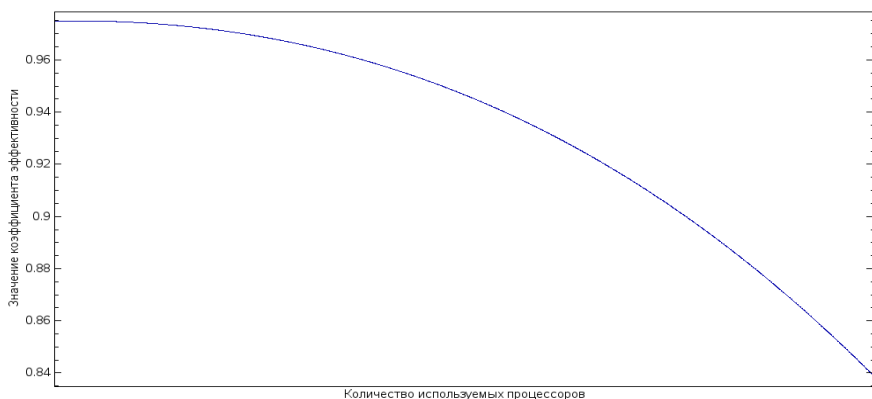


Рис. 2. График зависимости коэффициента эффективности от числа используемых ИР-элементов.

Использование распределенных и кластерных систем сопряжено с определенными затратами, размер которых часто пропорционален числу использованных ИР-элементов, то есть имеет место зависимость  $\Theta_T = \Theta_T(n)$ . В простейшем случае, когда считается, что стоимость использования ИР - элементов определяется лишь временем эксплуатации и числом задействованных ИР-элементов, эта зависимость может быть выражена как  $\Theta_T \approx n\tau(n)$ . Известно, что временные затраты  $\tau(n)$  напрямую зависят от числа используемых ИР-элементов [4]. Исходя из этого зависимость стоимости использования ИР (такого как вычислительный кластер или распределенная система) от числа использованных ИР-элементов изображена на рис. 3.

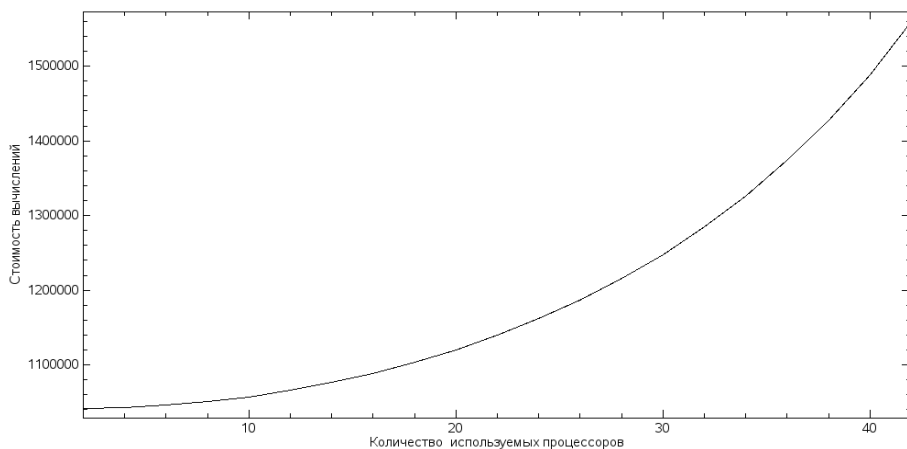


Рис. 3. График зависимости стоимости использования ИР от числа используемых ИР-элементов.

Однако, следует учитывать, что стоимость ожидания результатов также требует определен-

ных затрат и, следовательно, также зависит от числа используемых ИР-элементов  $\Theta_U = \Theta_U(n)$ .

Следовательно, затраты на ожидание результатов обучения ИНС прямо пропорциональных затраченному времени и, как следствие, снижаются с увеличением числа используемых ИР-элементов, но лишь до определенного предела (который можно условно обозначить как  $n_L$ ) после чего вновь начинают возрастать. Это проиллюстрировано на рис. 4

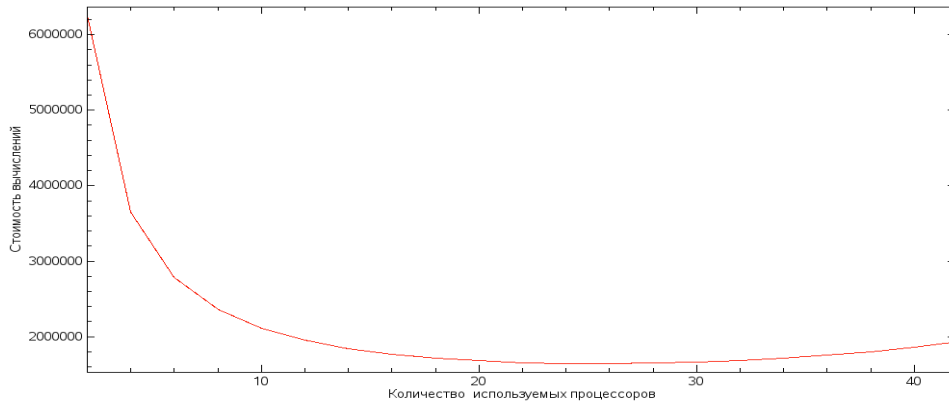


Рис. 4. График зависимости стоимости построения ИНС-модели от числа используемых ИР-элементов.

Таким образом, общие затраты на выполнение задачи построения ИНС-модели при использовании  $n$  ИР-элементов определяется формулой

$$\Theta_F = \Theta_T(n) + \Theta_U(n) \approx \theta n \tau(n) + q_t c_t + \tau(n) q_t \quad (3)$$

$\theta$  — стоимость использования 1 вычислительного узла в течение 1 часа,  $\tau(n)$  — стоимость использования,  $c_t$  — время, необходимое на подготовку,  $q_t$  — стоимость ожидания 1 часа.

Исходя из вышесказанного, можно сделать вывод, что для любой задачи существует оптимальное число ИР-элементов, которые следует использовать для ее решения. Конкретное число ИР-элементов определяется особенностями моделируемого объекта, типом выбранной ИНС, а также информационными процессами распределенного обучения.

## 1. Литература

2. Крючин О.В. Построение модели информационных процессов выбора структур искусственной нейронной сети // Вестник ТГУ, т.19, вып.6, 2014 — С. 1836-1840.
3. Арзамасцев А.А., Крючин О.В. Реализация параллельного алгоритма подбора активационных функций искусственной нейронной сети // ЭФТЖ, т.6, 2011— С. 52-61.
4. Арзамасцев А.А., Крючин О.В., Слетков Д.В., Зенкова Н.А. Количество мультипликативных операций при подборе весовых коэффициентов искусственной нейронной сети // Вестник ТГУ, т.18, вып.1, 2013 — С. 176-182.
5. Крючин О.В. Информационные процессы обучения искусственных нейронных сетей методом полного сканирования и аналитическая модель параллельной версии этих процессов // Вестник ТГУ. Серия Естеств. и техн. Науки.-Тамбов, 2015— С. 142-145.

Крючин О.В., Воробьева А.А.  
Тамбовский Государственный Университет им. Г.Р. Державина  
Россия, г. Тамбов  
kryuchov@gmail.com

### Построение аналитической модели для оценки эффективности использования параллельных или распределенных вычислений для подбора числа скрытых нейронов искусственной нейронной сети

Как известно, полный процесс обучения искусственных нейронных сетей (ИНС) состоит из трех вложенных уровней — подбора структуры сети, подбора активационных функций и подбора весовых коэффициентов. Именно из-за такой большой вложенности этот процесс требует значительных временных затрат, которые являются чрезмерными даже при использовании современных компьютеров. Как показано в работе [1] решением этой проблемы является использование параллельных или распределенных вычислений. При использовании распараллеливания на уровне подбора структуры сети временные затраты на межпроцессорную передачу данных являются незначительными по сравнению с временными затратами на подбор активационных функций конкретной структуры, поэтому в данном случае нет большой разницы между кластерной или распределенной системой (то есть локальной сетью), поскольку скорость передачи данных между элементами информационных ресурсов (ИР-элементов), то есть узлов не важна.

Алгоритм подбора структуры сети подробно рассмотрен в работе [2]. Для того чтобы построить аналитическую модель именно для подбора числа скрытых нейронов необходимо обозначить число элементов начальной структуры нейронной сети как  $S^{(0)}$ . После начала обучения в сеть добавляется один дополнительный скрытый нейрон и число элементов становится равным  $S^{(1)}$ . Затем добавляется еще один скрытый нейрон и количество элементов становится  $S^{(2)}$ . Аналогично после добавления следующих нейронов. Поскольку типы сети могут быть различны, и каждый имеет свои особенности, то конкретные значения  $S$  определяются выбранным типом.

Как следует из работ [2-3] каждая итерация подбора числа скрытых нейронов требует следующих действий:

1. добавить новый скрытый нейрон (возможно, добавить слой, если таковы требования конкретного типа сети);
2. произвести подбор активационных функций нейронов (обучить нейроны); при этом производится также подбор весовых коэффициентов (для каждой комбинации активационных функций);
3. проверить качество полученной структуры (критерием качества, как правило, выступает значение невязки).

Если обозначить количество вариантов, которые необходимо перебрать для обучения структуры сети (то есть, для подбора числа скрытых нейронов) как  $I_S$ , то число необходимых мультипликативных операций, которые требуются для этого можно выразить формулой:

$$z_S = \sum_{i=0}^{I_S-1} (z_{\mu}(S^{(i)}) + z_N(S^{(i)}, \mu_i) + \lambda_{Si}). \quad (1)$$

здесь  $z_N(S^{(i)}, \mu_i)$  — число мультипликативных операций, требуемых для добавления нейрона  $\mu_i$  в  $i$ -ую структуру (то есть, операций, которые необходимы для перестроения сети, изменения весов и тп — это зависит, во-первых, от типа ИНС, поскольку, например, добавление нового скрытого нейрона в сеть Вольтерри приводит к геометрическому увеличению структуры, а во-вторых — от программной реализации ИНС),  $z_{\mu}(S^{(i)})$  — число мультипликативных операций, которые требуются для подбора активационных функций нейронов (включая весовые коэффициенты) в  $i$ -ой структуре (подробно рассмотрено в работах [3-4]),  $\lambda_{Si}$  — число операций, необходимых для проверки критерия останова обучения (то есть, как правило, для вычисления значения невязки) при  $i$ -ой структуре.

Если используются кластерная или распределенная системы, то на каждый ИР-элемент можно отправить конкретную структуры с тем, чтобы он самостоятельно подбирал активационные функции нейронов (а также весовые коэффициенты). Таким образом,  $k$ -ый ИР-элемент для выполнения заданной ему работы (то есть для обучения нейронов и весов) выполняет  $z_\mu(S^{(k-1)})$  мультипликативных операций. Кроме того, необходимо учитывать, что для передачи структуры сети также выполняется ряд операций, число которых можно рассчитать как  $S^{(k-1)} + 2\sigma S^{(k-1)} + \gamma(S^{(k-1)}, v)$  и часто ему необходимо ожидать завершения работы других ИР-элементов, что можно также привести к число мультипликативных операций равных  $kS^{(k-1)} + 2k\sigma S^{(k-1)}$ , то общее число операций, выполняемых на ИР-элементе на первом (для них) этапе обучения (то есть когда ИР-элемент первый раз получил структуру ИНС и произвел для нее подбор активационных функций и весовых коэффициентов), вычисляется по формуле

$$C_{Sk}^{(0)} = (k + 1)S^{(k-1)} + 2(k + 1)\sigma S^{(k-1)} + z_\mu(S^{(k-1)}) + \gamma(S^{(k-1)}, v) + \sum_{i=0}^{k-1} Y(S^{(i)}, \mu_i), \quad (2)$$

где  $k$  — номер ИР-элемента. Таким образом, ведущий ИР-элемент при первом проходе осуществляет операций

$$C_{S0}^{(0)} = \max_{k=1..n-1} \left( C_{Sk}^{(0)} + \gamma(S^{(k-1)}, v) + S^{(k-1)}(1 + 2\sigma) + \lambda_{Sk-1} \right), \quad (3)$$

здесь  $C_{Sk}^{(0)}$  — число операций, которые выполняет для обучения структуры  $k$ -ый ИР-элемент,  $\gamma(S^{(k-1)}, v)$  — число операций, необходимых для возвращения обученной структуры,  $S^{(k-1)}(1 + 2\sigma)$  — число операций, необходимых для получения структуры ведущим ИР-элементом,  $\lambda_{Sk-1}$  — число операций, необходимых для проверки сети на адекватность.

Как правило, количество итераций подбора числа скрытых слоев  $I_S$  значительно превосходит количество ИР-элементов  $n$ , а поэтому  $k$ -ый ИР-элемент последовательно выполняет обучения структур с номерами  $(k - 1)$ ,  $(n + k - 2)$ ,  $(2n - 3 + k)$ ,  $\dots$ ,  $(In - I - 1 + k)$ ,  $\dots$ ,  $(I_{Sk})$ . Номер последней структуры  $I_{Sk}$ , обучаемой  $k$ -ым ИР-элементом, можно вычислить по формуле (4), а количество структур  $N_S(I_{Sk})$  — по формуле (5).

$$I_{Sk} = \begin{cases} I_S - 1 + k - (I_S \bmod (n - 1)), & I_S \bmod n - 1 \notin (1; k); \\ I_S - n + k - (I_S \bmod (n - 1)), & I_S \bmod n - 1 \in (1; k), \end{cases} \quad (4)$$

$$N_S(I_{Sk}) = \begin{cases} \left\lfloor \frac{I_S}{n-1} \right\rfloor + 1, & I_S \bmod n - 1 \notin (1; k); \\ \left\lfloor \frac{I_S}{n-1} \right\rfloor, & I_S \bmod n - 1 \in (1; k). \end{cases} \quad (5)$$

Исходя из вышесказанного, число мультипликативных операций, которые осуществляет  $k$ -ый ИР-элемент (включая пустые, то есть ожидание, выраженное через число операций), может быть выражено формулой

$$C_{Sk}^\wedge = C_{Sk}^{(0)} + \gamma(S^{(k-1)}, v) + S^{(k-1)} + 2\sigma S^{(k-1)} + \lambda_{Sk-1} + \sum_{i=1}^{N_S(I_{Sk})-1} (e_S(i)), \quad (6)$$

$$e_S(i) = 4S^{(j)} + 8\sigma S^{(j)} + z_\mu(S^{(j)}) + 2\gamma(S^{(j)}, v) + Y(S^{(j)}, \mu_j) + \lambda_{Sj}, j = i(n - 1) + k - 1. \quad (7)$$

Следовательно, общее число операций  $Z_S$  вычисляется по формуле

$$Z_S = \max_{k=1..n-1} (C_{Sk}^\wedge) + \psi_S, \quad (8)$$

где  $\psi_S$  — задержки, возникающие из-за асинхронности процесса, а коэффициент эффективности — по формуле

$$\alpha_S(Z) = \frac{Z_S}{nZ_S}. \quad (9)$$

Таким образом, в рамках данной работы построена аналитическая модель, которая показывает эффективность параллельного или распределенного подбора структуры ИНС.

#### **Литература**

1. Крючин О.В, Вязовова Е.В., Арзамасцев А.А. Реализация параллельного алгоритма подбора структуры искусственной нейронной // Вестник ТГУ, т.18, вып.4, 2013 — С. 1394-1395.
2. Крючин О.В. Построение модели информационных процессов выбора структур искусственной нейронной сети // Вестник ТГУ, т.19, вып.6, 2014 — С. 1836-1840.
3. Арзамасцев А.А., Крючин О.В. Реализация параллельного алгоритма подбора активационных функций искусственной нейронной сети // ЭФТЖ, т.6, 2011— С. 52-61.
4. Арзамасцев А.А., Крючин О.В., Слетков Д.В., Зенкова Н.А. Количество мультипликативных операций при подборе весовых коэффициентов искусственной нейронной сети // Вестник ТГУ, т.18, вып.1, 2013 — С. 176-182.

Ланская М.С., Жигалов И.Е.  
*Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и  
Николая Григорьевича Столетовых*  
600000, г. Владимир, ул. Горького, 87  
maya\_oz@inbox.ru

### **Обработка и анализ результатов тестирования при дистанционном обучении в системе Moodle.**

Существующая система Moodle позволяет изучать теоретический материал и выполнять практические задания, но успех подобного обучения, в большинстве случаев зависит от желаний студента. С учетом увеличения применения ДО в ВлГУ, требования к системе Moodle растут, а отсюда производить контроль знаний становится все сложнее, так как система имеет слабый инструментарий в этой области. Поэтому встал вопрос о расширении функционала системы Moodle, для оптимизации ее под текущих задач.

Организация любого учебного процесса складывается из следующие элементы: управление, контроль и мониторинг. При разработке курса и управлении им необходимо учитывать удаленный метод обучения.

Курс делится на несколько разделов (как правило 3), отделяющимися друг от друга рейтингами. Каждый раздел имеет некоторый набор учебного материала и заданий: лекции (некоторое количество лекционных занятий в каждом из разделов, доступны сразу все); лабораторные (некоторое количество лекционных занятий в каждом из разделов, открываются постепенно); практические занятия (если необходимы) (некоторое количество лекционных занятий в каждом из разделов, открываются постепенно); рейтинг (один итоговый тест в каждом разделе, открывается только в рейтинговую неделю); контрольное занятие (устная или письменная работа, выполняемая в аудитории в присутствии преподавателя) и тестирование.

Студенту не доступен сразу весь учебный материал, кроме архива всех лекций по курсу. Сначала студенту доступно лишь первая лекция, первая лабораторная работа и первое практическое задание (если оно необходимо), при этом рекомендуется выполнять все именно в таком порядке.

После изучения теоретического материала первой лекции, студенту предоставляют возможность пройти небольшой тест по изученному материалу. Причем студенту сообщают, что оценки за тест выставляется не будет и на итоговую оценку он не повлияет, рекомендуется выполнить тест самостоятельно без обращения к каким-либо источникам. Тест содержит небольшое количество вопросов (5 - 15), выбор которых происходит таким образом, чтобы их можно было проверить без вмешательства преподавателя, т.е. мгновенно определить верные и неверные ответы. Данное условие позволит студенту, быстро пройти тест, не прибегая к дополнительной литературе. В результате тестирования, формируется подробный отчет о пройденном тесте и демонстрируется студенту. Такие промежуточные тесты помогут, закрепить пройденный материал, а также следить за изменением уровня знаний.

В любой момент студент может пройти тест, не влияющий на итоговую оценку, по любой части курса, специально сформированный, предназначенный для проверки уровня подготовки к зачету или экзамену. Отчет по тестированию содержит информацию о характере допущенных ошибок. Такой метод, позволяет более объективно оценить уровень подготовки студентов.

Когда тест имеет вопросы с одним правильным ответом, то подсчитать балл не представляется большой сложностью. Однако, если в тесте присутствуют вопросы с множественным выбором, да и еще у каждого ответа могут быть свой весовой коэффициент, то возникает проблемы в балле. Далее представлен математический метод подсчета балла за тест, при смешанных вопросах, среди которых могут быть и вопросы с множественным выбором.

Представим вопрос, с доступных ответов равным  $n$ , представим данный вопрос  $n$ -мерным вектором  $X$ , в котором  $k$  верных ответов, то есть  $1 \leq k \leq n$ : [17]

$$X(x_1, \dots, x_n), \text{ где} \\ x_i = \begin{cases} 1, \text{ если } i - \text{ый пункт ответа является верным} \\ 0, \text{ если неверный} \end{cases}$$





Макаров К.В., Тарантова Е.С.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
E-mail: umc@mivlgu.ru*

### Разработка функциональной схемы распознавания сложной физической активности человека

В повседневной жизни люди выполняют действия разных уровней сложности. Человеческую активность можно разделить на простую и сложную.

Сложная физическая активность человека – это набор из двух или более простых активностей, которые происходят в течение определенного промежутка времени и могут выполняться последовательно или параллельно [1, 2].

К отличительным особенностям сложной активности можно отнести то, что [3]:

- Активность не имеет четко определенных для наблюдателя границ начала и окончания активности.

- Предмет деятельности может изменять свое место и роль в контексте.

- Субъект, осуществляющий активность, может взаимодействовать с другими субъектами в процессе выполнения активности, а также другие субъекты могут влиять на выполнение сложной активности.

- Каждый субъект может осуществлять сложную активность индивидуально по собственному сценарию, исходя из собственных привычек, потребностей, факторов внешней среды и т.п.

Перечисленные особенности приводят к трудностям при решении задачи распознавания сложной физической активности человека.

Современные методы формализации и рассуждения о человеческой деятельности ограничиваются базовыми действиями и упрощенными моделями, которые исключают специфические для человека особенности, которые направляют и определяют его деятельность [4]. Более того, большинство из них не работают с конфликтующими целями или меняющимися условиями. Поэтому оценка сложных действий, основанная на базовых действиях и чрезмерно упрощенных моделях, ненадежна, и ее полезность может быть сомнительной и ограниченной.

Была разработана функциональная схема распознавания сложной физической активности человека, которая предназначена для разъяснения функций, выполняющихся в процессе распознавания, которая представлена на рисунке 1.

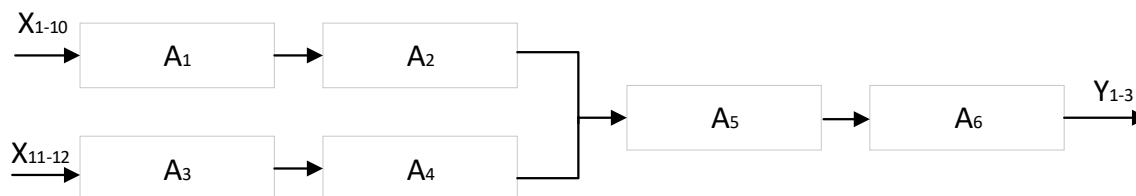


Рис. 1 – Функциональная схема распознавания сложной физической активности человека

В данной схеме выходными данными (Y) являются класс сложной физической активности, точность распознавания и множество наиболее близких классов. Входные параметры (X) – это время начала, окончания и продолжительность активности, данные с носимых датчиков и датчиков окружающей среды и данные о предшествующей простой и сложной активности человека.

A – это функции, выполняющие предварительную обработку данных, сегментацию временного ряда, генерацию категориальных признаков, уменьшение размера пространства

признаков, вычисление наиболее близких классов и анализ сходства между семантическими пространствами.

Ключевой блок данной схемы – это генерация категориальных признаков, то есть функция проектирования признаков, значения которых обозначают принадлежность объекта к какому-либо классу на основе распознанной ранее простой физической активности человека. Генерируется обработкой естественного языка с использованием глубокой сети, такой как word2vec, которая отображает слова в векторное пространство.

### **Литература**

1. Sakr N.A. et al. Current Trends in Complex Human Activity Recognition // J. Theor. Appl. Inf. Technol. 2018. Vol. 31, № 14.
2. Rosero E.G., Thesis P.D. Representing and Reasoning about Complex Human Activities - an Approach. 2016.
3. Belov M.V., Novikov D.A. Structure of Methodology of Complex Activity // Ontology of Designing. 2018. № 7 (26). С. 366–387.
4. Mobark M. et al. Recognition of complex human activity using mobile phones: A systematic literature review // J. Theor. Appl. Inf. Technol. 2018. Vol. 96, № 12. P. 3756–3779.

Макаров М.В.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
наука-murom@yandex.ru*

### **Организация процесса функционирования компонентов принятия решений в составе технических системы интеллектуальной обработки информации**

Процесс перехода к передовым цифровым и интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, системам обработки больших объемов данных и искусственному интеллекту невозможен без разработки специализированных программно-аппаратных средств обработки информации нового поколения.

В частности, нерешенными остаются вопросы разработки интеллектуальных компонентов принятия решений, способных выполнять когнитивные операции с целью адаптации процесса функционирования технической системы к изменению внешних условий без снижения показателей качества работы и надежности.

Исполнение такой функции порождает строгие требования к способам реализации данных компонентов. Существующие сегодня теоретические концепции интеллектуальной поддержки процесса принятия решений не соответствуют этим требованиям, что сдерживает их практическое применение. В первую очередь, это связано с тем, что они относятся исключительно к области информатики и не используют физических когнитивных семантик и природного когнитивного моделирования, а также существует в условиях несогласованности используемых алгоритмических методов и способов их аппаратной реализации.

Автором была предложена новая теоретическая концепция организации архитектуры компонентов принятия решений, способствующая выполнению когнитивных операций, для актуализации основного правила преобразования информации, изменяющегося на этапе функционирования системы в условиях влияния внутренних факторов и внешней среды. Данная концепция позволяет снизить степень участия человека в формировании алгоритма обучения и функционирования компонента принятия решений в составе систем интеллектуальной обработки информации, а также автоматизировать процесс обеспечения максимальной точности функционирования, надежности и отказоустойчивости системы, в условия влияния внешних нестационарных дестабилизирующих воздействий.

Научная новизна данной концепции определяется следующим:

- использование новых когнитивных семантик представляющих собой пересечение и взаимодействие двух классов информации, основанных на природных (физических) процессах и математических (физико-информационных) методах;
- использование природных (физических) нечетких вычислений опирающихся на аналоговые методы преобразования информации;
- использование наноразмерных мемристоров в качестве физических элементов пересечения двух классов информации;
- организация процесса преобразования информации внутри компонентов принятия решений с учетом эффективной реализации в виде специализированных программно-аппаратных средств.

В ходе экспериментального исследования предложенной теоретической концепции подтверждена возможность её использования для построения компонентов принятия решений в составе технических систем интеллектуальной обработки информации и обоснована её эффективность при создании технических систем нацеленных на решении конкретных прикладных задач.

Орлов А.А., Алейников В.Р.

Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
E-mail: sevaaleynikov@gmail.com

### Математическая модель успеваемости обучающихся для контроля проставления оценок в автоматизированной информационной системе института

Задача мониторинга оценивания обучающихся профессорско-преподавательским составом играет важную роль в эффективности управления учебным заведением, создает необходимое информационное обеспечение образовательного процесса. Для решения данной задачи необходима разработка математической модели, которая основана на систематизации исходной информации и в формальном представлении имеющихся объектов.

О разработке данных математических моделей для оценки знаний обучающихся посвящено множество научных публикаций, например, [1,2].

В большинстве вузов мониторинг проставления оценок профессорско-преподавательским составом выполняется в определенные моменты времени[3]:

- 1) окончание контрольной недели (рубежного рейтинг-контроля, РРК), когда будут проставлены баллы обучающимся;
- 2) последний день сессии, до которого преподаватель проставляет оценки за зачеты и курсовые работы;
- 3) день экзамена или последний день сессии, когда преподаватель ставит оценки за экзамен;
- 4) последний день периода досдач и пересдач для проставления оценок неуспевающим обучающимся с задолженностями.

Построим математические структуры, с помощью которых будет осуществляться мониторинг проставления оценок. Пусть:

- $G = \{g_1, g_2, \dots\}$  – множество групп студентов факультета  $f$  ;
- $S = \{s_1, s_2, \dots\}$  – множество студентов обучающихся в группе  $g$  ;
- $D = \{d_1, d_2, \dots\}$  – множество дисциплин преподавателя  $p$  ;
- – множество преподавателей каф.  $c$  ;
- $R = \{0, 1, 2, \dots, 100\}$  – множество вариантов балльных оценок студента  $s$  ;
- $V = \left\{ \begin{array}{l} \text{"отсутствует", "не допущен", "не явился", "не зачтено"}, \\ \text{"неудовлетворительно", "удовлетворительно",} \\ \text{"хорошо", "отлично", "зачтено"} \end{array} \right\}$  – множество всех видов

оценок студента  $s$  ;

- $V_{\text{bad}} = \left\{ \begin{array}{l} \text{"незачтено", "не допущен", "не явился",} \\ \text{"неудовлетворительно", "отсутствует"} \end{array} \right\} \subset V$  – множество неудовлетворительных

видов оценок, которое включено во множество всех видов оценок;

- $K = \left\{ \begin{array}{l} \text{"РК №1", "РК №2", "РК №3", "зачет", "КР"}, \\ \text{"ЭО", "ЭР", "зачет с оценкой"} \end{array} \right\}$  – множество видов промежуточной

и итоговой аттестаций по дисциплинам  $d$ , КР – курсовая работа (проект), ЭО – экзаменационная оценка, ЭР – экзаменационный рейтинг;

- $t_{\text{началосессии}}$  – дата начала сессии;
- $t_{\text{конецсессии}}$  – дата конца сессии;
- $t_{\text{конецдосдачи}}$  – дата конца периода досдачи;
- $t_{\text{конецРК1}}$  – дата окончания РК №1 (7-ая учебная неделя);

–  $t$  – текущая дата.

Для мониторинга проставления оценок профессорско-преподавательским составом в рассмотренные моменты времени введем следующие функции:

1. Количество дисциплин, по которым преподаватель не проставил баллы обучающимся за первую РПК:

$$A_1(s_n, d_j, r_b, k_m, p_i) = \left| \left\{ \text{STUD} \mid \text{stud}(s_n, d_j, r_b, k_m, p_i) \& v_m \in V_{bad} \& k_c \in \{ "ПК №1" \} \right\} \right| \cdot (t > t_{\text{конецРК1}}) \quad (1)$$

Для второй и третьей РПК аналогично, меняется лишь дата окончания РПК.

2. Количество дисциплин, по которым преподаватель не проставил баллы обучающимся до начала экзаменационной сессии:

$$A_2(s_n, d_j, v_b, k_m, p_i) = \left| \left\{ \text{STUD} \mid \text{stud}(s_n, d_j, v_b, k_m, p_i) \& v_m \in V_{bad} \& k_c \in \{ "зачет", "зачет с оценкой", "КР" \} \right\} \right| \cdot (t > t_{\text{началосессии}}) \quad (2)$$

3. Количество дисциплин, по которым преподаватель не проставил баллы обучающимся в конце экзаменационной сессии:

$$A_3(s_n, d_j, v_b, k_m, p_i) = \left| \left\{ \text{STUD} \mid \text{stud}(s_n, d_j, v_b, k_m, p_i) \& v_m \in V_{bad} \& k_c \in \{ "ЭП", "ЭО" \} \right\} \right| \cdot (t > t_{\text{конецсессии}}) \quad (3)$$

4. Количество дисциплин, по которым преподаватель не проставил баллы обучающимся в конце периода досдач и пересдач:

$$A_4(s_n, d_j, v_b, k_m, p_i) = \left| \left\{ \text{STUD} \mid \text{stud}(s_n, d_j, v_b, k_m, p_i) \& v_m \in V_{bad} \& k_c \in \{ "ЭП", "ЭО" \} \right\} \right| \cdot (t > t_{\text{конецдосдач}}) \quad (4)$$

Аргументами функций является идентификаторы преподавателя, студента, тип оценивания, дисциплина. Далее следуют условия, согласно которым происходит выборка баллов студента и по определенным видам итоговых аттестаций, например «РПК №1». После этого происходит произведение полученного количества непроставленных баллов преподавателем и условия проверки текущего момента времени.

В результате была разработана математическая модель мониторинга проставления оценок профессорско-преподавательским составом института. Данная модель использована при реализации автоматизированной информационной системе Муромского института ВлГУ, которая позволяет вести контроль успеваемости обучающегося на всех этапах его обучения.

### Литература

1. Математические модели оценки знаний // Научно-образовательный кластер CLAIM. URL: <http://it-claim.ru/Library/Books/ITS/wwwbook/IST7/proscurnin/Proscurnin.html> (дата обращения: 28.12.2019).

2. Александров М.А. Математические модели оценки знаний // Научные материалы Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. URL: <https://storage.tusur.ru/files/8665/ЭМИС1102%20Математические%20модели%20оценки%20знаний%20.pdf> (дата обращения: 13.12.2019).

3. Положение о проведении текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации обучающихся // МИ ВлГУ : официальный сайт URL: <http://www.mivlgu.ru/content/dokumenty-0> (дата обращения: 15.12.2019).

Остренко А.А., Рыжкова М.Н.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
e-mail: anya.ostrenko@mail.ru*

### **Обзор и анализ автоматизированных систем обучения игре на фортепиано**

На сегодняшний день существует большое множество автоматизированных систем обучения игре на фортепиано. Статистические данные о количестве пользователей программ доказывают заинтересованность в самостоятельном обучении данному виду деятельности.

Среди наиболее популярных систем выделяются следующие: мобильные приложения "Пианино - Симулятор фортепиано", "Piano Infinity" и "Simple Piano" и программные сервисы "Synthesia" и "KaraKEYoke".

Все системы реализуют дифференциацию процесса обучения, то есть различные уровни сложности практических упражнений. В статье [1] подчеркивается важность подхода «от простого к сложному» и деление учеников на «сильных» и «слабых», так как это способствует эффективной и доступной подаче информации каждому из них.

Для желающих научиться играть мелодии не только по памяти, но и по нотам, такие системы как "Simple Piano" и "Пианино - Симулятор фортепиано" предоставляют теоретическую базу для изучения нотной грамоты.

Одним из важных аспектов процесса обучения также является и мотивация ученика. Системы "Synthesia", "KaraKEYoke" и "Piano Infinity" способны поддержать интерес к игре на фортепиано, предоставляя возможность расширения базы данных мелодий и выбора наиболее понравившейся.

Метод визуализации данных позволяет усваивать информацию в большем объеме, так как затрагивает сразу два чувства восприятия: слух и зрение. Целесообразность использования различных способов наглядного предоставления обучающего материала рассматривается в статье [2]. Анализируемые аналоги используют анимацию пошаговой подсветки нужных клавиш на экране смартфона или гаджета. Кроме того, программы "Synthesia", "KaraKEYoke" и приложение "Simple Piano" могут осуществлять динамическую подсветку клавиш, при наличии требуемого функционала музыкального инструмента.

Оценка качества полученных знаний дает ответы о результатах обучения: количество усваиваемого материала и области темы, с изучением которых возникли трудности. Главной задачей оценки качества процесса обучения и усвоения знаний является контроль. В случае оценки игры на фортепиано можно рассмотреть следующие способы:

1. Клавиатурный сенсор. Данный способ контроля обуславливается наличием требуемого технического функционала музыкального инструмента. Среди рассматриваемых аналогов, такой системой контроля нажатия клавиш обладают программы "Synthesia" и "KaraKEYoke".

2. Экранный сенсор. Мобильные приложения, такие как "Пианино - Симулятор фортепиано", "Piano Infinity" и "Simple Piano" предоставляют возможность обучения на экранной клавиатуре. За счет этого, контроль за процессом игры осуществляется сенсорными датчиками смартфона.

3. Распознавание звука. Контроль звука может осуществляться за счет как внешнего микрофона, так и встроенного в смартфон. Системы распознавания звука используют такие аналоги как "Piano Infinity" и "Simple Piano".

Ошибки в процессе обучения выявляются по принципу сравнения исполненной человеком мелодии с ее эталоном. В рассматриваемых системах оценка осуществляется статистическими данными по количеству ошибок и рекомендации для повторного изучения материала. Однако, эти рекомендации основываются только на количественных показателях, а пороговый процент ошибок для всех одинаков. Необходимо уделить внимание такому аспекту как психофизиологические особенности человека в процессе обучения, отслеживание усталости,

рассеянности, степени усваиваемости изучаемого материала. Это позволит сделать более детальную персонализацию процесса обучения.

### **Литература**

1. Зверева Н.А. Разноуровневое и дифференцированное обучение как фактор повышения эффективности образовательного процесса в СПО // Молодой ученый. VIII Международная научная конференция «Педагогическое мастерство». 2016. С. 35-37.
2. Азевич А.И. Визуализация педагогической информации: учебно-методический аспект // Вестник МГПУ. Серия «Информатика и информатизация образования». 2016. №3. С. 74-82.

Рыжкова М.Н.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
masmash@mail.ru*

### **Когнитивное моделирование при построении адаптивной траектории обучения**

В последние годы образовательная система становится все более личностно-ориентированной системой. Индивидуализация методов построения образовательных траекторий все чаще требует математического и алгоритмического подхода. Одним из подходов к построению индивидуальной адаптивной траектории обучения является когнитивный подход. С его помощью на основании входных знаний учащегося и взаимосвязей компонентов образовательной системы можно промоделировать результаты обучения студентов и скорректировать образовательную траекторию в процессе обучения.

Для моделирования слабоструктурированных, больших по объему и количеству внутренних и внешних составляющих и их взаимосвязей очень часто используют когнитивный подход, основанный на понятии когнитивной карты. Основной вклад в разработку и исследование когнитивного подхода при моделировании слабоструктурированных социально-экономических систем внесли Ф.С. Робертс, В.И. Максимов, А.А. Кулинич, З.К. Авдеева, С.В. Коврига, Д.И. Макаренко, М.А. Заболотский, И.А. Полякова, А.В. Тихонин и др.

Анализ источников, проведенный в [2], позволил сделать вывод, что наиболее часто когнитивные карты в исследовании образовательных процессов используют при необходимости создать модель образовательной системы или ее части, чтобы оценить, как будет развиваться тот или иной показатель качества в зависимости от связанных с ним параметров, например:

- качество обучения (образования, освоения) дисциплины (курса, компетентности) в зависимости от факторов, которые влияют на обучающегося (как внутренних, обусловленных его личностными характеристиками, так и внешних, обусловленных образовательной и социально-экономической средой, в которой находится обучаемый),
- оптимальность структуры учебных материалов, управление которой позволит управлять траекторией обучения,
- эффективность работы образовательной организации или ее отдела, в зависимости от их обязанностей и местоположения в структуре сложной организации.

Успешность освоения профильных дисциплин радиотехнического профиля зависит от базового уровня знаний студента в первую очередь по физике. Это необходимо учитывать при прогнозировании результатов обучения студента по профильной дисциплине. При разработке методики математического моделирования адаптивной траектории обучения требуется установить:

- 1) какие понятия курса физики лежат в основе курса профильной дисциплины,
- 2) составить когнитивную карту взаимосвязей понятий курса физики,
- 3) определить, как влияют понятия курса физики на профильную дисциплину,
- 4) определить критерии, по которым будет разрабатываться индивидуальная траектория обучения студента.

Математическое моделирование адаптивной траектории обучения на основе когнитивной карты взаимосвязей дисциплины «Физика» и профессионально-направленной дисциплиной позволяет спрогнозировать результаты обучения студента и, если они не удовлетворяют требованиям преподавателя, скорректировать их, например, в рамках самостоятельной работы студентов, для этого, прежде чем приступить к освоению профильного курса, необходимо:

- оценить знания понятий курса физики,
- разработать индивидуальную траекторию дополнительного обучения студента тем понятиям, знания которых недостаточны,



- оценить знания понятий курса физики после дополнительного обучения, при необходимости скорректировать курс дополнительного обучения студента до тех пор, пока знания не станут удовлетворительными.

#### **Литература**

1. Рыжкова М.Н. Когнитивный подход к моделированию образовательного процесса // Динамика сложных систем – XXI век. №2, 2016. С. 58-67.

2. Рыжкова М.Н., Кутарова Е.И. Когнитивное моделирование результатов образовательной деятельности // Радиотехнические и телекоммуникационные системы, №2, 2016. С. 79-86.

Штыков Р.А.  
 ФГБОУ ВО Пензенский государственный университет  
 440026, г. Пенза, ул. Красная, 40  
 e-mail: ipmrroman@yandex.ru

### Разработка моделей, алгоритмов и программ расчета автоматизированной системы управления транспортировки и точного диффузионного горения

Актуальность проблемы.

1) Открытое сжигание попутного нефтяного газа (ПНГ) приводит:  
 - к ущербу окружающей среды,  
 - наносит вред здоровью населения,  
 - так же страдает экономика страны, так как химическое сырье и энергетический ресурс просто выбрасываются на ветер.

2) Принято правительственное решение о сроке доведения уровня использования ПНГ до 95% с 2012 г. (Постановление Правительства РФ от 8 января 2009 No7). При несоблюдения применяется дополнительный повышающий коэффициент к штрафам.

Непосредственное сжигание попутного газа ни в одиночной струе, ни в виде смеси (заранее перемешанной с воздухом) не удастся. Остается прибегнуть к составным струям, для этого необходимы новые модели смешивания газов.

3) Общим недостатком всех способов горения является необходимость введения конструктивных изменений топки.

4) При практических расчетах параметров транспортировки газа по трубопроводам учитывается перепад давления, вызванный только сопротивлением трения. Так как из-за малой плотности газа пренебрегают его инерцией и силой гравитации, что приводит к неточностям в расчетах существующих методик.

Цели работы.

1) Разработка алгоритмов для проведения вычислительных экспериментов в задачах горения и транспортировки путем использования последовательно усложняющихся моделей течений горения на основе применения современных численных схем и методов.

2) Создание на основе этих алгоритмов программных комплексов, позволяющих проводить численные исследования в рамках созданных моделей горения и транспортировки газа.

Задачи исследования.

1) Разработка математической модели диффузионного горения горючих смесей, в составы которых входят два и более горючих компонента, а также газоздушных смесей.

2) Разработка математической модели тепло – массообмена при наличии дополнительной струи химически попутного газа и рециркуляции продуктов горения.

3) Создание алгоритмов исследование особенностей одиночных и составных струй с диффузионными факелами многокомпонентных смесей в рамках теории турбулентного пограничного слоя.

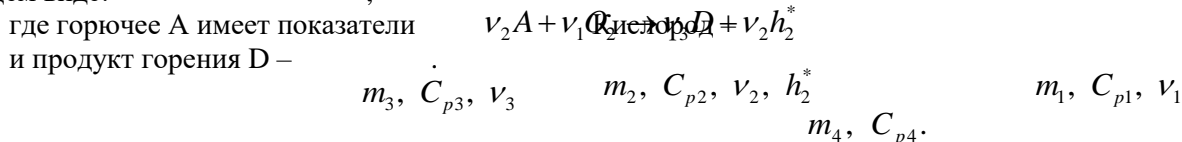
4) Создание отказоустойчивых программных комплексов систем управления, позволяющих автоматизировать проведение экспериментальных исследований по моделированию различных процессов диффузионного горения составного газа.

Разработка модели диффузионного горения.

За основу модели диффузионного горения взята модель Шваба-Зельдовича . Новая модели диффузионного горения должна учитывать каждый химический элемент в ходе решения диффузионной задачи о сохранении и переносе масс и признающих наличие единого фронта для всех горючих компонентов [1].

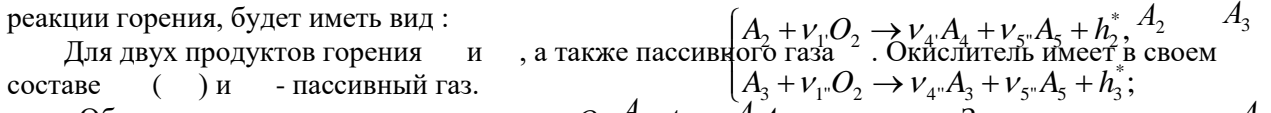
1. В составах, вводимых в зону интенсивного тепло - и массообмена, имеются 1) горючий газ, 2) кислород, 3) химически пассивный газ и 4) продукт горения.

2. Химическое взаимодействие описывается простым выражением брутто-реакции в общем виде:



Химически пассивный газ имеет показатели -

Если горючее в своем составе имеет два горючих компонента ( и ), брутто-реакции горения, будет иметь вид :



Область течения мысленно разделим на зоны горючего и окислителя. Зона горючего ограничивается входным сечением горючего  $\bar{X}_{+0}$ , фронтом пламени  $\bar{X}_*$  и границей течения  $\bar{X}_+$ . Зона окислителя имеет границы в виде входного сечения  $\bar{X}_{-0}$ , фронта пламени  $\bar{X}_*$  и границы течения  $\bar{X}_-$ .

Граничные условия для уравнений сохранения масс компонентов во входном сечении задаются в виде [2]:

Уравнения переноса и сохранения масс компонентов имеют вид:

$$\begin{cases} \langle C_i \rangle_2 \bar{X} = \bar{X}^0 & \text{для } i=2,3,4,5 \\ \langle C_i \rangle_2 \bar{X} = \bar{X}^0 & \text{при } \bar{X} \in \bar{X}_{-0}, \\ \langle C_i \rangle_2 \bar{X} = \bar{X}^0 & \text{при } \bar{X} \in \bar{X}_{+0} \end{cases}$$

Уравнения переноса относительно этих переменных взаимно эквивалентны в отдельно взятых зонах:

(1) 
$$\frac{C_2}{\langle C_2 \rangle_2} = \frac{\langle C_2 \rangle_2}{\langle C_2 \rangle_2} = const \quad \text{при } \bar{X} \in [\bar{X}_*, \bar{X}_*]$$

Массовых концентраций в зоне горючего:

(2) 
$$\begin{cases} C_1 = \langle C_1 \rangle_2 = \frac{S}{\langle C_1 \rangle_2 - \langle C_2 \rangle_2 \Omega_{21}}, & C_2 = \langle C_2 \rangle_2 = \frac{S}{\langle C_1 \rangle_2 - \langle C_2 \rangle_2 \Omega_{21}}, \\ C_3 = \langle C_3 \rangle_2 = \frac{\langle C_2 \rangle_2 - \langle C_1 \rangle_2 \langle C_2 \rangle_1}{\Omega_{31} \langle C_2 \rangle_2 - \Omega_{32} \langle C_1 \rangle_2} (1 - C) \end{cases}$$

Определим концентрацию вводимых продуктов горения и инертных газов в зависимости от консервативной функции.

Полагаем, что исходный окислитель между горючими  $A_2$  и  $A_3$

$$\begin{cases} C_4 = \langle C_4 \rangle_1 + \tilde{C}(\langle C_4 \rangle_2 - \langle C_4 \rangle_1), \\ C_5 = \langle C_5 \rangle_1 + \tilde{C}(\langle C_5 \rangle_2 - \langle C_5 \rangle_1), \\ C_6 = \langle C_6 \rangle_1 + \tilde{C}(\langle C_6 \rangle_2 - \langle C_6 \rangle_1). \end{cases}$$

кислород в составе распределяется  $A_3$

$\langle C_1 \rangle_1 = \langle C_{12} \rangle_1 + \langle C_{13} \rangle_1$ , а концентрации некоторых компонентов состоят из трех

частей  $C_i = C_i^0 + C_i' + C_i''$  при  $i = 1, 4, 5$ ,

где  $C_i^0$  - вводимые части,  $C_i'$  и  $C_i''$  - соответствующие первой и второй горючим компонентам части концентраций.

Вводятся функции Шваба-Зельдовича для первого горючего:

$$\tilde{C}_2 = C_2 + \Omega_{24} C_4, \quad \tilde{C}_1 = C_1 + \Omega_{14} C_4, \quad \tilde{C}_5 = C_2 + \Omega_{25} C_5.$$

Подобным же образом для второго горючего имеем:

$$\tilde{C}_3 = C_3 + \Omega_{34} C_4, \quad \tilde{C}_1 = C_1 + \Omega_{14} C_4, \quad \tilde{C}_5 = C_3 + \Omega_{35} C_5.$$

Вводятся нормированные функции Шваба-Зельдовича:

$$\tilde{C}' = \frac{\tilde{z}_i' - \langle \tilde{z}_i' \rangle_1}{\langle \tilde{z}_i' \rangle_2 - \langle \tilde{z}_i' \rangle_1}, \quad \tilde{C}'' = \frac{\tilde{z}_i'' - \langle \tilde{z}_i'' \rangle_1}{\langle \tilde{z}_i'' \rangle_2 - \langle \tilde{z}_i'' \rangle_1}$$

Исключив промежуточные функции, определяются концентрации компонентов в зоне горючего.

Получим для первого горючего:  $z_i' = C_2, C_1', C_5'$   $z_i'' = C_3, C_1'', C_5''$

$$\begin{cases} C_2 = (\langle C_2 \rangle_2 + \Omega_{24'} \langle C_1 \rangle_1) \tilde{C} - \Omega_{24'} \langle C_1 \rangle_1, \\ C_4' = \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{4'1'} (1 - \tilde{C}), \quad C_5' = \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{5'4'} (1 - \tilde{C}); \end{cases}$$

для второго горючего:

$$\begin{cases} C_3 = (\langle C_3 \rangle_2 + \Omega_{34''} \langle C_1 \rangle_1) \tilde{C} - \Omega_{24'} \langle C_1 \rangle_1 \\ C_4'' = \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{4''1''} (1 - \tilde{C}), \quad C_5'' = \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{5''4''} (1 - \tilde{C}). \end{cases}$$

Концентрации в зоне окислителя для первого горючего:

$$\begin{cases} C_1' = \langle C_1 \rangle_1 - (\langle C_1 \rangle_1 + \langle C_2 \rangle_2 \Omega_{1'2}) \tilde{C}; \\ C_4' = \langle C_2 \rangle_2 \Omega_{4'2} \tilde{C}, \quad C_5' = \langle C_2 \rangle_2 \Omega_{5'2} \tilde{C}; \end{cases}$$

для второго горючего:

$$\begin{cases} C_1'' = \langle C_1 \rangle_1 - (\langle C_1 \rangle_1 + \langle C_3 \rangle_2 \Omega_{1''3}) \tilde{C}; \\ C_4'' = \langle C_3 \rangle_2 \Omega_{4''3} \tilde{C}; \quad C_5'' = \langle C_3 \rangle_2 \Omega_{5''2} \tilde{C}. \end{cases}$$

Местоположение фронта пламени определяется:

$$\tilde{C}^* = \frac{1 - \Omega_{21} \frac{\langle C_2 \rangle_1}{\langle C_1 \rangle_1}}{1 + \Omega_{21} \frac{\langle C_2 \rangle_1}{\langle C_1 \rangle_1} + \Omega_{31} \frac{\langle C_3 \rangle_2}{\langle C_1 \rangle_1} - \Omega_{21} \frac{\langle C_2 \rangle_2}{\langle C_1 \rangle_1} - \Omega_{31} \frac{\langle C_3 \rangle_2}{\langle C_1 \rangle_1}}$$

Отсюда определяются доли горючих компонентов, соответствующие исходной концентрации кислорода:

$$\langle C_1 \rangle_1' = \frac{\Omega_{1'3} \langle C_1 \rangle_1 \langle C_2 \rangle_2}{\Omega_{1'2} \langle C_3 \rangle_2 + \Omega_{1'3} \langle C_2 \rangle_2} \quad \langle C_1 \rangle_1'' = \frac{\Omega_{1'2} \langle C_1 \rangle_1 \langle C_3 \rangle_2}{\Omega_{1'2} \langle C_3 \rangle_2 + \Omega_{1'3} \langle C_2 \rangle_2}$$

Поэтому концентрации компонентов определяются в зоне горючего как:

$$\begin{cases} C_1 = 0, \\ C_2 = (\langle C_2 \rangle_2 + \Omega_{24'} \langle C_1 \rangle_1) \tilde{C} - \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{24'}, \\ C_3 = (\langle C_3 \rangle_2 + \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{34''}) \tilde{C} - \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{34''}, \\ C_4' = (\langle C_1 \rangle_1 \Omega_{4'1'} + \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{4''1''}) (1 - \tilde{C}) + \langle C_4 \rangle_1 + (\langle C_4 \rangle_2 - \langle C_4 \rangle_1) \tilde{C}, \\ C_1 = \langle C_1 \rangle_1 - (\langle C_1 \rangle_1 + \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{1'2} + \langle C_3 \rangle_2 \Omega_{1''3}) \tilde{C}, \\ C_5' = (\langle C_1 \rangle_1 \Omega_{5'4'} + \langle C_1 \rangle_1 \Omega_{5''4''}) (1 - \tilde{C}) + \langle C_5 \rangle_1 + (\langle C_5 \rangle_2 - \langle C_5 \rangle_1) \tilde{C}; \end{cases}$$

Массовая концентрация пассивного газа определяется единой формулой во всей области тепло- и массообмена:

$$C_4 = (\langle C_2 \rangle_2 \Omega_{4'2} + \langle C_3 \rangle_2 \Omega_{4''3}) (1 - \tilde{C}) + \langle C_4 \rangle_1 + (\langle C_4 \rangle_2 - \langle C_4 \rangle_1) \tilde{C},$$

$$C_5 = (\langle C_2 \rangle_2 \Omega_{5'2} + \langle C_3 \rangle_2 \Omega_{5''3}) (1 - \tilde{C}) + \langle C_5 \rangle_1 + (\langle C_5 \rangle_2 - \langle C_5 \rangle_1) \tilde{C}.$$

1) В условиях (2), то есть эквивалентности решений  $C_1 / \langle C_1 \rangle_1$  и  $C_2 / \langle C_2 \rangle_2$  в отдельных зонах горючего и окислителя.

2) В выражении (3). Т.к. в составе окислителя должен преобладать кислород (по сравнению со стехиометрическим составом), то числитель выражения для  $C^*$  должен быть положительным: Для того чтобы значение нормированной функции  $C^*$  соответствующее фронту пламени, находилось в области  $[0; 1]$  требуется выполнение условия:

$$C^* < C_2 >_2 - \Omega_{12} < C_1 >_2 > 0 \quad < C_1 >_1 - \Omega_{21} < C_2 >_1 > 0$$

#### Литература

1. Юрков Н.К. Единое компонентное уравнение для сложносоставного горючего газа / Н.К. Юрков, Р.А. Штыков, // Труды международного симпозиума Надежность и качество сложных систем. – 2016. - № 1. - С.163-165.
2. Штыков Р.А. Построение стехиометрического уравнения для двух сложносоставных газоздушных смесей. / Р.А. Штыков // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. - 2014. - №5. - С.78-81.