

УДК 004.8(9)+311.2+519.7

**Конаныхина Татьяна Николаевна**  
**Konanykhina Tatiana Nikolaevna**  
кандидат технических наук, доцент  
PhD, associate professor  
Кафедра программной инженерии  
Юго-Западного государственного университета (Курск)  
Department of Software Engineering  
Southwestern State University (Kursk)

**МЕТОДИЧЕСКИЙ ИНСТРУМЕНТАРИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО  
МОНИТОРИНГА СОЦИОТЕХНИЧЕСКОГО ЛАНДШАФТА ДЛЯ  
СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЯЮЩИХ РЕШЕНИЙ**

**METHODOLOGICAL TOOLKIT FOR INTELLECTUAL MONITORING  
OF SOCIOTECHNICAL LANDSCAPE FOR CONTROL DECISION  
SUPPORT SYSTEMS**

*Рассматриваются методы и алгоритмы интеллектуального мониторинга, позволяющие разрабатывать программные модули для системы поддержки принятия решения (СППР) анализа, прогнозирования и управления коэволюцией системообразующих структур социотехнического ландшафта (СТЛ) в координатах социальные практик и цифровых технологий. Рассматривается структурная схема информационно-аналитической когнитивной модели интеллектуального мониторинга, отличающегося от классического структурно-параметрической идентификацией множества моделей, отражающих функционирование практик и технологий социотехнического ландшафта. Предлагаемый комплекс методов и алгоритмов позволяет проектировать базы знаний для формирования ансамбля своевременных и адекватных решений коррекции и управления социотехническим ландшафтом. в процессах анализа и управления (как во времени, так и в пространстве характеристик-параметров СТЛ, регистрируемых в процессе мониторинга). Основными составляющими модели являются: средства мониторинга, комплекс методов и алгоритмов структурно-параметрической идентификации, интеграторы и конвергенторы. Интеграторы формируют систему моделей (метамодель 1) в соответствии с экспертной оценкой информативности частных моделей. Конвергенторы формируют метамодель 2, конвергируя результаты с учетом коэффициентов уверенности частных моделей. В результате синтезируются гибридные решающие правила для базы знаний СППР, позволяющие распознавать текущее состояние СТЛ, прогнозировать и формировать рекомендации по управлению для лица, принимающего решение. В комплекс методов и алгоритмов предлагается включить, в частности: метод группового учета аргументов, логические искусственные нейронные сети, нечеткий дискриминантный анализ, метод иерархий, отбор информативных признаков по коэффициенту конкордации. Исследовательская работа поддержана грантом РФФИ №19-18-00504.*

*Methods and algorithms of intelligent monitoring are considered, which allow to develop program modules for the decision support system (SPPR) of analysis, forecasting and control of the coevolution of system-forming structures of the sociotechnical landscape (STL) in the coordinates of social practices and digital technologies. Structural diagram of the information-analytical cognitive model of intelligent monitoring is considered, which differs from the classical structural-parametric identification of many models reflecting the functioning of*

*sociotechnical landscape practices and technologies. The proposed set of methods and algorithms allows designing knowledge bases to form an ensemble of timely and adequate solutions for correcting and managing the sociotechnical landscape. in the processes of analysis and control (both in time and in the space of characteristics-parameters of STL recorded during monitoring). The main components of the model are: monitoring tools, a set of methods and algorithms for structural-parametric identification, integrators and convergents. Integrators form a system of models (metamodel 1) in accordance with an expert assessment of the informativity of private models. Convergents form metamodel 2, converging the results taking into account the confidence coefficients of private models. As a result, hybrid decision rules for the knowledge base of the SPPR are synthesized, allowing to recognize the current state of the STL, predict and generate management recommendations for the decision maker. In the complex of methods and algorithms, it is proposed to include, in particular: the method of group accounting for arguments, logical artificial neural networks, fuzzy discriminant analysis, the method of hierarchies, the selection of informative features according to the concordance coefficient. Research work supported by RSF Grant #19-18-00504.*

*Ключевые слова: социотехнический ландшафт, интеллектуальный мониторинг, системный анализ, математическое моделирование, методы и алгоритмы.*

*Key words: socio-technical landscape, intelligent monitoring, system analysis, mathematical modeling, methods and algorithms.*

Реакция социотехнического ландшафта (СТЛ)[1] на происходящие перемены, обусловило возникновение новых структур и коммуникаций общества. Возрастают потребности различных социальных практик в разработке и применении «средств оборонительной и наступательной реакций»[2] на основе цифровых технологий различных составляющих, обеспечивающих коммуникацию с помощью возникающих новых сигнальных систем при поддержке гибридного интеллекта [3], безусловно, в рамках социо-гуманитарных технических норм. Например, 26 октября 2021 года в России был подписан национальный кодекс этики в сфере искусственного интеллекта (КЭСИИ) в ходе 1-го международного форума «Этика искусственного интеллекта: начало доверия» (идея разработки кодекса была впервые озвучена президентом Российской федерации 4 декабря 2020 года на международной онлайн-конференции AI Journey [4]).

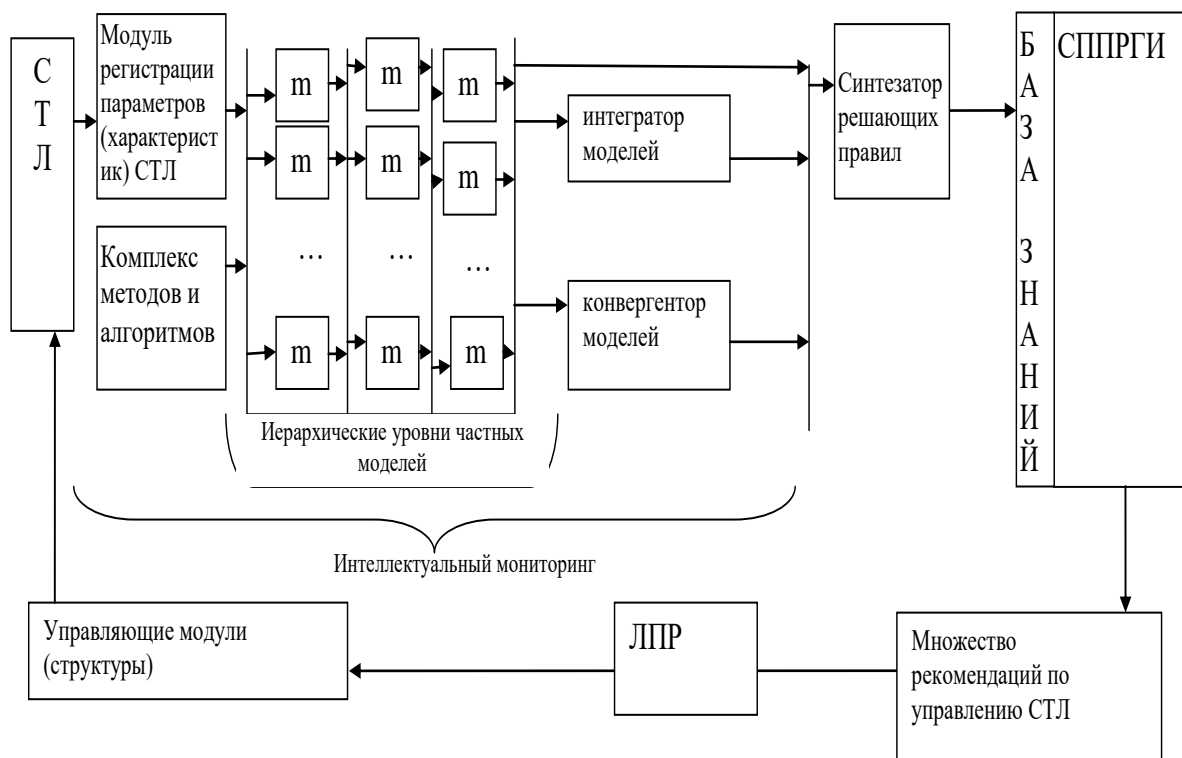
Перманентная проблема быстрой оценки ситуации в востребованности общества к цифровым технологиям для разрешения различных задач в трансформирующихся с разной скоростью социальных практиках существенно актуализируется в информационном обществе. В результате создаются системы поддержки анализа и принятия решений на основе гибридного искусственного интеллекта (СППРГИ). База знаний СППРГИ, представленная, в общем виде, в виде некоторых семантических сетей, «ребра и узлы» которой формируются на основе множества адекватных моделей различных иерархических уровней.

Структурная схема информационно-аналитической когнитивной модели интеллектуального мониторинга, отличающегося от классического мониторинга структурно-параметрической идентификацией множества моделей, отражающих функционирование практик и технологий

социотехнического ландшафта в процессах анализа и управления, показана на рисунке 1. В общем виде, функционирующая модель представляется как:

$$M = \{S, P, Ar, Ra, CF\}, \quad (1)$$

Где:  $S, P, Ar, R(A), CF$   $S$  – структура,  $P$  – параметры,  $Ar$  – область допустимых значений применения,  $Ra$  – адекватный результат (приемлемый, правдоподобный, статистически значимый и т.п.),  $CF$  – коэффициент уверенности в правильности модели.



**Рисунок 1. Информационно-аналитическая когнитивная модель интеллектуального мониторинга в структуре анализа и управления СТЛ в цифровом умелъте**

Конвергенцию моделей предлагается осуществлять следующим образом [5]. Пусть имеются комплементарные модели, отражающие поведение и-или кластеризацию определенного объекта или процесса в СТЛ – множество  $Mod = \{M_i\}_{Nm}$ , где  $Nm$  – количество моделей в виде (1). Коэффициенты уверенности  $CF_i$  для каждой модели  $M_i$  предлагается определять экспертным путем: однократным «назначением» либо, применяя имитационное моделирование. В последнем случае, формируется множество  $M_i = \{M_{i,j}\}$  Здесь:  $j=1, \dots, Nim$ ,  $Nim$  – количество применений модели  $M_i$  по итогам

мониторинга. В каждом  $j$ -ом применении методом рандомизация регистрируемых в процессе мониторинга величин определенных характеристик, варьируемых в 5%-ом облаке регистрируемого значения, получаем  $Ra_j$  ( $j=1, \dots, Nim$ ). Соответственно, применяя описанную процедуру ко всем моделям  $M_i$ , получаем матрицу, состоящую из элементов  $Ra_{i,j}$ , по которой вычисляем коэффициент конкордации Кендалла [6] ( $W$ ) по формуле, предварительно проранжировав каждый столбец по убыванию:

$$W_i = \frac{12 \cdot \sum_{i=1}^{Nm} (d_i - \bar{d})}{Nim^2 \cdot Nm \cdot (Nm^2 - 1)}, \quad (2)$$

Где:  $\bar{d} = \frac{Nim \cdot (Nm + 1)}{2}$ ,  $d_k = \sum_{i=1}^{Nm} r_{i,j}$ ,  $r_{k,j}$  - ранг  $i$ -ой модели  $M_i$  во время  $j$ -го имитационного моделирования.

Полученное значение  $W_i$  принимается в качестве оценки искомой величины  $CF_i = W_i$ .

Конвергентор (см. рисунок 1) определяет итоговый результат как среднее гармоническое значений конвергируемых моделей, предварительно удалив из него максимальное и минимальное значения (если моделей более трех) и ранжировав значения моделей по убыванию. Итоговое значение коэффициента уверенности  $GFI$  предлагается вычислять по следующему алгоритму:

1.  $GFI = GF_1$ .
2.  $k = 1$ ;
3. Пока  $k < Nm$  делать:

$$\text{если } CF_{k+1} < CFI, \text{ то: } GFI = GFI - \frac{|GF_{k+1} - GFI|}{1 + GF_{k+1}}, \quad (3)$$

$$\text{иначе: } GFI = GFI + \frac{|GF_{k+1} - GFI|}{1 + GFI} \quad . \quad (4)$$

Интегрирование моделей осуществляется следующим образом (модуль «интегратор моделей» на рисунке 1). Составляется в тезаурусе формулы (1) общая интегральная модель, как функционал от полученных ранее:

$$MM = FUN(M) = \{F1(S, P), ArMM, RaMM, F2(CF_M)\}, \quad (5)$$

где:  $F1(S, P)$  – функционал со структурой  $S$  и параметрами  $P$ , в которую входят модели из множества  $Mod = \{M_i\}_{Nm}$  (в простейшем случае – это аддитивная свертка, в которой  $P$  являются весовыми коэффициентами, в более сложных случаях, особенно, при небольшом количестве обучающей информации, рекомендуется применять при интегрировании метод группового учета аргументов);  $ArMM$  и  $RaMM$  – по семантике аналогичны применяемым в формуле (1)  $Ar$  и  $Ra$ ;  $F2(CF_M)$  – функционал вычисления коэффициента уверенности интегрированных моделей. Выбор функционала  $F2(CF_M)$  определяется «модельером», исходя из требований «жесткости», предъявляемым к итоговой модели. В случае аддитивной сборки – средневзвешенное среднее от всех  $CF_i$  с весами из множества  $P$ .

Поскольку результаты мониторинга СТЛ, в общем случае, представляются в различных модальностях и векторах и характеризуются принадлежностью к четким и нечетким множествам, подчиняясь различным законам распределения, то в комплекс методов и алгоритмов предлагается включить:

- формирование ансамбля информативных признаков;
- самоорганизационное моделирование (структурно-параметрическая идентификация временных трендов и функциональных взаимосвязей между регистрируемыми в процессе интеллектуального мониторинга характеристиками СТЛ) алгоритмами метода группового учета аргументов (МГУА) [7] (структурно-параметрическая идентификация временных трендов и функциональных взаимосвязей между регистрируемыми в процессе интеллектуального мониторинга характеристиками СТЛ);
- регрессионные и авторегрессионные модели (линейные и нелинейные, парные и множественные);

- искусственные нейронные сети (в том числе, логические) [8];
- искусственные иммунные сети [9];
- дискриминантные функции – классификаторы (в общем виде, нечеткие) [10];
- порождающие функции, представленные дифференциальными уравнениями динамики;
- метод иерархий Саати [11];
- алгебра совести Леферта [12];
- тематическое моделирование[13] (в том числе, анализ латентных переменных);
- аспектное моделирование [14];
- метод агентов [15].

Предлагаемый комплекс методов представляет на наш взгляд, достаточно полный и системообоснующий инструментария формирования баз знаний систем поддержки принятия управляющих решений в СТЛ. Применение его составляющих позволяет получать, интегрировать и конвергировать математические и логические методы, основанные на различных методологических концепциях, для синтеза как частных, так и комплексных моделей различных синергетических и гносеологических уровней анализа, прогноза и управления ситуациями и коэволюциями социальных практик и цифровых (и не цифровых, в общем смысле) технологий в социотехнических ландшафтах. В том числе, учитывая струнный механизм управления СТЛ[16] и рекомендации ученых и специалистов в рассматриваемой предметной области [17-20].

Остановимся более подробно на тех подходах и методах, которые были модифицированы нами с учетом специфики интеллектуального мониторинга социотехнического ландшафта [21].

*Логические нейронные сети [22].*

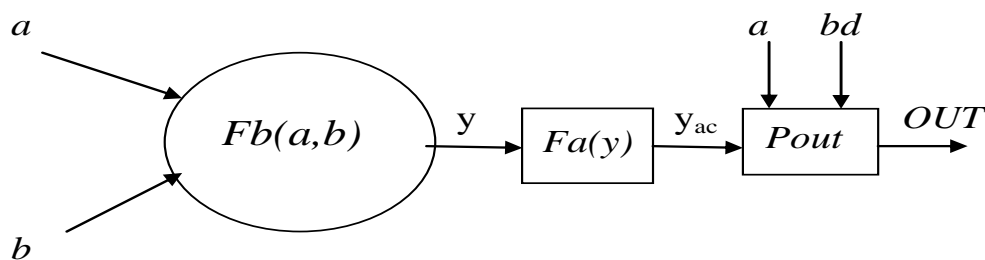
Логическая нейронная сеть представляет собой матрицу элементов, выполняющих логическую функцию предикатов первого порядка. В терминах алгебры высказываний итоговых решающих правил имеет вид:

$$\{F_i(X_1, \dots, X_n) \rightarrow R_i\}, \quad i = \overline{1, s}, \quad (6)$$

где:  $X_i$  и  $F_i$  – логические переменные и функции, определяющие решение  $R_i$ .

На основе методологии МГУА предлагается использовать нейроны сети с ограниченным и небольшим количеством входов. В этом случае, решается проблема применения технологий bigdata, требующих постоянное накопление большого количества обучающей информации. Следует отметить, что ограничение на количество входных аргументов у нейрона наиболее приближено к естественному интеллекту, который одновременно удерживает в памяти и обрабатывает ограниченное возможностями канала ввода количества информации. Минимальным является искусственный логический нейрон с двумя входами и одним выходом.

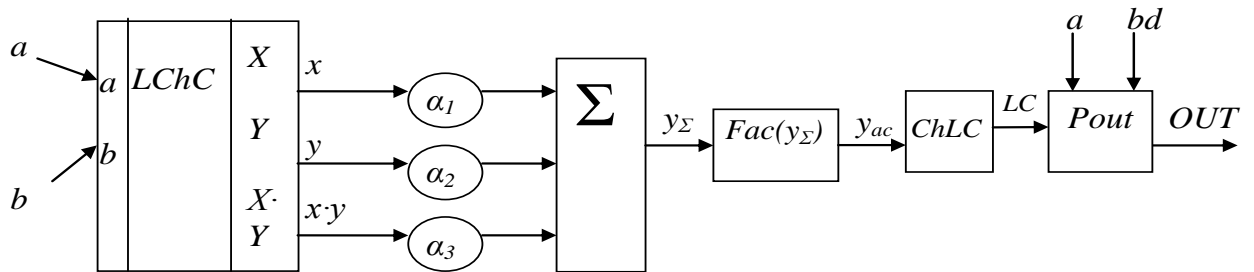
Рассмотрим структуру интерактивной искусственной логической нейронной сети, включающей в себя бинарные логические нейроны двух типов: логического ( $NL$ ) и арифметико-логического ( $NLA$ ). Структура  $NL$  представлена на рисунке 2.



$Fb(a,b)$  – логическая функция от переменных  $a$  и  $b$  ;  
 $Fa(y)$  – функция активации;  $Pout$  - функционал, формирующий строку  $OUT$  по  $y_{ac}$  и идентификаторам входов нейрона  $a$  и  $b$

**Рисунок 2. Логический нейрон типа  $NL$**

Обучение  $NL$  заключается в отборе  $Fb(a,b)$  из множества доступных логических функций, минимизируя ошибку распознавания (классификации) в дальнейшем. Схема  $NLA$  показана на рисунке 3.



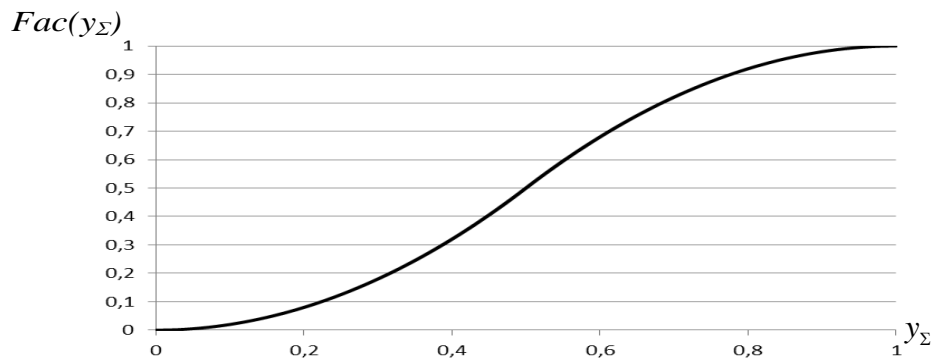
**Рисунок 3. Логический нейрон типа LA.**

Рассмотрим функционирование элементов:

- сумматор  $\Sigma$  реализует  $y_{\Sigma} = \alpha_1 \cdot x + \alpha_2 \cdot y + \alpha_3 \cdot x \cdot y$  (поскольку ее параметры позволяют получить арифметический аналог любого предиката первого порядка);
- функция активации  $Fac(y_{\Sigma})$  вычисляет значение  $y_{ac} = Fac(y_{\Sigma})$  интервале по формуле:

$$Fac(y_{\Sigma}) = \begin{cases} 1 - 2 \cdot (y_{\Sigma} - 1)^2, & \text{если } y_{\Sigma} > 0,5 \\ 2 \cdot (y_{\Sigma})^2, & \text{если } y_{\Sigma} \leq 0,5 \end{cases} \quad (7)$$

График функции представлен рисунком 4.



**Рисунок 4. Поведение функции активации  $Fac(y_{\Sigma})$  NLA**



- логико-числовое преобразование *LChC* *NLA* обучается *NLA* следующим образом. На вход блока поступает выборка двух векторов логических переменных  $\bar{A}$  и  $\bar{B}$  размерностью  $N$ . Затем вычисляются частоты значений переменных «*true*» и «*false*», по системе формул:

$$p0_a = \frac{nfalse_a}{N}, p0_b = \frac{nfalse_b}{N}, p1_a = \frac{ntrue_a}{N}, p0_b = \frac{ntrue_b}{N}, \quad (8)$$

$$ntrue_a + nfalse_a = ntrue_b + nfalse_b = N$$

где:  $nfalse_a, nfalse_b, ntrue_a, ntrue_b$  - соответственно, количество переменных со значениями «*false*» и «*true*» векторов  $\bar{A}$  и  $\bar{B}$ .

Согласно вычисленным коэффициентам, используя датчик случайных чисел (например, равномерного закона распределения), рассчитываются значения векторов  $\bar{X}, \bar{Y}, \bar{X} \cdot \bar{Y}$ , применяя последовательно формулы:

$$\begin{aligned} C0a_i &= random([0, K0_a]), C1a_i = random([K0_a, K1_a]), \\ C0b_i &= random([0, K0_b]), C1b_i = random([K0_b, K1_b]) \end{aligned} \quad (9)$$

$$X_i = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \arcsin(-\frac{C0a_i}{K0_a}), \text{ если } A_i = false; \\ \frac{2}{\pi} \arcsin(-\frac{C1a_i \cdot (K1_a - K0_a) - K0_a}{K1_a - K0_a}), \text{ если } A_i = true \end{cases} \quad (10)$$

$$Y_i = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \arcsin(-\frac{C0b_i}{K0_b}), \text{ если } B_i = false; \\ \frac{2}{\pi} \arcsin(-\frac{C1b_i \cdot (K1_b - K0_b) - K0_b}{K1_b - K0_b}), \text{ если } B_i = true \end{cases} \quad (11)$$

где:  $i = \overline{1, N}$ , функция  $random([nn, nm])$  – задает случайное число в интервале  $[nn, nm]$  согласно выбранному закону распределения.

- функционирование *число-логического преобразования ChLC* определяется путем задания пороговых значений результирующих функций  $Rptr$  – для «*true*» и  $Rpf$  - «*false*». В наиболее простом, симметричном варианте  $Rptr=Rpf=0,5$ . По окончании обучения в *ChLC* реализуется функция:

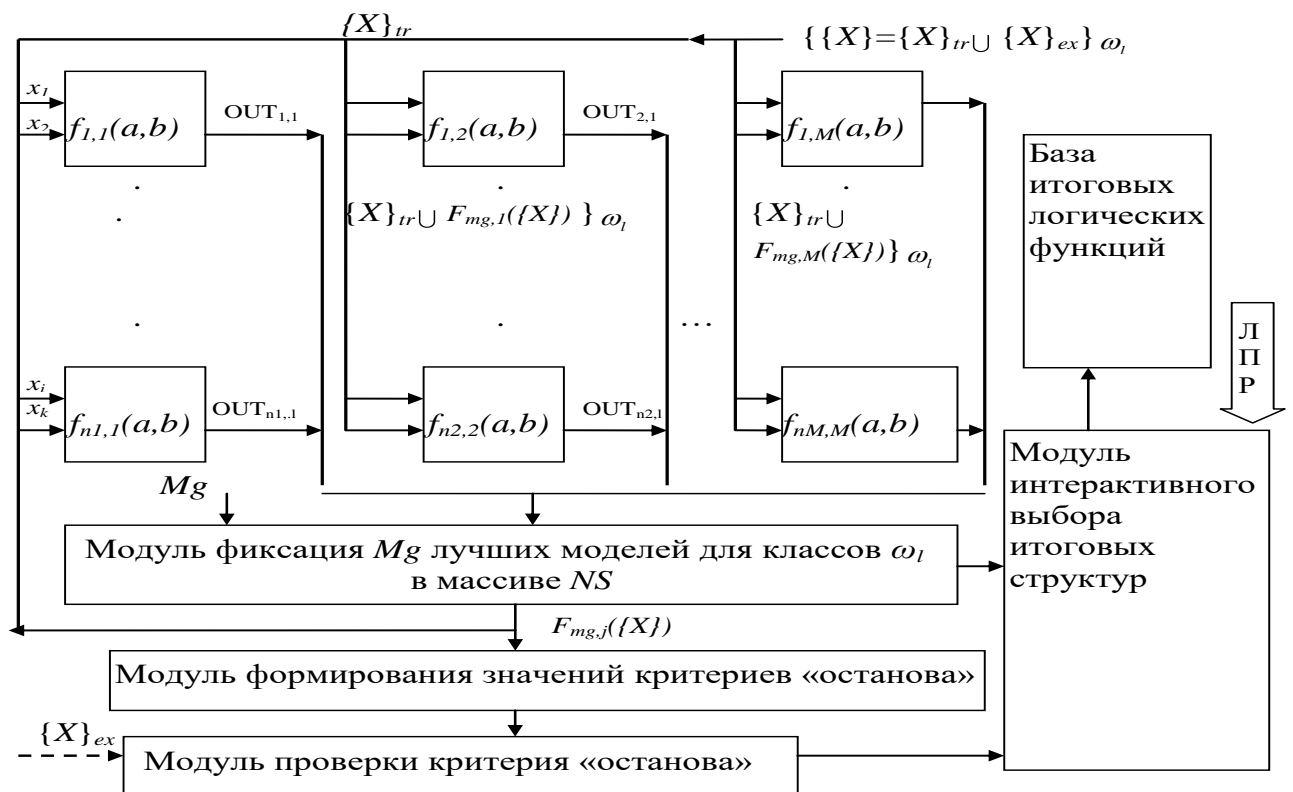
$$LC = \begin{cases} true, \text{если } y_{ac} \geq Rptr \\ (true \text{ or } false) \& randomboolean, \text{если } Rpf < y_{ac} < Rptr \\ false, \text{если } y_{ac} \leq Rpf \end{cases}, \quad (12)$$

где: *randomboolean* – операция случайного вычисления.

Результатом нейрона являются: строковая переменная *OUT* и параметры обученного нейрона - *LChC* и вектора  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$ .

Таким образом, предлагаемые бинарные нейроны *NL* и *NLA* позволяют организовывать искусственные нейронные сети любой архитектуры.

Например, базовая структура интерактивной логической НС, построенная по аналогии структур МГУА представлена на рисунке 5.



**Рисунок 5. Базовая структура интерактивной ЛНС**

На схеме представлены:

, - ЛПР – лицо принимающее решение;

- $\{\{X\}=\{X\}_{tr} \cup \{X\}_{ex}\}_{\omega_i}$  - выборка значений логических признаков,  $f_{i,j}(a,b)$  –  $i$ -ый нейрон ( $NL$  и-или  $NLA$ ), соответствующий  $j$ -му ряду, входными сигналами которого являются  $a$  и  $b$ ; выходными: значение итоговой логической функции  $OUT_{i,j}$  и вектор параметров  $\alpha_{i,j}$  (вычисляются только для  $NLA$  нейронов);
- $Mg$  – свобода выбора в терминологии самоорганизационного моделирования. В рассматриваемом случае равно количеству функций  $F_{mg,j}(\{X\})$  ( $mg=1, \dots, Mg$ ). ( $Mg > 1$ , рекомендуется принимать  $3 \leq Mg \leq \left\lfloor \frac{n}{3} \right\rfloor$ );
- $F_{mg,j}(\{X\})$  – логическая функция и аргументы (являются составляющими строковой переменной  $OUT$ );
- $NS$  – массив фиксации приемлемых вариантов настройки нейронной сети. Он состоит из трех столбцов: первый – номер ряда, второй лучшие строковые переменные  $OUT$ . В третьем столбце находятся значения критериев селекции  $Ks$ .

В процессе обучения ИЛН предлагается следовать следующему алгоритму:

1. Определяется матрица  $Xt(m, n+1)$  ( $m$  строк-объектов и  $n$  столбцов значений логических, элементы  $n+1$  столбца являются идентификаторами класса (образа)  $\omega_l$  ( $L$  – количество классов-образов).
2. Для класса  $\omega_l$  формируется  $\{\{X\}=\{X\}_{tr} \cup \{X\}_{ex}\}_{\omega_i}$ :  $x_{i,j}=xt_{i,j}$ ,  $x_{i,n+1}=true$ , если  $xt_{i,n+1}=\omega_l$  и  $x_{i,n+1}=false$ , если  $xt_{i,n+1} \neq \omega_l$  ( $i=1, \dots, m$ ;  $j=1, \dots, n$ );  $x_{tr,k,j}=x_{2-k,j}$ ,  $x_{ex,k,j}=x_{2-k-1,j}$  /  $j=1, \dots, n+1$ ,  $k=1, \dots, \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor$ . Массив  $NS=\emptyset$ .  $k$  принимает значение 1.
3. Определяются начальные параметры обучения нейронной сети:
  - а) тип базового элемента ЛНС МГУА, реализующего функцию  $f(a, b)$  (где  $a, b$  - логические переменные):  $NL$  – когда объем обучающей выборки меньше или соизмерим с количеством регистрируемых признаков или  $NLA$  - , в случае, если объем обучающей выборки существенно больше количества признаков:
    - для  $NL$  задается множество всевозможных логических функций;

- для  $NLA$  – задаются пороговые значения  $Rptr$  и  $Rpf$  ;

б) величина свободы выбора  $Mg$ ;

г) критерий селекции приемлемых структур  $Ks$ . В диалоговом режиме рекомендуется выбирать один из критериев: стабильности или эффективности.

д) пороговое значение критерия «останова» алгоритма  $Kendp$  (например,  $Ksc$ ).

е) количество распознаваемых образов  $L$ .

ж) максимально возможное количество рядов  $KR$ .

4. Множество  $\{X\}$  дополняется множеством  $\{Z\}_{k-1}$ , где  $\{Z\}_{k-1}$  – множество значений  $Mg$  логических функций, отобранных на ряду  $k$  ( $\{Z\}_0 = \emptyset$ ) (импортируется между  $n$  и  $n+1$  столбцами  $\{X\}$ ). Если  $k > 1$ , то переход к п.2 и  $n = n + Mg$ .

5. Для всех возможных пар  $\{X\}_{tr}$  осуществляется настройка нейрона и импортирование полученных значений  $OUT_{k,mg}$  ( $k$  – номер ряда,  $mg = 1, \dots, Mg$ ) в «Модуль фиксации  $Mg$  лучших моделей для классов  $\omega_l$ ».

6. В «Модуле фиксации  $Mg$  лучших моделей для классов  $\omega_l$ » для каждого элемента  $OUT_{k,mg}$  вычисляется критерий селекции  $Ks_{k,mg}$ , по мере убывания которого упорядочиваются  $OUT_{k,mg}$ . Затем,  $Mg$  первых элементов  $OUT_k$  с наибольшими значениями  $Ks_{k,mg}$ : помещаются в массив  $NS$ :  $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 1} = 1$ ,  $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 2} = OUT_{k,mg}$ ,  $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 3} = Ks_{mg,k} / mg = 1, \dots, Mg$ , и используются в качестве элементов множества  $\{Z\}_k$ , выполняя указанные в соответствующей переменной  $OUT$  логические функции над элементами  $\{X\}$ .

7. По массивам  $NS$  и  $\{X\}_{ex}$  определяются значения критерия «останова»  $Kend$ . Если  $(Kend < Kendp) \& (k < KR)$ , то  $k = k + 1$  и переходим к п.4.

8. Исследователю сообщаются альтернативные варианты итоговой логической функции (последний столбец массива  $NS$  ряда  $L$ ) и предлагается сделать выбор, воспользовавшись одним из способов:

- автоматически – по максимальному значению  $Kend$  (с удалением остальных);

- учитывая все альтернативы: автоматически формируются дополнительные элементы множества  $NS$ , представляющие собой последовательные дизъюнкции аргументов функций в  $NS$ ;

- учитывая результаты экспертного анализа информативности.

9. Полученный массив  $NS$  и ему соответствующий  $Kend$  передаются в «Базу итоговых логических функций» (массив  $BDF_1$ ).

10. Если ( $l \geq L$ ), то процесс автоматического обучения заканчивается, иначе  $l=l+1$  и переходим к п.2.

### *Метод иерархий.*

В процессе выбора решений и субрешений на различных иерархических уровнях в вершинах дерева возникает задача оценки доминанты между альтернативами. В случае применения определенного коэффициента парных различий  $RPD_{k,l}$  между альтернативами  $k$  и  $l$  (бинарное дерево решений) граф однозначно представляется матрицей предпочтений, с хорошо разработанным формализованным алгоритмом выбора методом анализа иерархий Саати Т. Элементы  $RPD$  определяются экспертным путем (с учетом коэффициента конкордации) или по итогам частотного анализа возникновения альтернатив в прошлом и настоящем. Поскольку накопление достаточного количества статистически значимого материала в социологических исследованиях «во время эпохи перемен» [23] затруднительно и приходится применять методы, обладающие робастными свойствами [24], то предлагается вычислять элементы  $RPD$  следующим образом.

В классическом варианте, элементы матрицы предпочтений связаны:

$$RPD_{l,k} = 1 - RPD_{k,l} \quad , \quad RPD_{k,k} = 1 \quad , \quad 0 \leq RPD_{k,l} \leq 1 \quad . \quad (6)$$

Часто возникает необходимость применения множества различных критериев  $\{CSA\}_{NA}$ , где  $NA$  – количество альтернативных решений. Заметим, что для адекватного самоорганизационного моделирования

необходимо и достаточно, что бы  $\{CSA\}_{NA}$  включало две группы: критерии внутреннего  $\{CSA\}_{Ni}^{Int}$  и внешнего дополнения  $\{CSA\}_{Ne}^{Ext}$  ( $Ni + Ne = NA$ ) :  $\{CSA\}_{Ni}^{Int}$  - для обучающей выборке,  $\{CSA\}_{Ne}^{Ext}$  - для экзаменующей, контрольной. Тогда элементы матрицы  $\{RPD\}$  формируются следующими способами, В зависимости от цели исследований и предпочтений лица принимающего решения предлагаются следующие способы вычислений [25]:

**1 Способ** – «стратегия поликритериального внешнего дополнения».

Элементы  $\{RPD\}$  вычисляются по формуле:

$$RPD_{k,l} = f(\{CSA\}_{Ni}^{Int}), RPD_{l,k} = 1 - \varphi(\{CSA\}_{Ne}^{Ext}), RPD_{k,k} = 1, \quad (13)$$

Затем, для  $\{RPD\}$ , согласно рекомендациям Саати Т., вычисляется вектор собственных значений  $W(RPD)$ , по которому формируется кортеж рекомендаций выбора альтернатив.

Элементы матрицы предпочтений, стоящие под главной диагональю представляют собой значения функций  $f(\{CSA\}_{Ni}^{Int})$  как свертки «внутренних» критериев, определяющих коэффициенты уверенности в том, что альтернативное решение  $k$  предпочтительнее решения  $l$  (на обучающей выборке). Элементов над главной диагональю, по аналогии, являются функциями  $\varphi(\{CSA\}_{Ne}^{Ext})$  - свертками критериев внешнего дополнения (функции коэффициентов уверенности идентифицированные на дополнительной выборке). Если множества «внутренних» и «внешних» критериев конгруэнтны, то есть функции  $f(\{CSA\}_{Ni}^{Int}) = a + b \cdot \varphi(\{CSA\}_{Ne}^{Ext})$ , обучающие и дополнительные выборки репрезентативны относительно общего распределения и друг друга (подчиняются одному закону распределения), то  $\{RPD\}$  является классической матрицей предпочтений Саати Т.

**2 Способ** – «стратегия полного внешнего дополнения». Матрица предпочтений вычисляется по формуле:

$$RPD_{k,l} = \psi(CSA_m), \quad CSA_m \subset \{\{CSA\}_{Ni}^{Int} \cup \{CSA\}_{Ne}^{Ext}\}, \quad (14)$$

$$m = random(Ni + Ne)$$

$$RPD_{l,k} = 1 - \theta(\{CSA\}_{Ni}^{Int} \cup \{CSA\}_{Ne}^{Ext} - CSA_m), \quad RPD_{k,k} = 1$$

Затем, как в первом способе, определяется вектор собственных значений  $W(RPD)$  и формируется кортеж альтернативных рекомендаций.

В этом случае, под главной диагональю в качестве элементов находятся некоторые функции  $\psi(CSA_m)$  от любого элемента критерия выбора альтернатив  $CSA_m$  (выбран методом Монте-Карло из остальных критериев), а остальные элементы принимаются в качестве внешнего дополнения. Коэффициент уверенности в предпочтении вычисляется согласно функции  $\theta(\{CSA\}_{Ni}^{Int} \cup \{CSA\}_{Ne}^{Ext} - CSA_m)$ .

**3 Способ** - «итерационная поликритериальная стратегия» - элементы матрицы предпочтений формируются по следующему итерационному алгоритму.

1. Идентифицируется или задается функция  $\psi(CSA_m)$ , определяющая значения элементов под главной диагональю. Тогда функция  $(1 - \psi(CSA_m))$  будет определять элементы над главной диагональю.

2. Определяется собственный вектор  $W(RPD)$ .

3. Вычисляется новая матрица предпочтений  $\{RPD\}^*$ , элементы которой являются модальными разностями между соответствующими парами в собственном векторе: в случае положительной разницы – элементы под главной диагональю, отрицательной – над главной диагональю. В качестве неопределенных элементов матрицы  $\{RPD\}^*$  предлагается использовать значения функций уверенности в предпочтениях, вычисленных аналогично первому способу (в качестве аргументов принимаются один или несколько  $CSA$ , выбранных случайным образом из не востребованных ранее).

4. Если множество выбранных критериев не исчерпано, то возврат к п. 2-3 повторяются.

5. Решение принимается согласно итоговому вектору  $W(RPD)$ .

Таким образом, модификация метода иерархий Саати Т. заключается в том, что предложенные три способа позволяют менять стратегию и повышать качество принятия решений за счет использования принципа внешнего дополнения при анализе иерархий.

В случае использования двух критериев, например,  $Ifd_{\omega_k}$  и  $Ikd_{\omega_l}$  процесс ранжирования альтернативных решений представляет собой одно-двух шаговые процедуры. В простейшем варианте рекомендуется использовать функции:

$$f(Ifd_{\omega_k}, Ifd_{\omega_l}) = \frac{Ifd_{\omega_k}}{Ifd_{\omega_k} + Ifd_{\omega_l}}, \quad \varphi(Ikd_{\omega_k}, Ikd_{\omega_l}) = \frac{Ikd_{\omega_k}}{Ikd_{\omega_k} + Ikd_{\omega_l}}. \quad (15)$$

Заметим, что если один из частных в формуле (9), он приравняется нулю и  $f(Ifd_{\omega_k}, Ifd_{\omega_l}) = \varphi(Ikd_{\omega_k}, Ikd_{\omega_l})$ .

*Формирование ансамбля информативных признаков.* Данная составляющая, представляемого комплекс методик и алгоритмов, является системообразующей, поскольку от адекватности формирования ансамбля согласно целевой функции исследований и управления в СТЛ, определяет адекватность и приемлемость полученных далее моделей. Применительно к особенностям СТЛ рекомендуется применять подходы предлагаемые коллективом ученых во главе с В.А Аршиновым (изложены в коллективной монографии (2019)[26] и работах, посвященных бутстреп-подходах формирования ансамбля информативных признаков[27,28]). Учитывая специфику характеристик СТЛ (тезаурус социума) предлагается использовать и коэффициент конкордации, сущность применения которого заключается в следующем.



**Заключение.** Предлагаемый комплекс методов и алгоритмов позволяет, проектировать на основе методологии синергетического моделирования базы знаний для формирования ансамбля своевременных и адекватных, альтернативных для ЛПР решений управления социотехническим ландшафтом.

#### Список литературы

1. Социотехнический ландшафт в условиях цифровизации: к проблеме концепта и методологии исследования / В. Г. Буданов, Е. Г. Каменский, В. И. Аршинов, И. А. Асеева // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Экономика. Социология. Менеджмент. 2019. Т. 9, № 3. С. 213–225
2. Социотехнический ландшафт цифровой реальности: этико-аксиологические регулятивы, адаптационные механизмы, социотехнические модели управления процессами цифровизации: Коллективная монография / Аршинов В.И., Артеменко М.В., Асеева И.А., Буданов В.Г., Гримов О.А., Каменский Е.Г., Корневский Н.А., Маякова Н.А. Конаныхина Курск: ЗАО «Университетская книга», 2020. – 302 с.
3. Душкин Р.В. — На пути к сильному искусственному интеллекту: когнитивная архитектура, основанная на психофизиологическом фундаменте и гибридных принципах // Программные системы и вычислительные методы. – 2021. – № 1. – С. 22 - 34. DOI: 10.7256/2454-0714.2021.1.34243 URL: [https://nbpublish.com/library\\_read\\_article.php?id=34243](https://nbpublish.com/library_read_article.php?id=34243)
4. Li Y., Zhang Q. 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Information Technology //Journal of Physics: Conference Series. – IOP Publishing, 2021. – Т. 2037. – №. 1. – С. 011001.
5. Artemenko M., Krupchatnikov R., Kalugina N. Identification the Control Object by Convergence of the Results Spectral Analysis of the Emitted Acoustic Noise //International Russian Automation Conference. – Springer, Cham, 2020. – С. 983-993.

6. Добровольский И. И., Стороженко А. И. Использование коэффициента конкордации для формирования кортежа классификационных признаков при проектировании медицинских экспертных систем //Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы-Биомедсистемы-2019. – 2019. – С. 528-531.
7. Созыкин А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. №3. С.28-59 URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obzor-metodov-obucheniya-glubokih-neyronnyh-setey>
8. Добровольский И. И. Синтез продукционных решающих правил на основе логических нейронных сетей //Современные наукоемкие технологии. – 2018. – №. 1. – С. 12-16.
9. Чекунов А. А. Искусственные иммунные сети: обзор искусственные иммунные сети: обзор и применение //Математическое и компьютерное моделирование естественных-научных и социальных проблем: материалы XIV Меж. – 2020. – С. 190.
10. Дашков А. В. Метод дискриминантного анализа. Его суть и применение //Безопасность личности, общества и государства: теоретико-правовые аспекты. – 2019. – С. 132-135.
11. Корнеев В. П. О корректности метода анализа иерархий и сравнение его приближенного решения с методом аппроксимационной матрицы //Вестник кибернетики. – 2021. – №. 3. – С. 12-22.
12. Лефевр В. А., Лефевр В. А. Алгебра совести. – Springer Science & Business Media, 2001. – Т. 30.
13. Chizhik A. V. The Detecting Dynamics of Public Opinions in Social Media using thematic modeling methods //International Journal of Open Information Technologies. – 2021. –VT. 9. – №. 12. – С. 21-29.
14. Несмеянов А.В., Шадеко В.П. Опыт аспектного моделирования текстовой компетенции (на примере текстовой компетенции письменной речевой деятельности) // Филологические науки. Вопросы теории и практики.

2019. №2. С.107-11 URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/opyt-aspektного-modelirovaniya-tekstovoy-kompetentsii-na-primere-tekstovoy-kompetentsii-pismennoy-rechevoy-deyatelnosti> ).

15. Щекотин Е. В. Цифровые технологии в социальных науках: предмет и метод цифровой социологии //Социология и право. – 2020. – №. 1. – С. 49.

16. Артеменко М. В. Социотехнический ландшафт: тенденции компьютерных технологий и иерархическая струнная модель управления //Социальное пространство. – 2020. – Т. 6. – №. 2. – С. 1-1.

17. Толстова Ю. Н. Математическое моделирование социальных процессов и социология //Социологические исследования. – 2018. – №. 9. – С. 104-112.

18. Безверхий А. И. Сущность, уровни, показатели и критерии моделирования социальных процессов //Scientific and creative skills-2020. – 2020. – С. 64-66.

19. Krivorotko O. Supercomputer analysis of social, epidemiological and economic processes //Mathematical Modeling and High-Performance Computing in Bioinformatics, Biomedicine and Biotechnology (MM-HPC-BBB-2018). – 2018. – С. 38-38.

20. Klein D., Marx J., Fischbach K. Agent-based modeling in social science, history, and philosophy. An introduction //Historical Social Research/Historische Sozialforschung.– 2018. – Т. 43. – №. 1 (163). – С. 7-27.

21. Рыжов А. П. Оценка и мониторинг процессов в социотехнических системах и связанные с ними задачи //Интеллектуальные системы. Теория и приложения. – 2018. – Т. 22. – №. 2. – С. 129-140.

22. Артеменко М. В., Добровольский И. И., Щекина Е. Н., Пошибайлова А.В. Синтез antecedenta продукционного правила медицинских экспертных систем логическими искусственными нейронными сетями // Вестник евразийской науки. 2018. №4. С.38 URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sintez-antetsedenta-produktsionnogo-pravila->

meditsinskih-ekspertnyh-sistem-logicheskimi-iskusstvennymi-neyronnymi-setyami

23. Fukuda K. Science, technology and innovation ecosystem transformation toward society 5.0 //International journal of production economics. – 2020. – V. 220. – С. 107460.
24. Artemenko M. V. et al. Bootstrap and Counter-Bootstrap approaches for formation of the cortege of Informative indicators by Results of Measurements //Journal of Physics: Conference Series. – IOP Publishing, 2018. –V. 998. – №. 1. – С. 012002.
25. Артеменко М. В. и др. Индикаторы дифференциальной диагностики в системах поддержки принятия классификационных решений с использованием метода анализа иерархий //Фундаментальные исследования. – 2016. – №. 11-1. – С. 15-22.
26. Социотехнический ландшафт цифровой реальности: философско-методологический концепт, онтологические матрицы, экспертно-эмпирическая верификация / В. И. Аршинов, М. В. Артеменко, И. А. Асеева, В. Г. Буданов, О. А. Гримов, Е. Г. Каменский, Н. А. Корневский, А. В. Маякова, В. В. Чеклецов; отв. ред. В. Г. Буданов, И. А. Асеева. Курск: ЗАО «Университетская книга», 2019. 232 с.
27. Артеменко М. В., Калугина Н. М., Шуткин А. Н. Формирование множества информативных показателей на основании аппроксимирующего полинома Колмогорова-Габора и максимального градиента функциональных различий //Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2016. – №. 1. – С. 116-123.
28. Gul A. et al. Ensemble of a subset of k NN classifiers //Advances in data analysis and classification. – 2018. – V. 12. – №. 4. – P. 827-840.