

УДК 519.876.2

DOI: [10.26102/2310-6018/2020.31.4.031](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.31.4.031)

Модель искусственной нейронной сети для решения задачи управления генетическим алгоритмом с применением математического аппарата теории сетей Петри

Д.А. Петросов¹, А.Н. Зеленина²

¹Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации – Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования,
Москва, Российская Федерация

²Воронежский институт высоких технологий – автономная некоммерческая образовательная организация высшего образования, Воронеж, Российская Федерация

Резюме. Целью исследования является повышение быстродействия и количества решений в интеллектуальных системах на базе генетических алгоритмов, направленных на решение задачи структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением. В качестве гипотезы предполагается, что адаптированная модель искусственной нейронной сети способна управлять изменением параметров функционирования операторов генетического алгоритма непосредственно в процессе решения задачи структурно-параметрического синтеза. Управление может осуществляться на основе данных о состоянии особой популяции. В работе качестве методики предлагается использование математического аппарата искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов, адаптированных к решаемой задаче с использованием теории сетей Петри. Предложенный подход, объединенный одним математическим аппаратом сетей Петри, позволяет моделировать: процесс распознавания состояния популяции, процедуру структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением, а также управление генетическим алгоритмом с целью коррекции траекторией движения популяции, предотвращения затухания и преждевременной сходимости. В статье предложены результаты вычислительных экспериментов, которые показали эффективность разработанных моделей и методов при решении задачи структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением на базе статических межкомпонентных связей.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, генетический алгоритм, интеллектуальные информационные системы, теория сетей Петри, структурно-параметрический синтез, технология GPGPU.

Для цитирования: Петросов Д.А., Зеленина А.Н. Модель искусственной нейронной сети для решения задачи управления генетическим алгоритмом с применением математического аппарата теории сетей Петри. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(4). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=877> DOI: 10.26102/2310-6018/2020.31.4.031

Model of an artificial neural network for solving the problem of controlling a genetic algorithm using the mathematical apparatus of the theory of Petri nets

D.A. Petrosov¹, A.N. Zelenina²

¹Financial University under the Government of the Russian Federation – Federal state budgetary institution of higher education, Moscow, Russian Federation

²Voronezh Institute of High Technologies – an autonomous non-profit educational organization of higher education, Voronezh, Russian Federation

Abstract: In this paper, the aim of the study is to increase the speed and the number of solutions in intelligent systems based on genetic algorithms aimed at solving the problem of structural and parametric synthesis of large discrete systems with a given behavior. algorithm directly in the process of solving the problem of structural-parametric synthesis. Management can be carried out on the basis of data on the state of individuals in the population. In the work, as a methodology, it is proposed using the mathematical apparatus of artificial neural networks and genetic algorithms, adapted to the problem being solved using the theory of Petri nets. The proposed approach, united by one mathematical apparatus of Petri nets, allows one to model: the process of recognizing the state of a population, the procedure of structural-parametric synthesis of large discrete systems with a given behavior, as well as control of the genetic algorithm in order to correct the trajectory of the population movement, prevent attenuation and premature convergence. The article proposes the results of computational experiments that have shown the effectiveness of the developed models and methods in solving the problem of structural-parametric synthesis of large discrete systems with a given behavior based on static intercomponent connections.

Keywords: artificial neural networks, genetic algorithm, intelligent information systems, theory of Petri nets, structural-parametric synthesis, GPGPU technology.

For citation: Petrosov D.A., Zelenina A.N. Model of an artificial neural network for solving the problem of controlling a genetic algorithm using the mathematical apparatus of the theory of Petri nets. *Modeling, optimization and information technology*. 2020;8(4). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=877> DOI: 10.26102/2310-6018/2020.31.4.031 (In Russ).

Введение

Одним из подходов к реализации современных интеллектуальные информационные системы, направленных на решение задачи структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением, является использованием эволюционных процедур. К данному классу интеллектуальных методов принято относить такие математические инструментальные средства, как эволюционные стратегии, дифференциальная эволюция, генетические алгоритмы, программирование экспрессии генов, искусственные нейронные сети и т. д. В работе [1] в качестве основного математического аппарата для решения задачи структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем предложено использование генетического алгоритма. Данный математический аппарат относится к классу эвристических методов [1-3], использование которых обусловлено решением задач оптимизации и моделирования с применением случайного подбора, комбинирования и вариации искомых структур синтезируемой системы и параметров функционирования компонентов. Адаптация генетического алгоритма выполнялась с использованием такого математического аппарата, как теория сетей Петри. В целом предложенная модель способна решать поставленную задачу, но непосредственно в генетическом алгоритме с учетом специфики данного инструментального средства, во время синтеза решений, могут возникать такие ситуации, при которых популяция оказывается в локальном экстремуме, наблюдается преждевременная сходимость и т. д. Выходом является перезапуск процедуры поиска или ручная коррекция параметров функционирования операторов генетического алгоритма оператором интеллектуальной системы. Применение таких подходов влияет не только на время поиска решений, но и на качество полученных в результате интеллектуального синтеза решений.

Исходя из выше сказанного можно говорить об актуальности разработки новых подходов к реализации генетического алгоритма, который способен адаптироваться к решению поставленной задачи непосредственно в процессе поиска решений, такие подходы рассмотрены в работах [1-3].

Материалы и методы

Для достижения поставленной цели исследования по повышению быстродействия и количества синтезируемых решений в интеллектуальных информационных системах на базе генетических алгоритмов, в работе предлагается использование искусственных нейронных сетей, объединённых с моделью генетического алгоритма математическим аппаратом теории сетей Петри.

Для повышения быстродействия предложенной модели целесообразно использование технологии параллельных вычислений с использованием неспециализированных вычислений на графических процессорах при программной реализации.

Результаты

В данной работе рассмотрим моделирование персептрона с применением теории сетей Петри с дальнейшим объединением с моделью генетического алгоритма для решения задачи структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем.

На Рисунке 1 показана логическая модель элементарного персептрона.

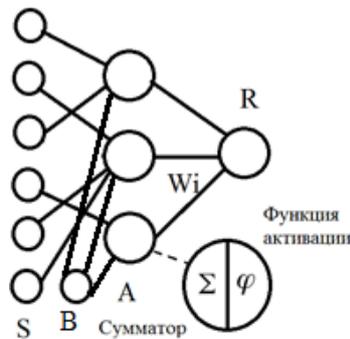


Рисунок 1 – Схема элементарного персептрона
 Figure 1 – Diagram of an elementary perceptron

Структура данной модели состоит из следующих элементов:

- S – элементы, назначением которых является моделирование слоя рецепторов или входного слоя искусственного нейрона;
- A – элементы, предназначены для моделирования ассоциаций (скрытый слой);
- R – элементы, используются для моделирования реакции искусственной нейронной сети (выходной слой нейронной сети);
- W – матрица взаимодействия т. е. веса синапсов, соединяющих слои искусственной нейронной сети;
- B – нейрон смещения [3].

Тогда персептрон можно представить в следующем виде:

$$NS = \langle S, A, R, W, B \rangle \quad (1)$$

$$S = (S_1, \dots, S_K), \quad (2)$$

где S_i – i -ый рецептор персептрона.

$$A = (A_1, \dots, A_L), \quad (3)$$

где A_i – i -ая ассоциация персептрона.

$$R = (R_1, \dots, R_M), \quad (4)$$

где R_i – i -ая реакция персептрона.

$$W = (W_1, \dots, W_O), \quad (5)$$

где W_i – i -ый вес соединения между слоями S , A и R персептрона.

$$B = (B_1, \dots, B_C), \quad (6)$$

где B_i – i -ый нейрон смещения с соответствующим весом.

При моделировании искусственной нейронной сети с помощью математического аппарата теории сетей Петри формулу 1 можно представить следующим образом:

$$PN_{NS} = \langle P_S, PN_A, P_R, P_W, P_B, PN_{contr}, M_0, L, T, P_{out} \rangle, \quad (7)$$

где PN_{NS} – сеть Петри, моделирующая работу персептрона;

P_S – позиции, моделирующие рецептор персептрона (множество входных позиций модели искусственной нейронной сети);

$$P_S = \{P_{S_i}\}_{i=1}^n, \quad (8)$$

где n – количество входов в искусственную нейронную сеть.

PN_A – сеть Петри моделирующая работу ассоциации (обеспечивается $\sum_{i=1}^n w_i * x_i * b_i$);

$$PN_A = \{PN_{A_i}\}_{i=1}^G, \quad (9)$$

где G – количество нейронов в слое.

P_R – позиции сохраняющие реакцию персептрона (множество выходных позиций модели искусственной нейронной сети);

$$P_R = \{P_{R_i}\}_{i=1}^G, \quad (10)$$

P_W – позиция, хранящая значение весового коэффициента;

$$P_W = \{P_{W_i}\}_{i=1}^Q, \quad (11)$$

где Q – количество соединений типа W в искусственной нейронной сети.

P_B – позиция, хранящая значение весового коэффициента соединения корректирующего нейрона и PN_A ;

$$P_B = \{P_{B_i}\}_{i=1}^D, \quad (12)$$

где D – количество соединений корректирующего нейрона слоя с PN_A .

PN_{contr} – сеть Петри, обеспечивающая очередность срабатывания слоев модели искусственной нейронной сети;

M_0 – начальная маркировка сети;

L – дуги, обеспечивающие соединение компонентов в единую сеть;

T – переходы, обеспечивающие соединение компонентов в единую сеть;

P_{out} – выходные позиции.

$$P_{out} = \{P_{out_i}\}_{i=1}^e, \quad (12)$$

где e – количество нейронов в выходном слое искусственной нейронной сети.

Сеть Петри принято отображать в виде позиций P , переходов T , дуг L и начальной маркировки M_0 :

$$PN = \langle P, T, L, M_0 \rangle, \quad (13)$$

Тогда

$$PN_{cont} = \langle P_{cont}, T_{cont}, L_{cont}, M_{0cont} \rangle \quad (14)$$

В соответствии формулу (7) можно представить в следующем виде:

$$PN_{NS} = \langle \{P_{S_i}\}_{i=1}^n, \{PN_{A_i}\}_{i=1}^G, \{P_{R_i}\}_{i=1}^G, \{P_{W_i}\}_{i=1}^Q, \{P_{B_i}\}_{i=1}^D, \langle P_{cont}, T_{cont}, L_{cont}, M_{0cont} \rangle, M_0, L, T \rangle \quad (15)$$

На Рисунке 2 показан пример искусственной нейронной сети прямого распределения, модель которой требуется построить с использованием математического аппарата теории сетей Петри.

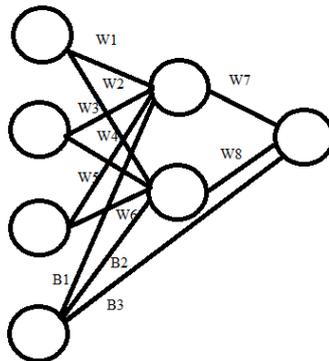


Рисунок 2 – Пример искусственной нейронной сети
 Figure 2 – An example of an artificial neural network

На основе представления (15) и Рисунка 2 модель искусственной нейронной сети можно представить в следующем виде (см. Рисунок 3)

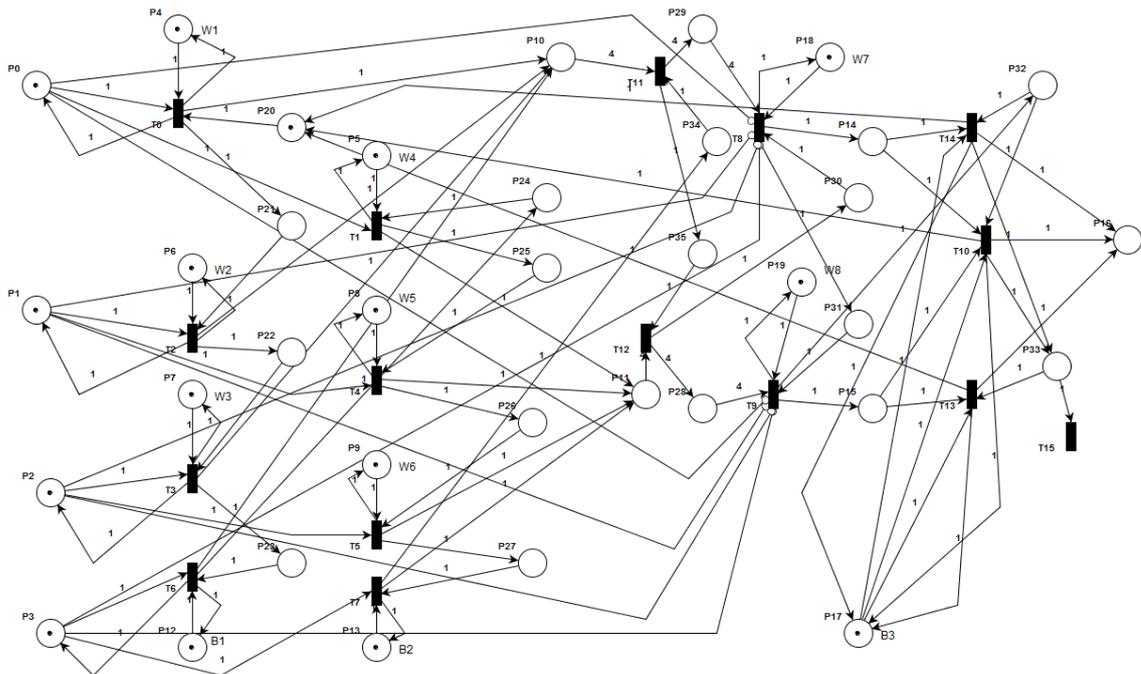


Рисунок 3 – Пример модель искусственной нейронной сети на основе сетей Петри
 Figure 3 – Example model of an artificial neural network based on Petri nets

В соответствии с (15):

$P_s = \{P_0, P_1, P_2, P_3\}$ (P_3 – нейрон коррекции);

$P_R = \{P_{10}, P_{11}\}$;

$P_W = \{P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9, P_{18}, P_{19}\}$;

$P_B = \{P_{12}, P_{13}, P_{17}\}$;

$P_{out} = \{P_{16}\}$;

$PN_{cont} = \langle \{P_{20}, P_{21}, P_{22}, P_{23}, P_{24}, P_{25}, P_{26}, P_{27}, P_{31}, P_{32}, P_{33}, P_{34}, P_{35}\}, \{T_0, T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8, T_9, T_{10}, T_{11}, T_{12}, T_{13}, T_{14}, T_{15}\}, \{L_{ing}, L_f\}, M_{0,P_{cont}} \rangle$;

Таким образом модель искусственной нейронной сети на основе математического аппарата теории сетей Петри полностью соответствует модели, представленной на Рисунке 2.

Для управления генетическим алгоритмом требуется разработать модель искусственной нейронной сети с использованием предложенного подхода. С этой целью в работе [2] была проведена адаптация генетического алгоритма (см. Рисунок 4). В предложенной модели были выделены выходы, с которыми происходит соединение двух моделей (генетического алгоритма и нейронной сети).

В предложенной модели выделены позиции: P_{sel} , P_{cross} , P_{mut} , P_{red} , которые соединяются с соответствующими выходами модели искусственной нейронной сети, наличие меток в данных позициях активирует переход с заданным параметром функционирования оператора генетического алгоритма.

Для решения задачи повышения быстродействия и количества найденных решений в интеллектуальной системе структурно-параметрического синтеза, требуется разработать модель искусственной нейронной сети на основе математического аппарата сетей Петри, которая обеспечит распознавание состояния популяции и в случае необходимости осуществит изменение параметров функционирования операторов.

В качестве примера рассмотрим популяцию в 250 особей. Модель полно связанной нейронной сети будет состоять:

- 251 нейрон входного слоя (250 нейронов для входных данных и один нейрон коррекции);
- 250 нейронов первого скрытого слоя;
- 100 нейронов второго скрытого слоя;
- 5 нейронов выходного слоя (затухание, наметилось затухание, сходимость, наметилась сходимость, невмешательство).

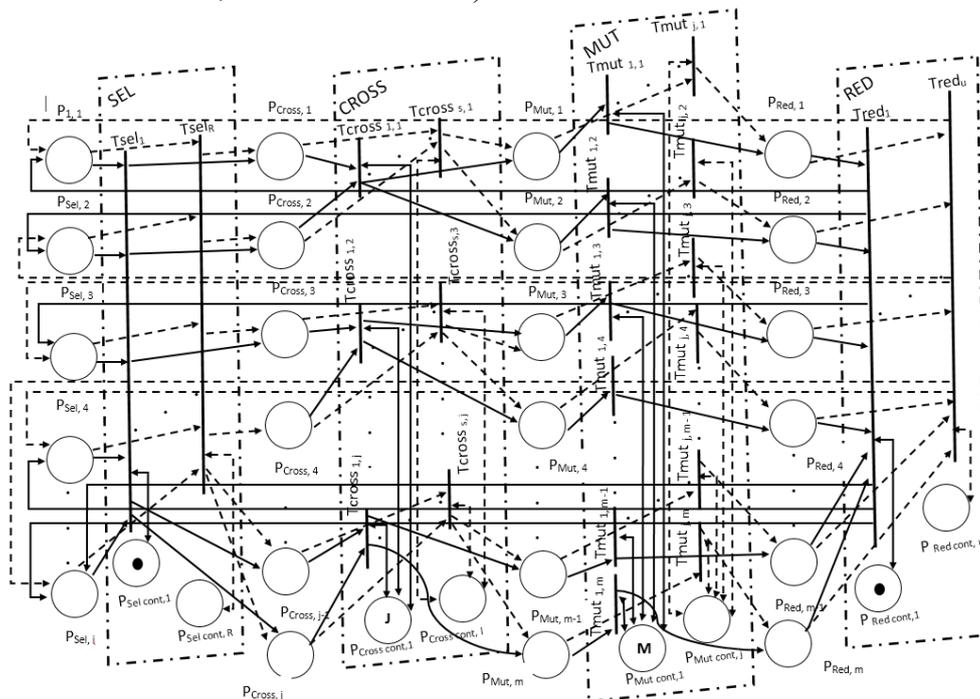


Рисунок 4 – Адаптация генетического алгоритма к решению задачи структурно-параметрического синтеза и управления процедурой поиска с использованием модели искусственной нейронной сети

Figure 4 – Adaptation of the genetic algorithm to solving the problem of structural-parametric synthesis and control of the search procedure using an artificial neural network model

Обучение нейронной сети будем проводить с использованием метода обратного распространения ошибки. В качестве функции активации используется $f(x) = \tanh(x)$.

В качестве входных данных будет использоваться значение функции приспособленности каждой особи популяции:

$$In = \{F_{fit_i}\}_{i=1}^{250}$$

При программной реализации воспользуемся языком программирования Python и модулей Numba и PyCUDA.

Для обучения использовались данные, полученные в результате вычислительного эксперимента на поиск конфигурации элемента памяти:

- элементная база на основе RS, D и T триггеров (модели которых выполнены с применением математического аппарата сетей Петри) [5];
- размерность конфигурации моделируемого устройства – 26X10;
- характеристика межкомпонентных связей – статические;
- заданный входной вектор – 1010 0101 0101 0101 0101 0101 0101 0010 1010 1010 1010 1010 1001;
- заданный выходной вектор (эталонный вектор, в который должно обрабатывать синтезируемое устройство заданный входной вектор) – 1000 1101 1001 0101 0001 1001 1111 1110 1010 1010 0000 1111 1001;
- значение функции приспособленности вычисляется по расстоянию Хэмминга между эталонным вектором и выходным вектором, полученным после запуска синтезированных моделей [5, 6];
- количество данных – 100 вариантов на каждый вариант состояния популяции;
- количество популяций, которое требуется обработать для синтеза решений – 200.

Пример данных, которые использовались для обучения нейронной сети в графическом представлении, показан на Рисунке 5.

В результате обучения были получены значения весовых коэффициентов синапсов, которые использовались при моделировании искусственной нейронной сети с использованием теории сетей Петри.

На основе предложенного в работе подхода было проведено объединение двух моделей (генетического алгоритма и нейронной сети), и проведены два вычислительных эксперимента:

1. оценка количества найденных решений (оценка количества найденных решений проводилась при обработке 200 поколений популяции с применением GPGPU + CPU, а также только с использованием CPU) (см. Таблица 3);
2. по оценке повышения быстродействия (оценка времени, которое потребуется на синтез первого решения, удовлетворяющего критериям поиска GPGPU + CPU, а также только с использованием CPU, тайминг ожидания 3000 с.) (см. Таблица 4).

Для проведения вычислительного эксперимента использовался Lenovo IdeaPad L340 Gaming; процессор Intel Core i5-9300H @ 2,4 GHz; ОЗУ 8 Gb; SSD 512 Gb; видеокарта Nvidia GEFORCE GTX 1650 4 GB. Начальная настройка операторов генетического алгоритма:

- оператор селекции – турнирный отбор;
- оператор скрещивания – одноточечный;
- оператор мутации – многоточечный (вероятность мутации 0,3);
- оператор редукции – в популяции остается 50 % особей с лучшим значением функции приспособленности.

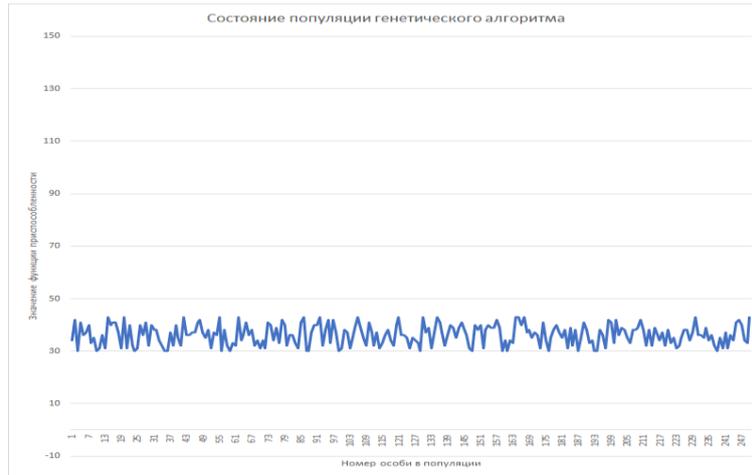


Рисунок 5 – Пример входных данных для обучения искусственной нейронной сети
Figure 5 – An example of input data for training an artificial neural network

Обсуждение

Исходя из результатов вычислительных экспериментов можно сказать, что применение искусственных нейронных сетей в качестве управляющей надстройки над генетическим алгоритмом позволяет повысить количество синтезируемых решений.

Применение в программной реализации технологии GPGPU практически нивелирует время, которое требуется искусственной нейронной сети для принятия решений и корректировке параметров функционирования операторов генетического алгоритма.

Таблица 3 – Вычислительный эксперимент 1
Table 3 – Computational experiment 1

№	Intel Core i5-9300H @ 2,4 GHz				Intel Core i5-9300H GB @ 2,4 GHz + Nvidia GEFORCE GTX 1650 4GB			
	Фиксированные межкомпонентные связи без ИНС		Фиксированные межкомпонентные связи с ИНС		Фиксированные межкомпонентные связи без ИНС		Фиксированные межкомпонентные связи с ИНС	
	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.
1.	168,4	0	178,4	1	63,13	1	76,13	1
2.	174,1	0	183,1	1	62,03	0	76,03	2
3.	165,8	1	172,8	2	62,27	1	73,27	1
4.	163,2	0	173,2	1	57,40	1	64,4	1
5.	180,3	0	191,3	0	63,10	0	75,1	1
6.	190,8	1	198,8	1	69,60	0	86,6	1
7.	220,4	1	236,4	1	77,47	0	88,47	2
8.	160,3	0	177,3	1	60,43	2	68,43	0
9.	176,9	0	183,9	2	65,97	1	81,97	1
10.	194	0	207	0	67,67	0	78,67	0
11.	178,5	0	186,5	1	63,50	0	79,5	0
12.	194,4	0	201,4	1	67,80	0	76,8	1

13.	186,4	0	198,4	0	65,13	1	74,13	1
14.	177,5	0	185,5	1	63,17	1	74,17	1
15.	188,2	0	201,2	0	67,73	0	76,73	1
16.	200,3	0	214,3	0	70,77	0	87,77	2
17.	190,2	2	208,2	1	69,40	0	80,4	1
18.	160,4	0	178,4	0	56,47	0	63,47	0
19.	195,3	0	205,3	1	70,10	1	84,1	2
20.	194	0	207	1	68,67	1	83,67	1
21.	176,3	0	192,3	0	61,77	1	74,77	0
22.	172,9	0	187,9	0	64,63	0	81,63	0
23.	167,4	1	183,4	0	59,80	1	69,8	0
24.	178,7	0	186,7	0	64,57	0	77,57	2
25.	194,3	0	208,3	2	71,77	0	80,77	1
26.	183,5	0	193,5	0	64,17	0	78,17	1
27.	220,2	1	232,2	1	80,40	0	90,4	0
28.	186,7	0	198,7	0	69,23	1	86,23	1
29.	197,1	0	213,1	1	72,70	1	87,7	1
30.	170	0	177	0	63,67	0	78,67	2
Сред нее	183,55	0,23	195,4	0,66	66,38	0,46	78,5	0,93

Заключение

Синергия нейросетевого подхода и генетических алгоритмов является перспективным направлением в области создания искусственного интеллекта. Для корректной работы двух эволюционных процедур целесообразно использовать один математический аппарат, в данной работе было предложено объединить два подхода с использованием математического аппарата теории сетей Петри.

Таблица 4 – вычислительный эксперимент 2
Table 4 – Computational Experiment 2

№	Intel Core i5-9300H @ 2,4 GHz				Intel Core i5-9300H GB @ 2,4 GHz + Nvidia GEFORCE GTX 1650 4GB			
	Фиксированные межкомпонентные связи без ИНС		Фиксированные межкомпонентны е связи с ИНС		Фиксированные межкомпонентные связи без ИНС		Фиксированные межкомпонентные связи с ИНС	
	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.
1.	208	1	299	1	149	1	181	1
2.	152	1	234	1	119	1	3000	0
3.	224	1	153	1	178	1	222	1
4.	141	1	1030	2	114	1	147	1
5.	122	1	154	1	115	1	144	1
6.	3000	0	136	1	1239	1	690	1
7.	91	1	86	1	3000	0	174	2

8.	108	2	108	1	84	1	127	1
9.	145	1	191	2	129	2	178	1
10.	118	1	162	1	64	1	115	1
11.	141	1	1678	1	100	1	329	1
12.	107	1	68	1	74	1	97	1
13.	141	1	104	1	114	1	131	1
14.	3000	0	93	1	342	1	367	3
15.	3000	0	142	1	3000	0	243	1
16.	152	1	70	1	113	1	161	2
17.	163	1	745	1	123	1	172	1
18.	3000	0	3000	0	1280	1	1302	1
19.	3000	0	890	1	170	1	207	2
20.	171	1	193	1	107	1	118	1
21.	142	1	1734	1	85	1	91	1
22.	222	1	149	1	198	1	120	1
23.	3000	0	111	1	457	1	385	1
24.	130	1	203	1	124	1	149	2
25.	159	1	114	2	140	1	156	1
26.	101	1	1190	1	253	1	303	1
27.	2543	1	145	1	108	1	1110	1
28.	3000	0	110	1	230	1	273	1
29.	176	1	125	1	155	1	195	1
30.	174	1	93	1	148	1	156	2
Сред нее	814,3	0,8	514,01	1,06	417,06	0,96	386,1	1,2

Стоит отметить, что выбранные для решения задачи структурно-параметрического синтеза эволюционные методы обладают свойством параллелизма, как и предложенный математический инструментарий сетей Петри. Эта особенность позволяет применить технологию параллельный вычислений GPGPU. В рамках дальнейшего исследования является актуальным провести вычислительный эксперимент, который позволит оценить не только полное нахождение решений, но и количество особей, которые приближены к искомому результату, а также усложнить задачу, используя более сложные модели компонентов (за счет количества параметров функционирования, количества входов и выходов) синтезируемой системы и динамическую межкомпонентную шину, при которой связи между элементами могут изменяться во время работы моделируемой системы.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 18-07-00634-А.

ЛИТЕРАТУРА

1. Орлов А.Н., Курейчик В.В., Глущенко А.Е. Комбинированный генетический алгоритм решения задачи раскроя. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2016;6(179):5-13.
2. Петросов Д.А. Математическая модель формирования конфигурации

- вычислительной техники на основе триггеров. *Вестник Ижевского государственного технического университета*. 2009;3:139-143.
3. Манжула В.Г., Федяшов Д.С. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных. *Фундаментальные исследования*. 2011;4:108-114.
 4. Хайкин С. Нейронные сети полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. М.: Издательский дом "Вильямс". 2006:1104.
 5. Петросов Д.А., Игнатенко В.А. Применение информационных сетей Петри для моделирования нейронной сети в задаче управления адаптированным генетическим алгоритмом при решении задач структурно-параметрического синтеза дискретных систем. *Успехи современной науки и образования*. 2016;5(12):138-141.
 6. Петросов Д.А. Адаптация генетического алгоритма при моделировании вычислительной техники с изменяющейся структурой и набором компонентов на основе сетей Петри. *Вопросы современной науки и практики. Университет им. В.И. Вернадского*. 2009;6(20):151-160.

REFERENCES

1. Orlov A.N., Kurejchik V.V., Glushchenko A.E. Kombinirovannyj geneticheskij algoritm resheniya zadachi raskroya. *Izvestiya YUFU. Tekhnicheskie nauki*. 2016;6(179):5-13.
2. Petrosov D.A. Matematicheskaya model' formirovaniya konfiguracii vychislitel'noj tekhniki na osnove triggerov. *Vestnik Izhevskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*. 2009;3:139-143.
3. Manzhula V.G., Fedyashov D.S. Nejrornyie seti Kohonena i nechetkie nejronnye seti v intellektual'nom analize dannyh. *Fundamental'nye issledovaniya*. 2011;4:108-114.
4. Hajkin S. Nejrornyie seti polnyj kurs, 2-e izdanie: Per. s angl. M.: Izdatel'skij dom "Vil'yams". 2006:1104..
5. Petrosov D.A., Ignatenko V.A. Primenenie informacionnyh setej Petri dlya modelirovaniya nejronnoj seti v zadache upravleniya adaptirovannym geneticheskim algoritmom pri reshenii zadach strukturno-parametricheskogo sinteza diskretnyh system. *Uspexi sovremennoj nauki i obrazovaniya*. 2016;5(12):138-141.
6. Petrosov D.A. Adaptaciya geneticheskogo algoritma pri modelirovanii vychislitel'noj tekhniki s izmenyayushchejsya strukturoj i naborom komponentov na osnove setej Petri. *Voprosy sovremennoj nauki i praktiki. Universitet im. V.I. Vernadskogo*. 2009;6(20):151-160.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

Петросов Давид Арегович, к. т. н., доцент, доцент департамента анализа данных и машинного обучения, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация.
email: scorpions2002@mail.ru

David A. Petrosov, Ph.D., Associate Professor, Associate Professor of the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

Зеленина Анна Николаевна, к. т. н., доцент, Воронежский институт высоких технологий, Воронеж, Российская Федерация.
email: snakeans@gmail.com

Anna N. Zelenina. Ph.D., Associate Professor, Voronezh Institute of High Technologies, Voronezh, Russian Federation.