

Вестник Череповецкого государственного университета. 2024. № 3 (120). С. 19–33.
Cherepovets State University Bulletin, 2024, no. 3 (120), pp. 19–33.

Научная статья
УДК 004.896
<https://doi.org/10.23859/1994-0637-2024-3-120-2>
EDN: VXXHAL

Использование нейро-нечетких сетей Петри в моделировании различных производственных процессов

Вячеслав Алексеевич Горбунов¹, Диана Юрьевна Крюкова²,
Алексей Александрович Суконщиков^{3✉},

^{1,3}Вологодский государственный университет

²Вологодский институт права и экономики ФСИН Вологда, Россия

¹avt@vogu35.ru, <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>

²magnyi@list.ru

^{3✉}avt@vogu35.ru, <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>

Аннотация. В статье рассматривается задача разработки нейро-нечеткого расширения сети Петри. Нейро-нечеткие сети Петри представляют собой эволюцию классических сетей Петри, внедряя элементы нечеткой логики и искусственных нейронных сетей. Они способны моделировать неопределенность и динамику систем, что делает их особенно подходящими для описания производственных процессов, где множество факторов может влиять на результат.

Ключевые слова: нейронные сети Петри, нечеткие сети Петри, цветные сети Петри, робототехника, автоматизация производственных процессов

Для цитирования: Горбунов В. А., Крюкова Д. Ю., Суконщиков А. А. Использование нейро-нечетких сетей Петри в моделировании различных производственных процессов // Вестник Череповецкого государственного университета. 2024. № 3 (120). С. 19–33. <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2024-3-120-2>; EDN: VXXHAL

The use of neuro-fuzzy Petri networks in modeling different production processes

Vyacheslav A. Gorbunov¹, Diana Yu. Kryukova², Aleksey A. Sukonshchikov^{3✉},

^{1,3}Vologda State University

²Vologda Institute of the Federal Penitentiary Service of Russia

Vologda, Russia

¹avt@vogu35.ru, <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>

²magnyi@list.ru

^{3✉}avt@vogu35.ru, <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>

Abstract. The paper addresses the challenge of developing a neuro-fuzzy expansion of the Petri network. Petri's neuro-fuzzy networks represent the evolution of classical Petri networks by introducing elements of fuzzy logic and artificial neural networks. They are able to model the uncertainty and dynamics of systems, making them particularly suitable for describing production processes where many factors can influence the outcome.

Keywords: Petri neural networks, fuzzy Petri networks, color Petri networks, robotics, automation of production processes

For citation: Gorbunov V. A., Kryukova D. Yu., Sukonshchikov A. A. The use of neuro-fuzzy Petri networks in modeling different production processes. *Cherepovets State University Bulletin*, 2024, no. 3 (120), pp. 19–33 (In Russ.). <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2024-3-120-1>; EDN: VXXHAL

Введение

В настоящее время эффективным средством моделирования и исследования сложных систем, например различных технологических процессов, управления робототехническими системами и беспилотными машинами, являются искусственные нейронные сети (ИНС), сети Петри и их расширения. Динамические процессы в реальных системах определяются многофункциональными параметрами различных характеристик и «зашумленными» текущими данными процессов. Моделирование таких процессов на основе существующих классических математических подходов вызывает трудности с построением адекватных моделей процессов.

Для эффективного построения моделей производственных и робототехнических процессов необходимо применять современные математические аппараты. Особенностью современных математических аппаратов является использование метода конвергенции, когда один аппарат состоит из комбинации функций двух или более методов. Нейро-нечеткие сети Петри (ННСП) позволяют применить уникальный подход к моделированию систем, объединяя в себе преимущества нейронных сетей и нечеткой логики.

Внедрение нейро-нечетких сетей (ННС) в системы с распределенной архитектурой представляет собой интригующее направление, нацеленное на оптимизацию распределения вычислительных ресурсов и обработку информации. Ниже перечислены ключевые аспекты реализации нейро-нечетких сетей в распределенных системах.

1. **Архитектура распределенной системы.** Начальным шагом в реализации является выбор архитектуры для распределенной системы. Это может включать использование вычислительных узлов, размещенных на различных серверах или устройствах, взаимодействующих между собой. Выбор оптимальной структуры зависит от уникальных требований конкретного промышленного процесса.

2. **Взаимодействие между узлами.** Эффективное общение между узлами является ключевым элементом. Применение протоколов передачи данных, таких как Message Passing Interface (MPI) или аналогичных средств, обеспечивает эффективное взаимодействие между узлами распределенной системы.

3. **Распределенное обучение и обновление моделей.** Для поддержки распределенных вычислений необходимы механизмы для распределенного обучения нейро-нечетких сетей. Это включает в себя эффективное распределение данных обучения между узлами и обновление весов моделей. Технологии, такие как TensorFlow или PyTorch, предоставляют инструменты для реализации распределенного обучения нейросетей.

4. **Управление и согласование.** Эффективное управление и координация между узлами играют важную роль. Механизмы синхронизации обновлений моделей, обмена данными и контроля за процессами могут быть встроены в распределенную архитектуру.

5. **Масштабируемость.** Распределенные системы должны быть масштабируемыми для обработки различных объемов данных и сложности моделей. Эффективное управление нагрузкой и оптимальное использование ресурсов являются ключевыми аспектами обеспечения масштабируемости.

6. **Безопасность.** Реализация должна учитывать вопросы безопасности в контексте распределенных систем. Это включает в себя защиту данных, безопасную передачу информации и управление доступом, что может потребовать применения дополнительных мер безопасности.

Апробация нейро-нечетких сетей в распределенных системах требует внимательного проектирования и интеграции, учитывая особенности конкретного промышленного контекста. Распределенные вычисления обеспечивают эффективное использование ресурсов и высокую производительность для обработки сложных промышленных процессов.

Основная часть

Нейронная сеть Петри определяется следующим набором¹:

$$RT = (P, T, Y, R, I, q, d, d_1, g, V),$$

где P – конечное множество позиций; T – конечное множество переходов; Y – отношение, множество входных и выходных дуг, $Y \subseteq (P \times T \cup T \times P)$; R – конечное множество стартовых позиций (для определения начальной маркировки модели); I – конечное непустое множество финальных позиций (для определения конечной маркировки); q – вещественная величина, соответствующая времени жизни метки в позиции (определяет потенциал в текущий момент времени для конкретной позиции); d – целочисленная величина, равная минимальному числу меток, необходимому для активизации перехода; d_1 – целочисленная величина, равная минимальному числу меток, необходимому для активизации нейронного перехода; g – функция для определения суммарного потенциала меток в каждой позиции в определенный момент времени; V – множество цветов меток; для нейронной сети в основном используются

¹ Суконщиков А. А., Андрианов И. А., Дианов С. В., Кочкин Д. В., Швецов А. Н. Модели и методы построения нейро-нечетких интеллектуальных агентов в Информационно-телекоммуникационных системах. Курск: Университетская книга, 2021. 152 с.; Sukonschikov A. A., Shvetsov A. N., Andrianov I. A., Kochkin D. V., Sorokin S. A. Development of a forecasting agent based on a fuzzy neural petri net for predicting abnormal situations in automation systems // Proceedings of the III International Conference on advanced technologies in Material Science, Mechanical and Automation Engineering – III – 2021 (April, 29–30, 2021, Krasnoyarsk, Russia). Melville; New York: AIP Publishing, 2021. P. 50025.

два типа меток, которые представляют постсинаптический потенциал: положительный потенциал цвет a , отрицательный b^1 .

Каждой метке в структуре сети приписывается потенциал q , также истолковываемый как «время жизни метки». Когда метка появляется в определенной позиции, ей присваивается потенциал q , который уменьшается на единицу после каждого шага модельного времени, подчеркивая ослабление после начального стимулирования нейрона.

Цвет метки зависит от цвета выходной дуги перехода, по которой она перемещается в выходную позицию. Тело нейрона соответствует позиции, поэтому множество позиций P соответствует множеству нейронов. У каждого нейрона есть свой мембранный потенциал, представленный переходом в нейронной системе.

Каждый переход, связанный с нейронной позицией, имеет одну входную позицию и множество выходных позиций, в то время как нейронный переход может иметь множество входных позиций и только одну выходную позицию. Выходные дуги, соединяющие переходы с выходными позициями, представляют аксоны нейрона входной позиции перехода. Цвет выходной дуги указывает на передачу возбуждающего или тормозящего потенциала (положительного – цвет a или отрицательного – цвет b) в выходную позицию.

Для активации перехода необходимо достигнуть определенного уровня потенциала входной позиции. После срабатывания перехода в каждой его выходной позиции формируется метка, обладающая потенциалом, соответствующим цвету выходной дуги перехода. В ходе функционирования нейроподобной сети рассчитывается общий потенциал g для каждой нейронной позиции и нейронного перехода. Например, при $n_1 = 4$ функция g вычисляется следующим образом (2):

$$g(p_i) = (U(t) + 0,75 \cdot U(t-1) + 0,5 \cdot U(t-2) + 0,25 \cdot U(t-3) - \\ - (H(t) + 0,75 \cdot H(t-1) + 0,5 \cdot H(t-2) + 0,25 \cdot H(t-3)),$$

где $U(t)$ – число меток цвета a в позиции p_i (во всех входных позициях нейроперехода) в момент времени t_i ; $H(t)$ – число меток цвета b в позиции p_i (во всех входных позициях нейроперехода) в момент времени t_i .

Переход t может сработать при условии, если $g(p_i) \geq n$, где p_i – его входная позиция (входные позиции для нейроперехода). Переход срабатывает немедленно, как только выполняется указанное выше неравенство, поэтому в выражении для $g(p_i)$ учитываются потенциалы только «ранних меток», т. е. только тех меток, которые пришли до последнего момента времени.

Только те метки, потенциалы которых учтены в функции $g(p_i)$, удаляются из позиции p_i . Остальные метки остаются в позиции p_i до тех пор, пока их потенциал не

¹ Суконщиков А. А., Крюкова Д. Ю. Системы поддержки принятия решений на базе аппарата сетей Петри // Информационные технологии в проектировании и производстве. 2008. № 3. С. 45–49.

станет равным нулю, либо до следующего срабатывания перехода, когда в его входную позицию поступят новые метки.

Для реализации нового математического аппарата сетей Петри производим конвергенцию двух видов сетей Петри: нейронной СП и нечеткой СП типа Cf , которая представляется следующим образом: $Cf = (N, f, \lambda_{\min}, \lambda_{\max}, m_0)$, где $N = (P, T, I, O)$ – структура НСП, которая аналогична структуре ординарных СП и для которой $I : P \times T \rightarrow \{0, 1\}$ и $O : T \times P \rightarrow \{0, 1\}$ – входная и выходная функции переходов соответственно; $f = (f_1, f_2, \dots, f_n)$ – вектор значений функции принадлежности нечеткого срабатывания переходов, при этом $f_j \in [0, 1] (\forall j \in \{1, 2, \dots, u\})$; $\lambda_{\min} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ – вектор минимальных значений порогов срабатывания переходов, при этом $\lambda_{\min i} = [0, 1] (\forall i \in \{1, 2, \dots, u\})$; $m_0 = (m_1^0, m_2^0, \dots, m_n^0)$ – вектор начальной маркировки, каждая компонента которого определяется значением функции принадлежности нечеткого наличия одного маркера в соответствующей позиции данной ННСП¹, при этом $m_i^0 \in [0, 1] (\forall i \in \{1, 2, \dots, u\})$.

Нейро-нечеткие сети Петри позволяют учитывать неопределенность в данных, что часто присуще производственным процессам из-за различных факторов, таких как изменения в сырье, технические сбои, требования законодательства или внешние воздействия.

При этом правило определения активности перехода принимает следующий вид:

$$\min_{(i \in \{1, 2, \dots, n\}) \wedge (I(p_i, t_k) > 0)} \{m_i\} \geq \lambda_{\min k}.$$

Полученный математический аппарат ННСП позволяет учесть текущую функцию принадлежности метки. В условии срабатывания перехода после нейронной позиции будет учитываться не только количество меток положительного потенциала, но и значение функции принадлежности в данной позиции, которое должно быть больше минимального значения порога срабатывания для перехода.

Рассмотрим функционирование предложенного математического аппарата на примере некоторого производственного процесса, который предназначен для определения того, какой поток в данный момент времени имеет преимущество над другим. Для реализации схемы используем авторскую программу «Универсальная программа моделирования на базе расширений сети Петри²».

¹ Суконщиков А. А., Коппалина А. А. Применение аппарата сетей Петри со свойствами нейронных сетей для построения СППР // Вестник Вологодского государственного университета. Серия: Технические науки. 2021. № 1 (11). С. 39–41.

² Суконщиков А. А. Универсальная программа моделирования на базе расширений сети Петри. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2019663700, 22.10.2019. Заявка № 2019662577 от 11.10.2019.

Схема содержит в себе два генератора меток: генератор положительных меток P1-T2-P2 и генератор отрицательных меток P4-T4-P3. Генераторы посылают метки через определенное время, которое зависит от параметра задержки и дисперсии (вариации задержки), которая задается в позициях P1 и P4. Обработка потоков производится в позиции P5. Позиция P5 является нейронной позицией (см. рис. 1).

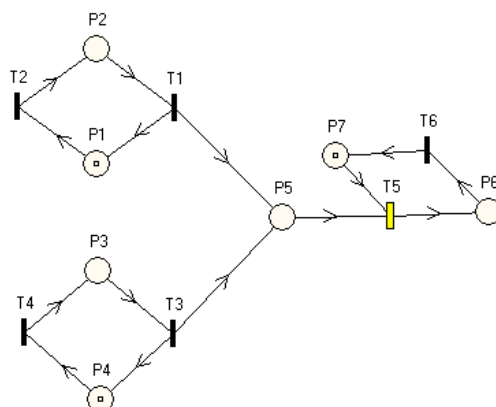


Рис. 1. Схема обработки двух видов потоков

Для того чтобы переход T5 сработал, в позиции P5 должно находиться определенное количество меток, равное пороговому значению (активационная функция) перехода, значение четкого потенциала должно быть больше порогового значения, значение нечеткого потенциала должно превысить значение потенциала, установленного на переходе T5. Выполнение этих условий зависит от приходящих меток с генераторов в позицию P5. Если все условия выполнены и переход T5 сработал, то можно сделать вывод о том, что поток положительных (возбуждающих) меток преобладает над потоком отрицательных (тормозящих) меток.

Рассмотрим параметры модели обработки двух видов потоков (см. рис. 2). Как уже было сказано, на схеме присутствуют два генератора положительных и отрицательных меток. На рис. 2 приведены параметры позиций P1 и P4 соответственно (данные позиции являются ключевыми звеньями генераторов), параметры позиции P5 (нейронная позиция), заданные условия срабатывания перехода T5 и другие параметры модели.

Рассмотрим состояние системы после нескольких шагов моделирования. На рис. 3 представлена таблица «Движение меток в сети», в которой хорошо просматривается, в какой момент времени позиции посылают или принимают метки, накапливают метки. На рис. 4 изображена статистика по позициям и переходам, на рис. 5 представлены таблицы, которые содержат в себе информацию о потенциалах позиций схемы.

Tables

Файл Справка

Число позиций: 7 Число переходов: 6

Начать моделирование

Вектор максимальных емкостей позиций

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
1	1	1	1	10	1	10

Вектор временных задержек маркера в позициях

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
180	180	180	380	180	180	180

Вектор начальной маркировки позиций

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
1	0	0	1	0	0	1

Вектор временных задержек восстановления переходов

T1	T2	T3	T4	T5	T6
180	180	180	180	180	180

Вектор приоритетов переходов

T1	T2	T3	T4	T5	T6
1	1	1	1	1	1

Пороговое значение перехода

T1	T2	T3	T4	T5	T6
1	1	1	1	3	1

Минимальное количество меток, необходимое для срабатывания перехода

Обновить

Коэффициенты накопления для позиций

	K1	K2	K3
P4	1	0	
P5	1	0,666666	0,333333
P6	1	0	

Значения меток в позиции

P1(изм)	0,96026301
P2	
P3	
P4(изм)	-0,14171700

Матрица инцидентности

P1	T1	T2	T3	T4	T5	T6
P2	+1	-1				
P3	-1	+1				
P4			-1	+1		
P5			+1	-1		
P6	+1		+1		-1	
P7					+1	-1
P7					-1	+1

Значение потенциала, необходимое для срабатывания перехода

T1	T2	T3	T4	T5	T6
0	0	0	0	0,5	0

Рис. 2. Параметры схемы обработки двух видов потоков

Движение меток в сети							
Время	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
0	1:0	0:0	0:0	1:0	0:0	0:0	1:0
0	0:0	0:1	0:1	0:0	0:0	0:0	1:0
1	0:1	0:0	0:0	0:1	0:2	0:0	1:0
2	0:0	0:1	0:0	0:1	2:0	0:0	1:0
3	0:1	0:0	0:0	0:1	2:1	0:0	1:0
4	0:0	0:1	0:1	0:0	3:0	0:0	1:0
5	0:1	0:0	0:0	0:1	3:2	0:0	1:0
6	0:0	0:1	0:0	0:1	5:0	0:0	1:0
7	0:1	0:0	0:0	0:1	5:1	0:0	1:0

Рис. 3. Движение меток в сети

Статистика по позициям							
17	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
Акт.	0	1	1	0	6	0	1
Пас.	0	0	0	0	0	0	0
Макс.	1	1	1	1	6	1	1
Всего	9	9	5	5	12	1	2
Загр.	0,470	0,530	0,290	0,710	0,880	0,059	0,340

Статистика по переходам						
17	T1	T2	T3	T4	T5	T6
Срабат.	8	9	4	5	1	1
Запрет.	1	0	1	0	0	0
Сон	8	9	4	5	1	1

Рис. 4. Статистика по позициям и переходам

Потенциал нейронной позиции					
	P1	P2	P3	P4	P5
0	0	0	0	0	6
Нечеткий потенциал нейронной позиции					
	P3	P4	P5	P6	P7
1	-0,14171700	0	0	0	1,09
2	0	0	-0,27780258	0	0,67
3	0	0	-0,27780258	0	0,67
4	0	-0,14069999	0,66197627	0	0,67
5	-0,14069999	0	0	0,67358201	0,67

Рис. 5. Потенциалы позиций схемы

На рис. 6 изображены графики количества меток в каждый момент времени, значение нечеткого потенциала. Также по данному рисунку можно сделать вывод, что в нейронной позиции P5 были выполнены условия по количеству положительных меток и по значению нечеткого потенциала, который больше порога срабатывания – для данного примера 0,5, – что означает выполнение условий срабатывания перехода T5 и то, что он сработал 3 раза.

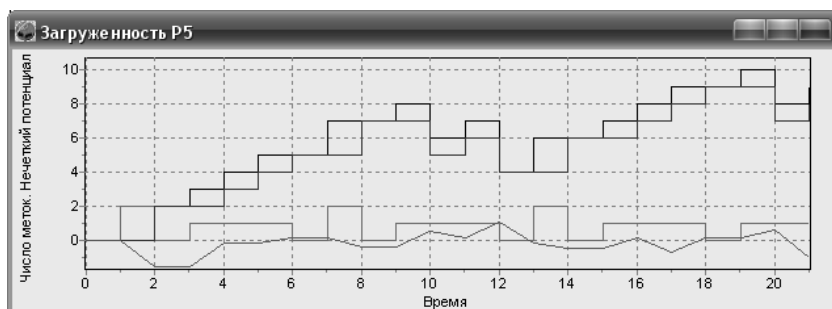


Рис. 6. Загруженность позиции P5

Для того чтобы полностью убедиться в правильности полученных результатов, приведем график загруженности позиции P6, которая является выходом схемы для обработки двух видов потоков (см. рис. 7). На рис. 7 хорошо видно, что в моменты времени 10, 12, 20 позиция P5 передавала метки, а позиция P6 принимала метки.

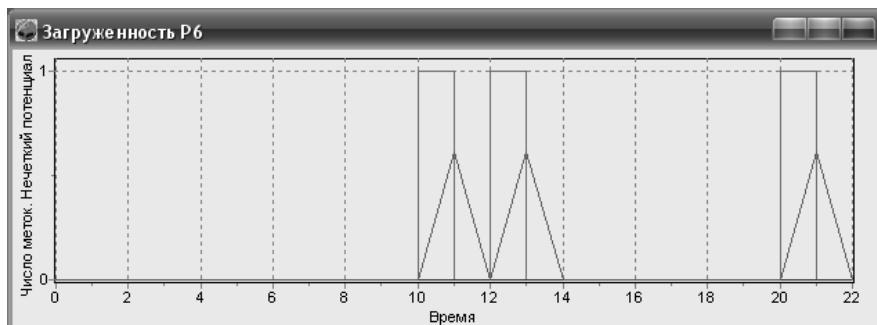


Рис. 7. Загруженность позиции Р6

Рассмотрим для примера другую модель, которая моделирует процессы с двумя параметрами: задержка и тип меток. Модель содержит в себе две позиции накопления – Р9 и Р10. На каждую из позиций приходят разные типы меток с генераторов. Генераторы Р2-Т2-Р1 и Р4-Т4-Р3 подают положительные и отрицательные метки соответственно на позицию Р9. Генераторы Р6-Т6-Р5 и Р8-Т8-Р7 подают сигналы на позицию Р10. Метки от генераторов передаются через разные отрезки времени, которые заданы с помощью параметров задержки и вариации задержки (см. рис. 8).

От того, с какой периодичностью генераторы подают метки на позиции Р9 и Р10, будет зависеть срабатывание перехода Т9.

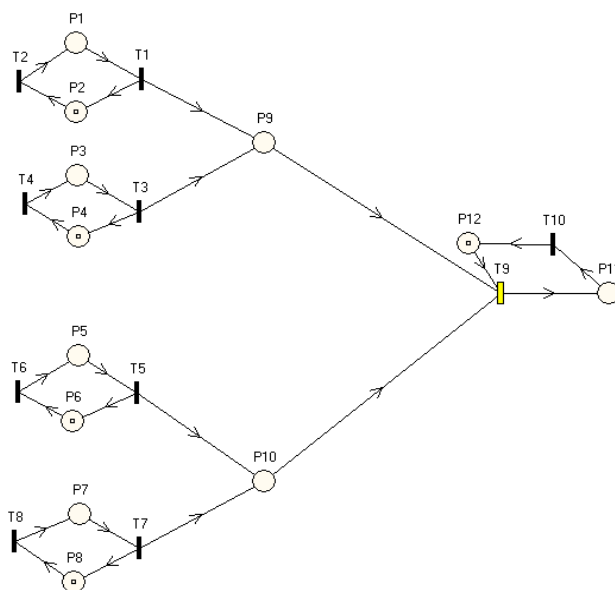


Рис. 8. Схема обработки двух параметров

На рис. 9 представлены значения параметров схемы обработки двух параметров. Данная схема содержит следующие элементы: четыре генератора: P2-T2-P1 и P6-T6-P5 – генераторы положительных меток; P4-T4-P3 и P8-T8-P7 – генераторы отрицательных меток; две позиции накопления P9 и P10 с временем жизни меток равным 4 и 5 соответственно; параметры задержек для генератора P4-T4-P3 – 10, для генератора P8-T8-P7 – 5, переход T9 с параметрами четкого и нечеткого потенциалов 3 и 3,6 соответственно.

Tables

Файл Справка

Число позиций: 13 Число переходов: 10

Начать моделирование ->

Вектор максимальных емкостей позиций

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8
1	1	1	1	1	1	1	1

Вектор временных задержек маркера в позициях

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8
1#0	1#0	1#0	10#0	1#0	1#0	1#0	5#0

Вектор начальной маркировки позиций

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8
0	1	0	1	0	1	0	1

Вектор временных задержек восстановления переходов

T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
1#0	1#0	1#0	1#0	1#0	1#0	1#0	1#0

Время жизни меток

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8
1	1	1	1	1	1	1	1

Минимальное количество меток, необходимое для срабатывания перехода

Обновить

Коэффициенты накопления для позиций

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8

Значения меток в позициях

P1	P2	P3	P4
P2(изм.)	0,371931995		
P3			
P4(изм.)	-0,91917198		

Матрица инцидентности

P1	T1	T2	T3	T4	T5	T6
P2	-1	+1				
P3	+1	-1				
P4			-1	+1		
P5			+1	-1		
P6					-1	+1
P7					+1	-1
P8						
P9						
P10	+1		+1			
P11					+1	
P12						

Вектор приоритетов переходов

T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
1	1	1	1	1	1	1	1

Пороговое значение перехода

T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
1	1	1	1	1	1	1	1

Значение потенциала, необходимое для срабатывания перехода

T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
0	0	0	0	0	0	0	0

Рис. 9. Параметры схемы обработки двух параметров

После нескольких шагов моделирования в созданной системе сложилась следующая ситуация. На рис. 10 представлена таблица «Движение меток в сети», которая иллюстрирует накопление меток позициями P9 и P10. На рис. 11 изображена статистика по позициям и переходам, из которой видим, что переход T9 сработал 2 раза. На рис. 12 представлены таблицы, которые содержат в себе информацию о потенциалах позиций модели. Из-за разницы задержек в генераторах позиции P9 и P10 накапливают метки с разной скоростью.

Движение меток в сети												
Время	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12
7	0:0	0:1	0:0	0:1	0:0	0:1	0:0	0:1	4:1	4:2	0:0	1:0
8	0:1	0:0	0:0	0:1	0:1	0:0	0:0	0:1	2:0	3:0	0:1	0:0
9	0:0	0:1	0:0	0:1	0:0	0:1	0:0	0:1	2:1	3:1	0:0	0:1
10	0:1	0:0	0:0	0:1	0:1	0:0	0:0	0:1	3:0	4:0	0:0	1:0
11	0:0	0:1	0:1	0:0	0:0	0:1	0:0	0:1	3:1	4:1	0:0	1:0
12	0:1	0:0	0:0	0:1	0:1	0:0	0:1	0:0	4:1	5:0	0:0	1:0
13	0:0	0:1	0:0	0:1	0:0	0:1	0:0	0:1	2:1	2:2	0:1	0:0
14	0:1	0:0	0:0	0:1	0:1	0:0	0:0	0:1	3:0	4:0	0:0	0:1

Рис. 10. Движение меток в сети

Статистика по позициям												
14	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12
Акт.	0	0	0	0	0	0	0	0	3	4	0	0
Пас.	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1
Макс.	1	1	1	1	1	1	1	1	6	7	1	1
Всего	8	8	2	3	8	8	3	4	9	10	2	3
Загр.	0,500	0,500	0,140	0,860	0,500	0,500	0,210	0,790	0,930	0,930	0,140	0,860

Статистика по переходам										
14	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
Срабат.	7	8	2	2	7	8	3	3	2	2
Запрет.	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Сон	7	8	2	2	7	8	3	3	2	2

Рис. 11. Статистика по переходам и позициям

Потенциал нейронной позиции					
	P1	P2	P3	P4	P5
0	0	0	0	0	4
Нечеткий потенциал нейронной позиции					
	P3	P4	P5	P6	P7
6	0	0	0	0,378814995	0
7	0	0	0,378814995	0	-0,96
8	0	0	0	0,498726993	0
9	0	0	0,498726993	0	0
10	0	0	0	0,110188996	0

Рис. 12. Четкий и нечеткий потенциалы позиций схемы

Четкий потенциал показывает основное направление движения меток в сети, а нечеткий – возможность случайных «выбросов» меток из позиций и дополнительных вариаций срабатывания переходов при прибавлении меток положительного потока.

На рис. 13 приведен график загрузки позиции Р9, на рис. 14 – Р10. Из данных рисунков видно, что каждая из позиций передала по три метки в моменты времени 8, 13, 18. Позиции передавали метки одновременно, но их характеристики в эти моменты отличались друг от друга, т. е. делаем вывод о том, что переход Т9 не срабатывал до тех пор, пока каждая позиция не накопила нужное количество меток, чтобы выполнились условия срабатывания. Накопление меток позициями зависело от значения задержек и их вариации в генераторах меток.

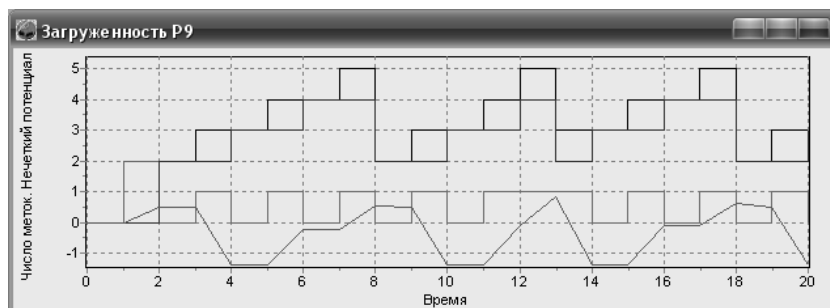


Рис. 13. Загруженность позиции Р9

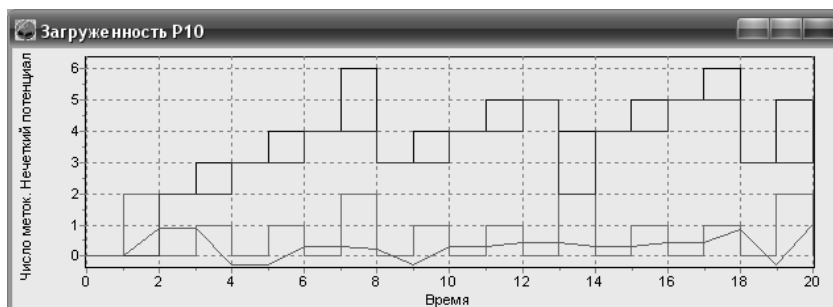


Рис. 14. Загруженность позиции Р10

График загрузки выходной позиции Р11 (см. рис. 15) показывает, что в моменты времени 8, 13, 18 позиция принимала метки. Для срабатывания нейроперехода Т9 были выполнены следующие условия: количество меток в нейропозициях Р9 и Р10 было больше 4 и 5 соответственно, и нечеткий потенциал меток в обеих позициях был больше 0.

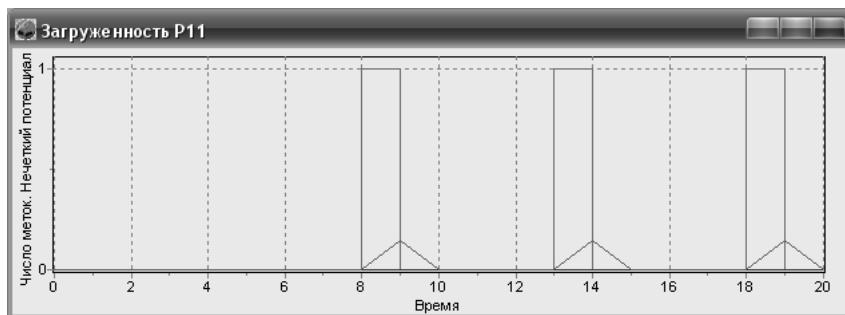


Рис. 15. Загруженность позиции Р11

В качестве итогов статьи отметим, что разработанная система автоматизации производственных и роботизированных процессов на основе нейро-нечеткой сети Петри имеет дружелюбный пользовательский интерфейс, позволяет провести имитационное моделирование в режиме реального времени любых единичных или объединенных задач. Приведем ряд примеров применения ННСП в производственном моделировании¹.

1. Управление запасами. ННСП могут эффективно моделировать динамику запасов, предсказывая изменения и оптимизируя уровни запасов в зависимости от внешних и внутренних факторов.

2. Контроль качества. Моделирование процессов контроля качества с использованием нейро-нечетких сетей Петри позволяет более точно выявлять ошибки и брак, таким образом улучшая системы контроля качества на предприятии².

3. Управление производственными линиями. ННСП могут быть применены для оптимизации работы производственных линий, автоматически регулируя параметры в зависимости от текущих условий и задач производственного цикла.

В ходе исследования была разработана, смоделирована и описана ННСП для имитации сложного роботизированного производственного процесса.

Также были решены следующие задачи:

- описан математический аппарат нейро-нечетких сетей Петри, приведено их графическое изображение;
- определены виды нейро-нечетких сетей Петри и их свойства;
- приведены примеры моделирования с помощью нейро-нечетких сетей Петри и применения ННСП в производстве.

Выводы

Нейро-нечеткие сети Петри могут быть использованы для оптимизации производственных процессов, автоматически адаптируя параметры системы для достиже-

¹ Суконщиков А. А., Швецов А. Н., Улитин А. В. Разработка и применение нейро-нечетких сетей Петри // Вестник Череповецкого государственного университета. 2020. № 2 (95). С. 35–46.

² Суконщиков А. А., Кочкин Д. В., Швецов А. Н. Нечеткие и нейронные сети Петри: монография. Курск: Университетская книга, 2019. 209 с.

ния максимальной эффективности. Модели на основе ННСП способны адаптироваться к изменениям в производственной среде, что делает их более устойчивыми и гибкими по сравнению с традиционными методами моделирования, а сложный математический аппарат, позволяющий эффективно учитывать неопределенность, закладывается в программный код среды моделирования. Дальнейшие исследования в этой области могут привести к разработке более точных и гибких методов управления и моделирования производственных систем в роботостроении.

Список источников

Суконщиков А. А., Андрианов И. А., Дианов С. В., Кочкин Д. В., Швецов А. Н. Модели и методы построения нейро-нечетких интеллектуальных агентов в Информационно-телекоммуникационных системах: монография. Курск: Университетская книга, 2021. 152 с.

Суконщиков А. А., Коппалина А. А. Применение аппарата сетей Петри со свойствами нейронных сетей для построения СППР // Вестник Вологодского государственного университета. Серия: Технические науки. 2021. № 1 (11). С. 39–41.

Суконщиков А. А., Кочкин Д. В., Швецов А. Н. Нечеткие и нейронные сети Петри: монография. Курск: Университетская книга, 2019. 209 с.

Суконщиков А. А., Крюкова Д. Ю. Системы поддержки принятия решений на базе аппарата сетей Петри // Информационные технологии в проектировании и производстве. 2008. № 3. С. 45–49.

Суконщиков А. А., Швецов А. Н., Улитин А. В. Разработка и применение нейро-нечетких сетей Петри // Вестник Череповецкого государственного университета. 2020. № 2 (95). С. 35–46.

Суконщиков А. А. Универсальная программа моделирования на базе расширений сети Петри. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2019663700, 22.10.2019. Заявка № 2019662577 от 11.10.2019.

Sukonschikov A. A., Shvetsov A. N., Andrianov I. A., Kochkin D. V., Sorokin S. A. Development of a forecasting agent based on a fuzzy neural petri net for predicting abnormal situations in automation systems // Proceedings of the III International Conference on advanced technologies in Material Science, Mechanical and Automation Engineering – III – 2021 (April, 29–30, 2021, Krasnoyarsk, Russia). Melville; New York: AIP Publishing, 2021. P. 50025.

References

Sukonschikov A. A., Andrianov I. A., Dianov S. V., Kochkin D. V., Shvetsov A. N. *Modeli i metody postroeniia neuro-nechetkikh intellektual'nykh agentov v informatsionno-telekommunikatsionnykh sistemakh* [Models and methods of developing neuro-fuzzy intelligent agents in information and telecommunication systems]. Kursk: Universitetskaia kniga, 2021. 152 p.

Sukonschikov A. A., Koppalina A. A. *Primenenie apparata setei Petri so svoistvami neuronnykh setei dlia postroeniia SPPr* [Application of Petri networks apparatus with neural networks properties for construction of DSS]. *Vestnik Vologodskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki* [Bulletin of Vologda State University. Series: Technical Sciences], 2021, no. 1 (11), pp. 39–41.

Sukonschikov A. A., Kochkin D. V., Shvetsov A. N. *Nechetkie i neuronnye seti Petri* [Fuzzy and Petri neural networks]. Kursk: Universitetskaia kniga, 2019. 209 p.

Sukonshchikov A. A., Kriukova D. Yu. Sistemy podderzhki priniatiia reshenii na baze apparata setei Petri [Decision-making support systems on the basis of Petri nets' apparatus]. *Informatsionnye tekhnologii v proektirovanii i proizvodstve* [Information technologies in project development and production], 2008, no. 3, pp. 45–49.

Sukonshchikov A. A., Shvetsov A. N., Ulitin A. V. Razrabotka i primeneniye neuro-nechetkikh setei Petri [Development and application of neuro-fuzzy Petri nets]. *Vestnik Cherepovetskogo gosudarstvennogo universiteta* [Cherepovets State University Bulletin], 2020, no. 2 (95), pp. 35–46.

Sukonshchikov A. A. Universal'naiia programma modelirovaniia na baze rasshirenii seti Petri [Universal modelling program based on Petri net extensions]. *Svidetel'stvo o registratsii programmy dlia EVM RU 2019663700, 22.10.2019. Zaiavka № 2019662577 ot 11.10.2019* [Certificate of registration of computer programme RU 2019663700, 22.10.2019. Application no. 2019662577 from 11.10.2019].

Sukonshchikov A. A., Shvetsov A. N., Andrianov I. A., Kochkin D. V., Sorokin S. A. Development of a forecasting agent based on a fuzzy neural petri net for predicting abnormal situations in automation systems. *Proceedings of the III International Conference on advanced technologies in Material Science, Mechanical and Automation Engineering. Vol. III (April, 29–30, 2021, Krasnoyarsk, Russia)*. Melville; New York: AIP Publishing, 2021, p. 50025.

Сведения об авторах

Вячеслав Алексеевич Горбунов – доктор физико-математических наук, профессор; <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>, avt@vogu35.ru, Вологодский государственный университет, (д. 1, ул. Галкинская, 160000 Вологда, Россия); **Vyacheslav A. Gorbunov** – Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor; <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>, avt@vogu35.ru, Vologda State University (1, ul. Galkinskaya, 160000 Vologda, Russia).

Диана Юрьевна Крюкова – кандидат технических наук, доцент; magnyi@list.ru, Вологодский институт права и экономики ФСИН России (д. 2, ул. Щетинина, 160002 Вологда, Россия); **Diana Yu. Kryukova** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Vologda Institute of Law and Economics of the Federal Penitentiary Service of Russia (2, ul. Shchetinina, 160002 Vologda, Russia).

Алексей Александрович Суконщиков – кандидат технических наук, доцент; <https://orcid.org/0000-0001-8673-3314>, avt@vogu35.ru, Вологодский государственный университет, (д. 1, ул. Галкинская, 160000 Вологда, Россия); **Aleksey A. Sukonshchikov** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Vologda State University (1, ul. Galkinskaya, 160000 Vologda, Russia).

Заявленный вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 12.02.2024; одобрена после рецензирования 12.03.2024; принята к публикации 26.03.2024.

The article was submitted 12.02.2024; Approved after reviewing 12.03.2024; Accepted for publication 26.03.2024.