

УДК 004.4

Сети Петри для моделирования обучения ИНС

О. В. ФЕНИНА

olga_fenina2003@mail.ru

Евразийский Национальный Университет им. Л. Гумилева,
г. Нур-Султан, Казахстан

Поступила в редакцию 26 марта 2021 г.

Аннотация. Рассматриваются искусственные нейронные сети, которые являются математическими моделями естественных (биологических) нейронных сетей. Также описываются некоторые проблемы, связанные с их обучением, и один из возможных вариантов решения с помощью специально подобранных тестов. Автор описывает проблемы моделирования искусственного интеллекта, востребованного в наши дни. Понимание процессов с участием искусственного интеллекта (ИИ) в системах является важным условием их эффективного использования на практике. В этом смысле процесс моделирования с использованием сетей Петри может выявить такие особенности. Для обработки результатов моделирования использовался метод моделирования, получивший название сети Петри.

Ключевые слова: искусственный интеллект; искусственные нейронные сети; обучение; сети Петри; обучающие тесты.

ВВЕДЕНИЕ

Нейронные сети известны уже не одно десятилетие, и можно с уверенностью сказать, что в современных условиях они состоялись и как наука, и как приложение для решения довольно широкого круга задач.

«Искусственная нейронная сеть (ИНС) применяется как модель, средство и инструмент для аппроксимации многомерных функций и ассоциативной памяти, прогнозирования и диагностики процессов, для поиска по ассоциациям и поиска закономерностей в массивах данных, для адаптивного управления и статистического анализа, для идентификации и распознавания образов и др.» [1].

Так как ИНС применяются довольно давно, то вполне естественно, что за это время накопились обширные данные и об успехах их использования, и о неудачах и проблемах с ними связанных.

ПРОБЛЕМЫ ПРИМЕНЕНИЯ ИНС

Не так давно группа инженеров Google опубликовала отчет о надежности машинного обучения [2].

В ней в частности говорится о том, что модели машинного обучения часто демонстрируют неожиданно плохое поведение при развертывании в реальных доменах. Авторы считают недостаточную спецификацию основной причиной этих неудач. Конвейер машинного обучения не указан, и когда он может вернуть много предикторов с одинаково сильной устойчивостью в обучении домен. Недостаточные спецификации распространены в современных конвейерах машинного обучения, например, основанных на глубоком обучении. Предикторы, возвращаемые неуказанными конвейерами, часто рассматриваются как эквивалентные производительности их обучающей области, но мы показываем здесь, что такие предик-

торы могут вести себя очень иначе в доменах развертывания. Таким образом, приведенные результаты показывают необходимость явного учета недостаточной спецификации при моделировании.

Также авторы указывают на то, как в привычном процессе обучения нейросетевых алгоритмов слишком часто возникают неочевидные поначалу аномалии. В результате обученный таким образом алгоритм будет выдавать непредсказуемые или ошибочные выводы.

По мнению команды специалистов из Google, проблема в следующем. Во время обучения алгоритма на некоем наборе данных искусственный интеллект (ИИ) может сделать не совсем то обобщение, которое считают необходимым или эффективным его создатели. И сам по себе этот факт не является чем-то негативным, наоборот – в этом и есть «сила» нейросетей. Но, тренируя алгоритм, программисты не учитывают и далеко не всегда могут знать, что именно он выбрал в качестве дополнительных критериев. В итоге, классифицируя результаты как точные и неточные, человек обучает ИИ не совсем тому, чему хотел.

Результатом подобного обучения могут стать непредсказуемые ошибки [3].

Например, в криптографии есть математическая модель криптографической системы с открытым ключом, описывающая процесс шифрования. Она строится на ключевых параметрах: K – пространство ключей; e – ключ шифрования; d – ключ расшифрования; E_e – функция шифрования для произвольного ключа $e \in K$ такая, что $E_e(m) = C$.

Здесь $s \in S$, где S – пространство шифротекстов, а $m \in M$, где M – пространство сообщений. Теоретически даже на ранних стадиях шифрования можно проанализировать эти данные по нескольким случаям и предсказать ее ход.

Однако на практике обученный по массивам данных ИИ может выдавать разные предсказания. И выбор из них реалистичного – нетривиальная задача. Дело в том, что во время обучения алгоритм будет учиты-

вать множество побочных параметров. Так же делают и люди, но они могут объяснить свои решения, а ИИ – нет. Таким образом, необходимо еще на стадии создания алгоритма и его обучения учитывать все больше параметров.

Подобных второстепенных параметров может быть огромное количество, и далеко не все из них будут так же важны для человека, как для нейросети. Фактически предсказать только по результату (прогнозу) модели, на основании каких второстепенных факторов была достигнута нужная точность, невозможно. И тем более нельзя сходу оценить, как именно изменится работа алгоритма при других масштабах поступающих данных. Свои соображения авторы описываемой работы наглядно и подробно иллюстрируют четырьмя примерами, в которых ИИ либо традиционно считается более точным, чем человек, либо его использование предполагается наиболее перспективным.

Однако не все так ужасно. Предлагается методика стрессового тестирования искусственного интеллекта. Таким образом, можно ввести в процесс машинного обучения обязательные стресс-тесты на специально подготовленных данных. Они могут быть нарочно выходящими за рамки моделей или хорошо изученными экстремальными примерами из реальной жизни. В любом случае с их помощью будут сразу обнаружены основные аномалии алгоритма [2, 3].

ВЫБОР МЕТОДА РЕШЕНИЯ

Возможны ли пути решения ранее описанных проблем? На мой взгляд, прежде всего, нужно четко сформулировать определение искусственного интеллекта. Далее необходимо определиться с целями (для чего нужен ИИ) и задачами (которые можно поручить решать искусственному ИИ). Таким образом, многие различия в способах действия мозга и компьютера можно объяснить тем, что компьютер – это устройство, состоящее преимущественно из последовательно работающих схем, а мозг функционирует, в высшей степени, параллельным образом.

Параллельный процесс можно имитировать на последовательно работающем компьютере, составляя программу таким образом, чтобы она по очереди «посещала» все составляющие части параллельного процесса [4].

Поэтому, для создания модели был выбран метод моделирования, называемый сети Петри. В данной работе будет рассмотрена модель реализации проблемы обучения с использованием игровых тестов [5].

ОПИСАНИЕ ЗАДАЧИ

Займемся пока аналогией и обучением. Сначала два общих положения о том, почему проблема представления знания заслуживает особого внимания.

Существует целый спектр возможных представлений. Знания обычно имеют вид совокупности фактов, описывающих либо конкретные физические объекты, либо менее осязаемые абстракции. С другой стороны, знание может быть заключено в форме программ, если оно глубоко ассоциировано с выполнением некоторого процесса. Это весьма важное понятие процедурного описания позже займет у нас центральное место.

На рис. 1–9 представлены задания для искусственной нейронной сети.

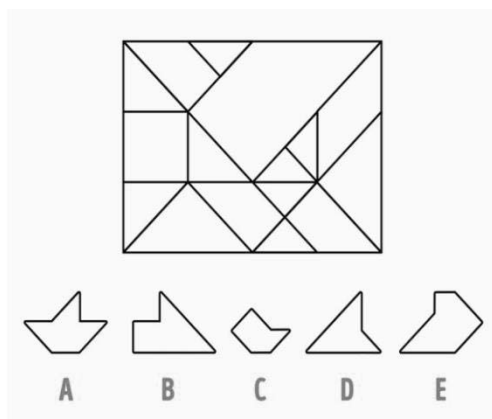


Рис. 1. Тест 1

Fig. 1. Test 1

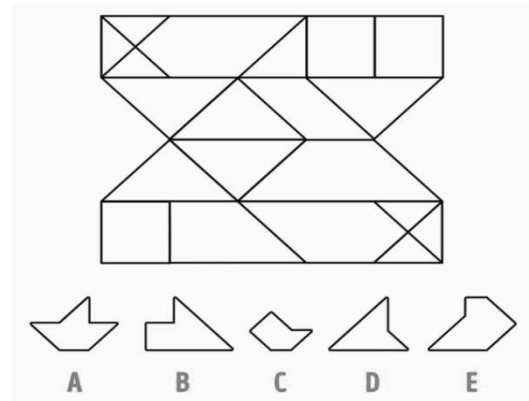


Рис. 2. Тест 2

Fig. 2. Test 2

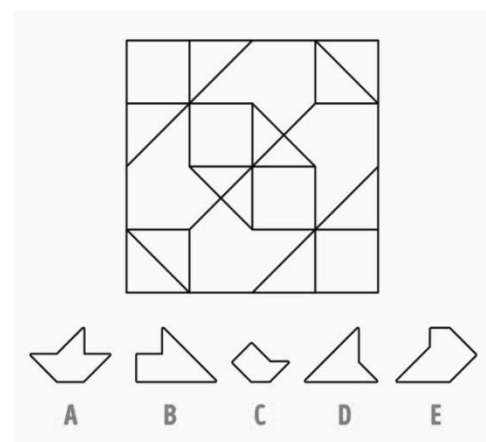


Рис. 3. Тест 3

Fig. 3. Test 3

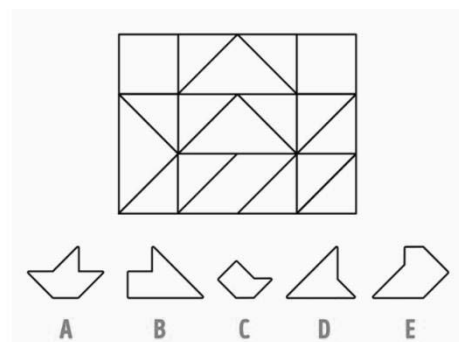


Рис. 4. Тест 4

Fig. 4. Test 4

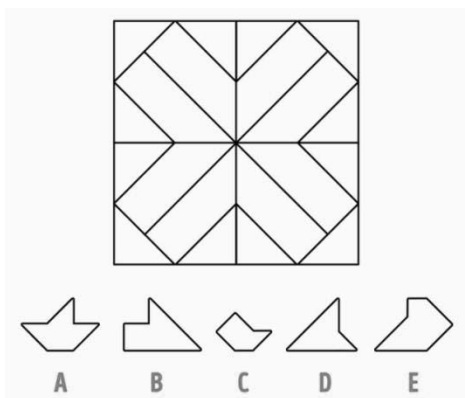


Рис. 5. Тест 5

Fig. 5. Test 5

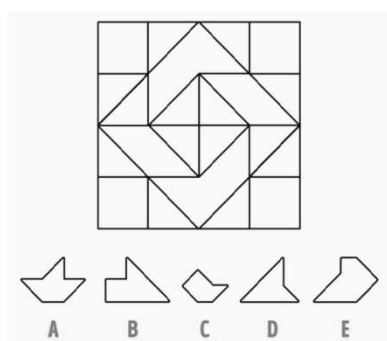


Рис. 6. Тест 6

Fig. 6. Test 6

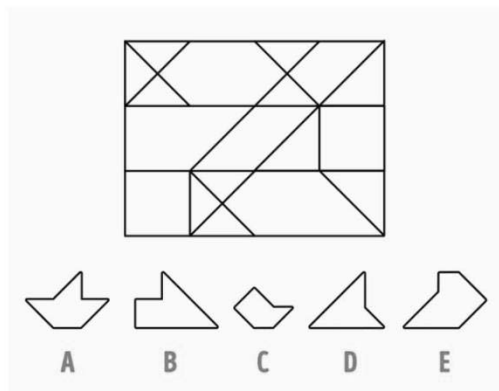


Рис. 7. Тест 7

Fig. 7. Test 7

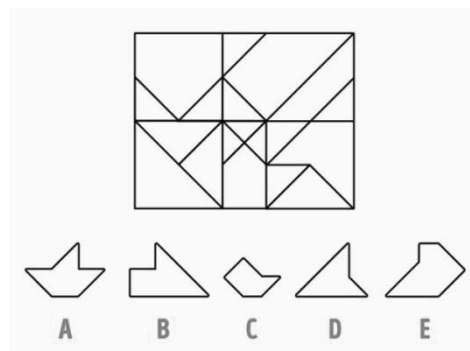


Рис. 8. Тест 8

Fig. 8. Test 8

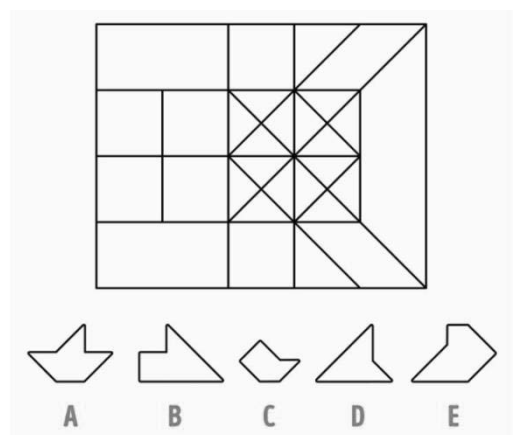


Рис. 9. Тест 9

Fig. 9. Test 9

Задание заключается в том, что нужно среди предложенных маленьких фигур найти ту, которая скрывается в большой, используя подстановку [5].

Для этого ИНС необходимо знать следующие понятия:

- точка как геометрический объект;
- прямая;
- отрезок;
- геометрическая фигура;
- больше/меньше.

Эти тесты помогают не только освоить вышеупомянутые понятия, но и дополнительно сформировать понятия аналогии и

сравнения у обучаемого, в данном контексте. Достоинством подобных тестов является также то, что от объяснения рассмотренных ранее понятий на плоскости, можно легко перейти к объяснению этих понятий в пространстве.

Итак, для рассмотрения процесса обучения, прежде всего, сформулируем следующие правила:

1. **Точка** – минимальная величина, находящаяся на плоскости.
2. **Прямая** – это линия, проходящая две точки.
3. **Отрезок** – это линия, ограниченная двумя точками.
4. **Геометрическая фигура** – точки, соединенные между собой, и не лежащие на одной прямой.

5. Понятие «Больше/меньше».

Таким образом, для процесса обучения необходимо соблюдение следующих правил:

- алгоритм поиска базируется на рассмотренной трактовке необходимых понятий;
- он иллюстрирует необходимость в хорошем механизме сопоставления описаний;
- он иллюстрирует, что ИНС должна продемонстрировать, прежде всего, наличие интеллекта.

Рассмотрим, как это будет выглядеть на практике.

МОДЕЛЬ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

Обычно процесс обучения каким-либо понятиям состоит из трех основных компонентов:

- изучение нового материала;
- проверка усвоения;
- переход к следующему этапу.

На мой взгляд, ступени обучения ИИ не слишком отличаются от подобных, принятых в школе. Поэтому было решено не отступать от канонов обучения и использовать их при создании модели. На рис. 10–16 представлены модели обучения ИИ названным понятиям, представленные в виде сети Петри, в которых предусмотрен возврат к стадии объяснения в случае неверного восприятия понятия.

Для данных моделей введены следующие условные обозначения:

для позиций:

- p_0 – запуск процесса обучения искусственного интеллекта;
- p_1 – объяснение понятия «точка»;
- p_2 – проверка понимания;
- p_3 – объяснение понятия «прямая»;
- p_4 – проверка понимания;
- p_5 – объяснение понятия «отрезок»;
- p_6 – проверка понимания;
- p_7 – объяснение понятия «геометрическая фигура»;
- p_8 – проверка понимания;
- p_9 – объяснение понятия «больше/меньше»;
- p_{10} – проверка понимания;

для переходов:

- t_0 – начало обучения;
- t_1 – процесс восприятия;
- t_2 – возврат к стадии объяснения;
- t_3 – переход к следующему понятию;
- t_4 – процесс восприятия;
- t_5 – возврат к стадии объяснения;
- t_6 – переход к следующему понятию;
- t_7 – процесс восприятия;
- t_8 – возврат к стадии объяснения;
- t_9 – переход к следующему понятию;
- t_{10} – процесс восприятия;
- t_{11} – возврат к стадии объяснения;
- t_{12} – переход к следующему понятию;
- t_{13} – процесс восприятия;
- t_{14} – возврат к стадии объяснения;
- t_{15} – переход к тестированию.

Итак, рис. 10–13 отображают этапы модели обучения ИНС.

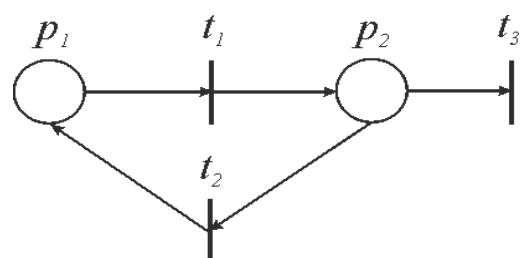


Рис. 10. Обучение понятию «точка»

Fig. 10. Teaching the concept of "point"

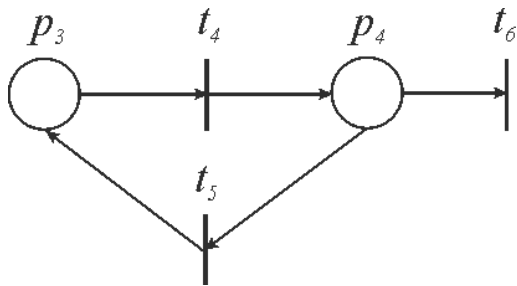


Рис. 11. Обучение понятию «прямая»

Fig. 11. Teaching the concept of "straight line"

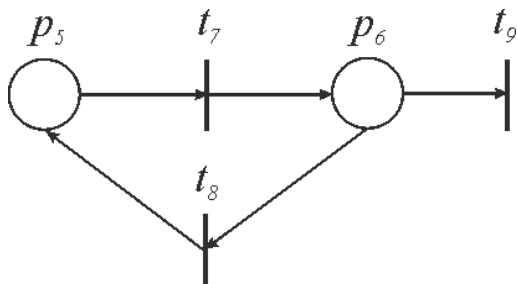


Рис.12. Обучение понятию «отрезок»

Fig. 12. Learning the concept of "segment"

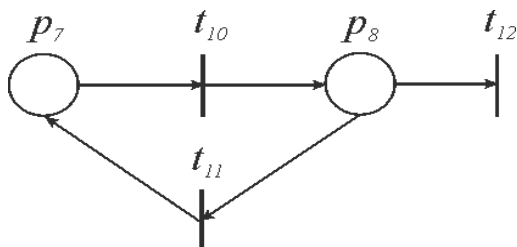
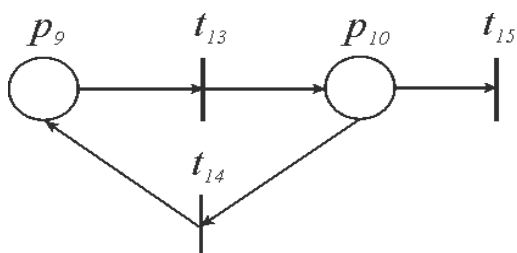
Рис. 13. Обучение понятию
«геометрическая фигура»Fig. 13. Teaching the concept
of "geometric figure"Рис. 14. Обучение понятию
«больше/меньше»

Fig. 14. Learning the concept of "more / less"

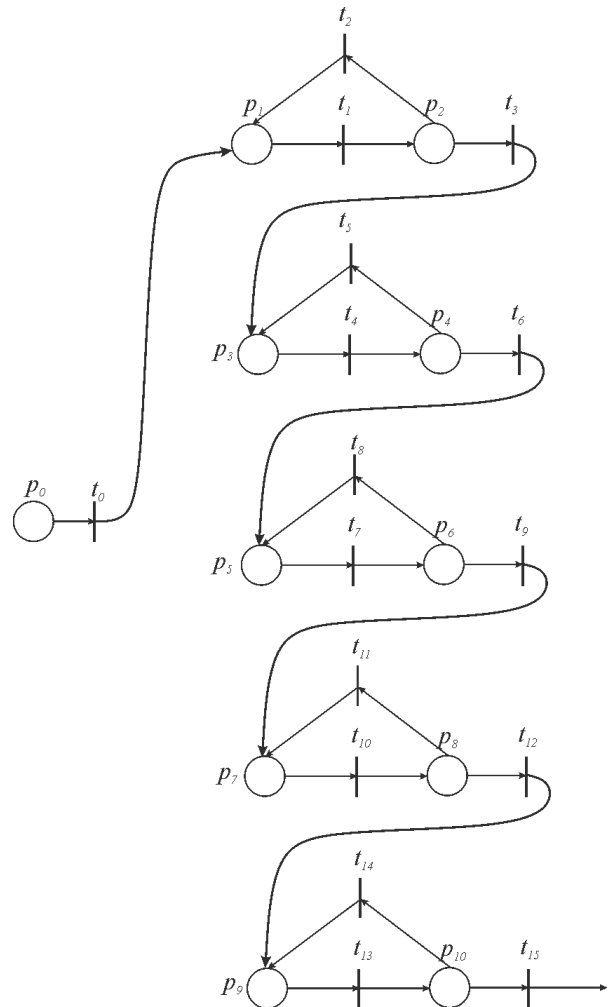


Рис. 15. Обобщенная модель обучения

Fig. 15. Generalized learning model

Для проверки понимания искусственным интеллектом ранее рассмотренных понятий, ему предлагается тест, разработанный автором [4], который состоит из двух частей:

1. Содержится набор отрезков, из которых необходимо собрать геометрическую фигуру.

2. Во второй части задача усложняется, так как необходимо применить принцип «больше/меньше» и собрать точно заданное число геометрических фигур, так как число необходимых для этого отрезков точно определено, и каждый отрезок можно использовать только один раз.

На данном этапе очень важен процесс формирования понятия принципа «Почти то», так как способствует выработке навыка критериального оценивания, которое

может пригодиться в будущем для принятия решений в более сложных условиях.

«Почти то» – это пример, который не является представителем класса, которому обучают, из-за некоторых несоответствий.

Для данных моделей введены следующие условные обозначения:

для позиций:

p_0 – запуск процесса обучения ИНС;

p_{11} – чтение задания;

p_{12} – определение количества отрезков в задании;

p_{13} – начало процесса сборки геометрической фигуры;

p_{14}, p_{15}, p_{16} – сборка геометрических фигур из заданных отрезков;

p_{17}, p_{18} – базовые понятия «точка» и «отрезок»;

p_{19}, p_{20}, p_{21} – иллюстрация понятия «почти то», так как заданные отрезки не замкнуты в геометрическую фигуру;

p_{22}, p_{23} – базовые понятия «точка» и «отрезок»;

для переходов:

t_{17} – припоминание понятия геометрической фигуры;

t_{18} – припоминание понятия «больше/меньше»;

t_{19} – процесс прохождения теста;

t_{20}, t_{21}, t_{22} – процесс создания геометрической фигуры из заданных отрезков;

t_{23}, t_{24} – процесс подсказки базовых понятий «точка» и «отрезок»;

t_{25}, t_{26} – процесс определения неполной геометрической фигуры;

t_{27}, t_{28} – процесс подсказки базовых понятий «точка» и «отрезок».

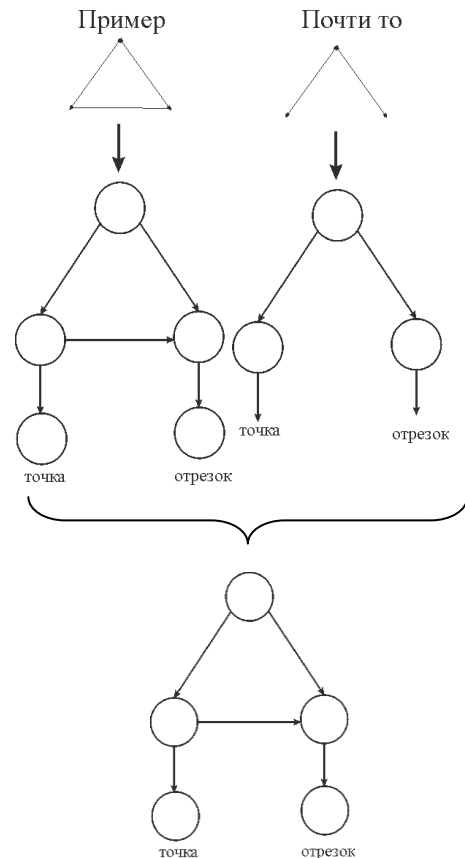


Рис. 16. Наглядное представление понятия «Почти то». Из рисунка видно, что в понятии «геометрическая фигура» все точки должны быть соединены между собой. Часть рисунка, которая символизирует понятие «почти то», демонстрирует, что это понятие сформировано не было

Fig. 16. Visual representation of the concept "almost that". The figure shows that in the concept of "geometric figure" all points must be connected to each other. The part of the figure that symbolizes the concept of "almost that" demonstrates that this concept was not formed

Рис. 17 и 18 отображают процесс прохождения основного теста.

ОПИСАНИЕ ОСНОВНОГО ТЕСТА

При кажущейся простоте тестов, алгоритм их прохождения не так уж прост. Для того, чтобы понять ее суть необходимо

знать, как уже упоминалось, некоторое множество понятий: точка как геометрический объект; прямая; отрезок; геометрическая фигура; понятие «больше/меньше». Так же необходимо уметь ориентироваться в пространстве, выбирать направление, составлять геометрические фигуры и не только из заданных точек и отрезков, но и сравнивать геометрические фигуры по размеру. Поэтому были введены следующие понятия:

– **Точка входа** – место вхождения в тест, может находиться в любом месте игрового поля;

– **Направление** – выбор прямой для прохождения игры;

– **Граница игрового поля** – последняя точка на прямой, после нее другие точки отсутствуют;

– **Стратегия** – выбор точки входа и направления;

– **Оптимальная точка входа** – место вхождения в игру, которое позволяет найти наибольшее количество геометрических фигур за минимальное время;

– **Оптимальное направление** – такое направление движения, которое позволяет найти наибольшее количество геометрических фигур за минимальное время;

– **Оптимальная стратегия** – выбор такой точки входа и такого направления, которые позволяют найти наибольшее количество геометрических фигур за минимальное время.

В данном основном тесте алгоритм прохождения будет следующим:

1. Войти в игровое поле.
2. Выбрать точку входа (оптимальную точку входа).
3. Выбрать направление (оптимальное направление) движения.
4. В заданном направлении найти точки (число определяется типом фигуры).
5. Определить составляют ли они геометрическую фигуру. В случае положительного ответа увеличить счетчик на 1. В случае отрицательного ответа продолжить поиск.
6. Сравнить найденную фигуру с заданным шаблоном.
7. Сравнить размеры найденных фигур между собой.

8. Определить, является ли эта точка граничной. В случае положительного ответа – изменить направление. В случае отрицательного ответа продолжить поиск.

9. Определить, является ли эта точка последней из всех выбранных направлений. В случае положительного ответа, выйти из игры. В случае отрицательного ответа продолжить поиск.

Так как нет ограничений на место расположения точки входа в игру, то перед ИНС стоит сложная задача выбора. Это будет необходимо показать при создании модели.

МОДЕЛЬ

Перейдем теперь к рассмотрению модели игры. Для этого введем условные обозначения:

для позиций:

p_0 – запуск процесса обучения ИНС и вход в игровое поле;

p_1 – счетчик;

p_{24} – выбор точки входа;

p_{25} – выбор направления;

p_{26} – процесс сборки геометрических фигур по заданным точкам и сравнение с шаблоном;

p_{27} – граничная точка;

p_{28} – «последняя» точка;

p_{29} – выход из игры;

для переходов:

непримитивные переходы:

t_{29} – процесс выбора точки входа;

t_{30} – процесс выбора направления;

t_{31} – процесс определения креативных точек;

t_{32} – процесс проверки граничности точки;

примитивные переходы:

t_{33} – увеличение счетчика на 1;

$t_{34}, t_{35}, t_{37}, t_{39}$ – процесс продолжения поиска точки по заданному критерию;

t_{36}, t_{38} – процесс определения условия завершения игры;

t_{40} – завершение игры.

Таким образом, в данной модели наглядно продемонстрировано, что процессы выбора из некоторого набора предложенных альтернатив довольно сложен, и его лучше моделировать непримитивными переходами.

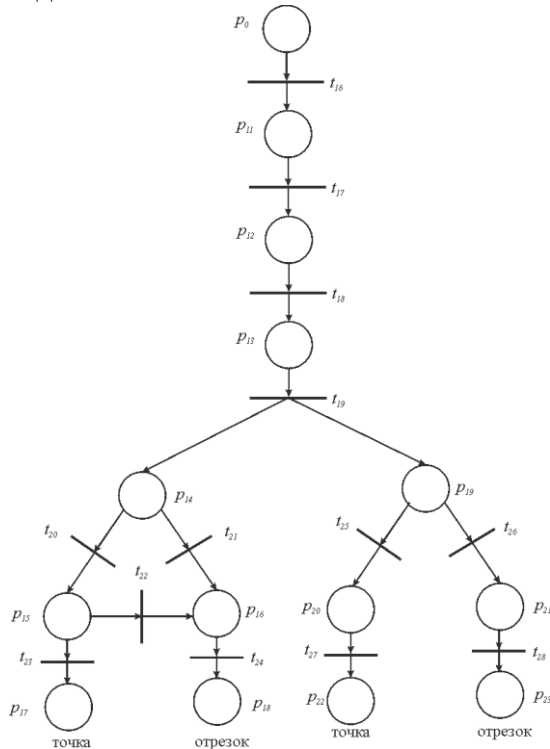


Рис. 17. Модель прохождения I части теста

Fig. 17. Model of passing the I part of the test

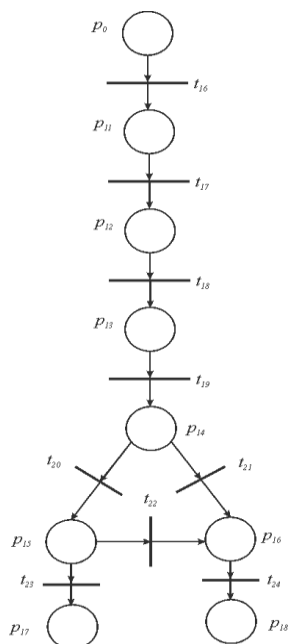


Рис. 18. Модель прохождения II части теста

Fig. 18. Model of passing II part of the test

После успешного завершения теста ИНС может переходить к основному тесту.

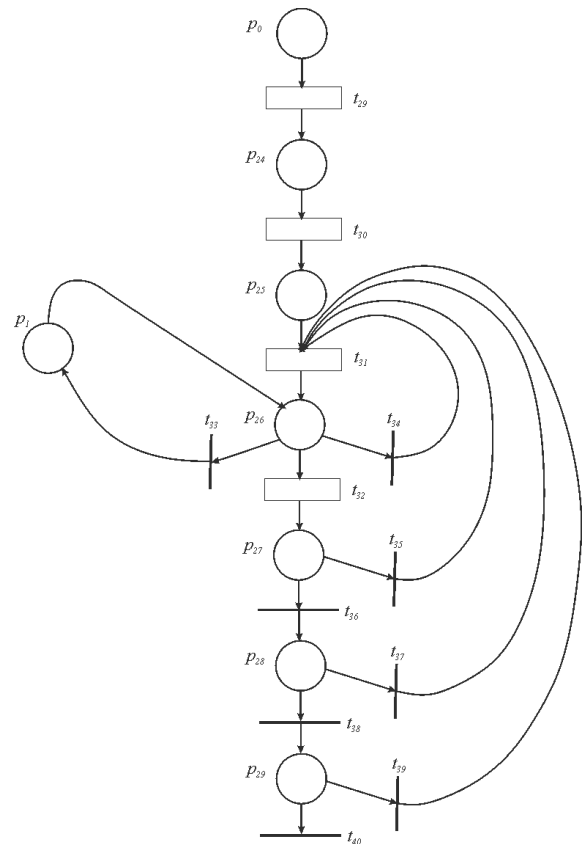


Рис. 19. Модель прохождения основного теста

Fig. 19. Model of passing the main test

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, было показано, что ИНС может обучаться некоторым геометрическим понятиям и принципу «больше/меньше». По мере усложнения задачи усложняется и модель.

Целью данной работы является разработка и реализация обучения ИНС, проверка полученных знаний, закрепление их с помощью игры, разработка алгоритма модели ИНС в виде сетей Петри.

Поставленные в начале работы задачи решены полностью и получены следующие выводы:

1. Введенное понятие ИИ позволяет разрабатывать модели на ее основе.

2. Полученная модель позволяет продемонстрировать решение некоторых проблем обучения и выбора из предложенных альтернатив.

3. Разработанные определения некоторых геометрических понятий позволяют обучать им ИНС для дальнейшего оперирования этими понятиями применения их в криптографии в качестве открытого ключа, сформулированы понятия аналогия, сравнение, «почти то», точное соответствие. Также разработанные тесты, для проверки понимания использованных понятий позволяют наглядно продемонстрировать степень понимания приведенных определений.

4. Разработанный подход к проблеме обучения иллюстрирует его дальнейшее использование в игре-головоломке, для которой был разработан алгоритм прохождения. Приведен пример.

5. Разработанные модели в виде сетей Петри позволяют осуществить реализацию цепочки правила – модель сети Петри – программная реализация.

Из вышеизложенного следует, что автором была разработана еще одна модель сетей Петри. Также в данной работе были описаны основные определения некоторых геометрических понятий, способы представления и их применение в процессе обучения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шарипбай А. А. Нейронные сети. Астана, 2018. [A. A. Sharipbay, *Neural networks*, (in Russian). Astana, 2018.]
2. **Underspecification** Presents Challenges for Credibility in Modern Machine Learning. arXiv:2011.03395v2 [cs. LG] 24 Nov 2020.
3. <https://pulse.mail.ru/article/inzheneriy-google-opisali-klyuchevoj-izyan-mashinnogo-obucheniya-privodyaschij-k-oshi-bkam-ii>
4. Фенина О. В., Фенин А. О., Брик М. В. Сети Петри для моделирования искусственного интеллекта // Всероссийская научная конференция «Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений» Уфа, 2018. Т. 1. С. 290–299. [О. В. Фенина, А. О. Фенин, М. В. Брик, "Petri nets for modeling artificial intelligence", (in Russian), in *All-Russian Scientific Conference Information Technologies of Intellectual Decision Support*. Ufa, vol. 1, pp. 290-299, 2018.]
5. <https://boltai.com/topics/esli-smozhete-projti-test-to-u-vas-est-shans-stat-kosmonavtom>

ОБ АВТОРЕ

ФЕНИНА Ольга Владимировна, докторант. каф. информатика и информационная безопасность. Евразийского национального университета им. Л. Гумилева, Дипл. магистр естественных наук по информатике (КарГУ, 2013). Готовит дис. о моделировании процессов обучения искусственного интеллекта.

METADATA

Title: Petri Nets for modeling of AIN training.

Author: O. V. Fenina

Affiliation:

Eurasian National University by named L. Gumilev (ENU), Kazakhstan.

Email: olga_fenina2003@mail.ru

Language: Russian.

Source: SIIT (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 3 no. 1 (5), pp. 29-38, 2021. ISSN 2686-7044 (Online), ISSN 2658-5014 (Print).

Abstract: The article is discussed artificial neural networks, which are mathematical models of natural (biological) neural networks. It also describes some of the problems associated with their training, and one of the possible solutions using specially selected tests. The author describes the problems of modeling artificial intelligence, which is in demand today. Understanding the processes involving artificial intelligence (AI) in systems is an important condition for their effective use in practice. In this sense, the modeling process using Petri nets can reveal such features. To process the simulation results, a simulation method called Petri nets was used.

Key words: artificial Intelligence; artificial neural networks; training; Petri nets; training tests.

About author:

FENINA, Olga Vladimirovna, Postgrad. (PhD) Student, Dept. of Informatics and Information Security, Eurasian National University by named L. Gumilev (ENU), Kazakhstan, Master of Natural Science in Computer Science (KSU, 2013).