

УДК 378+517.9+004

DOI 10.25688/2072-9014.2020.54.4.04

**И. В. Левченко,  
Д. Б. Абушкин,  
А. А. Михайлюк**

## **Модуль «Восходящее моделирование интеллектуальной деятельности» в общеобразовательном курсе информатики**

В статье предложен авторский подход к изложению учебного материала, позволяющего раскрыть школьникам возможность моделирования интеллектуальной деятельности с помощью нейронных сетей.

Ключевые слова: методика обучения; школьный курс информатики; компьютерное моделирование; искусственный интеллект; нейронные сети.

**В** данной статье описана методика преподавания модуля «Восходящее моделирование интеллектуальной деятельности», который необходимо рассматривать после модуля «Введение в искусственный интеллект», «Нисходящее моделирование интеллектуальной деятельности» [8; 9].

Сначала рассмотрим подход к реализации модуля «Восходящее моделирование интеллектуальной деятельности» [7]. При изложении содержания данного модуля необходимо опираться на сформированные знания и умения учащихся [5] и их опыт работы с базовыми информационными технологиями [3; 4], а также следует систематически использовать доступные технические средства и предлагать задания по поиску информации в сети Интернет [2; 6].

В рамках данного модуля предлагается рассмотреть четыре темы: *«Информационная модель искусственного нейрона»*, *«Структурный подход к моделированию нейронных сетей»*, *«Эволюционный подход к моделированию нейронных сетей»*, *«Квазибиологический подход к моделированию систем»*.

Выделим предметные, метапредметные и личностные результаты обучения [1].

### ***Предметные результаты обучения:***

- уметь иметь представление о различных подходах к моделированию интеллектуальной деятельности;
- уметь приводить примеры решения различных задач с использованием нейронных сетей;
- иметь представление о перспективных направлениях моделирования интеллектуальной деятельности;

- уметь обучать готовые нейронные сети при проведении компьютерных экспериментов.

***Метапредметные результаты обучения:***

- формирование универсальных учебных действий (познавательные, регулятивные, коммуникативные), обобщенных способов информационной деятельности при моделировании интеллектуальной деятельности;
- развитие познавательного интереса и творческих способностей при моделировании интеллектуальной деятельности;
- приобретение опыта обучения нейронных сетей при проведении компьютерных экспериментов в индивидуальной, групповой и коллективной учебно-познавательной деятельности.

***Личностные результаты обучения:***

- личностное и предпрофессиональное самоопределение через познавательную мотивацию к получению профессий, связанных с искусственным интеллектом, и через познавательный интерес — к моделированию интеллектуальной деятельности;
- возможность коррекции дальнейшей индивидуальной образовательной траектории после получения представления о перспективных направлениях моделирования интеллектуальной деятельности;
- осознание стратегической важности для государства, общества и своего личного будущего успешности развития технологий моделирования интеллектуальной деятельности.

*Базовыми понятиями* для изучения модуля будут являться следующие: информация и ее виды, кодирование данных, объект и система, структура, информационная модель и компьютерное моделирование, архитектура компьютера, основные логические операции и величины, алгоритмические структуры и способы их записи, искусственный нейрон, вес межнейронной связи, порог чувствительности нейрона, таблица весов межнейронных связей, целевая функция нейросети.

К *дидактическим элементам*, которые осваиваются при изучении модуля, относятся: искусственный нейрон, его сигналы и параметры, таблица весов межнейронных связей, нейронная сеть и нейрокомпьютер, структурный подход к построению и обучению нейронных сетей, эволюционный и квазибиологический подходы к моделированию системы, молекулярный компьютер.

Остановимся на рассмотрении **методики преподавания темы «Информационная модель искусственного нейрона»**, которая является первой в модуле.

***Цель:*** дать представление об искусственном нейроне и его характеристиках, обеспечить усвоение правила формирования сигналов искусственного нейрона.

***Контрольные вопросы:***

1. Каково представление о структуре мозга человека?
2. В каком случае нейрон переходит в возбужденное состояние и передает сигнал другим нейронам?

3. Что характеризует вес межнейронной связи?
4. Благодаря чему нейроны выборочно реагирует на входные сигналы?
5. Каким образом может быть представлена вся информация, хранящаяся в мозге человека?
6. Какие формулы описывают преобразование сигналов в искусственном нейроне?
7. Каким образом искусственный нейрон может моделировать логические операции?
8. В каком виде хранятся веса межнейронных связей?

**Вопросы для обсуждения:**

1. Чем похожи и чем отличаются искусственные нейроны и нейроны мозга человека?
2. Каким образом искусственными нейронами моделируются логические операции?
3. Почему для моделирования функционирования искусственных нейронов достаточно устанавливать порог их чувствительности и веса межнейронных связей?

**Методические рекомендации:**

1. Обращаем внимание, что моделирование интеллектуальной деятельности человека возможно разными способами. Вначале целесообразно рассмотреть способ, который можно назвать восходящим моделированием искусственного интеллекта. Объясняем, что такое моделирование строится на основе знаний о строении и функционировании мозга человека.

Уточняем, что мозг человека состоит из множества нервных клеток, называемых нейронами, соединенных между собой нервными волокнами. Предлагаем учащимся схематичное представление структуры мозга человека.

2. Уточняем, что через нервные волокна нейроны обмениваются между собой электрическими сигналами. Причем число входных сигналов в один нейрон может достигать до 10 тысяч, а выходной сигнал нейрона всегда только один. Важно, что нейрон начинает передавать электрический сигнал по нервному волокну только тогда, когда суммарное значение полученных электрических сигналов превышает определенную величину, которая называется *порогом чувствительности нейрона*.

Обсуждаем, что каждый нейрон принимает входные сигналы по множеству каналов связи от других нейронов, обрабатывает их, и если переходит в возбужденное (активное) состояние, то передает выходной сигнал.

3. Объясняем, что у каждого канала связи имеется определенный *вес*, который характеризует силу (прочность) межнейронной связи. Причем вес межнейронной связи может меняться и зависит он от того, насколько часто эти нейроны передают информацию. Уточняем, что благодаря различным весам межнейронных связей, нейрон выборочно реагирует на входные сигналы.

4. Предлагаем информационную модель искусственного нейрона, представленную в виде схемы, на которой выделяем входные сигналы и выходной сигнал.

Определяем правило формирования выходного сигнала:

1) каждое значение входного сигнала умножается на весовой коэффициент связи;

2) определяется сумма всех скорректированных значений входных сигналов;

3) если полученная сумма не меньше порога чувствительности нейрона, то нейрон передает выходной сигнал, в противном случае на выходе сигнала нет.

5. Рассматриваем возможность моделирования основных логических операций (инверсии, конъюнкции и дизъюнкции) с помощью искусственного нейрона. Так, искусственный нейрон, который имеет два входа с единичными весовыми коэффициентами, моделирует конъюнкцию (порог чувствительности равен двум) или дизъюнкцию (порог чувствительности равен единице). Искусственный нейрон, который имеет один вход с весовым коэффициентом минус единица, моделирует инверсию (порог чувствительности равен нулю).

6. Делаем вывод, что каждый искусственный нейрон имеет определенное значение порога чувствительности и определенные значения весовых коэффициентов. Уточняем, что значения весовых коэффициентов обычно представляют в виде таблицы весов межнейронных связей.

Обращаем внимание, что искусственный нейрон (как и биологический) может находиться в двух состояниях, переход между которыми зависит от значений поступающих к нему сигналов с учетом весов межнейронных связей.

Остановимся на рассмотрении **методики преподавания темы «Структурный подход к моделированию нейронных сетей»**, которая является второй в модуле.

**Цель:** закрепить знание правила формирования сигналов искусственного нейрона, дать представление об обучении нейронной сети.

**Контрольные вопросы:**

1. Что понимается под нейронной сетью?
2. Что понимается под нейрокомпьютером?
3. Какую интеллектуальную функцию человека имитирует персептрон?
4. Как персептрон получает входные сигналы?
5. Как персептрон получает начальные значения весовых коэффициентов?
6. Какие значения весовых коэффициентов подлежат корректировке в персептроне?
7. Каковы правила изменений весовых коэффициентов для обучения персептрона?
8. Что означает структурный подход к моделированию нейронных сетей?
9. В каком виде и месте хранятся данные в нейрокомпьютере?

**Вопросы для обсуждения:**

1. В чем сходство и отличие классической архитектуры компьютера и архитектуры нейрокомпьютера? Каково назначение нейрокомпьютеров?
2. Почему нейрокомпьютеры не получили широкого распространения сразу после их изобретения в середине XX века?
3. Какие преимущества нейрокомпьютеров можно выделить?

**Методические рекомендации:**

1. Вводим понятие *нейронной сети (нейросети)* как информационной модели, созданной по принципу организации и функционирования нервной системы живых организмов. Уточняем, что информационная модель отражает не все свойства исходного объекта, а лишь существенные с точки зрения цели моделирования.

2. Объясняем, что нейрокомпьютер — это компьютер, работающий с информацией на основе нейронной сети.

Уточняем, что первая нейросеть типа персептрон была предложена МакКаллоком и Питтсом (середина XX в.) и позднее реализована Розенблаттом с помощью первого нейрокомпьютера (ЭВМ «Марк-1»). Этот нейрокомпьютер моделировал глаз и его взаимосвязь с мозгом человека.

3. Рассматриваем, каким образом с помощью нейросети типа персептрон смогли решить задачу на определение четности чисел.

Объясняем, что нейроны, реализованные в виде отдельных электротехнических устройств на электронных лампах, были связаны между собой проводниками, по которым проходили электрические сигналы. Входной сигнал на каждый нейрон поступал от фотоэлементов, расположенных на пластине прямоугольной формы, на которую накладывали изображение цифры. Если фрагмент цифры закрывал фотоэлемент, то сигнал выдавался, а если не закрывал — не выдавался.

Уточняем, что каждый нейрон вырабатывал значение выходного сигнала (а именно логические ноль или единицу) в результате сравнения порога чувствительности с суммарным значением скорректированных входных сигналов в соответствии с их весовыми коэффициентами.

4. Рассматриваем идею обучения персептрона определению четности числа, т. е. способности выдавать значение «единица» при расположении на системе фотоэлементов изображения четного числа и выдавать значение «ноль» при расположении изображения нечетного числа.

Обсуждаем, что сначала значения весовых коэффициентов и порога чувствительности можно задать случайным образом. Затем обучение нейросети происходит с помощью изменений весовых коэффициентов. Предположим, что предъявлено изображение четной цифры (например, 6). В случае получения правильного ответа (выходной сигнал равен единице) весовые коэффициенты не корректируются. В случае получения неправильного ответа (выходной сигнал равен нулю) увеличивают весовые коэффициенты тех активных входов, которые способствовали возбуждению нейрона.

5. Рассматриваем, *продолжение обучения* нейросети решению задачи нахождение четных (есть сигнал на выходе) и нечетных (нет сигнала на выходе) чисел при предъявлении изображения нечетной цифры (например, 7).

Обсуждаем, что если выходной сигнал оказался равным нулю, что означает нечетность (реакция правильная), то корректировать весовой коэффициент не нужно. Если выходной сигнал оказался равным единице, что означает четность числа (реакция неправильная), то следует уменьшить весовые коэффициенты тех активных входов, которые способствовали возбуждению нейрона.

Обращаем внимание, что продолжение обучения нейрокомпьютера для определения четности любых других чисел происходит также с помощью изменений весовых коэффициентов.

6. Уточняем, что существуют различные алгоритмы обучения, но все они основаны на постепенном изменении весовых коэффициентов и сравнении получаемого результата с эталонным. Обращаем внимание, что количество изменений и обходов циклов алгоритма нейросети при обработке данных может достигать триллионов повторений и даже на суперкомпьютерах это занимает несколько суток, что не позволяет говорить об оперативности решения подобных задач.

Среди основных преимуществ нейрокомпьютеров отмечаем параллельность всех информационных процессов и значительную устойчивость их в работе при наличии помех и разрушений. Уточняем, что нейрокомпьютеры имеют распределенную память, т. е. данные хранятся не на отдельном носителе в конкретной ячейке памяти, а в нейронах по всей сети в виде весовых коэффициентов межнейронных связей.

Остановимся на рассмотрении **методики преподавания темы «Эволюционный подход к моделированию нейронных сетей»**, которая является третьей в модуле.

**Цель:** закрепить знания об особенностях функционирования перцептрона и дать представление о генетическом алгоритме как об инструменте создания нейронной сети.

**Контрольные вопросы:**

1. В чем сущность эволюционного подхода?
2. Каково назначение генетического алгоритма?
3. Что определяет целевая функция генетического алгоритма?
4. Что выполняется генетическим алгоритмом на первом этапе?
5. Какие механизмы эволюционных процессов запускаются генетическим алгоритмом на втором этапе?
6. В каких случаях генетический алгоритм завершает свою работу?
7. Что является окончательным результатом задачи оптимизации, решаемой с помощью генетического алгоритма?

**Вопросы для обсуждения:**

1. Каким образом выбирают активационную функцию?



2. Почему генетические алгоритмы можно использовать не только для решения задач оптимизации, но и для создания нейронных сетей?

3. Какие существуют принципы отбора объектов?

**Методические рекомендации:**

1. Обращаем внимание, что кроме рассмотренного ранее структурного подхода к моделированию нейронных сетей существуют и другие подходы. Например, *эволюционный* подход, который базируется на знаниях из предметной области биологии.

Уточняем, что теория эволюции предполагает адаптацию и изменение живых организмов, а также естественный отбор и генетическое наследование, которые ведут к тому, что выживают только самые сильные особи, умеющие лучше приспосабливаться и развиваться, при этом потомки наследуют не все свойства родителей, а лишь некоторые.

Обсуждаем, что при генетическом наследовании возможны мутации, т. е. случайные изменения, в ходе которых потомки получают новые свойства, которые не имели их родители. Если эти новые свойства окажутся полезными для лучшего приспособления и развития, то потомок выживет и создаст новое, более сильное потомство.

2. Переходим к рассмотрению *генетического алгоритма*, предложенного Холландом (вторая половина XX в.) для алгоритмизации теории эволюции. Уточняем, что генетические алгоритмы позволяют искать ошибки в нейросетях и находить решения проблем в экономике, бизнесе, промышленности и др.

Формулируем основную идею применения генетических алгоритмов для обучения нейросетей: когда и почему нейронная сеть выдает тот или иной ответ можно определить с помощью *активационной функции* — зависимости выходного сигнала нейрона от суммы весовых коэффициентов входящих сигналов и порога чувствительности нейрона.

3. Рассматриваем этапы выполнения генетического алгоритма на примере обучения нейросети.

На *первом этапе* создается начальная популяция объектов, каждый из которых имеет свой собственный набор параметров (вектор весовых коэффициентов нейронной сети). Работа генетического алгоритма зависит от *целевой функции* (функции приспособленности), предназначенной для оценки параметров объектов.

В результате такой оценки каждому объекту ставится в соответствие определенное значение — приспособленность, которое определяет, насколько объект хорошо решает поставленные задачи.

Обращаем внимание, что при оптимизации процессов в нейронных сетях с помощью генетических алгоритмов целевая функция генетического алгоритма совпадает с активационной функцией нейронной сети.

Подчеркиваем, что целевая функция также может содержать параметры, характеризующие количество нейронов и их взаимосвязи в нейросети. Изменяя

эти параметры, генетические алгоритмы помимо обучения нейросети еще и оптимизируют ее.

На *втором этапе* запускается механизм смены поколений — многократно повторяющиеся эволюционные процессы (отбор, создание новых объектов и мутации их), в результате которых происходит обучение нейронной сети с использованием генетических алгоритмов. *Отбор* позволяет выявить наиболее приспособленные объекты, у которых значения весовых коэффициентов наиболее максимальны или минимальны. *Создание новых объектов* происходит за счет случайного распределения параметров наиболее приспособленных объектов популяции взамен отбракованных параметров. *Мутация* заключается в получении случайным образом нового значения элемента (параметра) из случайно выбранного вектора (особи). В результате формируется новое поколение объектов, число которых обычно равно числу объектов предыдущего поколения, в которые входят и мутировавшие объекты (обычно не более 5 %).

Уточняем, что смена поколения завершается лишь при достижении одним из объектов заданного максимального значения целевой функции.

4. Обращаем внимание, что полученные характеристики объекта, позволяющие достигнуть максимального значения целевой функции, принимаются за окончательный результат при решении задач на оптимизацию. А этот результат достигается с помощью генетического алгоритма. Уточняем, что выполнение генетического алгоритма не завершится, если искомого значения целевой функции не существует.

5. Отмечаем возможность оптимизации параметров генетического алгоритма при помощи самого генетического алгоритма. Делаем вывод, что генетические алгоритмы являются эффективным инструментом создания нейронных сетей.

Теперь остановимся на рассмотрении **методики преподавания темы «Квазибиологический подход к моделированию систем»**, которая является четвертой и завершающей в модуле.

**Цель:** дать представление о молекулярном компьютере и его возможностях.

**Контрольные вопросы:**

1. В чем сущность квазибиологического подхода?
2. Каким образом моделируется биологическая структура электронных устройств?
3. Почему можно использовать нанотехнологии при моделировании биологической структуры?
4. Каково назначение и каковы преимущества молекулярного компьютера в отличие от классического компьютера?
5. Каковы возможности классических компьютеров, созданных на основе квазибиологического подхода?
6. Какие средства работы с информацией были созданы в рамках квазибиологического направления?



**Вопросы для обсуждения:**

1. Каково отличие вычислительной машины на основе классической архитектуры и вычислительной машины, проектируемой в соответствии с принципами квазибиологического подхода?

2. Каковы перспективы создания интеллектуальных систем в рамках квазибиологического подхода?

3. Каковы возможности и ограничения использования различных подходов к моделированию нейросетей?

**Методические рекомендации:**

1. Останавливаемся на сущности ранее рассмотренных различных подходов к моделированию нейронных сетей. Вспоминаем, что структурный подход позволяет имитировать функционирование нервной системы живых организмов, а эволюционный подход — процесс приспособления живых организмов к окружающей среде.

2. Рассматриваем квазибиологический подход, который направлен на имитацию функционирования биологической структуры живых организмов. Уточняем, что приставка «квази» указывает на то, что подход как будто бы биологический.

Обсуждаем, что организм человека можно представить как сложную биологическую систему, в которой протекают процессы разных уровней сложности: от биохимических (низкоуровневых) до психических (высокоуровневых). Согласно этой теории, предложенной Мак-Каллок (середина XX в.) особенности человеческого поведения, его способность к адаптации и обучению, а также его разум и интеллект являются следствием свойств его биологической структуры и особенностей ее функционирования.

3. Рассматриваем возможность моделирования биологической структуры с использованием биомолекулярных комплексов и отдельных биомолекул (молекул ДНК и РНК). Приводим пример, что цепочка молекулы ДНК, которая кодирует генетическую информацию, состоит из последовательности огромного количества нуклеотидов.

Уточняем, что моделирование биологической структуры происходит посредством добавления или удаления нуклеотидов в цепочках ДНК, разрезания или склеивания этих цепочек. Обсуждаем, что поскольку биомолекулы переносят электрический заряд, то их можно использовать для построения электронных устройств обработки информации.

4. Обсуждаем возможность для применения в этой сфере нанотехнологий, поскольку размеры молекул находятся в наноинтервалах (напоминаем учащимся, что нанометр — это одна миллиардная доля метра). Объясняем, что для решения определенных задач можно создать *молекулярный компьютер* — особую вычислительную машину, которая в отличие от универсального компьютера специально конструируется для решения определенной задачи, и поэтому ее решение будет получено оптимальным способом.

Например, молекулярный компьютер довольно просто может реализовать игру в крестики-нолики. Для этого потребуется девять пробирок и специально подготовленные молекулы ДНК. В небольшой пробирке после проведения сконструированной биохимической реакции возможно получить результат, считываемый специальной аппаратурой. Уточняем, что такой молекулярный компьютер позволит решить только данную задачу, но это будет сделано эффективно.

5. Обсуждаем характеристики молекулярных компьютеров. Уточняем, что физическая структура молекулярного компьютера определяет решение конкретной задачи, а все используемые для вычислений молекулы одновременно взаимодействуют, проводя свои процессы параллельно. Обращаем внимание, что молекулярные компьютеры, как и нейрокомпьютеры, будут достаточно устойчивы в работе при наличии помех и разрушений. Кроме того, молекулярные компьютеры могут адаптироваться к изменениям входных данных.

Уточняем, что цепочки молекул ДНК могут воспроизводиться и клонироваться, что свидетельствует об их эволюционных возможностях.

6. Обсуждаем, что молекулярные компьютеры можно создать из сетевых *наноконьютеров*. Уточняем, что такой молекулярный компьютер состоит из электронных устройств размером порядка нескольких нанометров. Электронные же устройства молекулярного компьютера являются результатом разработки новых биоматериалов и нанотехнологий.

7. Выделяем *области применения* молекулярных компьютеров и *возможности* квазибиологического подхода к моделированию систем.

Обращаем внимание учащихся, что уже сейчас молекулярные компьютеры способны решать ряд актуальных задач (например, задачу коммивояжера о поиске кратчайшего пути обхода графа) более эффективно, чем классические компьютеры.

Уточняем, что в микросхеме компьютера с классической архитектурой возможно использовать отдельные молекулы или биологические компоненты в качестве структурных элементов, соединять биологические нейроны с электронными элементами с помощью нановолокон.

Обсуждаем, что сегодня становится актуальной идея самовоспроизведения клеточных автоматов, нанороботов. Это позволит расширить рубежи освоения космоса, ограничить участие людей в операциях на опасных производствах и продолжить автоматизацию интеллектуальной деятельности человека.

### Литература

1. Григорьев С. Г. и др. Реализация развивающего потенциала обучения информатике в условиях внедрения государственных образовательных стандартов второго поколения // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия «Информатизация образования». 2010. № 1. С. 13–26.

2. Карташова Л. И., Левченко И. В. Методика обучения информационным технологиям учащихся основной школы в условиях фундаментализации образования //

Вестник Московского городского педагогического университета. Серия «Информатика и информатизация образования». 2014. № 2 (28). С. 25–33.

3. Карташова Л. И., Левченко И. В., Павлова А. Е. Обучение учащихся основной школы технологии работы с базами данных, инвариантное относительно программных средств // Вестник Московского городского педагогического университета. Серия «Информатика и информатизация образования». 2017. № 3 (41). С. 57–63.

4. Карташова Л. И., Левченко И. В., Павлова А. Е. Обучение учащихся основной школы технологии работы с электронными таблицами, инвариантное относительно программных средств // Вестник Московского городского педагогического университета. Серия «Информатика и информатизация образования». 2016. № 3 (37). С. 39–46.

5. Левченко И. В. Формирование инвариантного содержания школьного курса информатики как элемента фундаментальной методической подготовки учителей информатики // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия «Информатизация образования». 2009. № 3. С. 61–64.

6. Левченко И. В. Информационные технологии в общеобразовательном курсе информатики в контексте фундаментализации образования // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия «Информатизация образования». 2018. Т. 15. № 3. С. 282–293.

7. Левченко И. В. Основные подходы к обучению элементам искусственного интеллекта в школьном курсе информатики // Информатика и образование. 2019. № 6. С. 7–15.

8. Левченко И. В. и др. Элективный курс «Основы искусственного интеллекта». М.: Образование и Информатика, 2019. 96 с.

9. Левченко И. В., Левченко Е. С., Михайлюк А. А. Практические работы элективного курса «Основы искусственного интеллекта». М.: Образование и Информатика, 2019. 64 с.

### Literatura

1. Grigor`ev S. G. i dr. Realizaciya razvivayushhego potenciala obucheniya informatike v usloviyax vnedreniya gosudarstvenny`x obrazovatel`ny`x standartov vtorogo pokoleniya // Vestnik Rossijskogo universiteta druzhby` narodov. Seriya «Informatizaciya obrazovaniya». 2010. № 1. S. 13–26.

2. Kartashova L. I., Levchenko I. V. Metodika obucheniya informacionny`m texnologiyam uchashhixsya osnovnoj shkoly` v usloviyax fundamentalizacii obrazovaniya // Vestnik Moskovskogo gorodskogo pedagogicheskogo universiteta. Seriya «Informatika i informatizaciya obrazovaniya». 2014. № 2 (28). S. 25–33.

3. Kartashova L. I., Levchenko I. V., Pavlova A. E. Obuchenie uchashhixsya osnovnoj shkoly` texnologii raboty` s bazami danny`x, invariantnoe otnositel`no programmny`x sredstv // Vestnik Moskovskogo gorodskogo pedagogicheskogo universiteta. Seriya «Informatika i informatizaciya obrazovaniya». 2017. № 3 (41). S. 57–63.

4. Kartashova L. I., Levchenko I. V., Pavlova A. E. Obuchenie uchashhixsya osnovnoj shkoly` texnologii raboty` s e`lektronny`mi tablicami, invariantnoe otnositel`no programmny`x sredstv // Vestnik Moskovskogo gorodskogo pedagogicheskogo universiteta. Seriya «Informatika i informatizaciya obrazovaniya». 2016. № 3 (37). S. 39–46.

5. Levchenko I. V. Formirovanie invariantnogo sodержaniya shkol`nogo kursa informatiki kak e`lementa fundamental`noj metodicheskoy podgotovki uchitelej informatiki // Vestnik Rossijskogo universiteta družby` narodov. Seriya «Informatizaciya obrazovaniya». 2009. № 3. S. 61–64.

6. Levchenko I. V. Informacionny`e tehnologii v obshheobrazovatel`nom kurse informatiki v kontekste fundamentalizacii obrazovaniya // Vestnik Rossijskogo universiteta družby` narodov. Seriya «Informatizaciya obrazovaniya». 2018. T. 15. № 3. S. 282–293.

7. Levchenko I. V. Osnovny`e podhody` k obucheniyu e`lementam iskusstvennogo intellekta v shkol`nom kurse informatiki // Informatika i obrazovanie. 2019. № 6. S. 7–15.

8. Levchenko I. V. i dr. E`lektivny`j kurs «Osnovy` iskusstvennogo intellekta». M.: Obrazovanie i Informatika, 2019. 96 s.

9. Levchenko I. V., Levchenko E. S., Mixajlyuk A. A. Prakticheskie raboty` e`lektivnogo kursa «Osnovy` iskusstvennogo intellekta». M.: Obrazovanie i Informatika, 2019. 64 s.

**I. V. Levchenko,**

**D. B. Abushkin,**

**A. A. Mikhailyuk**

**Module «Upstream Modeling of Intellectual Activity»  
in the General Education Course of Informatics**

The article proposes a presentation of educational material that allows schoolchildren to reveal the possibility of modeling intellectual activity using neural networks.

Keywords: methodic of teaching; school course of informatics; computer modelling; artificial intelligence; neural networks.