

УДК 004.89  
УДК 004.93'1

## **Кластеризация пользователей системы дистанционного образования на основе модели нейронной сети ART1**

*Гаврилова М.А., студент  
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
кафедры «Компьютерные системы и сети»*

*Научный руководитель: Ерёмин О.Ю., ассистент  
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана  
[v.suzev@bmstu.ru](mailto:v.suzev@bmstu.ru)*

В современном обществе дистанционная форма обучения является более демократичной, поскольку любой человек при сравнительно небольших материальных затратах может получить профессию, повысить квалификацию, переориентироваться в профессиональной деятельности, дополнить свое образование новыми областями знаний и т.д. [1,2,3,4]. Поэтому актуальностью данной работы является создание такой системы дистанционного обучения, благодаря которой, обучение будет проходить в новом формате, наиболее удобной для обучающихся. Новизна данного исследования заключается в создании системы дистанционного образования, в которой кластеризация пользователей будет основана на модели нейронной сети ART1.

Системы дистанционного обучения на сегодняшний день являются одним из эффективных способов обучения [1,2,3,4].

Они предоставляют ряд преимуществ, таких как:

- 1) свободное планирование учебных курсов;
- 2) возможность выбора времени для занятий;
- 3) индивидуальное обучение.

Также существует и ряд недостатков. Наиболее существенным из них является отсутствие преподавателя, либо его минимальное участие. Так как личное общение с преподавателем позволяет эффективно адаптировать учебный курс к текущему уровню учащегося.

Например, при индивидуальной работе с учеником преподаватель в режиме реального времени может обнаружить пробелы в знаниях, или не совсем полное усвоение учебной информации. За счет большого педагогического опыта

преподавателя, при обнаружении подобных ситуаций, учебный курс корректируется с учетом успеваемости ученика и усвояемости им информации. Для этого ему предлагаются дополнительные учебные материалы или изменение подходов к преподаванию (увеличение интерактивного элемента образования, использование наглядных материалов и т.п.).

К сожалению, в системе дистанционного обучения невозможно предоставить каждому учащемуся таких же возможностей, как при индивидуальной работе с преподавателем, но при этом возможно сделать упор на индивидуальное обучение [3,4].

Поэтому *актуальной задачей* является повышения качества учебного процесса при работе с системой дистанционного образования за счет оценки степени освоения единиц учебного материала.

Единицей учебного материала может являться часть учебного курса: раздел, тема, подтема, отдельные рассматриваемые вопросы, вплоть до отдельных параграфов [1].

Поскольку невозможно создать бесконечное количество курсов с разным уровнем сложности и детализации рассматриваемых вопросов, то вполне естественной становится задача разбиения учащихся на отдельные группы (классы или кластеры) с одинаковыми результатами по освоению курса.

Предположим, что учебный курс состоит из трех разделов: раздел 1, раздел 2 и раздел 3.(см. Рисунок 1).

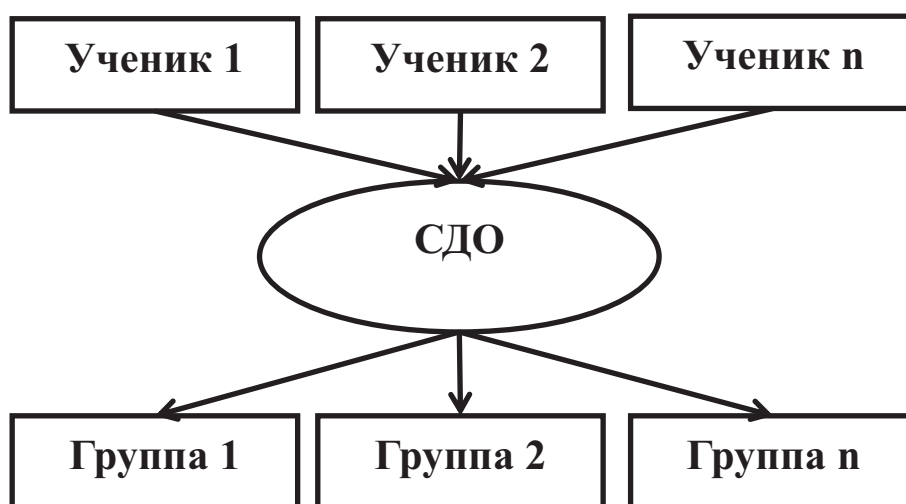


Рис. 1. Процесс разбиения учащихся на отдельные группы (кластеры)

Один учащийся хорошо освоил раздел 1, но у него возникли сложности с разделом 2, поэтому система дистанционного обучения должна проанализировать

возникшие сложности и, например, предоставить этому учащемуся расширенную версию раздела 2, которая содержит больше примеров, иллюстративного материала и дополнительных объяснений.

Вопрос анализа трудностей, возникающих перед учащимся, позволяют его определить в группу, которая содержит людей, имеющих такие же сложности, и поэтому курс будет в дальнейшем адаптироваться к потребностям текущего ученика. Конечно, ученик может какие-то части курса усвоить быстрее, а какие-то покажутся ему слишком «избыточными», поэтому необходимо учесть этот фактор и подобрать для него более подходящую группу, либо создавать новую (если процесс обучения и усвоения материала существенно отличается от уже существующих групп). Если отклонения в процессе обучения студента от членов его группы незначительны, то, возможно, необходимо ввести коррекцию на учебный план этой группы. То есть, система должна не только создавать рекомендации для текущего ученика, но и адаптивно подстраивать его курс в соответствии с его успехами.

Таким образом, с одной стороны, необходимо дать рекомендацию ученику, то есть определить его принадлежность к определенной группе, но, с другой стороны, предлагается изменять подаваемый материал в течение процесса обучения конкретного ученика. Подобная ситуация является разновидностью, так называемой, *дилеммы стабильности-пластичности*.

Существующие методы кластеризации (статистические алгоритмы, перцептроны и т.д.) обладают рядом недостатков, таких как, требование начального задания количества кластеров, необходимость участия человека при обучении, не позволяют модифицировать данные в кластерах в процессе своей работы, требуют большого количества параметров для настройки [7,8].

Тем не менее, искусственные нейронные сети позволяют решать задачу распознавания за счет своей способности к обобщению. Поэтому необходимо определить требования, к используемой нейронной сети, при которых:

- 1) нейросеть должна иметь способность к адаптации;
- 2) возможность работы без обучающей выборки, то есть обучение нейросети должно осуществляться в процессе работы;
- 3) нейросеть, при имеющейся адаптивности, должна быть стабильной;
- 4) нейросеть должна формировать устойчивые кластеры;
- 5) нейросеть должна иметь возможность менять свою чувствительность.

Подобной нейронной сетью, обладающей всеми вышеперечисленными свойствами, является модель нейронной сети адаптивно-резонансной теории ART1,

которая позволяет проводить кластеризацию двоичных входных векторов, и при этом решает *дилемму стабильности-пластичности* [5,6,7,9,10,11].

Нейронная сеть адаптивно-резонансной теории ART1 работает с входными векторами, компоненты которых являются бинарными (двоичными), то есть могут принимать значения 0 и 1.

Размер входных векторов определяет структуру нейронной сети ART1, так как количество компонентов во входном векторе должно быть равно количеству нейронов во входном (первом) слое нейронной сети.

### **Структурная схема нейронной сети ART1**

Нейронная сеть ART1, позволяющая стабилизировать процесс обучения, является логическим развитием архитектуры сети Гроссберга [12, 13, 14].

ART1 представляет собой двухслойную нейронную сеть, в которой все нейроны первого слоя связаны со всеми нейронами второго слоя (связи «Слой 1 — Слой 2» или L1-L2), и также обратные связи всех нейронов второго слоя с нейронами первого слоя (связи «Слой 2 — Слой 1» или L2-L1). Также в модель ART1 входит подсистема ориентирования (это один специфический нейрон, который отличается от нейронов в слоях) и управление усилением (либо это два дополнительных нейрона, либо дополнительная обратная связь из второго слоя к первому слою).

Выходы нейронов обоих слоев представляет собой краткосрочную память (STM – short-term memory), а весовые матрицы связей между слоями, в свою очередь, — долгосрочную память (LTM – long-term memory).

Замечание. В сети Гроссберга связи «Слой 2 — Слой 1», подсистема ориентирования и управление усилением отсутствуют.

Структурная схема сети ART1 показана на рисунке 2.

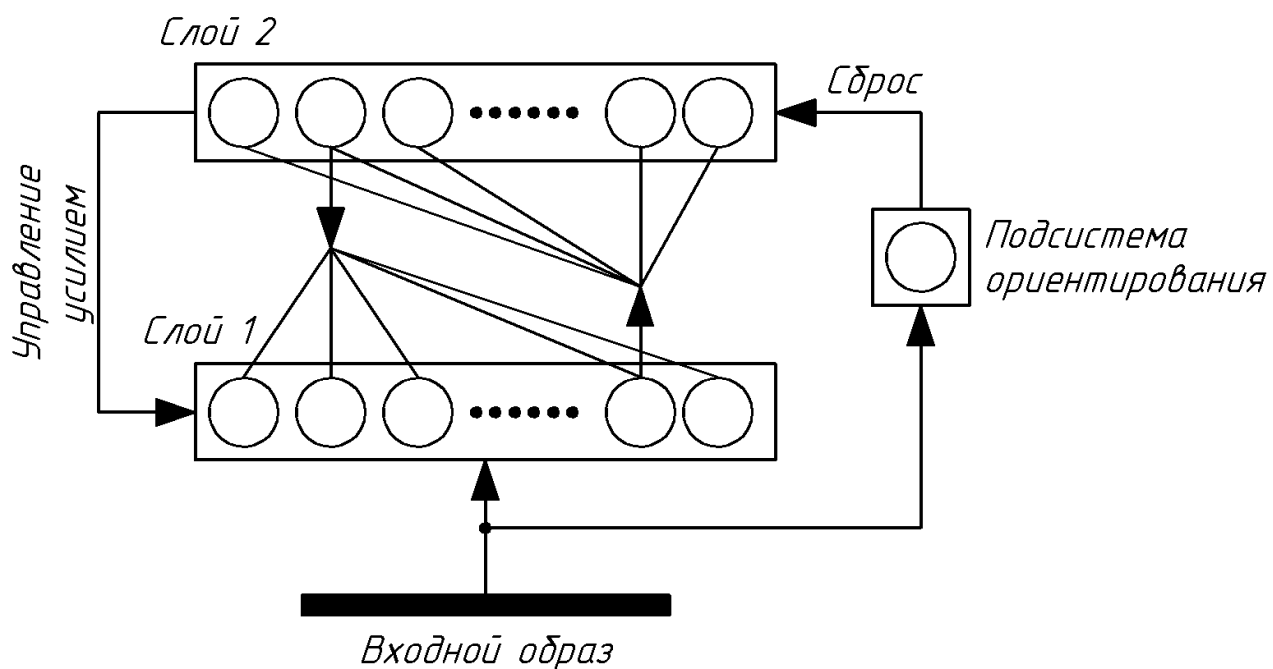


Рис. 2. Структурная схема двухслойной сети ART1

### Описание работы сети ART1

Связи «Слой 1 — Слой 2» обеспечивают операцию кластеризации. Когда входной образ предъявлен сети, то он нормализуется в первом слое, а затем умножается на весовую матрицу связей «Слой 1 — Слой 2». Затем во втором слое (который является однослойной нейронной сетью конкурентного обучения) происходит состязание, которое позволяет определить, какая строка весовой матрицы наиболее близка к входному вектору. Именно эта строка будет в дальнейшем замещена текущим входным вектором.

После окончания обучения нейронной сети каждая строка весовой матрицы «Слой 1 — Слой 2» будет содержать образ кластера, так называемого прототипа. В сети ART1 для обучения используются также обратные связи «Слой 2 — Слой 1», которые являются связями выходной звезды Гроссберга (outstars) [10-11], которые обеспечивают повторный вызов образа. То есть, когда узел во втором слое активирован, то он создает сигнал ожидания (expectation), который передается в первый слой. Сигнал ожидания является образом прототипа, соответствующего активному выходному нейрону второго слоя. Далее, первый слой осуществляет сравнение образа ожидания и входной образ.

В случае, когда входной образ существенно отличается от образа ожидания (степень «похожести» определяется параметром бдительности), то в подсистеме ориентирования формируется сигнал сброса (reset) для второго слоя. Этот сброс

дезактивирует текущий нейрон-победитель и удаляет соответствующее этому нейрону ожидание. Причем этот нейрон переходит в неактивное состояние до самого окончания работы с текущим входным вектором. Далее во втором слое опять повторяется состязание, и на этот раз выигрывает другой нейрон, который передает новый сигнал ожидания в первый слой через связи «Слой 2 — Слой 1». Этот процесс продолжается до тех пор, пока ожидание в связях «Слой 2 — Слой 1» не обеспечит необходимой близости с входным образом.

Работа нейронной сети строится по следующему алгоритму [5]:

1. На вход сети поступает образ;
2. Входной образ сравнивается с имеющимися образами-прототипами;
3. Выбирается входной нейрон с наибольшим сигналом, который соответствует наиболее похожему образу-прототипу;
4. Если степень схожести входного образа и образа-прототипа не удовлетворяет параметру бдительности, то нейрон, соответствующий этому образу-прототипу, тормозится и далее снова выполняется шаг 2, иначе шаг 5.
5. Если степень схожести входного образа и образа-прототипа удовлетворяет параметру бдительности, то в сети наступает резонанс – все выходные нейроны тормозятся, кроме того, который соответствует текущему образу-прототипу, и далее выполняется шаг 6.
6. Происходит обновление образа-прототипа с учетом текущего входного образа, с которым произошел резонанс;
7. Входной образ убирается, восстанавливаются сигналы всех заторможенных нейронов и далее снова выполняется шаг 1.

Основные этапы кластеризации учащихся показаны на Рисунке 3.

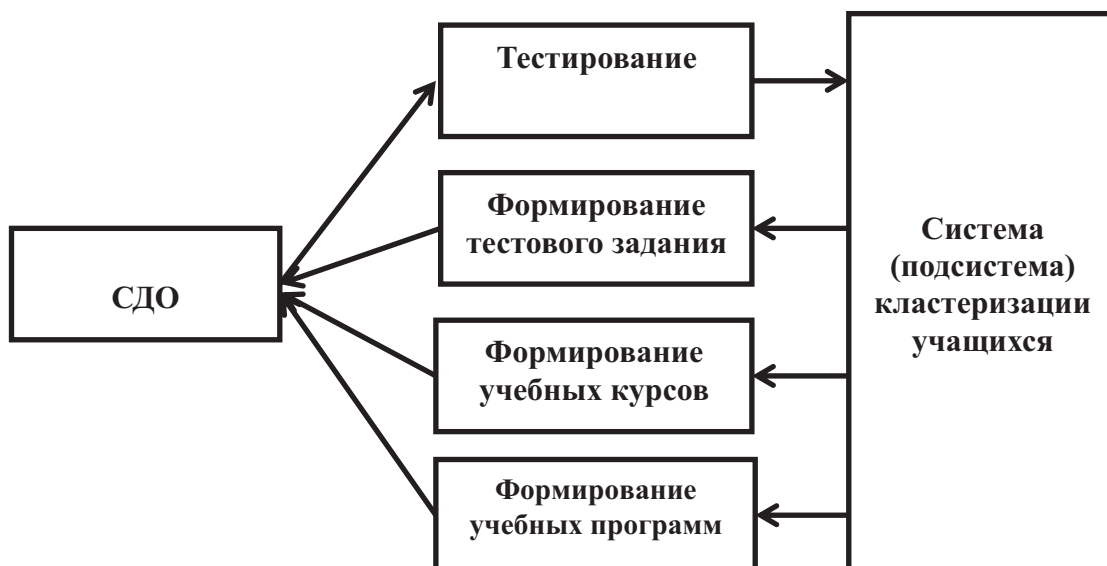


Рис. 3. Основные этапы кластеризации учащихся

Пока есть свободные нейроны в выходном слое нейронной сети, им могут сопоставляться все новые и новые кластеры.

Исходя из принципа работы сети ART1, необходимо изначально задавать количество выходных нейронов больше, чем предполагается иметь кластеров (в идеальном случае в выходном слое бесконечное количество нейронов, что, естественно, не соответствует реальной жизни).

### **Выводы**

В результате применения подхода к кластеризации учащихся, основанного на модели нейронной сети адаптивно-резонансной теории должны быть получены следующие результаты:

- улучшить качество построения учебных курсов для студентов системы дистанционного образования;
- снизить затраты на разработку и внедрение новых курсов за счет более полного использования уже имеющихся ресурсов.

### **Список литературы**

1. Кречетников К.Г., Черненко Н.Н. Дистанционное обучение. Достоинства, недостатки, вопросы организации: аналитический обзор [Электронный ресурс]// <http://www.hr-portal.ru/article/distantcionnoe-obuchenie-dostoinstva-nedostatki-voprosy-organizatsii-krechetnikov-k-g-cherne> (дата доступа: 20.09.2012).

2. Полат Е.С. Педагогические технологии дистанционного обучения [Электронный ресурс] // <http://www.distant.ioso.ru/seminary/09-02-6/tezped.htm> (дата доступа: 18.09.2012).
3. Полат Е.С, Моисеева М.В., Петров А.Е. Педагогические технологии дистанционного обучения / Под ред. Е.С.Полат. — М., "Академия", 2006.
4. Концепция создания и развития единой системы дистанционного образования в России: утверждена Постановлением Госкомитета РФ по высшему образованию от 31 мая 1995 г. № 6 // КонсультантПлюс: ВысшаяШкола: Программа информационной поддержки российской науки и образования: Специальная подборка правовых документов и учебных материалов для студентов: учебное пособие. - 2007. - Вып.4.
5. Джонс М.Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях/ М.Тим Джонс.- М.: ДМК Пресс, 2006.
6. Гроссберг С. Внимательный мозг [Электронный ресурс] // Открытые системы, №4, 1997. – URL: <http://www.osp.ru/os/1997/04/179198/> (дата обращения:06.04.2011)
7. Комарцова Л.Г. Нейрокомпьютеры: Учеб. Пособие для вузов. /Л.Г.Комарцова, А.В.Максимов. – 2-е изд., перераб. и доп. –М.: изд-во МГТУ им.Н.Э.Баумана, 2004
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. – М.: ООО «И.Д.Вильямс», 2006.
9. Carpenter G.A. A Massively Parallel Architecture for a Self-Organizing Neural Pattern Recognition Machine / G.Carpenter, S. Grossberg //Computing Vision, Graphics, and Image Processing, 37. pp. 54-115, 1987.
10. Grossberg S. Adaptive Pattern Classification and Universal Recording: I. Parallel Development and Coding of Neural Feature Detectors // Biological Cybernetics, No. 23, 1976.
11. Grossberg S. Adaptive Pattern Classification and Universal Recording: II. Feedback, Expectation, Olfaction, Illusion // Biological Cybernetics, No. 23, 1976.
12. Barbara M. ART and Pattern Clustering. - Proceedings of the 1988 Connectionist Model Summer. - Published by M.Kaufmann, San Mateo, CA, pp. 174-185.
13. Devaux S. Classification hybride ART-CS: Apprentissage par renforcement, vision et rototique. Rapport de projet de fin d'etudes [Электронный ресурс] / Tours, [1996]. - URL: <http://sde.eduvax.net/artcs/> (дата обращения: 06.04.2011).
14. Hagan M.T. Neural Network Design / M.T. Hagan, H.B. Demuth, M.H. Beale. - Boston, MA: PWS Publishing, 1996.