



Алгоритм работы обмена данными между клиентом и сервером сводится к пересылке данных в виде фотографий пользователя серверу и получению обработанных результатов от него в виде JSON файлов с информацией в них об определенных сервером эмоциях пользователя.

В качестве обратной связи с отображением испытываемых эмоций пользователю в окне просмотра видеоролика генерировались смайлы.

В результате, в разработанной мною системе оценка реакции сервером при просмотре видеоролика производилась каждые 15 секунд.

Задержка обратного отображения реакции пользователю составляла от 3 до 5 секунд, что является хорошим результатом, если учитывать то, что обработка данных для дальнейшего их отображения происходит через сеть и включает в себя пересылку данных между клиентом и сервером.

Точность определения эмоций системой составила 66%.

В дальнейшем мне бы хотелось расширить разработанную систему определения эмоциональных реакций пользователя на видеоролики и использовать полученные данные классификации для решения задачи поиска видеороликов по категориям эмоций.

Литература

1 Демонстрация API от Microsoft Azure для распознавания эмоций [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://azure.microsoft.com/ru-ru/services/cognitive-services/emotion/>

2 Сверточная нейронная сеть для задачи классификации эмоций в режиме реального времени [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://github.com/oarriaga/face_classification/tree/master

3 Тестовый набор данных fer2013 для обучения нейронной сети распознаванию эмоций [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.kaggle.com/c/challenges-in-representation-learning-facial-expression-recognition-challenge/data>

А. Ю. Гетманская

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБУЧАЮЩИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ КОНЕЧНЫХ АВТОМАТОВ

(Саратовский государственный технический университет
имени Гагарина Ю. А.)

Важнейшие реформы процесса обучения обусловлены уровнем и характером общественного развития. Коренные преобразования в процессе эволюции общества всегда ставили новые цели перед теми, кто занимался процессом передачи накопленного опыта, что, в свою очередь, вело к возникновению новых средств обучения – обучающих систем.

Целью данной работы является математическое моделирование обучающих систем на основе конечных автоматов. Исследуя данную область,



было выявлено три тесно связанных между собой подобласти, а именно: классическая теория автоматов, статистическое обучение, спектральное обучение [1].

1 Система обучения на основе иерархических конечных автоматов

С целью более четкого представления технологии систем адаптивного обучения на основе иерархических конечных автоматов была рассмотрена статья [3]. Системы адаптивного обучения являются инструментом классификации обучаемых на различные когнитивные уровни, однако, каждая система имеет уникальные алгоритмы адаптации, основанные на методике построения контента, стратегиях, анализе предпочитаемых стилей обучения, реакции системы на ответы обучаемых, что позволяет формировать уникальные траектории обучения для каждого обучаемого [6;8].

Разработка данных алгоритмов предполагает создание модели адаптивного обучения. Так как специфика адаптивных систем в соответствии с таксономией Блума представлена конечным набором уровней, и использование «multiple choice» как инструмента для организации процесса обучения даже на высоких когнитивных уровнях является возможным, что также определяет конечность возможных состояний системы, применение теории конечных автоматов для построения такой модели является наиболее целесообразным [5].

2 Формализация задачи

Опираясь на постановку задачи, перейдем к ее формальному описанию. Пусть система обучения формализована в виде конечного автомата Мили, представленного на рисунке 1, $S = \{U, Y, X, x_0, \Lambda, H\}$, где

U – конечный набор входов $\{u_i\}_{i=1\dots I}$, соответствующий значению результата начального уровня знаний в определенной области:

U_0 – пороговый уровень (70%);

U_1 – выше порогового;

U_2 – ниже порогового;

Y – конечный набор выходов $\{y_i\}_{i=1\dots I}$, соответствующий значениям результатов оценки знаний, полученных за время обучения;

X – конечный набор состояний $\{x_i\}_{i=1\dots I}$, соответствующих определенным уровням сформированности полученных знаний

x_0 – начальное состояние системы;

x_1 – остановка работы автомата;

x_2 – сложность заданий для низкого уровня знаний;

x_3 – сложность заданий для среднего уровня знаний;

x_4 – сложность заданий для высокого уровня знаний;

x_k – сложность заданий для исследовательского уровня знаний;

Λ – набор функций перехода $U \times X \rightarrow X$, $\{\lambda_i\}_{i=1\dots I}$ между уровнями сформированности полученных знаний.

H – набор функций выхода $U \times X \rightarrow Y$, $\{\eta_i\}_{i=1\dots I}$ автомата и представление результата сформированности полученных знаний.

Тогда интерпретируем представленную модель в терминах постановки задачи следующим образом:



$\{u_i\}_{i=1...I}$ – ответы обучаемого на поставленные задачи;

$\{y_i\}_{i=1...I}$ – реакция системы на ответы обучаемого;

$\{x_i\}_{i=1...I}$ – когнитивный уровень в соответствии с таксономией Блума;

x_0 – начальный уровень знаний обучаемого, выявленный в результате диагностического тестирования;

$\{\lambda_i\}_{i=1...I}$ – вопросы, задаваемые системой обучаемому для перехода на другой уровень компетенции с генерацией соответствующей реакции;

$\{\eta_i\}_{i=1...I}$ – объяснения, предлагаемые системой на данном уровне компетенции.

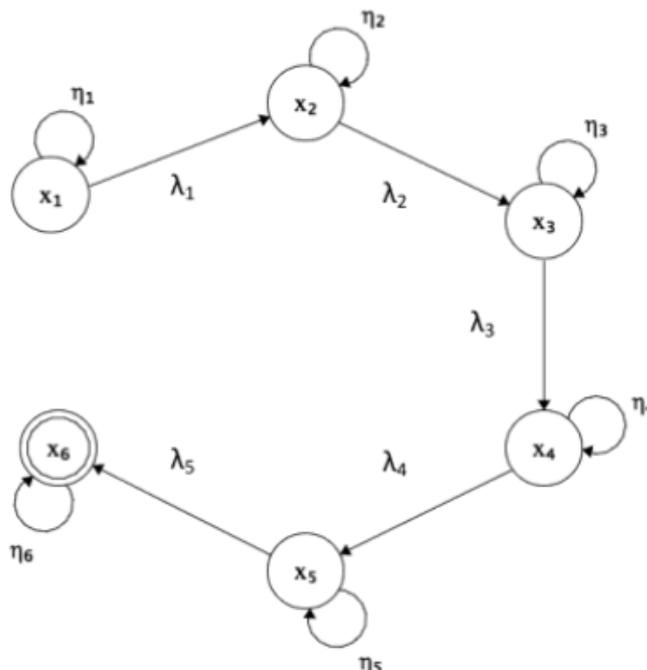


Рисунок 1 – Модель конечного автомата системы адаптивного обучения.

Данные множества были использованы при построении автомата Мили. Автомат на выходе выдает результат уровня сформированности компетенций, который будет использоваться при переходе к следующему этапу обучения.

Λ – Наборы функций переходов $\Lambda: U \times X \rightarrow X$, $\{\lambda_i\}_{i=1...I}$ и выходов $N: U \times X \rightarrow Y$, $\{\eta_i\}_{i=1...I}$ показывают, каким образом в процессе построения индивидуальной траектории принимается решение о выводе результата. Состояние алфавита x_0 соответствует остановке работы автомата на определенном уровне сформированности полученных знаний и на выходе выдает результаты обучающихся Y [2; 7; 9].

3 Заключение

Описанная модель позволяет оптимизировать процесс обучения, так как состояние x_0 учитывает уровень сложности заданий и выполняет проверку по выполнению заданий для различных уровней знаний.

В представленной модели на каждом этапе работы системы учитывается состояние автомата в определенный момент времени и выполняется управление переходами между различными модулями и состояниями.



Входной алфавит автомата представляет интегрированный показатель, соответствующий уровню сложности заданий, и показатель траектории обучения. Выходной алфавит зависит только от состояния, в котором система находится на данный момент времени.

Литература

1 Borja de Balle Pigem / Learning Finite-State Machines // Statistical and Algorithmic Aspects – P. 4-56.

2 Никитин П.В., Фоминых И.А., Горохова Р.И. «Использование интеллектуальной обучающей системы при обучении студентов информационным технологиям» // Вестник ИрГТУ. 2015 – С. 24-26.

3 Прохоров С. А, Куликовских И. М. «Система адаптивного обучения на основе иерархических конечных автоматов» // Научная статья // Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королева (национальный исследовательский университет) 2015 – С. 4-8

4 Intelligent tutoring systems: formalization as automata and interface design using neural networks / S.G. Curilem, A.R. Barbosa, F.M. Azevedo // Computers & Education. 2013 – С. 124-133.

5 Борисова Наталья Александровна. Таксономия Блума. [Электронный ресурс] URL: <https://nsportal.ru/nachalnaya-shkola/mezhdistsiplinarnoe-obobshchenie/2015/01/08/taksonomiya-tseley-bluma> (дата обращения: 21.03.2018)

6 Implementing computer-based assessment - A web-based mock examination changes attitudes / T. Deutsch, K. Herrmann, T. Frese, H. Sandholzer // Computers & Education. 2012 – С. 14-19.

7 А.Л. Красс /Метод обучения сложных систем с большим числом входных данных и выходных воздействий / Опубликовано в Научно-техническом вестнике СПбГУ ИТМО. 2014. Выпуск 53. Автоматное программирование, с. 295-308.

8 Сытник А.А. Перечислимость при восстановлении поведения автоматов // Доклады РАН. 1993. Т.238. N1. С.25-26.

9 Сытник А.А., Шульга Т.Э. Математические модели адаптивных дискретных систем. Монография //Саратов: Сарат. гос. техн. ун-т, 2015. 272с. ISBN 978-5-433-2947-2.