$$\widetilde{g}^* = g^* - h_s \sum_{t=1}^{n} \left(\sum_{j=1}^{n} f(s_t, t^*; s_j, t_*) x_0(s_j) - y(s_t) \varphi(s_t) \right), \quad d(t) = \sum_{t=1}^{n} f_h(s_t, t; s_n, t_*) \varphi(s_t),$$

$$f_h(s_i, t; s_n, \theta) = h_s \int_{\theta}^{\theta + h_t} a_n(\xi) f(s_i, t; s_n, \xi) v(\xi) d\xi, \quad t, \theta \in T_h, \quad a_i(t) = a(s_i, t) / h_s^2, \quad s_i = i h_s,$$

$$h_s = l/(n-1), \quad i = \overline{1, n}; \quad n \in N.$$

Из вида задачи (2) следует, что основную роль при её решении играет функция $d(t)$, $t \in T_h$. Быстрое вычисление её значений важно при оптимальном управлении в реальном времени. При достаточно точной аппроксимации математической модели объекта управления реализация двойственного метода решения задачи (2) наталкивается на серьёзные трудности. Для их преодоления предлагается метод квазидекомпозиции, который позволяет интегрирование системы порядка n заменить на параллельное интегрирование r систем значительно меньшего порядка m.

А.А. Крощенко
Беларусь, Брест, БрГУ имени А.С. Пушкина

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ БИНАРНОГО КЛАССИФИКАТОРА СРЕДСТВАМИ ROC-АНАЛИЗА НА ПРИМЕРЕ ЗАДАЧИ TIC-TAC-TOE

ROC-анализ предоставляет исследователям набор метрик, удобный для оценивания качества бинарного классификатора. К таким метрикам относятся: точность, специфичность, полнота, F1-мера [1]. К средствам визуализации ROC-анализа относится так называемая ROC-кривая.

Для расчета метрик ROC-анализа удобно предварительно составить следующую таблицу сопряженности (таблица 1) [2]:

Таблица 1 – Вид таблицы сопряженности для случая бинарного классификатора

		Предсказанный класс	
		1	0
Истинный класс	1	TP	FN
	0	FP	TN

По таблице 1 можно рассчитать метрики:

Полнота = TP / (TP + FN), Специфичность = TN / (TN + FP), Точность = = TP / (TP + FP) и F1-мера = 2 × Точность × Полнота / (Точность + Полнота).

Нами был построен бинарный классификатор для решения задачи классификации данных Tic-Tac-Toe [3]. Эта выборка получена генерацией возможных ситуаций в игре «Крестики-нолики» и состоит и 958 образов.

В качестве базовой модели мы использовали двуслойный персептрон с архитектурой вида 9-9-1. На обоих слоях применялась сигмоидная функция активации.

Обучение проводилось методом обратного распространения ошибки, скорость обучения – 0,01, моментный параметр – 0,9, размер мини-батча – 10.

Вся выборка разбивалась на тестовую и обучающую в соотношении 1 : 2.

После выполнения обучения, мы построили таблицу сопряженности (таблица 2) и рассчитали метрики по вышеуказанным формулам.

Таблица 2 – Вид таблицы сопряженности для обученного классификатора

		Предсказанный класс	
		1	0
Истинный класс	1	212	0
	0	4	101

На основе показателей специфичности и полноты нами была построена ROC-кривая (рисунок).

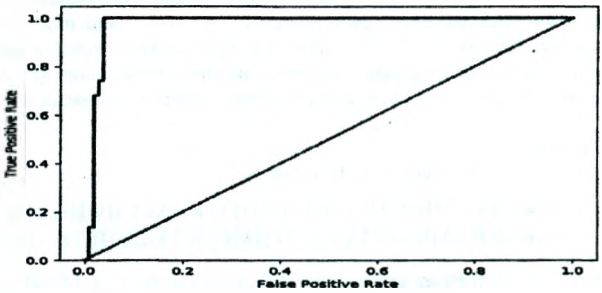

Рисунок – ROC-кривая

Метрика AUC (area under curve) используется для сравнения различных моделей и представляет собой площадь области под ROC-кривой.

Получившееся значение AUC (~0,977) показывает высокую практическую значимость построенного классификатора.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Флах, П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / П. Флах. – М. : ДМК Пресс, 2015. – 400 с.

2. Бринк, Х. Машинное обучение / Х. Бринк, Д. Ричардс, М. Феверолф. – СПб. : Питер, 2017. – 336 с.

3. UCI Machine Learning Repository: Tic-Tac-Toe Endgame Data Set [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://archive.ics.uci.edu/ml/ datasets/Tic-Tac-Toe+Endgame. – Дата доступа: 25.09.2017.

Е.В. Лукашкин
Беларусь, Гомель, ГГУ имени Ф. Скорины

ОБЗОР СРЕДСТВ РАЗРАБОТКИ КЛИЕНТСКОЙ ЧАСТИ WEB-ПРИЛОЖЕНИЙ

С каждым годом технологии развиваются все стремительнее и стремительнее, пользователи становятся более требовательными к программному обеспечению, разработчики пытаются качественным образом выделить свой продукт и обойти конкурентов. Важным фактором для разработчиков при этом является удобство и простота при добавлении функционала для своевременного удовлетворения поступающих