

Из гистограмм на рисунках 1 и 2 видно, что библиотека TensorFlow (TF) пользуется наибольшей популярностью как в производственной, так и в научно-исследовательской работе. На втором месте находится PyTorch. Библиотеки Keras и Caffe также достаточно широко используются в индустрии, однако Keras не является самодостаточной библиотекой и работает поверх TensorFlow и других фреймворков глубокого обучения.

Следует также отметить, что PyTorch построен на базе Torch и отличается главным образом языком программирования. Интерфейсная часть Torch написана на языке Lua, а PyTorch – на Python.

При проведении лабораторных работ по разделу «Нейрокомпьютерные сети» дисциплины «Дополнительные главы информатики» для студентов специальности «Программное обеспечение информационных технологий» использовалась библиотека PyTorch. Она является более легковесной по сравнению с TensorFlow. Кроме того, в PyTorch используются самые новейшие подходы, такие как динамический вычислительный граф. Пакет PyTorch был установлен на виртуальной машине на базе ОС Ubuntu в облачном сервисе AWS (Amazon Web Services). Студенты имели доступ к серверу по протоколу SSH. Студентам предлагалось обучить простейшую свёрточную нейронную сеть на стандартном наборе данных рукописных цифр MNIST.

Заключение. Глубокое обучение – новое направление в машинном обучении, которое занимается разработкой систем искусственного интеллекта на основе многослойных нейронных сетей. В последние годы на рынке труда растет востребованность в специалистах, владеющих инструментами глубокого обучения. Наибольшее распространение в научно-исследовательской и производственной сферах получили библиотеки TensorFlow и PyTorch. Они являются полностью бесплатными с открытым исходным кодом и могут быть успешно использованы в учебном процессе для ознакомления студентов IT-специальностей с основами технологий глубокого и машинного обучения.

1. Krizhevsky A. ImageNet classification with deep convolutional neural networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton // In Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'12), USA, 2012. – Vol. 1. – P. 1097–1105.
2. Yonghui, W. Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation / W. Yonghui [et al.] // arXiv.org [Electronic resource]. – 2016. – Mode of access : <https://arxiv.org/abs/1609.08144>. – Date of access : 05.01.2019.
3. Indeed: Job Search // Indeed [Electronic resource]. – 2019. – Mode of access : <https://www.indeed.com/>. – Date of access : 05.01.2019.

О РЕЗУЛЬТАТАХ АНАЛИЗА УСПЕВАЕМОСТИ СТУДЕНТОВ, ВКЛЮЧЕННЫХ В «ГРУППУ РИСКА» НА ОСНОВАНИИ ЛОГИСТИЧЕСКОГО РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА

*В.В. Малиновский, А.А. Чиркина, Н.В. Булгакова
Витебск, ВГУ имени П.М. Машерова*

В течение четырех лет велось наблюдение за студентами, поступившими на первый курс университета в 2015 году для обучения по специальностям факультета математики и информационных технологий. В сентябре 2015 года на основании результатов централизованного тестирования и среднего балла аттестата с помощью логистической регрессионной модели, разработанной для прогнозирования слабой успеваемости, была определена «группа риска» из слабоуспевающих студентов, которым необходимы дополнительные занятия во внеучебное время. В настоящее время имеются результаты успеваемости этих студентов за 7 семестров. Для окончания исследования необходимо проверить достоверность полученного прогноза успешности обучения этих студентов на весь учебный период.

Цель исследования: определить применимость логистической регрессионной модели для прогнозирования состава «группы риска» слабоуспевающих студентов не только в краткосрочной перспективе, но и для всего периода обучения.

Материал и методы. Материалом исследования являлись результаты централизованного тестирования, средний балл аттестата, результаты зимней сессии первого курса и итоговый средний балл за весь срок обучения студентов факультета математики и информационных технологий ВГУ имени П.М. Машерова, обучающихся по специальностям «Программное

обеспечение информационных технологий», «Прикладная математика» и «Прикладная информатика» 2015 года набора (75 студентов). Построенная ранее логистическая модель, позволяющая по результатам централизованного тестирования и среднему баллу аттестата предсказать вероятность успешной или неуспешной сдачи сессии для каждого студента [1], была использована для краткосрочного прогнозирования состава «группы риска» из слабоуспевающих студентов.

Результаты и их обсуждение. Количественные характеристики, используемые в работе для составления долгосрочного прогноза, соответствуют принятым в работе [1]. Студент считается слабоуспевающим, если его средний балл за весь срок обучения менее 6,0. Критерием вероятности успешной сдачи первой сессии при проведении логистического регрессионного анализа являлось пороговое значение $P \geq 60\%$. В «группу риска» попало 16 (21,3%) студентов первого курса набора 2015 года. Отрицательный прогноз для студента означает, что он помещен в «группу риска», то есть по итогам первой сессии у него возможны задолженности либо оценки не выше 5 баллов. Краткосрочный отрицательный прогноз исполнился для 14 из 16 студентов, выделенных в «группу риска». По итогам обучения отрицательный прогноз подтвердился на 87,5%, то есть построенная модель работает как для краткосрочного, так и для перспективного прогнозирования «группы риска».

Положительный прогноз для студента означает, что вероятность успешной сдачи сессии более 60%. Считается, что положительный прогноз подтвердился, если средний балл сессии студента не менее 6,0, задолженности отсутствовали. Краткосрочный положительный прогноз подтвердился на 81,4%, долгосрочный прогноз оказался верным для 67,8% студентов 2015 года набора. Таким образом, отрицательный прогноз оказался достаточно точным и может быть использован для практического руководства в работе. Положительный прогноз не имеет высокой точности, и модель прогнозирования требует доработки.

Представляет интерес наличие связи между средним баллом по итогам обучения и различными показателями на начало обучения. Для определения этого применялся метод непараметрического корреляционного анализа. Оценивалась успеваемость студентов 2011-2015 года набора специальностей «Прикладная информатика», «Программное обеспечение информационных технологий» и «Прикладная математика» (294 студента). Ранее было выявлено, что очевидный на первый взгляд выбор коэффициента корреляции для прогнозирования успешности обучения студентов математического факультета ВГУ имени П.М.Машерова на первом курсе, не является корректным [2]. В таблице 1 приведены значения коэффициентов ранговой корреляции по Спирмену для рассматриваемых показателей успеваемости.

В долгосрочной перспективе этот вывод подтвердился: коэффициент корреляции между результатами централизованного тестирования, средним баллом аттестата и итоговым средним баллом за весь период обучения не превышал 0,489, что составляет связь средней силы.

Таблица 1

Корреляционные зависимости между результатами централизованного тестирования и успеваемостью студентов

	ЦТ по русскому/ белорусскому языку	ЦТ по физике	ЦТ по математике	Средний балл аттестата
Средний балл (первая сессия)	0,420*	0,435*	0,412*	0,515*
Средний балл по математике (первая сессия)	0,442*	0,439*	0,469*	0,489*
Средний балл (по итогам обучения)	0,315*	0,399*	0,436*	0,462*
Средний балл по математике (по итогам обучения)	0,295*	0,287*	0,424*	0,483*

* Коэффициент корреляции статистически значим ($p < 0,05$)

Наиболее сильная связь наблюдается между итоговым баллом и результатами первой сессии (таблица 2).

Таблица 2

Корреляционные зависимости между результатами первой сессии
и итоговой успеваемостью студентов

	Средний балл (первая сессия)	Средний балл по математике (первая сессия)
Средний балл (по итогам обучения)	0,756*	0,805*
Средний балл по математике (по итогам обучения)	0,858*	0,850*

* Коэффициент корреляции статистически значим ($p < 0,05$)

Заключение. Логистический регрессионный анализ позволяет по результатам ЦТ и среднему баллу аттестата предсказать вероятность успешности сдачи первой сессии, что позволяет определить «группу риска». Точность исполнения как краткосрочного, так и долгосрочного прогноза за весь срок обучения для этой группы составила 85,7%. Положительный прогноз не имеет высокой точности, и логистическая регрессионная модель прогнозирования требует доработки.

1. Малиновский В.В., Чиркина А.А., Булгакова Н.В. Логистический регрессионный анализ как инструмент выявления студентов первого курса математического факультета, входящих в «группу риска» по уровню подготовленности // Наука – образованию, производству, экономике Материалы XXI (68) Региональной научно-практической конференции преподавателей, научных сотрудников и аспирантов ВГУ им.П.М. Машерова 11-12 февраля 2016 г. – С.56-58
2. Малиновский В.В., Чиркина А.А., Булгакова Н.В. Анализ целесообразности использования коэффициента корреляции результатов ЦТ, среднего балла аттестата и результатов первой сессии для прогнозирования успешности обучения В.В.Малиновский, А.А.Чиркина, Н.В.Булгакова // Наука – образованию, производству, экономике Материалы XXI (68) Региональной научно-практической конференции преподавателей, научных сотрудников и аспирантов ВГУ им.П.М. Машерова 11-12 февраля 2016 г. – С.58-60.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ЗАДАЧИ РАСПИСАНИЯ УЧЕБНЫХ ЗАНЯТИЙ В РАМКАХ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ «ЭЛЕКТРОННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

*Л.В. Маркова, О.Н. Дубавец
Витебск, ВГУ имени П.М. Машерова*

Качество подготовки специалистов в вузах и особенно эффективность использования научно-педагогического потенциала зависят от уровня организации учебного процесса. Одна из основных составляющих этого процесса – расписание занятий, которое может рассматриваться как фактор оптимизации использования ограниченных ресурсов – преподавательского состава, аудиторного фонда. Составление расписания учебных занятий является актуальной задачей для любого высшего учебного заведения.

Целью исследования является создание модели многопользовательского модуля для автоматического составления расписания факультета в рамках информационной системы «Электронный университет».

Материал и методы. Материалом исследований явились модели и методы из теории расписаний, программные продукты, автоматизирующие задачу составления расписания, а также актуальные расписания факультетов ВГУ имени П.М. Машерова. Применялись методы теоретического анализа, сравнения и моделирования предметной области, а также общенаучные методы разработки программного обеспечения.

Результаты и их обсуждение. Совершенствование учебного процесса вуза осуществляется на основе планирования занятий. Для формулирования задачи составления расписания применялись методы линейного программирования, сетевые модели, логическое программирование в ограничениях. Также получило развитие направление поиска эффективных эвристических методов решения задачи составления расписания занятий вуза [1, 2, 3].

Многочисленные работы на тему составления расписания условно разделяют на 2 группы:

- классические методы (целочисленного программирования, методы на основе раскраски графа, задача о назначениях и прочие);
- методы решения задачи с использованием эвристических алгоритмов.