

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Донецкий национальный технический университет»

Факультет интеллектуальных систем и программирования
Кафедра «Прикладная математика и искусственный интеллект»

СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ

VII ВСЕРОССИЙСКОЙ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ

СОВРЕМЕННЫЕ
ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
В ОБРАЗОВАНИИ И НАУЧНЫХ
ИССЛЕДОВАНИЯХ
(СИТОНИ-2023)

29 ноября 2023 г.

Донецк
2023

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Донецкий национальный технический университет»

СОВРЕМЕННЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
В ОБРАЗОВАНИИ И НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ
(СИТОНИ-2023)

Сборник материалов
VIII Всероссийской научно-технической конференции
(г. Донецк, 29 ноября 2023 года)

Донецк
2023

УДК 378:001(063)

ББК 74:72

C56

Рекомендовано к изданию советом факультета
интеллектуальных систем и программирования
ФГБОУ ВО «ДонНТУ»
(протокол №10 от 15 декабря 2023 г.)

Ответственный редактор: Павлыш Владимир Николаевич

Редакционная коллегия:

Ефименко К. Н., Прокопенко Е. В.

C56 Современные информационные технологии в образовании и научных исследованиях (СИТОНИ-2023) : сб. материалов VIII Всерос. науч.-техн. конф., г. Донецк, 29 нояб. 2023 г. / отв. ред. В. Н. Павлыш. – Донецк : ДонНТУ, 2023. – Систем. требования: Acrobat Reader. – Загл. с титул. экрана.

Материалы сборника освещают современные информационные технологии и научные исследования в сфере образования, научные достижения ученых, аспирантов, магистрантов и обучающихся высших учебных заведений из России, Белоруссии и ДНР, а также обсуждается повышение эффективности использования научного потенциала вузов, научных организаций и предприятий.

Доклады из сборника предназначены для научных работников, преподавателей, аспирантов, магистрантов и обучающихся образовательных учреждений высшего образования с целью использования в учебной деятельности и научно-исследовательской работе.

Тексты докладов печатаются в авторской редакции.

УДК 378:001(063)

ББК 74:72

© ФГБОУ ВО «ДонНТУ», 2023

Организатор конференции:

ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет» (г. Донецк)

Партнёры конференции:

ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет» (г. Донецк)

ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский университет «Московский институт электронной техники» (г. Москва, г. Зеленоград)

ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет» (г. Ростов-на-Дону, г. Таганрог)

ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет» (г. Волгоград)

ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный социально-педагогический университет» (г. Волгоград)

УО «Витебский государственный университет имени П.М. Машерова» (г. Витебск, РБ)

ФГБНУ «Институт проблем искусственного интеллекта» (г. Донецк)

Международный рецензируемый научно-теоретический журнал ФГБНУ «ИПИИ «Проблемы искусственного интеллекта» (г. Донецк)

Научный журнал ДонНТУ «Информатика и кибернетика» (г. Донецк)

Организационный комитет конференции:

Председатель:

Аноприенко А. Я. – к.т.н., проф., ректор ФГБОУ ВО «ДонНТУ»;

Заместители председателя:

Павлыш В. Н. – д.т.н., проф., заведующий кафедрой прикладной математики и искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «ДонНТУ»;

Кожухов И. Б. – д.ф.-м.н., проф., профессор кафедры «Высшая математика №1», НИУ МИЭТ (г. Москва);

Иванова С. Б. – директор ФГБНУ «Институт проблем искусственного интеллекта»;

Николаенко Д. В. – к.т.н., доц., декан факультета интеллектуальных систем и программирования ФГБОУ ВО «ДонНТУ»;

Мальчева Р. В. – к.т.н., доц., заместитель директора по науке ИКНТ ФГБОУ ВО «ДонНТУ».

Члены оргкомитета:

Ефименко К. Н. – к.т.н., доц., доцент кафедры прикладной математики и искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «ДонНТУ»;

Анохина И. Ю. – к.т.н., доц., доцент кафедры прикладной математики и искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «ДонНТУ»;

Ольшевский А. И. – ст. преподаватель кафедры прикладной математики и искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «ДонНТУ».

Ответственный секретарь конференции:

Прокопенко Е. В. – к.т.н., доц., доцент кафедры прикладной математики и искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «ДонНТУ».

РАСПОЗНАВАНИЕ ПОЗ ЛЮДЕЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Шапошник Д.О.¹, Орлов Ю.К.¹, Володько О.В.²

¹ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет» (г. Донецк)

²УО «Полесский государственный университет» (г. Пинск, РБ)

e-mail: denzariusis@gmail.com, ojk1407@gmail.com

Шапошник Д.О., Орлов Ю.К., Володько О.В. Распознавание поз людей с помощью нейронных сетей. Статья посвящена исследованию методов распознавания поз людей с использованием нейронных сетей. В ней рассматривается актуальность данной проблемы в контексте развития технологий компьютерного зрения и разработки автоматизированных систем мониторинга. Полученные результаты могут быть полезны для специалистов в области компьютерного зрения, робототехники и разработки систем видеонаблюдения.

Ключевые слова: нейронные сети, компьютерное зрение, обучение нейронных сетей, автоматизированные системы мониторинга

Введение

В последние годы нейронные сети значительно продвинулись в области распознавания и классификации объектов. Одним из направлений исследований является распознавание поз людей с помощью нейронных сетей. Это технология, позволяющая автоматически анализировать физическую позу человека на изображении или видео. Распознавание поз человека имеет широкий спектр применений, таких как улучшение процесса анализа движения в видеоиграх, определение безопасности в видеонаблюдении или диагностика пациентов в медицинском оборудовании.

1 Постановка проблемы в общем виде, ее связь с важными научными и практическими задачами

Тема распознавания поз людей с помощью нейронных сетей имеет прямую связь с важными научными и практическими задачами. В контексте науки, эта тема представляет интерес для исследования и разработки новых методов и алгоритмов машинного обучения, способных автоматически распознавать и классифицировать различные позы человека на изображениях или в видео. Это открывает возможности для изучения и понимания особенностей человеческой анатомии, биомеханики движений и взаимодействия с окружающей средой.

С практической точки зрения, использование нейронных сетей для распознавания поз людей имеет широкий спектр применений. Например, в робототехнике, это позволяет роботам эффективно взаимодействовать с людьми, адаптироваться к их позам и выполнять задачи, требующие согласованных движений. В медицинской области, это может помочь в разработке новых методов диагностики и реабилитации, а также мониторинга здоровья пациентов на основе анализа их поз. В сфере безопасности и видеонаблюдения, распознавание поз может быть использовано для автоматической идентификации подозрительного поведения или нежелательных ситуаций.

Таким образом, распознавание поз людей с помощью нейронных сетей представляет собой актуальную и перспективную тему, которая способна решать важные научные и практические задачи в различных областях.

2 Анализ последних исследований и публикаций, в которых решается данная задача, выделение нерешенных ранее частей общей проблемы

В области распознавания поз людей с помощью нейронных сетей было проведено

множество исследований и опубликовано много релевантных работ.

Наряду с традиционными методами, нейронные сети стали мощным инструментом в обработке и анализе изображений. С помощью глубоких сверточных нейронных сетей (CNN), возможно изучение и выделение важных признаков, необходимых для распознавания поз. Такие признаки могут варьироваться от структурных особенностей, таких как положение конечностей и осей тела, до временных особенностей, например, динамики движения. Это позволяет распознавать различные типы поз и обеспечить точность классификации.

Исследования, проведенные в данной области, демонстрируют положительные результаты. Во-первых, CNN-модели позволяют достичь высокой точности в распознавании поз людей на изображениях или видео, превосходя традиционные алгоритмы обучения с учителем. Во-вторых, благодаря своей гибкости и универсальности, нейронные сети позволяют обрабатывать и адаптироваться к различным условиям освещения, шумам и вариациям формы тела. Это существенно улучшает способность распознавания поз в реальных сценариях, где условия могут быть переменными и неопределенными.

Однако, несмотря на значительные достижения, существуют нерешенные проблемы и вызовы, требующие дальнейших исследований. Одна из таких проблем – это разработка более масштабируемых и эффективных архитектур нейронных сетей для обработки видео с высокой частотой кадров. Большинство современных архитектур ориентированы на обработку изображений и имеют ограниченные возможности для анализа видео с динамическими позами. Это вызывает сложности в обработке видео в реальном времени и требует более глубокого изучения и разработки новых моделей.

Другой нерешенной проблемой является отсутствие достаточно разнообразных и размеченных наборов данных для обучения моделей. Недостаточное количество данных или недостаточная репрезентативность могут привести к переобучению модели и низкой способности к обобщению. Поэтому необходимо уделить особое внимание сбору больших и разнообразных наборов данных, включающих вариации поз, возраста, формы тела и условий съемки.

Одним из вызовов также является проблема классификации поз в неизвестных сценариях. Обычно модель обучается и тестируется на подобных условиях, что может привести к низкой способности модели к обобщению и классификации поз в новых сценариях. Решение этой проблемы может включать в себя разработку обучения с малым количеством примеров, адаптации модели к новым данным или создания алгоритмов, способных быстро обучаться новым сценариям.

3 Формулировка цели работы и постановка задач, решаемых в ней

Целью данной работы является исследование и анализ методов распознавания поз людей с помощью нейронных сетей, а также предложение новых подходов для решения нерешенных проблем в этой области. Для достижения этой цели, рассматриваются следующие задачи:

- изучение существующих методов и алгоритмов распознавания поз людей на основе нейронных сетей;
- анализ недостатков и ограничений текущих подходов;
- разработка более масштабируемых и эффективных архитектур нейронных сетей для обработки видео с высокой частотой кадров;
- построение более разнообразных и размеченных наборов данных для обучения и оценки моделей;
- решение проблемы классификации поз в неизвестных сценариях и обобщение алгоритмов на новые условия.

4 Изложение основного материала с полным обоснованием полученных научных результатов

Существуют различные методы для распознавания объектов на изображении. При

этом наибольшей популярностью пользуются сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN) и их модификации. Благодаря своей архитектуре они хорошо справляются с извлечением признаков из изображения. Есть несколько популярных архитектур CNN для распознавания образов: R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, RetinaNet, SSD, YOLO и другие.

Для более глубокого понимания математических аспектов распознавания поз с помощью нейронных сетей рассмотрим конкретные примеры [1].

Предположим, у нас есть набор изображений с позами "стоять" и "сидеть". Наша цель – построить модель, которая сможет классифицировать эти позы на основе входных данных. Входные данные представляются в виде матрицы пикселей. Для упрощения, предположим, что изображения черно-белые и имеют размер 32x32 пикселя.

В качестве архитектуры нейронной сети можно выбрать простую сверточную нейронную сеть (CNN). Рассмотрим следующую конфигурацию сети:

1. Входной слой: 32x32 пикселя.
2. Сверточный слой с 16 фильтрами размером 3x3 и активационной функцией ReLU. В результате получаем карту признаков размером 30x30x16.
3. Пулинг-слои для уменьшения размерности. Допустим, мы используем максимальное объединение (maxpooling) с окном размером 2x2. В этом случае размер карты признаков уменьшится до 15x15x16.
4. Полносвязный слой с 64 нейронами и активационной функцией ReLU.
5. Выходной слой с 2 нейронами и активационной функцией softmax, которая нормализует значения выходов в интервал [0, 1] и позволяет интерпретировать выходы сети как вероятности принадлежности к каждому из классов.

Определим функцию потерь для обучения модели. Для задачи классификации обычно используется категориальная перекрестная энтропия (categorical cross-entropy) [2]. Допустим, класс "стоять" будет иметь метку 0, а класс "сидеть" - метку 1. Функция потерь будет измерять разность между предсказанными классами и истинными значениями.

Для обучения нейронной сети применяется алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation). Он обновляет веса сети в направлении, противоположном градиенту функции потерь, с целью минимизации ошибки.

После обучения нейронной сети на обучающем наборе, мы можем использовать ее для классификации новых изображений. Для этого подаем новое изображение на вход сети и получаем предсказанную позу в виде класса с наибольшей вероятностью.

В данном примере мы рассмотрели простую архитектуру нейронной сети для распознавания поз. Однако, существуют множество вариаций и улучшений, таких как использование дополнительных сверточных слоев, рекуррентных слоев для анализа последовательностей поз, аугментации данных для улучшения обобщающей способности модели и многих других техник.

Рассмотрим архитектуру YOLO (You Only Look Once, «ты смотришь лишь раз»). Она обладает более высокой скоростью обработки данных, по сравнению с другими, при сопоставимом качестве. Данная сеть применяется ко всему изображению сразу, разделяя его своеобразной решеткой на несколько участков, и для каждого из них дает предсказание ограничивающих прямоугольников и вероятность нахождения искомого объекта.

YOLO-rose обучена на датасете [3], в котором есть разметка ключевых точек скелета.

Современные модели определения поз в отличие от ранних предшественников позволяют детектировать скелеты сразу нескольких человек в кадре. В большинстве случаев это приводит к значительному увеличению времени детекции, в связи с чем в некоторых моделях предусмотрено ограничение количества детектируемых человек. Обычно алгоритмы определения поз работают в два этапа и делятся на два типа в зависимости от их порядка [4]:

Сверху вниз (Top-down):

1 этап. Детекция человека

2 этап. Локализация ключевых точек скелета в найденной области.

Снизу вверх (Bottom-up)

1 этап. Детекция ключевых точек с построением тепловой карты

2 этап. Объединение групп точек, принадлежащих одному человеку.

YOLO способна детектировать 17 ключевых точек скелета, что соответствует разметке в наборе данных. Изобразим наглядно эти точки (рис. 1).



Рисунок 1 – Ключевые точки скелета человека в модели YOLO

Одним из ключевых аспектов успешного распознавания поз является наличие больших и разнообразных наборов данных для обучения. Важно, чтобы обучающий набор содержал разнообразные позы, возрастные группы, формы и физические особенности тела. Это позволяет обученным моделям быть более обобщающими и способными к классификации поз в различных условиях.

Для дальнейшего развития данной области исследования ставят перед собой задачи по разработке более эффективных и точных архитектур нейронных сетей, уточнению методов обучения и дальнейшему расширению наборов данных для улучшения обобщающей способности моделей. Кроме того, дальнейшие исследования направлены на обработку видео в режиме реального времени, что позволит нейронным сетям распознавать позы в быстро меняющихся и динамичных сценах [5].

Выводы

В заключение, распознавание поз человека с помощью нейронных сетей является перспективной и активно развивающейся областью исследования компьютерного зрения. Продолжение исследований в этой области приведет к разработке более точных, эффективных и переносимых методов и алгоритмов для распознавания различных поз. Ожидается, что это сделает возможным применение данной технологии во многих практических областях, предоставляя значительные преимущества для робототехники, медицины, безопасности и других сфер деятельности.

Перспективы последующих исследований в данном направлении включают следующие аспекты:

- разработка новых архитектур нейронных сетей, учитывающих временные позы-признаки и динамику движений для еще более точного и надежного распознавания поз;

- создание более широких и разнообразных наборов данных для обучения моделей, чтобы повысить их способность обобщать и классифицировать позы в различных условиях;
- исследование новых подходов к извлечению признаков, которые учитывают не только анатомические особенности тела, но и контекст, окружающую среду и физические взаимодействия с другими объектами;
- исследование применения распознавания поз в реальном времени, что имеет большой потенциал для взаимодействия человека с роботами и виртуальной реальности.

В целом, дальнейшие исследования в области распознавания поз с помощью нейронных сетей будут способствовать развитию более точных, эффективных и широко применимых методов и алгоритмов для решения задач, связанных с анализом и классификацией поз людей.

Литература

1. Местецкий, Л.М. Математические методы распознавания образов / Л.М. Местецкий. – М.: Академия, 2013. – 202 с.
2. Гарипов, Т. Прогресс в системах обработки нейронной информации / Т.Гарипов – Кембридж, 2018. – 225 с.
3. Kaggle-Keras [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.keras.io/topic/deep-learning>
4. Jiwoong Choi, Dayoung Chun, Hyun Kim и Hyuk-Jae Lee. Gaussian YOLOv3: точный и быстрый детектор объектов с использованием неопределенности локализации– Сборник международной конференции по компьютерному зрению, 2022. – 8 с.
5. Федотенко, М.А. Разработка математических моделей / М.А. Федотенко – М.: Лаборатория знаний, 2021. – 258 с.

Шапошник Д.О., Орлов Ю.К., Володько О.В. Распознавание поз людей с помощью нейронных сетей. Статья посвящена исследованию методов распознавания поз людей с использованием нейронных сетей. В ней рассматривается актуальность данной проблемы в контексте развития технологий компьютерного зрения и разработки автоматизированных систем мониторинга. Полученные результаты могут быть полезны для специалистов в области компьютерного зрения, робототехники и разработки систем видеонаблюдения.

Ключевые слова: нейронные сети, компьютерное зрение, обучение нейронных сетей, автоматизированные системы мониторинга

Shaposhnik D.O., Orlov Y.K., Volodko O.V. Recognition of human poses using neural networks. The article is dedicated to the research of methods for recognizing human poses using neural networks. It discusses the relevance of this problem in the context of the development of computer vision technologies and the creation of automated monitoring systems. The obtained results can be useful for specialists in the field of computer vision, robotics, and video surveillance system development.

Keywords: neural networks, computer vision, neural network training, automated monitoring systems

СОДЕРЖАНИЕ

СЕКЦИЯ №1. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ И ПРИКЛАДНАЯ МАТЕМАТИКА

Павлыш В.Н., Сторожев С.В., Номбре С.Б. Учет разброса параметров в тепловой модели стержневых элементов радиаторов систем охлаждения радиоэлектронной аппаратуры: метод нечетких множеств.	8
Бааж Обаида, Фауз Хаттаб. Решение смешенной задачи для уравнения Лапласа.	9
Беловодский В.Н., Букин С.Л. Ударный интенсификатор процесса сухого грохочения и моделирование его колебаний.	15
Будыка В.С. О некоторых условиях максимальности индексов дефекта матричных операторов Шрёдингера с точечными взаимодействиями.	20
Букша Д.Р., Прокопенко Е.В. Применение методов математической статистики для анализа демографической ситуации в ДНР.	23
Гайдук М.Е., Прокопенко Е.В. Проверка первого закона Грассмана для анализа восприятия сайта пользователем.	28
Прокопенко Е.В, Павлыш Э.В., Калмыков Д.Е. Исследование современных методов создания пользовательских интерфейсов.	32
Кострыкин Н.С., Ефименко К.Н., Зензеров В.И. Оптимизация производственных процессов с использованием Python и математических моделей.	37
Кучер Т. В. Программный комплекс моделирования динамических процессов работы бурильной колонны.	42
Левшин Н.А., Морозова О.В. Особенности разработки сервиса «Онлайн кинотеатр».	43
Носаль И.А., Перинская Е.В. Исследование способов обнаружения аномалий в сетевом трафике.	48
Рогозин В.В., Прокопенко Е.В., Янковский И.А. Технический аудит сайта.	53
Чудина Е.Ю., Жмыхова Т.В. Математические методы в учебном архитектурном проектировании.	58
Шиленко И.С., Прокопенко Е.В. Применение аналитической платформы DEDUCTOR для выявления дубликатов и противоречий в анализе данных.	61

СЕКЦИЯ №2. ТЕХНОЛОГИИ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ

Арцыбашев И.А., Ефименко К.Н., Володько Л.П. Проектирование архитектуры нейросетевого приложения по распознаванию рукописного текста.	66
Бездетный Н. А., Зори С. А. Исследование инструментов визуализации и анализа данных с использованием графовых моделей.	71
Боднар А.В., Айдин С.А. Разработка инструментария для правил GURPS Mass Combat.	76
Волков А.С., Пшихопов В.Х., Ефименко К.Н. Архитектурные принципы и технологии для многофункциональных веб-платформ.	81
Воронов М.В. Метод формализации описания технологических процессов.	86
Гурин А.Г., Григорьев А.В. Обзор методов представления онтологий с физической семантикой.	87
Данилов Д.С., Орлов Ю.К. Разработка системы управления транспортным обеспечением предприятия.	93
Егоров Б.Ю., Таций Е.В., Анохина И.Ю. Докеризация python приложения.	98
Истягин А.О., Рычка О.В. Сравнение производительности различных подходов в задаче классификации.	103
Мелещенко Н.В., Федяев О.И. Извлечение знаний из требований предприятий в мультиагентной системе моделирования процесса подготовки студентов.	104
Мирзоев Д.В. Облачные вычисления и задачи балансировки нагрузки.	111

Муращенко А.Р., Федяев О.И. Обнаружение и классификация объектов на изображении с помощью нейросетевых моделей семейства YOLO.	116
Орлов Ю.К., Пшихопов В.Х., Токмаков А.М. Разработка метода отображения геометрии четырехмерных объектов.	124
Павлыш В.Н., Григорьев С.А., Коновалов К.В. Модель управления энергообеспечением парогенератора опреснительной установки.	130
Ремизов В.К., Григорьев А.В. Анализ методов преобразования алгоритмов.	137
Руденко М.П., Звягинцев Д.Е. Алгоритмы генеративного моделирования в формообразовании промышленных изделий.	138
Сердюк Е.П., Ефименко К.Н. Интеграция виртуальных симуляторов в стандартные автошкольные программы.	139
Суханов А.А., Федяев О.И. Оценка качества распознавания лиц людей искусственной нейронной сетью VGGFace.	144
Теплова О.В. Выбор языка написания онтологии.	151
Филипишин Д.А., Григорьев А.В. Принципы UML, IDEF0, онтологии как средства реализации МЭО.	156
Шапошник Д.О., Орлов Ю.К., Володько О.В. Распознавание поз людей с помощью нейронных сетей.	162
Шлыков С.А., Ефименко К.Н., Славинская Л.В. Реализация модернизированной бизнес-системы сервисного центра по обслуживанию телефонов на «1С: Предприятие».	167

СЕКЦИЯ №3. КОМПЬЮТЕРНАЯ ИНЖЕНЕРИЯ

Волгушева А.И., Мальчева Р.В., Струнилин В.Н., Долженко А.М. Разработка учетной системы для крупной сети автосервисов.	173
Наумов М.А., Карповский А.Ю. Особенности измерения расстояния / уровня ультразвуковыми датчиками при различных климатических условиях.	179
Штепа В.Н. Функционально-статический анализ системы контроля водоотведения и оценка подходов к её цифровому моделированию.	184

СЕКЦИЯ №4. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ОБРАЗОВАНИИ И НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Анохина И.Ю., Павлыш Э.В. Социологический анализ отношения студентов ДонНТУ к дистанционному обучению.	186
Белошицкий Р.Е., Чернышова А.В. Обзор протоколов для организации видеоконференцсвязи.	191
Медведева А.С., Лапина М.А. Внедрение систем искусственного интеллекта в процесс обучения: проблемы и перспективы.	198
Полежаев В.Д., Полежаева Л.Н. Влияние цифровизации образования на преподавание математических дисциплин.	202
Полуянов В.П., Дунаевский М.А. Результаты сравнительного анализа рынка инструментария для разработки развивающих игр.	207
Семичастный И.Л. Исследование проблем использования свободно распространяемого ПО в задачах создания географических баз данных территорий.	212

ОБ АВТОРАХ	218
--------------------------	-----