

ЛИТЕРАТУРА

1. Папагианнис, Хелен Дополненная реальность. Всё, что вы хотели узнать о технологии будущего. / Пер. с англ. Михайлов В.Г.– М: Эксмо, 2020 – 220с
2. Джонатан Линовес Виртуальная реальность в Unity. / Пер. с англ. Рагимов Р.Н. – М.: ДМК Пресс, 2016. – 316

УДК 004.67

А. Н. Колесенков, проф., д-р техн. наук
(РГРТУ, г. Рязань, Россия)

АДАПТИВНЫЙ МЕТОД СИНТЕЗА МУЛЬТИМОДАЛЬНЫХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ДИНАМИЧЕСКОГО ВЗВЕШИВАНИЯ ПРИЗНАКОВ С УЧЕТОМ ИХ ИНФОРМАТИВНОСТИ

ВВЕДЕНИЕ

Современные информационные системы все чаще сталкиваются с необходимостью обработки данных из разнородных источников: визуальные изображения, аудиопотоки, текстовые описания, сенсорные показания, временные ряды. Однако эффективный синтез такой информации остается нерешенной проблемой [1].

Актуальность исследования обусловлена тремя ключевыми факторами. Во-первых, критическая потребность в точной диагностике в медицине. Во-вторых, необходимость повышения надежности систем умных городов. В-третьих, требования промышленности к качеству контроля.

ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Цель исследования – разработка адаптивного метода синтеза мультимодальных данных с динамическим взвешиванием признаков, обеспечивающего повышение точности и устойчивости к пропускам данных.

Задачи исследования:

1. Разработать математическую модель оценки информативности модальностей на основе энтропийных и корреляционных метрик
2. Создать алгоритм динамического взвешивания признаков с учетом их текущей информативности
3. Реализовать программную архитектуру, обеспечивающую обработку данных в реальном времени
4. Провести экспериментальную верификацию метода на реальных наборах данных

5. Оценить практическую применимость в задачах медицинской диагностики и промышленного контроля

НАУЧНАЯ НОВИЗНА

Научная новизна работы заключается в следующих положениях:

1. Предложена оригинальная метрика комплексной информативности модальности, объединяющая энтропийную и корреляционную компоненты.

2. Разработан алгоритм динамического взвешивания с адаптивным окном анализа.

3. Создана архитектура гибридного синтеза с двойным уровнем адаптации: на уровне характеристик модальности и на уровне отдельных признаков, что обеспечивает устойчивость к частичным пропускам данных.

АНАЛИЗ ТЕКУЩЕГО СОСТОЯНИЯ

Анализ современных исследований в области мультимодальной обработки данных выявил следующие ключевые проблемы [2]:

– несогласованность модальностей из-за различий в частотах дискретизации и шумовых помех;

– пропуски в данных из-за отказов датчиков и сбоях при передаче данных;

– неадаптивность весовых коэффициентов, не учитывающих контекст;

– вычислительная сложность;

– чувствительность к шуму из-за отсутствия устойчивых метрик информативности.

Существующие подходы можно классифицировать по трем основным направлениям [3]:

1. Раннее слияние – объединение признаков на входном уровне. Преимущества: сохранение межмодальных корреляций. Недостатки: высокая чувствительность к пропускам данных.

2. Позднее слияние – объединение результатов отдельных моделей. Преимущества: устойчивость к пропускам. Недостатки: потеря межмодальной информации.

3. Координационное обучение – совместное обучение с разделением внимания. Преимущества: баланс между точностью и устойчивостью. Недостатки: высокая вычислительная сложность.

Основной недостаток существующих архитектур – использование статических весовых коэффициентов, не адаптирующихся к текущей информативности модальностей [4].

МЕТОДОЛОГИЯ

Предлагаемый метод включает четыре последовательных этапа:

1. Предварительная обработка и нормализация: для каждой модальности выполняется стандартизация признаков.

2. Оценка информативности: для каждой модальности рассчитывается комплексная информативность по предложенной метрике.

3. Динамическое взвешивание: вычисляются адаптивные веса для каждой модальности.

4. Гибридное слияние: комбинирование признаков с использованием двухуровневого взвешивания.

ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ

Реализованный программный модуль предоставляет следующие функциональные возможности:

1. Автоматическое определение модальностей при подключении новых источников данных

2. Онлайн-адаптация весовых коэффициентов

3. Обработка пропущенных значений

4. Параллельная обработка

5. Интеграция с популярными фреймворками через унифицированный API

Разработанный метод имеет высокую практическую значимость в трех ключевых областях [5]:

– Медицинская диагностика.

– Промышленный контроль качества.

– Системы умного города.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Эксперименты показали, что предложенный метод демонстрирует наилучшие результаты по точности и устойчивости к пропускам данных при сохранении приемлемой вычислительной сложности.

Полученные результаты демонстрируют значительное преимущество предложенного метода по всем ключевым метрикам. Средняя точность 89.5% превышает лучшие аналоги на 4.9%, что статистически значимо. Устойчивость к пропускам данных (снижение точности всего на 5.4% при 30% пропусках) объясняется адаптивным механизмом перераспределения весов: при потере одной модальности система автоматически увеличивает веса оставшихся информативных каналов.

Анализ временных характеристик показывает, что предложенный метод сохраняет приемлемую скорость обработки (47 мс на объект), что удовлетворяет требованию реального времени для большинства промышленных приложений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе исследования разработан адаптивный метод синтеза мультимодальных данных на основе динамического взвешивания при-

знаков с учетом их информативности. Метод решает ключевые проблемы современных подходов: несогласованность модальностей, пропуски в данных и неадаптивность весовых коэффициентов [6].

Основные результаты работы могут быть использованы для дальнейших исследований в области адаптивной обработки мультимодальных данных, разработки интеллектуальных систем поддержки принятия решений и создания новых стандартов для обмена разнородными данными в критически важных приложениях.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лутошкин, И. В. Динамические модели экономических систем и методы их анализа : монография / И. В. Лутошкин. – Ульяновск : Ульяновский государственный университет, 2024. – 188 с. – ISBN 978-5-605-19111-7.

2. Корячко, В. П. Применение методов машинного обучения для классификации материалов на основе их ключевых характеристик / В. П. Корячко, С. Д. Викулин // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2025. – № 92. – С. 132-145. – DOI 10.21667/1995-4565-2025-92-132-145. – EDN HSAQVN.

3. Пасичняк, В. Е. Интеграция физиологических и визуальных данных для улучшения точности определения эмоциональных состояний / В. Е. Пасичняк, А. Н. Колесенков // Современные технологии в науке и образовании - СТНО-2025 : Сборник трудов VIII Международного научно-технического форума. В 10-ти томах, Рязань, 04–06 марта 2025 года. – Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина, 2025. – С. 103-107.

4. Баранчиков, А. И. Реинжиниринг реляционных баз данных на основе кластеризации атрибутов и технологий интеллектуального анализа данных / А. И. Баранчиков, Е. Б. Федосова // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2023. – № 86. – С. 156-161. – DOI 10.21667/1995-4565-2023-86-156-161. – EDN DSULCT.

5. Gusev S. I. Geoinformation system architecture for complex analysis of hydrometeorological data / S. I. Gusev, A. N. Kolesenkov // Innovative methods of mathematics and physics in environmental and hydrometeorological research. St. Petersburg, 2025. – P. 249-254.

6. Каширин, И. Ю. Модели знаний для коррекции дрейфа данных в data Mining / И. Ю. Каширин // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2023. – № 84. – С. 108-118. – DOI 10.21667/1995-4565-2023-84-108-118. – EDN NIXBLC.