

УДК 004.896

КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ ОБРАЗОВ В СЛОЖНЫХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЛОГИКО-ЛИНГВИСТИЧЕСКОГО И НЕЙРОСЕТЕВОГО МЕТОДОВ**И.Л. Тарасова, А.Ю. Кучмин (Санкт-Петербург)****Введение**

Актуальность разработки комплексного подхода к классификации образов с использованием логико-лингвистических и нейросетевых методов обусловлена необходимостью принятия решений в условиях значительной неопределенности данных. Эта проблема является ключевой для широкого класса задач – от управления мобильными роботами и беспилотными летательными аппаратами (БПЛА) [1, 2] до оценки финансовых рисков, например, при кредитовании физических лиц [3, 4].

В технических системах, таких как БПЛА, точность и скорость классификации образов напрямую влияют на качество управления и безаварийность выполнения операций. Управление такими объектами основано на информации от многочисленных измерительных средств, работающих в условиях неопределенности, что приводит к неполным и противоречивым данным. Классическим решением является построение классификационных моделей и решающих правил. В последнее время для этого активно применяются искусственные нейронные сети (НС), обладающие такими преимуществами, как самообучаемость, адаптивность, высокая скорость работы и устойчивость к зашумленным данным.

В социально-экономических системах, например, при оценке кредитных рисков, решение также связано с влиянием множества факторов, характеризующихся неопределенностью. Здесь традиционно используются качественные (экспертные) и количественные (скоринговые) подходы. Однако на оценку могут влиять субъективные факторы, такие как темперамент экспертов и психологические особенности заемщиков. Для формализации подобной информации эффективны методы, основанные на теории нечетких множеств Л. Заде [5], в частности, логико-лингвистические методы классификации.

Несмотря на разную природу задач, их объединяет общая проблема: необходимость классификации образов в условиях неполноты, противоречивости и неопределенности исходных данных. Целью настоящего исследования является разработка и анализ комплексного подхода, интегрирующего сильные стороны нейросетевых и логико-лингвистических методов для построения эффективных классификационных моделей. Такой подход позволит выработать рекомендации по выбору оптимального метода в зависимости от специфики задачи, объема данных и уровня неопределенности, повышая надежность принимаемых решений в технических и финансовых приложениях.

1. Сравнительная характеристика логико-лингвистического и нейросетевого методов классификации образов в условиях неопределенности

Современные системы обработки данных часто функционируют в условиях неопределенности, что особенно актуально для задач классификации образов в технических и социально-экономических системах. В качестве основных методов решения таких задач рассматриваются логико-лингвистический и нейросетевой подходы, каждый из которых обладает уникальными характеристиками.

Постановка задачи классификации в условиях неопределенности.

Исходные данные для классификации в системах технического зрения включают базу данных изображений окружения $G=\{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ и набор эталонных образов $O=\{o_1, o_2, \dots, o_m\}$. Особенностью является представление данных через функции принадлежности для эталонных образов и классифицируемых изображений.

Проведенный анализ выявил определенные особенности методов.

Логико-лингвистический метод.

Преимущества: высокая интерпретируемость результатов, эффективность при малых объемах данных, возможность работы с качественными показателями.

Недостатки: субъективность настройки функций принадлежности, сложность формализации экспертных знаний.

Нейросетевой метод.

Преимущества: способность выявлять сложные нелинейные зависимости, устойчивость к зашумленным данным, адаптивность.

Недостатки: требование больших объемов данных для обучения, низкая интерпретируемость решений («черный ящик»).

Для технических систем нейросетевые методы демонстрируют превосходство:

- при обработке больших объемов данных;
- при высоком уровне помех (свыше 80%);
- при наличии представительных обучающих выборок.

Для социально-экономических систем логико-лингвистические методы более эффективны:

- при малых объемах данных;
- при умеренном уровне неопределенности (50–60%);
- при необходимости учета качественных показателей.

Наиболее перспективным направлением является разработка гибридных систем, где логико-лингвистический метод осуществляет первичную обработку и формализацию экспертных знаний, а нейросетевой метод выполняет тонкую классификацию на основе больших массивов данных.

2. Комплексный подход при классификации образов в технических и социально-экономических системах

Предложенный подход успешно адаптируется к социально-экономическим системам, в частности, к оценке рисков кредитования физических лиц. В этой задаче также присутствует высокая степень неопределенности, связанная с субъективными мнениями экспертов и психологическими особенностями заемщиков.

Процесс оценки рисков реализуется следующим образом:

- формирование базы эталонных показателей: создается база данных, где эталонные строки с атрибутами соответствуют скоринговому баллам, установленным экспертами; для минимизации субъективности мнения экспертов должны быть согласованы, а разброс в коэффициентах предпочтения не должен превышать 30%;
- сбор данных о заемщике: информация по показателям получается в ходе диалога; для оценки темперамента заемщика эффективно используется, например, тест Айзенка;
- классификация и ранжирование: для расчета значений функций принадлежности применяется сценарный подход с использованием теории нечетких множеств; ранжирование рисков осуществляется путем сравнения показателей заемщика с эталонными показателями на основе комплексного подхода;

В технических системах при распознавании образов используется аналогичная последовательность операций.

Были разработаны математические модели в среде MATLAB для оценки рисков кредитования физических лиц и распознавания образов мобильным роботом. Разработанные модели представления образов с использованием функций принадлежности атрибутов позволяют работать с зашумлёнными и неполными данными. Созданный алгоритм генерации тестовых данных на основе эталонных образов позволяет регулировать уровень помех (0–100%). На разработанной модели проведено сравнительное тестирование нейросетевого подхода и алгоритма логико-лингвистического метода на выборках объемом 680–68000 изображений.

Экспериментально установлено:

- нейросетевой метод демонстрирует высокую эффективность при больших объемах данных (68000 образов) и высоких уровнях помех (>80%);
- алгоритм логико-лингвистического метода более эффективен при малых выборках и умеренных помехах (50–60%);
- определен минимальный объем обучающей выборки для устойчивой работы нейросети – 6800 образов.

Проведенный сравнительный анализ показал, что выбор оптимального метода классификации зависит от специфики решаемой задачи, характеристик данных и уровня неопределенности. Логико-лингвистические методы демонстрируют эффективность в задачах с качественными показателями и малыми объемами данных, тогда как нейросетевые подходы превосходят их в условиях больших выборок и высокого уровня шумов. Перспективным направлением является разработка адаптивных систем, способных динамически выбирать оптимальный метод классификации в зависимости от текущих условий.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило эффективность комплексного подхода к классификации образов в условиях неопределенности, основанного на интеграции логико-лингвистических и нейросетевых методов.

Основные научные и практические результаты работы изложены ниже.

Разработана методика сравнительного анализа двух перспективных подходов к классификации, позволяющая объективно оценивать их эффективность в зависимости от объема данных и уровня помех.

Экспериментально установлены области превосходства каждого метода:

- нейросетевой подход демонстрирует максимальную эффективность при больших объемах данных (68000 образов) и высоких уровнях помех (>80%);
- логико-лингвистические методы показывают лучшие результаты при малых выборках и умеренном уровне шума (50–60%).

Определен критический объем данных для устойчивой работы нейросети - 6800 образов, что имеет важное практическое значение при проектировании реальных систем.

Доказана универсальность предложенного подхода путем успешной апробации в различных предметных областях – от технических систем (распознавание образов мобильными роботами) до социально-экономических (оценка кредитных рисков).

Перспективы дальнейших исследований связаны с разработкой адаптивных гибридных систем, способных динамически выбирать оптимальный метод классификации в зависимости от текущих условий функционирования. Особый интерес представляет создание интеллектуальных систем, где логико-лингвистические методы обеспечивают интерпретируемость решений, а нейросетевые подходы – высокую точность в условиях значительной неопределенности.

Практическая значимость работы заключается в возможности создания более надежных и эффективных систем принятия решений для мобильных роботов, БПЛА и финансовых организаций, что в конечном итоге повышает безопасность и экономическую эффективность соответствующих применений.

Работа выполнена в рамках государственного контракта Минобрнауки России № 124041500008-1 от 01 января 2024 в Институте проблем машиноведения Российской академии наук.

Литература

1. **Алпатов Б.А., Бабаян П.В.** Технологии обработки и распознавания изображений в бортовых системах технического зрения // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета, 2017, №2 (60). С. 34-44. doi: 10.21667/1995-4565-2017-60-2-34-44.
2. **Bender M., Panz S.** A common framework for identifying and categorizing risks: an application to the context of financial markets // Journal of Risk. 2021. URL:https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3738273.
3. **Бережной М.А., Максимова Н.Н.** Обзор моделей для оценки кредитоспособности физических лиц // Вестник АмГУ, 2020, №89, С. 164-169.
4. **А.Е. Gorodetskiy, I.L. Tarasova, A.R. Krasavtseva.** Decision-making when assessing financing risks using the logical and linguistic method. In: Smart Electromechanical Systems. Mathematical and Software Engineering. Tarasova I.L., Kulik B.A. (eds). / Studies in Systems, Decision and Control, Springer, Cham, 2024, vol. 544. P. 193-207. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-64277-7_15.
5. **Заде Л.А.** Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976. 168 с.