Практическое занятие 1. Моделирование интеллектуальных систем

**Контрольные вопросы**

**1. В чем преимущества гибридных интеллектуальных систем перед системами одного типа?**

Гибридные интеллектуальные системы объединяют разные подходы и технологии искусственного интеллекта, такие как нейронные сети, генетические алгоритмы, эволюционные вычисления, машинное обучение и другие методы. Их преимущество заключается в способности комбинировать сильные стороны каждой отдельной технологии, компенсируя слабые стороны друг друга. Вот основные преимущества:

-Повышенная гибкость и адаптивность. Гибридные системы способны обрабатывать разнообразные типы данных и решать комплексные задачи, которые трудно решить методами одного типа.

-Высокая точность и надежность. Использование нескольких моделей позволяет снизить вероятность ошибок и увеличить общую надёжность системы.

-Лучшая интерпретация результатов. Благодаря комбинации различных методов легче объяснить причины принятия тех или иных решений системой.

-Широкий диапазон применимости. Гибридные системы могут использоваться в различных областях, включая диагностику заболеваний, финансовые прогнозы, распознавание образов и многие другие сферы.

**2. Какие методы представления знаний наиболее эффективны для экспертных систем?**

Наиболее эффективными методами представления знаний для таких систем являются:

-Правила IF-THEN ("если-то"). Простые и понятные правила позволяют эффективно моделировать знания эксперта.

-Семантические сети. Представляют отношения между понятиями графическими структурами, что облегчает визуализацию и обработку сложной информации.

-Фреймы и схемы объектов. Используются для структурированного описания объектов и их свойств, что полезно для управления большими объёмами взаимосвязанных данных.

-Байесовы сети. Вероятностные модели, позволяющие учитывать неопределённость и производить вероятностные рассуждения.

**3. Как выбрать архитектуру нейронной сети для конкретной задачи классификации?**

1) Анализ типа данных

Прежде всего, определить тип ваших данных:

-Изображения: Для изображений хорошо подходят сверточные нейронные сети (CNN).

-Последовательности (текст, речь): Здесь лучше работают рекуррентные нейронные сети (RNN), трансформеры или LSTM.

-Табличные данные: Обычно используются полносвязные слои (MLP), иногда дополненные предобученными моделями

-Графовые структуры: Можно рассмотреть графовые нейронные сети (GCN).

2) Оценка сложности задачи

Если задача простая и размер датасета небольшой, начать с простой архитектуры.

Если задача сложная и требует извлечения сложных признаков, то глубокие архитектуры, такие как ResNet, VGG, DenseNet для изображений или BERT для текста.

3) Учёт доступности данных

Количество данных сильно влияет на выбор модели:

Маленький датасет: небольшие архитектуры и методы data augmentation.

Большой датасет: Возможно применение глубоких архитектур, поскольку больше данных позволяет эффективно извлекать полезные признаки.

4) Выбор оптимальных моделей

Изображения:

Простые случаи: AlexNet, LeNet.

Средняя сложность: VGG, GoogLeNet.

Высокая сложность: ResNet, Inception-v3, EfficientNet.

Текст:

Простые задачи: RNN/LSTM.

Сложные задачи: Transformer, BERT, RoBERTa.

Таблицы:

Полносвязные сети (MLPs), AutoML инструменты (AutoKeras, TPOT).

5) Тестирование и сравнение результатов

Разные архитектуры и оценка их производительность на вашем датасете. Использование метрики точности (accuracy), F1 score, AUC-ROC и др., подходящие для задачи.

**4. Какие метрики наиболее важны для оценки качества интеллектуальной системы?**

Для оценки качества интеллектуальной системы важны метрики, которые учитывают точность, полноту и баланс между этими показателями. Также может использоваться метрика, которая оценивает время отклика (Response Time).

Выбор метрики зависит от конкретной задачи и области применения. В сложных задачах часто используют несколько показателей, сравнивая результаты с эталонными или существующими решениями.

1. Метрики точности предсказания

Эти показатели помогают измерять точность модели относительно правильного ответа.

Accuracy (Точность): доля правильных классификаций среди всех примеров.

Precision (Точность): насколько точно система выявляет позитивные события

Recall (Чувствительность): способность системы находить реальные позитивные события.

F1 Score: гармонизирует precision и recall.​

AUC-ROC (Площадь под кривой ROC): мера вероятности правильной классификации случайного положительного примера над случайным негативным примером.

2. Показатели эффективности обработки данных

Они оценивают скорость и ресурсоемкость работы системы.

Latency (Задержка обработки): время отклика системы на запросы пользователей.

Throughput (Производительность): количество запросов, обрабатываемых системой за единицу времени.

Resource Utilization (Использование ресурсов): объем памяти, процессора и GPU, потребляемый моделью.

3. Обобщаемость и устойчивость

Показывают надежность и стабильность системы вне зависимости от изменений среды.

Robustness (Устойчивость): реакция системы на изменения окружающей среды или возмущающие факторы.

Generalization Error (Ошибка обобщения): разница между ошибкой на тренировочном и тестовом наборах.

Bias and Variance Tradeoff (Баланс смещения и дисперсии): показатель способности модели одновременно избегать переобучения и недополнения.

4. Эргономичность и удобство использования

Отражают восприятие системы пользователями и её интеграционные возможности.

User Satisfaction (Пользовательская удовлетворенность): обратная связь от пользователей о качестве взаимодействия с системой.

Usability Metrics (Метрики удобства использования): простота интерфейса, интуитивность навигации и легкость понимания результатов.

**5. Как обеспечить интерпретируемость решений нейронной сети?**

Нейронные сети част критикуют за отсутствие прозрачности в принятии решений («черный ящик»). Чтобы сделать их более интерпретируемыми, применяют следующие методы:

-Использование простых архитектур. Модели меньшего размера и простоты, такие как линейные модели или деревья решений, проще интерпретировать.

-Visualization Tools (визуализаторы). Инструменты вроде t-SNE, SHAP или LIME позволяют визуально представить вклад отдельных признаков в итоговое решение.

-Rule Extraction (извлечение правил). Алгоритмы извлечения правил пытаются преобразовать сложную структуру нейронной сети в набор интерпретируемых правил.

-Атрибутивные карты активаций (CAMs). Такие методы показывают, какая область изображения повлияла больше всего на принятие решения сетью.