

## **РОЛЬ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ ПРИНЯТИИ РЕШЕНИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЁННОСТИ**

**Амангельдыева Г. Т.**, ст. преподаватель

**Артыкова Д. Д.**, преподаватель

Институт телекоммуникаций и информатики Туркменистана, Ашхабад, Туркменистан

**Аннотация.** В статье рассматриваются теоретические подходы к принятию решений в условиях неопределённости, описываются основные когнитивные и математические модели (теория ожидаемой полезности, перспективная теория, байесовские подходы, POMDP), а также анализируется роль методов искусственного интеллекта (машинного обучения, методов обучения с подкреплением, систем поддержки принятия решений) в повышении качества решений. Отдельное внимание уделено методам устойчивого принятия решений при «глубокой неопределённости» (DMDU, info-gap) и проблемам объяснимости, надёжности и этики при использовании ИИ. Представлены основные вызовы и рекомендации для практики.

**Ключевые слова:** принятие решений, неопределённость, искусственный интеллект, POMDP, обучение с подкреплением, объяснимый ИИ, устойчивые решения, info-gap.

Принятие решений в условиях неопределённости — центральная проблематика в экономике, управлении, инженерии и медицине. Люди и организации нередко вынуждены выбирать при неполной информации, неопределённых моделях последствий и изменчивой среде; это вызывает как когнитивные искажения, так и потребность в математических моделях и вычислительных инструментах для поддержки выбора. Классические работы по эвристикам и искажениям показали, что дескриптивные модели поведения человека существенно отличаются от нормативных правил «максимизации ожидаемой полезности».

Нормативный подход в экономике и теории принятия решений опирается на модель максимизации ожидаемой полезности (SEU). Критика и развитие этих моделей породили перспективную теорию (prospect theory), объясняющую особенности человеческих оценок риска, aversion к потерям и нечёткое взвешивание вероятностей. [1], [2].

Байесовское представление неопределённости (оценка и обновление априорных распределений) является мощным инструментом для формализации принятия решений. Байесовские методы применяются как в статистике, так и в современных алгоритмах ИИ для оценки неопределённости предсказаний и комбинирования разнородной информации. [3].

Многие практические задачи — это задачи последовательного принятия решений при частичной наблюдаемости среды. Частично наблюдаемые марковские процессы принятия решений (POMDP) дают формальное средство моделирования таких сценариев и являются основой для алгоритмов планирования под неопределённостью. POMDP-модели и их современное решение (аппроксимации, глубокие методы) широко используются в робототехнике, диагностике и других областях.

## Методы искусственного интеллекта в поддержке решений

### 1. Системы поддержки принятия решений (DSS) и машинное обучение

ИИ-системы выступают как инструменты DSS: от классических экспертных систем до современных ML-моделей, которые извлекают паттерны из данных и прогнозируют вероятные исходы. ML позволяет автоматизировать оценку состояния системы и прогнозирование последствий решений в сложных высокоразмерных пространствах.

### 2. Обучение с подкреплением (RL) и планирование

Обучение с подкреплением решает задачу оптимизации последовательности действий на основе вознаграждения в стохастической среде; в сочетании с глубокими нейросетями (deep RL) оно показало впечатляющие результаты в играх и планировании, а также применяется для реальных задач — от управления энергосистемами до логистики. Однако RL требует аккуратной формулировки модели вознаграждения и методов оценки риска. [4], [5].

### 3. Обработка неопределённости в моделях ИИ

Современные ИИ-подходы учитывают неопределённость через вероятностные модели, байесовские нейросети, методы ансамблей и калибровки предсказаний. Эти приёмы

позволяют не только выдавать решение, но и оценивать степень доверия к нему, что важно при принятии критических решений.

### *4. Устойчивое принятие решений при глубокой неопределённости*

Когда вероятностные модели ненадёжны или отсутствуют данные для корректной калибровки (т.н. «глубокая неопределённость»), применяются методы устойчивого планирования (DMDU — Decision Making under Deep Uncertainty), а также info-gap подход, ориентированный на поиски решений, максимально устойчивых к ошибкам в моделях. Эти методы смещают акцент с оптимальности по одной модели на устойчивость/адаптивность в широком диапазоне сценариев.

### *5. Объяснимость, надёжность и этика ИИ в принятии решений*

Важнейшая практическая проблема — доверие к ИИ. Объяснимый ИИ (XAI) и связанная с ним методология направлены на то, чтобы пользователи понимали, почему система предлагает то или иное решение, могли обнаружить смещения и принимать обоснованные решения в тандеме с машиной. Регуляторные и этические требования усиливают необходимость прозрачности, аудита и контроля качества везде, где решения критичны (медицина, финансы, правосудие).

## 6. Практические применения

ИИ-поддержка решений применима в диагностике (медицинские CDS), управлении энергосистемами, финансовых моделях, логистике и чрезвычайном управлении. В медицине особое внимание уделяется объяснимым моделям и проверке в клинических испытаниях; в инфраструктурных системах — устойчивости к сценарию «черного лебедя» и адаптивному управлению[6].

## 7. Ограничения и ключевые риски

- Смещение данных и некорректные априорные допущения могут привести к ошибочным рекомендациям.
- Переносимость моделей между доменами ограничена (domain shift).
- Черный ящик моделей затрудняет аудит и юридическую ответственность.
- Чрезмерная автоматизация может снизить «человеческий контроль» и критическое мышление.

Эти риски требуют сочетания алгоритмических методов (калибровка, XAI, валидация) и организационных мер (стандарты, регламенты, обучение персонала).

## 8.00000 Рекомендации для внедрения ИИ в процессы принятия решений

- Оценивать и показывать неопределённость предсказаний (confidence intervals, predictive distributions).
- Применять гибридные подходы: человек+машина (human-in-the-loop).
- Использовать методы устойчивого планирования при «глубокой неопределённости» (DMDU, info-gap) для критичных инфраструктур.
- Внедрять механизмы объяснения и аудита моделей, а также процесс постоянной переоценки и дообучения.

ИИ предоставляет мощный набор инструментов для поддержки принятия решений в условиях неопределённости: от вероятностных оценок и POMDP до методов глубокого обучения и RL. Однако эффективность ИИ напрямую зависит от корректности данных, адекватности моделей и уровня прозрачности. На практике оптимальной стратегией является гибридный подход, сочетающий алгоритмическую силу с человеческим контролем и методами устойчивого планирования при глубокой неопределённости.

## Литература

1. Kahneman D., Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. // *Econometrica*. – 1979. – Vol. 47, No. 2. – P. 263–291.
  
2. Tversky A., Kahneman D. Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. // *Science*. – 1974. – Vol. 185, No. 4157. – P. 1124–1131.
  
3. Trimmer P.C., Houston A.I., Marshall J.A.R., Bogacz R. Decision-making under uncertainty: biases and Bayesians. // *Trends in Cognitive Sciences*. – 2011. – Vol. 15, No. 7. – P. 287–293.
  
4. Lauri M., et al. Partially Observable Markov Decision Processes in Robotics: A Survey. // *arXiv preprint*. – 2022. – arXiv:2206.01815. – P. 1–27.
  
5. Egorov M., et al. POMDPs.jl: A Framework for Sequential Decision Making. // *Journal of Machine Learning Research*. – 2017. – Vol. 18, No. 26. – P. 1–5.
  
6. Abbas Q., et al. Explainable AI in Clinical Decision Support Systems: A Systematic Review. // *Frontiers in Artificial Intelligence*. – 2025. – Vol. 8. – P. 101–124.