

Сдаем экспериментально-опытное обучение интерпретируемым пожизненно!

(Make experiential life-long learning interpretable!)

Антон Колонин

akolonin@aigents.com

Telegram: akolonin



<https://agirussia.org>

Есть ли у нас проблемы?

Медленно обучаемся?

=> slow learning

Не можем объяснить свои решения?

=> uninterpretable models

Забываем важное?

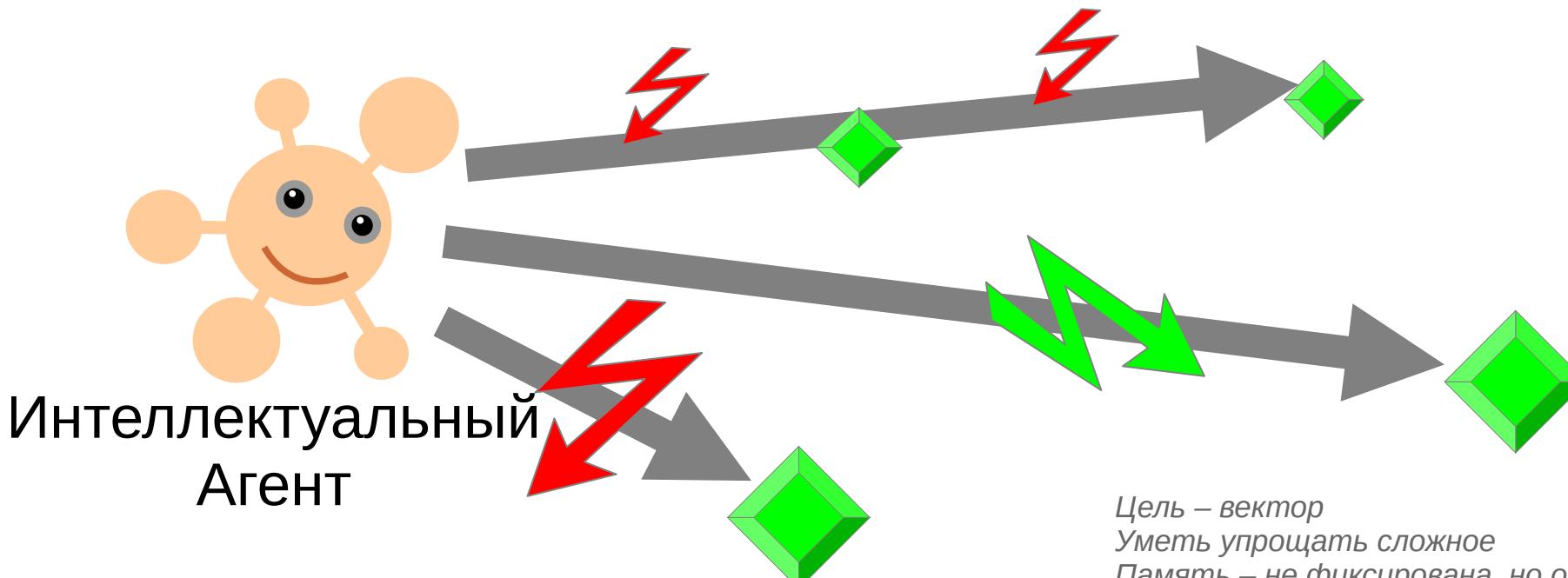
=> catastrophic forgetting

Тратим много энергии?

=> expensive, resource-consuming training

Интеллект:

Достижение сложных **целей** в различных
сложных **средах**, в условиях ограниченных ресурсов
(Ben Goertzel + Pei Wang + Shane Legg + Marcus Hutter)

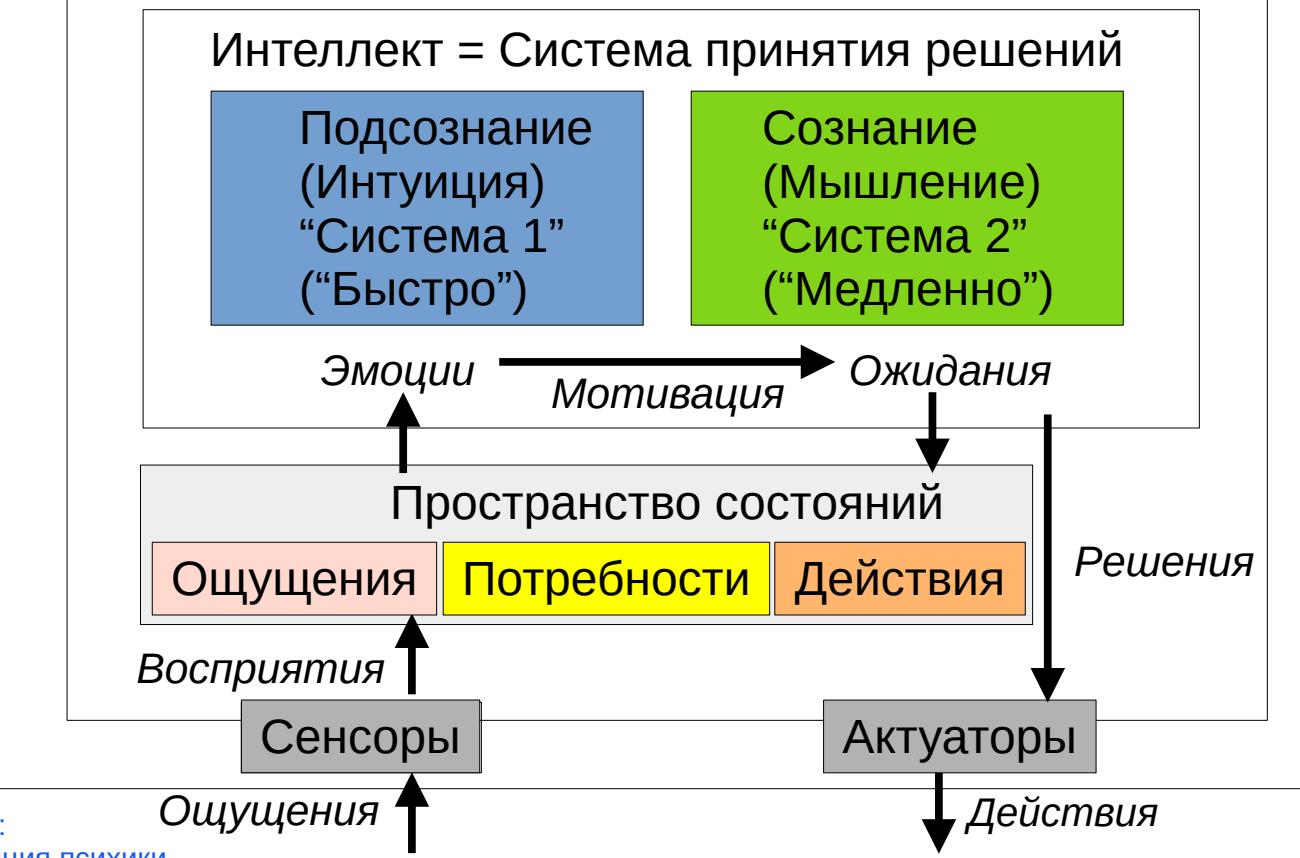


Цель – вектор
Уметь упрощать сложное
Память – не фиксирована, но ограничена
Время и ресурсы - лимитированы

Система = Интеллектуальный Агент

Психика = Операционная система

Интеллект = Система принятия решений

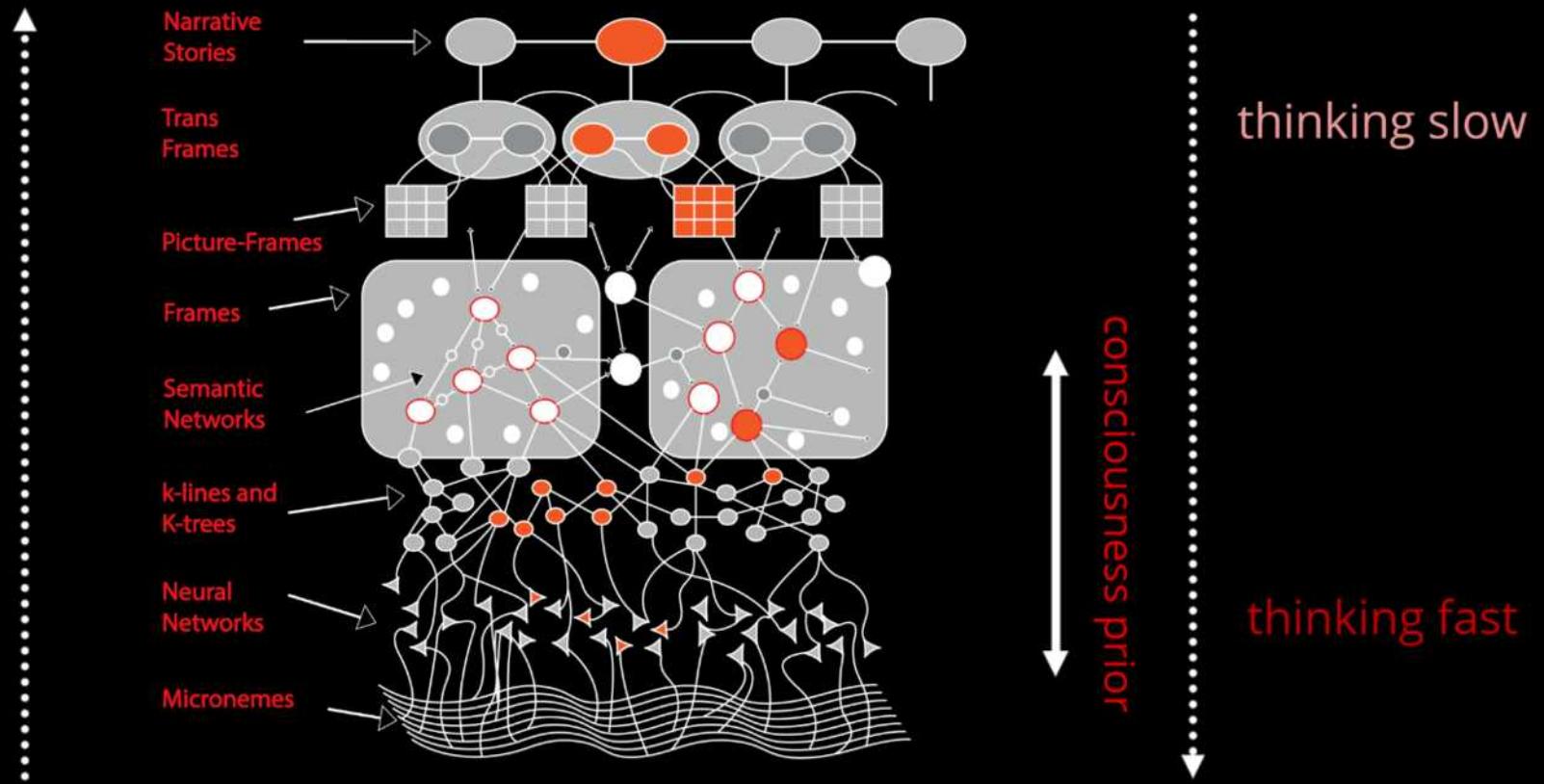


А.Г.Колонин, В.Г.Крюков:
Вычислительная концепция психики,
Статья принята на конференцию
Нейроинформатика-25

“Быстрое и медленное мышление” – Daniel Kahneman

easy
explanation
learning fast

hard
explanation
learning slow



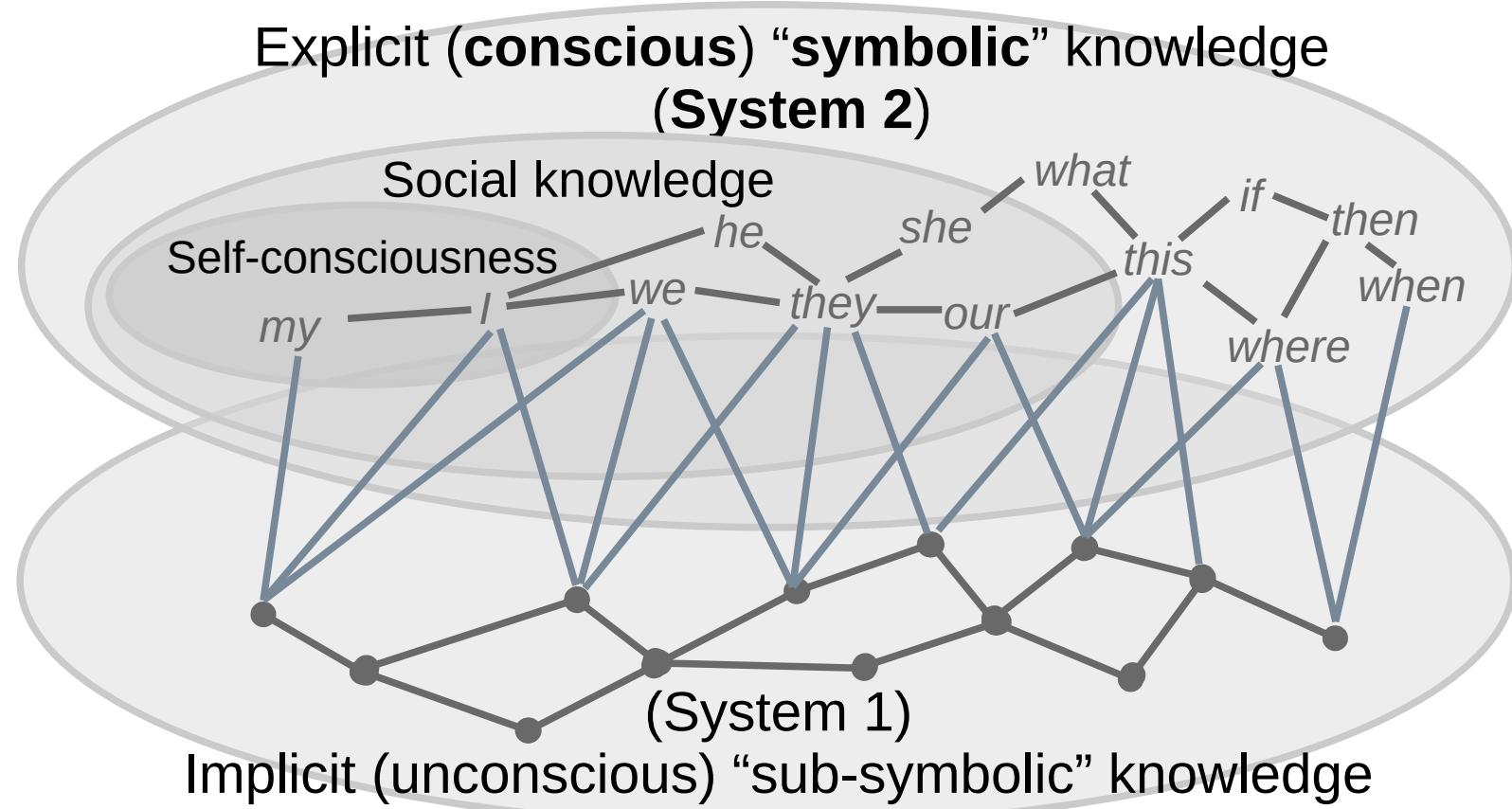
<https://www.linkedin.com/pulse/explainable-ai-vs-explaining-part-1-ahmad-haj-mosa/>

Xing, F., Cambria, E., Welsch, R. (2019). Theoretical Underpinnings on Text Mining. In: Intelligent Asset Management. Socio-Affective Computing, vol 9. Springer, Cham.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-30263-4_3

M. Minsky, The Emotion Machine: Commonsense Thinking, Artificial Intelligence, and the Future of the Human Mind (Simon & Schuster Paperbacks, Princeton, 2007)

Copyright © 2026 Anton Kolonin, Agents®

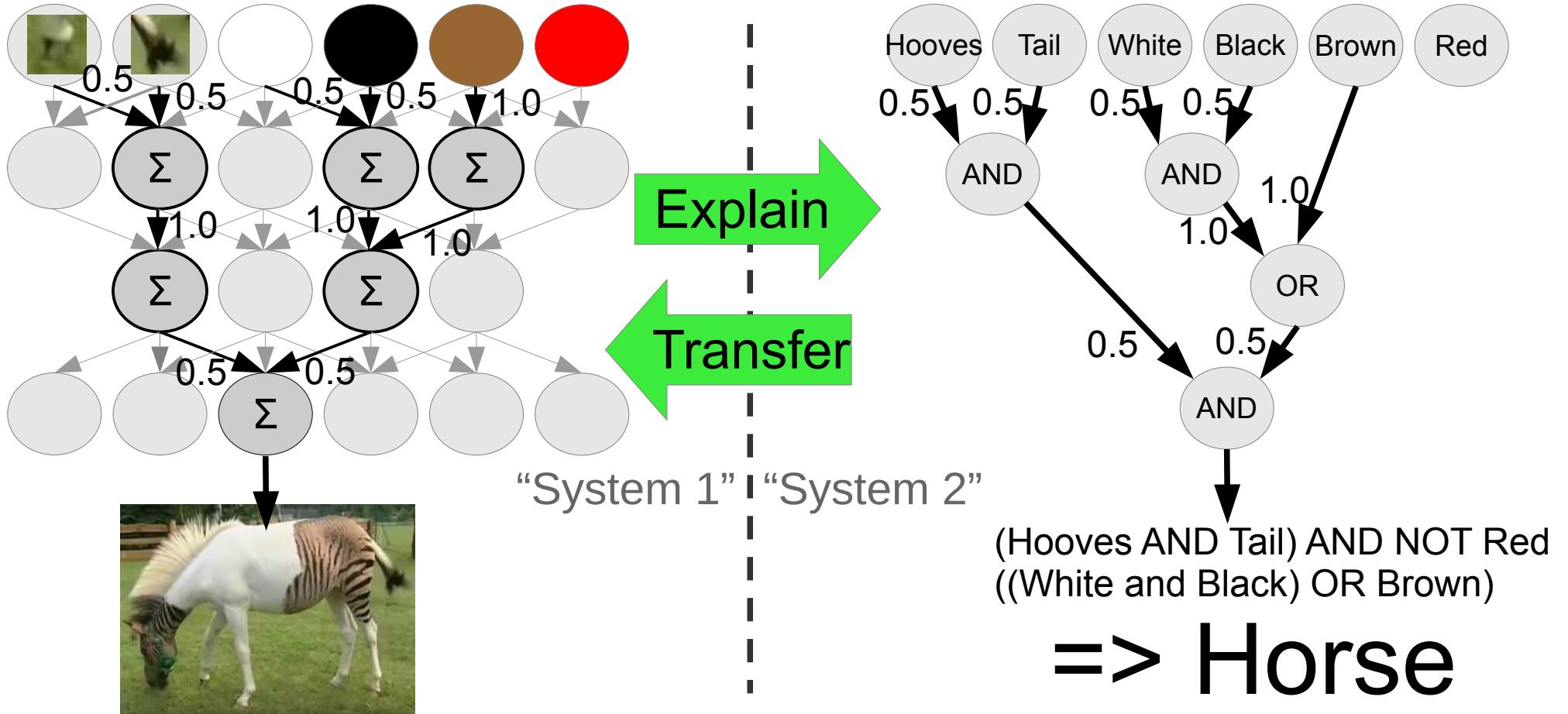
Среда: “нейро-символьный” “граф знаний”



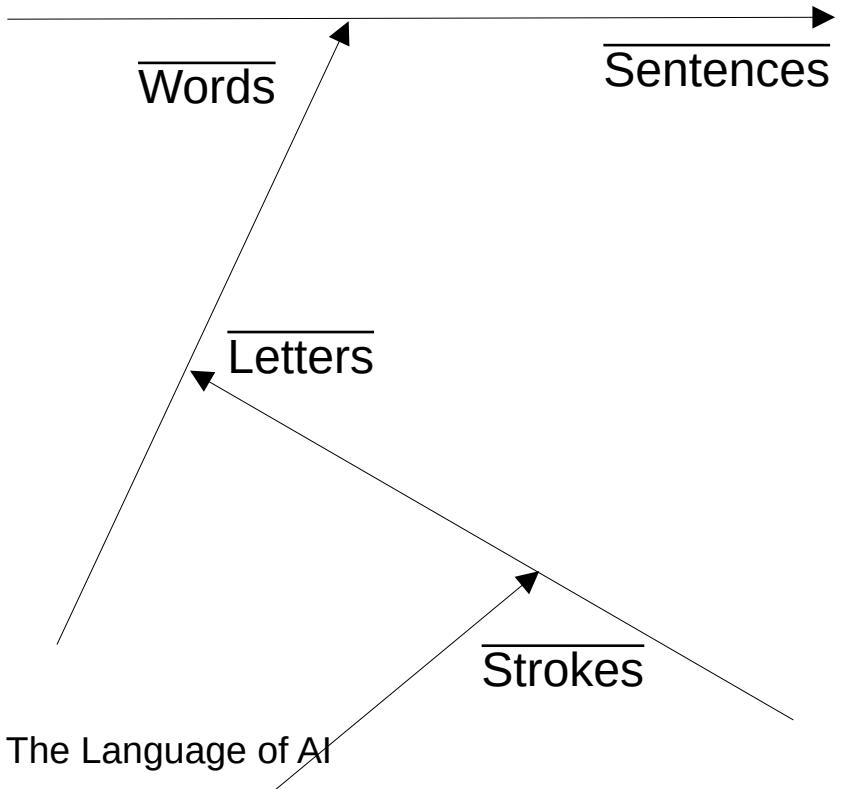
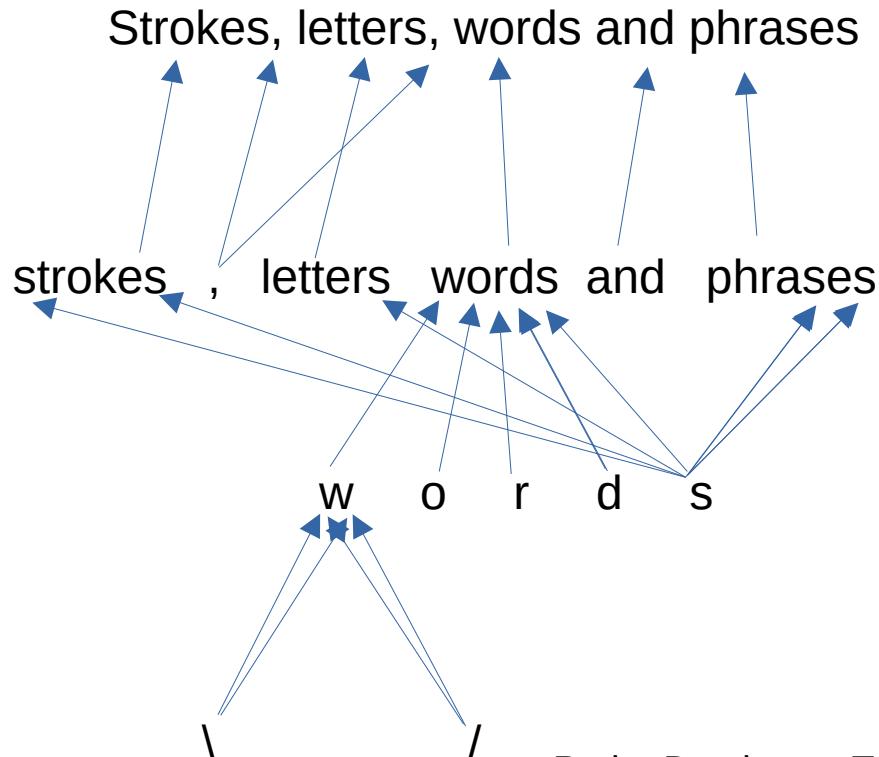
<https://www.amazon.com/Thinking-Fast-Slow-Daniel-Kahneman/dp/0374533555>

<https://amit02093.medium.com/atomspace-hyper-graph-information-retrieval-system-450cab9d751e>

Neuro-Symbolic Integration for Interpretable AI



Функциональная эквивалентность графовых и нейросетевых тензорных моделей



Pedro Domingos, Tensor Logic: The Language of AI
<https://arxiv.org/pdf/2510.12269>

Typed tensor logic for different kinds of AI-s (logical, sub-symbolic, probabilistic/non-axiomatic)

Truth-Value Tensor (NARS/PLN/...)

Numerical Tensor (ANN/Bayesian Logic)

Boolean Tensor (Boolean Logic)

Property 0.0123456
↑ =750/60750



Property
↑ ~0.01



Property
↑
False



Life-long learning?

Subject

Pei Wang: Non-Axiomatic Logic
<https://www.worldscientific.com/>

Pedro Domingos, Tensor Logic: The Language of AI
<https://arxiv.org/pdf/2510.12269>

Психика = Операционная система

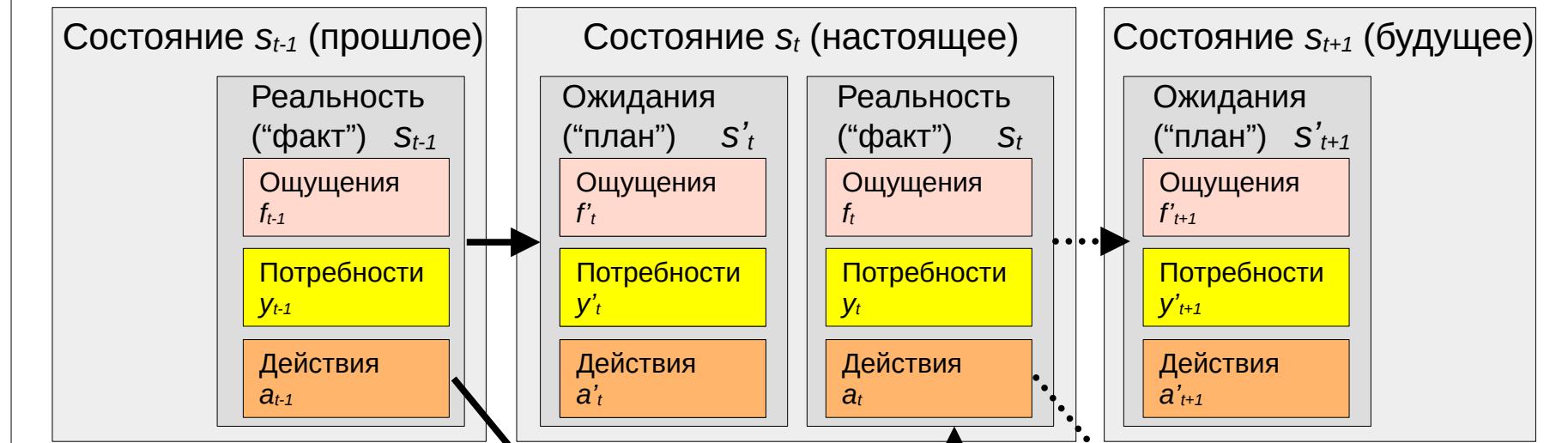
Интеллект = Система принятия решений

Модели s ("инварианты") состояний, полезности U и вероятности P переходов
 $U(\{S_t\}_{t \in \{-T, -1\}}, S'_0) = L(x \cdot (y_t - y_{t+1}), s'_t - s_t, E(a_t))$ $s'_t = \text{argmax}_s(U(\{S_t\}_{t \in \{-T, t-1\}}, s'_t), P(\{S_t\}_{t \in \{-T, t-1\}}, s'_t))$

↑Обучение на опыте

↓Принятие решений

Пространство состояний и эпизодическая память ("прецеденты")



Энергоэффективность
 a

Психика = Операционная система

Оптимальное решение
и ожидание s

Предсказумость
 s

Интеллект = Система принятия решений

Ожидаемая
полезность s

Модели s ("инварианты") состояний, полезности U и вероятности P переходов
 $U(\{S_t\}_{t \in \{-T, -1\}}, S'_0) = L(x \cdot (y_t - y_{t+1}), s'_t - s_t, E(a_t))$ $s'_t = \text{argmax}_s(U(\{S_t\}_{t \in \{-T, t-1\}}, S'_t), P(\{S_t\}_{t \in \{-T, t-1\}}, S'_t))$

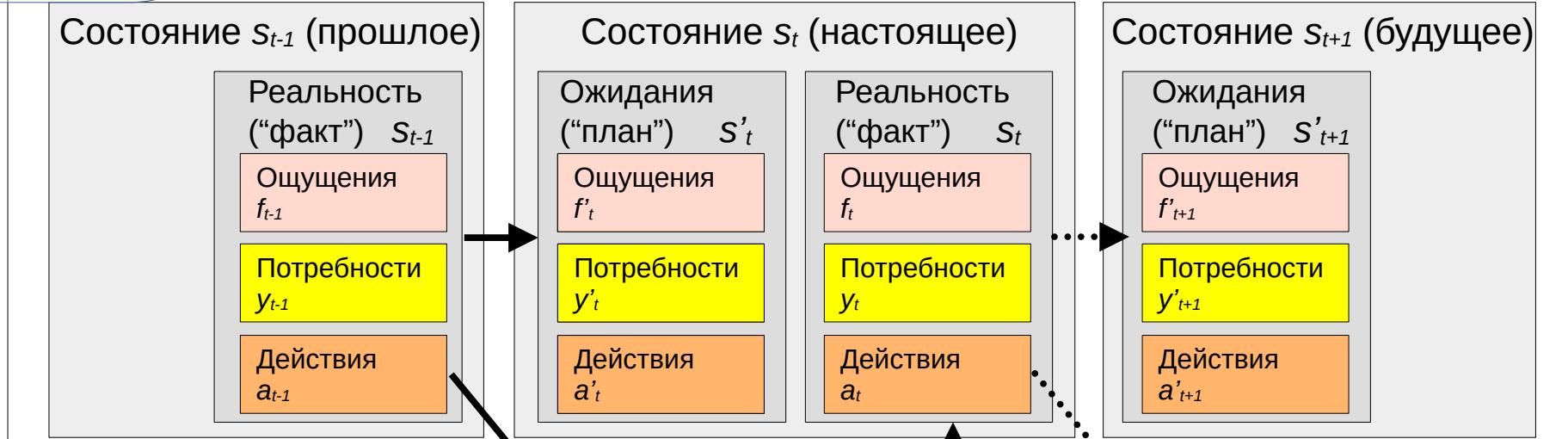
↑Обучение на опыте

↓Принятие решений

Ожидаемая
вероятность s

Удовлетворенность
 y

Пространство состояний и эпизодическая память ("прецеденты")



$x \cdot y_t$ – "мотивационный вектор"

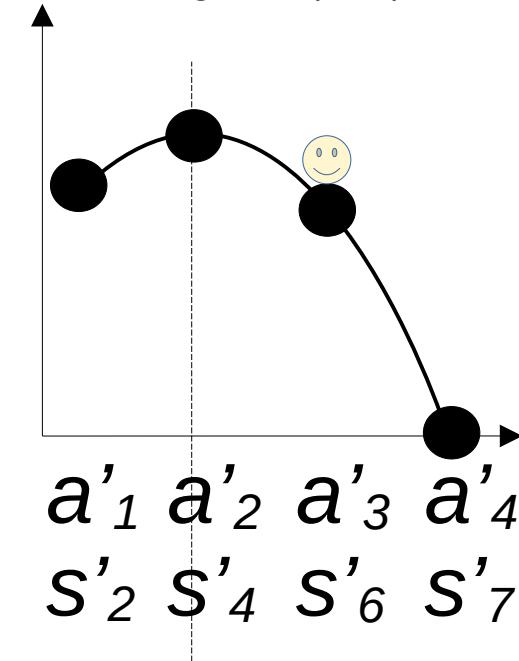
V. F. Petrenko and A. P. Suprun, "Goal oriented systems, evolution, and the subjective aspect in systemology," Tr. Inst. Sistem. Analiza RAN 62 (1) (2012)

Принятие решений как управление операционными рисками

s_t	s'_{t+1}				U	P	$\sum U^*P$
		a'	y'	f'			
s_1	s'_2	a'_1	y'_1	...	1.0	0.5	<u>0.7</u>
s_1	s'_3	a'_1	y'_2	...	0.4	0.5	
s_1	s'_4	a'_2	y'_3	...	1.0	0.8	<u>0.8</u>
s_1	s'_5	a'_2	y'_4	...	0.0	0.2	
s_1	s'_6	a'_3	y'_5	...	0.6	1.0	<u>0.6</u>
s_1	s'_7	a'_4	y'_6	...	0.0	1.0	<u>0.0</u>

$$s'_t = \operatorname{argmax}_s(U, P)$$

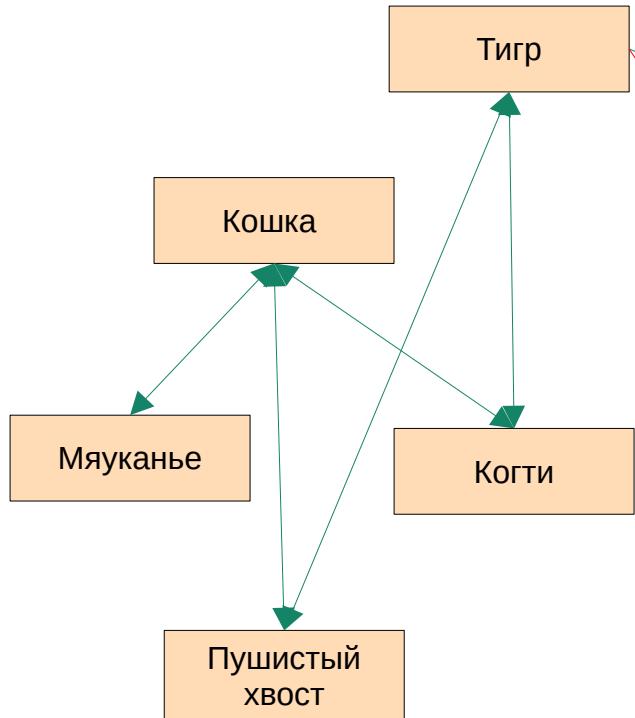
$$a'_t = \operatorname{argmax}_a(U, P)$$



По Тверски и Канеману,
большинство людей
выбирает a'_3 и s'_6
("синицу в руке")

Взаимосвязь переменных состояния

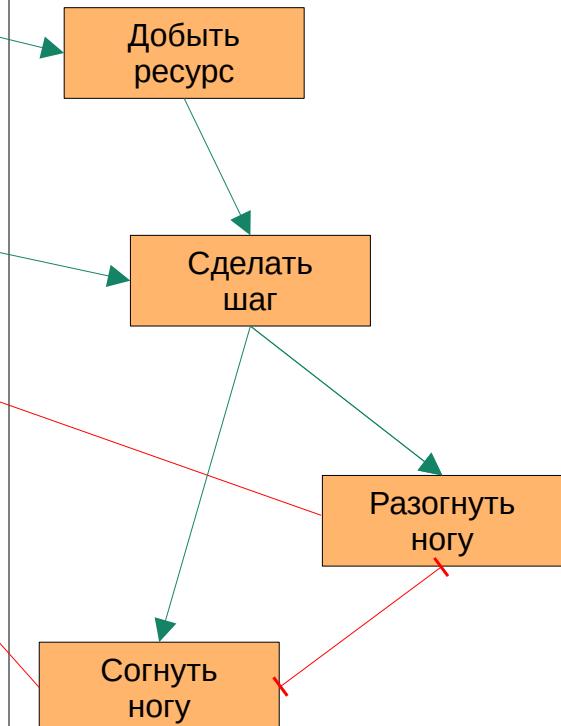
Переживаемые ощущения



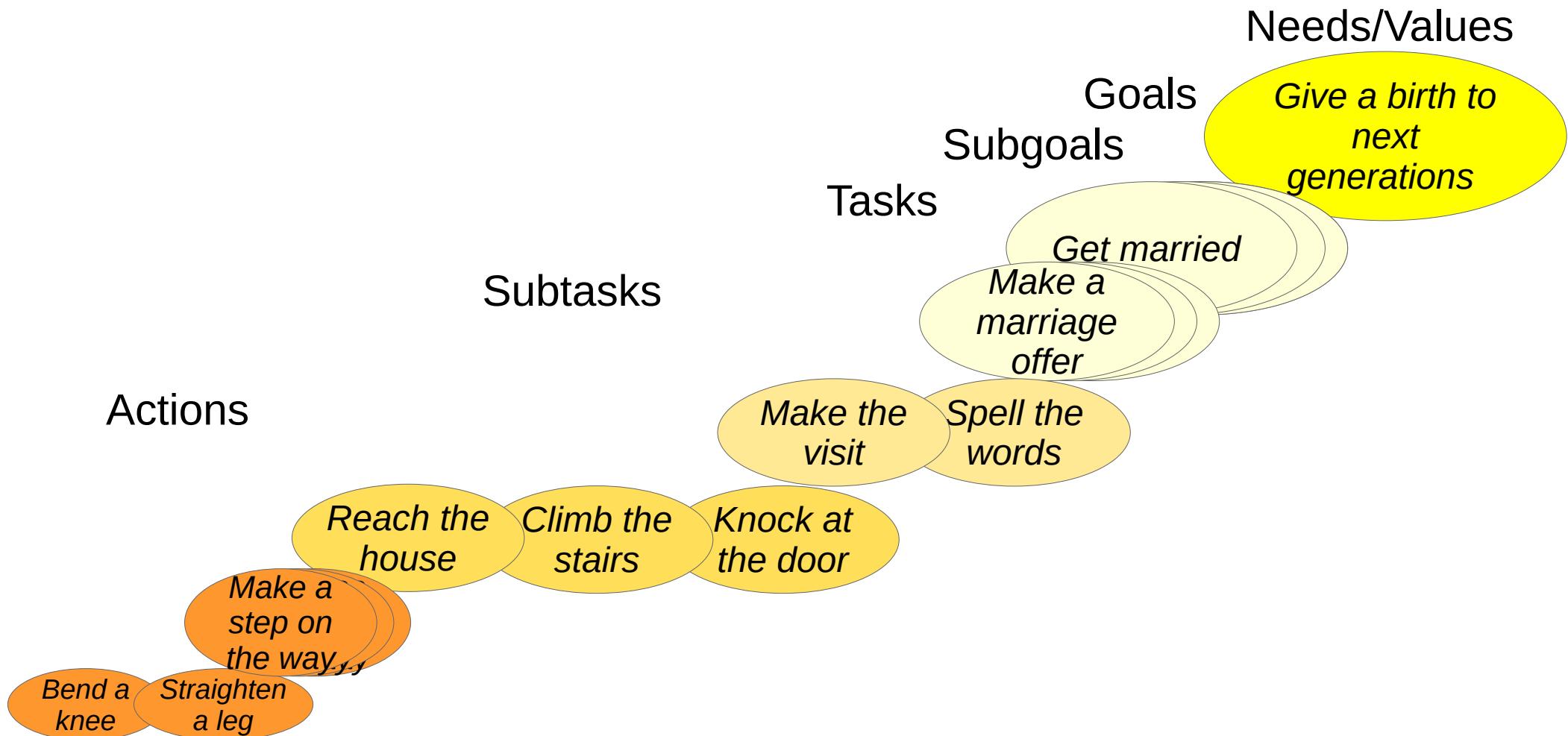
Удовлетворяемые потребности



Совершаемые действия



Hierarchy of values/goals/subgoals/tasks/subtasks



Пространство потребностей/целей/ценностей

Психологические

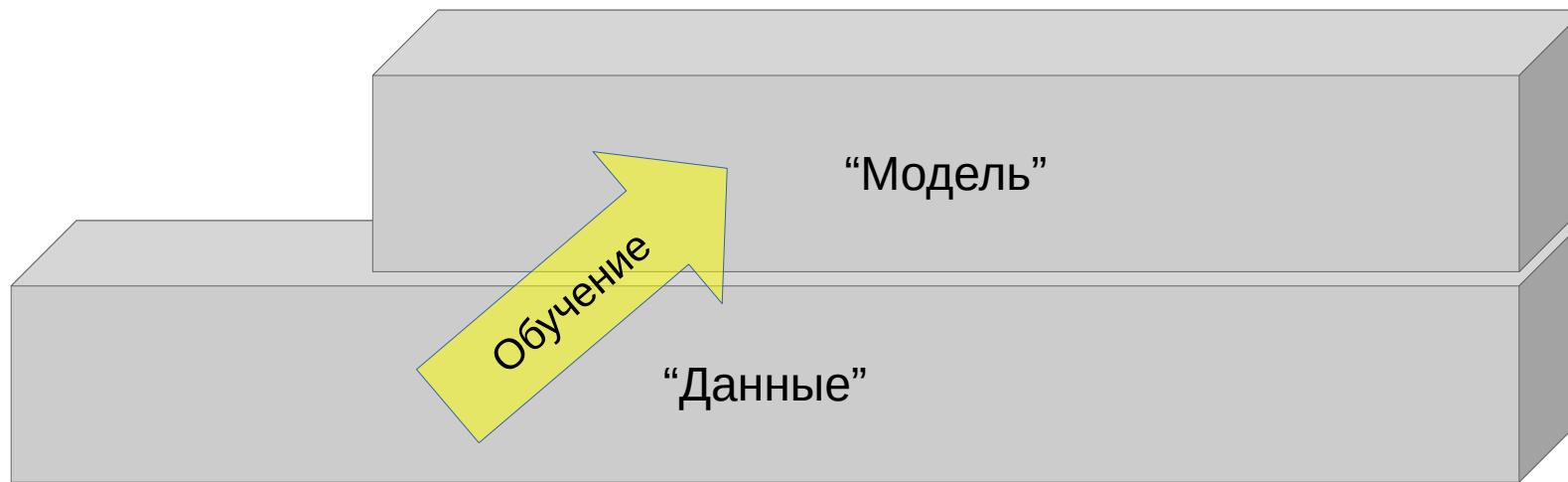
Физиологические



Согласно идеям
А.Маслоу, любая
цель может быть
представлена в
виде комбинации
(суперпозиции)
базовых
потребностей

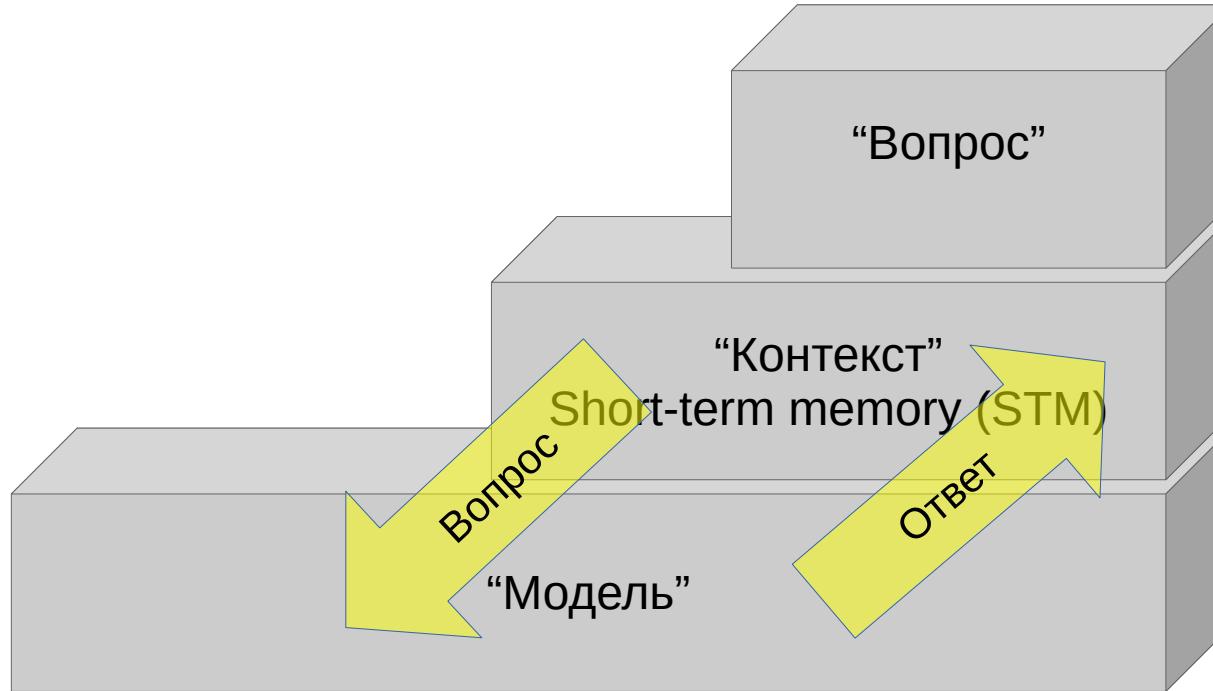
А.Г.Колонин, В.Г.Крюков:
Вычислительная концепция психики,
Статья принята на конференцию
Нейроинформатика-25

Обучение модели (БЯМ) - Training/Learning



Модель замораживается после обучения

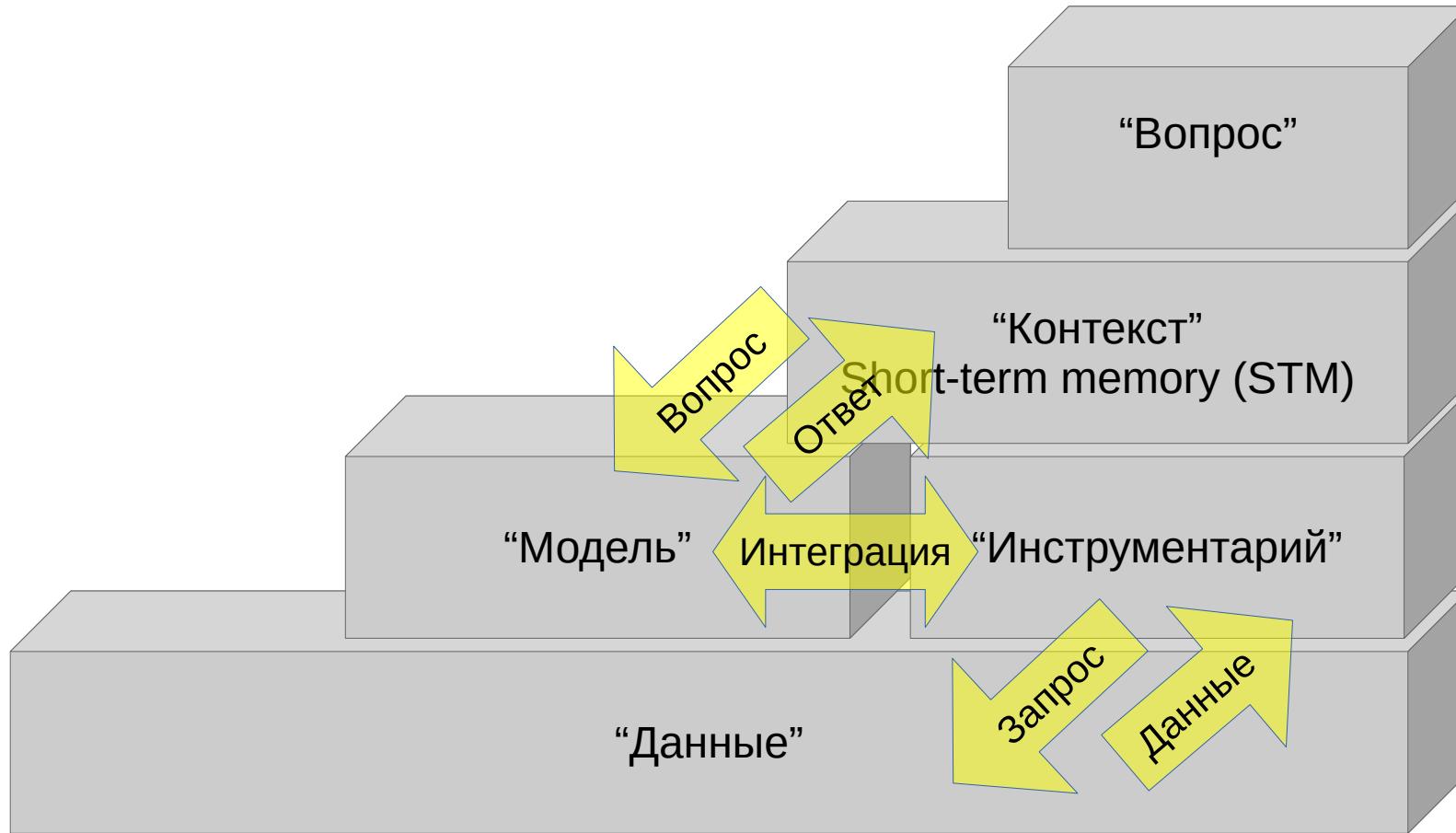
Использование модели (БЯМ) - Inference



Данные не участвуют в выводе

Новые данные и контексты требуют переобучения на старых и новых
На это все может не хватить параметров конкретной модели

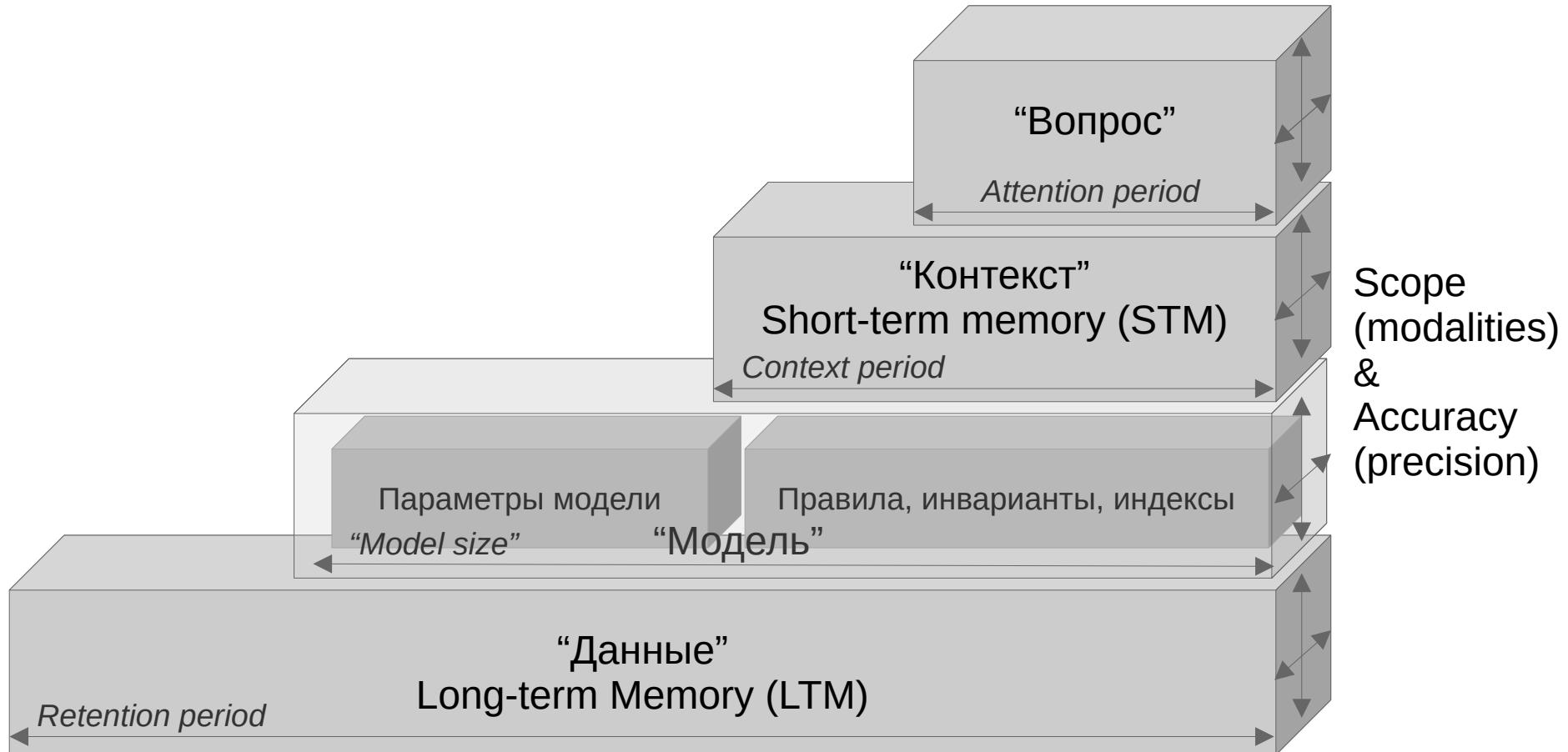
Много-агентные модели (БЯМ+RAG/GraphRAG)



Данные могут подкачиваться в контекст и обновляться с его учетом

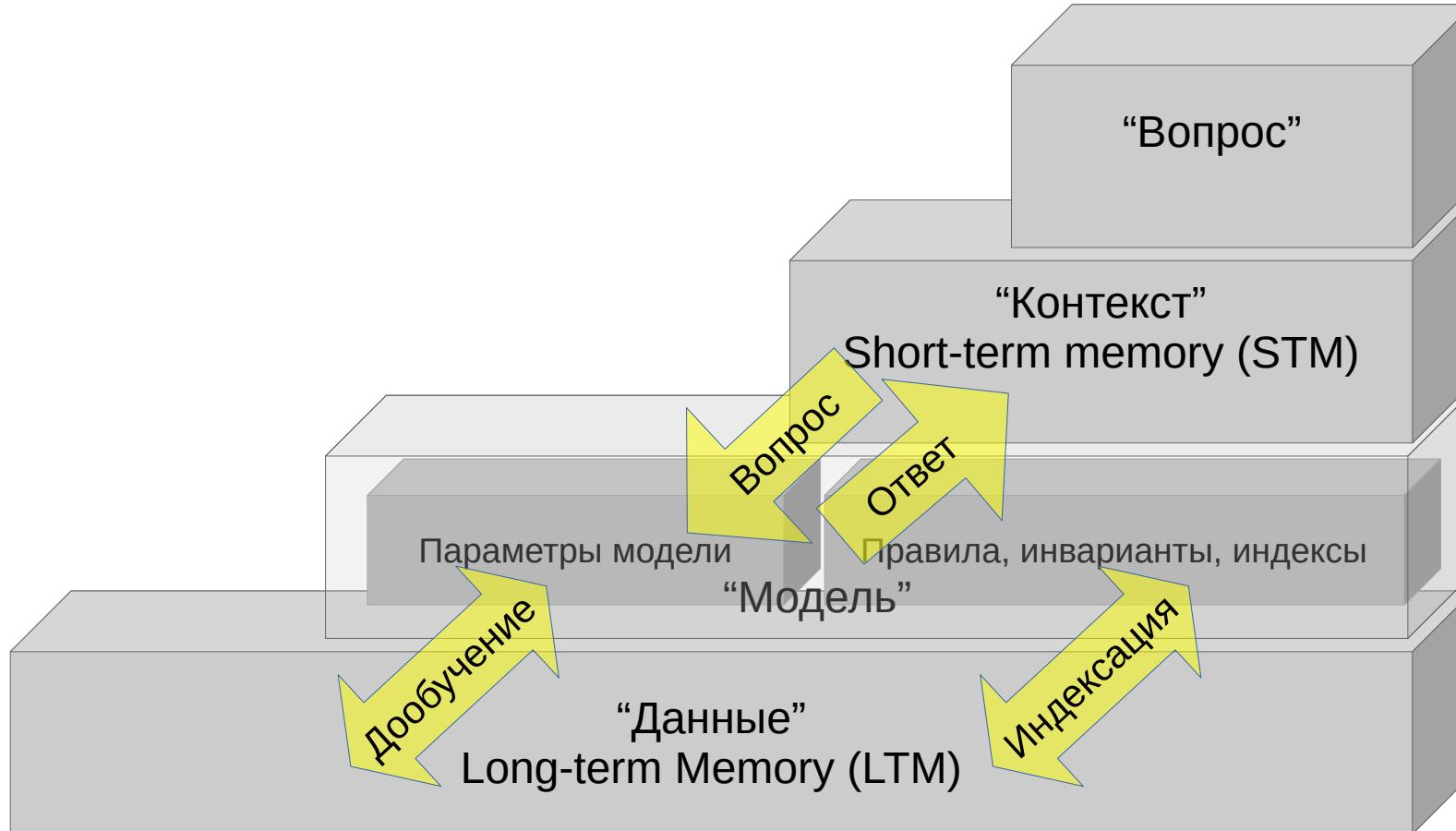
Модель все равно требует переобучения с учетом новых данных

Гибридная архитектура с долгосрочной памятью



Данные (“прецеденты”) всегда доступны в LTM, могут быть аппроксимированы “инвариантами”
Размеры LTM, как всего остального, могут меняться, с учетом “глубины”, “полноты” и “точности”

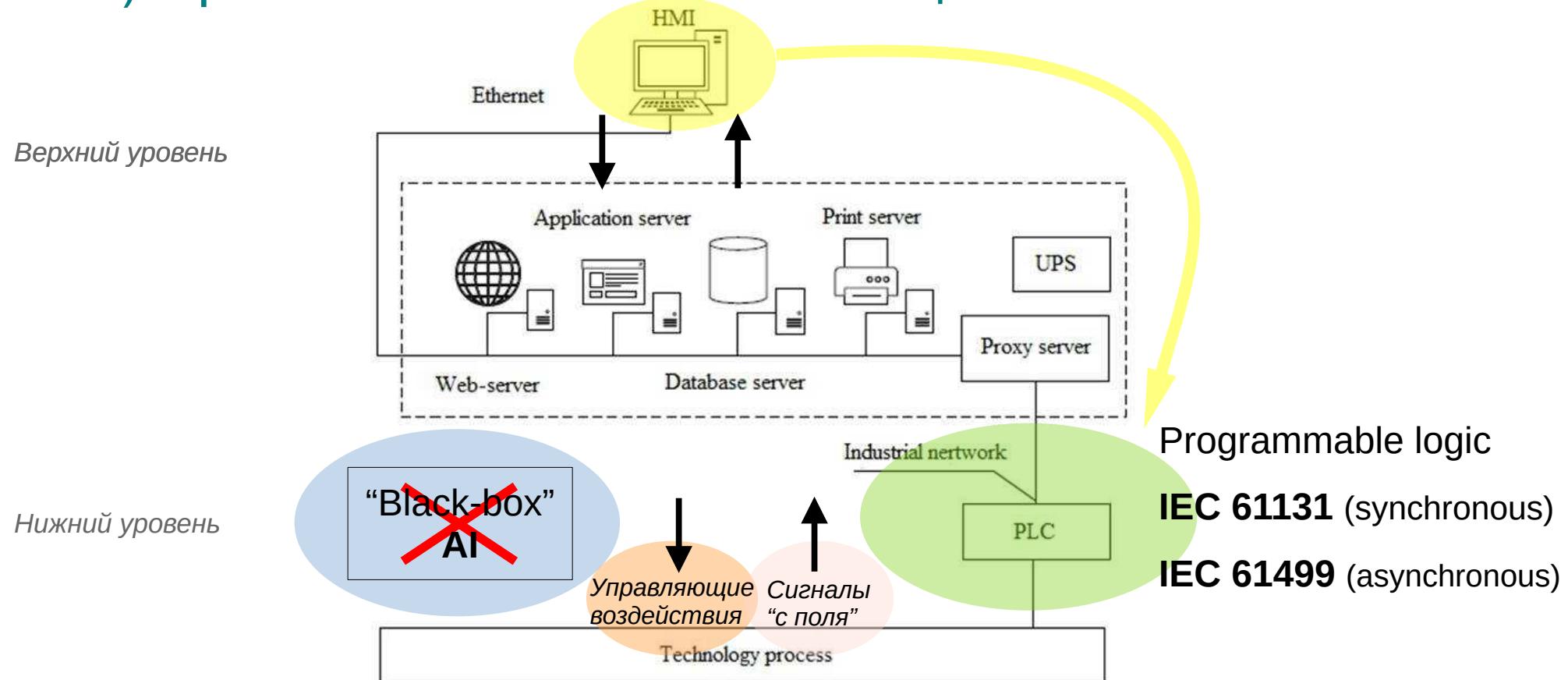
Гибридная архитектура с долгосрочной памятью



Возможно инкрементальное “дообучение” на динамически пополняющихся данных
Динамически обновляющиеся данные могут инкрементально обновлять соответствующие “инварианты”

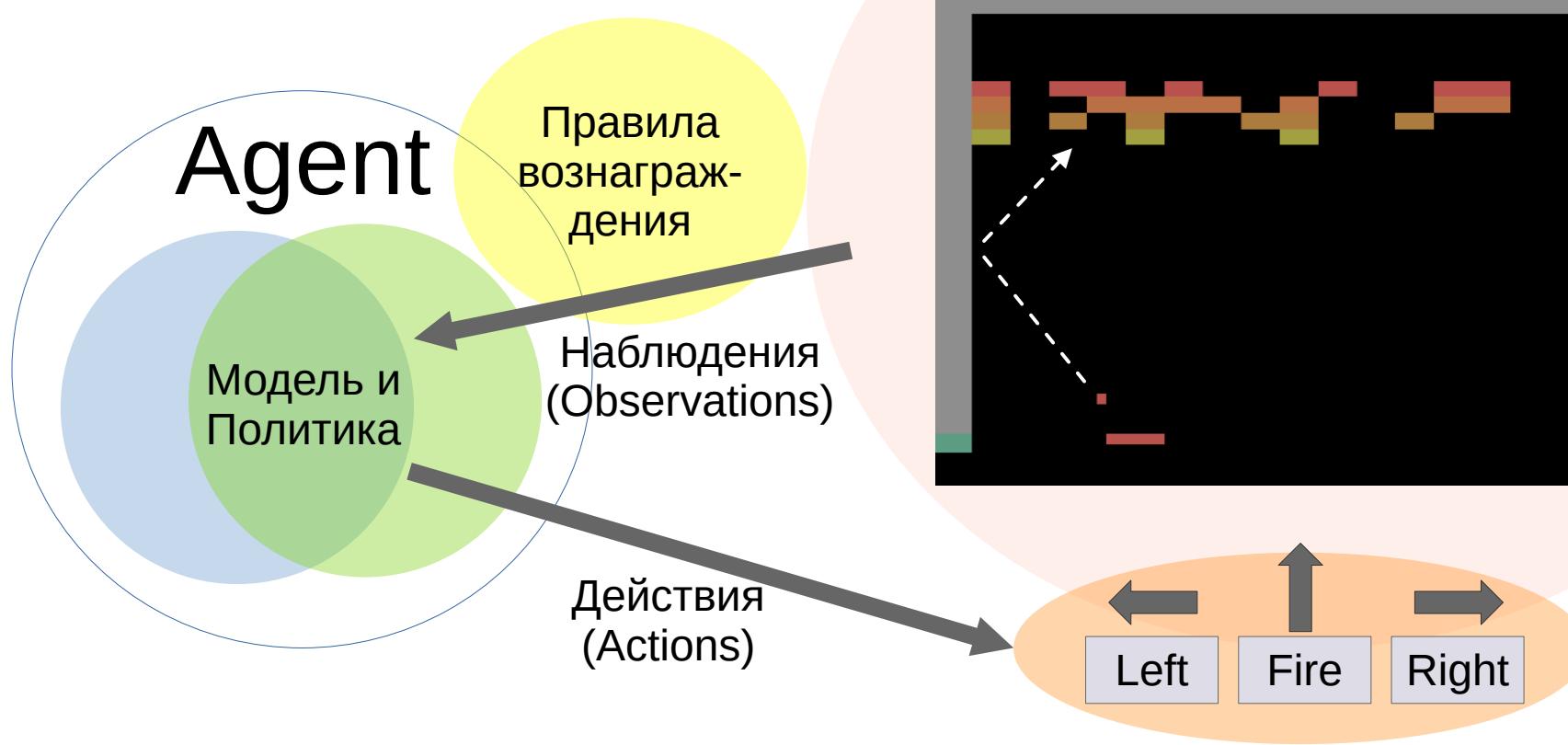
Применение – Use case:

А) Промышленная автоматизация АСУ ТП - APCS



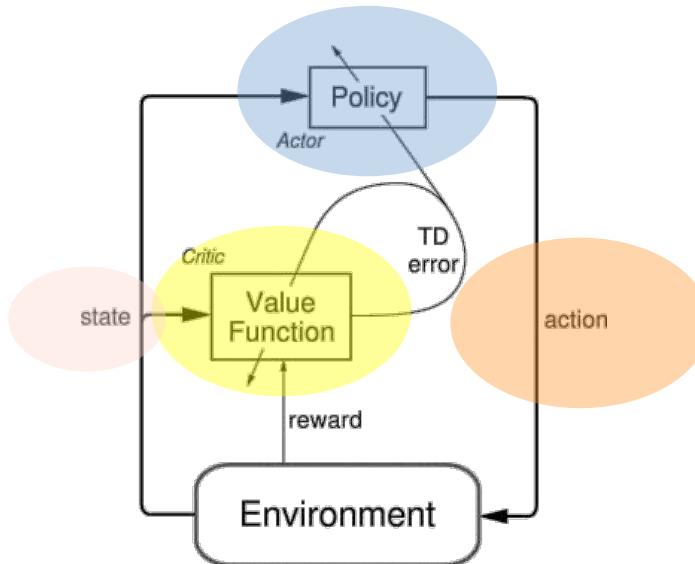
Применение – Use case:

В) Виртуальная игровая среда OpenAI Gym (Atari Breakout)



Вариант реализации:

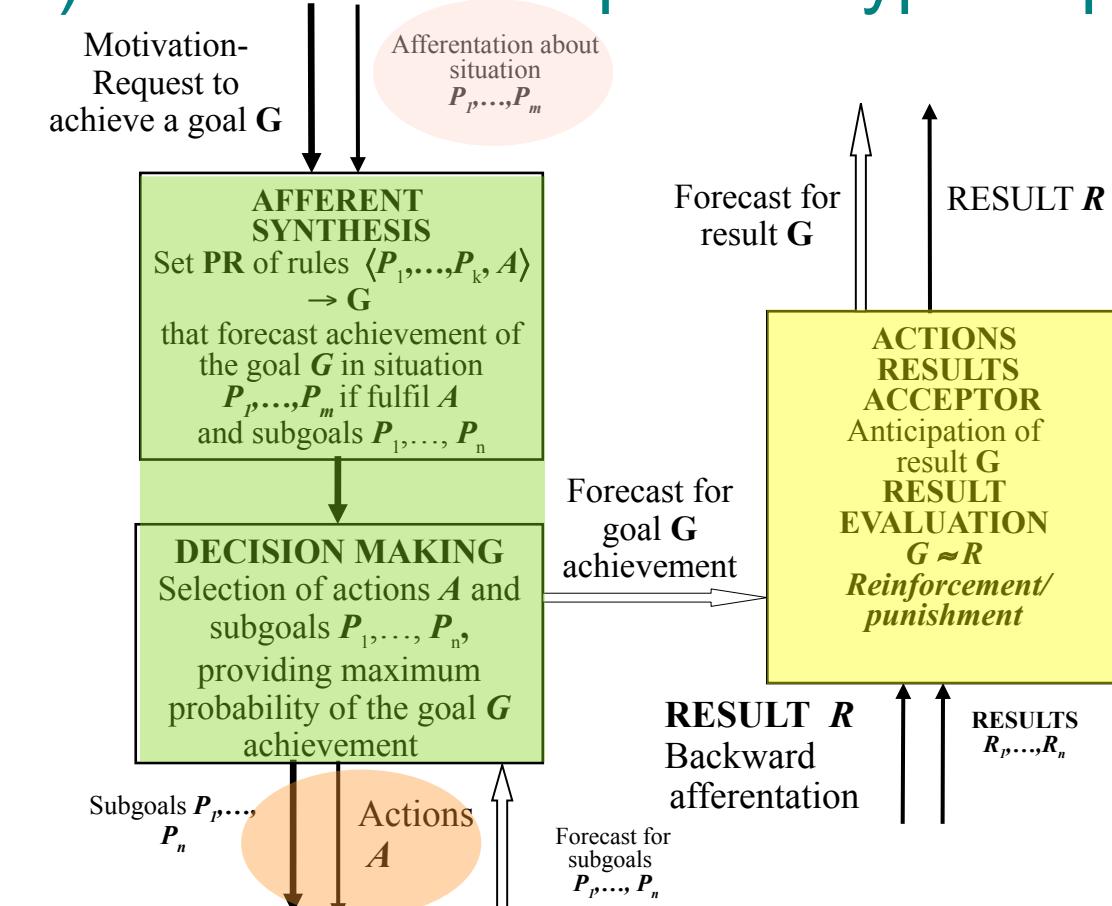
1) Обучение с подкреплением (RL) “актор-критик”



<https://medium.com/intro-to-artificial-intelligence/the-actor-critic-reinforcement-learning-algorithm-c8095a655c14>

Вариант реализации:

2) Когнитивная архитектура вероятностной логики



$$\text{Prob}(G | P_1, \dots, P_k, P_1, \dots, P_n, A) = \text{Prob}(\text{rule}) \cdot \text{Prob}(P_1) \cdot \dots \cdot \text{Prob}(P_n)$$

Copyright © 2026 Anton Kolonin, Aigents®

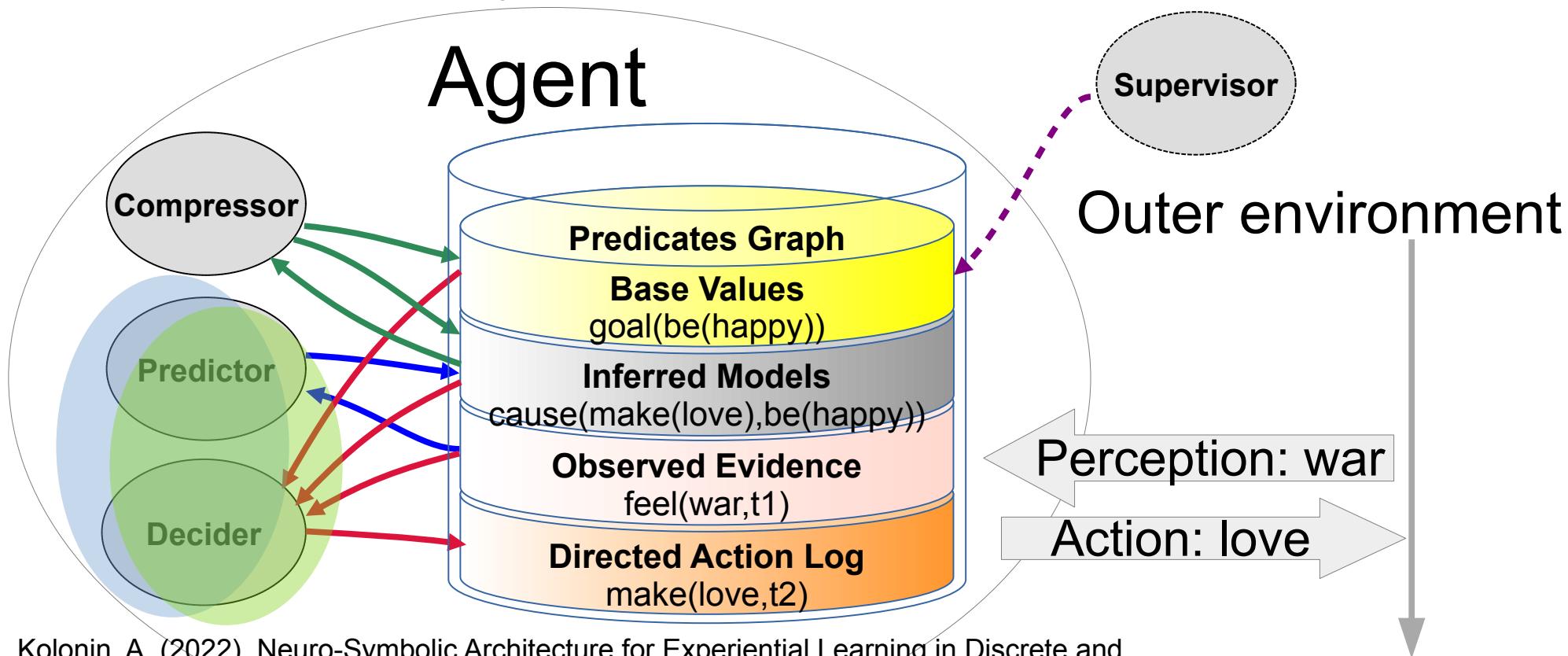
Evgenii Vityaev, Alexander Demin:
Adaptive Control of Modular Robots // Conference Paper in Advances in Intelligent Systems and Computing, Conference: First International Early Research Career Enhancement School on Biologically Inspired Cognitive Architectures, Springer, August 2018

Evgenii E. Vityaev: Purposefulness as a Principle of Brain Activity // Anticipation: Learning from the Past, (ed.) M. Nadin. Cognitive Systems Monographs, V.25, Chapter No.: 13. Springer, 2015, pp. 231-254.

Витяев Е.Е. Логика работы мозга. Подходы к моделированию мышления. (сборник под ред. д.ф.-м.н. В.Г. Редько). УРСС Эдиториал, Москва, 2014г., стр. 120-153.

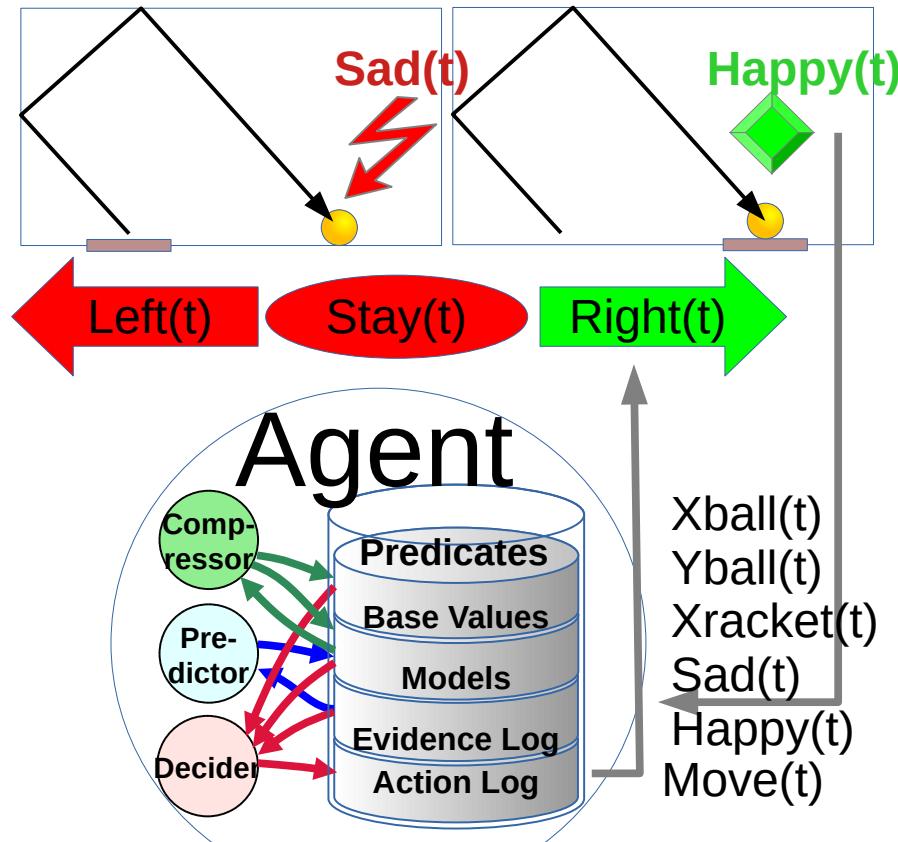
Вариант реализации:

3) Когнитивная архитектура на графах последовательностей состояний

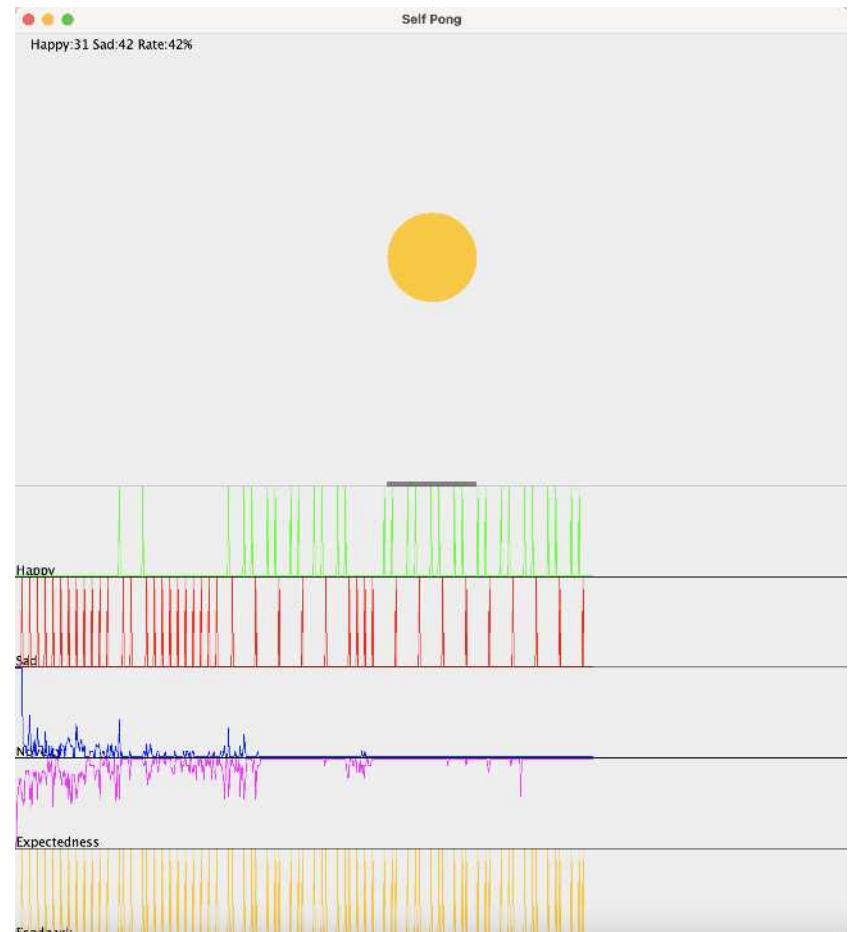


Kolonin, A. (2022). Neuro-Symbolic Architecture for Experiential Learning in Discrete and Functional Environments. In: Goertzel, B., Iklé, M., Potapov, A. (eds) Artificial General Intelligence. AGI 2021. Lecture Notes in Computer Science(), vol 13154. Springer, Cham.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-93758-4_12

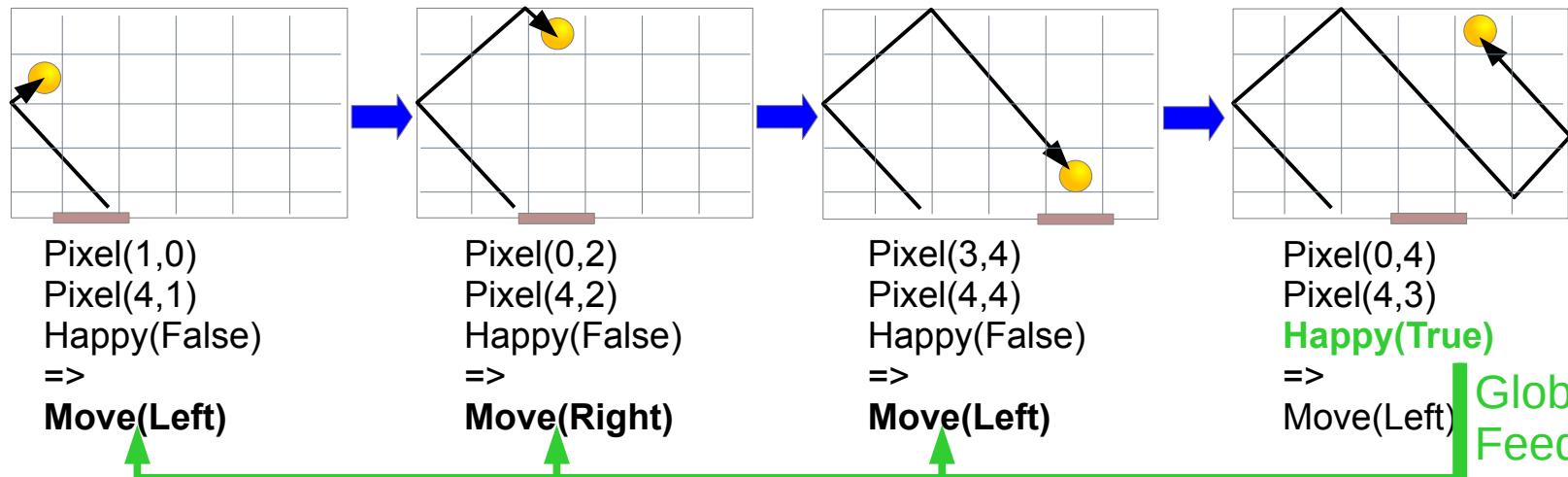
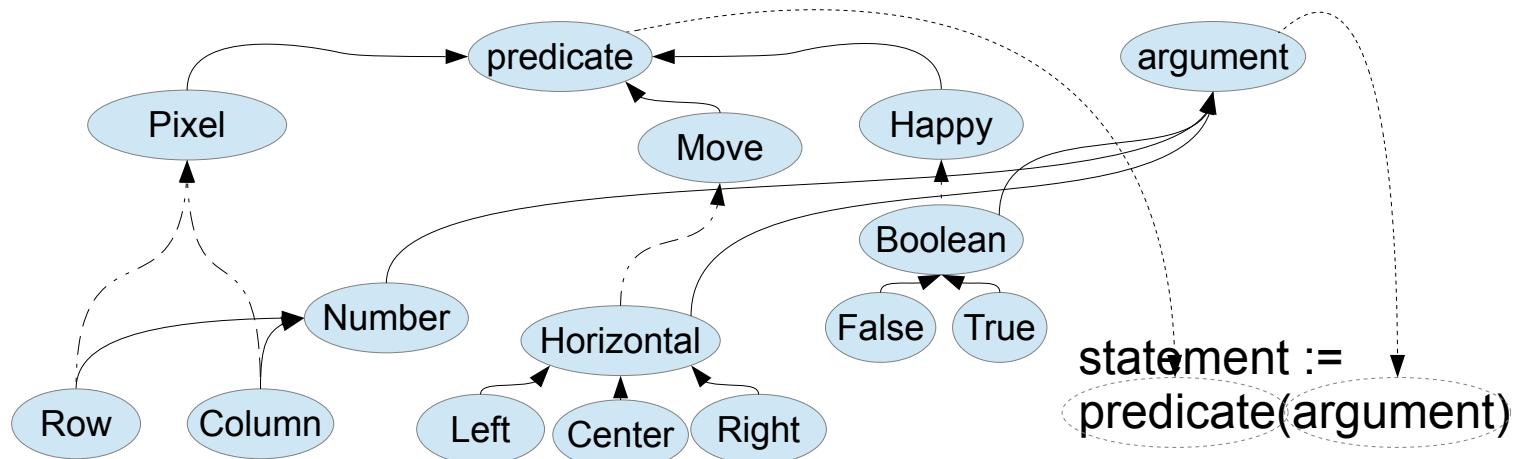
Когнитивная архитектура на графах последовательных состояний State-based History-aware Artificial Reinforcement Intelligence Kernel (Sharik)



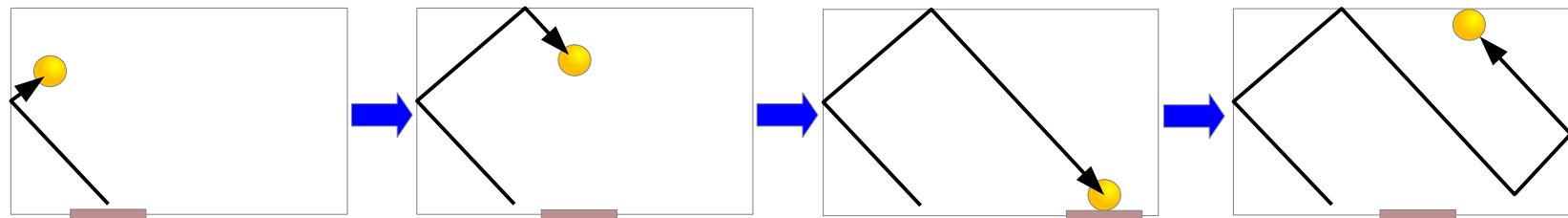
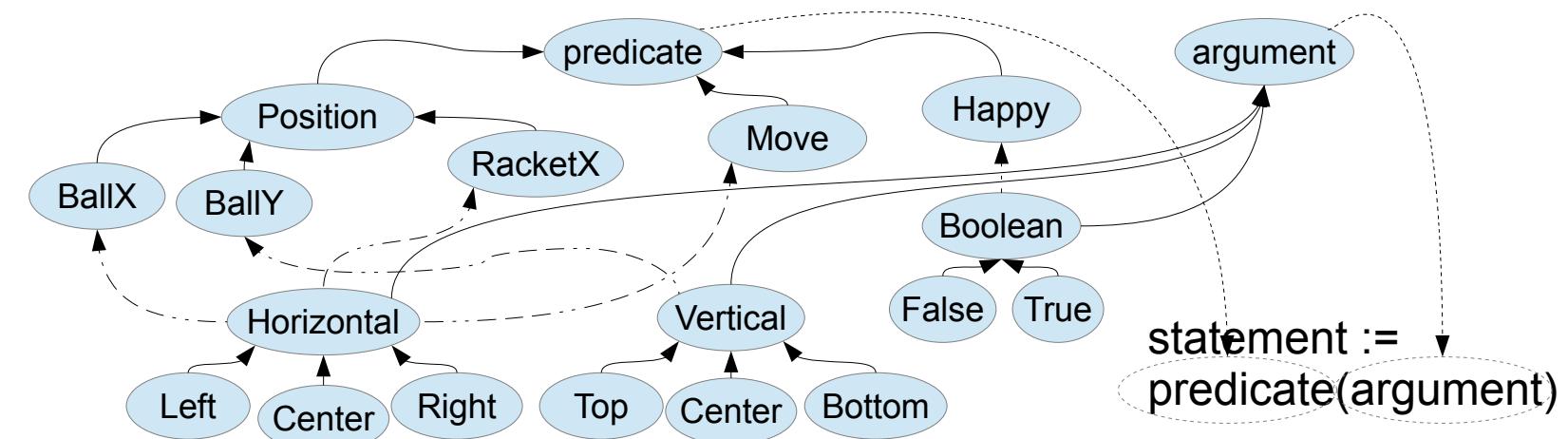
А.Г.Колонин, В.Г.Крюков:
Вычислительная концепция психики,
Статья подана на конференцию
Нейроинформатика-25



Learning Play “Pong” at Pixel Level



Learning Play “Pong” at Object Level



Learning single-player “Pong” game with global feedback for successive behaviors

Environment	Player Algorithm	Immediate feedback					Delayed feedback					Avg
		2X4	4X6	6X8	8X10	Avg	2X4	4X6	6X8	8X10	Avg	
Functional	Sequential	89	88	88	92	89	70	73	72	85	75	
Functional	SequentialAvoidance	92	90	90	93	91	67	73	81	85	77	
Functional	SequentialAvoidance 0.5	93	93	93	93	93	80	83	81	89	83	
Functional	State-Action	94	88	91	94	92	64	71	79	80	74	
Functional	State-Action 0.5	93	88	87	93	90	64	68	75	83	73	
Functional	Change-Action	91	86	89	92	90	64	73	76	79	73	
Functional	Change-Action 0.5	93	90	90	93	92	63	69	80	84	74	
<hr/>												
Discrete	Sequential	89	88	88	92	89	70	73	72	85	75	
Discrete	SequentialAvoidance	92	90	90	93	91	67	73	81	85	77	
Discrete	SequentialAvoidance 0.5	93	91	88	92	91	70	76	80	83	77	
Discrete	State-Action	94	88	91	94	92	64	71	79	80	74	
Discrete	Change-Action	91	86	89	92	90	64	73	76	79	73	

Objects:
Fast
Cheap
Real-time

Pixels:
Fast
Cheap
Real-time

<https://www.youtube.com/watch?v=2LPLhJKh95g>

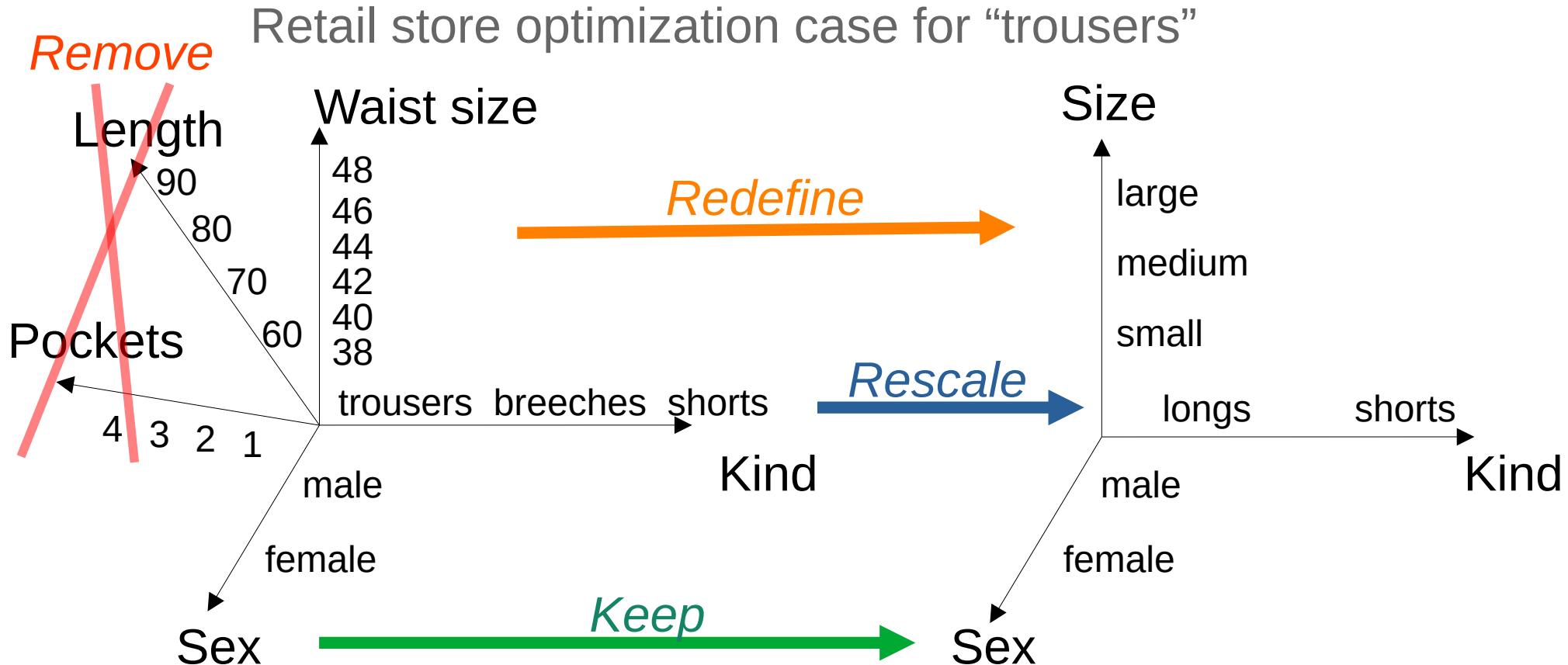
<https://www.springerprofessional.de/neuro-symbolic-architecture-for-experiential-learning-in-discret/20008336>

<https://github.com/aigents/aigents-java/tree/master/src/main/java/net/webstructor/agj>

Copyright © 2026 Anton Kolonin, Aigents®

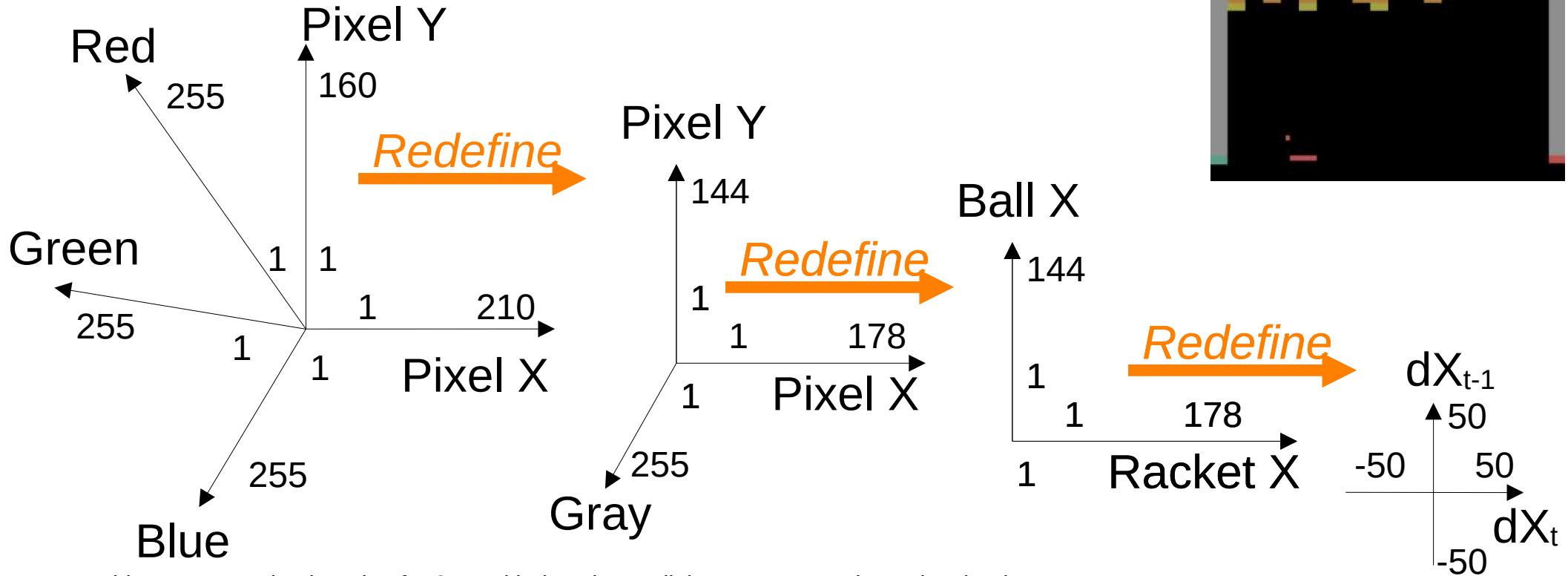
AGI-2021

Problem of dimensionality (reduction) and discreteness (increase)



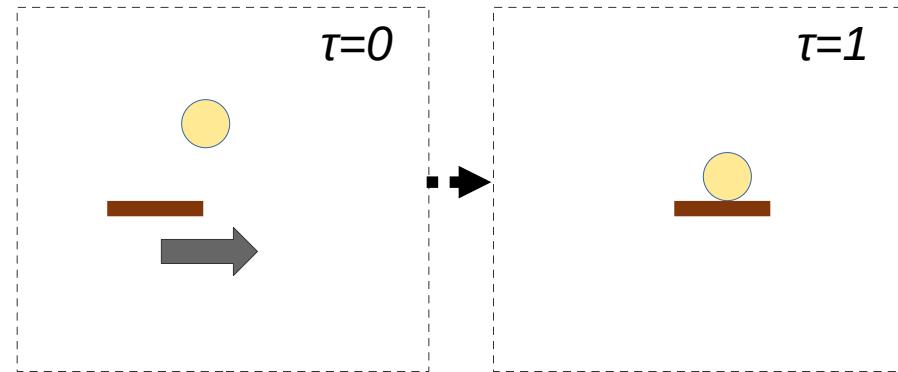
Problem of dimensionality (reduction) and discreteness (increase)

Re-defining environment in Atari Breakout

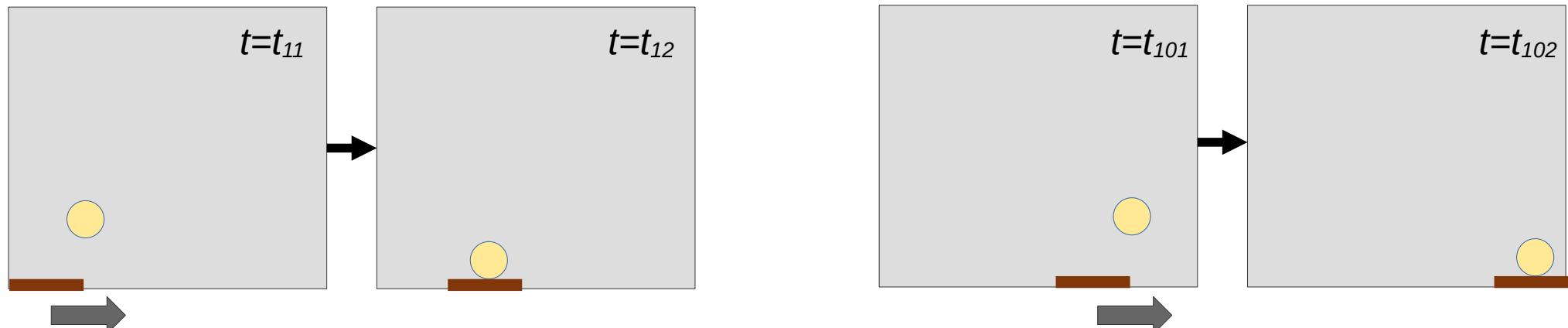


Когнитивная архитектура на графах последовательностей состояний State-based History-aware Artificial Reinforcement Intelligence Kernel (**Sharik**)

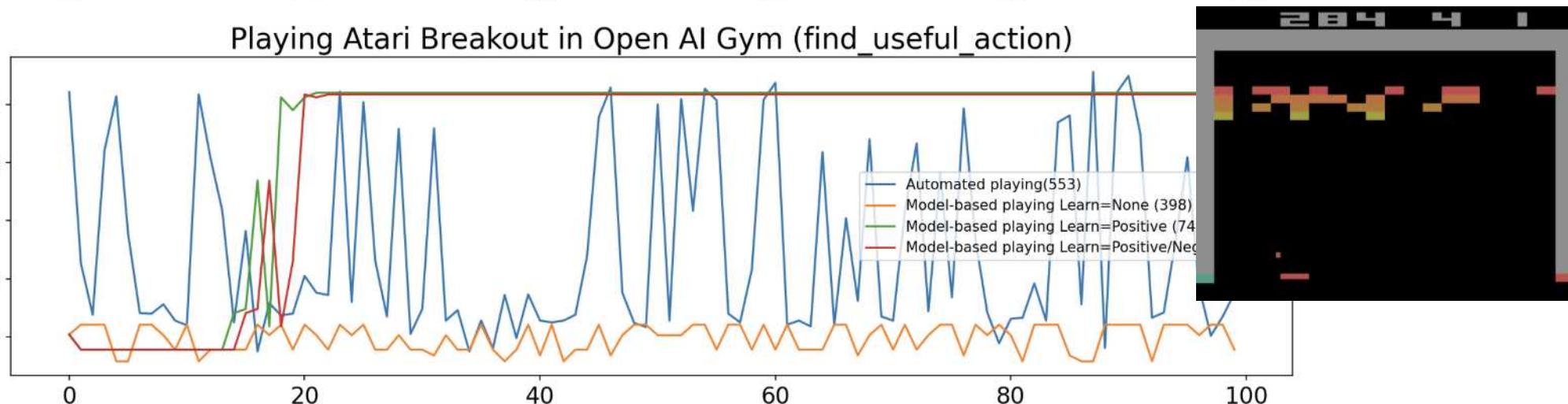
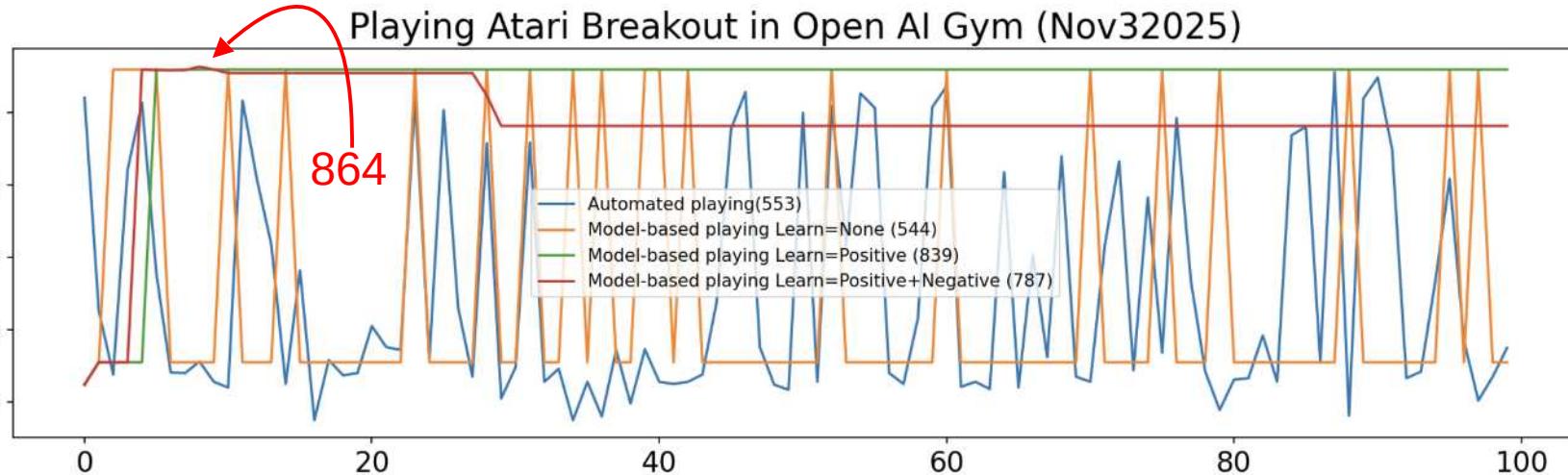
Инварианты



Прецеденты

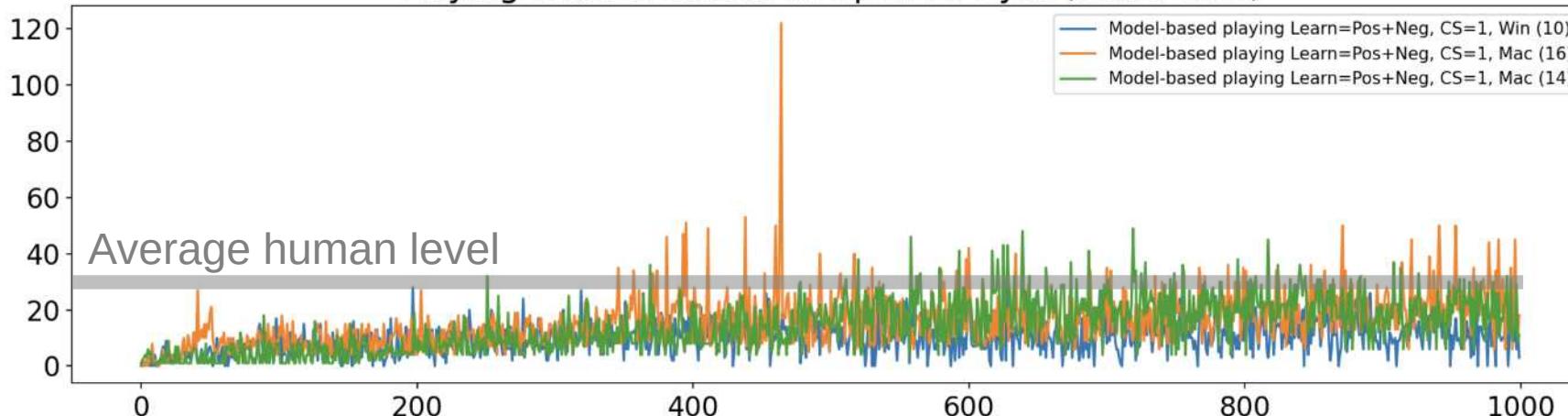


Imitation learning – decision making on “pre-trained” model

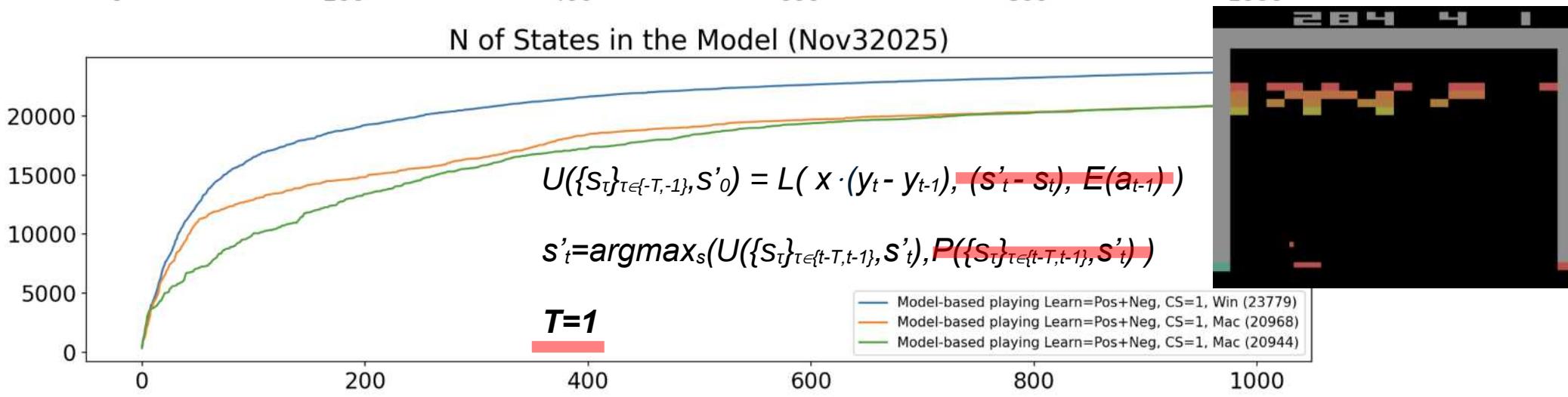


Reinforcement learning – experiential learning and decision making

Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)

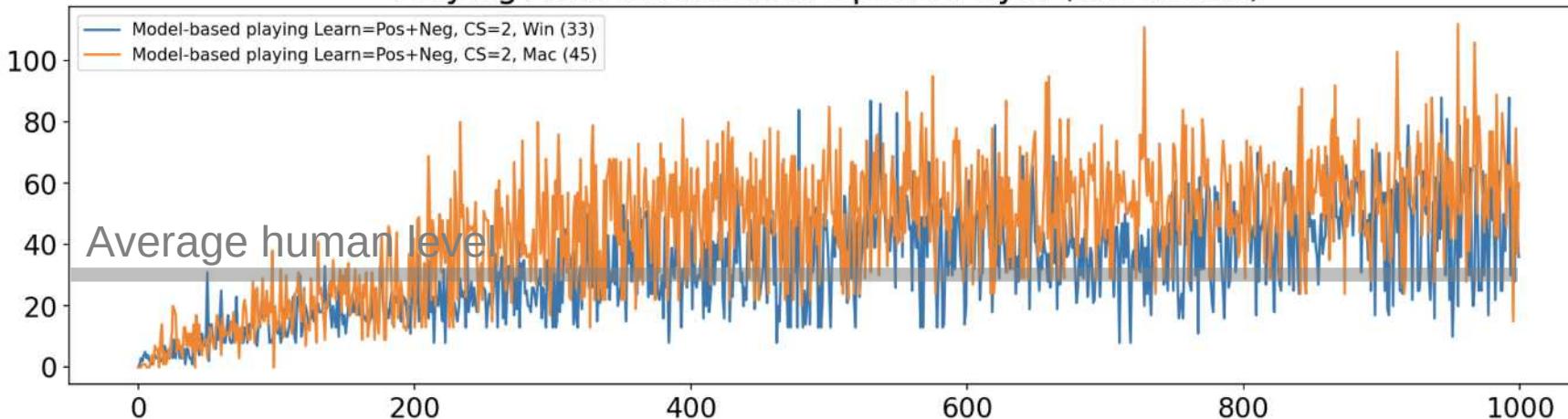


N of States in the Model (Nov32025)

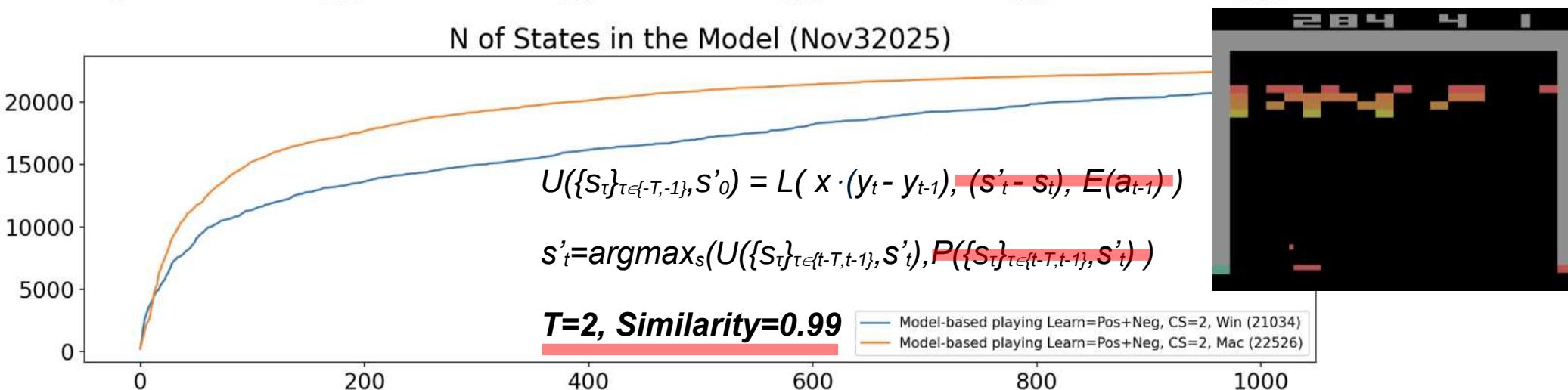


Reinforcement learning – experiential learning and decision making

Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)

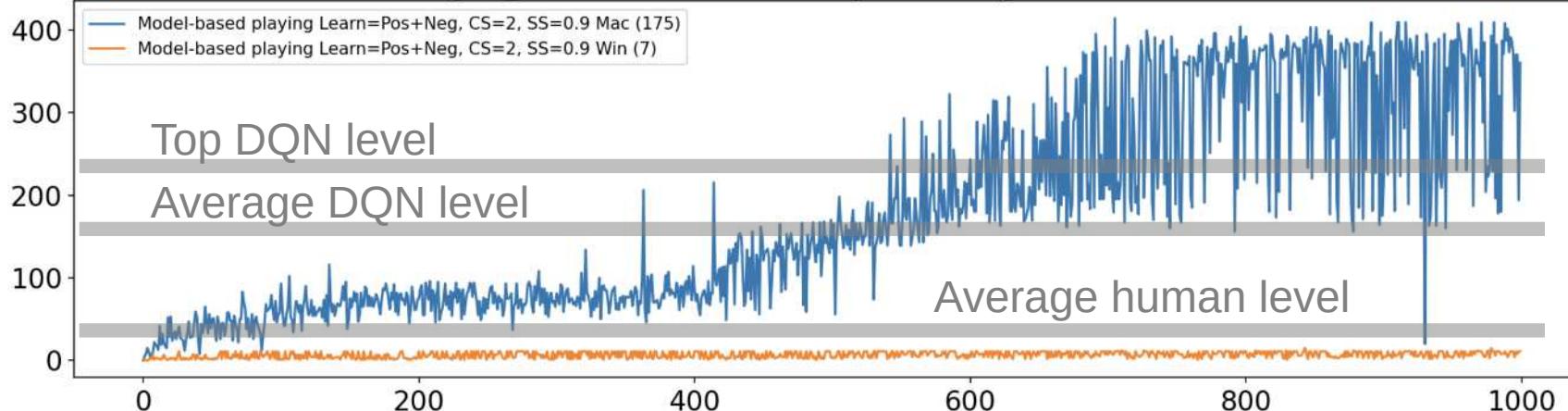


N of States in the Model (Nov32025)

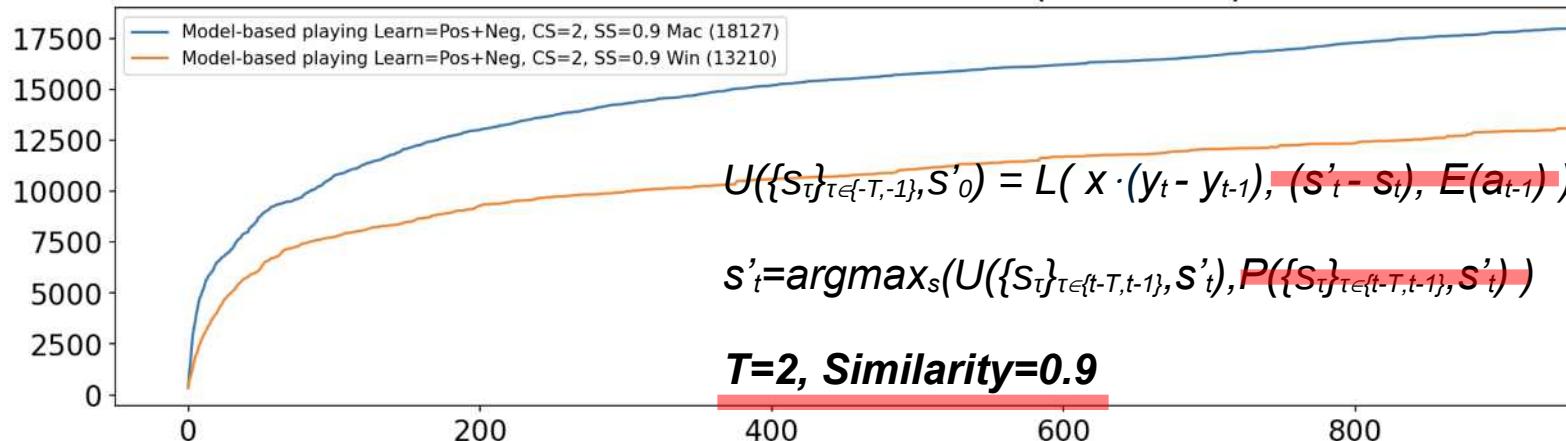


Reinforcement learning – experiential learning and decision making

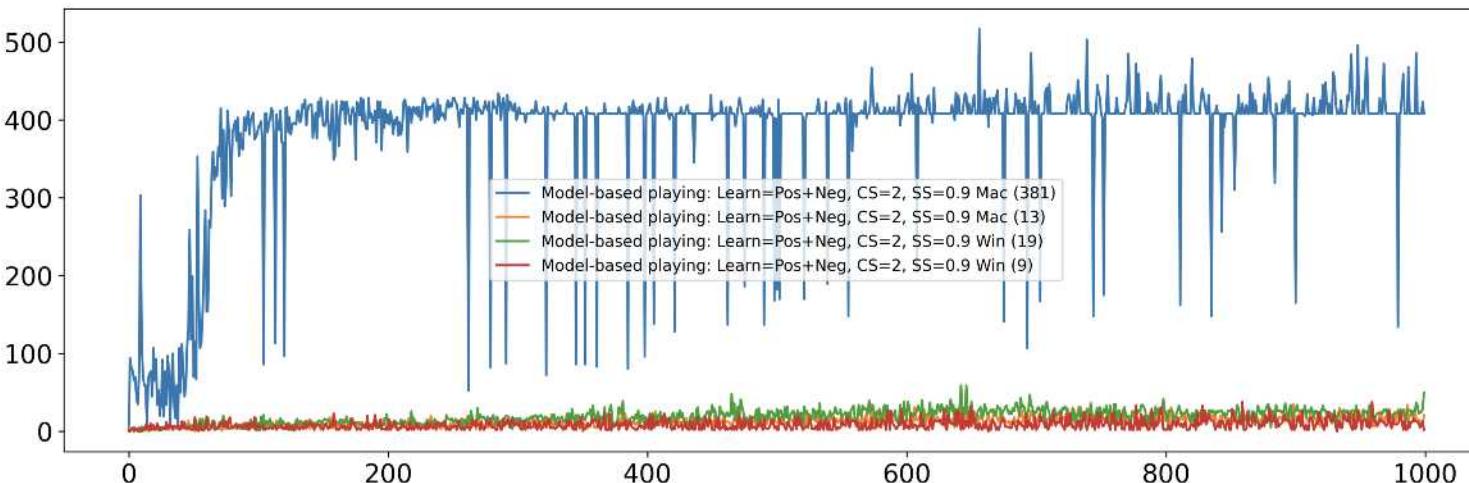
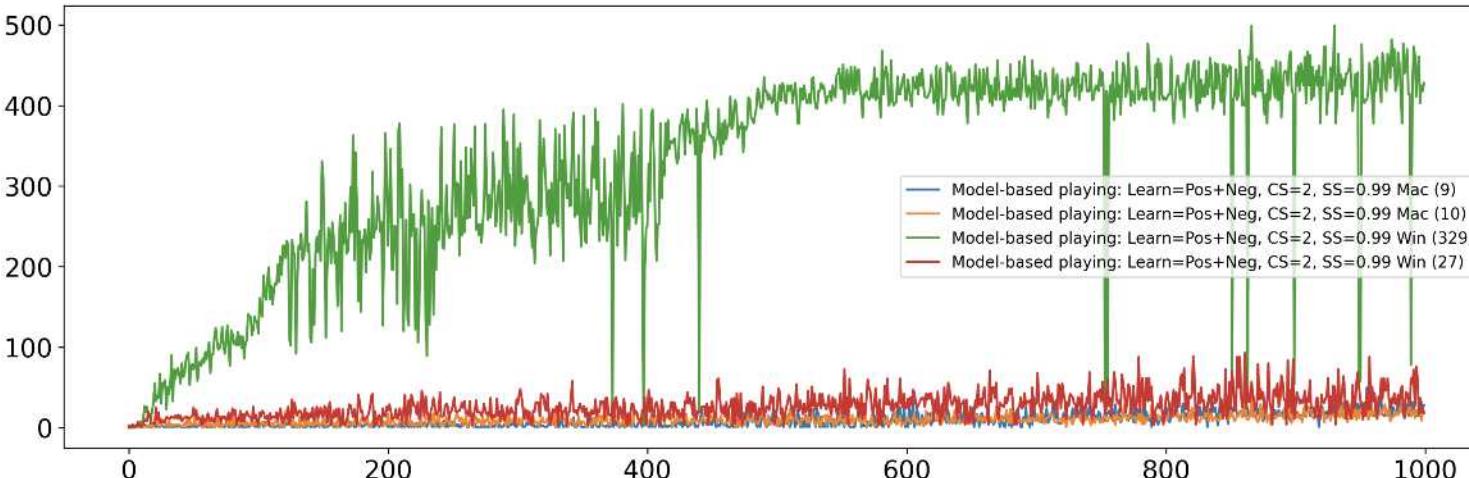
Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)



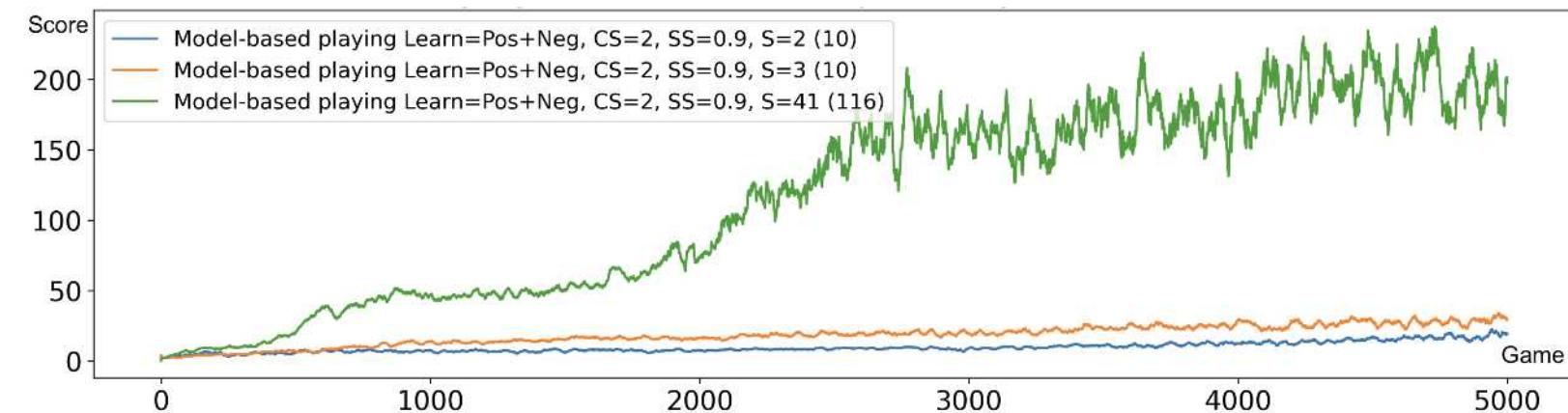
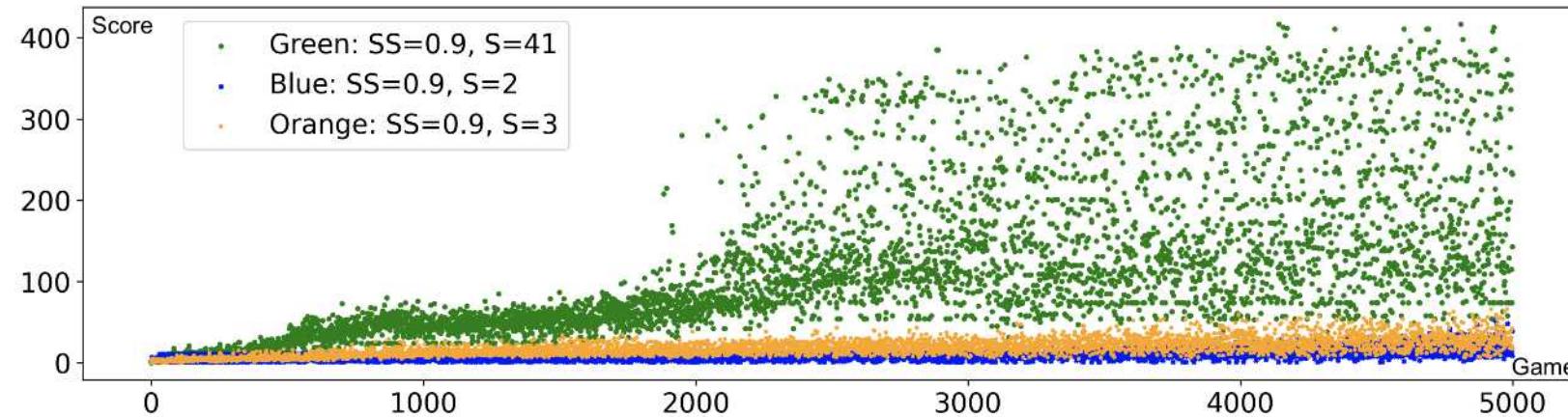
N of States in the Model (Nov32025)



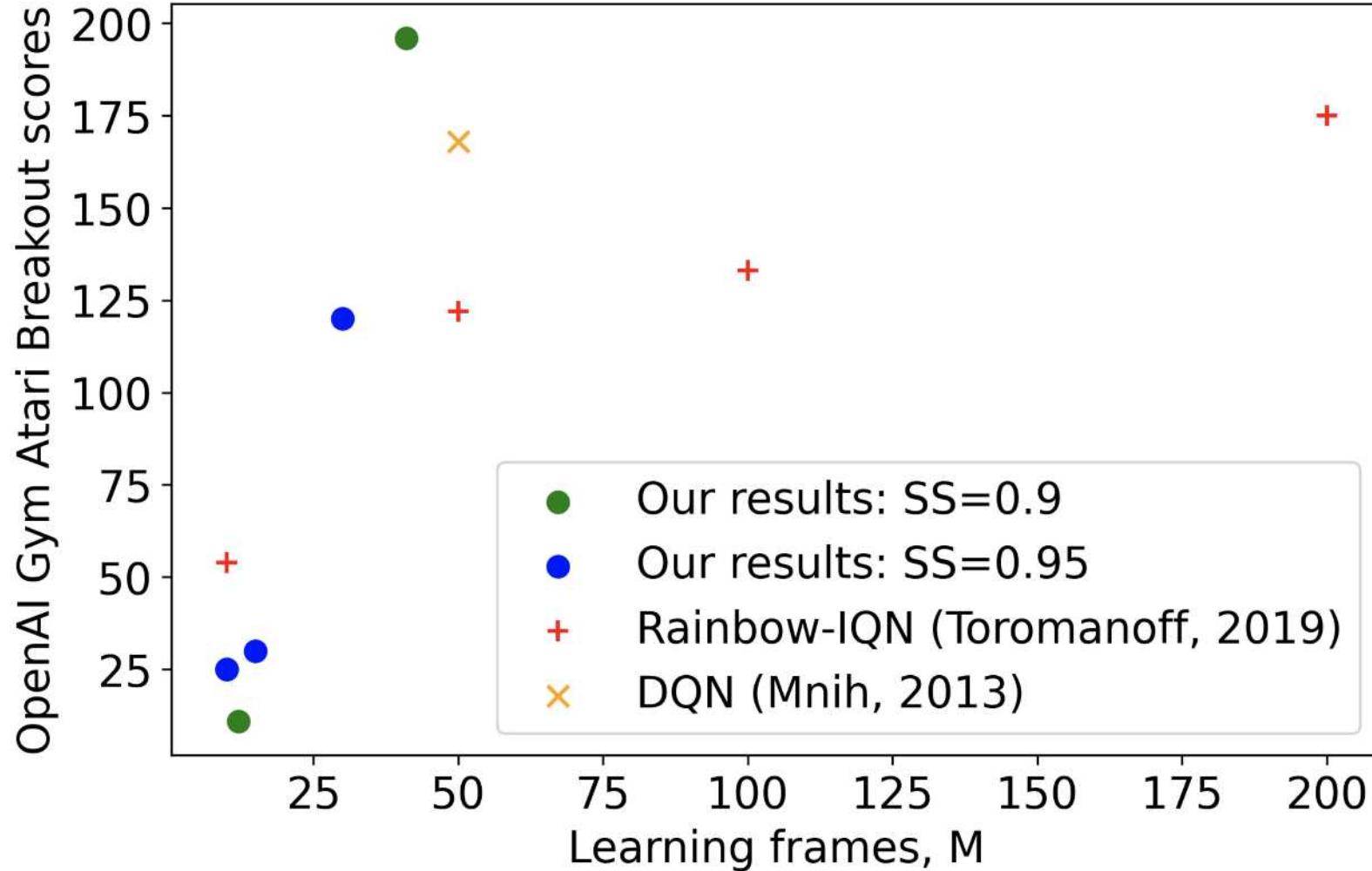
Reinforcement learning – experiential learning and decision making



Reinforcement learning – experiential learning and decision making



Reinforcement learning – experiential learning and decision making



Что дальше?

1. Стабилизация обучаемости
2. Интерпретируемое понижение размерности
3. Больше окружений – хороших и разных!
4. Прикладное применение – промышленная автоматизация?
4. Формализация перевода графов состояний в языки программной логики (“суперкомпиляция”)?

Промышленная автоматизация – постановка эксперимента

Рекомендации и предупреждения

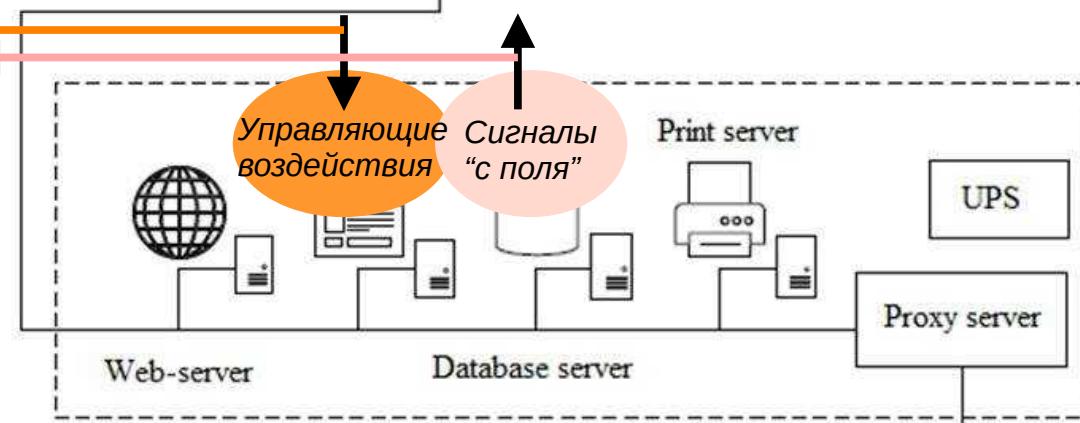
Interpretable AI
("верхний уровень")

Рекомендации и предупреждения

Interpretable AI
("нижний уровень")

HMI

Ethernet



"Суперкомпиляция"

- настройка,
оптимизация
и доработка
программной логики на
основе выученных
(моделей) графов
переходов

Programmable logic

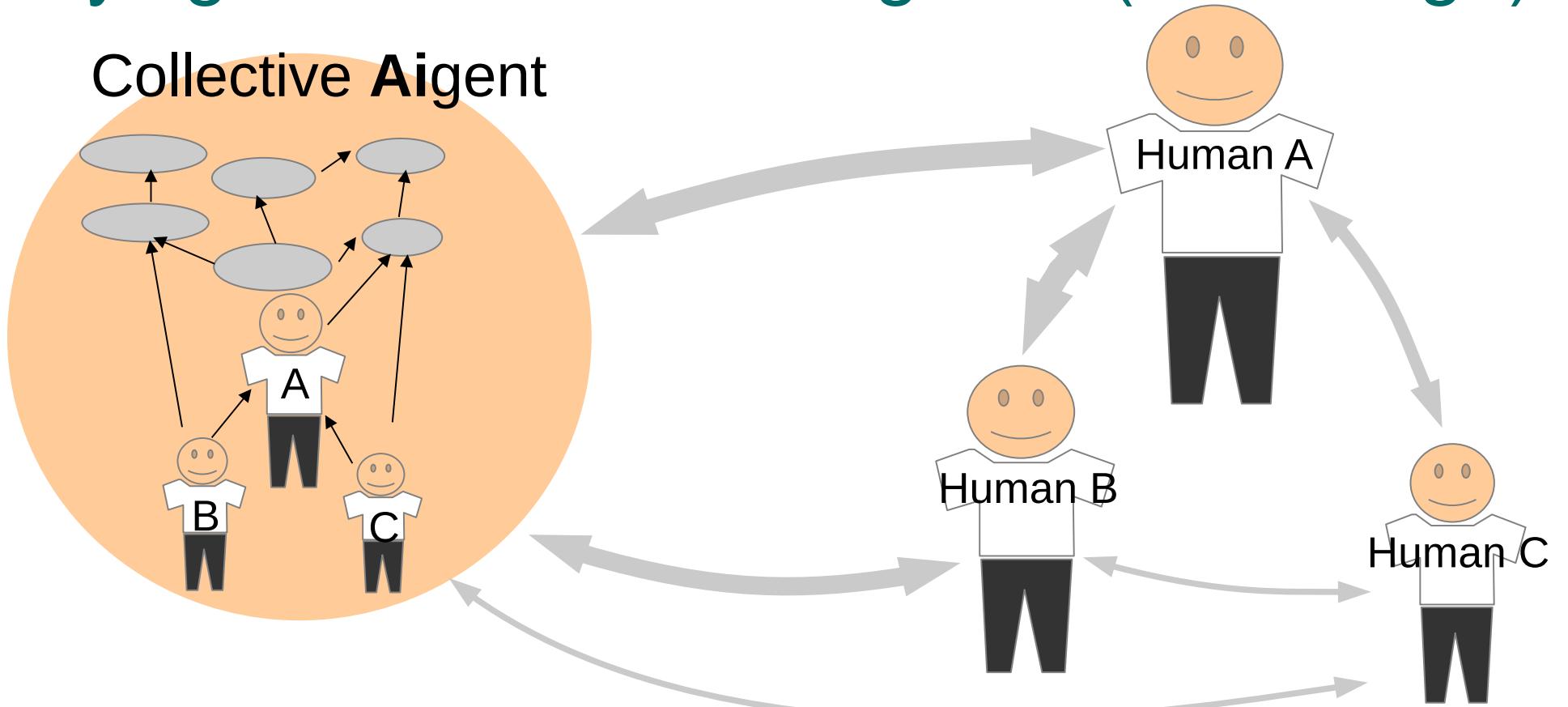
IEC 61131 (synchronous)

IEC 61499 (asynchronous)

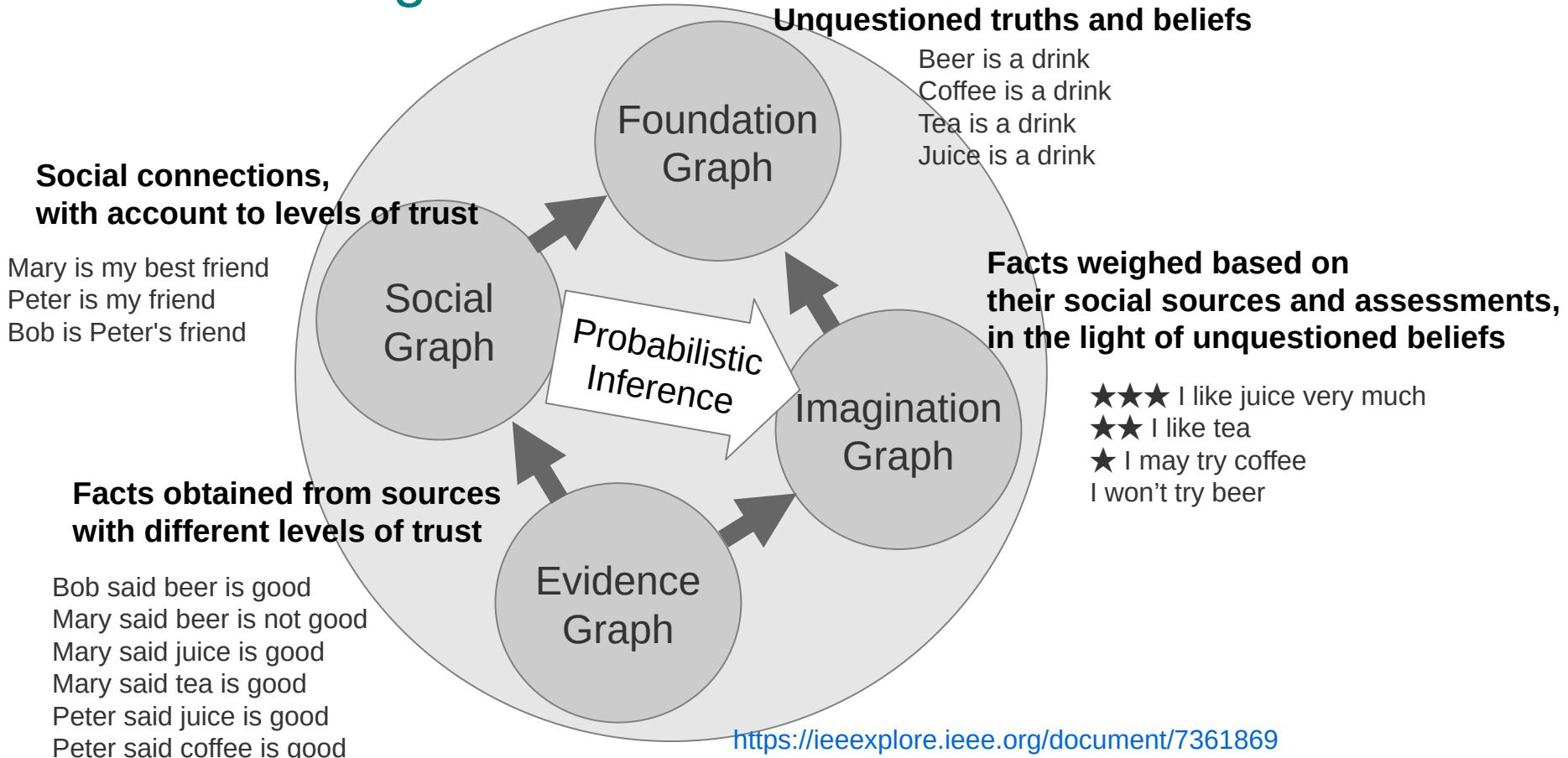
Technology process

Управляющие
воздействия
Сигналы
"с поля"

Implement decision support systems (DSS) relying on collective intelligence (knowledge)



Social evidence-based resource-constrained cognitive-behavioral model



<https://ieeexplore.ieee.org/document/7361869>
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050916317239>
https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-97676-1_10

Perception & Action driven by Believed Social Evidence

i – person of consideration

j – concept (action) of consideration (exposed evidence)

l – person's belief item (of foundation graph of size L - personal preference base)

k – person's correspondent (of social graph of size K - social reference base)

B_{il} – person's i mental attachment to l (personal preference)

S_{ik} – person's i social bind to k (social reference)

recursion

$$P_{ij} = \sum_{l=1,L} (E^B_{ijl} * B_{il}) * \sum_{k=1,K} (E^S_{ijk} * S_{ik}) \quad (\text{what we think})$$

R^B R^S

E^B_{ik} – concept (action) j agreement or compatibility with l in mind of i (believed evidence)

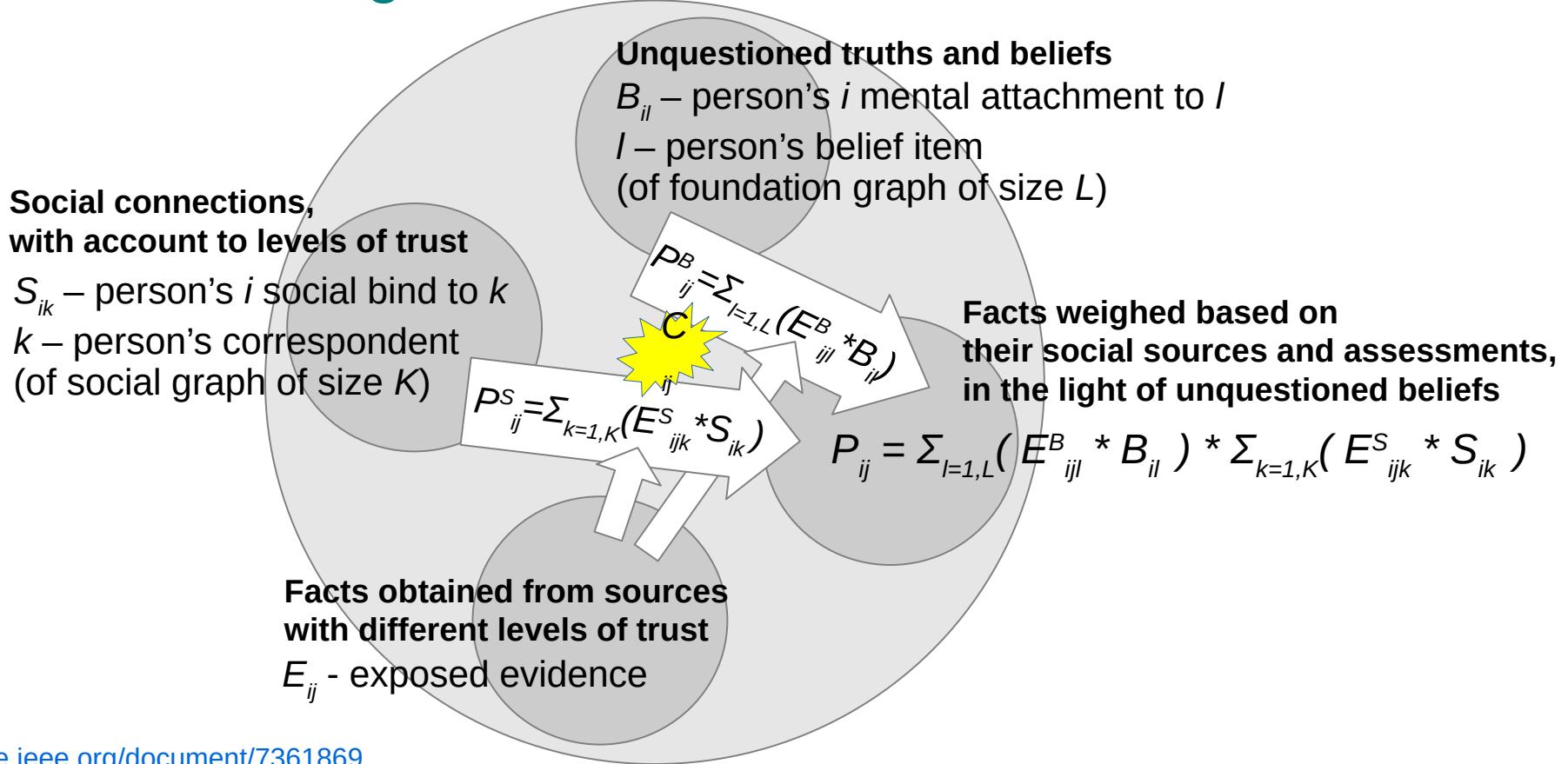
E^S_{ik} – concept (action) j expression or confirmation by k in view of i (social evidence)

P_{ij} – concept (action) j power for i (personal evidence)

$$C_{ij} = L + K + R^B + R^S \quad (\text{why we don't think about that})$$

C_{ij} – concept (action) cost j cost for i (personal cost)

Social evidence-based resource-constrained cognitive-behavioral model



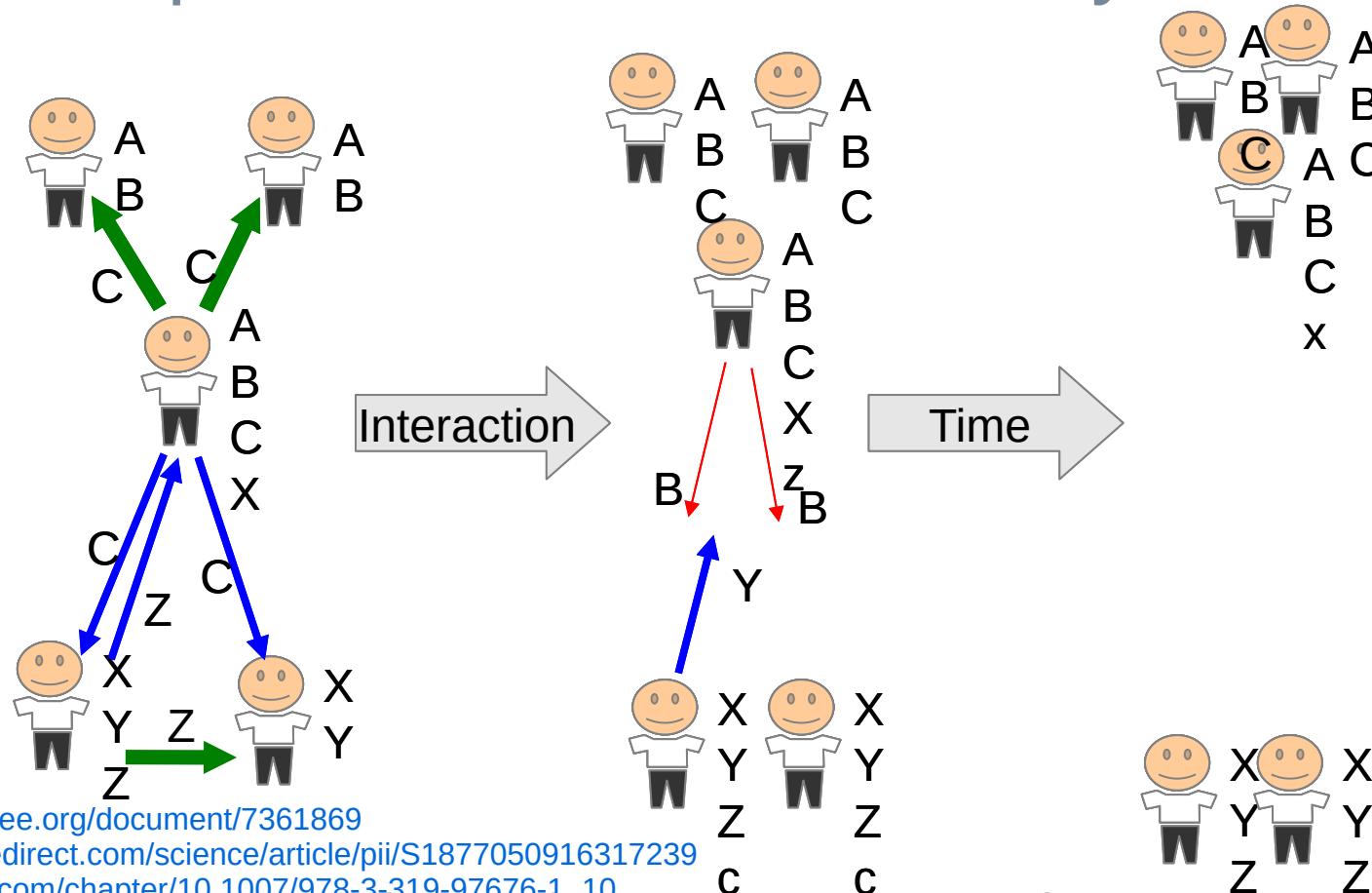
<https://ieeexplore.ieee.org/document/7361869>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050916317239>

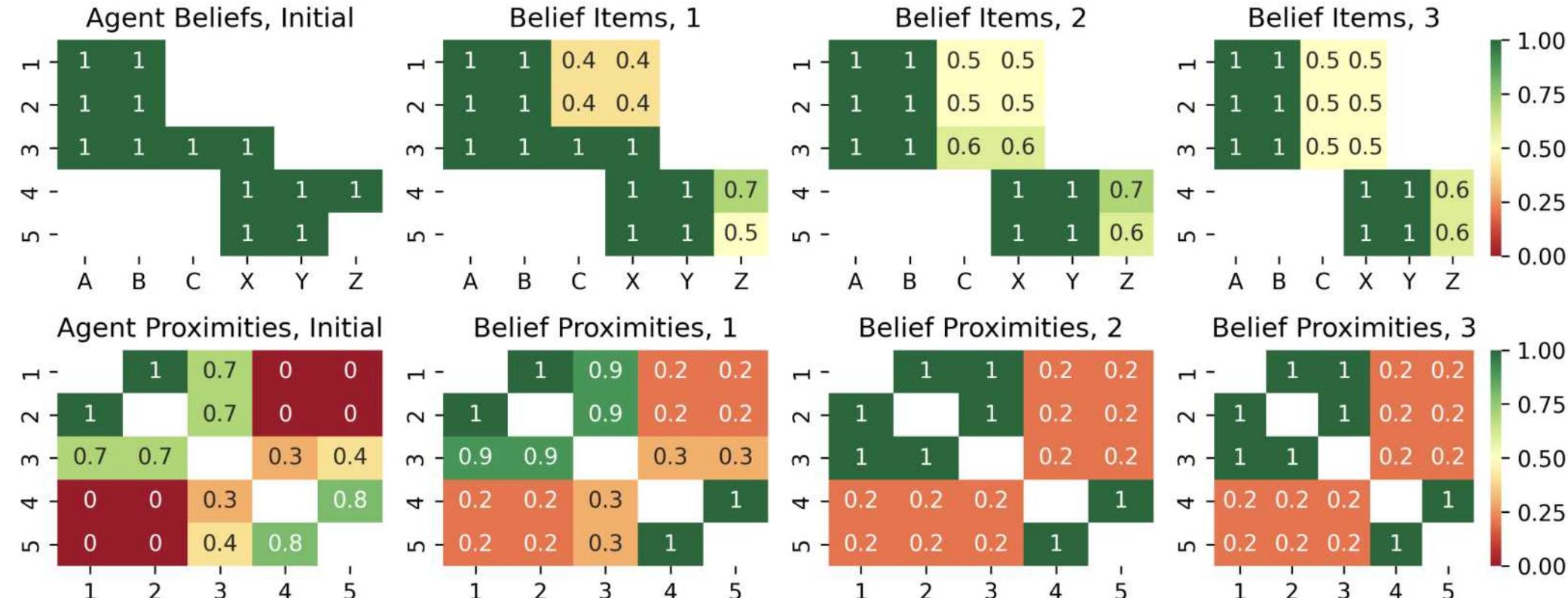
https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-97676-1_10

Social evidence-based cognitive-behavioral model

Helps to understand social dynamics

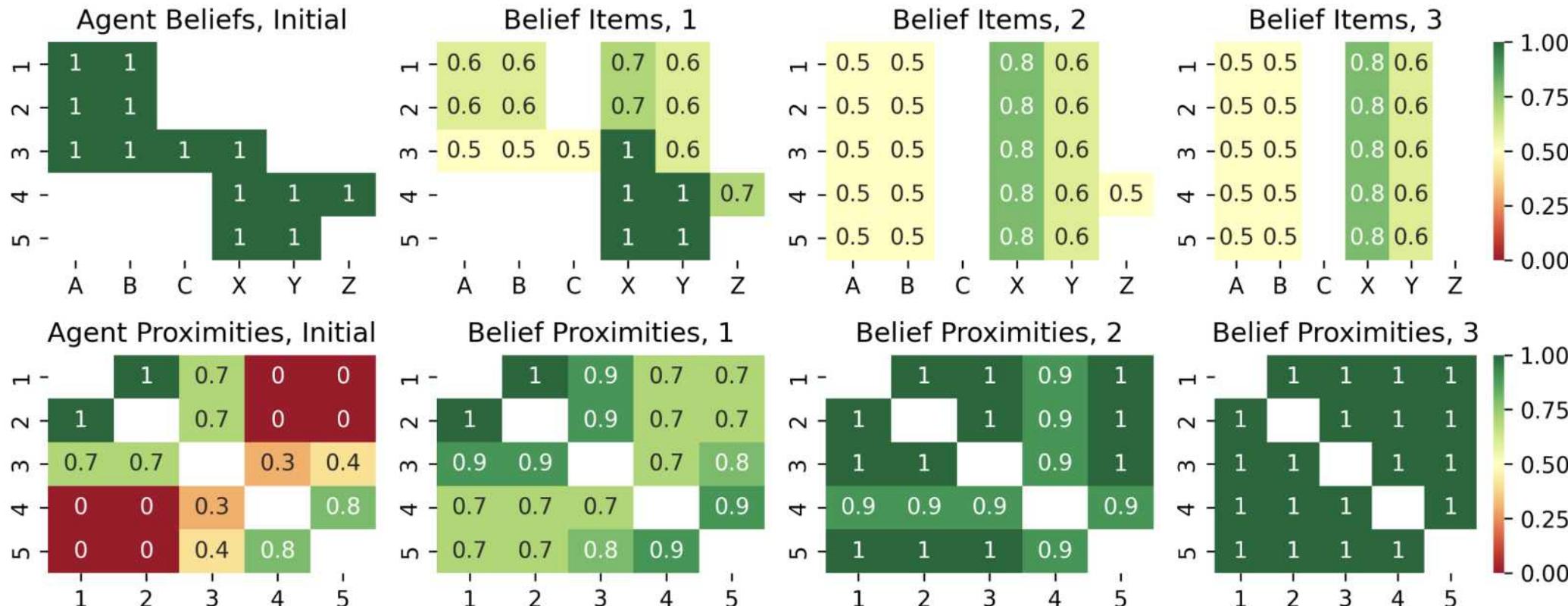


Симуляция: социальная ограниченность, когнитивный ресурс



Results of three rounds of multi-agent simulation with the forgetting threshold peer threshold = 0.5, the social relationship threshold forgetting threshold = 0.0 (limiting social connections K without constraint on belief capacity L). Top row: values of belief items A, B, C, X, Y, Z for five agents 1, 2, 3, 4, 5. Bottom row: social proximity matrices between agents, estimated as the cosine similarity of their beliefs. From left to right: the initial state before the simulation, and then the updated states of beliefs and proximities after three subsequent rounds of multi-agent communication.

Симуляция: социальная открытость, когнитивные ограничения



Results of three rounds of multi-agent simulation with the forgetting threshold forgetting threshold = 0.5, the social relationship threshold peer threshold = 0.0 (limiting belief capacity L without constraint on social connections K). Top row: values of belief items A, B, C, X, Y, Z for five agents 1, 2, 3, 4, 5. Bottom row: social proximity matrices between agents, estimated as the cosine similarity of their beliefs. From left to right: the initial state before the simulation, and then the updated states of beliefs and proximities after three subsequent rounds of multi-agent communication.

Спасибо за внимание! Вопросы?

Антон Колонин

akolonin@aigents.com

Telegram: akolonin

Запись семинара по
теме доклада



Статья по теме доклада,
принятая на конференцию
Нейроинформатика-2025

