

Сделаем экспериментально-опытное обучение интерпретируемым пожизненно!

(Make experiential life-long learning interpretable!)

Антон Колонин
akolonin@aigents.com
Telegram: akolonin

N* Novosibirsk
State
University
*THE REAL SCIENCE
<https://www.nsu.ru>



<https://agirussia.org>

Есть ли у нас проблемы?

Медленно обучаемся?

=> slow learning

Не можем объяснить свои решения?

=> uninterpretable models

Забываем важное?

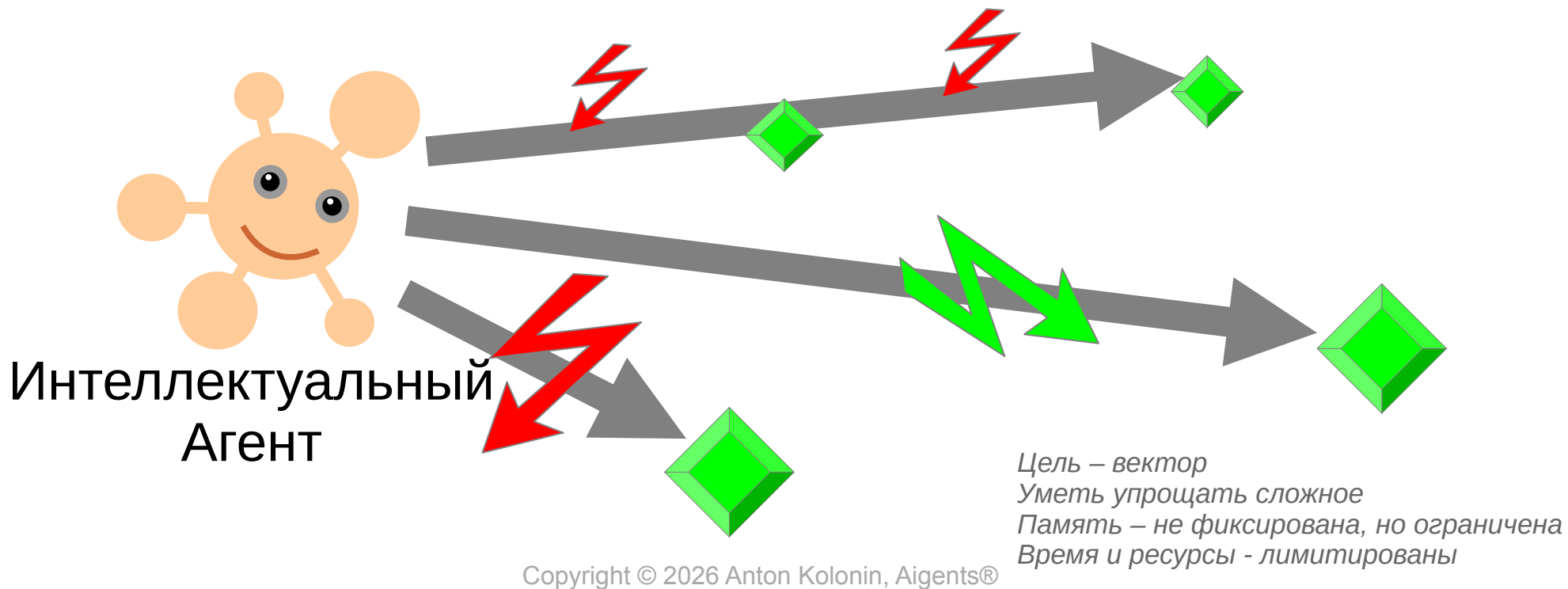
=> catastrophic forgetting

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**)



Система = Интеллектуальный Агент

Психика = Операционная система

Интеллект = Система принятия решений

Подсознание
(Интуиция)
“Система 1”
 (“Быстро”)

Сознание
(Мышление)
“Система 2”
 (“Медленно”)

Эмоции

Мотивация

Ожидания

Пространство состояний

Ощущения

Потребности

Действия

Решения

Восприятия

Сенсоры

Актуаторы

Ощущения

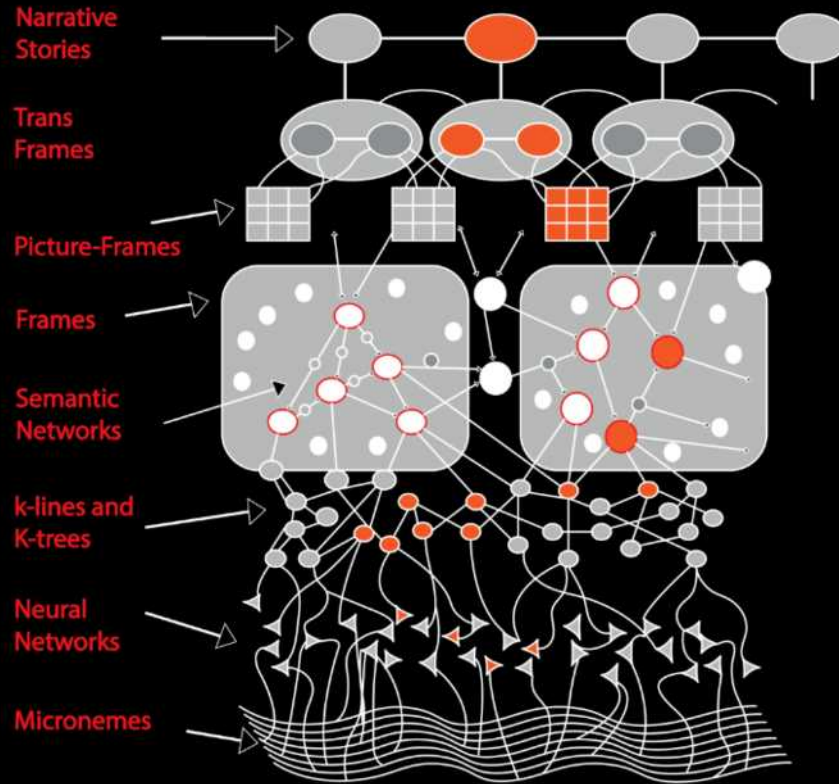
Действия

Внешний мир = Операционная среда

“Быстрое и медленное мышление” – Daniel Kahneman

easy
explanation
learning fast

hard
explanation
learning slow



thinking slow

thinking fast

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

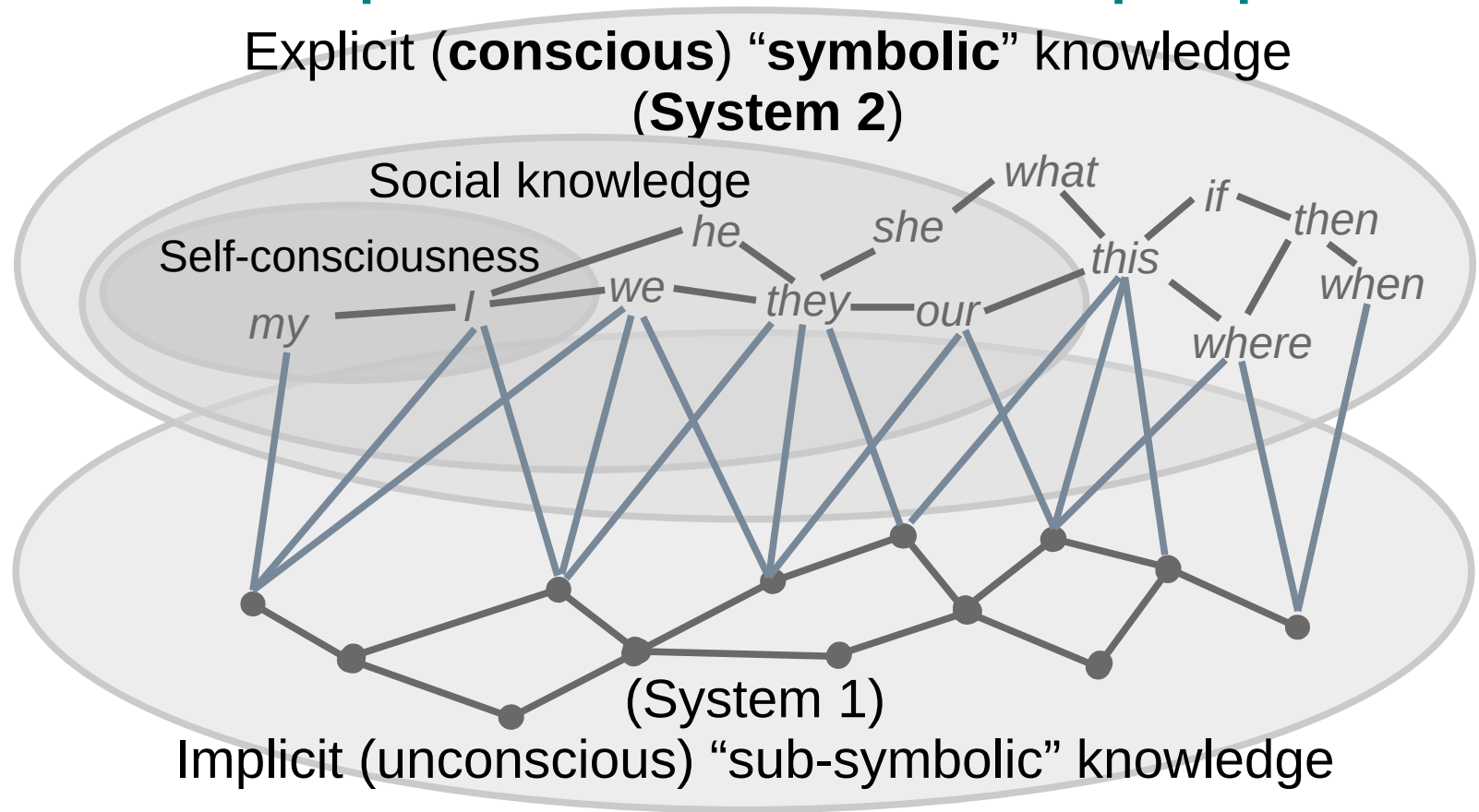
Xing, F., Cambria, E., Welsch, R. (2019). Theoretical Underpinnings on Text Mining. In: Intelligent Asset Management. Socio-Affective Computing, vol 9. Springer, Cham.

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, Aigents®

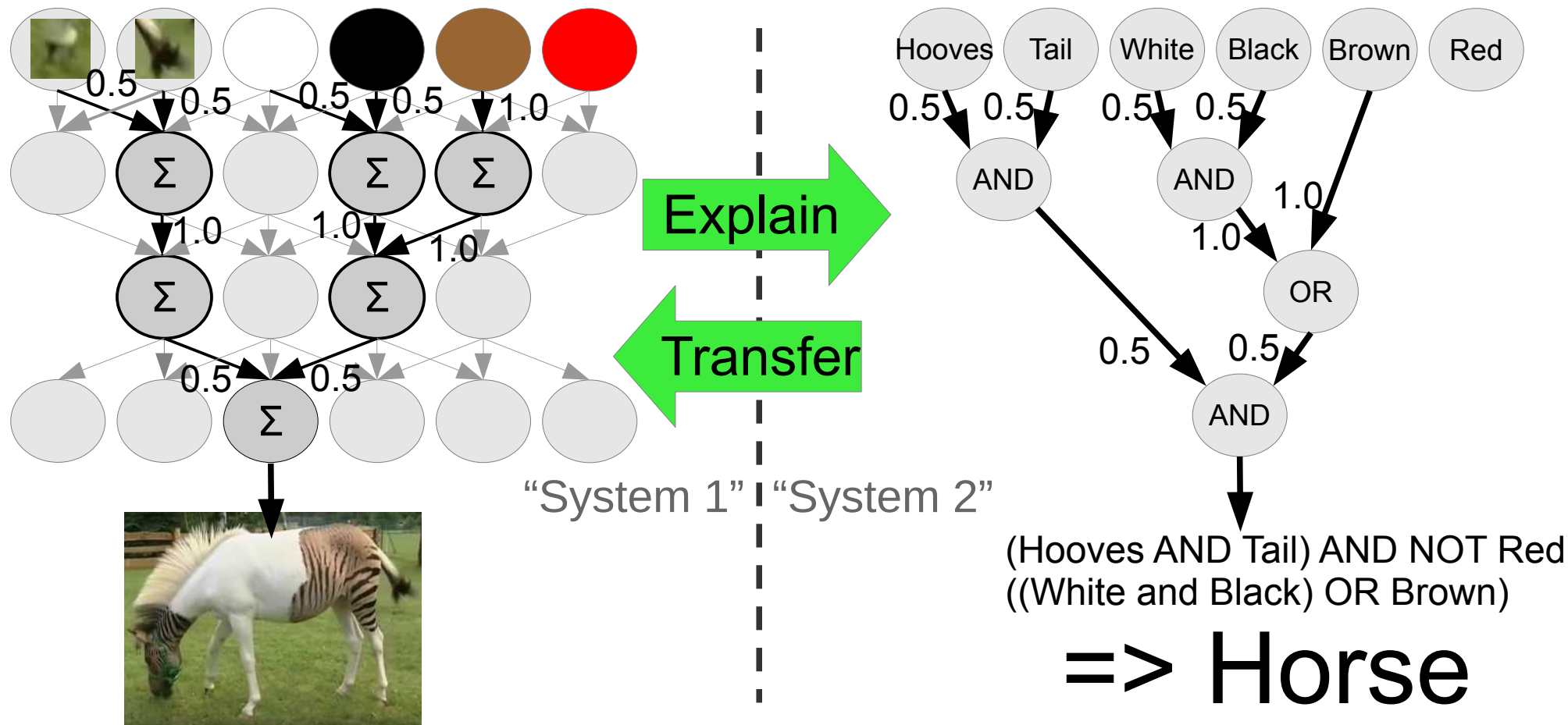
Среда: “нейро-символьный” “граф знаний”



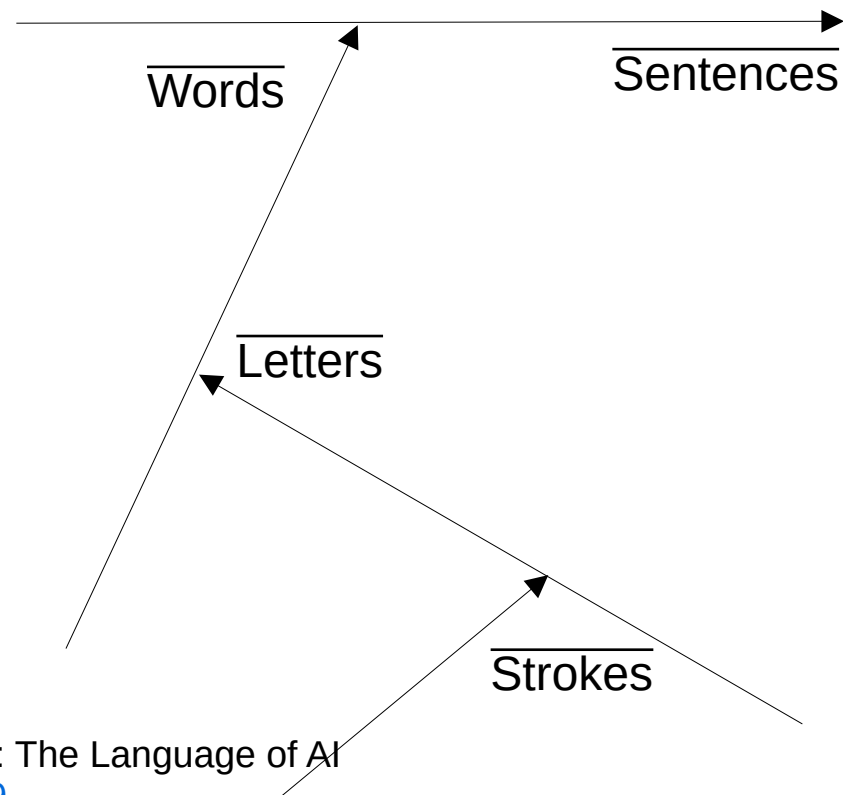
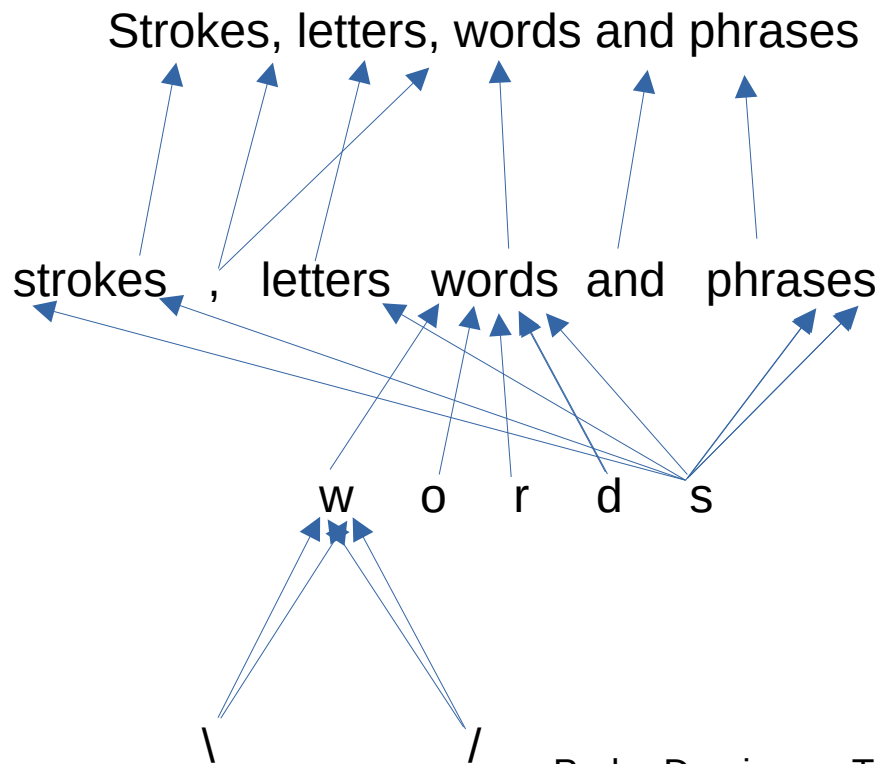
<https://www.amazon.com/Thinking-Fast-Slow-Daniel-Kahneman/dp/0374533555>

<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/...)

Property **0.0123456**
=750/60750

↑
striped



horse

→
Subject



Life-long
learning?

Numerical Tensor
(ANN/Bayesian Logic)

Property **~0.01**

↑
striped



horse

→
Subject

Boolean Tensor
(Boolean Logic)

Property **False**

↑
striped



horse

→
Subject

Психика = Операционная система

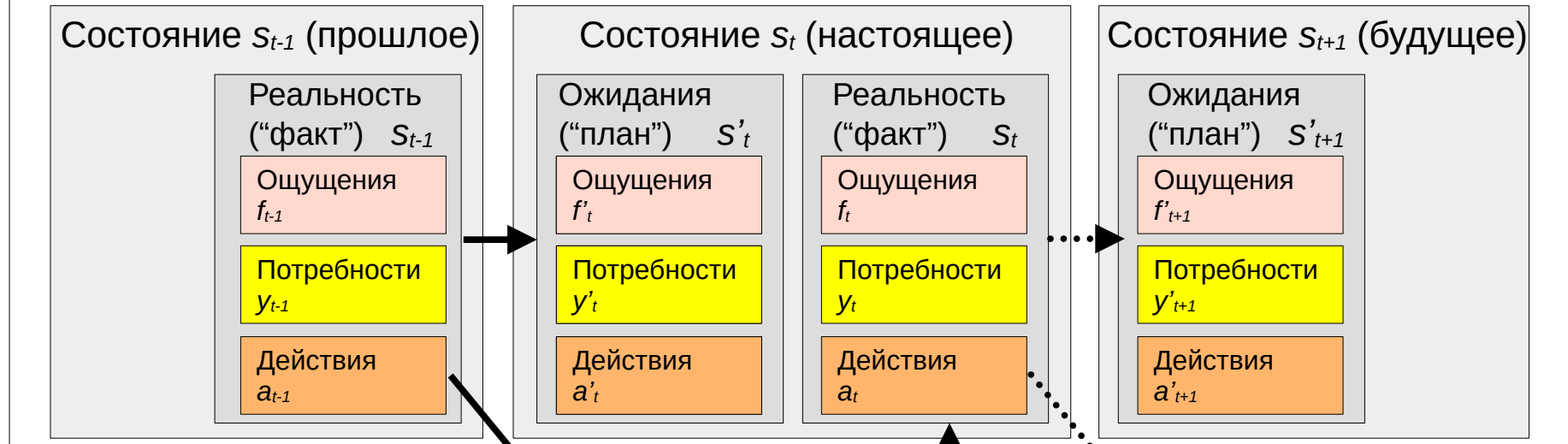
Интеллект = Система принятия решений

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

↑ Обучение на опыте

↓ Принятие решений

Пространство состояний и эпизодическая память (“прецеденты”)



Решения

Ощущения

Актуаторы

Сенсоры

Психика = Операционная система

Интеллект = Система принятия решений

Модели s ("инварианты") состояний, полезности U и вероятности P переходов

$$U(\{s_t\}_{t \in \{-T, -1\}}, s'_0) = L(x \cdot (y_t - y_{t+1}), s'_t - s_t, E(a_t)) \quad s'_t = \operatorname{argmax}_s (U(\{s_t\}_{t \in \{-T, -1\}}, s'_t), P(\{s_t\}_{t \in \{-T, -1\}}, s'_t))$$

↑ Обучение на опыте

↓ Принятие решений

Пространство состояний и эпизодическая память ("прецеденты")

Состояние s_{t-1} (прошое)

Реальность
("факт") s_{t-1}

Ощущения
 f_{t-1}

Потребности
 y_{t-1}

Действия
 a_{t-1}

Состояние s_t (настоящее)

Ожидания
("план") s'_t

Ощущения
 f'_t

Потребности
 y'_t

Действия
 a'_t

Реальность
("факт") s_t

Ощущения
 f_t

Потребности
 y_t

Действия
 a_t

Состояние s_{t+1} (будущее)

Ожидания
("план") s'_{t+1}

Ощущения
 f'_{t+1}

Потребности
 y'_{t+1}

Действия
 a'_{t+1}

Решения

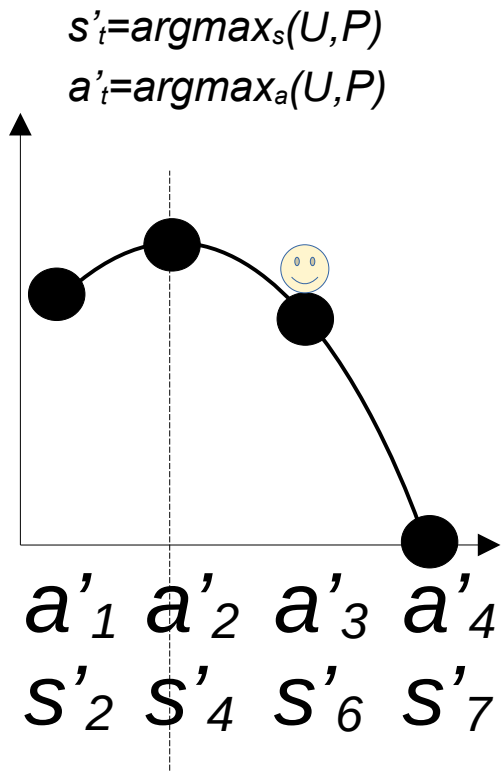
Ощущения

Актуаторы

Сенсоры

Принятие решений как управление операционными рисками

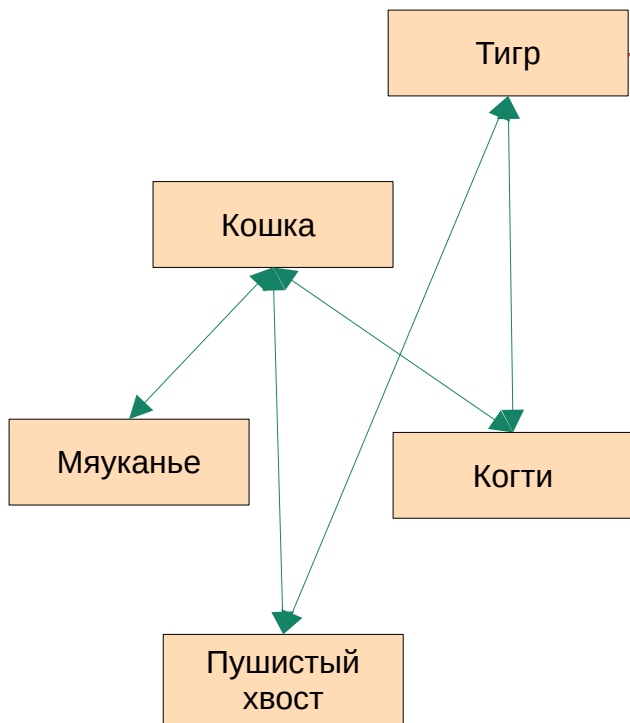
S_t	S'_{t+1}	S'_{t+1}			U	P	$\Sigma U*P$
		a'	y'	f'			
S_1	S'_2	a'_1	y'_1	...	1.0	0.5	<u>0.7</u>
S_1	S'_3	a'_1	y'_2	...	0.4	0.5	
S_1	S'_4	a'_2	y'_3	...	1.0	0.8	<u>0.8</u>
S_1	S'_5	a'_2	y'_4	...	0.0	0.2	
S_1	S'_6	a'_3	y'_5	...	0.6	1.0	<u>0.6</u>
S_1	S'_7	a'_4	y'_6	...	0.0	1.0	<u>0.0</u>



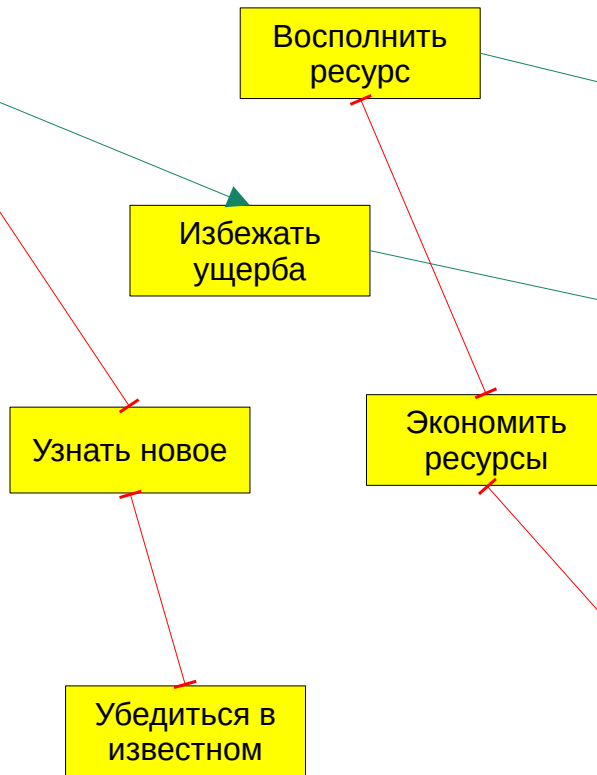
😊 По Тверски и Канеману, большинство людей выбирает a'_3 и s'_6 (“синицу в руке”)

Взаимосвязность переменных состояния

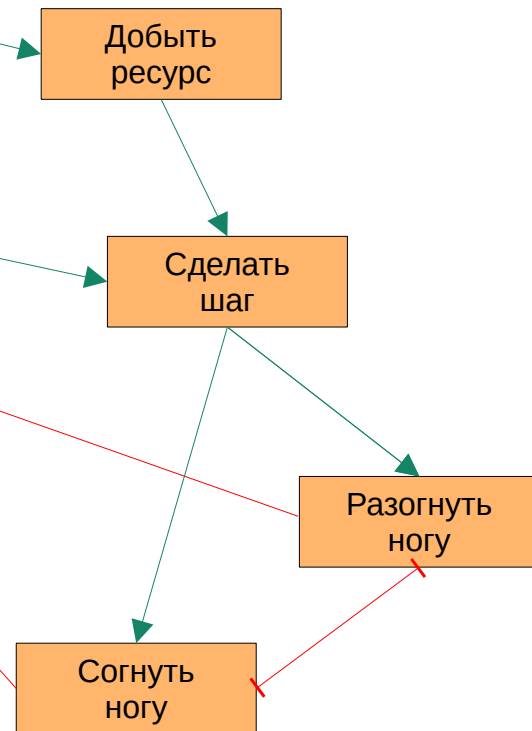
Переживаемые ощущения



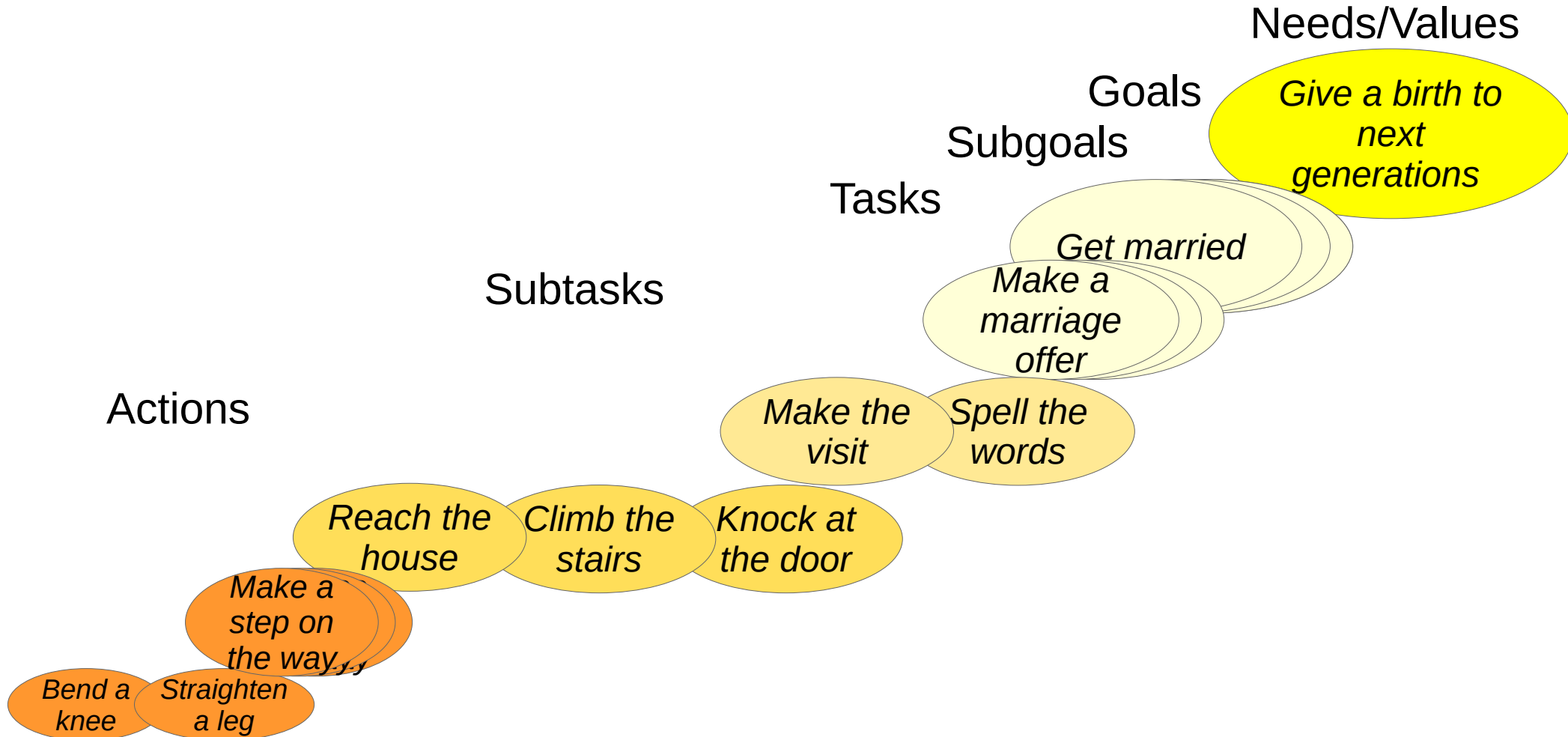
Удовлетворяемые потребности



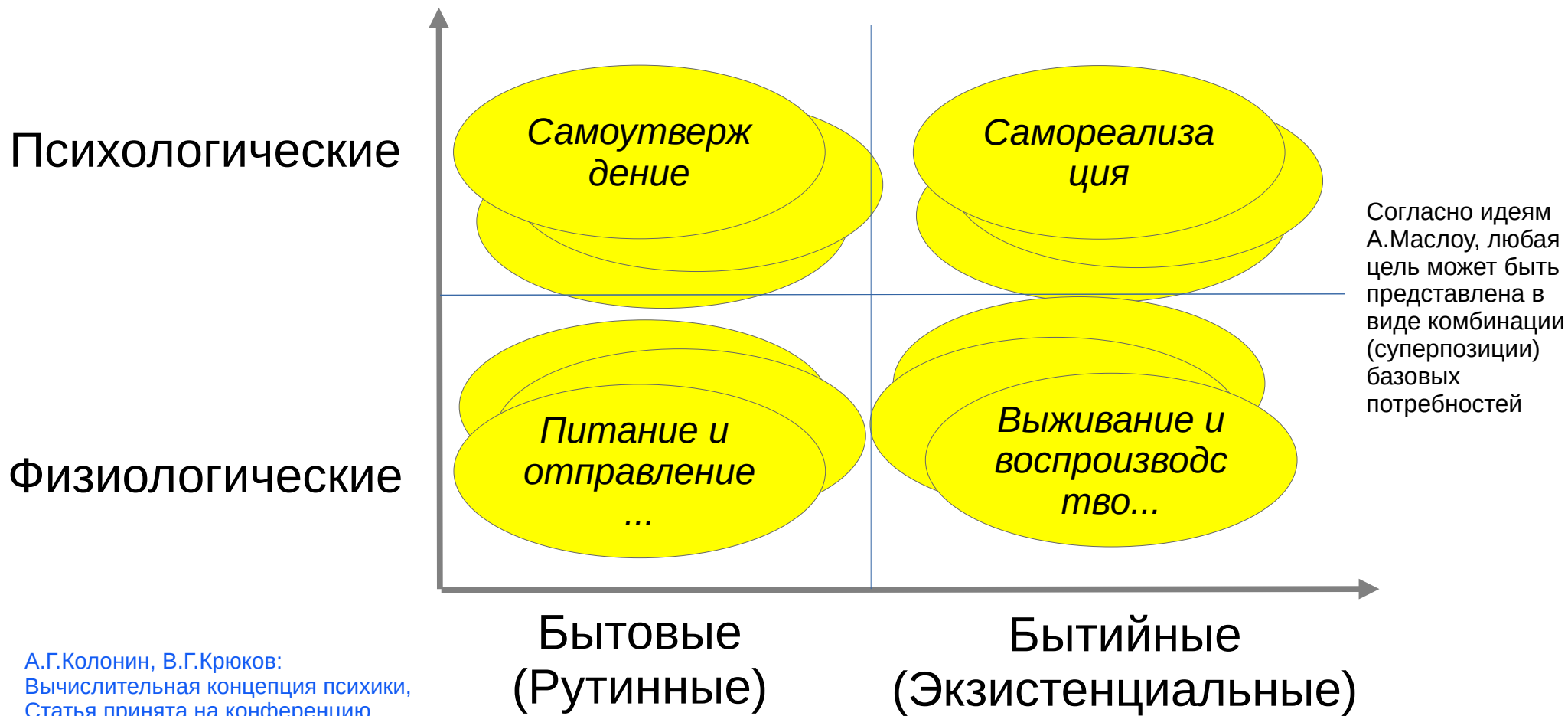
Совершаемые действия



Hierarchy of values/goals/subgoals/tasks/subtasks

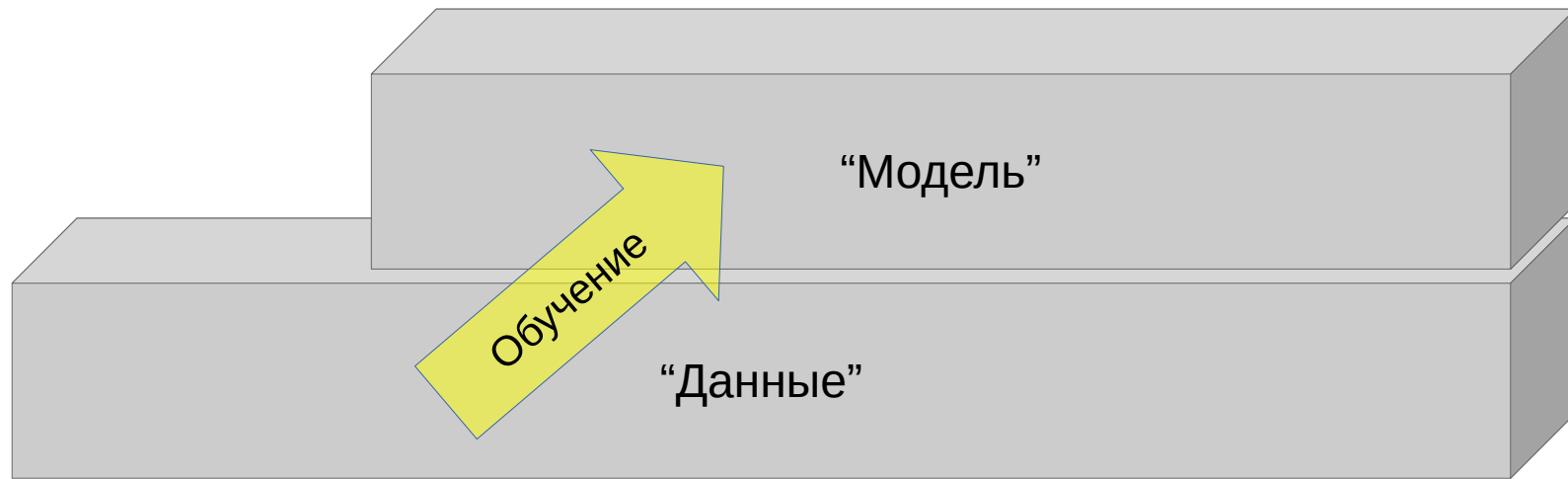


Пространство потребностей/целей/ценностей



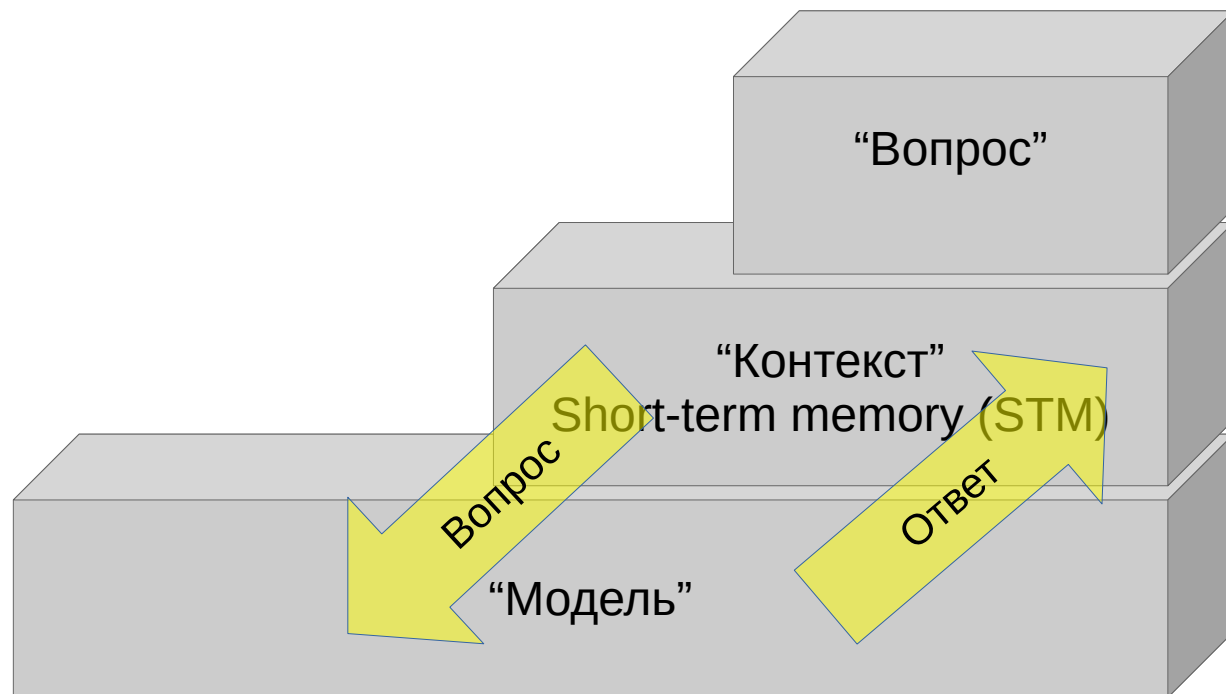
А.Г.Колонин, В.Г.Крюков:
Вычислительная концепция психики,
Статья принята на конференцию
Нейроинформатика-25

Обучение модели (БЯМ) - Training/Learning



Модель замораживается после обучения

Использование модели (БЯМ) - Inference

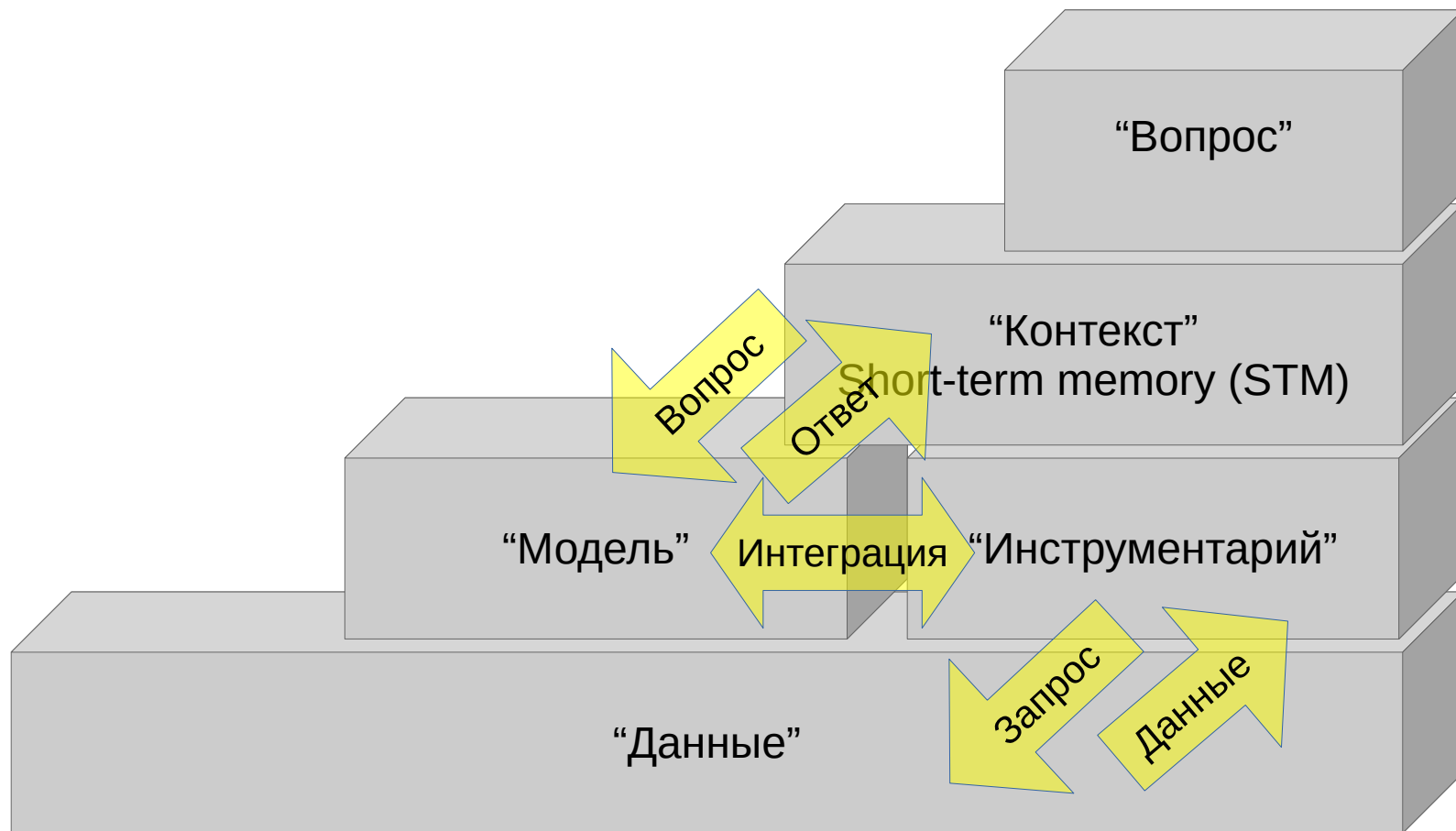


Данные не участвуют в выводе

Новые данные и контексты требуют переобучения на старых и новых

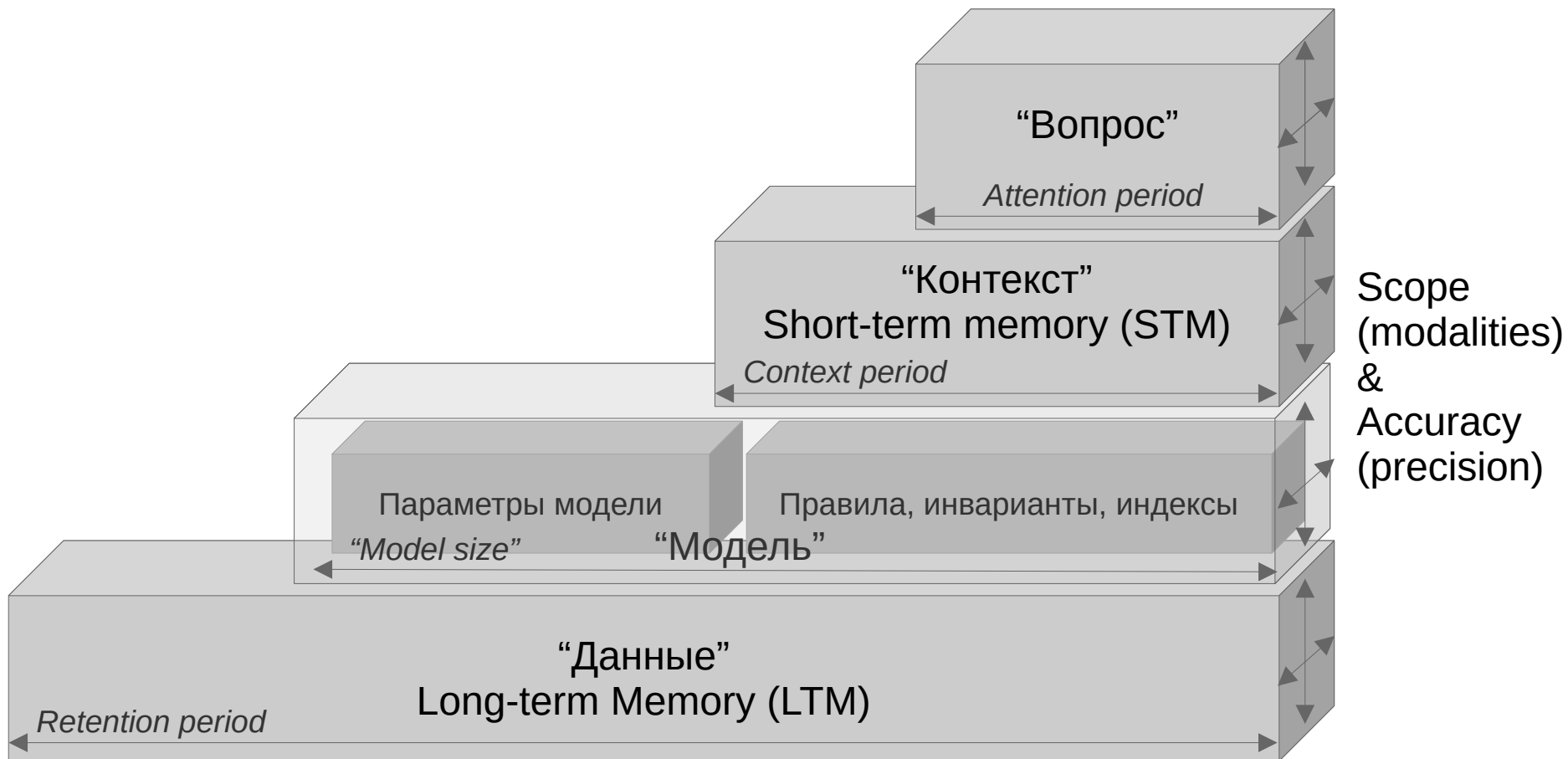
На это все может не хватить параметров конкретной модели

Много-агентные модели (БЯМ+RAG/GraphRAG)



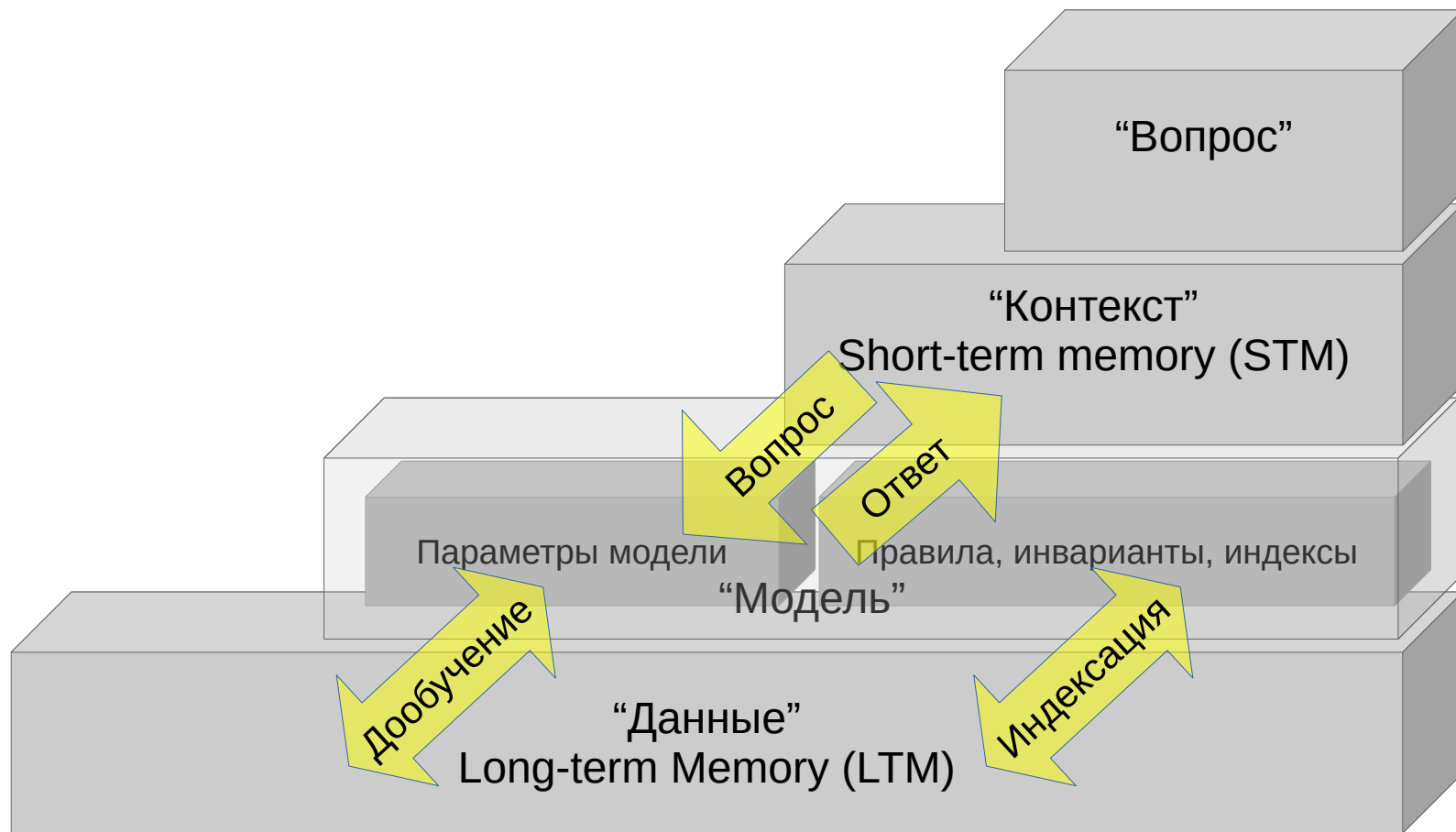
*Данные могут подкачиваться в контекст и обновляться с его учетом
Модель все равно требует переобучения с учетом новых данных*

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"

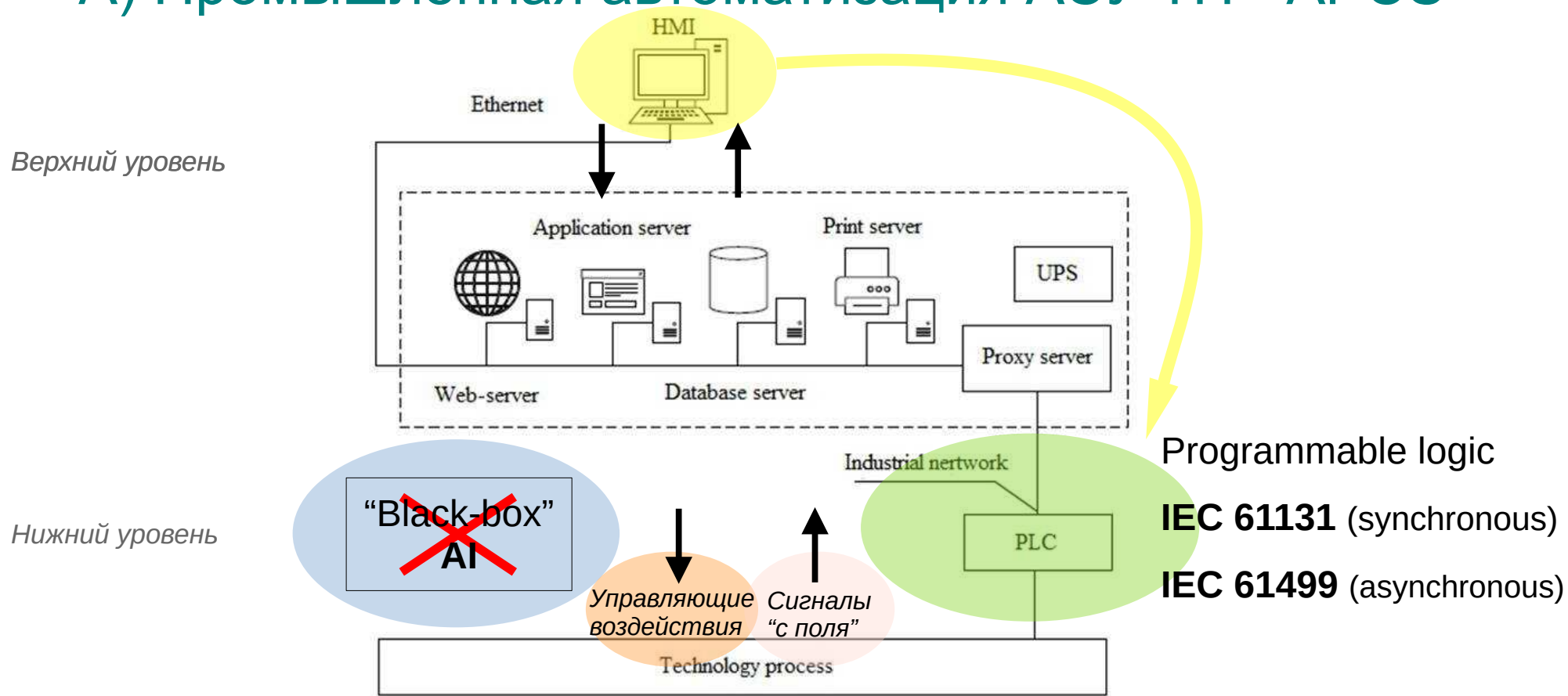
Гибридная архитектура с долгосрочной памятью



*Возможно инкрементальное "дообучение" на динамически пополняющихся данных
Динамически обновляющиеся данные могут инкрементально обновлять соответствующие "инварианты"*

Применение – Use case:

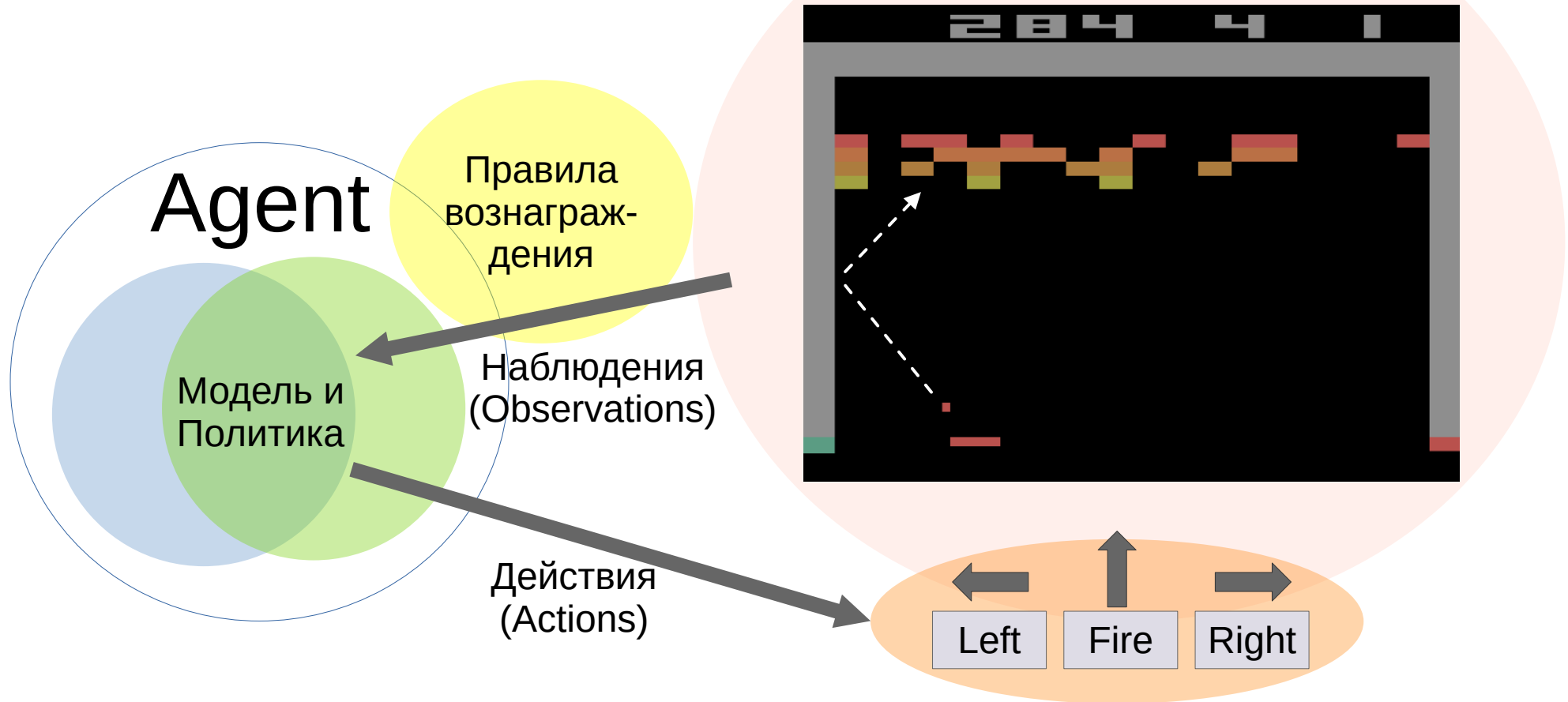
А) Промышленная автоматизация АСУ ТП - APCS



https://www.researchgate.net/publication/311662442_Adaptive_Intelligent_Manufacturing_Control_Systems

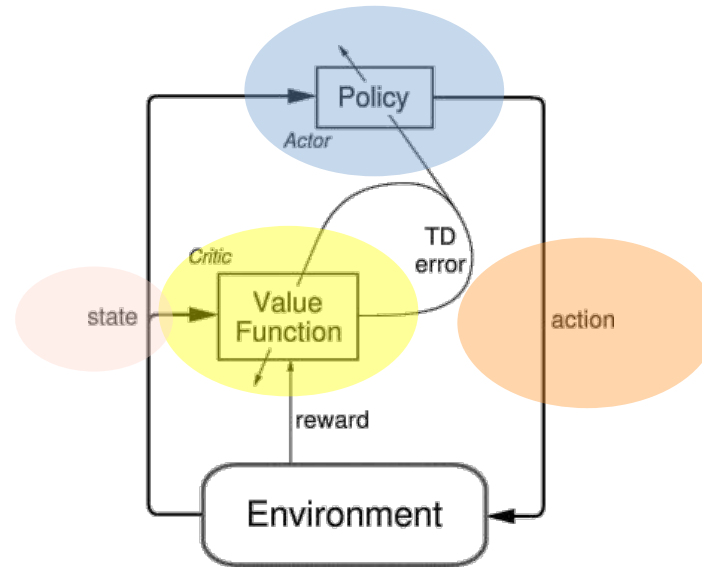
Применение – Use case:

В) Виртуальная игровая среда OpenAI Gym (Atari Breakout)



Вариант реализации:

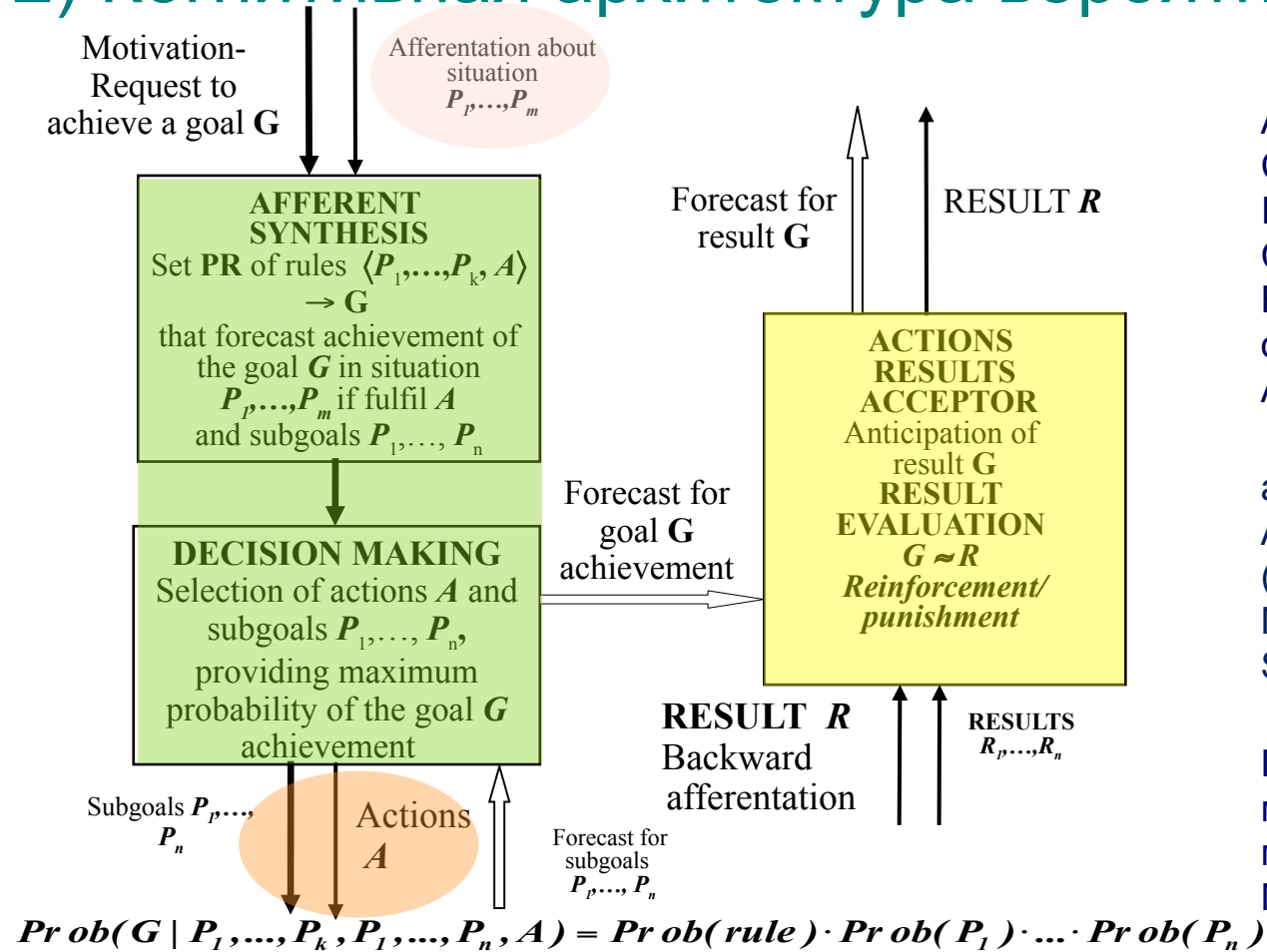
1) Обучение с подкреплением (RL) “актор-критик”



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

Вариант реализации:

2) Когнитивная архитектура вероятностной логики



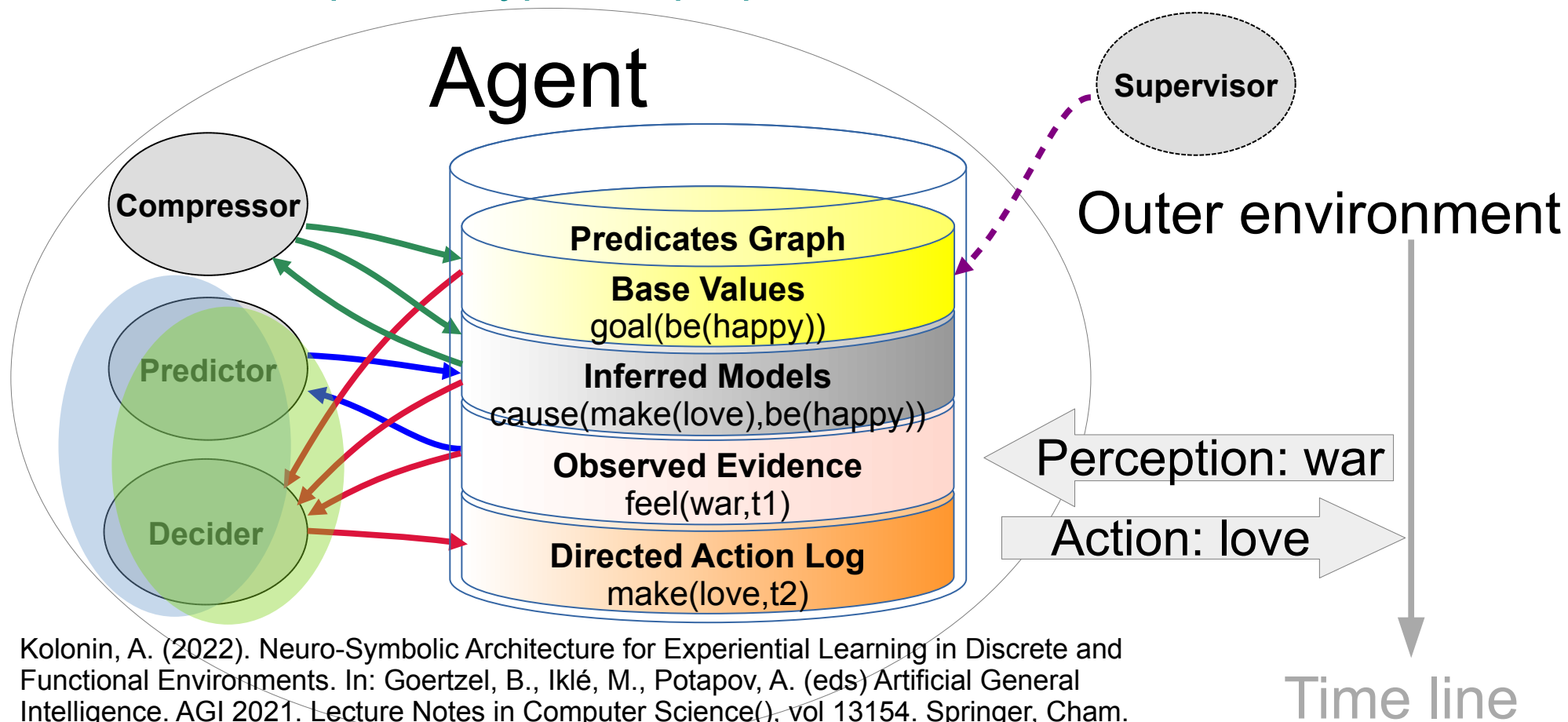
Evgenii Vityaev, Alexander Demin:
Adaptive Control of Modular Robots //
Conference Paper in Advances in
Intelligent Systems and Computing,
Conference: First International Early
Research Career Enhancement School
on Biologically Inspired Cognitive
Architectures, Springer, August 2018

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:

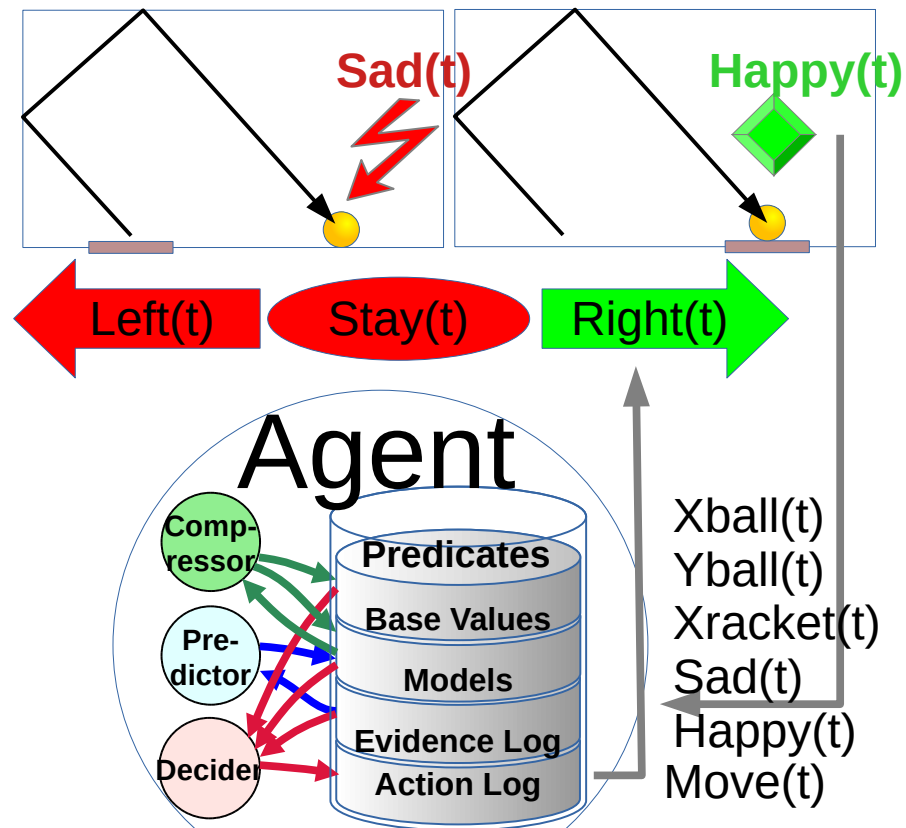
3) Когнитивная архитектура на графах последовательностей состояний



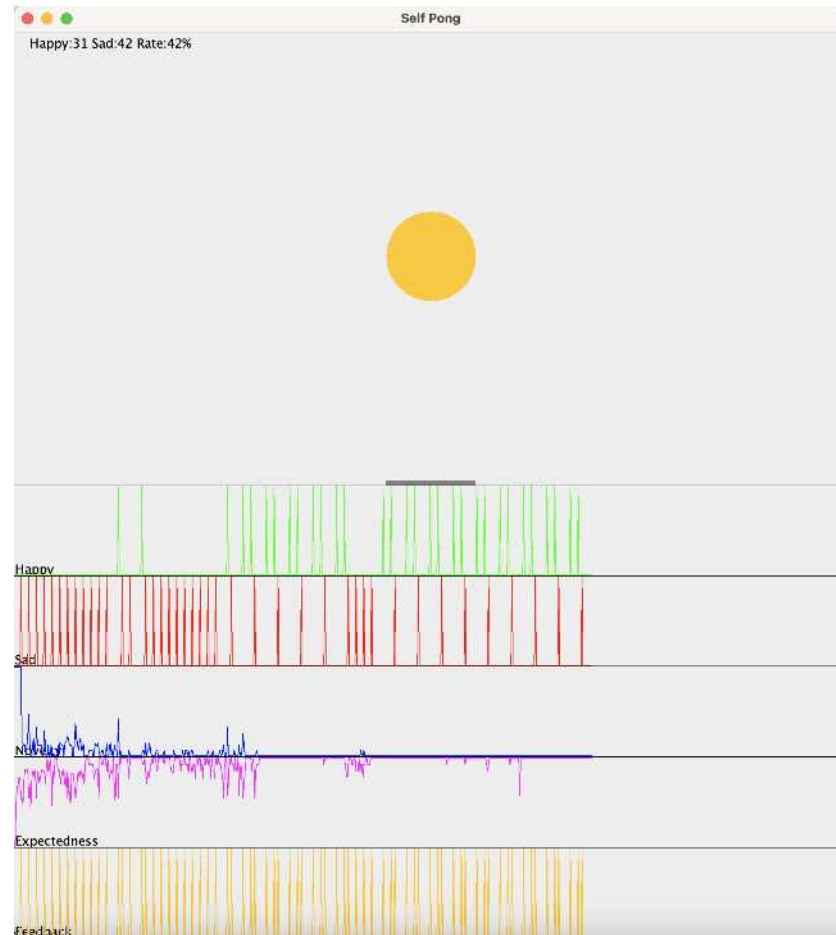
Kolonin, A. (2022). Neuro-Symbolic Architecture for Experiential Learning in Discrete and Functional Environments. In: Goertzel, B., Iklé, M., Potapov, A. (eds) Artificial General Intelligence. AGI 2021. Lecture Notes in Computer Science(), vol 13154. Springer, Cham.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-93758-4_12

Когнитивная архитектура на графах последовательных состояний

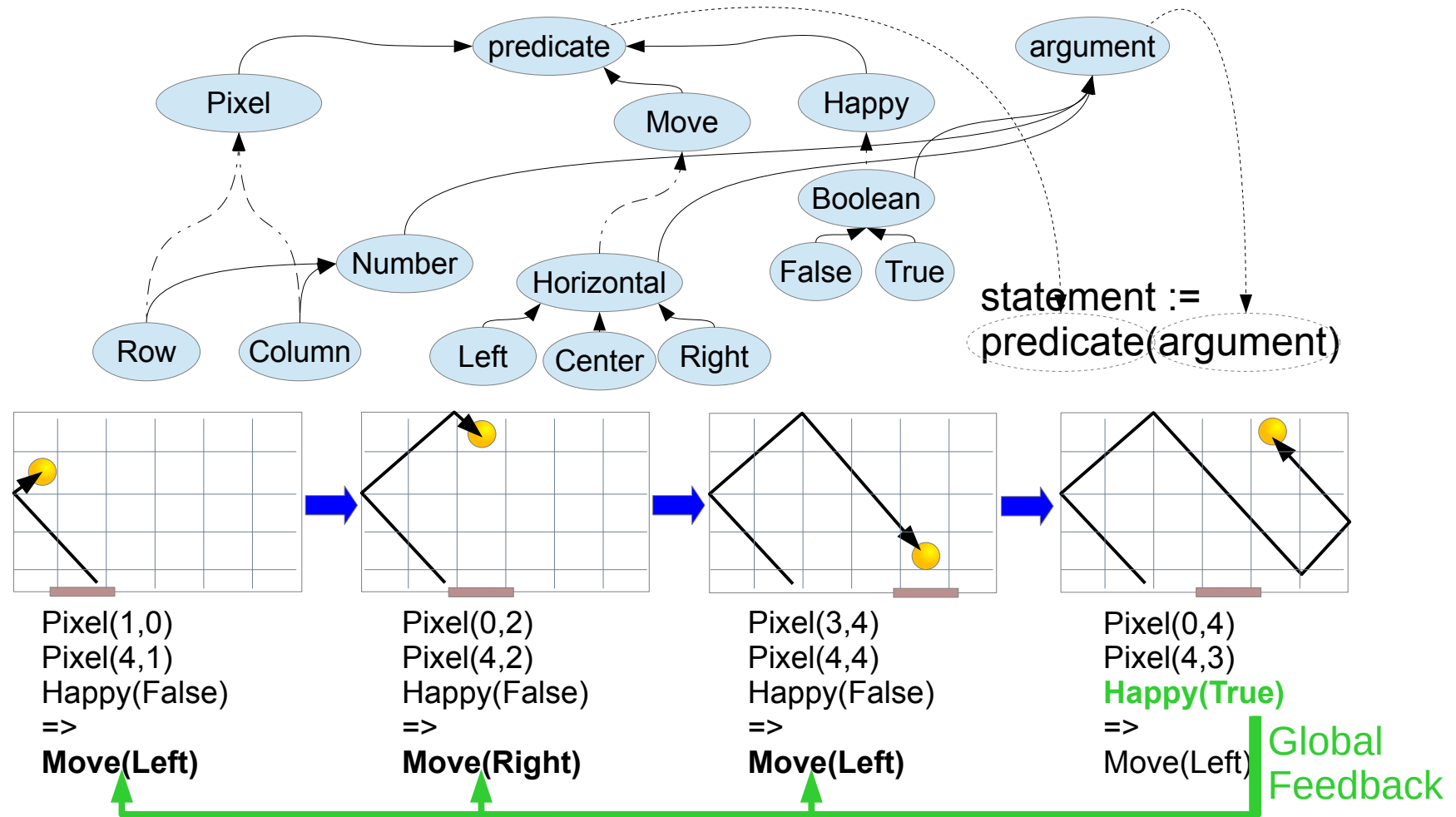
State-based History-aware Artificial Reinforcement Intelligence Kernel (**Sharik**)



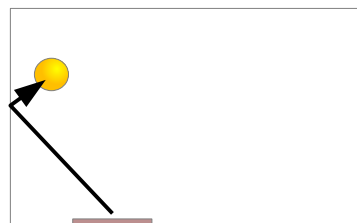
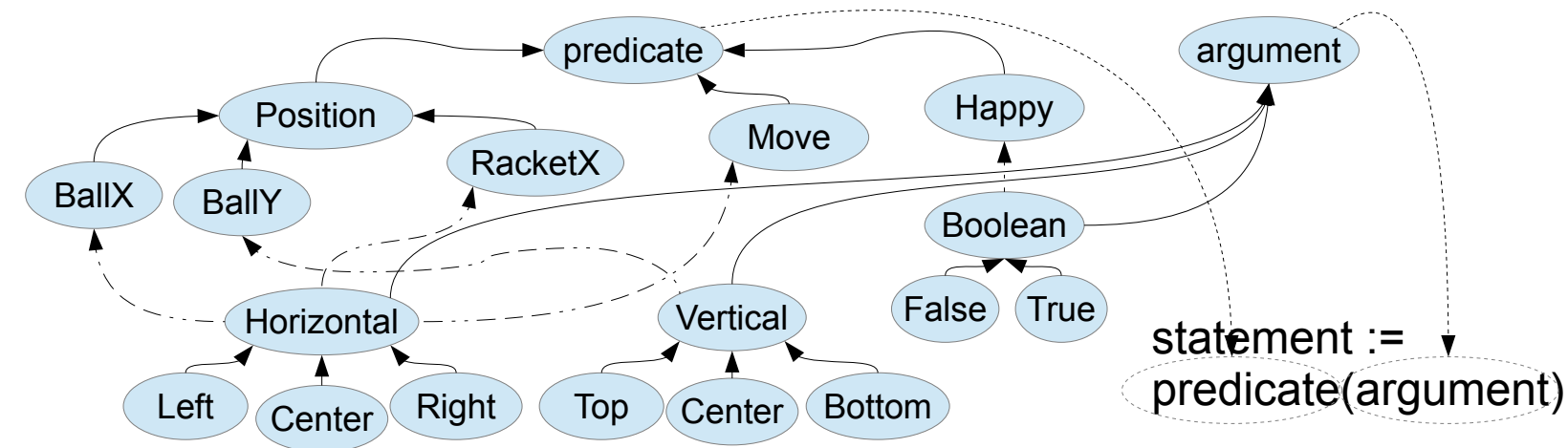
А.Г.Колонин, В.Г.Крюков:
Вычислительная концепция психики,
Статья подана на конференцию
Нейроинформатика-25



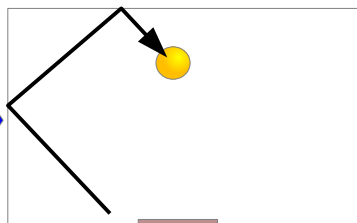
Learning Play “Pong” at Pixel Level



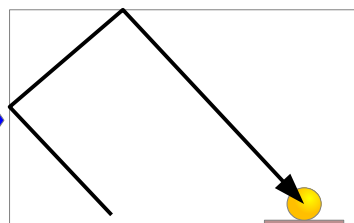
Learning Play “Pong” at Object Level



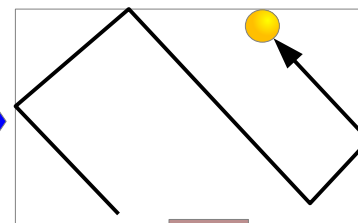
BallY(Top)
BallX(Left)
RacketX(Left)
Happy(False)
=> Move(Left)



BallY(Top)
BallX(Center)
RacketX(Center)
Happy(False)
=> Move(Right)



BallY(Bottom)
BallX(Right)
RacketX(Right)
Happy(False)
=> Move(Right)



BallY(Bottom)
BallX(Right)
RacketX(Right)
Happy(True)
=> Move(Left)

Global
Feedback

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

Environment	Player Algorithm	Immediate feedback					Avg	Delayed feedback					Avg
		2X4	4X6	6X8	8X10			2X4	4X6	6X8	8X10		
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	<u>93</u>	<u>93</u>	<u>93</u>	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
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>

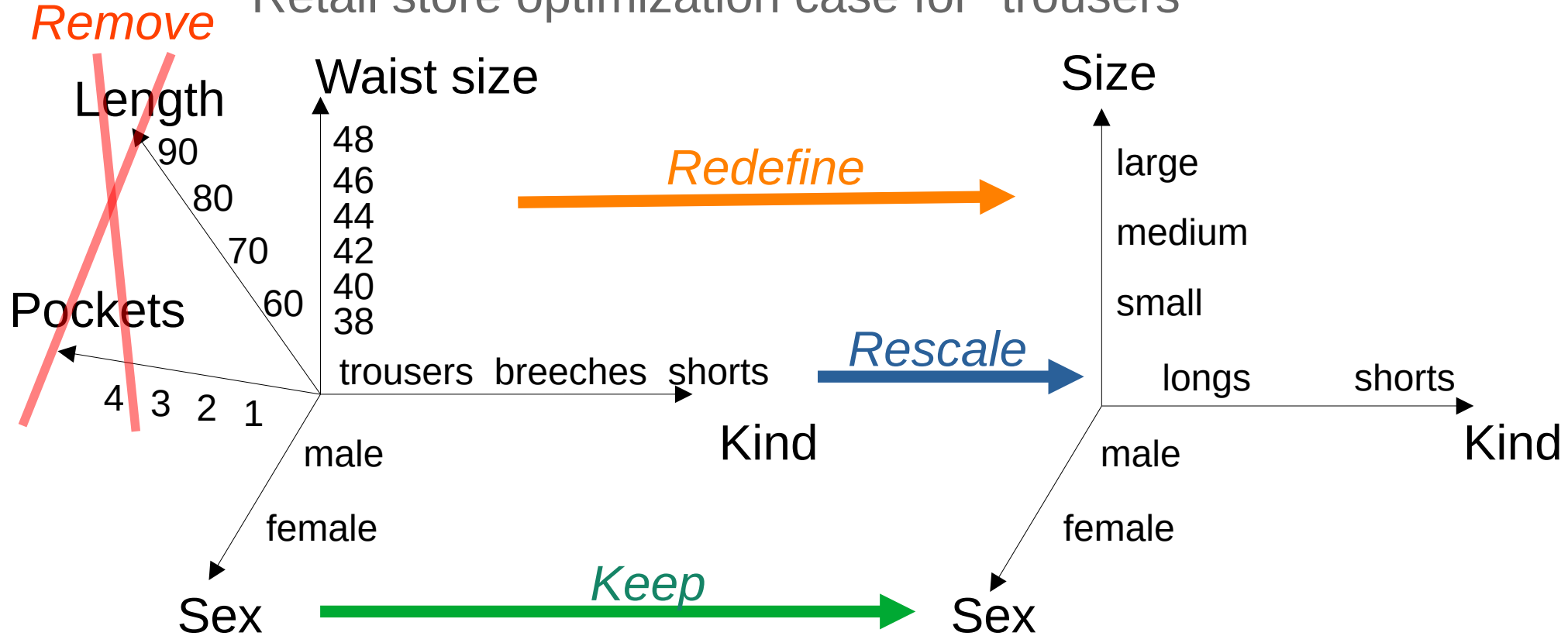
<https://github.com/aigents/aigents-java/tree/master/src/main/java/net/webstructor/agi>

AGI-2021

Copyright © 2026 Anton Kolonin, Aigents®

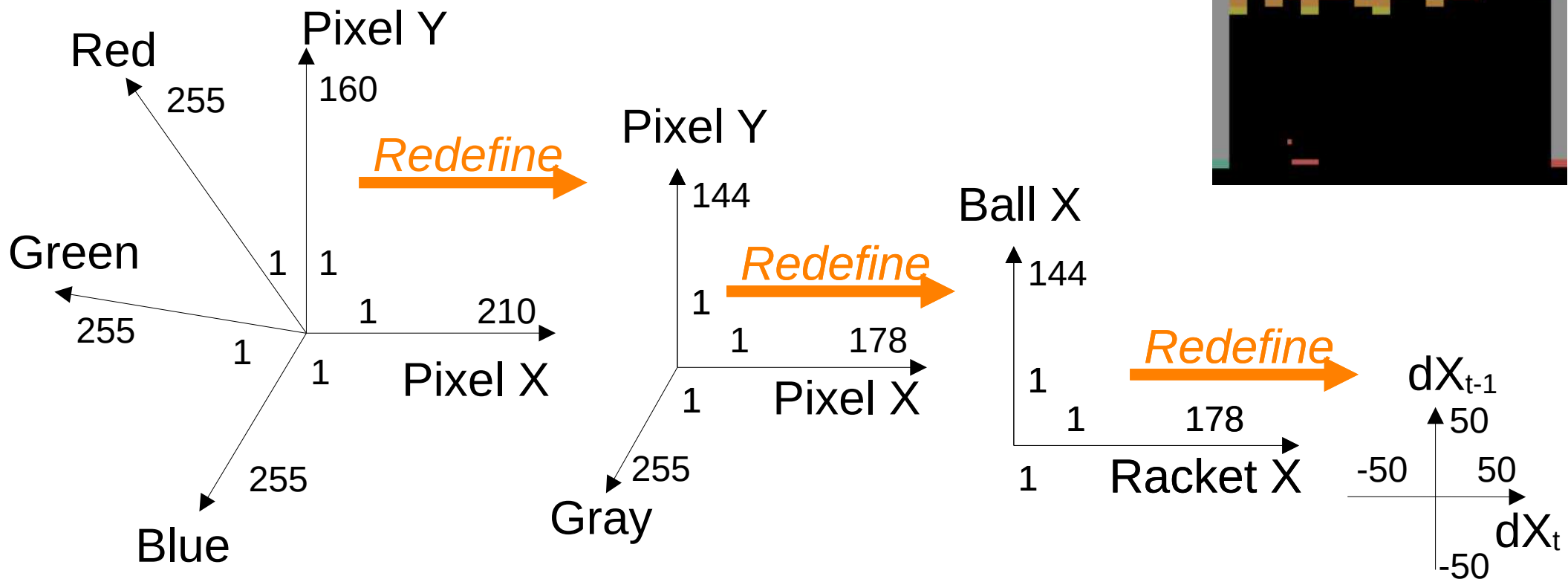
Problem of dimensionality (reduction) and discreteness (increase)

Retail store optimization case for “trousers”



Problem of dimensionality (reduction) and discreteness (increase)

Re-defining environment in Atari Breakout



Interpretable representation learning for 3D multi-piece intracellular structures using point clouds

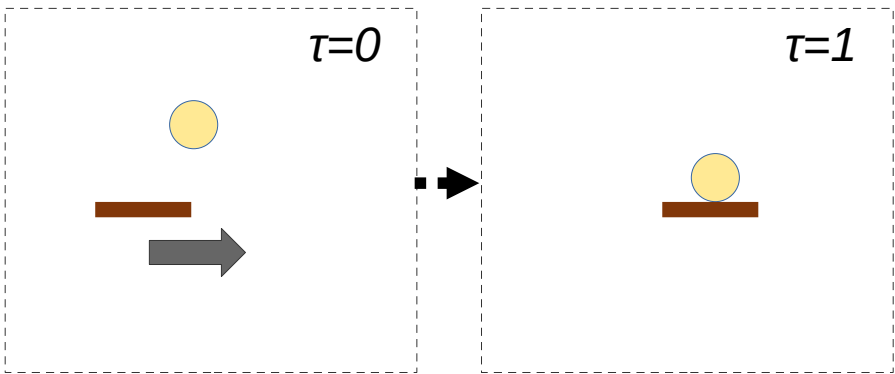
<https://www.nature.com/articles/s41592-025-02729-9>

Copyright © 2026 Anton Kolonin, Aigents®

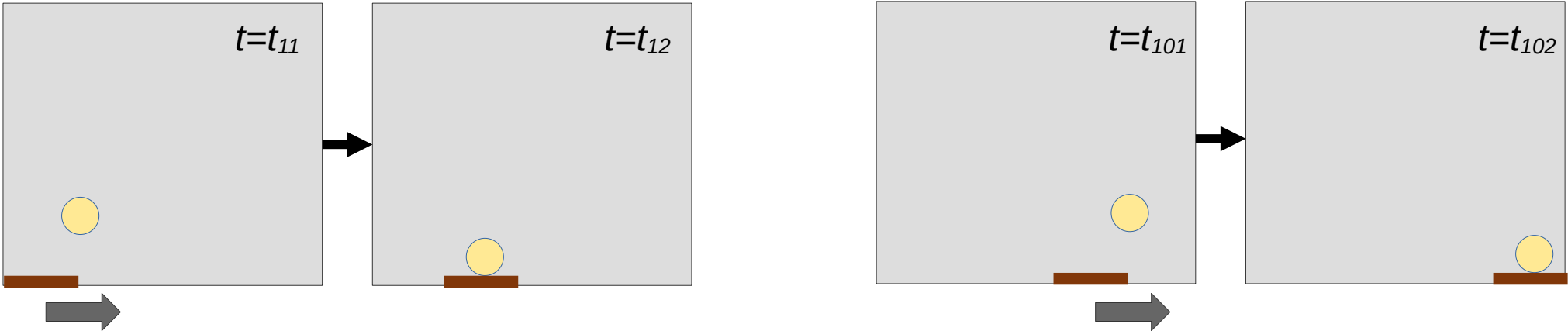
Когнитивная архитектура на графах последовательностей состояний

State-based History-aware Artificial Reinforcement Intelligence Kernel (**Sharik**)

Инварианты

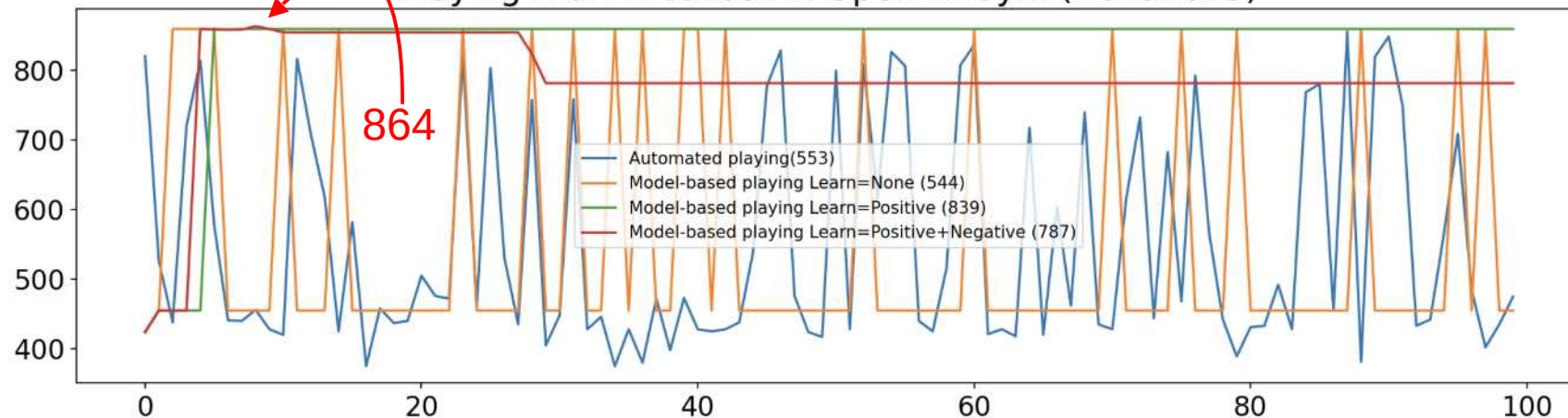


Прецеденты

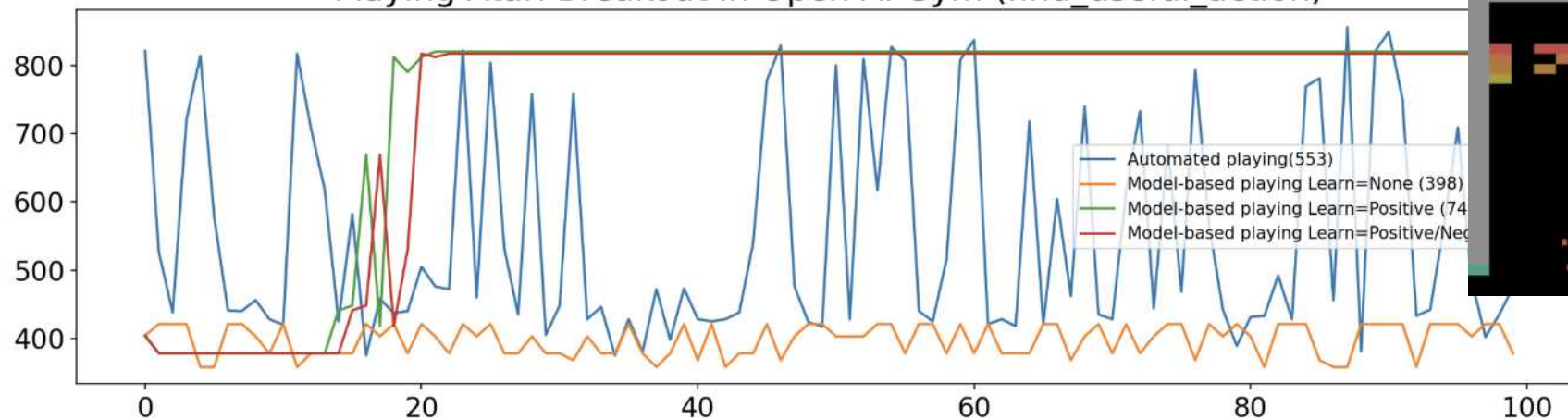


Imitation learning – decision making on “pre-trained” model

Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)

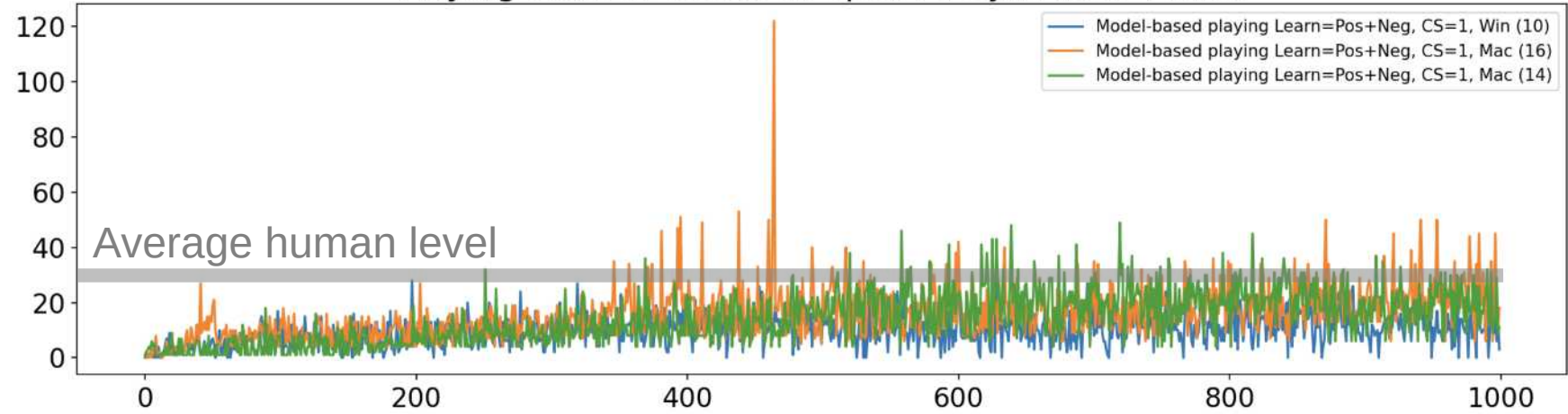


Playing Atari Breakout in Open AI Gym (find_useful_action)

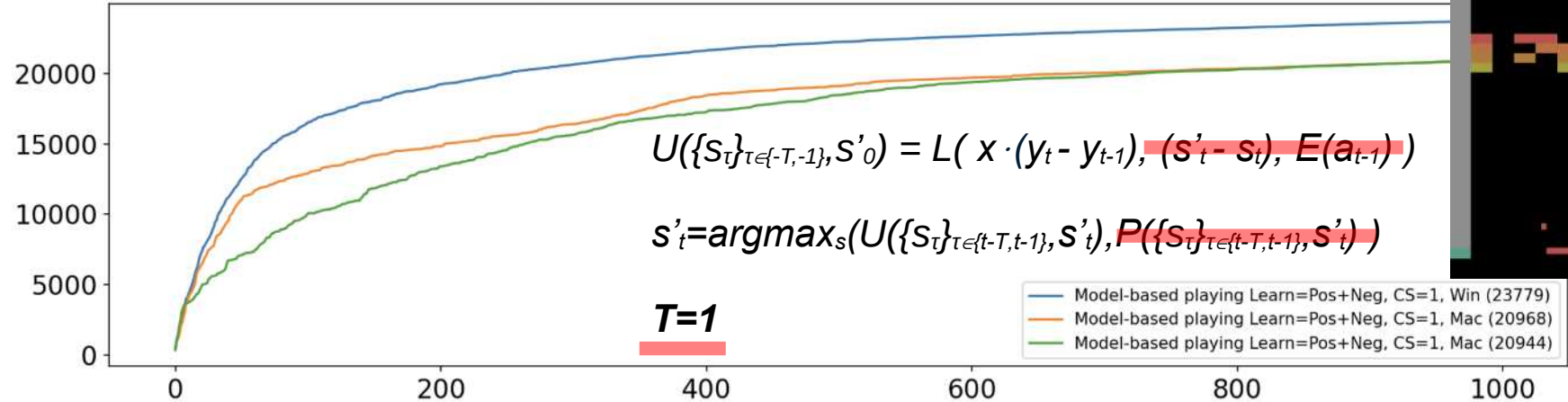


Reinforcement learning – experiential learning and decision making

Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)



N of States in the Model (Nov32025)



$$U(\{s_{t'}\}_{t' \in \{t-T, t-1\}}, s'_0) = L(x \cdot (y_t - y_{t-1}), (s'_t - s_t), E(a_{t-1}))$$

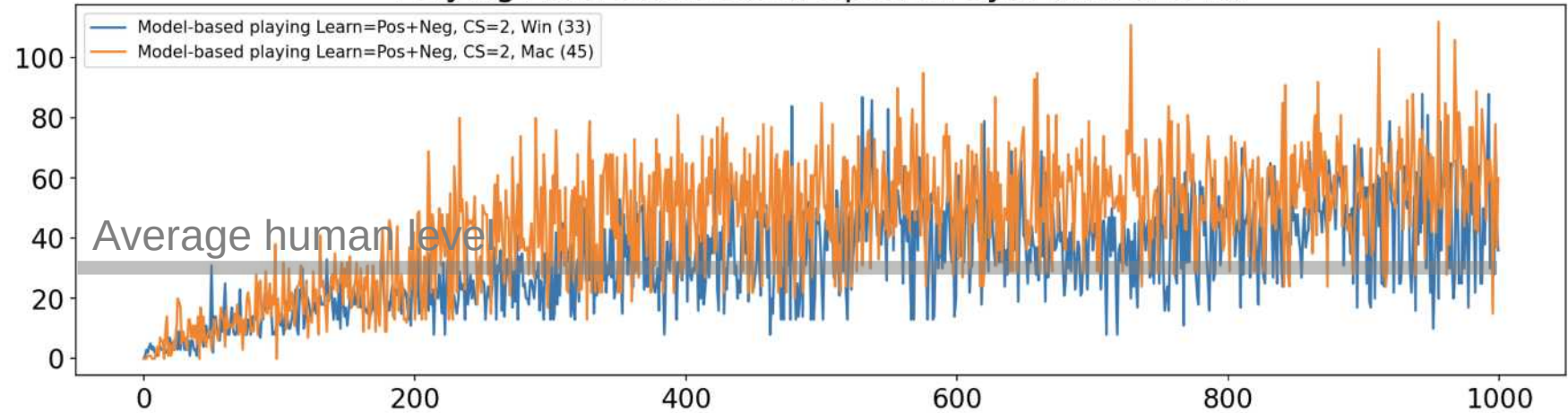
$$s'_t = \operatorname{argmax}_s (U(\{s_{t'}\}_{t' \in \{t-T, t-1\}}, s'_t), P(\{s_{t'}\}_{t' \in \{t-T, t-1\}}, s'_t))$$

T=1

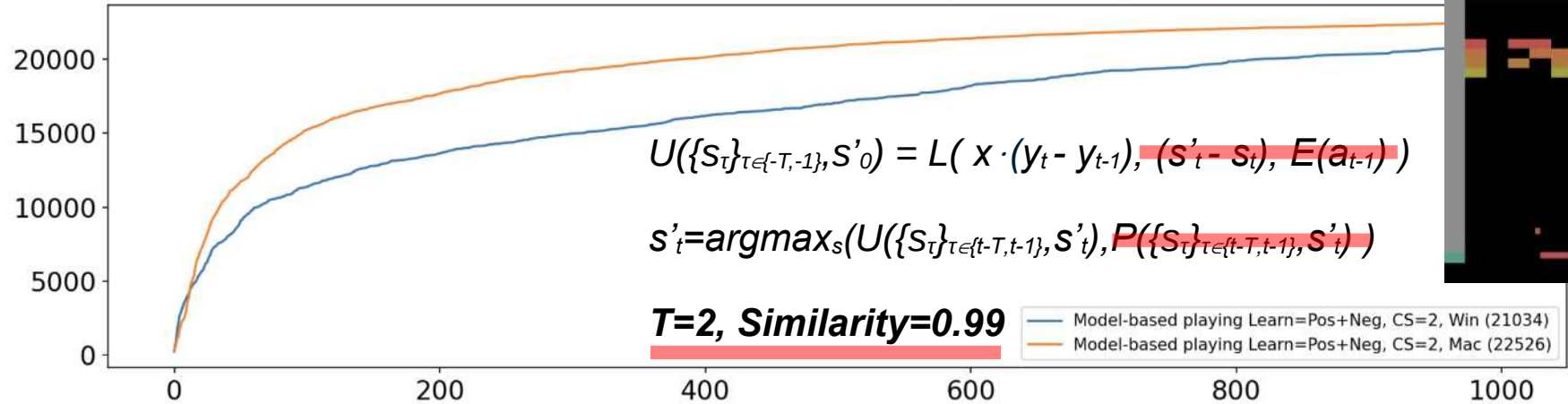


Reinforcement learning – experiential learning and decision making

Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)

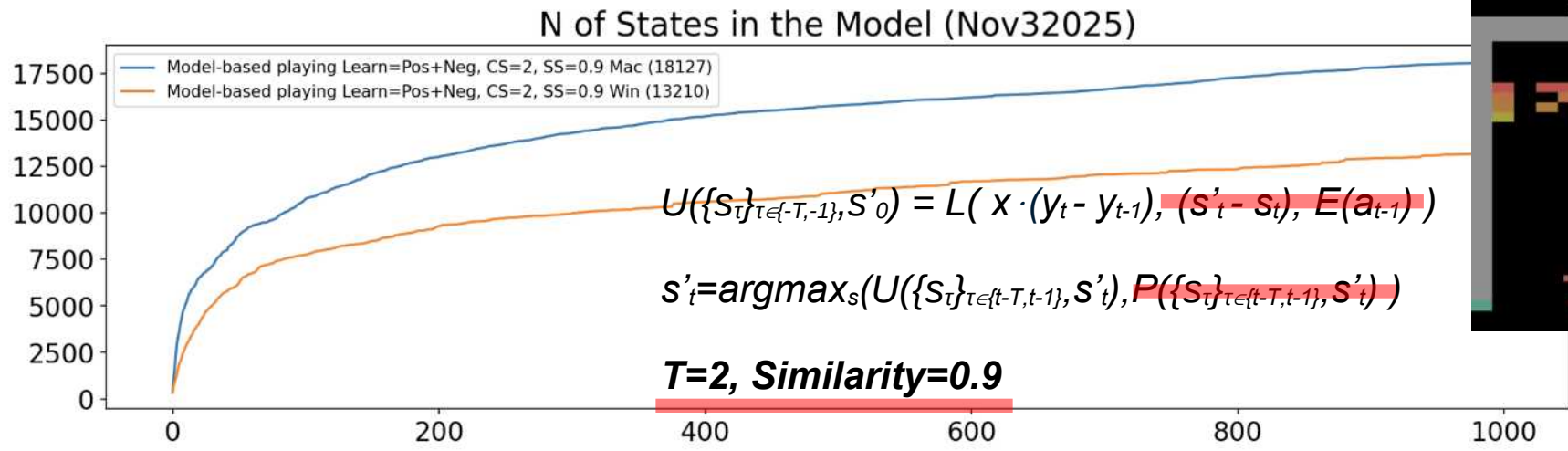
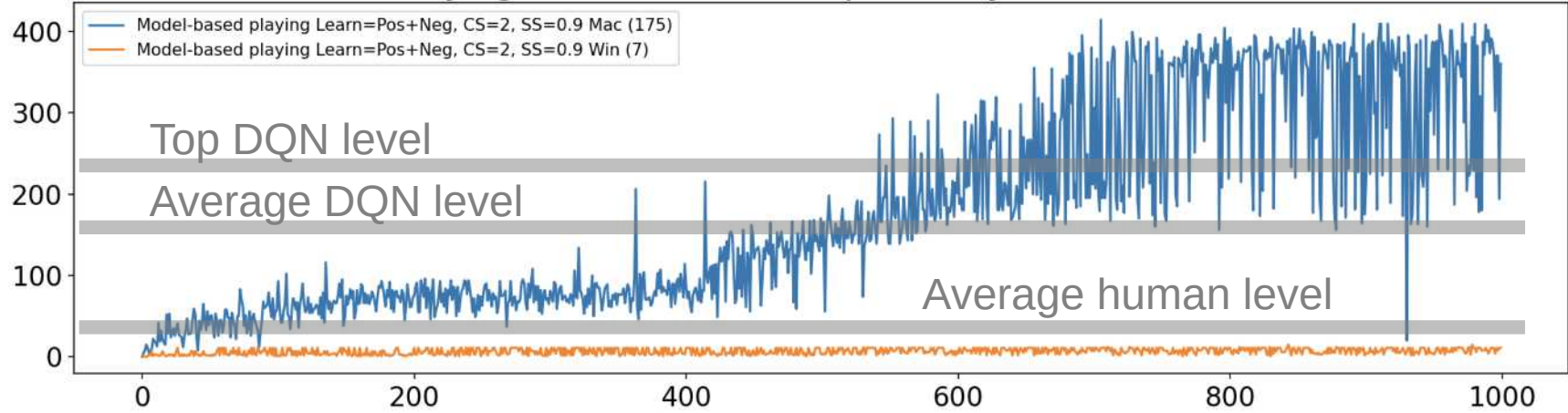


N of States in the Model (Nov32025)

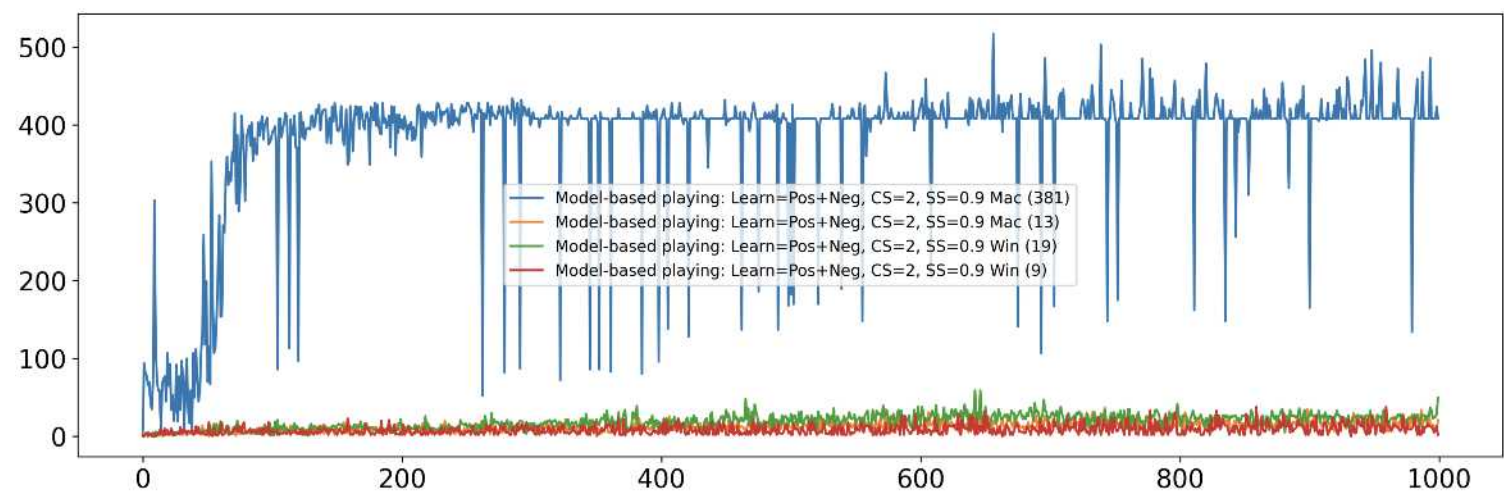
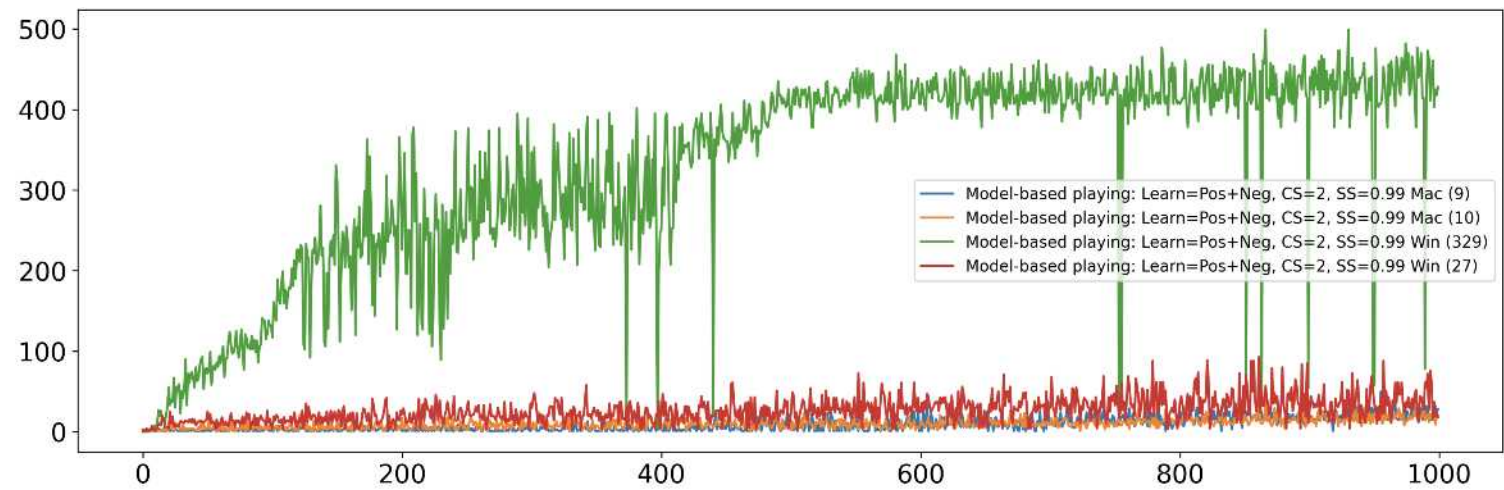


Reinforcement learning – experiential learning and decision making

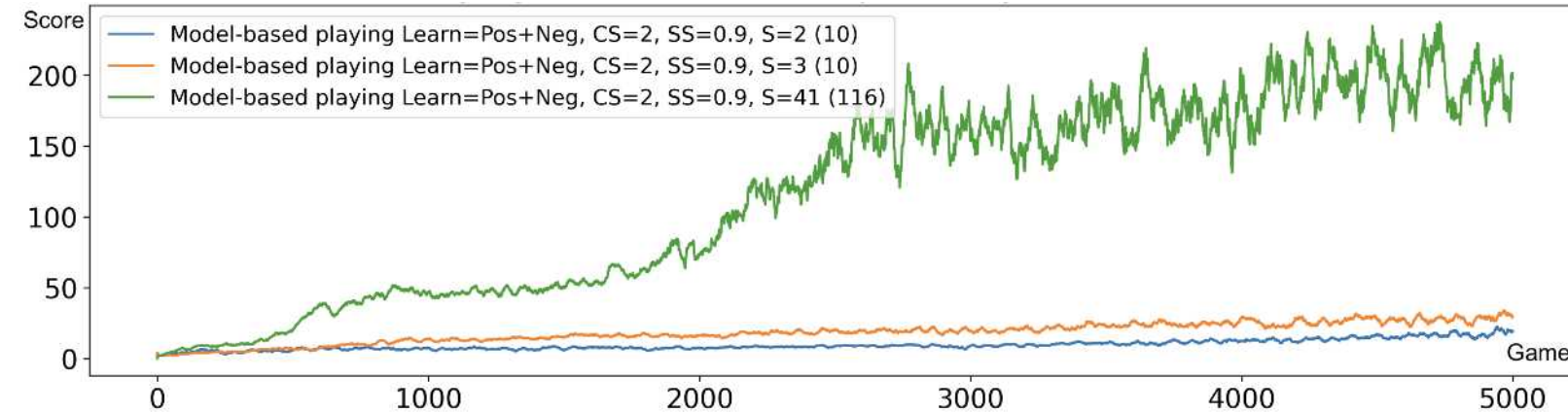
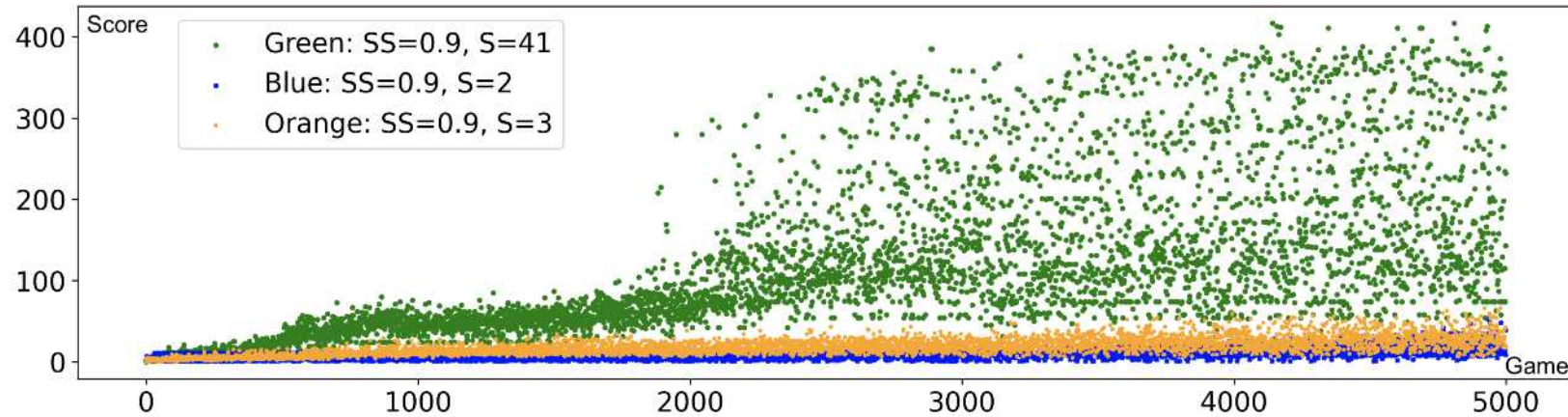
Playing Atari Breakout in Open AI Gym (Nov32025)



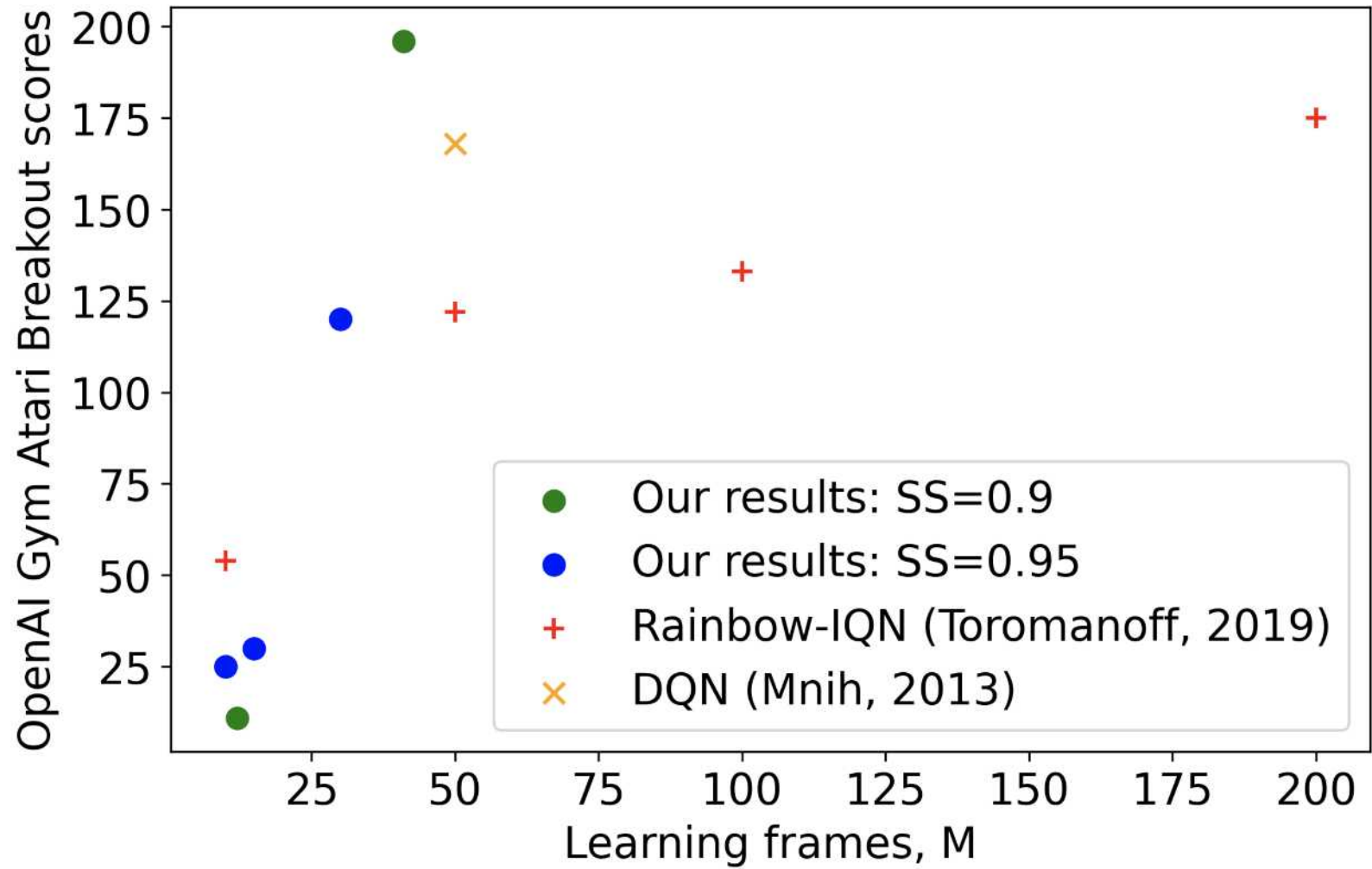
Reinforcement learning – experiential learning and decision making



Reinforcement learning – experiential learning and decision making



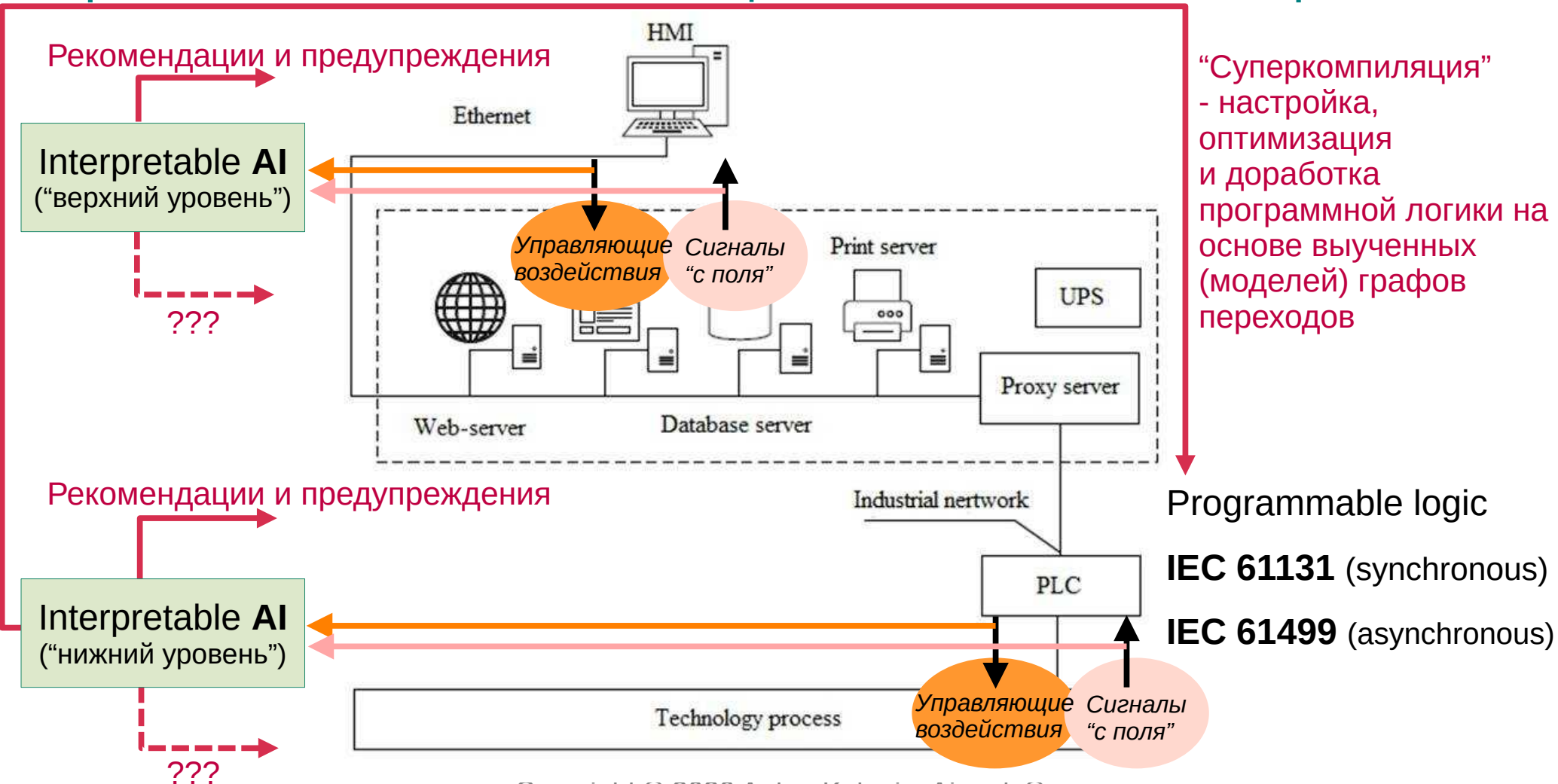
Reinforcement learning – experiential learning and decision making



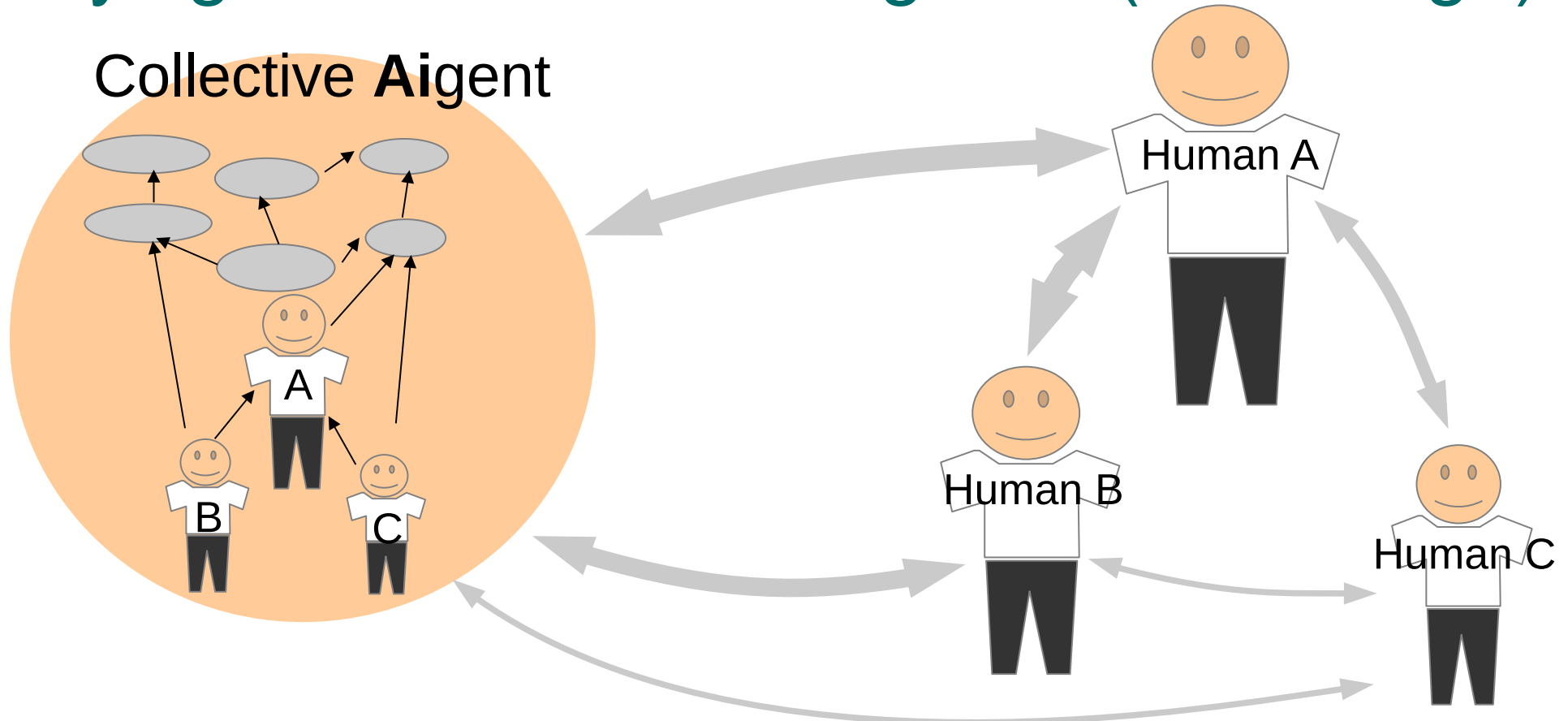
Что дальше?

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

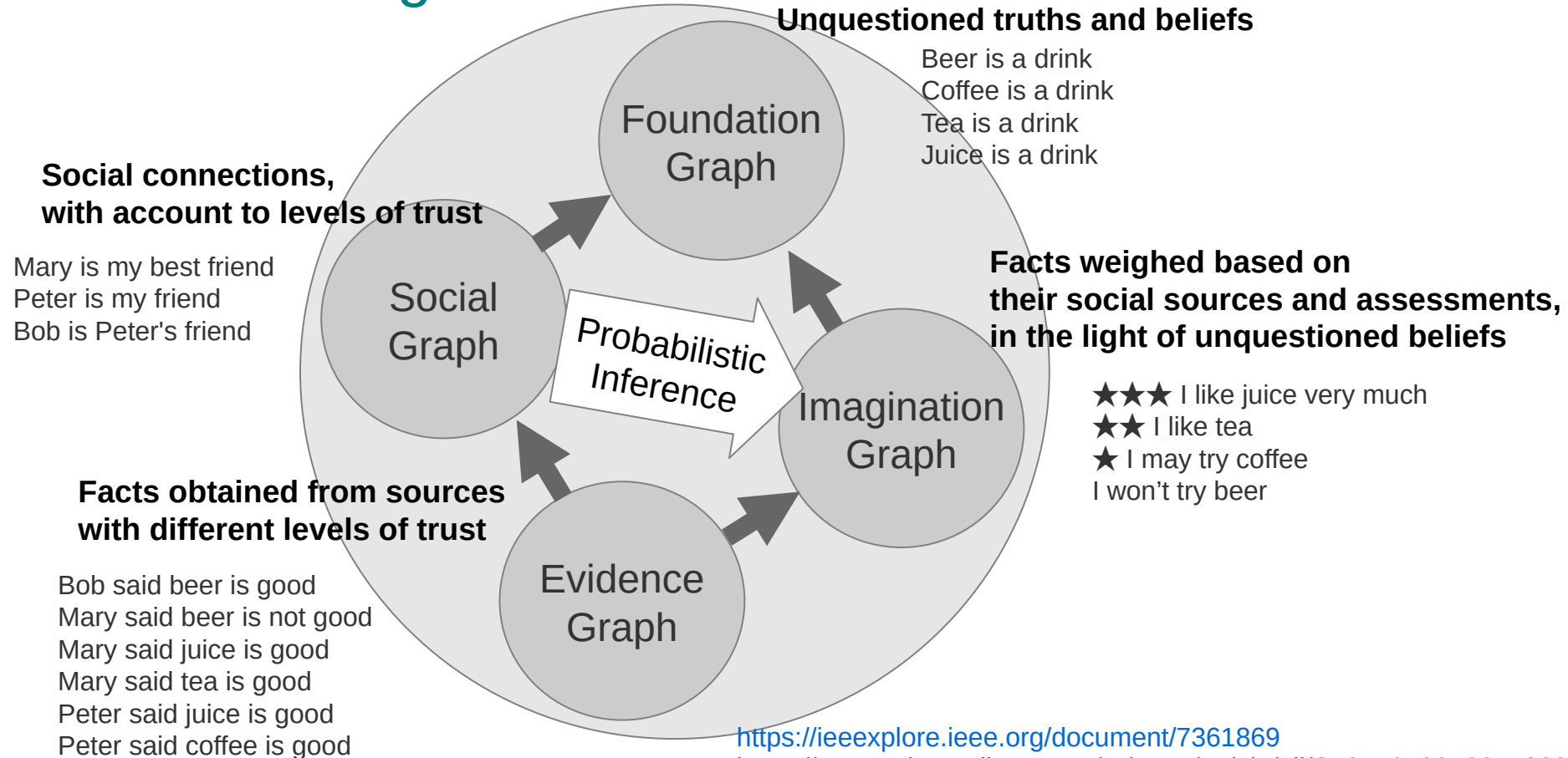
Промышленная автоматизация – постановка эксперимента



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

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

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

E_{ik}^S – 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

**Social connections,
with account to levels of trust**

S_{ik} – person's i social bind to k
 k – person's correspondent
 (of social graph of size K)

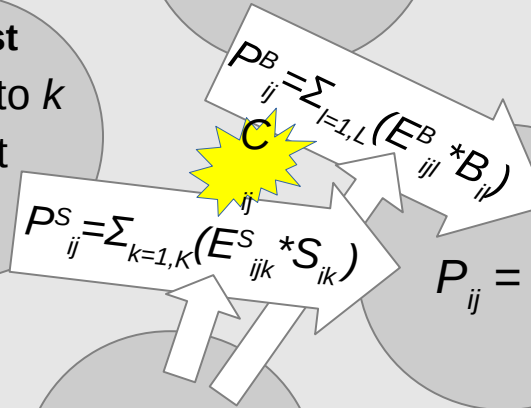
Unquestioned truths and beliefs

B_{il} – person's i mental attachment to l
 l – person's belief item
 (of foundation graph of size L)

**Facts weighed based on
their social sources and assessments,
in the light of unquestioned beliefs**

**Facts obtained from sources
with different levels of trust**

E_{ij} - exposed evidence



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

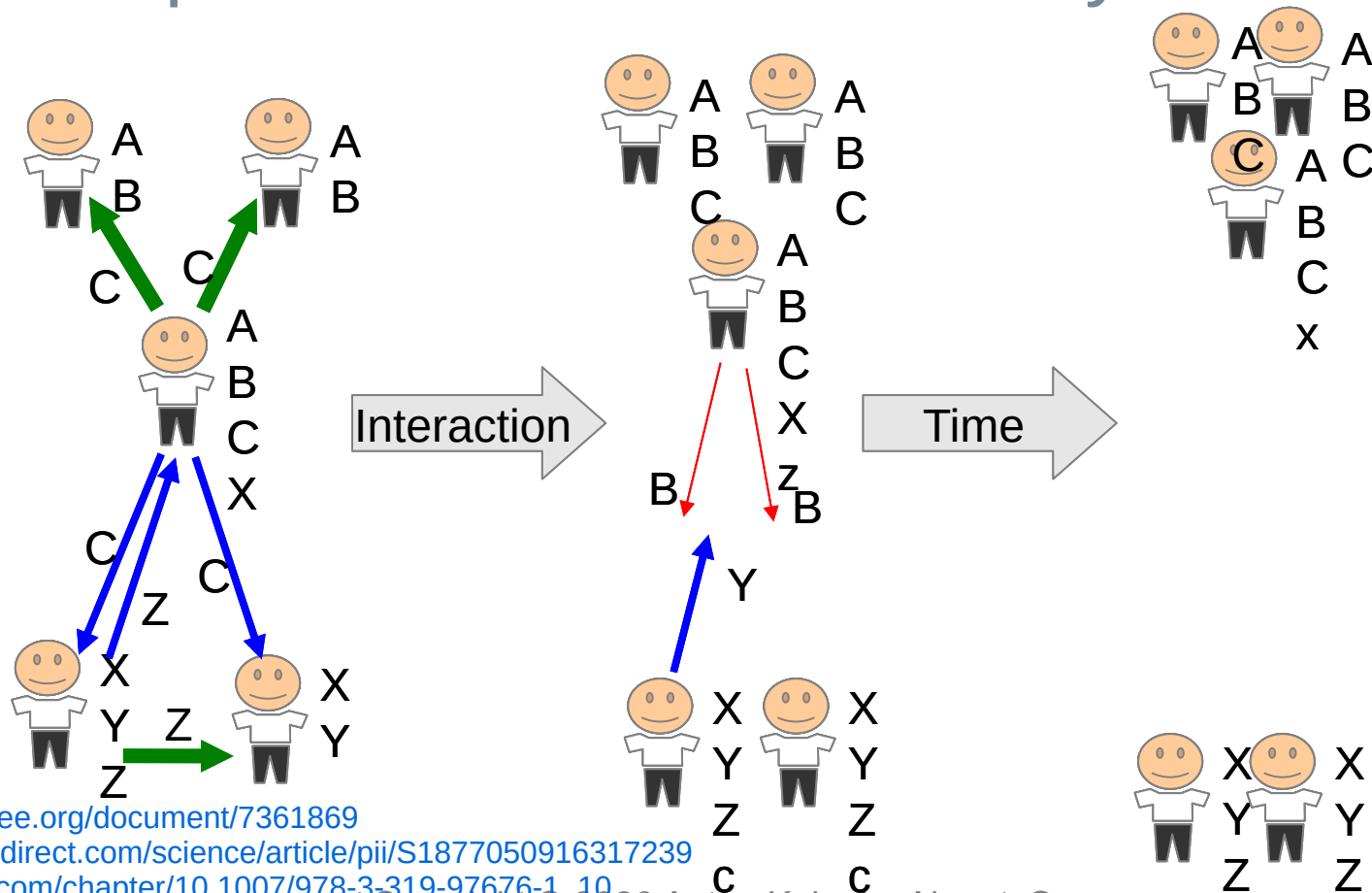
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050916317239>

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

Copyright © 2026 Anton Kolonin, Aigents®

Social evidence-based cognitive-behavioral model

Helps to understand social dynamics



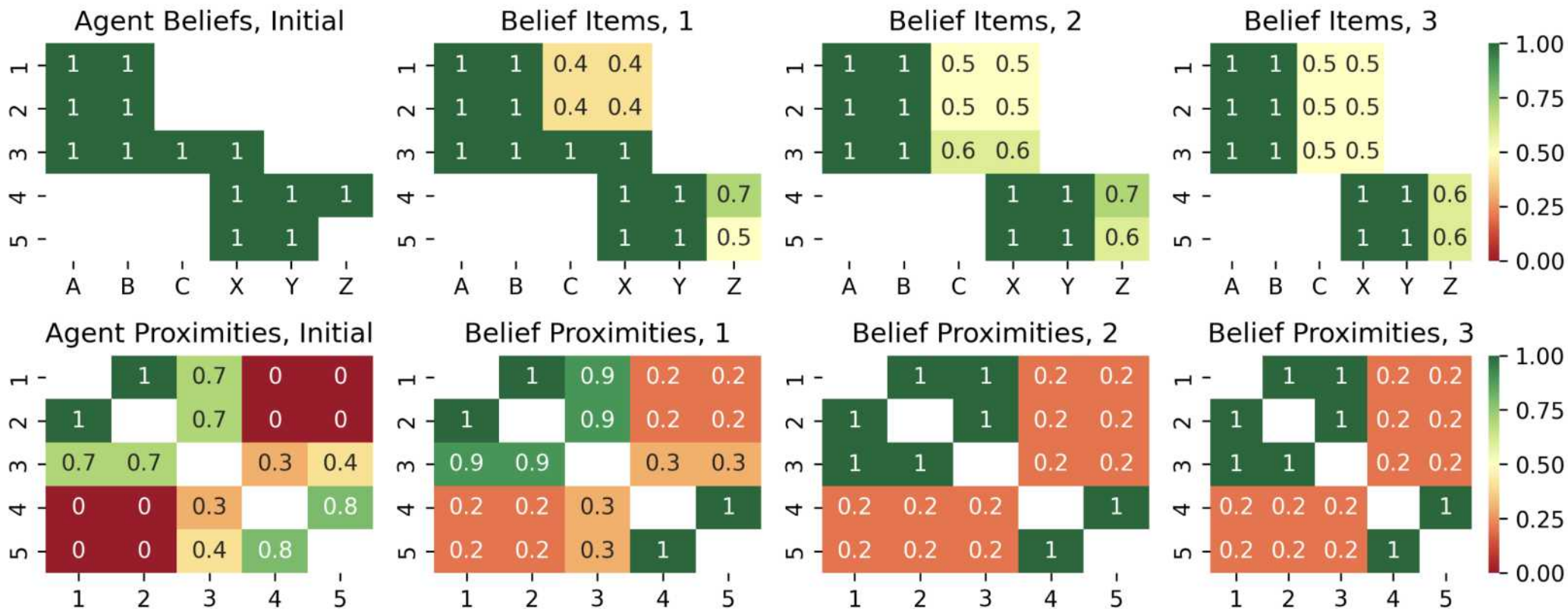
<https://ieeexplore.ieee.org/document/7361869>

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

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

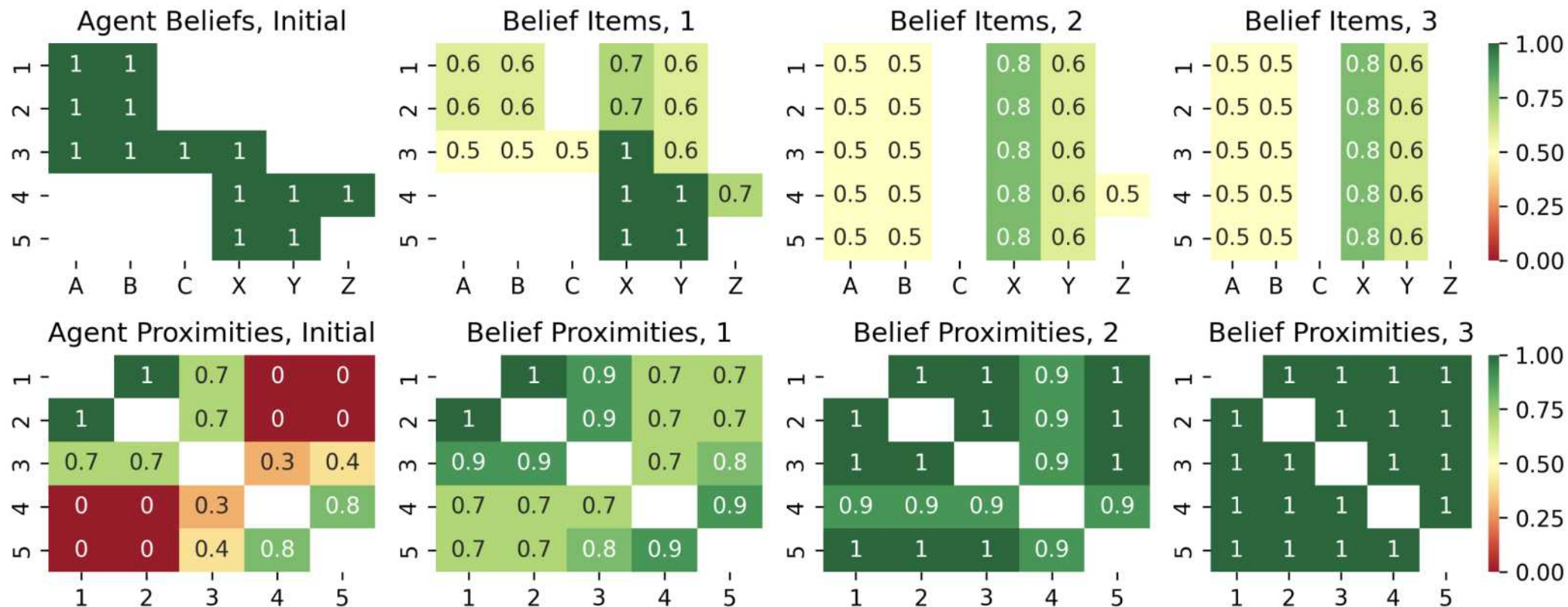
Copyright © 2026 Anton Kolonin, Aigents®

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](https://www.instagram.com/akolonin)

Запись семинара по
теме доклада



Статья по теме доклада,
принятая на конференцию
Нейроинформатика-2025

