



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CAMPUS FLORIANÓPOLIS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS DA COMPUTAÇÃO

Gustavo Emanuel Kundlatsch

**Revisão de Percepções**

Florianópolis  
2021

Gustavo Emanuel Kundlatsch

## **Revisão de Percepções**

Monografia submetida ao Curso de Graduação em  
Ciências da Computação da Universidade Federal  
de Santa Catarina para a obtenção do título de ba-  
charel em Ciências da Computação.  
Orientador: Dr. Thiago Ângelo Gelaim  
Coorientador: Prof. Dr. Elder Rizzon Santos

Florianópolis  
2021

## RESUMO

Percepções são a forma mais simples de uma entidade se comunicar com o ambiente. Cada pessoa possui uma maneira diferente de perceber e interpretar o mundo. Entretanto, sabe-se que na percepção humana existem ilusões e alucinações, sendo que a primeira são percepções de objetos presentes no mundo mas com características inadequadas ou características corretas em objetos inadequados, e a segunda são percepções falsas de coisas reais. Dito isso, como podemos saber se nossas percepções são reais ou se são apenas fruto de nossa imaginação? E a questão derivada disso é: e computadores? Agentes possuem diversos sensores para reconhecerem o mundo a sua volta, e esses sensores podem falhar. Nesse trabalho, apresentamos um modelo genérico de revisão de percepções, capaz de tratar de percepções inválidas recebidas pelo agente, e criar novos planos para se adaptar ao ambiente.

**Palavras-chave:** Agentes. Percepção. Ilusão. Alucinação.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Funcionamento do agente empacotador. . . . .	18
Figura 2 – <i>Framework</i> de percepção (OIJEN; DIGNUM, 2011). . . . .	23
Figura 3 – <i>Framework</i> PMK (DIAB <i>et al.</i> , 2019). . . . .	25
Figura 4 – Exemplo de sobreposição (KIM <i>et al.</i> , 2017). . . . .	27
Figura 5 – Modelo de revisão de percepções. . . . .	31
Figura 6 – Módulo de alucinação e ilusão. . . . .	32
Figura 7 – Exemplo de fila ponderada. . . . .	34

## **LISTA DE QUADROS**

Quadro 1 – Trabalhos relacionados categorizados. . . . .	29
--	----

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabela de transição $\Delta$ do módulo de ilusão e alucinação . . . . .	37
--	----

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BDI	<i>Belief-Desire-Intention</i>
IA	Inteligência artificial
NPC	Número de Percepções recebidas por Ciclo
PPI	Porcentagem de Percepções Inválidas
SMC	Sistema multicontexto
TMA	Tempo Médio gasto pelo Autoplanejamento
TMC	Tempo Médio gasto em um Ciclo de raciocínio

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\Delta$	Função de transição do modelo de revisão de percepções
$\gamma$	Função de percepção do agente
$\theta$	Função de refinamento
$\rho$	Conjunto de percepções refinadas
$A$	Conjunto de anomalias
$Ab$	Conjunto de blocos avaliadores
$Ag$	Agente
$Ap$	Conjunto de blocos de planejamento automatizado
$A_{pr}$	Conjunto de anomalias processadas no ciclo de raciocínio
$c$	Contexto do agente
$Cf$	Função de limpeza
$D$	Conjunto de decisores
$K$	Conjunto de conhecimentos do agente
$L$	Lista ordenada
$M_{ih}$	Módulo de ilusão e alucinação
$P$	Conjunto de planos do agente
$p$	Conjunto de percepções iniciais
$Pf$	Função de processamento
$P(L_i)$	Função peso da lista ponderada
$T_m(x)$	Função tempo médio de x
$V$	Conjunto de percepções válidas



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>9</b>
1.1	JUSTIFICATIVA	10
1.2	OBJETIVOS	10
<b>1.2.1</b>	<b>Objetivo Geral</b>	<b>10</b>
<b>1.2.2</b>	<b>Objetivos Específicos</b>	<b>11</b>
<b>2</b>	<b>CONCEITOS FUNDAMENTAIS</b>	<b>12</b>
2.1	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	12
2.2	AGENTE	13
2.3	PERCEPÇÃO	15
<b>2.3.1</b>	<b>Refinamento</b>	<b>16</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Anomalias</b>	<b>17</b>
2.3.2.1	Ilusão	17
2.3.2.2	Alucinação	19
2.4	PLANEJAMENTO AUTOMATIZADO	19
2.5	RESUMO	21
<b>3</b>	<b>TRABALHOS RELACIONADOS</b>	<b>22</b>
3.1	SCALABLE PERCEPTION FOR BDI-AGENTS EMBODIED IN VIRTUAL ENVIRONMENTS (OIJEN; DIGNUM, 2011)	22
3.2	PMK — A KNOWLEDGE PROCESSING FRAMEWORK FOR AUTONOMOUS ROBOTICS PERCEPTION AND MANIPULATION (DIAB <i>et al.</i> , 2019)	24
3.3	COMBINING PERCEPTION AND KNOWLEDGE PROCESSING FOR EVERYDAY MANIPULATION (PANGERCIC <i>et al.</i> , 2010)	25
3.4	UNDERSTANDING HUMAN INTENTION BY CONNECTING PERCEPTION AND ACTION LEARNING IN ARTIFICIAL AGENTS (KIM <i>et al.</i> , 2017)	26
3.5	DISCUSSÃO	27
<b>4</b>	<b>MODELO DE REVISÃO DE PERCEPÇÕES</b>	<b>30</b>
4.1	MÓDULO DE REFINAMENTO	30
4.2	MÓDULO DE ILUSÃO E ALUCINAÇÃO	31
<b>4.2.1</b>	<b>Bloco Avaliador</b>	<b>33</b>
<b>4.2.2</b>	<b>Bloco de Planejamento Automatizado</b>	<b>34</b>
4.3	COGNIÇÃO DO AGENTE	36
4.4	FORMALIZAÇÃO	36
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>41</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>42</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Dentro da inteligência artificial, agentes inteligentes são entidades capazes de raciocinar a respeito do ambiente em que estão inseridos e tomar decisões baseadas na situação em que se encontram (RUSSELL, S. J.; NORVIG, 2016). Dessa maneira, podemos descrever um agente através dos processos de percepção, raciocínio e atuação. O agente ocupa um ambiente, do qual recebe informações e no qual atua. O ambiente é o mundo no qual o agente está inserido, podendo ser uma construção virtual com diversos objetos, ou uma parte do mundo real, no caso de um agente físico. Existem diversos tipos de ambientes, que podem ser classificados de acordo com o seu fechamento (que determina se agentes de fora do ambiente podem afetar o sistema), dinamismo (a maneira como o ambiente evolui), determinismo (a consistência dos efeitos no ambiente) e cardinalidade (o número de objetos a serem afetados e percebidos) (MOYA; TOLK, s.d.). Uma das maneiras de um agente atualizar seu conhecimento a respeito do ambiente no qual está inserido é a percepção, o processo de utilizar sensores para detectar o ambiente e transformar os dados coletados em informações úteis (WEYNS *et al.*, 2004). O raciocínio, por sua vez, é o processamento das percepções baseado nos objetivos do agente, que resulta em um conjunto de ações a serem tomadas, que são concretizadas pelos atuadores. O processo do raciocínio é comandado pela arquitetura cognitiva do agente, que é um modelo computacional inspirado na estrutura da mente humana (DYACHENKO *et al.*, 2018). As arquiteturas cognitivas podem ser divididas em três categorias: simbólicas, emergentes e híbridas (YE *et al.*, 2018). Arquiteturas simbólicas descrevem o ambiente através de símbolos, que são armazenados em memória em uma base de conhecimentos, e utiliza lógica simbólica para realizar o ciclo de percepção, raciocínio e ação. Arquiteturas emergentes se baseiam na estrutura biológica do cérebro, e normalmente utilizam redes neurais em uma estrutura hierárquica para lidar com situações de incerteza. Por fim, arquiteturas híbridas utilizam ambos o comportamento emergente e o processamento simbólico para resolver problemas de diversos domínios.

Todavia, sensores podem apresentar problemas para o processo de percepção, com imagens, sons e outros dados falhos. Esse problema normalmente é de responsabilidade da arquitetura cognitiva do agente (LANGLEY *et al.*, 2009).

O objetivo deste trabalho é apresentar um modelo genérico que pode ser acoplado entre o processo de percepção e raciocínio do agente, capaz de tratar percepções inválidas e transformá-las em informações úteis, através do processo de criação de novos planos. Esse modelo pressupõe um ambiente aberto (onde agentes externos podem influenciar o ambiente), dinâmico (mudanças no ambiente são causadas por eventos aleatórios e não determinístico (ações do agente causam resultados diferentes no ambiente, mesmo em situações aparentemente idênticas, pois os resultados variam

dependendo da percepção do agente daquele evento). Com isso, buscamos responder as perguntas de pesquisa:

- Como podemos diferenciar percepções válidas de percepções inválidas?
- É possível utilizar percepções inválidas para criar novos planos?

## 1.1 JUSTIFICATIVA

Para que um agente possa interagir com o ambiente, ele precisa atualizar seus estados internos, de acordo com regras estabelecidas por sua arquitetura cognitiva. Percepções são a principal forma de um agente atualizar seus conhecimentos a respeito do mundo, utilizando sensores ou informação. Weyns et. al. define percepção como a capacidade do agente sentir o mundo, resultando em uma expressão que por si própria pode ser entendida e interpretada (WEYNS *et al.*, 2004). Em ambientes dinâmicos, há possivelmente centenas de percepções por segundo (HAYES-ROTH, B. *et al.*, 1992). Mas percepções não necessariamente precisam incluir representações corretas da realidade e podem variar de agente para agente (JANSSEN, 2005). Um agente com percepção incompleta pode ter problemas de percepções por conta de limitações de sua capacidade de perceber determinados objetos ou obstrução física dos sensores, por exemplo (CHRISMAN *et al.*, 1991). Falhas na entrada de dados através de sensores pode ser perigoso, levando o agente a tomar decisões incorretas. Quando nós partimos de um agente único para um sistema multi-agentes (MAS), o problema se torna ainda maior. Por exemplo, vamos supor um sistema multi-agentes cujo objetivo é trocar a cor do semáforo sempre que detectar pedestres o suficiente vindo de diversas direções. O mal funcionamento do sensor de um dos agentes pode levar a cor do semáforo a trocar com muita frequência, trancando os carros e levando a um grande engarrafamento - ou pior, caso o funcionamento seja inverso, pode causar o atropelamento de um pedestre.

Para tentar lidar com o problema gerado com percepções incorretas, nesta pesquisa utilizamos dois conceitos vindos do estudo de percepção da filosofia: (i) alucinações, que são percepção completamente válidas, mas que ocorrem em um momento errado e (ii) ilusões, percepções ou de objetos existentes no ambiente com características incorretas, ou de objetos inexistentes no ambiente mas com características comuns a objetos válidos (CRANE; FRENCH, 2017).

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo Geral

Este trabalho possui como objetivo geral propor um modelo de revisão de percepções, capaz de detectar percepções inválidas e transformá-las em informações

úteis para o agente.

### **1.2.2 Objetivos Específicos**

1. Analisar o estado da arte relativo a percepções de agentes inteligentes;
2. Criar um modelo capaz de detectar e tratar percepções inválidas;
3. Formalizar e implementar o modelo proposto em um ambiente genérico (sem contexto de aplicação);
4. Testar o modelo proposto através de diferentes simulações, utilizando o design fatorial de experimentos.

## 2 CONCEITOS FUNDAMENTAIS

Neste capítulo, serão apresentados os conceitos fundamentais utilizados para o desenvolvimento do trabalho. Ele apresenta os conceitos básicos de inteligência artificial e um estudo aprofundado sobre agentes e percepções. Além disso, nesse capítulo são definidos os conceitos básicos que serão utilizados na construção do modelo apresentado nos capítulos seguintes.

### 2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

A inteligência artificial (IA) é um campo de estudo que se difere pois enquanto outros campos do conhecimento que se limitam a buscar entender *como* o pensamento humano funciona, a IA se propõe a construir entidades pensantes (RUSSEL; NORVIG *et al.*, 2013). Apesar da IA ser uma área de pesquisa que surgiu na década de 50 (MOOR, 2006), não existe uma única definição de inteligência artificial nem consenso dentro da comunidade acadêmica.

Bellman define inteligência artificial como a automatização de diversas tarefas humanas: “atividades que associamos ao pensamento humano, atividades como a tomada de decisões, a resolução de problemas, o aprendizado”. Ele chega nessa definição a partir da pergunta “computadores podem pensar?”. O autor desmembra tal indagação em diversos exemplos de atividades que os computadores são capazes de executar, como os descritos anteriormente além de outros conceitos, como incerteza, consciência e humor. A conclusão de Bellman, apesar disso, é que “O espírito humano se mantém muito acima de qualquer coisa que possa ser automatizada” (BELLMAN, 1978). Essa é uma visão de que o objetivo da inteligência artificial é replicar o pensamento humano.

Outro ponto de vista é o de Charniak e McDermott, que definem inteligência artificial como “O estudo das faculdades mentais através do uso de modelos computacionais” (CHARNIAK, 1985). Essa definição é interessante pois para ela ser correta é necessário que exista uma equivalência entre o processo mental humano e o processamento de um computador. Por conta disso, tais autores definem o dogma central da inteligência artificial: “O que o cérebro faz pode ser pensado em algum nível como um tipo de computação”. Para eles, caso o dogma se mostre verdadeiro, o uso de modelos computacionais para o estudo das faculdades mentais é válido. “Faculdades mentas”, dentro dessa definição, são os mecanismos internos que recebem imagens e palavras (através da visão e da linguagem) e os converte em saídas na forma de ações robóticas e fala. Esse processamento interno inclui dedução, planejamento, aprendizado e outras técnicas.

Russel separa as definições de inteligência artificial entre aquelas que defendem que os computadores devem pensar como humanos, e aquelas que defendem que

os computadores devem agir como humanos (RUSSEL; NORVIG *et al.*, 2013). As duas definições apresentadas anteriormente estão no primeiro grupo. Entretanto, as definições que levam em conta que os computadores devem agir como humanos em geral possuem um aspecto mais prático. Por exemplo, a definição de Rich e Knight diz que inteligência artificial é “o estudo de como os computadores podem desempenhar tarefas que hoje são melhor desempenhadas pelas pessoas” (RICH; KNIGHT, 1991). Com isso podemos notar que esse lado mais prático da IA não se precisa se preocupar tanto com as questões filosóficas por trás do pensamento humano, pois foca em resolver problemas reais através dos métodos existentes.

Para o trabalho atual, utilizaremos uma definição nessa mesma linha de pensamento de que o computador deve agir como um ser humano, nesse caso específico, de maneira lógica. Para Poole, “inteligência computacional é o estudo do desenvolvimento de agentes inteligentes” (POOLE *et al.*, 1998). Essa definição nos é interessante pois esse trabalho se trata de um modelo desenvolvido para agentes inteligentes. A sessão seguinte desse capítulo se dedica a definir o que é um agente.

Independente da definição utilizada, podemos afirmar que a inteligência artificial é um campo vasto que intriga muitos pesquisadores. Esse campo possui diversas técnicas, que são utilizadas para resolver todo o tipo de problemas. Kurzweil possui uma visão bastante interessante sobre a pesquisa de inteligência artificial:

É nosso destino como pesquisadores de inteligência artificial nunca alcançar a cenoura pendurada à nossa frente. A inteligência artificial é inerentemente definida como a busca de problemas difíceis da ciência dos computadores que ainda não foram resolvidos. (KURZWEIL, 2000)

## 2.2 AGENTE

Um agente inteligente é uma entidade autônoma, capaz de tomar as próprias decisões. Apesar da definição intuitiva ser simples, assim como no termo inteligência artificial, não existe um consenso da comunidade sobre o que é um agente. Russel e Norving definem agente simplesmente como algo que age, e agente inteligente como aquele que age buscando o melhor resultado possível (RUSSEL; NORVIG *et al.*, 2013). Poole segue a linha de que é uma entidade que atua no ambiente em que está inserido. O autor descreve:

Um agente inteligente é um sistema que age de maneira inteligente: o que faz é apropriado para as circunstâncias e seus objetivos, é flexível para mudar ambientes e mudar objetivos, aprende com a experiência e faz escolhas apropriadas, dadas as limitações perceptivas e a computação finita (POOLE *et al.*, 1998).

Tais definições são bastante amplas, e enquadram diversos tipos de programas computacionais. Apesar disso, agentes possuem características específicas, principalmente provenientes da capacidade de interagir uns com os outros. Luger apresenta cinco tópicos que demonstram as capacidades e características dos agentes inteligentes (LUGER, 2008):

1. **Agentes são autônomos ou semi-autônomos:** Os agentes são independentes, ou seja, cada agente é capaz de trabalhar em uma tarefa sem saber no que outros agentes estão trabalhando, ou sem saber como eles resolvem determinada tarefa. Além disso, eles podem tanto fazer algo efetivamente (agir) ou reportar seus resultados para outros agentes (se comunicar).
2. **Agentes possuem escopo localizado:** Cada agente é sensível ao ambiente, e normalmente não possui conhecimento sobre aquilo que todos os outros agentes estão realizando. Portanto o conhecimento de um agente é limitado às tarefas que ele deve realizar, sem conhecimento amplo sobre seus limites.
3. **Agentes são interacionais:** Normalmente, agentes se agrupam em forma de sociedade, com o objetivo de colaborar para resolver um problema. E assim como na sociedade humana, o conhecimento, a responsabilidade, habilidades e outros recursos estão distribuídos entre os indivíduos.
4. **As sociedades dos agentes são estruturadas:** Na maioria das abordagens de solução de problema orientada a agentes, cada agente, mesmo possuindo seu próprio conjunto de habilidades e objetivos, se coordena com outros agentes para a resolução geral de problemas. Portanto, a solução final não é apenas coletiva, mas também cooperativa.
5. **O fenômeno da inteligência nesses ambientes é emergente:** A capacidade final da resolução de um problema por uma sociedade de agentes é maior do que a soma das capacidades individuais de trabalho. A inteligência é vista como um fenômeno residente e emergente de uma sociedade e não apenas uma propriedade de um agente individual.

Woolbridge e Jennings distinguem a noção de agente como podendo ser forte ou fraca (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995). A noção fraca de agente é utilizada para denominar hardware ou software que possui algumas características específicas, sendo elas autonomia, habilidade social, reatividade e pró-atividade. Já a noção forte de agente se refere a um sistema que, além das características citadas anteriormente, ou foi concebida ou foi implementada utilizando conceitos que normalmente se aplicam a humanos. O modelo explorado nos capítulos seguintes segue a noção forte de

agente, pois se baseia em conceitos da psicologia e da filosofia para resolver um problema prático dos agentes.

Com base na leitura das definições apresentadas anteriormente, para este trabalho vamos definir agente formalmente conforme apresentada na definição 1, de maneira que facilite a manipulação e formalização do modelo proposto.

**Definição 1.** Um agente é uma tripla  $Ag = \langle K, P, \gamma \rangle$ , onde:

- $K$  é uma base de conhecimentos, tal que  $K = \emptyset \cup K_i \cup K_p \cup K_c$ , onde  $K_i$  é o conjunto de conhecimentos iniciais do agente,  $K_p$  os conhecimentos adquiridos através das percepções e  $K_c$  os conhecimentos adquiridos através de comunicações. Uma base de conhecimentos é uma estrutura que representa fatos a respeito do mundo e apresenta formas de raciocinar a respeito desses fatos para deduzir novos conhecimentos (HAYES-ROTH, F. *et al.*, 1983);
- $P$  é o conjunto de planos do agente, sendo um plano definido como  $plan = (pre, A, pos)$ , onde  $pre$  é o conjunto união formado com as pré condições das ações que compõem o plano,  $A$  o conjunto de ações que compõe o plano e  $pos$  o conjunto união formado com as pós condições das ações que compõem o plano. Por sua vez, uma ação é definida como  $action = (pre, n, pos)$ , sendo  $pre$  um conjunto de pré condições,  $n$  um nome para a ação e  $pos$  um conjunto de pós condições; e
- $\gamma$  é a função de percepção, definida como  $\gamma(p, K) \rightarrow P_i$ , onde  $p$  é o conjunto de percepções recebidas,  $K$  a base de conhecimentos de  $Ag$  e  $P_i$  o retorno da função, que é um subconjunto próprio do conjunto  $P$  de planos do agente.

A partir dessa definição, podemos construir o conceito de contexto, que será amplamente utilizado na formalização do modelo de revisão de percepções. O contexto de um agente é o conjunto de todos os símbolos compreendidos pelo agente, e cuja percepção de cada um desses símbolos resulta na execução de um conjunto de ações diretamente mapeadas.

**Definição 2.** O contexto  $c$  de um agente  $Ag$  é o domínio de sua função  $\gamma$ .

## 2.3 PERCEPÇÃO

Existem diversas definições para o termo “percepção”. Gibson propõem que, fundamentalmente, podemos entender percepção como um conjunto de sensações que, através da maneira subjetiva que um dado agente o interpreta, representa determinadas entidades do ambiente (GIBSON, 1950). Ou seja, a percepção não é simplesmente a representação direta das entidades reais que existem no mundo, mas um processo complexo que varia para cada indivíduo.



Chalmers et. al. divide a percepção nos níveis baixo e alto (CHALMERS *et al.*, 1992). A percepção de baixo nível ocorre através de meios físicos, os órgãos ópticos para os humanos ou os sensores para os agentes. A percepção de alto nível trabalha com uma visão mais geral da informação, extraíndo conceitos dos dados brutos, podendo envolver diversas faculdades, como o reconhecimento de objetos e o relacionamento de entidades. Nos trabalhos de inteligência artificial, em geral, estamos interessados na percepção de alto nível, pois a percepção de baixo nível está mais relacionada a robótica (agentes que possuem hardware próprio) ou a simulação (agentes que possuem apenas software).

Ainda segundo Chalmers et. al. uma das principais características da percepção de alto nível é a extrema flexibilidade. Um mesmo objeto do ambiente pode ser percebido de diversas maneiras, de acordo com as características do observador. Para os autores, algumas das fontes da flexibilidade das percepções são a capacidade de serem influenciadas pelas crenças, objetivos e contexto externo. Além disso, percepções de um mesmo objeto podem ser radicalmente alteradas conforme o necessário.

Para o modelo que iremos propor, baseado na definição 1, o conceito de percepção pode ser simplesmente definido como as entradas da função de percepção  $\gamma$  de um agente. Vale destacar a diferença entre percepção e contexto, pois o contexto é constituído pelas percepções que fazem parte do domínio da função  $\gamma$ . Vale destacar a diferença entre percepção e contexto, pois o contexto é constituído pelas percepções que fazem parte do domínio da função  $\gamma$ , ou seja, uma percepção é toda informação produzida pelo ambiente que o agente recebe, e contexto é o subconjunto das percepções que o agente possui planos para tratar.

Em ambientes dinâmicos, há possivelmente centenas de percepções por segundo (HAYES-ROTH, B. *et al.*, 1992). Mas percepções não necessariamente precisam incluir representações corretas da realidade e podem variar de agente para agente (JANSSEN, 2005). Um agente com percepção incompleta pode ter problemas de percepções por conta de limitações de sua capacidade de perceber determinados objetos ou obstrução física dos sensores, por exemplo (CHRISMAN *et al.*, 1991).

### 2.3.1 Refinamento

Como o volume de percepções de um agente pode ser muito grande, e as percepções tomam determinado tempo para serem processadas, é interessante reduzirmos o volume de percepções que chegam ao ciclo de raciocínio do agente. Em nosso modelo, esse processo será chamado de refinamento, e ocorre entre o momento que as percepções são recebidas pelos sensores e a entrada de dados no modelo proposto por nós. Portanto, iremos definir refinamento da seguinte maneira:

**Definição 3.** Refinamento de percepções é uma função  $\theta$  tal que, dado o conjunto de entradas de percepções  $p$ , reduz tais percepções para um subconjunto próprio  $\rho$ .

Existem diversas maneiras de realizar refinamento. Uma das mais clássicas é o uso de filtros de percepções, que limitam que percepções serão processados pelo agente baseado em diversos critérios, como posição, distância e a velocidade do objeto percebido (CHRISTOPHE *et al.*, s.d.). Outra maneira de restringir as percepções é a percepção ativa. Aloimonos *et al.* (ALOIMONOS *et al.*, 1988) define um observador como ativo se ele ativamente pode executar uma ação que altere as configurações geométricas de seus sensores, com objetivo de melhorar a qualidade de sua observação. Bajcsy *et al.* (BAJCSY *et al.*, 2018) descreve um *framework* completo para implementar a percepção ativa através da tupla por quê, o que, quando, onde e como perceber. Desta maneira, o agente pode perceber apenas quando é necessário (por quê), escolhendo o que perceber (o que) e otimizar fisicamente a percepção (quando, onde e como).

### 2.3.2 Anomalias

Anomalias são o foco principal deste trabalho. Usaremos a seguinte definição:

**Definição 4.** Uma percepção  $p$  de um agente  $Ag$ , é uma anomalia caso  $p \notin c$  de  $Ag$ .

Ou seja, toda percepção para a qual o agente não tenha uma resposta mapeada em sua função de percepção, é uma anomalia. O conjunto de anomalias pode ser definido também como o conjunto de percepções possíveis que não fazem parte do contexto de um dado agente.

Anomalias podem ser divididas em dois tipos: alucinações e ilusões. Nas seções seguintes, será descrito o que ilusões e alucinações são para os estudos clássicos do problema da percepção (RUSSELL, B., 1912) (PRICE, 1933), e também apresentaremos nossa definição computacional que será utilizada mais tarde. A base desse estudo foi o artigo “The Problem of Perception”, de Crane *et al.* (CRANE; FRENCH, 2017)

#### 2.3.2.1 Ilusão

Uma ilusão, na definição clássica onde o objeto de estudo são os seres humanos, é qualquer situação perceptiva na qual um objeto físico é realmente percebido, mas ele aparenta ser outra coisa que ele não é (SMITH, 2002). Para deixar mais claro o que é uma ilusão, vamos utilizar um exemplo.

**Exemplo 2.3.1.** Suponha um robô que possui a tarefa de empacotar diferentes itens do depósito de uma loja. Os itens passam por uma esteira, e o agente usa dois sensores para perceber o que os itens são. O primeiro sensor é uma câmera ligada

ao topo do corpo do robô, usado para definir a forma do item. O segundo sensor é um detector de textura na lateral das esteiras. Assim, as informações advindas dos sensores formam predicados da forma `forma(textura)`, que descreve um item. Os itens podem ter a forma de um círculo, um quadrado ou um triângulos, e a textura lisa ou listrada. O agente possui duas cores de papéis para empacotar, vermelho e azul. O papel vermelho é usado para quadrados (de ambas as texturas) e círculos lisos. O papel azul é usado para círculos listrados e triângulos lisos. A loja não vende triângulos listrados, então não há nenhum item desse tipo no depósito. Podemos descrever esse comportamento com as seguintes regras:

```
papel(vermelho) :- quadrado(_) OR circulo(liso)

papel(azul) :- circulo(listrado) OR triangulo(liso)
```

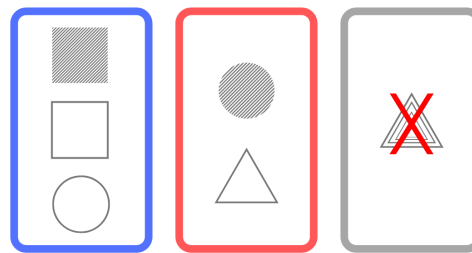


Figura 1 – Funcionamento do agente empacotador.

**Exemplo 2.3.2.** Agora vamos estender o exemplo 2.3.1 supondo que o sensor tátil não está funcionando corretamente, e ele irá sentir objetos lisos como se fossem ondulados. Para nosso exemplo, vamos considerar que o primeiro item será um triângulo liso. Nenhum erro ocorre quando a câmera percebe o triângulo, mas o sensor tátil indica que ele é ondulado. Nesse caso, teremos uma ilusão, pois triângulo é um objeto válido, mas ele foi percebido com uma propriedade inválida, que não existe no contexto do agente. Não há planos para quando o agente detecta esse tipo de erro, então ele pode executar um plano padrão para casos de erro, ou simplesmente não fazer nada.

Esse tipo de anomalia demonstrado no exemplo 2.3.2 será chamado de ilusão classe 1, onde o corpo do predicado, ou o objeto da percepção, é válido, mas possui um argumento ou uma característica inválida.

**Definição 5.** Uma ilusão classe 1 é uma percepção do tipo `objeto(caracteristica)` ou equivalente, onde `objeto` é um elemento do contexto do agente e `característica` não é.

**Exemplo 2.3.3.** Se considerarmos que as percepções do agente possuem formas erradas por conta de um defeito na câmera ou o software de reconhecimento de padrões que atua sobre ela, um objeto como um círculo liso pode ser reconhecido como um estrela listrada. Estrela não é um objeto válido, mas listrado é.

Isso será chamado de ilusão classe 2, definido de maneira similar a ilusão classe 1.

**Definição 6.** Uma ilusão classe 2 é uma percepção do tipo `objeto(caracteristica)` ou equivalente, onde `objeto` não é um elemento do contexto do agente e `característica` é.

Portanto, podemos simplesmente definir ilusão da seguinte forma:

**Definição 7.** Uma ilusão é uma percepção do tipo `objeto(caracteristica)` ou equivalente, que se caracteriza como uma ilusão classe 1 ou uma ilusão classe 2.

#### 2.3.2.2 Alucinação

**Exemplo 2.3.4.** Retornando ao exemplo 2.3.2 do agente responsável por empacotar os itens, mas que agora apresenta também o comportamento defeituoso do exemplo 2.3.3. Uma percepção formalmente correta, do tipo `objeto(caracteristica)`, por conta dos erros que os sensores possuem podem resultar na percepção `estrela(ondulada)`. Essa percepção poderia ser processada pelo agente, entretanto ela não faz parte de seu contexto, e cairia também em algum plano padrão para casos de erro ou simplesmente não executar nada.

Assim, uma alucinação é um tipo específico de ilusão classe 1 e classe 2, podendo acarretar os mais diversos tipos de erros dentro do raciocínio do agente, ou gerando problemas caso seja ignorada. Portanto, uma alucinação pode ser definida da seguinte maneira:

**Definição 8.** Uma alucinação é uma percepção do tipo `objeto(caracteristica)` ou equivalente, onde nem `objeto` nem `característica` são elementos do contexto do agente.

### 2.4 PLANEJAMENTO AUTOMATIZADO

Planejamento automatizado é um dos problemas fundamentais da inteligência artificial. As motivações para usar o planejamento automatizado são a capacidade de utilizar recursos de planejamento acessíveis e eficientes e reproduzir uma parte do processo cognitivo humano com um componente totalmente integrado de comportamento deliberativo (GHALLAB *et al.*, 2004). A maneira clássica de realizar planejamento automatizado era considerar esse um problema de dedução lógica, onde era dado um

estado inicial, ações que aferam esse estado e um conjunto de estados de objetivo, e era necessário encontrar a sequência de ações que faziam com que o ambiente saísse de um estado inicial para um estado de objetivo (MADANI *et al.*, 2003).

Uma forma alternativa de tratar o problema de planejamento automatizado é utilizando planejamento probabilístico. Essa abordagem pode ser necessária por conta do fato de que o agente provavelmente não tem conhecimento completo do mundo ao seu redor. Kushmerick *et. al.* apresenta um modelo utilizando esse conceito (KUSHMERICK *et al.*, 1995). Outra saída para o problema do planejamento automatizado, utilizada por outros autores (e. g. (CASSANDRA, 1998), (BOUTILIER *et al.*, 2011), (LITTMAN, 2009)), são os processos de decisão de Markov. O modelo que iremos apresentar não exige uma implementação específica de planejamento automático, ficando a cargo da implementação tomar a decisão de que caminho seguir.

Na definição 9, apresentamos a definição abstrata de planejamento automático, descrita como um modelo conceitual simples que contém os elementos principais do problema, tendo sido originalmente apresentada por Ghallab *et. al.* (GHALLAB *et al.*, 2004).

**Definição 9.** Um modelo conceitual de planejamento automatizado é descrito como a interação entre os seguintes três componentes:

- Um sistema de transição de estados  $\Sigma$ , especificado por uma função de transição de estados  $\gamma$ , de acordo com os eventos e ações que ele recebe.
- Um *controlador*, que dado uma entrada de estados  $s$  do sistema, fornece como saída uma ação de acordo com algum plano.
- Um *planejador*, que dado uma entrada de uma descrição de sistema  $Z$ , uma situação inicial e alguns objetivos, sintetiza um plano para o controlador a fim de alcançar o objetivo.

Um sistema de transição de estados  $\Sigma$  é uma quádrupla  $\Sigma = \langle S, A, E, \Gamma \rangle$ , onde:

- $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  é um conjunto finito ou recursivamente enumerável de estados;
- $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  é um conjunto finito ou recursivamente enumerável de ações;
- $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$  é um conjunto finito ou recursivamente enumerável de eventos;
- $\Gamma : S \times A \times E \rightarrow 2^S$  é uma função de transição de estados.

## 2.5 RESUMO

Existem diversas definições de agente, mas vamos nos ater à noção de que um agente inteligente é uma entidade, inserida em um ambiente, que possui autonomia para tomar suas decisões. Essa entidade possui um conjunto de conhecimentos a respeito do ambiente, e pode atualizar esses conhecimentos através das percepções. O funcionamento básico de um agente se dá através da entrada de percepções novas e o processamento delas para atualizar a base de conhecimentos e escolher quais ações tomar. Como as vezes o agente pode receber muitas percepções de uma vez, é interessante criar medidas para reduzir esse volume de acordo com certos parâmetros – chamamos isso de refinamento.

Por fim, as percepções que um agente recebe podem ser anomalias, i. e., inválidas ou corrompidas. Separamos essas anomalias entre ilusões e alucinações, de acordo com suas características semânticas. Nesse trabalho, será proposto um modelo que recebe as percepções, refina, trata de possíveis anomalias e cria novos planos para lidar com essas percepções inicialmente inválidas através de um processo chamado de planejamento automatizado.

### 3 TRABALHOS RELACIONADOS

Existem diversas abordagens para otimizar as percepções recebidas por um agente, isto é, garantir que todas as informações coletadas pelos sensores sejam utilizadas da melhor maneira possível pelo agente. Diversos artigos sobre o assunto, com diferentes abordagens, são publicados todos os anos, e por conta disso foi necessário utilizar um método para escolher quais serviriam de referência para o modelo proposto por nós. Para definir os trabalhos relacionados apresentados nessa seção, foram utilizados diversos termos de busca, uma vez que os termos ilusão e alucinação podem não necessariamente se aplicam às percepções da mesma maneira definida no trabalho atual. Nos mecanismos de busca Google Scholar e Scopus foram realizadas buscas que associam agentes inteligentes ou à percepções inválidas, anomalias ou ilusões e alucinações, além de termos auxiliares como aprendizado e otimização. A partir dos artigos encontrados, foram verificadas as introduções para averiguar se o conteúdo do artigo realmente estava relacionado ao trabalho de revisão de percepções. Então os mais próximos foram examinados com mais detalhes e por fim os quatro mais adequados foram selecionados para um estudo mais profundo.

Os artigos apresentados nas seções 3.1 e 3.2 implementam modelos para tratar de percepções em ambientes onde é possível receber percepções que não são totalmente confiáveis, semelhante ao conceito de anomalia definido no capítulo anterior. Os artigos das seções 3.3 e 3.4 são trabalhos relacionados a outros campos de estudo de percepção, mas que precisam resolver problemas relacionados a percepções imperfeitas. A maneira como esses artigos se conectam ao modelo proposto no trabalho atual está descrita em mais detalhes nas seções seguintes.

#### 3.1 SCALABLE PERCEPTION FOR BDI-AGENTS EMBODIED IN VIRTUAL ENVIRONMENTS (OIJEN; DIGNUM, 2011)

Ambientes virtuais como jogos, simulações e treinamentos exigem cada vez mais complexidade dos agentes com os quais os participantes interagem. A arquitetura BDI provê a complexidade necessária para que os agentes virtuais desempenhem as tarefas avançadas necessárias. Porém, agentes BDI tradicionais possuem uma interface direta com o ambiente, enquanto os agentes dos jogos normalmente possuem um conjunto de sensores limitados para realizar suas percepções. O problema é que agentes BDI não possuem um mecanismo padrão para controlar seus sensores, decidindo quais percepções receber. Dessa maneira, o agente pode facilmente ficar sobrecarregado de informação. Para resolver esse problema, os autores desse trabalho criaram um *framework* que fornece habilidades sensoriais e atenção perceptiva para agentes BDI incorporados em um ambiente virtual, funcionando como um *middleware* que atua entre o modelo cognitivo do agente e o ambiente.

Nesse *framework* (representado na figura 2) toda informação do ambiente é representada pelo modelo de informação chamado *Environment Object Model* (Modelo de Objeto de Ambiente) ou EOM. Objetos são definidos por classes e características, e existe uma hierarquia de objetos para agregar semântica. O *middleware* é dividido entre a interface física e a interface cognitiva. A função da interface física é interagir com o ambiente para formar signos. Para tal, o processador sensorial primeiro recebe uma lista de possíveis percepções, que respeita filtros pré determinados implementados nos sensores. Após isso, esse processador determina se o agente está interessado nas informações recebidas, através do *Interest Subscription Manager* (gerenciador de inscrição de interesse). Esses signos são passados para o agente na forma de percepções, que alteram os objetivos do agente. Os novos objetivos, por sua vez, são repassados para o sistema de atenção, que atualiza os interesses do agente no gerenciador de inscrição de interesse. A comunicação entre a interface física e a interface cognitiva é realizada através de mensagens, e há interfaces para que o *middleware* possa se comunicar com o ambiente e com o agente, de maneira a mantê-lo independente de domínio.

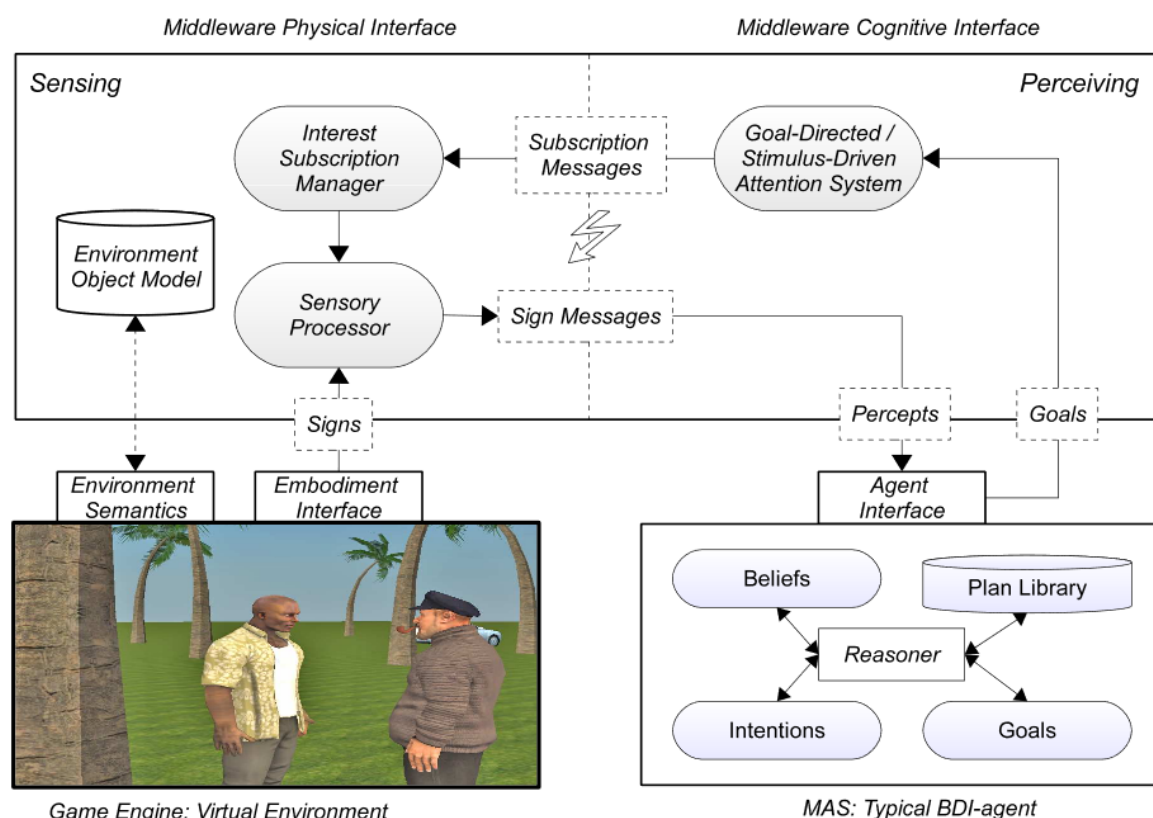


Figura 2 – *Framework* de percepção (OIJEN; DIGNUM, 2011).

Para avaliar o modelo proposto, foram realizados dois experimentos. O primeiro consistiu no uso de sensores físicos em um teste de estresse, tanto em um sistema que utilizava o framework quando em um que não o utilizava. As percepções recebidas



pelos agentes continham cinco atributos cada, sendo que a quantidade de entidades percebidas aumentava gradativamente. Cinco baterias de testes foram conduzidas para cada agente. O segundo experimento consistiu na implementação de um SMA de agentes BDI baseado em Java e utilizando uma engine Prolog para realizar o raciocínio, e os mesmos testes do primeiro experimento foram realizados.

Esse modelo, que é capaz de decidir que tipo de percepções o agente deseja perceber de acordo com seus interesses, se assemelha ao modelo proposto de revisão de percepções pois ele muda dinamicamente ao longo do tempo, conforme as percepções são processadas. Além disso, ele possui um elemento de percepção ativa, pois o conjunto de percepções recebidas de maneira direta e massiva do ambiente é filtrado pelo processador de sensores.

### 3.2 PMK — A KNOWLEDGE PROCESSING FRAMEWORK FOR AUTONOMOUS ROBOTICS PERCEPTION AND MANIPULATION (DIAB *et al.*, 2019)

As tarefas executadas por robôs vêm se tornando cada vez mais complexas. Para realizar essas tarefas, os robôs precisam passar por uma etapa de planejamento, na qual decidem quais ações tomar baseados no estado atual do ambiente ao seu redor. Alguns dos mecanismos clássicos de planejamento utilizam a Linguagem de Definição de Domínio de Planejamento (Planning Domain Definition Language ou PDDL) para descrever o ambiente no qual o agente está inserido. O problema é que essa abordagem assume um mundo fechado, i.e., que todos os fatos sobre o mundo são conhecidos, caso contrário o planejador pode falhar. Com essa limitação, um robô não é capaz de começar uma tarefa a não ser que todos os objetos do ambiente tenham sido reconhecidos e as ações que ele deve executar tenham sido definidas. Em outras palavras, a existência de alucinações e ilusões limita o funcionamento de tais sistemas.

Para resolver esse problema em situações onde o robô precisa realizar tarefas complexas de manipulação, foram criadas abordagens de planejamento baseadas no conhecimento, que utilizam reconhecimento semântico do cenário, conhecimento a respeito do comportamento físico de objetos e raciocínio sobre as possíveis ações de manipulação.

O trabalho de Diab *et al.* propõem um *framework* de representação de conhecimento baseado em ontologias (uma especificação formal de conhecimento) chamado PMK (Perception and Manipulation Knowledge), apresentado na figura 3. Esse modelo é genérico, para que possa ser utilizado em diversos domínios, e incorporado com outras ontologias. O PMK permite associar dados de percepção de baixo nível (proveniente dos sensores, na camada física do sistema) com conhecimento de alto nível (camada de raciocínio do agente). Uma das principais contribuições do artigo é criar um *framework* que funcione como uma caixa preta para um planejador qualquer:

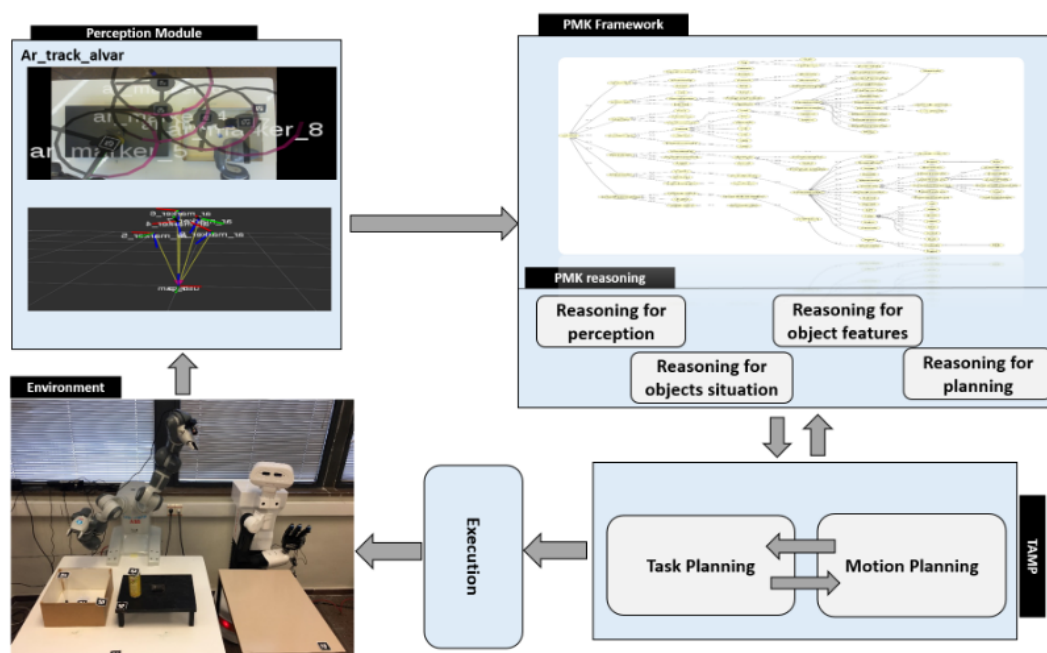


Figura 3 – *Framework PMK* (DIAB *et al.*, 2019).

o PMK é capaz raciocinar sobre os recursos do robô, suas restrições de ação, a viabilidade de ação e os comportamentos de manipulação. Para isso, o modelo utiliza análise situacional, avaliando a situação a situação dos objetos no ambiente com base em posicionamento espacial, acessibilidade do robô aos objetos, potencial área na qual o objeto será colocando entre outros.

A abordagem que é proposta pelo PMK é inversa ao que é proposto pelo modelo proposto em nosso trabalho, pois tenta mapear todas as percepções possíveis em baixo nível a priori. Dessa forma, mesmo que o agente não tenha sido projetado para tratar determinadas percepções, ele é capaz de entender o significado semântico delas através do *framework*. Em outras palavras, a ideia do PMK é criar um mapa extenso para que nenhuma percepção recebida pelo agente seja uma anomalia.

### 3.3 COMBINING PERCEPTION AND KNOWLEDGE PROCESSING FOR EVERYDAY MANIPULATION (PANGERCIC *et al.*, 2010)

Robôs autônomos implementados para realizar tarefas de manipulação de objetos do dia a dia precisam tomar diversas decisões que requerem a combinação de percepção e processamento de conhecimento. Este artigo de Panger *et al.* apresenta um sistema de programação lógica chamado K-CoPMan (Knowledge enabled Cognitive Perception for Manipulation, ou Percepção Cognitiva Ativada pelo Conhecimento para Manipulação). Esse modelo é capaz de testar e satisfazer pré-condições de conhecimento para manipulações do dia a dia. Para isso, ele fornece ao agente o conhecimento simbólico abstrato sobre as cenas percebidas, usa conhecimento simbó-

lico abstrato para realizar tarefas de percepção e responde a novos tipos de consultas que exigem a combinação de percepção e processamento de conhecimento.

Um dos principais mecanismos do K-CoPMan é o componente de percepção passiva. Para se tornar consciente do ambiente, o agente que utiliza tal sistema pode escanear a cena em busca de áreas de interesse, como mesas ou cadeiras, utilizar os sensores para detectar objetos. Cada objeto recebe um identificador único, para então ser guardado na base de conhecimentos, juntamente com o contexto do momento em que a percepção foi realizada. O identificador é utilizado para que mais tarde seja possível examinar mais a fundo objeto, e possivelmente classificá-lo ou categorizá-lo. Portanto, o K-CoPMan permite que agentes inteligentes estejam conscientes do ambiente ao seu redor fazendo uma varredura completa do ambiente, uma vez que utiliza tanto percepção ativa quanto passiva, e guardando as anomalias detectadas para que possam ser tratadas mais tarde por um módulo próprio (o servidor de percepção).

A abordagem desse trabalho para evitar os efeitos de percepções inválidas é similar ao PMK, mas ao invés de utilizar uma base de conhecimentos prévia para evitar que alguma percepção não possa ser tratada pelo agente, o próprio sistema cria sua base através da varredura do ambiente pela percepção passiva.

### 3.4 UNDERSTANDING HUMAN INTENTION BY CONNECTING PERCEPTION AND ACTION LEARNING IN ARTIFICIAL AGENTS (KIM *et al.*, 2017)

Para desenvolver agentes capazes de realizar comportamentos complexos similares aos de seres humanos, é primeiro preciso entender como os seres humanos aprendem a perceber, pensar e agir em um mundo dinâmico. Diversos campos da inteligência artificial buscam replicar esses comportamentos, além de outros como a emoção e a cooperação. Essas habilidades parecem ser intrínsecas aos seres humanos, e tornam nossas relações mútuas únicas. Em particular, a capacidade de entender a intenção dos outros tem sido considerada a base da comunicação entre humanos. Nesse artigo, Kim, Yu e Lee propõem um modelo, chamado OA-SMTRNN, para entender a intenção do usuário e responder ativamente da maneira mais adequada, através do uso de redes neurais.. Para implementar o reconhecimento de intenção, são focados dois processos cognitivos, a percepção da disponibilidade de objetos e a previsão da ação humana.

Nos experimentos realizados pelos autores, diversos objetos precisaram ser percebidos pelo agente. Entretanto, alguns objetos poderiam estar sobrepostos, conforme demonstra a imagem 4. Nesses casos, as percepções recebidas pelo agente poderiam estar incorretas. Para resolver este problema, o módulo responsável pelas ações foi implementado com a capacidade de relacionar a ação e os objetos. No artigo, é exemplificada a relação entre “encher um copo d’água” e “fazer um café mocha”. Ou seja, o modelo, que foi previamente treinado, se mostrou capaz de associar a intenções

como “beber leite” a determinadas ações (segurar um objeto, leva algo para a boca) para inferir que determinada anomalia (uma caixa de leite sobreposta por uma caneca) era uma caixa de leite.



Figura 4 – Exemplo de sobreposição (KIM *et al.*, 2017).

Enquanto no modelo de revisão de percepções apresentado buscamos resolver o problema de percepção de anomalias através de uma abordagem simbólica, que classifica, trata e aprende com ilusões e alucinações, o modelo OA-SMTRNN utiliza uma abordagem conexionista, com o uso de redes neurais, para conseguir extrair semântica de percepções que seriam inicialmente inválidas para o agente. Além disso, na conclusão do trabalho é mencionado que “implementar aprendizagem de percepção-ação conectada pode desempenhar um papel importante no desenvolvimento de agentes artificiais que podem inferir a intenção humana e interagir melhor”. No trabalho atual, essa integração é realizada uma vez que as anomalias percebidas são utilizadas pelos módulos de planejamento automatizado para criar novos planos.

### 3.5 DISCUSSÃO

Os quatro trabalhos que foram selecionados possuem diversas similaridades e diferenças. Para visualizar isso melhor, eles foram separados de acordo com as seguintes categorias, para então comporem a tabela 1.

1. Apresenta ou não um framework genérico que pode ser aplicado em qualquer agente, independente de arquitetura e particularidades;

2. A abordagem que o trabalho utiliza para tratar percepções inválidas: limitando as percepções, de maneira que o agente realize a percepção apenas sobre as entidades que ele está pronto para tratar; ou definindo o ambiente, através de alguma forma de representação de conhecimento que descreve o mundo do agente para que ele possa tratar todas as percepções recebidas; tratam as anomalias recebidas através de algum sistema que processa as percepções inválidas recebidas;
3. Tipos de experimentos realizados, se foram feitas simulações de software ou se foi construído um agente físico para testar o modelo;
4. Tipos de percepções que o agente recebia: completas, no caso de ambientes simulados, ou físicas, no caso de agentes físicos;
5. Forma de avaliação que foi utilizada para mensurar a eficácia do método proposto;
6. Paradigma do agente (simbólico ou conexionista);
7. Se o modelo apresenta ou não alguma ferramenta de aprendizado que utiliza ilusões e alucinações para gerar novos planos ou conhecimentos.

Através dessa classificação, é possível destacar em quais pontos nosso modelo se assemelha e diverge dos trabalhos relacionados que foram relacionados. A principal diferença é que o modelo proposto por nós está na presença de uma ferramenta de aprendizado em um processo de otimização de percepções simbólico. Isso se reflete principalmente na forma de avaliação (tempo de processamento, como no trabalho 3.1, e também pela taxa de aprendizado do modelo) e no tipo de percepção utilizada nos experimentos (completas, pois o agente recebe a informação diretamente da simulação, mas sem semântica atrelada e sem contexto de aplicação). Além disso, três dos quatro trabalhos selecionados possuem um ambiente físico no mundo real: os trabalhos 3.2 e 3.3 na forma de implementação física e o trabalho 3.4 na forma de percepção de imagens que foram tiradas de um ambiente real. Isso é um indicativo de que trabalhos futuros devem implementar nosso modelo fisicamente, em robôs, por exemplo.

<b>Trabalho</b>	<b>Framework Genérico</b>	<b>Abordagem</b>	<b>Experimentos</b>	<b>Tipos de Percepções</b>	<b>Forma de Avaliação</b>	<b>Paradigma</b>	<b>Ferramenta de Aprendizado</b>
OIJEN; DIGNUM, 2011	Sim (BDI)	Limitar percepções	Simulação de SMA com ambiente gráfico	Completas (semântica no ambiente)	Tempo de processamento	Simbólico	Não
DIAB et al., 2019	Sim	Definir o ambiente	Implementação física	Física (câmeras)	Corretude da tarefa executada	Simbólico	Não
Pangercic et. al., 2010	Não	Definir o ambiente	Implementação física	Física (câmeras)	Corretude da tarefa executada	Simbólico	Não
KIM; YU; LEE, 2017	Não	Tratar anomalias	Implementação de modelo computacional	Dataset de imagens	Corretude da predição	Conexionista	Sim
Trabalho atual	Sim	Tratar anomalias	Simulação de agente único	Completas (aleatórias e independentes de contexto)	Tempo de processamento e capacidade de aprendizado	Simbólico	Sim

Quadro 1 – Trabalhos relacionados categorizados.

## 4 MODELO DE REVISÃO DE PERCEPÇÕES

Neste capítulo, será apresentado o modelo proposto nesse trabalho. De maneira geral, ele pode ser separado em três etapas, como mostra a figura 5. Primeiro, o agente recebe um conjunto de percepções  $p$  através de seus sensores. Depois disso, essas percepções passam através de uma função de refinamento, onde as percepções  $p$  são refinadas em um subconjunto próprio  $\rho$  de percepções refinadas. O conjunto  $\rho$  é então usado como entrada para o módulo de alucinação e ilusão, onde cada percepção refinada passa por um processo de detecção de anomalia. As percepções de  $\rho$  que forem consideradas válidas, irão constituir o subconjunto próprio  $\rho$  de percepções válidas, enquanto as anomalias formarão o subconjunto próprio  $\sigma$  de anomalias. As percepções válidas são enviadas direto para o ciclo de raciocínio do agente, enquanto as anomalias são enviadas para uma lista ordenada, onde aguardarão para passarem por um processo de planejamento automatizado.

Para ajudar a compreender o funcionamento desse modelo integrado ao raciocínio de um agente, nós usaremos uma versão estendida do exemplo 2.3.1, com algumas adições para podermos demonstrar passo a passo como funciona o modelo.

**Exemplo 4.0.1.** Partindo do exemplo 2.3.1, vamos supor que agora a loja vende estrelas lisas e listradas, mas elas não devem ser empacotadas. Além disso, o mesmo robô responsável por empacotar os itens que passavam por uma esteira é responsável por empacotar itens de três diferentes esteiras. As percepções são as mesmas que antes, mas agora ele é capaz de perceber os itens nas três esteiras, através de novos sensores táteis e de uma câmera que capta uma imagem aberta o suficiente para isso. As percepções continuam sendo do tipo `forma(textura)`.

O exemplo 4.0.1 será estendido em casos específicos nas seções seguintes.

### 4.1 MÓDULO DE REFINAMENTO

O módulo de refinamento funciona como um primeiro filtro para que percepções indesejadas pelo agente não cheguem até seu ciclo de raciocínio. O processo de refinamento é descrito pela definição 3.

Caso não seja de interesse de uma determina arquitetura ou especificação de arquitetura refinar suas percepções o módulo de percepção pode simplesmente ter uma função identidade  $f(x) = x$ , com as percepções passando por dentro sem nenhum processo, possuindo assim  $\rho = p$ .

**Exemplo 4.1.1.** Continuando o exemplo 4.0.1, as estrelas não fazem parte da área de atuação desse robô, e portanto para otimizarmos o processo de empacotamento é possível utilizar o módulo de percepções para refinar a informação recebida pelos sensores para enviar menos informações desnecessárias para a cognição do agente. Nesse

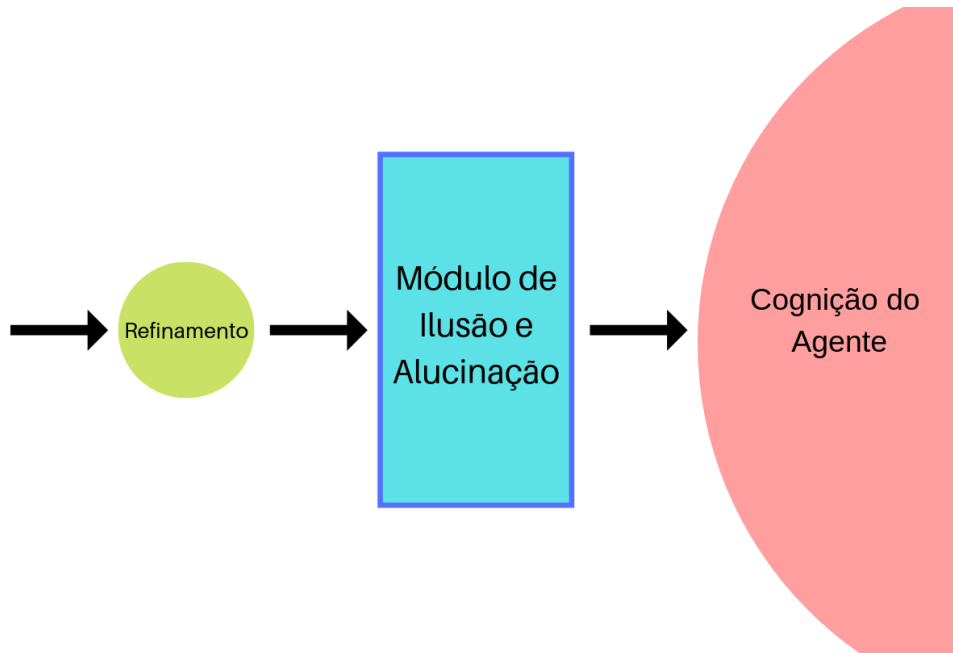


Figura 5 – Modelo de revisão de percepções.

exemplo, o robô pode ser implementado com uma função  $\theta$  que realiza percepção ativa, removendo assim as percepções que não fazem sentido dentro do contexto em que ele está inserido. O conjunto de percepções  $p$  passa pelo processo de percepção ativa e devolve  $\rho$ , que tem nesse caso específico, sendo  $s$  o conjunto de percepções possíveis envolvendo estrelas, um comportamento tal que o conjunto  $p$  sob a operação  $\theta$  retorna  $\rho = p \cap \bar{s}$ , ou seja, o agente possui um filtro que remove as percepções que envolvem estrelas. Por exemplo, vamos supor que o agente recebe o conjunto  $p_i$  de percepções, composto por  $\{circle(stripped), triangle(smooth), star(yellow)\}$ . A operação  $\theta$  vai remover de  $p_i$  os elementos contidos no conjunto  $s$  de possíveis percepções envolvendo estrelas, conforme foi descrito anteriormente. Portanto, a saída do bloco de percepções será  $\rho = \{circle(stripped), triangle(smooth)\}$ .

#### 4.2 MÓDULO DE ILUSÃO E ALUCINAÇÃO

A figura 6 apresenta um diagrama do funcionamento do módulo de alucinação e ilusão. Sua função é receber todas as percepções que passaram pelo processo de refinamento, e detectar quais delas são anomalias. Para isso, primeiro a entrada  $\rho$  (o conjunto de percepções filtradas) é dirigida para o decisor 1. O primeiro decisor responde a pergunta: “A percepção recebida está no contexto do agente?”. Caso a resposta for sim, consideramos a percepção como válida, e ela é enviada para a cognição do agente. Caso a resposta seja não, consideramos  $\rho(x)$  uma anomalia, e enviamos ela para o segundo decisor, que responde a pergunta: “O corpo ou o argumento do predicado  $\rho(x)$  se encontra em alguma parte do código?”. Caso a resposta seja não, concluímos que a anomalia é uma alucinação. Caso contrário, ela é considerada uma



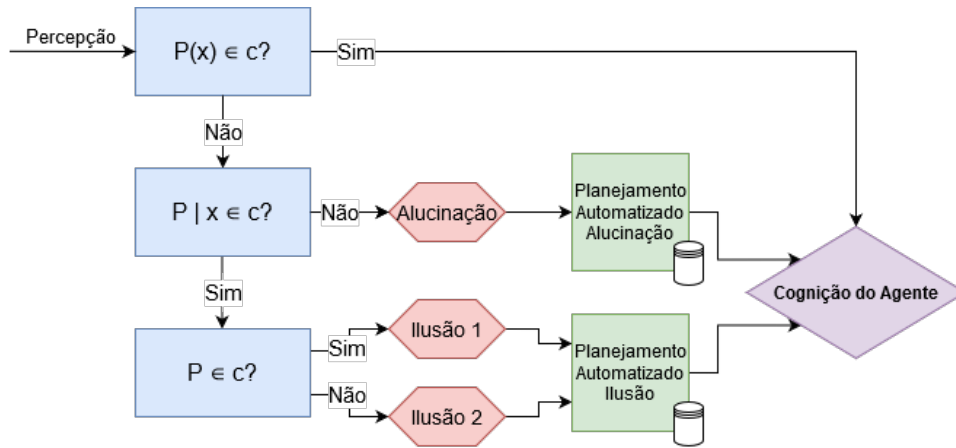


Figura 6 – Módulo de alucinação e ilusão.

ilusão e é enviada para o terceiro decisor. O terceiro decisor responde a pergunta: “O corpo do predicado  $\rho(x)$  está no código?”. Caso a resposta for sim, a ilusão é considerada uma ilusão classe 1, caso contrário, é considerado uma ilusão classe 2. Toda essa cadeia de decisores é representada pelo algoritmo abaixo:

---

**Algorithm 1** Funcionamento dos decisores do módulo de ilusão e alucinação
 

---

**input** : agent context  $c$ , perception  $\rho(x)$

```

1 if  $\rho(x)$  is in  $c$  then
2   |  $\rho(x)$  is a valid perception
3 else if neither  $\rho$  nor  $x$  is in  $c$  then
4   |  $\rho(x)$  is a hallucination
5 else if  $\rho$  is in  $c$  then
6   |  $\rho(x)$  is an illusion class 1
7 else
8   |  $\rho(x)$  is an illusion class 2
9 end
  
```

---

**Exemplo 4.2.1.** Para entender como as percepções são tratadas pelos decisores, vamos supor algumas entradas possíveis para o agente de nossos exemplos. Vamos analisar dois casos, uma percepção válida e uma anomalia:

- `quadrado(riscado)` – Essa é uma percepção completamente válida dentro do contexto do agente, pois ele possui um plano específico para tratá-la, que é empacotar o objeto com o papel vermelho, portanto vai fazer parte do conjunto de percepções refinadas  $\rho$ . Após sair do módulo de refinamento percepções, a percepção vai passar como entrada para o decisor 1, que detecta que existe um plano específico para tratar da entrada, portanto a percepção é considerada válida e é diretamente enviada para a cognição do agente.
- `lua(serrilhada)` – Lua não é um item que deveria ser percebido pelo agente, pois não faz parte dos itens que deveriam ser inseridos na estera. Todavia, a

função de refinamento de nosso agente simplesmente remove as percepções que envolvem estrelas, fazendo com que a percepção `lua(serrilhada)` chegue ao módulo de alucinação e ilusão. Dentro desse módulo, quando ela chega ao decisor 1, é classificada como anomalia, pois não faz parte do contexto do agente. Em seguida, a percepção é enviada para o decisor 2, que verifica que nem `lua` nem `serrilhada` fazem parte do contexto do agente, ou seja, é uma alucinação. Uma vez detectada a alucinação, a percepção segue para o bloco avaliador.

#### 4.2.1 Bloco Avaliador

Após uma anomalia ser classificada, ela é enviada para um bloco avaliador, que tratará de decidir qual anomalia pode ser considerada relevante para ser usada no planejamento automatizado e quais podem ser descartadas. De acordo com a implementação do módulo de refinamento, as percepções que são classificadas como anomalias podem ser utilizadas para otimizar o processo de refinamento.

Em nosso modelo, utilizamos três blocos avaliadores: um para alucinações, um para ilusões classe 1 e outro para ilusões classe 2. Eles são separados para permitir que a prioridade de tratamento de alucinações seja definida individualmente, de acordo com a necessidade do agente que implementa o modelo.

O objetivo bloco avaliador é decidir quando alucinações e ilusões que foram recebidos devem ser processados. O objetivo é otimizar a velocidade do planejamento automatizado, realizando esse processo apenas há tempo de processamento ocioso e o contexto permite. Para isso, vamos utilizar uma implementação escalonador que utiliza uma lista ponderada. O princípio do funcionamento da fila ponderada é o mesmo de uma fila comum, First in First Out (FIFO). Quando um elemento é inserido pela primeira vez na fila, ele recebe o peso 1. Quando uma cópia do mesmo elemento é inserida novamente, o elemento tem seu peso adicionado em 1, como mostra a figura 7. Além disso, sendo  $\rho$  o conjunto de percepções recebido pelo bloco de alucinação e ilusão,  $|\rho|$  o número de percepções do conjunto e  $\rho_a$  o número de anomalias.

O bloco avaliador seleciona quando uma percepção deve ser tratada através de uma função matemática, levando em conta o tempo médio de processamento de uma percepção válida e de uma anomalia. Além desse funcionamento básico, o bloco avaliador ainda contém um mecanismo para remover anomalias classificadas com irrelevantes para o sistema, através de uma função de limpeza. Caso essa função retorne verdadeiro, todos os elementos de peso 1 da sua respectiva lista são removidos. Essas duas funções estão descritas com mais detalhes na seção de formalismo.

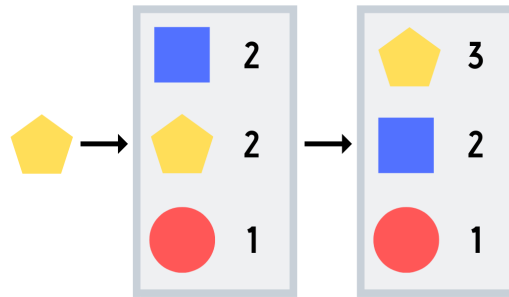


Figura 7 – Exemplo de fila ponderada.

#### 4.2.2 Bloco de Planejamento Automatizado

O bloco de planejamento automatizado é potencialmente a parte mais custosa computacionalmente, o que pode ser um gargalo do sistema, principalmente caso o agente funcione em tempo real e receba um volume muito elevado de percepções por segundo. Um planejamento automatizado implementado de maneira puramente simbólica tende a ser extremamente pesado, uma vez que pode considerar milhares de alternativas para o estado de mundo atual, tentando chegar mais perto de seu objetivo. Um processo de planejamento automatizado conexionista é uma alternativa, uma vez que estamos tratando de uma análise incompleta do mundo. Teorias mais rebuscadas como criatividade computacional (COLTON; WIGGINS *et al.*, 2012) podem ser adicionadas aqui, dando um resultado ainda mais preciso para a avaliação da qualidade da percepção, ao custo de mais gasto computacional.

Uma percepção chega ao bloco de planejamento automatizado uma vez que ela seja a primeira na fila ponderada e a função de processamento retorne verdadeiro em sua verificação. De um ciclo para outro, as percepções permanecem na fila, a não ser que sejam descartadas pelo mecanismo de limpeza. Nosso modelo não explicita qual é a ordem que os blocos avaliadores devem processar suas filas para mandar anomalias para o planejamento automatizado, ficando a cargo da implementação em questão tomar essa decisão.

**Exemplo 4.2.2.** Para mostrar o caminho que faz uma ilusão, vamos considerar que o agente recebe em duas esteiras a percepção `triangulo(listrado)`. Não existem triângulos listrados na loja, mas como  $\theta$  não filtra essa percepção, ela vai chegar ao decisor 1. Como não existe um plano específico para tratar essa percepção, ela é considerada uma anomalia, e é encaminhada ao decisor 2. Como existe um plano para tratar de triângulos lisos, a percepção é então classificada como uma ilusão, e vai para o terceiro decisor. Nele, como o plano trata triângulos, a percepção é considerada uma ilusão classe 1. Finalmente após a percepção ter sido classificada corretamente, ela é enviada para o bloco avaliador, e é inserida na fila ponderada com peso 1. Depois disso,

a percepção da segunda esteira, que é igual a que já foi tratada, chega ao bloco de alucinação e ilusão. Essa percepção vai fazer o mesmo caminho até o bloco avaliador e o peso da anomalia já presente na fila é aumentada para 2. Como duas percepções foram consideradas anomalias, vamos considerar que a função de processamento seja satisfeita, e o bloco avaliador passe essa anomalia para o bloco de planejamento automatizado.

Após uma percepção ser considerada relevante para ser enviada ao planejamento automatizado, ela deve gerar um novo plano para aquela percepção a ser adicionada ao conjunto de planos do agente, e essa percepção então deixará de ser uma anomalia. Ilusões e alucinações tem blocos de planejamento automatizado separados para permitir que duas implementações completamente diferentes sejam utilizadas de acordo com a função do agente e suas particularidades. Retomando o exemplo 4.2.1, no segundo caso, quando o planejamento automatizado de alucinações recebe a percepção `lua(serrilhada)`, um processo de planejamento automatizado deve ser executado. Para esse exemplo, consideremos um planejamento automatizado puramente simbólico, que analisa uma grande quantidade de estados futuros possíveis para o ambiente em que o robô está inserido e seleciona aquele que será mais eficiente para que o agente se aproxime de seu objetivo principal (terminar de empacotar os itens). Isso é extremamente custoso, mas como alucinações são muito raras para esse agente em questão, pois ele já elimina as percepções inválidas reconhecidas no projeto durante o refinamento. Portanto, é um custo que vale a pena pois vai gerar um plano eficiente, evitando novas alucinações. No exemplo, é possível que a lua seja um objeto novo que está sendo vendido, portanto, o agente precisa embalar esse item. Ao detectar uma semelhança entre a lua serrilhada e o círculo listrado, o planejamento automatizado pode determinar que esse novo objeto deve ser embalado com o papel azul, criando assim um novo plano da forma `papel(azul) :- lua(serrilhada)` é adicionado, e `lua(serrilhada)` deixa de ser uma alucinação.

No caso da percepção `triângulo(listrado)`, o agente poderia ter um bloco de planejamento automatizado baseado em uma rede baysiana, uma vez que ilusões podem ser muito mais comuns e o agente já tem uma breve noção do que deve ser feita com objetos do tipo. `triângulo(listrado)` pode ser um novo item a venda na loja, e como já foi verificado em duas esteiras diferentes, faz sentido que ele não seja uma mera falha de sensores. Assim, o planejamento automatizado pode inferir o plano `triângulo(listrado) -> empacotar`, permitindo que o agente tenha um aprendizado dinâmico resultado da adição de um novo plano em seu conjunto de planos. Assim como no caso da ilusão, uma vez que esse plano novo foi adicionado a percepção original deixa de ser uma anomalia, uma vez que faz parte do contexto em que o agente está trabalhando.

### 4.3 COGNIÇÃO DO AGENTE

A cognição do agente se refere a todos os fatores externos do modelo de revisão de percepções pertencentes ao agente, principalmente a arquitetura cognitiva utilizada para implementá-lo. Em um agente qualquer, sua cognição é alimentada principalmente pelas percepções (outras fontes de conhecimento, como comunicação, podem existir também). Em um agente que implemente nosso modelo, a cognição recebe tanto as percepções consideradas válidas pelo módulo de alucinação e ilusão quanto os novos planos criados a partir do planejamento automatizado.

### 4.4 FORMALIZAÇÃO

A formalização se dá através de um modelo de cascata, começando com uma única tupla que define de maneira geral o que é o modelo e se desdobra para conceitos mais específicos. O objetivo disso é criar camadas de abstração, sobre as quais podem ser criadas variações de acordo com a necessidade de implementações específicas ou da integração com arquiteturas cognitivas ou outros modelos.

O bloco básico do modelo proposto, chamado de *Modelo de Revisão de Percepções*, é composto por duas unidades: (i) um módulo para alucinação e ilusão  $M_{ih}$ ; (ii) uma função de refinamento  $\theta$ . O módulo de ilusão e alucinação é uma quádrupla, apresentada na definição 11. A função de refinamento é uma função abstrata, cuja entrada é obtida através dos sensores do agentes e a saída é a entrada do módulo de alucinação e ilusão, conforme já foi descrito anteriormente na seção 4.1.

**Definição 10.** Um modelo de revisão de percepções é uma dupla  $R = \langle M_{ih}, \theta \rangle$ , onde:

- $M_{ih}$  é o módulo de ilusão e alucinação; e
- $\theta$  é a função de refinamento  $\theta(p) = \rho$ , onde  $p$  é um conjunto de percepções e  $\rho$  é um subconjunto próprio de  $p$ .

Após ter passado pela função  $\theta$ , as percepções  $\rho$  irão passar pelo algoritmo 1, e serão encaminhadas de acordo com sua classificação. O bloco de ilusão e alucinação é descrito por uma quádrupla, com conjuntos de decisores, blocos e uma função de transição.

**Definição 11.** O bloco de ilusão e alucinação é uma quádrupla  $M_{ih} = \langle D, Ab, Ap, \Delta \rangle$ , onde:

- $D$  é o conjunto de decisores  $D = \{d_a, d_h, d_i\}$ , onde:
  - $d_a$  é o decisor de anomalias, definido pela função:

$$d_a = \begin{cases} 0 & \text{se } \rho(x) \text{ está em } c^{-1}; \\ 1 & \text{se } \rho(x) \text{ não está em } c. \end{cases}$$

- $d_h$  é o decisor de alucinação, definido pela função:

$$d_h = \begin{cases} 0 & \text{se nem } \rho \text{ nem } (x) \text{ está em } c; \\ 1 & \text{se } \rho \text{ ou } (x) \text{ está em } c. \end{cases}$$

- $d_i$  é o decisor de ilusão, definido pela função:

$$d_i = \begin{cases} 0 & \text{se } \rho \text{ está em } c; \\ 1 & \text{se } (x) \text{ está em } c. \end{cases}$$

- $Ab$  é o conjunto de blocos avaliadores  $Ab = \{Ab_h, Ab_{i1}, Ab_{i2}\}$ , onde  $Ab_h$  é o bloco de avaliação de alucinações,  $Ab_{i1}$  é o bloco de avaliação de ilusões classe 1 e  $Ab_{i2}$  é o bloco de avaliação de ilusões classe 2.
- $Ap$  é o conjunto de blocos de planejamento automatizado  $Ap = \{Ap_h, Ap_i\}$ , onde  $Ap_h$  é o bloco de planejamento automatizado de alucinações e  $Ap_i$  é o bloco de planejamento automatizado de ilusões.
- $\Delta$  é a função de transição definido pela tabela abaixo, onde *out* é um estado final, que leva a percepção para fora do modelo de revisão de percepções, ou seja, pode tanto significar o encaminhamento de uma percepção válida para a cognição do agente quanto o fim da execução de um ciclo de revisão.

Estado	0	1
$d_a$	<i>out</i>	$d_h$
$d_h$	$Ab_h$	$d_i$
$d_i$	$Ab_{i1}$	$Ab_{i2}$
$Ab_h$	<i>out</i>	$Ap_h$
$Ab_{i1}$	<i>out</i>	$Ap_i$
$Ab_{i2}$	<i>out</i>	$Ap_i$

Tabela 1 – Tabela de transição  $\Delta$  do módulo de ilusão e alucinação

O módulo de ilusão e alucinação é o corpo principal do modelo. Ele recebe uma entrada  $\rho$ , que é a saída da função de refinamento apresentada na definição 1, e processa cada um dos elementos  $\rho(x)$  desse conjunto, através de decisores e blocos de avaliação, percorrendo o modelo de acordo com as transições descritas pela função de transição  $\Delta$ . Os três decisores do conjunto  $D$  fazem a triagem para detectar se a percepção  $\rho(x)$  é uma anomalia, e que tipo de anomalia é. Após passar pelos três decisores, saberemos se essa percepção é válida, é uma alucinação, é uma ilusão tipo 1 ou uma ilusão tipo 2. Após ter passado pelos decisores, a percepção ou é levada para a cognição do agente, caso seja válida, ou fica armazenada nos blocos avaliadores, caso seja uma anomalia.

<sup>1</sup>  $c$  é o contexto do agente, de acordo com a definição 2.

**Definição 12.** Um bloco avaliador é uma tripla  $Ab_x = \langle L, Pf, Cf \rangle$ ,  $x \in \{h, i1, i2\}$ , onde:

- $L$  é uma lista ordenada pelo número de vezes que uma mesma anomalia é dada como entrada;
- $Pf$  é a função de processamento, definida abaixo:

$$Pf = \begin{cases} 1 & \text{se } T_m(A) \leq T_m(V) * (|A| - |A_{pr}|); \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Onde:

- $T_m$  é a função que retorna a média do tempo gasto para processar as percepções de um conjunto;
- $A$  é o conjunto de anomalias,  $A(x)$  é um elemento específico  $x$  e  $|A|$  o número de anomalias do conjunto;
- $A_{pr}$  é o conjunto de anomalias que já foram validades para serem processadas pela função de processamento neste ciclo de raciocínio ( $A_{pr}$  é instanciada vazia a cada ciclo de raciocínio), e  $|A_{pr}|$  o número de anomalias desse conjunto.
- $V$  é o conjunto de percepções válidas.
- $Cf$  é a função de limpeza conforme definida abaixo, sendo  $\alpha$  um coeficiente variável que precisa ser definido pela instância do modelo de revisão de percepções:

$$Cf = \begin{cases} 1 & \text{se } Ce = \text{Verdadeiro}; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

$$Ce = \sum_{i=1}^{|L|} P_n(L_i) > \alpha \sum_{j=1}^{|L|} P_1(L_j)$$

Onde:

- $L$  é a lista ordenada do bloco, sendo  $|L|$  o número de anomalias únicas e  $L_i$  a anomalia  $i$  da lista.
- $P$  é a função  $P(L_i) = |L_i|$ , sendo  $|L_i|$  o peso da anomalia especificada (número de entradas recebidas dessa mesma anomalia na lista). A função  $P$  é utilizada para especificar as seguintes funções:

$$(i) P_1(L_i) = \begin{cases} 1 & \text{se } P(L_i) = 1; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

$$(ii) P_n(L_i) = \begin{cases} P(L_i) & \text{se } P(L_i) > 1; \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

A terceira definição é a de bloco de avaliação ( $Ab$ ). Um  $Ab$  é um módulo do modelo que é responsável por armazenar as anomalias detectadas e decidir se elas serão processadas pelo agente ou não. É descrito por uma tripla, constituída por uma lista ordenada  $L$ , uma função de processamento  $Pf$  e uma função de limpeza  $Cf$ .  $L$  é uma lista organizada pela recorrência de elementos inseridos nela, onde cada elemento só aparece uma vez e contém um número de vezes que o mesmo elemento já foi inserido nela, chamado de peso. Nesse modelo, os elementos são as anomalias percebidas pelo agente, e o peso é o número de vezes que o agente percebeu a anomalia.

$Pf$  é uma função que avalia se uma anomalia será processada nesse ciclo de raciocínio ou se será armazenada para ser processada no futuro. Para isso, ela precisa de uma função que retorne o tempo médio previsto para o processamento de uma percepção  $T_m$ , seja ela uma percepção válida ou uma anomalia. Com base nessa função,  $Pf$  retorna 1 caso o tempo médio de processamento de uma anomalia seja menor que o tempo médio de processamento de uma percepção válida multiplicado pelo número de anomalias que fazem parte desse ciclo de raciocínio menos o número de anomalias que já foram aprovadas pelo bloco avaliador, e zero caso contrário.

De maneira simplificada, o que essa função busca evitar que o modelo de revisão de percepção gaste mais tempo de processamento do que ele gastaria caso não estivesse sendo utilizado e todas as percepções fossem válidas. Para isso, o bloco avaliador permite processar apenas as anomalias que aparecem de maneira mais recorrente para o agente.

$Cf$  é uma função que realiza a limpeza de  $L$ . Conforme os ciclos de raciocínio forem passando,  $L$  tende a possuir diversas anomalias que foram percebidas apenas uma única vez. Dessa maneira, uma grande quantidade de memória seria necessária para armazenar as possíveis centenas de anomalias que podem nunca ser processadas. Assim, a função  $Cf$  verifica se a equação  $Ce$  é verdadeira ou falsa. Ela é verdadeira quando o número de anomalias que apareceram uma única vez é maior que a soma dos pesos das anomalias que apareceram mais de uma vez (o peso é o número atrelado a cada anomalia, que representa quantas vezes elas já foram inseridas na lista). Quando a função for verdadeira, o bloco avaliador remove todas as anomalias de peso 1 da lista.

Quando  $P_f$  retorna 1, a anomalia do topo da lista de algum dos três blocos avaliadores é removida, e usada como entrada do bloco de planejamento automatizado. Qual bloco avaliador tem a prioridade para ser utilizado é uma decisão que deve ser tomada pela implementação.



**Definição 13.** Um bloco de planejamento automatizado é uma instância do modelo conceitual de planejamento automatizado (definição 9).

Por fim, a saída do planejamento automatizado, que é um plano ou um conjunto de planos novos que o agente deve adicionar ao conjunto de planos que possui, é enviada para a cognição do agente, dando fim ao processo de um ciclo de revisão de percepções.

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou as atividades realizadas durante o desenvolvimento da fase inicial do projeto de TCC1. Foram incrementados ao texto do trabalho os conceitos fundamentais que serão utilizados para propor nosso modelo, uma seção com trabalhos relacionados e a proposta do modelo, que inclui uma descrição de seu funcionamento e a formalização.

Como trabalhos futuros, a serem desenvolvidos durante o TCC2, está prevista a inclusão dos seguintes conteúdos no texto:

- Capítulo de implementação, com a descrição da simulação proposta, os métodos utilizados, os resultados obtidos e a análise dos dados coletados;
- Conclusão, apresentando os resultados, contribuições e trabalhos futuros;
- Seção de organização do trabalho na introdução.

## REFERÊNCIAS

ALOIMONOS, John; WEISS, Isaac; BANDYOPADHYAY, Amit. Active vision.

**International Journal of Computer Vision**, v. 1, n. 4, p. 333–356, jan. 1988. ISSN 1573-1405. DOI: 10.1007/BF00133571. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/BF00133571>.

BAJCSY, Ruzena; ALOIMONOS, Yiannis; TSOTSOS, John K. Revisiting active perception. **Autonomous Robots**, v. 42, n. 2, p. 177–196, fev. 2018. ISSN 1573-7527. DOI: 10.1007/s10514-017-9615-3. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10514-017-9615-3>.

BELLMAN, Richard. **An introduction to artificial intelligence: Can computers think?** [S.l.]: Thomson Course Technology, 1978.

BOUTILIER, Craig; DEAN, Thomas L.; HANKS, Steve. Decision-Theoretic Planning: Structural Assumptions and Computational Leverage. **CoRR**, abs/1105.5460, 2011. arXiv: 1105.5460. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/1105.5460>.

CASSANDRA, Anthony Rocco. **Exact and Approximate Algorithms for Partially Observable Markov Decision Processes**. 1998. Tese (Doutorado) – Providence, RI, USA. AAI9830418. ISBN 0-591-83322-0.

CHALMERS, David J; FRENCH, Robert M; HOFSTADTER, Douglas R. High-level perception, representation, and analogy: A critique of artificial intelligence methodology. **Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence**, Taylor & Francis, v. 4, n. 3, p. 185–211, 1992.

CHARNIAK, Eugene. **Introduction to artificial intelligence**. [S.l.]: Pearson Education India, 1985.

CHRISMAN, Lonnie; CARUANA, Rich; CARRIKER, Wayne. Intelligent agent design issues: Internal agent state and incomplete perception. *In*: CITESEER. PROCEEDINGS of the AAAI Fall Symposium on Sensory Aspects of Robotic Intelligence. AAAI Press/MIT Press. [S.l.: s.n.], 1991.

CHRISTOPHE, Bordeaux; RONAN, Boulic; DANIEL, Thalmann. An Efficient and Flexible Perception Pipeline for Autonomous Agents. **Computer Graphics Forum**, v. 18, n. 3, p. 23–30. DOI: 10.1111/1467-8659.00324. eprint:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/1467-8659.00324>. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/1467-8659.00324>.

COLTON, Simon; WIGGINS, Geraint A *et al.* Computational creativity: The final frontier? *In*: MONTPELIER. ECAI. [S.l.: s.n.], 2012. P. 21–26.

CRANE, Tim; FRENCH, Craig. The Problem of Perception. *In*: ZALTA, Edward N. (Ed.). **The Stanford Encyclopedia of Philosophy**. Spring 2017. [S.l.]: Metaphysics Research Lab, Stanford University, 2017.

DIAB, Mohammed; AKBARI, Aliakbar; UD DIN, Muhayy; ROSELL, Jan. PMK—A Knowledge Processing Framework for Autonomous Robotics Perception and Manipulation. **Sensors**, MDPI AG, v. 19, n. 5, p. 1166, mar. 2019. ISSN 1424-8220. DOI: 10.3390/s19051166. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.3390/s19051166>.

DYACHENKO, Yuriy; NENKOV, Nayden; PETROVA, Mariana; SKARGA-BANDUROVA, Inna; SOLOVIOV, Oleg. Approaches to cognitive architecture of autonomous intelligent agent. **Biologically Inspired Cognitive Architectures**, v. 26, p. 130–135, 2018. ISSN 2212-683X. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bica.2018.10.004>. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212683X18301300>.

GHALLAB, Malik; NAU, Dana; TRAVERSO, Paolo. Chapter 1 - Introduction and Overview. *In*: GHALLAB, Malik; NAU, Dana; TRAVERSO, Paolo (Ed.). **Automated Planning**. Burlington: Morgan Kaufmann, 2004. (The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence). P. 1–16. ISBN 978-1-55860-856-6. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-155860856-6/50004-1>. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9781558608566500041>.

GIBSON, James J. The perception of the visual world. Houghton Mifflin, 1950.

HAYES-ROTH, Barbara; WASHINGTON, Richard; ASH, David; HEWETT, Rattikorn; COLLINOT, Anne; VINA, Angel; SEIVER, Adam. Guardian: A prototype intelligent agent for intensive-care monitoring. **Artificial Intelligence in Medicine**, Elsevier, v. 4, n. 2, p. 165–185, 1992.

HAYES-ROTH, Frederick; WATERMAN, Donald A; LENAT, Douglas B. Building expert system. CumInCad, 1983.

JANSSEN, Marco A. Agent-based modelling. **Modelling in ecological economics**, p. 155–172, 2005.

KIM, Sangwook; YU, Zhibin; LEE, Minho. Understanding human intention by connecting perception and action learning in artificial agents. **Neural Networks**, Elsevier, v. 92, p. 29–38, 2017.

KURZWEIL, Ray. **The age of spiritual machines: When computers exceed human intelligence**. [S.l.]: Penguin, 2000.

KUSHMERICK, Nicholas; HANKS, Steve; WELD, Daniel S. An algorithm for probabilistic planning. **Artificial Intelligence**, v. 76, n. 1, p. 239–286, 1995. Planning and Scheduling. ISSN 0004-3702. DOI:

[https://doi.org/10.1016/0004-3702\(94\)00087-H](https://doi.org/10.1016/0004-3702(94)00087-H). Disponível em:

<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/000437029400087H>.

LANGLEY, Pat; LAIRD, John E; ROGERS, Seth. Cognitive architectures: Research issues and challenges. **Cognitive Systems Research**, Elsevier, v. 10, n. 2, p. 141–160, 2009.

LITTMAN, Michael. Algorithms for Sequential Decision Making, ago. 2009.

LUGER, George F. **Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving**. 6th. USA: Addison-Wesley Publishing Company, 2008. ISBN 0321545893.

MADANI, Omid; HANKS, Steve; CONDON, Anne. On the undecidability of probabilistic planning and related stochastic optimization problems. **Artificial Intelligence**, v. 147, n. 1, p. 5–34, 2003. Planning with Uncertainty and Incomplete Information. ISSN 0004-3702. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(02\)00378-8](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(02)00378-8). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370202003788>.

MOOR, James. The Dartmouth College artificial intelligence conference: The next fifty years. **Ai Magazine**, v. 27, n. 4, p. 87–87, 2006.

MOYA, Lisa Jean; TOLK, Andreas. Towards a taxonomy of agents and multi-agent systems. *In*:

OIJEN, Joost van; DIGNUM, Frank. Scalable perception for bdi-agents embodied in virtual environments. *In*: IEEE. 2011 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. [S.l.: s.n.], 2011. P. 46–53.

PANGERCIC, D.; TENORTH, M.; JAIN, D.; BEETZ, M. Combining perception and knowledge processing for everyday manipulation. *In*: 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. [S.l.: s.n.], 2010. P. 1065–1071.

POOLE, David; MACKWORTH, Alan; GOEBEL, Randy. Computational Intelligence, 1998.

PRICE, H. H. Perception. **Journal of Philosophy**, Journal of Philosophy, v. 30, n. 12, p. 330–334, 1933.

RICH, E.; KNIGHT, K. **Artificial Intelligence**. [S.l.]: McGraw-Hill, 1991. (Artificial Intelligence Series). ISBN 9780071008945. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=6P6jPwAACAAJ>.

RUSSEL, Stuart; NORVIG, Peter *et al.* **Artificial intelligence: a modern approach**. [S.l.]: Pearson Education Limited, 2013.

RUSSELL, Bertrand. **The Problems of Philosophy**. [S.l.]: Home University Library, 1912.

RUSSELL, Stuart J; NORVIG, Peter. **Artificial intelligence: a modern approach**. [S.l.]: Malaysia; Pearson Education Limited, 2016.

SMITH, A. D. **The Problem of Perception**. [S.l.]: Harvard University Press, 2002.

WEYNS, DANNY; STEEGMANS, ELKE; HOLVOET, TOM. TOWARDS ACTIVE PERCEPTION IN SITUATED MULTI-AGENT SYSTEMS. **Applied Artificial Intelligence**, Taylor Francis, v. 18, n. 9-10, p. 867–883, 2004. DOI: 10.1080/08839510490509063. eprint: <https://doi.org/10.1080/08839510490509063>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/08839510490509063>.

WEYNS, Danny; STEEGMANS, Elke; HOLVOET, Tom. Towards active perception in situated multi-agent systems. **Applied Artificial Intelligence**, Taylor & Francis, v. 18, n. 9-10, p. 867–883, 2004.

WOOLDRIDGE, Michael J; JENNINGS, Nicholas R. Intelligent agents: Theory and practice. **The knowledge engineering review**, v. 10, n. 2, p. 115–152, 1995.

YE, P.; WANG, T.; WANG, F. A Survey of Cognitive Architectures in the Past 20 Years. **IEEE Transactions on Cybernetics**, v. 48, n. 12, p. 3280–3290, 2018. DOI: 10.1109/TCYB.2018.2857704.