UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de Marília

OFICINA UNIVERSITÁRIA
CULTURA ACADÊMICA Editora

Codificação neural, processamento informacional e representações mentais

Diogo Fernando Massmann

Como citar: MASSMANN, Diogo Fernando. Codificação neural, processamento informacional e representações mentais. *In*: ALMEIDA, Carlos Cândido de; VITTI-RODRIGUES, Mariana (org.). **Estudos pluridisciplinares da informação**: filosofia, tecnologia e semiótica. Marília: Oficina Universitária; São Paulo: Cultura Acadêmica, 2025. p. 79-118. DOI: https://doi.org/10.36311/2025.978-65-5954-633-6.p79-118.

BY NC ND

All the contents of this work, except where otherwise noted, is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 (CC BY-NC-ND 4.0).

Todo o conteúdo deste trabalho, exceto quando houver ressalva, é publicado sob a licença Creative Commons Atribuição-NãoComercial-SemDerivações 4.0 (CC BY-NC-ND 4.0).

Todo el contenido de esta obra, excepto donde se indique lo contrario, está bajo licencia de la licencia Creative Commons Reconocimiento-No comercial-Sin derivados 4.0 (CC BY-NC-ND 4.0).

3
CODIFICAÇÃO NEURAL, PROCESSAMENTO INFORMACIONAL E REPRESENTAÇÕES MENTAIS

NEURAL CODING, INFORMATION PROCESSING AND MENTAL REPRESENTATIONS

Diogo Fernando MASSMANN
USP
diogofm1818@gmail.com
https://orcid.org/0000-0001-5944-7139

https://doi.org/10.36311/2025.978-65-5954-633-6.p79-118

Resumo: O problema mundo-cérebro-representações refere a dificuldade de articular uma relação correlacional ou causal sobre como surgem as representações a partir dos diferentes tipos de codificação neural e dos diferentes níveis de processamento informacional no cérebro. A metodologia usada é comum à pesquisa de base em neurociência cognitiva e à pesquisa teórico-conceitual em neurofilosofia. O objetivo geral é explicitar as características no tocante a formulação do problema da relação entre a codificação neural, o processamento informacional e a origem das representações. Os objetivos específicos referem-se à abordagem destes três tópicos com respeito às suas particularidades e a sua interação. Os resultados consistem nas definições conceituais de codificação neural, processamento informacional e representações mentais na neurociência cognitiva relativamente às suas características, tipologia, funções e interação. A conclusão é que a formulação adequada do problema mundo-cérebro-representações pode facilitar a busca por soluções e que isso depende de desvendar a natureza dessa relação.

Palavras-Chave: Codificação Neural. Processamento Informacional. Representações Mentais.

Abstract: The world-brain-representations problem refers to the difficulty of articulating a correlational or causal relationship about how representations arise from different types of neural coding and different levels of information processing in the brain. The methodology used is common to basic research in cognitive neuroscience and theoretical-conceptual research in neurophilosophy. The general aim is to explain the characteristics of the formulation of the problem of the relationship between neural coding, informational processing, and the origin of representations. The specific objectives refer to the approach of these three topics in terms of their particularities and interactions. The results consist of the conceptual definitions of neural coding, information processing and mental representations in cognitive neuroscience regarding their characteristics, typology, functions, and interactions. The conclusion is that a proper formulation of the world-brain-representations problem can facilitate the search for solutions and that this formulation depends on discovering the nature of this relationship.

Keywords: Neural Coding. Information Processing. Mental Representations.

1 Introdução

Este texto é destinado a tratar de três tópicos importantes para o problema de como as representações mentais, a informação e a codificação neuronal interagem entre si. Isso poderia ser denominado como o problema mundo-cérebro-representações (Piccinini; Scarantino, 2010; Northoff, 2023). Este tópico é válido, porque esta é uma questão central para explicar a origem das representações mentais (Lau; Rosenthal, 2011; Brown; Lau; Ledoux, 2019). O problema da dificuldade em relacionar explicativamente a codificação neuronal, o processamento informacional e a representação mental, se for melhor compreendido, poderia ajudar a entender como o cérebro permite emergir a mente (Dehaene; Naccache, 2001).

O que se pretende argumentar aqui não é uma solução do problema das representações mentais e a sua ligação com o processamento informacional e a codificação neural (Churchland, 2013). Antes disso, se busca tão somente prover uma caracterização da questão, ou seja, uma maneira que possa ser adequada à resolução da questão à maneira das abordagens neurofilosóficas (Churchland; Sejnowski, 1990). Isso quer dizer que o modo específico que o problema é formulado pode contribuir em avanços na questão para uma futura solução do problema. Desse modo, o objetivo que aqui se almeja é algo bem menos desafiador e audacioso, mas que possa ser significativo se for possível melhor entender como emerge a dificuldade de articular uma explicação que proponha que a codificação neuronal, o processamento informacional e as representações mentais seriam a mesma coisa sob diferentes níveis de análise (Churchland; Sejnowski, 1996).

Em síntese, o que se tenciona aqui neste texto é mostrar que o problema das representações mentais, ou dito de outro modo, o problema da incompatibilidade das representações com a relação mundo-cérebro é uma tentativa de mostrar que a mente, ao contrário dos outros sistemas biológicos, parece ter uma dinâmica difícil de explicar a partir de como a relação mundo-cérebro é explicada (Northoff, 2023). Assim, parece imprescindível entender a questão do modo para alcançar a formulação do problema da ligação entre as representações mentais, os tipos de processamento informacional e as variedades de codificação neuronal (Baker; Lansdell; Kording, 2022).

Uma das fontes dessa aporia começa por pensar que o cérebro é visto como a parte do corpo que processa os dados sensoriais recebidos e armazena as informações que, em última análise, constituem as representações mentais. Inicialmente, se considera que os dados sensoriais chegam de sensores que coletam as informações relativas ao estado do corpo e à existência de objetos externos (Damasio; 1994; Seth, 2021). Quando considerados necessários, os comandos são emitidos a fim de alterar os estados internos do corpo ou de atuação no mundo externo (Damasio, 1994; Seth, 2021). A codificação primária é não-consciente e concerne a toda essa coleta de dados, ao processamento de informações e ao comando de uma ação (Seth; Friston, 2016). Com efeito, a parte representacional do problema mundo-cérebro-representações é entender como as representações estão relacionadas à parte mundo-cérebro, ou seja, o problema da sua origem nessa relação.

No nível mais elementar, como aquele que é desempenhado em contextos neurais que suportam o aprendizado associativo básico, as informações são codificadas distributivamente dentro do sistema e as representações não se restringem a nenhum papel, exceto a conveniência interna (Kandel, 2001; Kandel *et al.*, 2013). Todos os mapas mentais, por exemplo, são apenas para uso interno e não há necessidade de integração entre as diferentes modalidades sensoriais (já que não há sentido em transferir as informações de um lugar para outro dentro do mesmo sistema) (Bailey; Kandel, 2008). Aqui, fica notória que a relação entre a codificação primária e as representações internas mais básicas necessita de elucidação (Sawatani; Ide; Takahashi, 2023).

Subsequentemente, as representações mentais e a codificação neural são relacionadas se for considerar que as representações mentais, tanto não-conscientes quanto conscientes, podem ser, mas não se restringem, aos mapas isomórficos aos objetos do ambiente que são representados, neste caso, por exemplo, um estímulo visual pode ser representado topologicamente nas áreas visuais primárias, bem como representado esparsamente as regiões cerebrais mais amplas e anteriores do cérebro (Churchland; Sejnowski, 1990). Da mesma forma, a noção de um objeto, como uma deliciosa maçã vermelha, pode ser representada pela ativação de um grupo de células especializadas multimodais ou pela ativação de vários núcleos

neuronais distribuídos por todo o cérebro (Churchland; Sejnowski 1996). Assim sendo, aquela representação de ordem mais elevada, que unificará todas as características do objeto representado, também dependerá de um tipo de codificação posterior, isto é, multimodal e paralela, como um espaço de trabalho global (Baars, 1993; Baars; Geld; Kozma, 2021).

Dessa maneira, a meta do capítulo é adentrar mais detalhadamente neste problema, primeiro, interpelando sobre os diversos tipos de codificação neuronal em diferentes níveis (seção 1), para depois, aproximar-se da relação entre estes tipos de codificação neuronal e as representações mentais (seção 2), para na sequência, deliberar sobre os diferentes tipos de processamento informacional que são requeridos em cada nível de processamento (seção 3) e, antes de encerrar, prosseguir quanto às noções de representação que são aludidas no tocante à relação mundo-cérebro na neurociência (seção 4). Por fim, há uma seção derradeira que procura aludir a alguns *insights* que poderiam ser extraídos das seções prévias quanto à formulação do problema da relação mundo-cérebro-representação.

2 Codificação neural

Um dos temas mais espinhosos da neurociência comportamental é compreender como ocorre a codificação neural: o cérebro humano contém entre 80 e 100 bilhões (mais precisamente, 86 bilhões) e entre 40 e 130 bilhões de células gliais (Von Bartheld; Bahney; Herculano-Houzel, 2016) densamente compactados que estão conectados a uma rede intrincada. Em cada pequeno volume do córtex, milhares de picos de disparos são emitidos a cada milissegundo. Contudo, qual é a informação contida em tal padrão espaço-temporal de pulsos? Qual é o código usado pelos neurônios para transmitir essa informação? Como outros neurônios podem decodificar o sinal? Como observadores externos, podemos ler o código e entender a mensagem do padrão de atividade neuronal?

A codificação neural (*Neural Coding*) descreve o estudo do processamento da informação pelos neurônios (Churchland; Sejnowski, 1990). Tais estudos buscam saber qual informação é usada e como a informação é transformada à medida que passa de um estágio de processamento para

outro. O campo da codificação neural procura sintetizar as informações provenientes de muitos níveis de análise e explicar como o comportamento integrado surge da atividade cooperativa dos neurônios no cérebro (Churchland; Sejnowski, 1996). Ora, muito se sabe sobre a biofísica das respostas neuronais, por exemplo, como os potenciais de ação (*spikes*)[1] são gerados, como o potencial de ação age no terminal do axônio para causar a liberação dos transmissores e como os transmissores agem nos receptores neuronais alvo (Purves *et al.*, 2004; Kandel *et al.*, 2013). No entanto, o impacto da série de potências de ação não é bem conhecido e é ainda menos claro quais informações foram codificadas e como essas informações serão utilizadas nos estágios de processamento subsequentes (Richmond, 2009).

Por informação, se entende aqui a informação no sentido natural (Dretske, 1988, 2008). No sentido natural, a informação está relacionada aos sinais físicos, ao ambiente ecológico e às regularidades funcionais. Em outras palavras, a informação depende dos veículos que a transportam, que são entidades físicas, ao ambiente que a circunda, na qual, as trocas ambiente-organismos são possíveis e, por fim, contam as propriedades funcionais do sistema que implicam naquilo que a informação diz respeito e para que ela serve (Piccinini; Scarantino, 2010). Por processamento informacional, se compreende os níveis de processamento da informação dentro de um sistema, neste caso, o cérebro de um organismo (Baars, 1993; Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998). Isso quer dizer que é importante considerar como a informação é processada, desde os níveis elementares (modal e serial) até os níveis mais elevados (heteromodal, paralelo e supramodular/global) (Baars, 1993; Baars; Geld; Kozma, 2021; Macgovern; Baars, 2007). O primeiro concerne ao processamento de propriedades específicas de um estímulo sensorial de modo modal e serial e o último ao modo como isso é vinculado em redes de larga-escala (Raichle *et al.*, 2001) para ser integrado/unificado e disponibilizado/transmitido para todo o sistema mediante processamento paralelo e heteromodal (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998; Dehaene *et al.*, 2006; Mashour *et al.*, 2020). Quando

[1] Potencial de Ação é uma breve flutuação no potencial de membrana, causada pela rápida abertura, seguida de fechamento, dos canais iônicos dependentes de voltagem; também conhecido como potencial em ponta, espiga, impulso nervoso ou descarga. Os potenciais de ação varrem como uma onda a extensão dos axônios para transferir informação de um lugar a outro no sistema nervoso (Bear *et al.*, 2017).

a informação é representada supramodularmente (Morsella, 2005), então ela está inserida em funções de resolução de situações conflitantes e tomada de decisão (Sackur; Dehaene, 2009).

A principal questão quanto à codificação neural é saber se a codificação é temporal ou por ritmo. Por um lado, quando se descobre que o tempo preciso dos potenciais de ação ou as flutuações da taxa de disparo de alta frequência transportam as informações, o código neural é frequentemente identificado como um código temporal. A resolução temporal do código neural está em uma escala de tempo de milissegundos, indicando que o tempo preciso do potencial de ação é um elemento significativo na codificação neural. Por outro lado, o modelo de codificação por ritmo de comunicação de disparo neuronal afirma que, à medida que a intensidade de um estímulo aumenta, a frequência ou taxa de potenciais de ação, ou disparo de potenciais de ação, aumenta. A codificação por ritmo é um esquema assumindo que a maioria, se não todas, as informações sobre o estímulo estão contidas no ritmo de disparo do neurônio (Kandel *et al.,* 2013).

Essa seria uma possível explicação conveniente para saber como os processos celulares e moleculares da célula tornam possível a transmissão de informação (Churchland; Sejnowski, 1996). No parágrafo precedente foi dito que o cérebro recebe as informações ocasionadas por mudanças físicas no ambiente, por exemplo, incluindo a luz, o toque e o som, e integra essas informações com as informações codificadas geneticamente e/ou adquiridas que são lembradas e, então, produz um comportamento organizado (Purves *et al.*, 2004). Mas uma questão que sobressai é saber qual é o tipo de codificação usada para transmitir a informação, se ela é confiável ou se ela gera ruído, e como a informação é decodificada e, depois, utilizada para o comportamento (Churchland; Sejnowski, 1996). Levando em conta que o sinal que é transmitido pelo axônio[2] é bem diferente do sinal que chegou ao neurônio e dos seus estágios iniciais de processamento, então os potenciais de ação são deveras importantes para a questão do tipo de codificação neuronal. Os potenciais de ação são causados pela despola-

[2] Por definição, "axônio" é uma parte do neurônio, um neurito especializado na condução de impulsos nervosos, ou potenciais de ação, normalmente para longe e vindo do soma rumo ao terminal axonal (Bear *et al*. 2017).

rização da célula neuronal, ou seja, pela diferença de cargas iônicas entre o interior e o exterior da célula. Assim, um potencial de ação dispara quando atinge o limiar de 45 mV causando a liberação do neurotransmissor que carregará a informação para a célula pós-sináptica (Kandel *et al.*, 2013). A questão é que a sequência de disparos (ou trem de disparos) codifica as informações nos alvos de projeção para os neurônios (Richmond, 2009).

De um lado, uma hipótese defende que os códigos potencias de ação são sobre o tempo, quando o tempo de disparo dos potenciais de ação é preciso ou quando há flutuações da taxa de disparo de alta frequência, por outro lado, outra hipótese diz que o que carrega a informação são os ritmos/frequências de disparo dos potenciais de ação cuja a frequência aumenta se a frequência dos estímulos aumentar (Theunissen; Miller, 1995)[3]. Assim, é sobre o debate da codificação por ritmo e tempo que a primeira seção incidirá.

2.1 Codificação por Ritmo

Desse modo, para abordar a codificação por ritmo, pode-se adentrar em tópicos como os ritmos de codificação como uma contagem da média de disparos no tempo, a sua densidade (a média em várias execuções), mas também referir aos ritmos como a média populacional (Gerstner; Klister, 2002)[4]. De modo geral, a codificação por ritmo é um tipo de codificação por frequência e assevera que, quando a intensidade do estímulo aumenta, a frequência ou ritmo dos potenciais de ação, ou taxas de disparos (*rate firings*), também aumenta. Isso quer dizer que, quanto mais forte for o estímulo de toque, mais potenciais de ação ocorrem durante um período de estimulação. Desse modo, a informação sobre o estímulo é contida no ritmo de disparo do neurônio (Kandel *et al.*, 2013). Como escrito

[3] Adicionalmente, é preciso salientar que a linha divisória nem sempre é tão claramente traçada quanto pode parecer à primeira vista, como por exemplo, os casos em que alguns códigos que foram inicialmente propostos como exemplos puros de códigos de potencial de ação sobre o tempo do primeiro disparo (como os procedimentos de reconstrução do estímulo) que foram posteriormente interpretados como variações de códigos de ritmos (ritmos como média da atividade populacional) (Theunissen; Miller, 1995).

[4] Primeiramente, é preciso lembrar que o conceito de codificação por ritmo (*rate coding* ou *rate firing*) é amplo e não será discutido de modo exaurido aqui, mas tão somente destacar alguns subtipos e conceitos relevantes.

acima, a codificação por ritmo é subdividida em três grandes categorias: 1) a Ritmo como Contagem de Disparos (*average over time*); 2) Ritmo como Densidade de Disparos (*average over several runs*); 3) Ritmo como Densidade de Disparo Aplicado às Populações de Neurônios (Gerstner; Klister, 2002).

2.1.1 Ritmo como Contagem de Disparos

No caso 1, a primeira e mais comumente usada definição de um ritmo de disparo refere-se à uma média temporal. O ritmo por contagem de pulsos nervosos, também referido como média temporal, é obtido pela contagem do número de pulsos nervosos que aparecem durante um experimento divididos pela duração do experimento (Gerstner; Klister, 2002). A contagem de pulsos em uma janela temporal é fixada pelo experimentador e depende do tipo de célula que é registrada, sendo que, os sistemas sensoriais e motores são alvos de estudos e a variação típica dos registros está entre 100-500 ms entre mais curtos e duradouros (Gerstner; Klister, 2002). No caso de registros curtos, há os experimentos realizados com a *Aplysia Californica*, na qual o experimentador estimula o sifão da *Aplysia* que causa o recolhimento da brânquia (Kandel, 2001). Considerando que os dois atos reflexos juntos, o reflexo de retirada do sifão e o reflexo de retirada branquial, formam um padrão reflexo com latência curta que protege as guelras e o sifão do animal de estímulos potencialmente ameaçadores, isso é mediado por neurônios periféricos e gânglios abdominais que são mais extensivos que nos vertebrados (Kandel, 2001). Distintamente, em casos que exigem vários níveis de processamento informacional, como no caso do reconhecimento de padrões de uma cena visual, os tempos de reação podem variar (Thorpe, 1990)[5].

Mesmo com as limitações sobre os tempos de resposta que podem variar os protocolos de média temporal, o conceito de codificação por ritmo de disparo recebeu atenção dos modelos de redes neurais pensando a codificação como transformação informacional pelo neurônio (Gerstner;

[5] Novamente, isso não deixa tempo suficiente para realizar médias temporais em cada nível. Na verdade, os humanos podem detectar imagens em uma sequência de imagens não relacionadas, mesmo que cada imagem seja exibida por apenas 14 a 100 milissegundos (Thorpe, 1990).

Klister, 2002; Mountcastle; Steinmetz; Romo, 1990). Em outras palavras, o ritmo determinado pela contagem de disparos de tentativa única pode ser obtido, mais isso faria perder toda a resolução temporal sobre as variações na resposta neural durante o curso da tentativa, o que é característica desse esquema de codificação (Gerstner; Klister, 2002; Mountcastle; Steinmetz; Romo, 1990). Esta definição de ritmo tem sido usada com sucesso em muitas preparações, particularmente em experimentos com sistemas sensoriais ou motores (Mountcastle; Steinmetz; Romo, 1990).

Isso levou à ideia de que um neurônio transforma as informações sobre uma única variável de entrada (a força do estímulo) em uma única variável de saída contínua (o ritmo de disparo). Além disso, com base na ideia de que o ritmo de disparo se refere a uma variável de entrada (estímulo) e uma variável de saída (resposta), implica-se que ela vai aumentar se aumentar a força do estímulo e saturar para um *input* alto além do máximo valor (Gerstner; Klister, 2002). Com base nisso, a curva de frequência-corrente I^F do neurônio é referência à diferença entre a relação da frequência de disparo medida "V^N" com a corrente de entrada aplicada "I^N" entendida como como um ganho neural. Se os disparos sequenciais são em intervalos regulares, então os ritmos de disparos codificam a informação. Contudo, se o valor dos ritmos de disparo for obtido a longas distâncias no cérebro, então as irregularidades que são achadas nas sequências de disparo são consideradas como ruídos (Gerstner; Klister, 2002).

2.1.2 Ritmo como Densidade de Disparos

No caso 2, há uma segunda definição de frequência que funciona tanto para os estímulos estacionários quanto para os estímulos dependentes do tempo. Para tanto, o ritmo é definido enquanto uma média ao longo de várias repetições (ritmos de *Peri-Stimulus-Time Histogram*-PSTH) do experimento (Gerstner; Klister, 2002). Isso quer dizer que o experimentador registra um ritmo como densidade de um pico de pulsos a partir de um neurônio, enquanto o estimula com alguma sequência de entrada, a mesma sequência de estimulação é repetida várias vezes e a resposta neuronal é relatada em um histograma (PSTH). O ritmo de densidade vai depender do tempo *t*, a

partir do início da sequência de estimulação e Δ *t* que é uma gama temporal será de poucos milissegundos. Desse modo, a densidade do pico de pulsos é uma medida do número de ocorrências de pulsos (K^N) somados às repetições totais do experimento (*t*; *t* +Δ *t*) que é dividido por um número de repetições K. Uma divisão adicional pelo comprimento do intervalo Δ *t* produz a densidade de pico do PSTH (Gerstner; Klister, 2002). Assim, a densidade de pico do PSTH é geralmente relatada em unidades de Hz e, frequentemente, chamada de ritmo de disparo (dependente do tempo) do neurônio. Em suma, a medida de densidade de pico é um método útil para avaliar a atividade neuronal, em particular, no caso de estímulos dependentes do tempo, mas falha enquanto esquema de decodificação usado pelos neurônios no cérebro, pois depende da repetição dos estímulos o que não ocorre em contexto ecológico (Gerstner; Klister, 2002).

2.1.3 Ritmo de Densidade de Disparos Aplicados às Populações de Neurônios

Este é o ritmo como uma atividade de conjuntos (*Average over Several Neurons*). Se o experimentador estiver estudando uma população homogênea de neurônios que respondem a um estímulo Z, ele procurará averiguar um vetor da localização do estímulo Z no espaço de input (Wu; Amari; Nakahara, 2002). Em uma grande população, muitos neurônios estarão ativos simultaneamente quando um novo estímulo Z for representado. Desse modo, o neurônio X responde melhor ao estímulo ZX e o neurônio Y ao estímulo ZY. Logo, se pode dizer que os picos de pulsos do neurônio X "representam" um vetor de *input* ZX e o neurônio Y os de ZY. Desse modo, a localização desse estímulo pode então ser estimada a partir da média ponderada da população (Wu; Amari; Nakahara, 2002).

Considerando as limitações do caso 2, talvez, a medida experimental da densidade de pico de pulsos possa fazer sentido, se houver grandes populações de neurônios independentes que recebem o mesmo estímulo (Gerstner; Klister, 2002). Considerando que o número de neurônios dentro de uma população é imenso e que há neurônios que possuem propriedades e comportamento similares, então seria mais fácil, ao invés de

registrar uma população N em uma única execução, registrar a partir de um único neurônio e calcular a média de N execuções repetidas, mesmo que a codificação de densidade de pico dependa da suposição implícita de que sempre há populações de neurônios (Wu; Amari; Nakahara, 2002).

Contudo, a falta de homogeneidade entre as populações de neurônios pode significar um problema (Fuster, 2003). Por exemplo, em mamíferos, o córtex visual é organizado em colunas de dominância ocular com propriedades semelhantes em termos de tipos de células e organização. Assim, com base no caso 3, é de se esperar que todos os neurônios da mesma população devem ter o mesmo padrão de conexões de entrada e saída. Neste cenário, os picos de pulsos dos neurônios em uma população M são enviados para outra população N, de modo que, cada neurônio na população N recebe entrada de todos os neurônios na população M, assim, a quantidade relevante, do ponto de vista do neurônio receptor, é a proporção de neurônios ativos na população pré-sináptica M (Fuster, 2003). Mas se os níveis de heterogeneidade forem maiores, ou seja, a diversidade neuronal e organizacional, então as oscilações da atividade de uma unidade, se houverem mudanças nas condições de estímulo, podem afetar a atividade populacional. Assim, onde houver um certo grau de heterogeneidade em seus parâmetros internos e padrões de conectividade, as previsões sobre o comportamento da população podem não ser precisas (Fuster, 2003).

2.2 A Codificação Temporal

Depois de considerar os tópicos acerca dos ritmos de codificação enquanto uma contagem da média de disparos no tempo, a sua densidade (a média em várias execuções) e os ritmos como média populacional, neste segundo momento, é relevante abordar os tipos de codificação temporal *(Spike Codes*). Quando se descobre que o tempo preciso de pico ou as flutuações na taxa de disparo de alta frequência transportam as informações, o código neural é frequentemente identificado como um código temporal. Especificamente, há três tipos: 1) Tempo para o Primeiro Pulso Nervoso depois do estímulo inicial (*time-to-first-spike*); 2) Fase dos Códigos de

Disparo como a combinação da contagem de pulsos para a referência temporal baseada em oscilações (*phase of firing code*); 3) e a aleatoriedade do pulso nervoso, ou precisamente, os Grupos com Padrões Temporais (*temporal patterns*) (Gerstner; Klister, 2002).

2.2.1 Tempo para o Primeiro Disparo

Os códigos de pico de pulsos envolvem um esquema de codificação baseado no tempo (*temporal coding*) até o primeiro pico (*time-to-first-spike*) (Thorpe, 1990)[6]. O tempo para o primeiro disparo pode codificar a maior parte da informação de 20 a 50 milissegundos após o início da resposta neural (Thorpe, 1990). Então, quando um neurônio recebe um novo estímulo, ele é repentinamente ativado no momento t^0, como quando um organismo rastreia algo movimentando no campo visual recebendo um *input* visual novo na retina (Purves *et al.*, 2004).

A hipótese da codificação temporal no primeiro disparo assevera que há um código onde, para cada neurônio, o tempo do primeiro pico após o sinal de referência contém todas as informações sobre o novo estímulo (Thorpe; Fize; Marlot, 1996). Um neurônio que dispara logo após o sinal de referência pode sinalizar uma estimulação forte, mas se disparar um pouco mais tarde sinalizaria uma estimulação mais fraca (Thorpe; Fize; Marlot, 1996). Para este esquema de codificação, cada neurônio precisa disparar somente um pulso para transmitir a informação, sendo que os potenciais de ação subsequentes são sem relevância para contar como sinal de saída informacional (Thorpe; Fize; Marlot, 1996).

Este é um modelo de codificação temporal, porque se imaginar o movimento sacádico do olho, a cada novo movimento há um novo estímulo chegando e o neurônio está pronto para emitir o seu próximo potencial de ação que agora transmite as informações sobre o novo estímulo (Thorpe; Fize; Marlot, 1996). Como cada neurônio em tal cenário transmite exatamente um potencial de ação por estímulo, fica claro que apenas

[6] Thorpe (1990) argumenta que o cérebro não tem tempo para avaliar mais de um pico de cada neurônio por etapa de processamento. Portanto, o primeiro pico deve conter a maioria das informações relevantes.

o tempo transmite as informações e não o número de potencias (Thorpe; Fize; Marlot, 1996).

2.2.2 Fases dos Códigos de Disparo

Se aplicar este modelo para sinais periódicos (não só singulares), então as sequências de disparo de neurônios poderiam codificar a informação nas fases dos pulsos (fases de um potencial de ação) com base num *background* de oscilações (O'keefe; Recce, 1993). Essas oscilações podem servir como um sinal de referência interno e os trens de potenciais de ação poderiam então codificar as informações na fase de um pulso em relação à oscilação de fundo (O'keefe; Recce, 1993). Se a entrada não mudar entre um ciclo e o próximo, então o mesmo padrão de fases se repete periodicamente. Evidências científicas (O'keefe; Recce, 1993) sugerem que a fase de um pico durante uma oscilação hipocampal transmite as informações sobre a localização espacial do animal que não é totalmente explicada pelos ritmos de disparo do neurônio.

As correlações e as sincronias também são importantes, pois pode-se usar os potenciais de ação de outros neurônios como sinal de referência para um código de pulso, de modo que, a sincronia entre um par ou muitos neurônios poderia significar eventos especiais e transmitir as informações que não estão contidas no ritmo de disparo dos neurônios por contagem de potenciais de ação ou média segundo repetições (*temporal patterns*) (Gerstner; Klister, 2002). Essa ideia pode ser interessante, porque poderia ser levantada para explicar como o cérebro representa um objeto numa cena visual a partir de um conjunto de neurônios disparando de modo sincronizados (Kandel *et al.*, 2013). Contudo, além da sincronia, qualquer padrão preciso de pulso espaço-temporal pode ser um evento significativo. Os neurônios que podem ter um padrão de disparo em uma sucessão temporal poderiam representar uma certa condição de estímulo e os mesmos neurônios disparando com atrasos relativos diferentes poderiam significar um estímulo diferente, por exemplo, as correlações de neurônios auditivos e visuais são dependentes de estímulos e podem transmitir as informações além daquelas contidas apenas nos ritmos de disparo (Kandel *et al.*, 2013).

2.2.3 Grupos com Padrões Temporais

Outra técnica interessante para a codificação temporal é a reconstrução do estímulo por correlação reversa enquanto padrões temporais (*temporal patterns*). A correlação reversa estipula que se considerarmos que um neurônio que é acionado por um estímulo dependente do tempo "s (t)" (Gerstner; Klister, 2002), desse modo, sempre que ocorre um potencial de ação e se observar o curso do estímulo em uma janela de tempo de cerca de 100 milissegundos imediatamente antes do disparo, então a média dos resultados em vários disparos produz o curso de tempo típico do estímulo imediatamente antes de um disparo (Gerstner; Klister, 2002).

Em outras palavras, a correlação reversa significa que o experimentador calcula a média da entrada do estímulo sob a condição de uma resposta idêntica, ou seja, um potencial de ação para determinar o curso de tempo típico do estímulo que o tem desencadeado (algo como o significado de um único potencial) (Victor, 2005). Com tal técnica, as características espaço-temporais dos neurônios no córtex visual puderam ser medidas (Victor, 2005). Desse modo, se os resultados da análise de correlação reversa sugerirem que cada potencial de ação significar o curso de tempo do estímulo que precede o potencial, então uma reconstrução do curso de tempo completo do estímulo "s (t)" a partir do conjunto de tempos de disparo F = {t(1), . . . t(n)} deve ser possível (Victor, 2005). Este método de reconstrução mostra bem que as informações sobre uma entrada dependente do tempo podem, de fato, ser transmitidas pelo tempo de disparo (Gerstner; Klister, 2002).

2.3 Síntese

Em resumo, desta primeira seção, uma pergunta pertinente que integraria a abordagem do problema da relação entre cérebro-informação-representação seria questionar se o que importa para codificação das informações no cérebro é o tempo ou as frequências de disparo dos neurônios? A pergunta pressupõe uma linha divisória que seja clara, mas se não for assim, ou seja, se algumas codificações que foram sugeridas como sendo códigos temporais de potenciais de ação (tempo do primeiro disparo), na

verdade, são variações de códigos por ritmo da frequência dos potenciais de ação (as médias de densidade de disparos), então parece mais difícil assumir uma posição por tempo ou ritmo de disparo que exclua a outra hipótese (Theunissen; Miller, 1995).

Em outras palavras, se o ritmo médio de disparo de um neurônio for alto para um determinado estímulo, espera-se que o primeiro potencial de ação ocorra cedo. Se o ritmo for baixo, espera-se que o primeiro potencial de ação ocorra mais tarde. Assim, o momento do primeiro potencial de ação poderia conter muitas informações sobre o ritmo subjacente (Theunissen; Miller, 1995). Inversamente, se um código baseado em atividades populacionais, apresentado acima como um exemplo de um código de ritmo, puder ser usado para os esquemas de codificação temporal muito rápidos, isso dependerá da atividade da população reagir rapidamente a qualquer mudança no estímulo. Assim, a codificação de ritmo no sentido de uma média populacional será consistente com o processamento rápido de informações temporais, enquanto a codificação de ritmos no sentido de uma medida de contagem de disparos lenta não será (Theunissen; Miller, 1995)[7].

Com efeito, se a sequência de potenciais de ação contém a informação que é transmitida de um neurônio para o próximo, qual é o código usado pelos neurônios? Nesta seção foram apresentados três conceitos de codificação neural da informação por ritmo (ritmo como contagem de disparos, ritmo da densidade de disparos e ritmo como uma atividade de conjuntos) e outros três conceitos por tempo de disparo (tempo para o primeiro disparo, fases dos códigos de disparo e grupos de padrões temporais). Adicionalmente, foi problematizado casos em que codificação neuronal por fase e tempo estão relacionadas (tempo do primeiro disparo e média da densidade de disparos). As duas grandes categorias de codificação neural, por ritmo e tempo de disparo, foram usadas em análise de dados experimentais e mostrando algumas limitações quando são interpretados como um "código real" usado

[7] Desse modo, haveria meios de tentar complementar a codificação por ritmo com a codificação temporal de disparo de alta frequência dos pulsos nervosos que carregam informação (Theunissen; Miller, 1995). Isso seria notório, pois a codificação por ritmo considerava as flutuações de alta frequência nos ritmos de disparo como ruído, sendo consideradas irregularidades. Neste cenário, só as codificações por ritmo que são consistentes e regulares transmitiriam informação. Se o cérebro tivesse evoluído assim, então, a codificação temporal não teria sido selecionada, no entanto, a codificação temporal fornece uma explicação alternativa para o "ruído", sugerindo que ele codifica a informação e afeta o processamento neural (Theunissen; Miller, 1995).

para a transmissão de informações neuronais (Gerstner; Klister, 2002). Não obstante, na seção seguinte, a evidência biológica dos modelos de codificação por ritmo e temporal são aplicados no contexto de como os sistemas neurais processam a informação e possibilitam ao organismo se adaptar ao seu ambiente, através da formação de representações.

3 Codificação neural e representações mentais

Seguindo a linha do argumento, seria interessante indagar as propostas precedentes à vista das ponderações no tocante à alínea das representações mentais, aqui entendidas como neurais. Desse modo, é pertinente ver os resultados de algumas pesquisas paradigmáticas no tema (Mountcastle; Steinmetz; Romo, 1990; Romo *et al.*, 2000, 2002) concernente à hipótese da codificação por ritmo (*rate firing*) e se elas abordam satisfatoriamente o problema da codificação neural. É claro, no entanto, que uma abordagem baseada em uma média temporal (*average over time*) negligencia todas as informações possivelmente contidas no momento exato dos potenciais de ação (Thorpe, 1990; Thorpe; Fize; Marlot, 1996).

Primeiramente, as pesquisas (Thorpe, 1990; Thorpe; Fize; Marlot, 1996) consideraram que um conceito de ritmo de disparo, baseado em média temporal, não poderia funcionar. Um argumento é que os tempos de reação em experimentos comportamentais costumam ser muito curtos para permitir longas médias temporais (Thorpe, 1990). Nesse sentido, apesar que os humanos podem reconhecer e responder às cenas visuais em menos de 400 ms (Thorpe; Fize; Marlot, 1996), o reconhecimento e a reação envolvem várias etapas de processamento, desde a entrada da retina até o movimento do dedo na saída, desse modo, se a cada etapa do processamento, os neurônios tivessem que esperar e realizar uma média temporal para ler a mensagem dos neurônios pré-sinápticos, o tempo de reação seria muito maior (Thorpe; Fize; Marlot, 1996). Desse modo, a relação hipotética entre o estímulo e as respostas neuronais individuais ou do conjunto e a relação entre a atividade elétrica dos neurônios do conjunto (Brown; Kass; Mitra, 2004) é de grande importância. Para isso, um problema que pode ser inicialmente interpelado é a questão do "Reconhecimento de Padrões" muito bem exposto por Kenneth Johnson (2000).

3.1 O Problema do Reconhecimento de Padrões

O problema do reconhecimento de padrões pelo cérebro pode ser ilustrativo acerca da natureza da relação entre a codificação neural e as representações. O reconhecimento de padrões é o reconhecimento de ocorrências repetidas do mesmo estímulo ou de estímulos semelhantes como o caso mais elementar de codificação neural que pode ser investigado se comparado às formas mais complexas de codificação neural além do sistema sensorial (Guo *et al.*, 2021).

Neste artigo (Pitts; Mcculloch, 1947), os autores evidenciaram que o desempenho de reconhecimento de padrões do tipo que é considerado certo para os indivíduos é virtualmente impossível quando baseado em representações isomórficas (por exemplo, aquelas fotográficas) concernentes às diferenças simples que não são foco de atenção em relação ao tamanho, a localização, a orientação e assim por diante, pois elas criam uma incompatibilidade entre uma nova visualização e uma visualização armazenada de um objeto hipotético tão grande quase como que se a nova visualização fosse de um objeto completamente diferente (Brown; Kass; Mitra, 2004).

Inicialmente, Pitts e Mcculloch (1947) argumentaram que o cérebro transforma a representação isomórfica inicial de um objeto em uma nova representação inserida em uma forma distinta, nas quais, as propriedades invariantes do objeto como forma, estrutura e composição são separadas das propriedades que podem variar de uma exposição para a próxima exposição. Logo, a solução então seria transformar a representação de cada novo objeto encontrado, armazená-lo na memória e compará-lo com as representações transformadas dos objetos armazenados anteriormente (Johnson, 2000; Brown; Kass; Mitra, 2004).

3.2 Da Neurofisiologia para a Psicofísica

Uma hipótese alternativa é investigar a relação causal entre um estímulo S e a atividade neural N como um meio de lançar alguma luz sobre o problema de como um estímulo S gera um comportamento B. Isso quer dizer que a investigação passa por dois pontos: 1) a relação entre a atividade-

de neuronal e o estímulo que a evocou; 2) e a relação entre a percepção e a atividade neural, ou seja, como a informação é codificada neuralmente (Johnson, 2000).

Mountcastle, Steinmetz e Romo (1990) e Romo *et al.* (2000) tentaram confirmar uma hipótese sobre a codificação neural. Detalhadamente, a hipótese tem como base elementar duas interrogações: 1) que aspecto da atividade neural sinaliza a informação na qual o comportamento se baseia e; 2) um modelo de mecanismo que atua sobre as informações, baseado na codificação neural, para produzir o comportamento observado (Johnson; Hsiao; Yoshioka, 2002). Assim, os estudos que procuram demonstrar uma relação entre uma hipótese de codificação neural e o comportamento psicofísico podem dar uma ideia de conceito de codificação primária.

Para Vernon Mountcastle (1975), o objetivo foi identificar as informações neurais utilizadas para a detecção, discriminação e dimensionamento de estímulos vibratórios aplicados à mão. Deixando de lado as questões de especificidade dos mecanoreceptores (Corpúsculos de Meissner e de Pacini), é melhor considerar a discriminação das variações de frequência e a amplitude da periodicidade de disparo sobre os aferentes específicos. A questão relevante é que o estudo parece concluir que a discriminação das frequências vibratórias dependa da periodicidade de disparo dentro do córtex somatossenrorial primário seguido dos Aferentes de Messiner (Mountcastle, 1975). Os neurônios parecem se adaptar rapidamente e responderem ao estímulo vibratório descarregando periodicamente e não com base em codificação rítmica. Assim, a informação sobre a frequência de vibração é discriminada antes pela periodicidade dos disparos que pelo ritmo dos disparos que não são afetados pela frequência dos estímulos (Mountcastle, 1975).

As pesquisas de microestimulação para evocar atividade neural, no início dos anos 2000 (Romo *et al.*, 2000; Talwar *et al.*, 2002) e que continuam a se desenvolver (Burton *et al.*, 2021) permitiram selecionar as codificações alvo mediante a alteração do estímulo. Romo *et al.* (2000) concentraram-se em tarefas de discriminação tátil e nas respostas evocadas no córtex somatossensorial. O córtex somatossensorial é um subconjunto do sistema nervoso sensorial que tem duas subdivisões, uma para a detecção de informações mecanossensoriais relacionadas ao toque, e a outra para a detecção nociceptiva

de dor e temperatura. Neste caso, a referência é ao córtex somatossensorial primário, que corresponde a área 3B da classificação de Brodmann, e é localizado no giro pós-central, também denominado S1. As principais funções do sistema somatossensorial são a percepção de estímulos externos, a percepção de estímulos internos e a regulação da posição e equilíbrio do corpo, a chamada propriocepção (Purves *et al.*, 2004). Os participantes tinham que discriminar a frequência dos estímulos, periódicos e não-periódicos (variações de intervalo na exibição entre regulares e aleatórios), emitidos em sequência cujo sinais variam em frequência entre 6 e 44 Hz. Os pesquisadores tentaram parear o estímulo mecânico e elétrico para tentar descobrir se os dois pulsos têm a mesma periodicidade. O resultado foi que o comportamento de discriminação foi indistinguível dos testes envolvendo estímulo mecânico mostrando que essas respostas neurais são envolvidas em discriminação de frequências vibratórias (Romo *et al.*, 2000). Em outras palavras, isso parece significar que a atividade neural, na qual o comportamento de discriminação foi baseado, neste caso, o código neural, foi replicado pela estimulação elétrica.

Ao substituir a estimulação mecânica por elétrica, o resultado foi que, dado que o comportamento foi indistinguível, então as respostas neuronais parecem suscetíveis à discriminação de frequência vibratória, pois, ao variar a frequência do segundo estímulo (mais de 20 Hz que o primeiro), então a periodicidade na descarga neuronal parece irrelevante. Assim, os pesquisadores (Romo *et al.*, 2000) mostraram que o comportamento de discriminação do participante não foi afetado, o que mostra que a periodicidade não era necessária para a tarefa que o participante tivesse sido treinado para realizar. A possibilidade de que a intensidade percebida do estímulo pudesse ter co-variado com a frequência do estímulo e assim servir como uma pista para o comportamento foi eliminada pela variação aleatória da intensidade do segundo estímulo (Romo *et al.*, 2000) sendo um ponto a favor ao modelo de decodificação por ritmo.

3.3 Síntese

Sobre o problema do reconhecimento da padronização, Romo *et al.* (2000) mostraram que as respostas neurais evocadas por estímulos elétricos

podem ser armazenadas na memória e posteriormente comparadas com as respostas evocadas por estímulos elétricos ou mecânicos para fazer um julgamento de frequência, considerando que o comportamento foi inalterado tanto para estímulos elétricos quanto mecânicos. Uma segunda conclusão importante é que eles mostraram que esse comportamento é baseado na estimulação de neurônios de adaptação rápida, pois quando os eletrodos foram localizados dentro de grupos de neurônios de adaptação lenta (que são conduzidos por uma classe de fibras aferentes primárias que não tem a ver com a sensação vibratória), os indivíduos detectaram os estímulos elétricos, mas o desempenho da discriminação de frequência foi aleatório, contrariamente, se a microestimulação é sobre uma coluna de neurônios de adaptação rápida, então o comportamento é gerado (Romo *et al.*, 2000).

A terceira conclusão deste modelo de pesquisa (Hernández *et al.*, 2000; Romo *et al.*, 2002) mostrou que, ao examinar a periodicidade e os ritmos de codificação de neurônios de adaptação rápida no córtex somatosensorial, enquanto o participante executava a tarefa de discriminação vibratória com estímulos periódicos, um terço dos participantes sinalizam o aumento de frequência vibratória de forma confiável por um aumento no ritmo de impulso médio (*Average over Several Neurons*) com elevação da frequência vibratória e cerca de dois terços sinalizam a frequência vibratória pela estrutura temporal de suas resposta (*temporal patterns*) (Romo *et al.*, 2002). Uma análise cuidadosa de Hernández *et al.* (2000) mostra que a média do ritmo de pulsos e a estrutura temporal em respostas neuronais únicas transmitem tanto ou mais informações do que o necessário para explicar o comportamento (Hernández *et al.*, 2000; Romo *et al.*, 2002).

Portanto, dois desafios colocados em pesquisas de codificação neural consistem em (1) entender as representações e as transformações subjacentes à percepção, isto é, entendendo como a atividade neural é evocada por estímulos sensoriais, e em (2) entender como a percepção depende dessa atividade neural. Independentemente da difícil natureza dos experimentos (por exemplo, controlar os códigos neurais relevantes através de neurotecnologias), o maior desafio é entender como a informação é codificada nos níveis mais altos de processamento de informação no cérebro necessários para a compreensão dos mecanismos neurais da cognição (Guo *et al.*, 2021).

4 Informação e processamento informacional

Nesta seção, o objetivo é apresentar uma abordagem de informação em sentido natural (Dretske, 1988) e como a informação é processada no cérebro (Dehaene *et al.*, 2006; Lamme; Supèr; Spekreijse, 1998) que seja compatível com as hipóteses precedentes de codificação neural. O importante é traçar um paralelo entre a codificação neural temporal e por ritmo (Johnson, 2000) com as noções de informação natural (Dretske, 1988) e processamento informacional não-computacional (Piccinini; Scarantino, 2010) e biológico (Baars, 1993; Edelman, 2003). Nesse sentido, o conceito de informação natural diz que a informação está relacionada àquilo o que os sinais naturais e os indicadores fornecem (Dretske, 2008), neste caso, a informação está contida nos sistemas que a processam, como o cérebro. Por processamento não-computacional e biológico entende-se ao modo de como a informação é codificada nos diversos níveis de processamento (Baars, 1993) e como a capacidade do cérebro processar a informação surgiu evolutivamente (Edelman, 2003).

4.1 A Informação em Sentido Natural

As instâncias de processamento de informação podem diferir entre tipo de informação e tipo de processamento envolvidos, ainda que, aqui a referência é ao processamento natural de informação e a sua não-correspondência forçosa às noções de computação digital e genérica (Piccinini; Scarantino, 2010). No sentido mais amplo, a produção de informação depende da redução da incerteza (Piccinini; Scarantino, 2010, 2011). Por sua vez, já a incerteza pode ser abordada como uma propriedade dependente da mente (por exemplo, sobre as crenças de resultados futuros) ou como uma propriedade independente da mente (por exemplo, a incerteza quanto ao comportamento de um fenômeno físico em relação ao tempo). Qualquer que seja o caso da noção de incerteza, é possível pensar em sinais, tal como a fumaça da floresta, as pegadas na areia, as vocalizações dos animais não-humanos, os sinais da linguagem, enquanto informação capaz de reduzir a incerteza, dentre as quais, a Teoria Matemática da Comunicação (MTC) de Shannon e Weaver (1964) inicialmente preconizaram.

O que despertou o interesse de Dretske (1988, 2008) na MTC de Shannon e Weaver (1964) foi principalmente o fato deles tratarem a informação como objetiva e física. Isso está na fundamentação do Processamento Natural de Informação (PNI). Para o PNI, a informação é algo estritamente relacionado ao que os sinais naturais e os indicadores fornecem (Dretske, 2008), portanto, ela depende de critérios probabilísticos e de regularidades nômicas (Piccinini; Scarantino, 2010). Dretske (1988) alargou o debate envolvendo outros tópicos, sobretudo, com o intuito de usar o conceito de informação para a naturalização do conteúdo intencional e dos aspectos semânticos da comunicação. Ao mesmo tempo, Dretske (1988), introduz o conceito de representação que possui natureza intencional e propriedades funcionais adicionando outros *constraints* para entender o conceito de informação como facilitador da transmissão de informação natural com conteúdo semântico (Gonzalez; Nascimento; Haselager, 2004).

Ao considerar os aspectos semânticos da informação, Dretske (2008) sugere que a informação é uma *commodity* objetiva, capaz de produzir conhecimento e que, se o conhecimento implica verdade, informação é sempre verdadeira. Esse é um ponto fulcral do argumento, pois o que importa aqui é que, ao mesmo tempo, a informação é considerada natural. Isso quer dizer que as relações informacionais se tornam cognitivas quando são usadas/processadas por organismos/sistemas por meio de representações. Uma representação, na filosofia de Dretske (1988), é uma estrutura física que co-varia com algum aspecto do ambiente que circunda o organismo/sistema. No organismo/sistema, a representação desempenha função de guia do comportamento de modo a propiciar uma ação adaptativa. As representações também possuem conteúdo que pode estar sujeito à correção, caso falso (*misrepresentation*), demandando recurso ao papel funcional para explicar o que está acontecendo com o organismo ou o ambiente naquele momento. A habilidade de explorar o ambiente, recebendo sinais do ambiente e do corpo, garante a capacidade de manipular a informação disponível no meio, corrigir as falsas representações, em vista de vantagens evolutivas (Dretske, 1988). Desse modo, a informação é algo estritamente relacionado àquilo o que os sinais naturais e os indicadores fornecem

(Dretske, 2008), portanto, ela depende de critérios probabilísticos e de regularidades nômicas (Piccinini; Scarantino, 2010).

Sem embargo, as regularidades nômicas são um critério limitado, visto não explicarem a ocorrência natural de misinformation, visto não haver uma lei natural que garanta que apenas as informações verdadeiras existam (Millikan, 2001). Para tentar corrigir este problema, Dretske (2008) considera as propriedades funcionais da representação propondo que ela possa ter uma relação causal com a ação que a requereu e que o conteúdo representacional seja independente do seu veículo. A segunda estratégia é identificar a conexão física entre os sinais informativos e os estados de coisas sobre os quais eles tratam com uma conexão contrafactual (Cohen; Meskin, 2006). Sob essa visão, o que é necessário para que a fumaça carregue as informações sobre o fogo e não sobre não-fogo é a constatação de que se o fogo não tivesse ocorrido, a fumaça não teria ocorrido (Cohen; Meskin, 2006).

4.2 Computação Digital e Genérica

Os autores Piccinini e Scarantino (2010) oferecem uma definição do termo computação bem abrangente ao sugerir dois critérios relevantes para o debate: 1) uma noção de computação que inclua os muitos procedimentos considerados computacionais; 2) uma noção de veículo de computação que requeira (ou não) o processamento de propriedades semânticas. O primeiro caso considerado é sobre a noção de Computação Digital (CD). A CD não exige que os veículos de computação ofereçam suporte para a informação, ou seja, que eles transmitam a informação natural sobre o ambiente em que eles estejam inseridos, pois isso vai depender da noção de computação envolvida. Considerando que um tipo de CD é determinístico, em outras palavras, que uma computação determinística irá prever uma correlação nômica entre os estados funcionais iniciais e finais do sistema, no sentido que, os estados computacionais iniciais devem causar os estados computacionais finais, então, neste sentido, a CD pode implicar PNI, ao passo que, se considerar CD como PNI, então a PNI não será sobre o ambiente externo do organismo. Desse modo, o argumento é que CD não

necessariamente é PNI, mas depende do tipo de computação digital usada (Piccinini; Scarantino, 2011).

Se para a informação natural for fácil achar as subscrições nomicamente entre as variáveis físicas, então seria de esperar que os dígitos (os veículos da computação digital), numa computação digital poderiam transmitir a informação natural sobre as fontes, como os estímulos ambientais e responder apropriadamente ao ambiente (Piccinini, 2007). Além disso, os dígitos poderiam carregar informação natural sobre as fontes cognitivamente interessantes, no entanto, é patente salientar que há um forte limitador, pois a CD não gera processamento de informação natural (Piccinini, 2007). Assim sendo, ao que parece, transmitir informação natural sobre o sistema e o ambiente do sistema é diferente que gerar informação natural através de transformações (Piccinini, 2007). Em síntese, apesar que os dígitos não necessariamente precisam estar nomicamente correlacionados com algo no ambiente do sistema para uma computação digital, isso não é o mesmo que gerar informação natural (Piccinini, 2007).

Inversamente, se o PIN pode ser realizado por CD, vai depender se a informação natural é codificada digitalmente e como ela é processada (Piccinini; Scarantino, 2011). A informação natural pode ser codificada por variáveis contínuas, que não são os veículos da CD, mas se for codificado por dígitos, então o processamento de tais dígitos pode consistir em algo diferente da CD, por exemplo, como na conversão de sinais digitais em analógicos. Em ambos os casos, as informações não naturais são processadas, mas não por meio de computação digital (Piccinini; Scarantino, 2011). Portanto, primeiro, os veículos de computação digital não precisam transportar informações naturais e, segundo, o processamento de informações naturais não precisa ser realizado por computação digital.

Por fim, a Computação Genérica (CG) inclui a computação analógica (CA), a CD e a computação neural (CN). Além disso, é preciso salientar que a CG é uma computação funcional, isto é, uma manipulação funcional de qualquer veículo independente do meio (Piccinini; Scarantino, 2010). Novamente, PIN pode (ou não) ser um caso de CG, mas não o oposto, pois PIN pode ser uma forma de CG, ao passo que, CG é uma categoria muito maior. Apesar disso, é estabelecido para outros tipos de

CG que nada nas noções CA e CD exige que os veículos sendo manipulados carreguem as informações naturais necessariamente. De modo mais geral, nada na noção de manipulação de veículos independentes de meio determina que tais veículos carreguem as informações naturais (Piccinini; Scarantino, 2010).

4.3 Processamento Informacional, Cognição e Consciência

Em caracterização geral, o processamento informacional em vários níveis é relacionado com a habilidade que ele performa, pois é difícil conceber a informação e os níveis de processamento informacional entendendo-os isoladamente quanto às habilidades que eles dão suporte. Neste caso, se pode pensar em funções cognitivas como a memória de trabalho ou a atenção seletiva e até a consciência. Os Modelos Cognitivistas (MCs) da cognição e da consciência dão ênfase sobre como a informação é processada no cérebro considerando os tipos de processamento de acordo com os seus níveis (Van Gulick, 2014). Os níveis são caracterizados pelos detalhes organizacionais das redes de neurónios que possibilitam o processamento. Assim, os MCs se concentram sobre os tipos de processamento de informação como os modos serial e paralelo, o processamento que ocorre em módulos individuais, módulos múltiplos e, por fim, em supramódulos. Esses supramódulos são as redes globais e as cartografias de redes que são constituídas ao longo do desenvolvimento do organismo através de relações embrionárias que baseiam a competição e a colaboração entre os sinais trocados entre as redes. A formação das redes cerebrais, segundo os MCs, pode ser fundamental para explicar problemas filosóficos como a relação entre o acesso e a consciência fenomenal (Edelman, 2003; McGovern; Baars, 2007). Essa proposta é defendida por Bernard Baars (Baars, 1993; McGovern; Baars, 2007; Baars; Geld; Kozma, 2021) em uma versão mais funcionalista chamada de Espaço de Trabalho Global (GWM) e por Stanislas Dehaene e colegas (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998; Dehaene *et al.*, 2006; Mashour *et al.*, 2020) em um contraponto neural, denominado de Espaço de Trabalho Neural (GNWM).

4.3.1 Modelo do Espaço [Neural] de Trabalho Global (GNW)

De modo geral, a hipótese do GNW baseia-se em três princípios: o processamento informacional modular, o processamento em rede e o processamento global (Baars, 1991, 1993; Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998; Mashour *et al.*, 2020) para explicar o processamento subliminal sem e com atenção, a pré-consciência e a consciência (Dehaene *et al.*, 2006). O argumento é que estes três princípios são compatíveis com a dissociação singular entre a atenção e a consciência e as experiências observacionais corroboram tal argumento (Dehaene; Changeux, 2005).

O processamento modular da informação (PMI) pode ser unimodal ou multimodal, serial ou paralelo, mas sobretudo, é não-consciente. Inicialmente, a informação é processada em módulos especializados e encapsulados de acordo com a sua origem sensorial (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998). Como um sistema de resposta comportamental, este sistema é instrumental, preocupado com a forma como o organismo deve interagir fisicamente com o mundo e realizar objetivos instrumentais, por exemplo, os drivers reguladores e as respostas de luta/fuga/congelamento (Morsella, 2005). Funcionalmente, é preciso lembrar que esse PIM é serial, hierárquico, não-consciente e não-controlado (Dehaene *et al.*, 2006). Adicionalmente, o processamento passa a ser multimodal interagindo com muitos módulos de processamento (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998). Se a informação é visual, então os sistemas integram as saídas informacionais de vários módulos especializados que são processados paralelamente, contudo, este processamento é subliminal e inatencional (Dehaene *et al.*, 2006). Novamente, se pensar em um sistema de resposta comportamental, então o sistema músculo-esquelético é um exemplo. Contudo, esses sistemas instrumentais competem entre si e podem entrar em conflito (Morsella, 2005). Devido a isso, a Teoria da Interação Supramodular (TIS) de Morsella (2005) ainda postula um nível adicional chamado de supramodular.

O Processamento Informacional em Rede (PIR) demanda de três condições: 1) os modelos que demandam PIR se baseiam em modos de teias que são formadas por nexos cluster/hubs em larga escala; 2) o PIR pressupõe o processamento modular; 3) é preciso ter em mente que as de-

finições conceituais de redes são na verdade descrições funcionais de atividades que se presume ocorrerem no cérebro. Este ponto é importante, pois ele entra em jogo para explicar a consciência como "padrões de atividade de todo o sistema" que seja biológico e, com isso, neural. A condição (1) é explicada pelo Modelo Holomônico de Pribam (MHP) que demonstra a formação de assembleias de neurônios integrando as redes que distribuem a informação no cérebro entre as redes ativas. A condição (2) é descrita pelo Modelo Neurodinâmico de Freeman (MNF) que demonstra como os estados neurodinâmicos formam os padrões de atividade resultando numa modulação de amplitude global (Global Amplitude Modulation-GAM). A condição (3) é evidenciada pelo PIR que define as múltiplas redes interconectadas influenciando-se mutuamente e trocando sinais entre si com mecanismos reentrantes (Edleman, 2003). Atualmente, as pesquisas concentram-se sobre as redes cerebrais de larga-escala (condição 3) que dão suporte aos processos cognitivos (Mashour; Hudetz, 2018).

O Processamento Informacional Globalmente distribuído (PIG) possibilita um sistema ser capaz de coordenar e controlar os seus processos internos mediante o uso de funções executivas como a memória de trabalho, a atenção seletiva *top-down*, o raciocínio, o planejamento e outras funções para a tomada de decisão que resultam em uma ação adaptativa (Baars, 1993). Para isso, é preciso entender que o processamento informacional é modular (inicialmente é serial, mas depois é paralelo) e supramodular (Baars, 1993). O processamento é em paralelo e distribuído, heterogêneo e multimodal, como no caso das áreas de associação que alimentam o espaço de trabalho global com as informações de origem dos variados sistemas de percepção (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998; Dehaene *et al.*, 2006). Entretanto, depois da integração global, ele é serial quando o mecanismo atencional *top-down* focaliza retroalimentando o input sensorial relevante na rede (Dehanene; Changeux; Naccache, 2011). Em grande medida, o processamento informacional multimodal é automático e não-consciente com relação às saídas dos módulos e supramódulos (Baars, 1993). A informação pode ser integrada como o resultado da interação entre as redes de larga escala (*Default Network Mode*- DNM) (Andrews-Hanna *et al.*, 2010) e de atenção (*Dorsal Attention Network*-DAN) (Dixon *et al.*, 2017) para que o sinal output da competição/colaboração (Baars, 1993; Edelman,

2003) entre os processadores acesse a rede global para que possa ser distribuído por todo o sistema (Dehaene *et al.*, 2006). Logo, o resultado final integrado, por meio de um espaço de trabalho global é serial, disponível a todo o sistema e internamente consistente por meio da atenção focal que faz a ignição do sistema (Dehaene *et al.*, 2011).

Em síntese, para a GNW (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998; Mashour *et al.*, 2020), a consciência, tanto no sentido de acesso quanto no sentido fenomenal, ocorre quando e somente quando o conteúdo relevante entra na rede global mais ampla envolvendo o processamento informacional que ocorre nas áreas sensoriais primárias, mas, acima destas, nas áreas frontais e parietais associadas à atenção. Neste caso, as funções cognitivas de alto-nível, como a atenção *top-down* e a consciência, requerem níveis de codificação, tanto neural quanto informacional, subsequentes que sustentam a geração de representações de alta-ordem (HORs) (Lau; Rosenthal, 2011) sobre as codificações neurais e informacionais primárias e iniciais que dão suporte para as representações de primeira-ordem (FORs) (Block, 1995). Em termos neurais, o córtex pré-frontal e parietal tornam conscientes as informações sensoriais representadas no córtex visual secundário (Dehaene; Kerszberg; Changeux, 1998) e, além disso, o tipo de processamento informacional que dá apoio à transmissão global envolve múltiplos módulos de processamento, módulos heterogêneos e múltiplos em extensa conexão. Assim, o processamento informacional supramodular (Morsella, 2005) é uma função importante associada à consciência de acordo com a hipótese GNW (Mashour *et al.*, 2020).

5 Aspectos e contextos do conceito de representação em neurociência

As pesquisas em neurociência sobre a codificação neural e o processamento informacional em redes se depara com o desafio epistemológico de preencher as lacunas entre o ambiente externo (mundo), a atividade elétrica interna do cérebro (cérebro) e o funcionamento do comportamento, da cognição e da consciência (representação). A palavra "representação" pode ser usada em diferentes contextos em neurociência para conectar estes processos. Em outras palavras, há o desafio de explicar como, por

exemplo, a atividade neural no córtex visual pode representar um rosto de um familiar ou como os neurônios nos centros de memória do cérebro podem representar uma memória de infância. Desse modo, o objetivo da atual seção é mostrar que o discurso científico recente apontou desafios na forma como os termos "representação" e "código" são comumente usados na neurociência.

5.1 Aspectos do Conceito de Representação

Em neurociência, três aspectos experimentais são centrais: (1) correlacional; (2) causal; (3) e teleológico (Baker; Lansdell; Kording, 2022). Para o aspecto correlacional (1), um estado neural se correlaciona com um evento ou característica do ambiente (Baker; Lansdell; Kording, 2022). Por exemplo, um pesquisador pode descobrir que um grupo de neurônios dispara sempre que um rato vê um predador. Como esse estado neural específico está correlacionado com a visão do predador, o pesquisador pode inferir que o estado neural representa o predador. Em geral, este aspecto diz, que se alguma atividade neural N representa algum evento ou característica do mundo F, então deve-se ser capaz de encontrar evidências de uma correlação entre N e F (Baker; Lansdell; Kording, 2022). A noção de que a atividade cerebral deve, de alguma forma, refletir as coisas representadas é bem explorada na neurociência e pode ser chamada de foco predominante. A maioria dos experimentos de neurociências sistêmicas correlacionam a atividade neural com características do ambiente de um animal (por exemplo, estímulos ou movimentos) e tiram conclusões gerais dessas descobertas (Baker; Lansdell; Kording, 2022)[8].

O aspecto causal (2) concerne sobre como a atividade neural causa o comportamento relacionado a um determinado evento ou característica do ambiente (Baker; Lansdell; Kording, 2022)[9]. Quando os pesquisadores

[8] Não obstante, há críticas de que a noção de representação não pode ser implicada da correlação, pois a correlação pode ocorrer entre o dado neural e toda a sorte de eventos que não são a representação de algo, assim, a correlação é fraca demais para implicar um mecanismo que represente algo (Hájek, 2007).

[9] Um segundo contexto comum para pensar sobre representações é relacionar a atividade neural a comportamentos baseados em observações de certos tipos de comportamento animal. Esta definição sugere que um animal utiliza representações na produção de comportamento adaptativo, apoiando a ideia de que o comportamento de um animal pode nos dizer algo sobre coisas representadas em partes do cérebro do animal. Especificamente, uma vez que se presume que as representações servem a comportamentos flexíveis

usam o termo nesse sentido, eles querem dizer que a atividade neural relacionada a algum evento ou característica causa o comportamento relacionado a esse evento ou característica (Laplane *et al.*, 2019). Por exemplo, a representação de um predador pode ser oferecida como parte de uma explicação causal do voo de um animal. Geralmente, este aspecto diz que, se a atividade neural N é uma representação de F, então a correlação de N com F está causalmente envolvida em algum comportamento relacionado a F. Este segundo aspecto pode ser especificado mais detalhadamente. Dizer que a atividade neural N representa uma característica F implica um efeito no comportamento relacionado a F determinado pelos mecanismos cerebrais que fazem uso de N como uma representação de F. A descrição funcional de N como parte de tal mecanismo deve apoiar previsões sobre como o bloqueio experimental ou induzir a representação que deve afetar o comportamento. Isto torna N explicativamente relevante de uma forma que outras atividades que se correlacionam com F não o são (Baker; Lansdell; Kording, 2022)[10]. Assim, essa perspectiva parte de uma relação estatística entre a atividade neural e o ambiente para inferir a relação entre uma representação e o dado representado. Por exemplo, algumas técnicas experimentais modernas, como a optogenética, (Deisseroth *et al.*, 2006) permitem a estimulação precisa de populações específicas de neurônios, tornando mais fácil para os cientistas provarem as ligações causais entre a atividade neural e o comportamento (Baker; Lansdell; Kording, 2022).

O terceiro aspecto da representação (3) adiciona um componente teleológico, que enfatiza o propósito de uma ação e não tanto a sua causa (Baker; Lansdell; Kording, 2022). Nesse uso, há uma razão pela qual o estado neural e seu comportamento correspondente se correlacionam com um evento ou recurso (Baker; Lansdell; Kording, 2022). Voltando ao exemplo do rato, a atividade neural que representa ver um predador e fazer com que o rato fuja existe para que o rato sobreviva. Em geral, a teleologia permite que uma representação de F oriente comportamento de um

e temporalmente estendidos, o comportamento que não é uma resposta imediata à estimulação parece indicativo de representação. (Baker; Lansdell; Kording, 2022).

[10] Um problema que pode surgir é se houverem outros padrões de fluxos causais N paralelos que são responsáveis pelo comportamento F poderiam deflacionar uma noção mais precisa de representação, pois implicaria uma quantidade surpreendente de redundância e não forneceria nenhuma relevância explicativa significativa além da correlação apenas (Egan, 2020).

organismo como se encontrasse um F presente, mesmo que não o tenha encontrado, refletindo a dimensão normativa da forma como as representações são comumente usadas nas explicações da neurociência. Neste caso, que o *telos* precisa ser especificado para que se N representa F, haja alguma base para dizer que N supostamente se correlaciona com F, estabelecendo assim a possibilidade de deturpação (Dretske, 1988; Neander, 1995). Isso significa que, supondo que se tenha identificado um padrão de atividade neural N cuja correspondência com F (Aspecto 1) desempenha um papel causal em um processo que modifica o comportamento relacionado a F (Aspecto 2), algo mais é necessário para dizer por que N representa F (por engano) quando o mecanismo falha em suportar o comportamento (Baker; Lansdell; Kording, 2022).

5.2 Contextos do Conceito de Representação

Quanto aos contextos de pesquisa, inicialmente, pode ocorrer uma correlação da atividade neural com as entradas sensoriais, medindo uma correspondência estatística entre os neurônios (ou populações deles) e as características salientes do ambiente de um animal humano ou não-humano (Baker; Lansdell; Kording, 2022). É mais fácil quantificar as correlações com os eventos do mundo que um animal humano ou não-humano está experimentando, portanto, esta abordagem à representação neural é mais frequentemente associada ao trabalho nas áreas sensoriais iniciais, onde a atividade depende em grande parte apenas dos estímulos recebidos, fornecendo a conexão entre a atividade dos neurônios e os recursos no mundo. Em suma, são correlacionadas duas variáveis, sendo uma delas um dado comportamental e outra um dado neural (Decharms; Zador, 2000).

Não obstante, se um animal não-humano possuir uma representação de um predador que não esteja ao alcance dos sistemas sensoriais, ele pode usar essa representação para fazer previsões sobre a localização futura do predador e agir de acordo (Baker; Lansdell; Kording, 2022). Neste sentido, os pesquisadores estão mais propensos a pensar em comportamentos não-reflexivos, pois é assumido que a representação está presente no processo decisório (Mirski; Bickhard, 2019). Um importante detalhe é que os pro-

cessos neurais e cognitivos, neste contexto, não estão nas áreas sensoriais iniciais com a atividade fortemente ligada aos estímulos recebidos presentemente. Esse é um caso distinto do anterior, na qual, o código neural de um rato que representa ver um predador, significa que esse código neural pode causar uma ação como esconder-se ou fugir. Por um lado, se algumas tarefas comportamentais demandam somente as representações de primeira-ordem (Block, 1995) e a codificação neural em áreas sensoriais (Lamme, 2004), por outro lado, o sistema nervoso de um animal não-humano e humano pode requerer as representações de alta-ordem (Lau; Rosenthal, 2011) e codificação neural dinâmica (por ritmo e temporal, populacional e esparsa) (Cariani; Baker, 2022), bem como, cognição e consciência (Mashour *et al.*, 2020). Logo, é no contexto de tais observações que muitas hipóteses neurocientíficas são formadas sobre o que o cérebro de um animal humano e não-humano pode representar (Krakauer *et al.*, 2017).

Por fim, um terceiro contexto em que os neurocientistas usam frequentemente a ideia de representação é ao falar sobre os diferentes tipos de algoritmos que podem apoiar as capacidades gerais nas quais os neurocientistas de sistemas estão interessados, como a tomada de decisão, a memória e o raciocínio abstrato (Piccinini, 2008). O conteúdo das representações num tal algoritmo pode parecer não ter nada a ver diretamente com o ambiente ou com o comportamento, mas principalmente com os estados internos do próprio sistema à medida que o seu algoritmo se desenrola ao longo do tempo. De modo mais geral, os neurocientistas que pensam sobre como um cérebro (ou algumas de suas partes) pode resolver um determinado problema muitas vezes baseiam-se, de forma importante, em uma noção de representação que não está associada à atividade sensorial, nem a qualquer resposta comportamental específica a parte do mundo além do acesso sensorial imediato (Pitt, 2020).

6 Considerações Finais

A referência ao problema de como relacionar o mundo-cérebro com as representações internas do organismo depende de averiguar quais são as características da relação mundo-cérebro que tornam possível produzir

as características da representação. Com base nas definições precedentes de codificação neural, processamento informacional e representações mentais, a identificação de tal representação na atividade neural e informacional partiu da correlação da atividade neural, incluindo a codificação neural e o processamento informacional com o comportamento representacional aos níveis *bottom-up* e *top-down*. Isso implica dizer que a representação tem uma natureza neural e informacional e um papel causal, isto é, a representação pode desempenhar funções no organismo como na percepção do mundo ou na ação no mundo. Para compreender a relação entre o dado físico, neste caso, neural e informacional, e as representações internas é depende de estabelecer uma relação estatisticamente significativa entre a dinâmica das representações internas e a temporalidade da codificação neural e do processamento informacional (Northoff, 2023).

Pode-se, portanto, de um lado, dizer que a dinâmica têmporo-espacial fornece uma característica compartilhada de códigos neuronais e processamentos informacionais para as representações que permite atribuir as características representacionais aos estímulos externos de fora do cérebro, ou seja, no corpo e no mundo (Northoff, 2023). Por outro lado, restaria admitir ou uma perspectiva realista teórica de que o problema é insolúvel cientificamente (Chalmers, 1996) ou que esse processo de "transformação neuromental" permanecerá ilusório (Frankish, 2016; Kammerer, 2021).

Referências

ANDREWS-HANNA, J. R.; REIDLER, J. S.; HUANG, C.; BUCKNER R. L. Evidence for the default network's role in spontaneous cognition. *Journal of neurophysiology*, Washington, v. 104, n. 1, p. 322-335, July 2010. DOI: https://doi.org/10.1152/jn.00830.2009. Disponível em: https://journals.physiology.org/doi/full/10.1152/jn.00830.2009. Acesso em: 7 jul. 2025.

BAARS, B. A. *Cognitive theory of consciousness*. Cambridge, MA: Cambridge University Press, 1993. Parte II, p. 71-134; Parte V, p. 299-344; Parte VI, p. 345-356.

BAARS, B. J.; GELD, N.; KOZMA, R. Global Workspace Theory (GWT) and prefrontal cortex: recent developments. *Frontiers in psychology*, Zurique, v. 12, n. 749868, p. 1-6, Nov. 2021. DOI: https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.749868. Disponível em: https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2021.749868/full. Acesso em: 28 nov. 2024.

BAILEY, C. H.; KANDEL, E. R. Synaptic remodeling, synaptic growth and the storage of long-term memory in Aplysia. *In*: SOSSIN, W. S.; LACAILLE, J. C.; CASTELLUCCI, V. F.; BELLEVILLE, S. (ed.). *Essence of memory*. Amsterdam: Elsevier, 2008. p. 179-198. (Progress in brain research, 169). DOI: https://doi.org/10.1016/S0079-6123(07)00010-6.

BAKER, B.; LANSDELL, B.; KORDING, K. P. Three aspects of representation in neuroscience. *Trends in cognitive sciences*, Cambridge, v. 26, n. 11, p. 942-958, Nov. 2022. DOI: https://doi.org/10.1016/j.tics.2022.08.014. Disponível em: https://www.cell.com/trends/cognitive-sciences/fulltext/S1364-6613(22)00210-8. Acesso em: 7 jul. 2025.

BEAR, M. F.; CONNORS, B. W.; PARADISO, M. A. *Neurociências*: desvendando o sistema nervoso. 4. ed. Porto Alegre: Artmed, 2017.

BLOCK, N. On a confusion about a function of consciousness. *Behavioral and brain sciences*, Cambridge, v. 18, n. 2, p. 227-247, June 1995. DOI: https://doi.org/10.1017/S0140525X00038188. Disponível em: https://www.cambridge.org/core/journals/behavioral-and-brain-sciences/article/abs/on-a-confusion-about-a-function-of-consciousness/061422BF0C50C5FF00927F9B6E879413. Acesso em: 7 jul. 2025.

BROWN, E. N.; KASS, R. E.; MITRA, P. P. Multiple neural spike train data analysis: state-of-the-art and future challenges. *Nature neuroscience*, Londres, v. 7, n. 5, p. 456-461, Apr. 2004. DOI: https://doi.org/10.1038/nn1228. Disponível em: https://www.nature.com/articles/nn1228. Acesso em: 7 jul. 2025.

BROWN, R.; LAU, H.; LEDOUX, J. E. Understanding the higher-order approach to consciousness. *Trends in cognitive sciences*, Cambridge, v. 23, n. 9, p. 754-768, Sept. 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/j.tics.2019.06.009. Disponível em: https://www.cell.com/trends/cognitive-sciences/fulltext/S1364-6613(19)30161-5. Acesso em: 7 jul. 2025.

BURTON, A.; WON, S. M.; SOHRABI, A. K.; STUART, T.; AMIRHOSSEIN, A.; KIM, J. U.; PARK, Y.; GABROS, A.; ROGERS, J. A.; VITALE, F.; RICHARDSON, A. G.; GUTRUF, P. Wireless, battery-free, and fully implantable electrical neurostimulation in freely moving rodents. *Microsystems and nanoengineering*, London, v. 7, n. 62, p. 1-12, Aug. 2021. DOI: https://doi.org/10.1038/s41378-021-00294-7. Disponível em: https://www.nature.com/articles/s41378-021-00294-7. Acesso em: 7 jul. 2025.

CARIANI, P.; BAKER, J. M. Time is of the essence: neural codes, synchronies, oscillations, architectures. *Frontiers in computational neuroscience*, Lausanne, v. 16, n. 898829, p. 1-36, June 2022.

CHALMERS, D. *Conscious mind*: in search of a fundamental theory. New York: Oxford University Press, 1996.

CHURCHLAND, P. S.; SEJNOWSKI, T. Neural representation and neural computation. *Philosophical perspectives*, Hoboken, v. 4, p. 343-382, Jan. 1990.

CHURCHLAND, P. S.; SEJNOWSKI, T. Neuroscience Overview. In: CHURCHLAND, P. S.; SEJNOWSKI, T. *The computational brain*. 4th ed. Cambridge, MA: The MIT Press, 1996. p. 14-51.

CHURCHLAND, P. S. Soul searching. In: CHURCHLAND, P. S. *Touching a nerve*: the self as brain. New York: W. W. Norton & Company, 2013. p. 33-63.

COHEN, J.; MESKIN, A. An objective counterfactual theory of information. *Australasian journal of philosophy*, [*s.l.*], v. 84, n. 3, p. 333-352, Sept. 2006.

DAMASIO, A. R. *Descartes' error*: emotion, reason, and the human brain. New York: Peguin Books, 1994.

DECHARMS, R. C.; ZADOR, A. Neural representation and the cortical code. *Annual reviews of neuroscience*, Palo Alto, v. 23, p. 613-647, Mar. 2000.

DEHAENE, S.; KERSZBERG, M.; CHANGEUX, J. P. A neuronal model of a global workspace in effortful cognitive tasks. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, Washington, v. 95, n. 24, p. 14529-14534, Nov. 1998.

DEHAENE, S.; NACCACHE, L. Towards a cognitive neuroscience of consciousness: basic evidence and a workspace framework. *Cognition*, Amsterdam, v. 79, n. 1-2, p. 1-37, Apr. 2001.

DEHAENE, S.; CHANGEUX, J. P. Ongoing spontaneous activity controls access to consciousness: a neuronal model for inattentional blindness. *PLoS Biology*, San Francisco, v. 3, n. 5, p. 910-927, May 2005.

DEHAENE, S.; CHANGEUX, J. P.; NACCACHE, L.; SACKUR, J.; SERGENT, C. Conscious, preconscious, and subliminal processing: a testable taxonomy. *Trends in cognitive sciences*, Cambridge, v. 10, n. 5, p. 204-211, May 2006. DOI: https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.03.007. Disponível em: https://www.cell.com/trends/cognitive-sciences/fulltext/S1364-6613(06)00079-9. Acesso em: 7 jul. 2025.

DEHAENE, S.; CHANGEUX, J. P.; NACCACHE, L. The global neuronal workspace model of conscious access: from neuronal architectures to clinical applications. *In*: DEHAENE, S.; CHRISTEN, Y. (ed.). *Characterizing consciousness*: from cognition to the clinic?. Berlin: Springer, 2011. cap. 3. p. 55-84.

DEISSEROTH, K.; FENG, G.; MAJEWSKA, A. K.; MIESENBÖCK, G.; TING, A.; SCHNITZER, M. J. Next-generation optical technologies for illuminating genetically targeted brain circuits. *Journal of neuroscience*, [*s.l.*], v. 26, n. 41, p. 10380-10386, Oct. 2006.

DIXON, M. L.; ANDREWS-HANNA, J. R.; SPRENG, R. N.; IRVING, Z. C.; MILLS, C.; GIRN, M.; CHRISTOFF, K. Interactions between the default network and dorsal attention network vary across default subsystems, time, and cognitive states. *Neuroimage*, Amsterdam, v. 147, p. 632-649, Feb. 2017.

DRETSKE, F. *Explaining behavior*. Cambridge, MA: MIT Press, 1988.

DRETSKE, F. Epistemology and information. *In*: ADRIAANS, P.; VAN BENTHEM, J. (ed.). *Philosophy of information*. Amsterdam: North Holland, 2008. Parte B, p. 29-47.

EDELMAN, G. Naturalizing consciousness: a theoretical framework. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, Washington, v. 100, n. 9, p. 5520–5524, Apr. 2003.

EGAN, F. A Deflationary account of mental representation. *In:* SMORTCHKOVA, J.; DOLEGA, K; SCHLICHT, T. (ed.). *What are mental representations?* New York: Oxford University Press, 2020. p. 26-53.

FRANKISH, K. Illusionism as a theory of consciousness. *Journal of consciousness studies*, Londres, v. 23, n. 11-12, p. 11-39, Jan. 2016.

FUSTER, J. M. *Cortex and mind*: unifying cognition. New York: Oxford University Press, 2003.

GERSTNER, W.; KISTLER, W. M. Introduction. In: GERSTNER, W.; KISTLER, W. M. *Spiking neuron models*: single neurons, populations, plasticity. Cambridge: Cambridge University Press, 2002. p. 11-38.

GONZALEZ, M. E. Q.; NASCIMENTO, T. C. A.; HASELAGER, W. F. G. Informação e conhecimento: notas para uma taxonomia da informação. *In:* FERREIRA, A.; GONZALEZ, M. E. Q.; COELHO, J. G. (ed.). *Encontro com as ciências cognitivas*. São Paulo: Cultura Acadêmica, 2004. p. 195-220. (Coleção Estudos Cognitivos, v. 4).

GUO, W.; FOUDA, M. E.; ELTAWIL, A. M.; SALAMA, K. N. Neural coding in spiking neural networks: a comparative study for robust neuromorphic systems. *Frontiers in neuroscience*, Lausanne, v. 15, p. 1-21, Mar. 2021.

HÁJEK, A. The reference class problem is your problem too. *Synthese*, London, v. 156, n. 3, p. 563-585, June 2007.

HERNÁNDEZ, A.; ZAINOS, A.; ROMO, R. Neuronal correlates of sensory discrimination in the somatosensory cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, Washington, v. 97, n. 11. p. 6191-6196, May 2000.

JOHNSON, K. O. Neural coding. *Neuron*, Massachusetts, v. 26, n. 3, p. 563-566, June 2000.

JOHNSON, K. O.; HSIAO, S. S.; YOSHIOKA, T. Neural coding and the basic law of psychophysics. *The neuroscientist*, Thousand Oaks, v. 8, n. 2, p. 111-121, Apr. 2002.

KAMMERER, F. The illusion of conscious experience. *Synthese*, London, v. 198, n. 1, p. 845-866, Jan. 2021.

KANDEL, E. R. The molecular biology of memory storage: a dialogue between genes and synapses. *Science*, Washington, v. 294, n. 5544, p. 1030-1038, Nov. 2001.

KANDEL, E. R.; SCHWARTZ, J. H.; JESSELL, T. M.; SIEGELBAUM, S. A.; HUDSPETH, A. J. *Principles of neural science*. 5th ed. New York: McGraw Hill, 2013.

KRAKAUER, J. W.; GHAZANFAR, A. A., GOMEZ-MARIN, A.; MACIVER, M. A.; POEPPEL, D. Neuroscience needs behavior: correcting a reductionist bias. *Neuron*, Massachusetts, v. 93, n. 3, p. 480-490, Feb. 2017.

LAMME, V. A. F.; SUPÈR, H.; SPEKREIJSE, H. Feedforward, horizontal, and feedback processing in the visual cortex. *Current opinion in neurobiology*, Amsterdam, v. 8, n. 4, p. 529-535, Aug. 1998.

LAMME, V. Separate neural definitions of visual consciousness and visual attention; a case for phenomenal awareness. *Neural networks*, Amsterdam, v. 17, n. 5-6, p. 861-72, June/July 2004.

LAPLANE, L.; MANTOVANI, P.; ADOLPHS, R.; CHANG, H.; MANTOVANI, A.; MCFALL-NGAI, M.; ROVELLI, C.; SOBER, E.; PRADEU, T. Why science needs philosophy. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, Washington, v. 116, n. 10, p. 3948-3952, Mar. 2019.

LAU, H. C.; ROSENTHAL, D. Empirical support for higher-order theories of conscious awareness. *Trends cognitive science*, Cambridge, v. 15, n. 8, p. 365-373, Aug. 2011.

MASHOUR G. A.; HUDETZ, A. G. Neural correlates of unconsciousness in large-scale brain networks. *Trends in neurosciences*, Cambridge, v. 41, n. 3, p. 150-160, Mar. 2018.

MASHOUR, G. A.; ROELFSEMA, P.; CHANGEUX, J. P.; DEHAENE, S. Conscious processing and the global neuronal workspace hypothesis. *Neuron*, Cambridge, v. 105, n. 5, p. 776-798, Mar. 2020.

MCGOVERN, K.; BAARS, B. J. Cognitive theories of consciousness. *In:* ZELAZO, P. D.; MOSCOVITCH, M.; THOMPSON, E. (ed.). *The Cambridge handbook of consciousness*. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. p. 177-205.

MILLIKAN, R. G. What has natural information to do with intentional representation? *Royal institute of philosophy supplement*, Cambridge, v. 49, p. 105-125, Mar. 2001.

MIRSKI, R.; BICKHARD, M. H. Encodingism is not just a bad metaphor. *Behavioral and brain science*, Glendale, v. 42, n. e237, p. 1-8, Nov. 2019. DOI: https://doi.org/10.1017/S0140525X19001286. Disponível em: https://www.cambridge.org/core/journals/behavioral-and-brain-sciences/article/abs/encodingism-is-not-just-a-bad-metaphor/C81AF06381724E0477E92B3F68B2FC46. Acesso em: 9 dez. 2024.

MORSELLA, E. The function of phenomenal states: supramodular interaction theory. *Psychological review*, Princeton, v. 112, n. 4, p. 1000-1021, Oct. 2005.

MOUNTCASTLE, V. B. The view from within: pathways to the study of perception. *Johns Hopkins medical journal*, Baltimore, v. 136, n. 3, p. 109-131, Mar. 1975.

MOUNTCASTLE, V. B.; STEINMETZ, M. A.; ROMO, R. Frequency discrimination in the sense of flutter: psychophysical measurements correlated with postcentral events in behaving monkeys. *The journal of neuroscience*, [*s.l.*], v. 10, n. 9, p. 3032-3044, Sept. 1990.

NEANDER, K. Misrepresenting & malfunctioning. *Philosophical studies*: an international journal for philosophy in the analytic tradition, New York, v. 79, n. 2, p. 109-141, Aug. 1995.

NORTHOFF, G. *Neurowaves*: brain, time and consciousness. Montreal: McGill-Queen's University Press, 2023.

O'KEEFE, J.; RECCE, M. L. Phase relationship between hippocampal place units and the EEG theta rhythm. *Hippocampus*, New York, v. 3, n. 3, p. 317-330, July 1993.

PICCININI, G. Computing mechanisms. *Philosophy of science*, Cambridge, v. 74, n. 4, p. 501-526, Oct. 2007.

PICCININI, G. Computation without representation. *Philosophical studies*, Londres, v. 137, p. 205-241, Jan. 2008.

PICCININI, G.; SCARANTINO, A. Computation vs. information processing: why their difference matters to cognitive science. *Studies in history and philosophy of science*, Amsterdam, v. 41, n. 3, p. 237-246, Sept. 2010.

PICCININI, G.; SCARANTINO, A. Information processing, computation and cognition. *Journal of biological physics*, [*s.l.*], v. 37, n. 1, p. 1-38, Jan. 2011.

PITT, D. Mental representation. *In*: ZALTA, E. N.; NODELMAN, U. (ed.). *Stanford encyclopedia of philosophy*. Stanford, CA: Metaphysics Research Lab, 2020. Disponível em: https://plato.stanford.edu/entries/mental-representation/. Acesso em: 25 jan. 2024.

PITTS, W.; MCCULLOCH, W. S. How we know universals; the perception of auditory and visual forms. *Bulletin of mathematical biophysics*, Toronto, v. 9, n. 3, p. 127-147, Sep. 1947.

PURVES, D.; AUGUSTINE, G. J.; FITZPATRICK, D.; HALL, W. C.; LAMANTIA, A.; MCNAMARA, J. O.; WILLIAMS, S. M. (ed.). *Neuroscience*. 3rd ed. Sunderland: Sinauer Associates, 2004.

RAICHLE, M. E.; MACLEOD, A. M.; SNYDER, A. Z.; POWERS, W. J.; GUSNARD, D. A.; SHULMAN, G. L. A default mode of brain function. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, Washington, v. 98, n. 2, p. 676-682, Jan. 2001.

RICHMOND, B. J. Information coding. *In*: SQUIRE, L. R. (ed.). *Encyclopedia of neuroscience*. Cambridge, MA: Academic Press, 2009. p. 137-144.

ROMO, R.; HERNÁNDEZ, A.; ZAINOS, A.; BRODY, C. D.; LEMUS, L. Sensing without touching: psychophysical performance based on cortical microstimulation. *Neuron*, Cambridge, v. 26, n. 1, p. 273-278, Apr. 2000.

ROMO, R.; HERNÁNDEZ, A.; ZAINOS, A.; LEMUS, L.; BRODY, C. D. Neuronal correlates of decision-making in secondary somatosensory cortex. *Nature Neuroscience*, London, v. 5, n. 11, p. 1217-1225, Nov. 2002. DOI: https://doi.org/10.1038/nn950. Disponível em: https://www.nature.com/articles/nn950. Acesso em: 9 dez. 2024.

SACKUR, J.; DEHAENE, S. The cognitive architecture for chaining of two mental operations. *Cognition*, Amsterdam, v. 111, n. 2, p. 187-211, May 2009.

SAWATANI, F.; IDE, K.; TAKAHASHI, S. The neural representation of time distributed across multiple brain regions differs between implicit and explicit time demands. *Neurobiology of learning and memory*, Amsterdam, v. 199, n. 107731, p. 1-8, Mar. 2023.

SETH, A. *Being you*: a new science of consciousness. Londres: Faber & Faber, 2021.

SETH, A. K.; FRISTON, K. J. Active interoceptive inference and the emotional brain. *Philosophical transactions of the Royal Society B*, London, v. 371, n. 1708, p. 1-10, Nov. 2016.

SHANNON, C. E.; WEAVER, W. *The mathematical theory of communication*. Urbana: Chicago: The University Illinois Press, 1964.

TALWAR, S. K.; XU, S.; HAWLEY, E. S.; WEISS, S. A.; MOXON, K. A.; CHAPIN, J. K. Rat navigation guided by remote control. *Nature*, London, v. 417, n. 6884, p. 37-38, May 2002.

THEUNISSEN, F.; MILLER, J. P. Temporal encoding in nervous systems: a rigorous definition. *Journal of computational neuroscience*, [*s.l.*], v. 2, n. 2, p. 149-162, June 1995.

THORPE, S. J. Spike arrival times: a highly efficient coding scheme for neural networks. *In*: ECKMILLER, R.; HARTMANN, G.; HAUSKE, G. (ed.). *Parallel processing in neural systems and computers*. New York: North-Holland, 1990. p. 91-94.

THORPE, S.; FIZE, D.; MARLOT, C. Speed of processing in the human visual system. *Nature*, Londres, v. 381, p. 520-522, June 1996.

VAN GULICK, R. Consciousness. *In*: ZALTA, E. N.; NODELMAN, U. (ed.). *Stanford encyclopedia of philosophy*. Stanford, CA: Metaphysics Research Lab, Stanford University, 2014, Disponível em: https://plato.stanford.edu/entries/consciousness. Acesso em: 8 fev. 2023.

VICTOR, J. D. Spike train metrics. *Current opinion in neurobiology*, Amsterdam, v. 15, n. 5, p. 585–592, Oct. 2005.

VON BARTHELD, C. S.; BAHNEY, J.; HERCULANO-HOUZEL, S. The search for true numbers of neurons and glial cells in the human brain: a review of 150 years of cell counting. *The journal of comparative neurology*, [*s.l.*], v. 524, n. 18, p. 3865-95, Dec. 2016.

WU, S.; AMARI, S.; NAKAHARA, H. Population coding and decoding in a neural field: a computational study. *Neural computation*, Massachusetts, v. 14, n. 5, p. 999-1026, May 2002.