

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, CIÊNCIAS E LETRAS DE RIBEIRÃO PRETO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PSICOBIOLOGIA

**Simulador computacional de aprendizagem associativa:
Modelo Schmajuk-DiCarlo**

Janaina Freitas de Carvalho Pinto

Ribeirão Preto
2009

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, CIÊNCIAS E LETRAS DE RIBEIRÃO PRETO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PSICOBIOLOGIA

**Simulador computacional de aprendizagem associativa:
Modelo Schmajuk-DiCarlo**

Janaina Freitas de Carvalho Pinto

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Psicobiologia da Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Pós-graduação em Psicobiologia.

Orientador: Prof. Dr. Antonio Carlos Roque da Silva Filho

Ribeirão Preto, dezembro de 2009.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE DOCUMENTO, POR MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Carvalho, J. F.

Simulador computacional de aprendizagem associativa: Modelo Schmajuk-DiCarlo / Janaina Freitas de Carvalho Pinto; orientador Prof. Dr. Antonio Carlos Roque da Silva Filho.

– Ribeirão Preto/SP, 2010.

95 p.

Dissertação (Mestrado – Programa de Pós-graduação em Psicobiologia) – Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo.

simulador computacional, neurociência cognitiva computacional, condicionamento clássico, Modelo Schmajuk-Di Carlo, conexionismo, occasion setting

Nome: Pinto, Janaina Freitas de Carvalho

Título: Simulador computacional de aprendizagem associativa: Modelo Schmajuk-DiCarlo

Aprovada em :

Banca Examinadora:

Prof.Dr.

Instituição:

Julgamento:

Assinatura:

Prof.Dr.

Instituição:

Julgamento:

Assinatura:

Prof.Dr.

Instituição

Julgamento

Assinatura:

Agradecimentos

Aos meus avós, pais e sogros, minha gratidão e admiração.

Ao Alexandre, meu amado companheiro nesta vida, grata por compartilhar comigo seu conhecimento, por sua dedicação à nossa família, pela prazerosa convivência.

Aos nossos filhos nascidos durante este mestrado, grata por suas presenças iluminadas. Vocês me inspiram a manifestar a alegria, a superação e o amor diariamente.

Aos Professores Antônio Carlos Roque da Silva Filho e José Lino de Oliveira Bueno grata pela oportunidade e orientação.

Ao Lucas Baggio Figueira, grata por acreditar neste simulador computacional desde que o concebi e por dispor de seu tempo e talento para fazer a implementação inicial em JAVA.

Aos demais colegas do Laboratório de Sistemas Neurais (SISNe) e do Laboratório de Processos Associativos, Controle Temporal e Memória, grata pela rica convivência multidisciplinar.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) agradeço o apoio financeiro.

Resumo

CARVALHO, J. F. **Simulador computacional de aprendizagem associativa: Modelo Schmajuk-DiCarlo**. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2009.

ATLAS (AssociaTive LeArning Simulator) é um simulador computacional de aprendizagem associativa por condicionamento clássico que apresenta, nesta versão, o "modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas". Este é um modelo computacional em tempo real que simula atividades do hipocampo, córtices associativos e cerebelo em vários experimentos de condicionamento clássico. Sintetiza as teorias elementar e configuracional de estímulos numa rede neural artificial com aprendizagem pela regra de Rescorla-Wagner modificada. Este simulador reproduz o comportamento sessão-a-sessão de experimentos de discriminação condicional positiva simultânea e serial, inclusive a modulação por *occasion setting*. *ATLAS* mostra a aprendizagem em tempo real, através da visualização das respostas condicionadas e da predição acumulada do estímulo incondicionado. Implementado em JAVA e comprometido com a usabilidade, *ATLAS* possui uma interface gráfica amigável com opções para escolha dos arranjos entre estímulos, modificações de parâmetros e apreciação de gráficos. Este simulador será disponibilizado gratuitamente para a comunidade para fins de ensino e pesquisa.

Palavras-chave: simulador computacional, neurociência cognitiva computacional, condicionamento clássico, Modelo Schmajuk-Di Carlo, conexionismo, occasion setting

Resumo

ATLAS (*AssociaTive LeArning Simulator*) is a computer simulator for associative learning through classical conditioning that shows, in the current version, the Schmajuk-DiCarlo model for multiple responses. This is a real time model that simulates activities in hippocampus, associative cortex and cerebellum in several classical conditioning experiments. It synthesizes the elementary and configurational theories of stimuli in an artificial neural network that learns by the modified Rescorla-Wagner rule. This simulator reproduces the behaviour of trial by trial experiments of feature positive conditional discriminations, both of serial and simultaneous type, including occasion setting modulation. ATLAS shows the learning process in real time by reporting the conditioned responses and the aggregate prediction of the unconditioned stimulus. It is committed to usability, and is implemented in the JAVA language with a friendly graphical user interface enabling the choices of the stimuli contingencies, modification of the parameters and graphics visualization. This simulator will be available to the scientific community for educational and research purposes.

Palavras-chave: simulador computacional, neurociência cognitiva computacional, condicionamento clássico, Modelo Schmajuk-Di Carlo, conexionismo, occasion setting

Lista de Figuras

1.1	Modelos conexionistas - componentes básicos	p. 13
1.2	Modelo conexionista - comportamento temporal das atividades das unidades sensoriais	p. 16
1.3	Função da atividade da unidade adaptativa	p. 17
1.4	Simulação de uma versão em tempo contínuo da regra delta de Rescorla-Wagner	p. 18
1.5	Comportamento temporal das forças das conexões do modelo de tempo contínuo	p. 19
2.1	Conexões hipocampais	p. 27
2.2	Conexões corticais, hipocampais e cerebelares do mapeamento encefálico para a rede neural artificial do Modelo Schmajuk-DiCarlo	p. 28
2.3	Base neurobiológica da rede neural artificial do modelo Schmajuk-DiCarlo	p. 29
2.4	Rede conexionista do modelo Schmajuk-DiCarlo.	p. 31
2.5	Rede neural artificial do Modelo Schmajuk-DiCarlo para Múltiplas Respostas	p. 37
2.6	Modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas com rede de correção de erro	p. 39
4.1	Interface gráfica do ATLAS	p. 48
4.2	Implementação em MATLAB - associações dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais a partir de pesos iniciais positivos e negativos	p. 52
4.3	Implementação em MATLAB - associações dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais a partir de pesos iniciais negativos	p. 53
4.4	Implementação em MATLAB - associações dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais a partir de pesos iniciais positivos	p. 54

4.5	Implementação em MATLAB - associações dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais a partir de pesos iniciais nulos	p. 55
4.6	Simulação dos estímulos condicionados do modelo SLH e de suas memórias de curto-prazo em função do tempo	p. 56
4.7	Simulação das associações das unidades elementares e configuracionais de saída do modelo SLH pelo tempo	p. 57
4.8	Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 59
4.9	Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS	p. 60
4.10	Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 62
4.11	Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados do ATLAS	p. 64
4.12	Efeito da extinção sobre o estímulo característica após a aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 65
4.13	Aprendizagem da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS	p. 73
4.14	Extinção da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS	p. 74
4.15	Efeito da extinção sobre o estímulo característica após a aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 75
4.16	Aprendizagem da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS	p. 76
4.17	Extinção da aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados do ATLAS	p. 77
4.18	Efeitos de transferência em discriminação condicional positiva simultânea - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 78

4.19	Resultados do ATLAS - Efeitos de transferência em discriminação condicional positiva simultânea: condicionamento de <i>D</i>	p. 79
4.20	Resultados do ATLAS - Efeitos de transferência em discriminação condicional positiva simultânea: extinção de <i>D</i>	p. 80
4.21	Efeitos de transferência em discriminação condicional positiva serial - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 81
4.22	Resultados do ATLAS - Efeitos de transferência em discriminação condicional positiva serial: condicionamento de <i>D</i>	p. 82
4.23	Resultados do ATLAS - Efeitos de transferência em discriminação condicional positiva simultânea: condicionamento de <i>D</i>	p. 83
4.24	Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com estímulo alvo fraco - resultados Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 84
4.25	Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com estímulo alvo fraco - resultados do ATLAS	p. 85
4.26	Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com "estímulo alvo"forte - resultados Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)	p. 86
4.27	Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com "estímulo alvo"forte - resultados do ATLAS	p. 87

Lista de Tabelas

1.1	Aprendizagem pelo paradigma de aquisição do condicionamento respondente	p. 6
2.1	Procedimentos de aquisição condicionamento respondente simulados pelo modelo SD	p. 30
2.2	Procedimentos de aquisição condicionamento respondente simulados pelo modelo SLH	p. 40
2.3	Procedimento de discriminação condicional positiva	p. 41
2.4	Definição da função <i>occasion setting</i>	p. 41
2.5	Propriedade de forma de resposta do <i>occasion setting</i>	p. 42
2.6	Propriedade de extinção do <i>occasion setting</i>	p. 43
2.7	Propriedade de transferência do <i>occasion setting</i>	p. 43
4.1	Contingências de condicionamento respondente do modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas implementadas no simulador computacional.	p. 57

Lista de Abreviações

<i>ATLAS</i>	Simulador computacional de aprendizagem associativa
<i>RNA</i>	Rede neural artificial
<i>SD</i>	Schmajuk-DiCarlo
<i>SLH</i>	Schmajuk-Lamoureaux-Holland
<i>RW</i>	Rescorla-Wagner
<i>PH</i>	Pearce-Hall
<i>SPH</i>	Schmajuk-Pearce-Hall
<i>US</i>	Estímulo incondicionado
<i>CS_i</i>	Estímulo condicionado <i>i</i>
<i>CX</i>	Contexto
<i>UR</i>	Resposta incondicionada
<i>CR</i>	Resposta condicionada
<i>XA+</i>	Apresentação simultânea dos estímulos <i>X</i> e <i>A</i> na presença do <i>US</i>
<i>X → A+</i>	Apresentação serial dos estímulos <i>X</i> e <i>A</i> na presença do <i>US</i>
<i>A-</i>	Apresentação do estímulo <i>A</i> na ausência do <i>US</i>
<i>D+</i>	Apresentação do estímulo <i>A</i> na presença do <i>US</i>
<i>D-</i>	Apresentação do estímulo <i>D</i> na ausência do <i>US</i>
<i>STM</i>	Traço de memória de curto prazo do estímulo condicionado
<i>X_i</i>	Traço de memória de curto prazo do estímulo condicionado <i>i</i>
<i>CN_j</i>	Estímulo configuracional <i>j</i>

<i>VS_i</i>	Associações entre estímulo condicionado <i>i</i> e incondicionado
<i>VN_j</i>	Associações entre estímulo configuracional <i>j</i> e incondicionado
<i>VX</i>	Associações entre contexto e estímulo incondicionado
<i>B</i>	Predição acumulada ou agregada do estímulo incondicionado
<i>EO</i>	Erro da camada de saída da rede neural
<i>EH_{ij}</i>	Erro da camada de unidades ocultas
<i>EDO</i>	Equação diferencial ordinária
<i>ISI</i>	Intervalo entre estímulos
<i>ITI</i>	Intervalo entre sessões experimentais
<i>FN</i>	Discriminação condicional negativa
<i>FP</i>	Discriminação condicional positiva
<i>FPsim</i>	Discriminação condicional positiva simultânea
<i>FPser</i>	Discriminação condicional positiva serial
<i>CA1</i>	Região hipocampal 1 no Corno de Ammon
<i>LTP</i>	Potenciação de longa duração
<i>PEPs</i>	Potenciais excitatórios pós-sinápticos
<i>GUI</i>	Interface gráfica para usuários
<i>WIMP</i>	Combinação de janelas, ícones, menus e ponteiro de uma GUI
<i>APPLET</i>	Programa com interface com usuário que é executado no contexto de outro programa
<i>HMS</i>	Simulador computacional do modelo de Harris para aprendizagem associativa
<i>RAPID – REM</i>	Simulador computacional do modelo de elementos substituídos
<i>ALTsim</i>	Simulador computacional de teorias de aprendizagem associativa

Sumário

Resumo	p. v
Resumo	p. vi
Lista de Figuras	p. vii
Lista de Tabelas	p. x
Lista de Abreviações	p. xi
1 Introdução	p. 1
1.1 Aprendizagem Associativa e Condicionamento Respondente	p. 3
1.2 Modelos Quantitativos para Aprendizagem Associativa	p. 7
1.3 Modelos Conexionistas	p. 11
1.4 Simuladores Computacionais para Modelos de Condicionamento Respondente	p. 19
2 Modelo Schmajuk-DiCarlo	p. 23
2.1 Modelo Schmajuk-DiCarlo para resposta única	p. 23
2.1.1 Base teórica	p. 24
2.1.2 Base neurobiológica	p. 25
2.1.3 Base experimental	p. 29
2.1.4 Rede conexionista e descrição matemática	p. 30
2.2 Modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas	p. 36
2.2.1 Rede conexionista e descrição matemática	p. 37
2.2.2 Base experimental	p. 39

3 Metodologia	p. 44
3.1 Aspectos Matemáticos	p. 44
3.2 Aspectos Computacionais	p. 45
4 Resultados	p. 47
4.1 Simulador ATLAS	p. 47
4.2 Simulações computacionais	p. 49
4.2.1 Simulações em MATLAB - validação do algoritmo e estudo das funções	p. 50
4.2.2 Simulações em JAVA - resultados do ATLAS	p. 54
4.2.2.1 Forma de Resposta	p. 57
Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim	p. 58
Discriminação condicional positiva serial - FPser	p. 61
4.2.2.2 Extinção	p. 63
Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim	p. 63
Discriminação condicional positiva serial - FPser	p. 66
4.2.2.3 Transferência	p. 67
Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim	p. 67
Discriminação condicional positiva serial - FPser	p. 69
4.2.2.4 Fatores não temporais	p. 70
Intensidades do estímulo alvo forte e fraca	p. 70
5 Discussão	p. 88
Referências	p. 90

1 *Introdução*

Mecanismos de aprendizagem têm sido lapidados pela evolução a fim de capacitar os animais a detectar e emitir novos comportamentos a partir de informações ambientais. O condicionamento clássico ou respondente refere-se a como respostas a um estímulo biologicamente relevante, chamado de incondicionado, mudam em função da aprendizagem. Esta aprendizagem é fruto da associação com outros estímulos, os neutros ou arbitrários, os quais passam a eliciar a estrutura de um repertório comportamental equivalente ao da resposta ao estímulo incondicionado. Passam a eliciar devido à transferência de representações, de informações codificadas pelo organismo.

Um importante problema de pesquisa básica em aprendizagem diz respeito a como os mecanismos de aprendizagem podem ser descritos e entendidos em termos neurais. O campo de pesquisa teórico que se preocupa em modelar fenômenos mentais em geral, e os fenômenos associados à aprendizagem e à memória em particular, em termos de estruturas similares às redes de neurônios do cérebro é chamado de conexionismo (RUMELHART, 1986a, 1986b; ANDERSON; BOWER, 1980). Os modelos conexionistas são compostos por unidades processadoras simples interconectadas entre si, o que compõe redes. As forças das conexões entre as unidades são modeladas por variáveis matemáticas que podem ter valores positivos ou negativos, que representam sinapses excitatórias ou inibitórias. A aprendizagem no contexto dos modelos conexionistas consiste em modificar os valores das forças destas conexões, também chamadas de pesos sinápticos, de maneira que um paradigma experimental seja capturado pelo modelo.

Um modelo conexionista para aprendizagem associativa influente nos últimos anos foi o proposto por Schmajuk e DiCarlo (SCHMAJUK; DICARLO, 1992). O Modelo Schmajuk-DiCarlo (SD) foi construído para modelar a participação hipocampal na aprendizagem por condicionamento respondente (SCHMAJUK; DICARLO, 1992). Ampliações posteriores criaram um de seus diferenciais, que é a modelagem da aprendizagem associativa por *occasion setting* (SCHMAJUK; BUHUSI, 1997; SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

Se, por um lado, uma das virtudes dos modelos conexionistas é o fato de serem expressos em linguagem matemática, o que propicia previsões precisas sobre os sistemas modelados, por

outro lado, sua complexidade matemática pode dificultar sua compreensão por quem não tenha treinamento específico em cálculo e álgebra linear (as duas ferramentas matemáticas mais empregadas nos modelos conexionistas) e em programação de computadores (a principal ferramenta para simular modelos conexionistas). Por isso profissionais que se dedicam a aprendizagem, como psicólogos e biólogos, podem ver-se impedidos de usufruir das análises e previsões dos modelos conexionistas em suas pesquisas.

O objetivo desta dissertação é descrever um simulador computacional de aprendizagem associativa acessível e de fácil uso para a versão ampliada do modelo SD. Chamado de ATLAS (*AssociaTive Learning Simulator*), o simulador foi implementado em linguagem JAVA, o que lhe permite ser executado por quaisquer programas de visualização de documentos de hipertexto na internet, independente da plataforma computacional usada. Compromissado com a usabilidade, ATLAS possui uma interface gráfica amigável com opções para escolha dos arranjos entre estímulos, modificações de parâmetros e apreciação de gráficos. Por sua própria natureza, o simulador é uma ferramenta que pode ser usada tanto para pesquisa como ensino.

No restante deste capítulo, apresenta-se uma breve revisão de alguns temas fundamentais para a compreensão do modelo SD e para a leitura da dissertação. As subseções seguintes tratam de aprendizagem associativa e condicionamento clássico ou respondente, de modelos quantitativos para aprendizagem associativa, de modelos conexionistas e de simuladores para condicionamento respondente publicados até o momento.

No segundo capítulo são detalhadas as bases teórica, neurobiológica e experimental da descrição matemática do modelo SD. São apresentadas e comparadas as duas arquiteturas básicas do modelo, a versão original (SCHMAJUK; DICARLO, 1992), chamada de "modelo SD para resposta única" ou simplesmente "modelo SD" e a da versão modificada por Schmajuk, Lamoureaux e Holland (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998), chamada de "modelo SD para múltiplas respostas" ou "modelo SLH".

Na Metodologia são detalhados os materiais e procedimentos seguidos para o desenvolvimento do simulador computacional.

No capítulo de resultados é apresentada a interface gráfica do simulador e seus elementos. Em seguida, são apresentados resultados de simulações feitas para exemplificar o uso do simulador.

Finalmente, na Discussão é feita uma avaliação sobre as características e potenciais benefícios do simulador para a comunidade de pesquisadores e estudantes.

1.1 Aprendizagem Associativa e Condicionamento Respondente

Aprendizagem é o processo pelo qual organismos se beneficiam de sua interação com o ambiente para emitir comportamentos mais adaptados no futuro. Dado ser o ambiente constituído por estímulos, a aprendizagem associativa refere-se justamente a emissão de novos comportamentos por relações entre estímulos que predizem outros (GLUCK; MYERS, 2001). O condicionamento clássico ou respondente é uma forma de aprendizado associativo por demonstrar que animais processam estímulos através de seleção de suas dimensões físicas e sensoriais e do tempo de exposição a estes (BUENO, 1997).

As origens das teorias associacionistas sobre aprendizado e memória remontam à Grécia antiga. Aristóteles, em seu opúsculo *Sobre a Memória* (ARISTOTELES, 1990), propôs que associações entre pensamentos ocorrem quando são temporalmente próximos ou quando são similares ou opostos. Entre os séculos XVII e XIX, os filósofos empiristas britânicos Hobbes, Locke, Berkeley, Hume, Hartley, Brown, Mill entre outros procuraram formular uma teoria geral da mente com base no associacionismo (ANDERSON; BOWER, 1980). A partir do fim do século XIX, com o florescimento de teorias funcionalistas e behavioristas nos Estados Unidos, psicólogos norte-americanos tomaram a dianteira no desenvolvimento das teorias associacionistas.

William James foi um dos primeiros a propor uma base neural para o associacionismo (JAMES, 1988). Segundo ele: *quando dois processos cerebrais elementares estiveram ativos conjuntamente ou em sucessão imediata, um deles ao recorrer tende a propagar sua excitação para o outro*. Outro pioneiro foi Thorndike (PEARCE; BOUTON, 2001) quem propôs que aprender consiste na formação de conexões entre estímulos e respostas e que essas conexões são estabelecidas sempre que à uma resposta segue-se uma recompensa.

A demonstração clássica de aprendizagem associativa remonta a Pavlov. Ao investigar correlações entre atividade fisiológica dos hemisférios cerebrais e o que chamou de “comportamentos complexos” dos animais, Pavlov observou que, após pareamentos do som de um sino com comida, cães salivavam mesmo na ausência da comida. Então, Pavlov atribuiu novos significados aos conceitos já existentes de reflexo e instinto. Unificou estes termos definindo reflexos como respostas inevitáveis do organismo a estímulos internos e externos. Pavlov ressaltou ainda que a relevância dos estímulos na aprendizagem animal não consiste no fato deles iniciarem um reflexo, mas sim que, sob diferentes condições, um mesmo estímulo pode iniciar diferentes reações reflexas; e que um mesmo reflexo pode ser iniciado por diferentes estímulos. Ao reflexo atribuiu dois valores: ser negativo ou positivo, ou ainda excitatório ou inibitório (PAVLOV, 2003).

A aprendizagem associativa por condicionamento respondente, portanto, envolve reflexos e relações entre dois ou mais estímulos ou sinais ambientais inicialmente independentes. Um deles, chamado de incondicionado (*US*), devido à seleção natural tornou-se biologicamente relevante, passando por isso a eliciar uma resposta fisiológica ou motora denominada incondicionada (*UR*), como por exemplo condicionamentos: aversivo, de tolerância a drogas e piscar de olhos (condicionamento palpebral) (Anderson, 2005). O outro estímulo, denominado arbitrário ou neutro (DOMJAN, 2005), elicia comportamentos de orientação em animais. A aprendizagem no condicionamento respondente é medida pela emergência de novas respostas equivalentes as do reflexo, eliciadas pelo estímulo neutro, que passa a chamar-se condicionado (*CS*). Da mesma forma, a resposta eliciada pelo *CS* é chamada de condicionada (*CR*).

A perspectiva pavloviana, reflexologista, diz que esta nova resposta de condicionamento deve-se a uma transferência do controle do reflexo de um estímulo *US* para outro *CS* por contigüidade temporal, ou seja, basta que o *CS* e o *US* ocorram dentro de um curto intervalo de tempo (o *CS* antes do *US*) para que o condicionamento respondente ocorra (MILLENSON, 1976). Porém, experimentos feitos por Rescorla a partir de 1968 demonstram que somente justaposição temporal é insuficiente para caracterizar as circunstâncias que produzem condicionamento respondente (RESCORLA, 1988b). Tais experimentos sinalizam ser necessário haver uma relação informativa entre o *CS* e o *US*. Nas palavras do próprio Rescorla (1988): |

[...] o condicionamento pavloviano não é um processo tolo pelo qual o organismo forma associações indiscriminadamente entre quaisquer dois estímulos que co-ocorram. Ao invés disso, o organismo é mais bem visto como um buscador de informações que usa relações lógicas e perceptuais entre os eventos, juntamente com suas próprias pré-concepções, para formar uma representação sofisticada do seu mundo.

Segundo essa perspectiva funcionalista, aprender não é a transferência do controle de um reflexo de um *US* para um *CS*, mas a transferência de representações entre eventos que muda não um comportamento, mas o repertório comportamental do animal. Oferecendo suporte a esta visão, várias evidências experimentais demonstram que os animais podem representar informações detalhadas sobre os eventos envolvidos nos paradigmas de condicionamento, usando-as de maneira flexível como guias para suas respostas ou novos aprendizados (PICKENS; HOLLAND, 2004).

As representações são geradas a partir do processamento pelo sistema nervoso central de algumas características dos estímulos, daquelas relevantes para que a resposta comportamental seja efetuada (??). Uma maneira de conceber essas representações consiste no esquema

“computacional-representacional” proposto por Gallistel (1990). Segundo esta concepção, a experiência leva ao mapeamento de eventos do mundo em eventos “isomórficos” no cérebro. Então, processos computacionais neurais usariam esses padrões de atividade cerebral para inferir relações mais complexas entre eventos, prever resultados e guiar o comportamento. Embora pesquisadores diverjam quanto ao grau com que essas representações e computações estejam imbricadas com os mecanismos de aprendizagem associativa, a maioria admite que, do último quartel do século XX para os dias de hoje, houve uma mudança definitiva na descrição do aprendizado animal: uma feita exclusivamente em termos de associações do tipo estímulo-resposta para uma outra em que o aprendizado resulta da interação entre representações cerebrais de estímulos e respostas (PICKENS; HOLLAND, 2004).

A fim de esmiuçar os processos envolvidos nas alterações do repertório comportamental, foram desenvolvidos procedimentos experimentais com diversos arranjos de relação temporal entre estímulos, de intensidade e de quantidade de estímulos. Estas situações experimentais serão chamadas neste trabalho de contingências ou paradigmas de condicionamento respondente, conforme as definições propostas por Schmajuk (1997, pag.20). Paradigma refere-se ao procedimento experimental de condicionamento clássico no qual estímulos são apresentados em diversas contingências. Contingências são arranjos de estímulos com parâmetros variáveis, como intensidade, intervalo (ISI), e intervalos entre sessões experimentais (ITI). A discriminação condicional positiva, por exemplo, é considerada neste texto um paradigma. Já os arranjos temporais serial ou simultâneo são contingências.

A aplicação de um paradigma experimental de condicionamento respondente dá-se, no mínimo, em dois instantes. Num primeiro momento, o organismo é exposto a alguma situação proposta pelo experimentador, a alguma oportunidade de aprendizado. Posteriormente, na ausência dessa primeira situação, um teste revela as modificações produzidas pela experiência anterior. As contingências de condicionamento respondente são classificadas como de primeira ordem ou de ordem superior (RESCORLA, 1988a).

No condicionamento de primeira ordem, a aprendizagem é adquirida em contingências entre um único CS e um US. Já os condicionamentos de ordem superior (pré-condicionamento sensorial e condicionamento de segunda ordem) referem-se à aprendizagem complexa pela associação de dois ou mais CSs com o US. Estes dois tipos de condicionamento parecem ter substratos neurais diferentes (Gewirts; Davis, 2000). O hipocampo, no qual baseia-se o modelo SD, parece não ser necessário em condicionamentos de primeira ordem, mas sim nos mais complexos (Gluck; Myers, 2001).

A contingência de aquisição de condicionamento de primeira ordem consiste na exposição

contígua e repetida de um sinal ou estímulo neutro (CS) com um US . Este já elicia uma consequência comportamental ou visceral, fruto da seleção natural sobre uma espécie animal (UR). Tal pareamento repetido resulta em que o CS passa a eliciar uma CR semelhante à UR . A aprendizagem é mensurada pela emissão da CR . Esta contingência de aquisição de condicionamento de primeira ordem é, em geral, utilizada para exemplificar a aprendizagem por condicionamento pavloviano. A Tabela 1.1 sintetiza este paradigma.

<i>Dados</i> :	dois estímulos S_A e US ;
<i>Procedimento</i> :	emparelhamento repetido de S_A e US , sempre na ordem S_A , US ;
<i>Processo</i> :	CS_A passa gradualmente a controlar a nova resposta condicionada (CR), que pode se assemelhar à resposta UR de US ;
<i>Resultado</i> :	CS_A elicia uma resposta condicionada (CR);
<i>Paradigma</i> :	CS_A $\setminus CR$ $S_2(US) \longrightarrow R_2$

Tabela 1.1: **Aprendizagem pelo paradigma de aquisição do condicionamento respondente.** S_A simboliza um estímulo neutro, o qual torna-se condicionado CS_A após pareamentos com US . Este representa um estímulo incondicionado, que já elicia atividade visceral e/ou comportamento, fruto de seleção natural sobre a espécie. UR é a resposta visceral ou comportamental incondicionada ao US . CR_A simboliza a resposta condicionada ao CS_A após aprendizagem por associação entre CS_A e US .

Um exemplo de contingência de condicionamento de segunda ordem é o da discriminação condicional positiva (FP de *feature positive*)¹. O procedimento experimental correspondente a esta contingência de condicionamento consiste na apresentação conjunta de dois estímulos (XeA) seguida do US . Na sessão seguinte, apenas o estímulo A é apresentado sem a apresentação posterior do US . O estímulo X é denominado de “estímulo característica” ou “condicional” e o estímulo A é denominado de “estímulo alvo” ou “condicionado”. Quando apresentado junto com X , o estímulo A pode adquirir propriedade excitatória sobre a representação do US , isto é, ele elicia uma CR . Quando apresentado sem X , o estímulo A pode adquirir uma propriedade inibitória sobre a representação do US , ou seja, ele não elicia uma CR . Os arranjos temporais na apresentação de X e A podem ser simultâneos ou seriados. Na FP simultânea (FPsim), os estímulos X e A são apresentados justapostos na presença do US . Já na FP seriada (FPser), há um intervalo de ao menos cinco segundos entre a apresentação de X e A , o qual é seguido pelo US (BUENO; WAGATSUMA; MARTINS, 2007).

A FPsim é o único paradigma de condicionamento de segunda ordem considerado nesta

¹Como no ATLAS as opções de contingências estão em inglês a fim de disseminar seu uso via rede mundial de computadores, optamos por manter as abreviações destas nessa língua.

dissertação, pois foi o procedimento experimental escolhido pelos autores do modelo SD para múltiplas respostas, implementado no ATLAS (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

1.2 Modelos Quantitativos para Aprendizagem Associativa

A partir dos anos 30 do século passado, modelos quantitativos para condicionamento, expressos em linguagem matemática, têm sido propostos e vêm acompanhando a evolução dos estudos experimentais e teóricos sobre aprendizagem associativa. Os modelos quantitativos, por sua própria natureza, trabalham com grandezas que possuem valores precisos e cujas variações podem ser quantificadas de maneira precisa. Isso permite a análise teórica desses modelos e a geração de previsões testáveis de uma maneira incomparável à feita pelos modelos expressos em linguagem puramente verbal (STADDON; BUENO, 1991).

Considera-se que a primeira teoria quantitativa para aprendizagem associativa foi a desenvolvida por Hull em uma série de artigos e livros publicados entre 1939 e 1952 (HULL, 1939, 1943, 1949, 1950, 1952). O modelo matemático elaborado por Hull está centrado nas associações entre estímulos e respostas ($CS \sim CR$) e na idéia da aprendizagem ser fruto de relações entre estímulos e motivações (*drives*). Segundo Hull, a associação entre um estímulo (CS) e uma resposta (CR) é formada quando a ocorrência da resposta na presença do estímulo é seguida por uma “redução na motivação” (*drive reduction*) que, no caso do condicionamento pavloviano, é provocada pelo US .

Na teoria de Hull, um CS produz um traço de memória de curta duração, de intensidade variável com o tempo, que ativa associações excitatórias ou inibitórias com múltiplas respostas. As associações excitatórias seguidas pela apresentação de um US satisfatório são fortalecidas, enquanto que as outras não. Para Hull (1950), qualquer traço de memória de um CS pode se associar com a CR , independentemente das associações desta com outros estímulos condicionados.

O modelo teórico de Hull envolve muitas equações, mas uma de particular interesse para esta dissertação é a que diz respeito à associação excitatória entre um CS e uma CR . Segundo Hull, uma força de associação excitatória se estabelece entre um CS e uma CR ao longo de ensaios reforçados repetidos. A variação da força de associação entre a CR e um dado CS (indicado aqui por CS_i) a cada ensaio na presença do US é expressa pela equação 1.1:

$$\Delta V_i = \alpha(M - V_i) . \quad (1.1)$$

Nesta equação, V_i é a força da associação do CS_i com a CR , M é o máximo valor que uma força de associação com a CR pode atingir e α é um parâmetro que determina a taxa de variação de V_i (chamado de “taxa de aprendizado”). Segundo a equação (1.1), a variação em V_i torna-se menor à medida que o número de ensaios reforçados aumenta, pois V_i se aproxima de M , reduzindo o tamanho do incremento. Alguns autores chamam este tipo de comportamento de relação de “aceleração negativa” entre V_i e o número de repetições na presença de US (VOGEL; CASTRO; SAAVEDRA, 2004).

Uma hipótese subjacente à equação (1.1) é a de que qualquer estímulo que tenha uma representação interna ativa no momento da ocorrência do US sofre um incremento na sua força de associação com o CR , independentemente dos outros estímulos presentes no mesmo momento. Esta hipótese foi chamada de “hipótese da continuidade” na época de Hull (SPENCE, ; VOGEL; CASTRO; SAAVEDRA, 2004).

Vários resultados experimentais sobre condicionamento envolvendo a apresentação de mais de um CS realizados entre as décadas de 60 e 70 do século passado demonstraram que a hipótese da continuidade pode não estar correta. Esses experimentos indicam que a associação de um CS com o CR depende das associações dos outros CSs com o CR (VOGEL; CASTRO; SAAVEDRA, 2004).

Exemplos desses experimentos são os feitos por Kamin (1968; 1969). Estes demonstraram que uma associação não é formada com um CS se um outro CS for mais informativo, um efeito chamado de “bloqueio”. Por exemplo, num destes experimentos, um grupo de animais passou por dezesseis sessões em que um CS (ruído) era seguido pelo US (choque) enquanto que os animais do grupo controle passaram por oito sessões em que recebiam dois CSs (ruído e luz) antes do choque. Posteriormente, os animais do primeiro grupo foram submetidos a uma situação igual à do grupo controle em que ruído e luz foram apresentados antes do choque por oito sessões. Após estes últimos, Kamin submeteu os animais dos dois grupos ao teste, no qual foram expostos submetidos separadamente à luz ou ao ruído. Os resultados de Kamin sinalizam que os animais do grupo controle apresentavam a redução de atividade (RC), indicativa de condicionamento de medo, tanto para o ruído como para a luz. Mas os sujeitos do primeiro grupo apresentavam a RC apenas para o ruído e não para a luz. A interpretação de Kamin para este experimento é a de que o ruído já havia sido estabelecido como um preditor confiável do choque para os animais do primeiro grupo, de maneira que a informação fornecida pela luz na segunda parte do experimento era redundante. Portanto, apenas o ruído estabeleceu uma associação forte com a CR , mas não a luz. Este experimento contraria a hipótese da continuidade porque os dois grupos de animais foram submetidos exatamente ao mesmo número de pareamentos da luz (oito) com o choque (KAMIN, 1968, 1969).

O bloqueio é um exemplo típico do que se denomina de “competição entre estímulos” (WAGNER, 1969), pois a associação de um dado CS com o US depende do grau com que o CS antecipam a ocorrência do US , o que parece depender do grau com que outros CSs antecipam o mesmo US .

A teoria para condicionamento pavloviano de maior repercussão até o momento, capaz de explicar o fenômeno de bloqueio e outros de competição entre estímulos, foi a proposta por Rescorla e Wagner (RESCORLA; WAGNER, 1972). O modelo de Rescorla-Wagner possui três conceitos quantitativos básicos: (1) o primeiro é a “força de associação”, V_i , entre o CS_i e o US . Esta grandeza controla o valor do condicionamento exibido pelo CS_i . (2) o segundo é o nível máximo, λ , que a força de associação com o US pode atingir. O modelo considera que λ depende do US , de maneira que USs mais fortes podem sustentar associações mais fortes. (3) O terceiro é a taxa de aprendizagem, α_i , que determina a rapidez com que a força de associação V_i entre o CS_i e o US atinge o valor máximo λ . O parâmetro α_i é chamado de associabilidade ou saliência do CS_i (PEARCE; BOUTON, 2001; VOGEL; CASTRO; SAAVEDRA, 2004).

Segundo o modelo de Rescorla-Wagner, a cada repetição de uma sessão de associação com um US em que mais de um CS podem estar presentes, a força de associação do CS_i com o US muda conforme a regra:

$$\Delta V_i = \alpha_i \left(\lambda - \sum_{j \in \{CSs \text{ presentes}\}} V_j \right). \quad (1.2)$$

Esta equação 1.2 é chamada de regra de aprendizado de Rescorla-Wagner. Ela diz que a força de associação entre o CS_i e o US aumenta (a uma taxa α_i) quando a soma total das forças de associação dos estímulos presentes no ensaio for menor que o nível máximo λ e que ela diminui (a uma taxa α_i) quando a soma total das forças de associação dos estímulos presentes no ensaio for maior que o nível máximo λ .

A regra de aprendizado de Rescorla-Wagner é fundamentalmente diferente da regra de aprendizado do modelo de Hull da equação (1.1). Na equação (1.1), a variação da força de associação V_i depende apenas do seu valor atual. Já na equação (1.2), a variação da força de associação V_i depende do valor agregado das forças de associação de todos os CSs presentes naquele ensaio.

Segundo a regra de Rescorla-Wagner, o fenômeno do bloqueio de Kamin pode ser entendido da seguinte maneira: quando apenas ruído (CS_1) é apresentado ao animal, seguido pelo choque (US), por várias sessões repetidos, a sua força de associação V_1 com o choque cresce bastante, pois a discrepância entre λ e V_1 – o único CS presente – tem um valor inicial grande.

Posteriormente, quando os estímulos luz (CS_2) e ruído (CS_1) são apresentados conjuntamente, seguidos por choque, por vários ensaios repetidos, a força de associação da luz com o choque V_2 não cresce tanto, pois a discrepância entre λ e $(V_1 + V_2)$ – o valor agregado das forças de associação dos dois estímulos – é pequena. Desta forma, quando apenas luz (CS_2) for apresentada ao animal em um teste posterior esta, por ter uma força de associação pequena, não eliciará a resposta comportamental ao choque.

Um modelo alternativo para o fenômeno de competição entre estímulos foi apresentado por Mackintosh em 1975 (MACKINTOSH, 1975). Nesse modelo, ao invés de considerar que os estímulos competem entre si pelo nível máximo λ de associação com o US (uma propriedade que depende apenas do US), considera-se que os CSs competem entre si pela atenção do organismo a cada um deles (uma propriedade que depende dos CSs). Pode-se dizer que o modelo de Mackintosh assume que o animal concentra a atenção no CS que é melhor preditor do US . Por isso, o modelo de Mackintosh é chamado de "atencional" (PEARCE; BOUTON, 2001).

Para implementar a sua hipótese, o modelo de Mackintosh faz com que, quando vários CSs estão presentes, aquele que é relativamente o melhor preditor do US tenha a sua associabilidade a α_i aumentada enquanto que os demais CSs têm suas associabilidades diminuídas. Formalmente, durante uma sessão experimental em que um conjunto de CSs está presente, a associabilidade α_i de CS_i aumenta se a magnitude da discrepância entre a sua força de associação e o nível máximo λ de associação com o US , $|\lambda - V_i|$, for menor que $|\lambda - \sum_{j \neq i} V_j|$, onde a somatória sobre j neste termo cobre todas as forças de associação dos estímulos presentes com exceção de CS_i . Por outro lado, a associabilidade α_i diminui se $|\lambda - V_i| \geq |\lambda - \sum_{j \neq i} V_j|$. A magnitude do aumento ou diminuição de α_i é proporcional à diferença entre $|\lambda - V_i|$ e $|\lambda - \sum_{j \neq i} V_j|$. Para calcular a variação da força de associação do CS_i , Mackintosh usa a mesma regra do modelo de Hull da equação (1.1).

Um terceiro modelo para competição entre estímulos foi proposto por Pearce e Hall (PEARCE; HALL, 1980). No modelo de Pearce-Hall, a atenção a um estímulo só é necessária enquanto o animal está aprendendo sobre sua significância, mas depois que o aprendizado atinge um estado estacionário ela não é mais necessária. Segundo eles, a associabilidade do estímulo CS_i em em dado ensaio n é dada por:

$$\alpha_i^n = \left| \lambda^{n-1} - \sum_{j \in \{CSs \text{ presentes no ensaio } n-1\}} V_j^{n-1} \right|, \quad (1.3)$$

Conforme a equação 1.3, a associabilidade do estímulo i no n -ésimo ensaio é determinada pela magnitude da discrepância entre o nível máximo λ e a soma total das forças de associação

dos estímulos presentes no último ensaio anterior em que o estímulo i esteve presente. Segundo esta regra, a associabilidade de um estímulo será grande quando ele tiver sido apresentado com um US inesperado e será pequena quando ele tiver sido apresentado com um US esperado. No primeiro caso a magnitude da discrepância na equação (1.3) terá um valor alto e, no segundo caso, ela terá um valor baixo.

Segundo Pearce e Bouton (2001), há evidências experimentais que suportam tanto o modelo de Mackintosh como o de Pearce-Hall. Eles sugerem que deve haver mais de um mecanismo capaz de alterar a associabilidade de um estímulo e que mecanismos diferentes devem ser governados por princípios diferentes, daí a existência de modelos diferentes.

Os modelos de Hull, Rescorla-Wagner, Mackintosh e Pearce-Hall podem ser classificados como modelos de "sessão-a-sessão", no sentido de que eles descrevem mudanças nas forças de associação apenas durante sessões experimentais, mas não entre elas (VOGEL; CASTRO; SAAVEDRA, 2004). Alguns fenômenos de aprendizagem associativo por condicionamento respondente podem ser explicados por modelos desse tipo, que fazem previsões baseadas em valores discretos das variáveis (um ensaio após o outro). Mas estes modelos são insuficientes para fenômenos nos quais o tempo é uma variável essencial. Para dar conta de fenômenos temporais, foram desenvolvidos modelos que procuram descrever os processos de mudanças associativas instante-a-instante, ao invés de "sessão-a-sessão". Esses modelos são chamados de modelos "em tempo real". Nos modelos em tempo real, as grandezas envolvidas são tratadas como funções contínuas do tempo e, portanto, eles são descritos por equações diferenciais ao invés de equações de diferenças, como nas equações (1.1) a (1.3).

O modelo SD é um modelo em tempo real. Então, na próxima seção, que consiste numa introdução ao conexionismo voltada para os objetivos deste trabalho, as teoria mostradas serão todas em tempo real.

1.3 Modelos Conexionistas

Modelos conexionistas constituem uma ferramenta conceitual para o estudo do aprendizado associativo (ELLIS; HUMPHREYS, 1999). Uma de suas virtudes, além da de serem modelos quantitativos como os da seção anterior, é a sua capacidade de conseguir expressar fenômenos comportamentais segundo uma perspectiva neural numa tentativa de unificar a abordagem formal dos modelos matemático-conceituais com o conhecimento sobre o substrato biológico relacionado ao cérebro.

Há duas direções para modelar a neurobiologia: a de "baixo-para-cima", que parte do nível

mais fisiológico para atingir o organismo como um todo; e a de "cima-para-baixo" que a partir do comportamento chega a propriedades do sistema nervoso (STADDON; BUENO, 1991). Marr (1982) sustenta a abordagem "de cima-para-baixo" para modelagem do processamento cerebral. Para ele, para que um sistema seja bem compreendido, é necessário analisá-lo em três níveis. São eles: (1) computacional, o que o sistema faz, que problemas resolve, por exemplo; (2) algorítmico, como o sistema faz o que faz, ou seja, como a entrada se transforma na saída; e implementacional, como o sistema é fisicamente, qual as relações de neuroanatomia funcional de uma estrutura com o restante do sistema nervoso, por exemplo (MARR,).

A direção de "baixo-para-cima" consiste em descrever as propriedades neuronais de modo biologicamente realista, ou seja, utilizando parâmetros fisiológicos e, por vezes, morfológicos a fim de atingir propriedades mais gerais do sistema nervoso.

A abordagem conexionista combina considerações sobre processamento cognitivo da direção de "cima-para-baixo" com princípios neuro inspirados de processamento, como os que modulam as conexões das unidades de suas redes artificiais (RUMELHART, 1986a).

De maneira genérica, um modelo conexionista é um conjunto de elementos (ou nós ou unidades) excitáveis ligados entre si por conexões (ou sinapses) com pesos específicos que representam as forças das conexões. Essas unidades recebem estímulos do meio ambiente, processam esses estímulos segundo regras bem definidas e fornecem respostas. Em função dos estímulos recebidos e do tipo de resposta dada, os pesos das conexões entre os nós têm seus valores alterados segundo regras específicas. Desta maneira o aprendizado associativo é implementado em um modelo conexionista.

O componente básico dos modelos conexionistas para o aprendizado associativo pode ser representado pela rede neural da Figura 1.1, na página 13.

Conforme a Figura 1.1, a apresentação de estímulos do meio-ambiente ativa unidades sensoriais que fornecem uma representação interna desses estímulos. Estas unidades, por sua vez, afetam a ativação de uma unidade adaptativa, responsável pela geração da resposta. Os pesos das conexões entre as unidades sensoriais que representam os *CSs* e a unidade adaptativa variam no tempo, adaptando-se às combinações entre estímulos sensoriais e respostas. Daí decorre o nome de unidade adaptativa dado à este nó de saída da rede. Por outro lado, o peso da conexão entre a unidade sensorial que representa o *US* e a unidade adaptativa não varia no tempo. A saída da unidade adaptativa é interpretada como a resposta do sistema, e é uma função do seu nível de ativação y . A natureza da função f usada para modelar essa saída é crucial para que as previsões do modelo se ajustem aos dados experimentais.

Os modelos a serem considerados neste texto são em tempo real, de modo que as grandezas

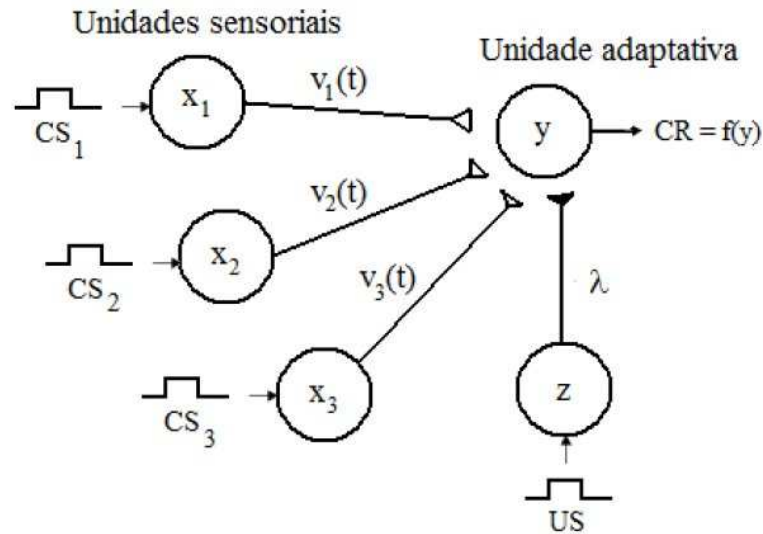


Figura 1.1: **Modelos conexionistas - componentes básicos.** Rede neural básica para construção de modelos conexionistas para aprendizado associativo. Os círculos representam as unidades e as linhas com triângulos em uma das extremidades representam as conexões entre as unidades. Um triângulo preenchido representa uma conexão cuja força não pode ser modificada e um triângulo vazio representa uma conexão cuja força é variável. As três unidades à esquerda são sensoriais. Elas são ativadas diretamente pelos estímulos ambientais CS_j e US . A unidade no canto superior à direita é adaptativa. Ela é ativada pelas unidades sensoriais e sua saída representa a CR . As atividades das sensoriais que representam os CS s são representadas por x_i . A atividade da unidade que representa o US é representada por z . Já o nível de ativação da unidade adaptativa é representado por y . As forças das conexões entre as unidades sensoriais e a unidade adaptativa são denotadas por $V_i t$. A força de conexão entre a unidade que representa o US e a adaptativa é λ .

que descrevem o comportamento do modelo da Figura 1.1 (X_i, z, y, V_i) variam no tempo de forma contínua e não discreta. Elas obedecem a equações diferenciais. Um conjunto de equações diferenciais que pode ser usado para modelar as variações temporais dessas grandezas está dado a seguir. As equações que serão usadas mais adiante nesta dissertação, em modelos mais complexos que os da Figura 1.1, são variações e extensões delas. Nesta seção, as equações diferenciais serão mostradas e analisadas matematicamente para que se possa ter um melhor entendimento das suas soluções. Nos casos mais complexos dos próximos capítulos, apenas a solução numérica das equações, feita com o ATLAS aqui desenvolvido, permitirá a extração das suas conseqüências.

A equação para a atividade da unidade sensorial que representa o US é:

$$z(t) = \begin{cases} 1 & \text{se US estiver presente} \\ 0 & \text{se US estiver ausente} \end{cases} \quad (1.4)$$

Esta equação considera que a atividade da unidade sensorial que representa o US vale um

se o US estiver presente e zero se ele estiver ausente. A equação é escrita sem uma forma diferencial para simplificar a implementação computacional do modelo. Ela poderia ser escrita na forma de uma equação diferencial como as próximas, mas com uma taxa de variação temporal maior para indicar que a ativação da unidade é praticamente instantânea quando o US está presente.

A equação para a atividade da unidade sensorial que representa o CS_i é:

$$\frac{dX_i}{dt} = -\alpha X_i + K_1(K_2 - X_i)CS_i, \quad (1.5)$$

onde α é a taxa de variação de X_i na ausência de estímulos externos e K_1 e K_2 são constantes.

Na equação (1.5), supõe-se que o comportamento temporal do CS_i é do tipo função degrau. Ele é iniciado em t_0 e mantido constante até t_1 , quando é terminado. Esse comportamento pode ser descrito por:

$$CS_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{se } t < t_0 \text{ e } t > t_1 \\ 1 & \text{se } t_0 \leq t \leq t_1 \end{cases} \quad (1.6)$$

Então, para $t < t_0$ ou $t > t_1$ a equação (1.5) torna-se:

$$\frac{dX_i}{dt} = -\alpha X_i, \quad (1.7)$$

e para $t_0 \leq t \leq t_1$ ela é:

$$\frac{dX_i}{dt} = -\alpha X_i + K_1(K_2 - X_i). \quad (1.8)$$

A solução da equação (1.7) é do tipo $X_i(t) = Ae^{-\alpha t}$, onde A é uma constante determinada pelas condições iniciais do problema. Supondo que o valor de X_i é nulo antes de t_0 , a solução final da equação (1.7) é:

$$X_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{para } t < t_0 \\ X_i(t_1) e^{-\alpha(t-t_1)} & \text{para } t > t_1, \end{cases} \quad (1.9)$$

ou seja, antes da apresentação do CS_i a atividade da unidade sensorial que o representa é nula e depois que o CS_i é retirado esta atividade decai exponencialmente com taxa α para zero.

A equação (1.8) pode ser resolvida com o uso de uma variável auxiliar,

$$\xi \equiv -(\alpha + K_1)X_i + K_1K_2 .$$

Substituindo a variável X na equação (1.8), obtém-se uma equação formalmente similar à equação (1.7),

$$\frac{d\xi}{dt} = -(\alpha + K_1)\xi ,$$

cuja solução é

$$\xi(t) = \xi(t_0) e^{-(\alpha + K_1)(t - t_0)} .$$

Retornando à variável original X_i , tem-se que a solução para a equação (1.8) é:

$$X_i(t) = \frac{K_1K_2}{\alpha + K_1} \left[1 - e^{-(\alpha + K_1)(t - t_0)} \right] + X_i(t_0) e^{-(\alpha + K_1)(t - t_0)} .$$

No instante $t = t_0$ esta solução tem que ser numericamente igual à dada pela solução da equação (1.7). Isto implica que $X_i(t_0) = 0$ e a solução final para $t_0 \leq t \leq t_1$ é:

$$X_i(t) = \frac{K_1K_2}{\alpha + K_1} \left[1 - e^{-(\alpha + K_1)(t - t_0)} \right] \quad (\text{para } t_0 \leq t \leq t_1) . \quad (1.10)$$

Esta equação diz que a atividade da unidade sensorial que representa o CS_i cresce exponencialmente, com taxa $(\alpha + K_1)$, em direção ao valor assintótico $K_1K_2/(\alpha + K_1)$ enquanto o CS_i estiver presente.

O comportamento das atividades das unidades sensoriais que representam o US e o CS_i é ilustrado pela Figura 1.2, na página 16. A atividade X_i costuma ser interpretada pelos modelos conexionistas em psicologia (SCHMAJUK, 1997) como o traço de memória de curta duração que representa o estímulo CS_i .

O nível de ativação y da unidade adaptativa pode ser modelado pela equação:

$$\frac{dy}{dt} = -\beta y + k_3(k_4 - y) \left(\sum_{i=1}^3 V_i X_i + \lambda z \right) , \quad (1.11)$$

onde β é a taxa de variação de y na ausência de estímulos e k_3 e k_4 são constantes. Esta é uma equação não-linear, pois envolve o conhecimento das variáveis X_i , V_i e z e, portanto, só pode ser resolvida analiticamente em casos muito especiais. Por exemplo, se a soma total

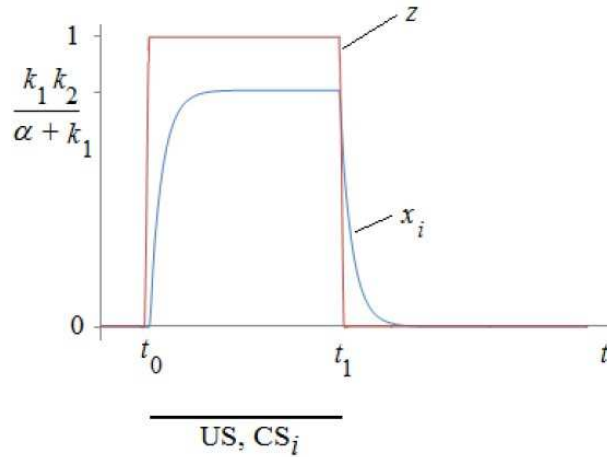


Figura 1.2: **Modelo conexionista - comportamento temporal das atividades das unidades sensoriais.** Considera-se que o US e o CS_i são apresentados concomitantemente, no intervalo de tempo entre t_0 e t_1 (representados pela linha reta abaixo do gráfico). Instantaneamente após o início do US a atividade z assume o valor um e permanece com este valor até o término do US , quando z cai instantaneamente também para 0. O comportamento de X_i não é instantâneo, mas cresce no tempo de forma exponencial com uma taxa determinada por $(\alpha + K_1)$. Após atingir o valor assintótico $K_1 K_2 / (\alpha + K_1)$, X_i permanece com este valor até o término do CS_i , decaindo exponencialmente para zero com taxa α depois disso. O valor assintótico $K_1 K_2 / (\alpha + K_1)$ pode ser maior, menor, ou igual a um, dependendo dos valores das constantes K_1 , K_2 e α . Na figura ele foi colocado como menor que um apenas por razões ilustrativas.

das entradas recebidas pela unidade adaptativa ($\sum_{i=1}^3 V_i X_i + \lambda z$) for uma constante positiva, a variável y cresce exponencialmente em direção a uma assíntota determinada por esta constante e por k_3 , k_4 e β . No caso geral em que tanto V_i como X_i variarem no tempo (supondo $z = 1$), y cresce quando $(\sum_{i=1}^3 V_i X_i + \lambda z) > 0$ e decresce quando $(\sum_{i=1}^3 V_i X_i + \lambda z) < 0$.

A saída ou atividade da unidade adaptativa é uma função f do seu nível de ativação. Em geral, usa-se uma função não-linear com saturação (com assíntota igual a um) como esta função. Um exemplo é (SCHMAJUK, 1997) :

$$f(y) = \frac{y^p}{y^p + A^p}, \quad (1.12)$$

onde p é uma constante que determina a inclinação da função e A é uma constante que determina o valor de y para o qual $f(y)$ atinge metade do seu valor assintótico. Um gráfico da implementação dessa função é mostrado na Figura 1.3, na página 17.

Com relação à equação que descreve a variação temporal de V_i , a força da conexão entre a unidade sensorial que representa o CS_i e a unidade adaptativa, ela pode ser modelada de diferentes maneiras. Em 1949, Hebb sugeriu que a variação da força da conexão sináptica entre dois neurônios é proporcional ao produto das suas atividades (HEBB, 1988). A implementação

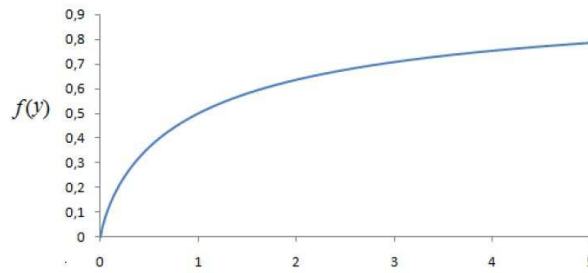


Figura 1.3: **Função $f(y)$ da atividade da unidade adaptativa da rede conexionista dada pela equação (1.3).** Os valores das constantes usados para o gráfico foram $p = 0,8$ e $A = 1$.

matemática da regra de Hebb é:

$$\frac{dV_i}{dt} = -\gamma V_i + \theta X_i f(y), \quad (1.13)$$

onde γ e θ são constantes: γ é a taxa de variação da força associativa e θ é uma constante de proporcionalidade. Supõe-se que $\gamma \ll \alpha, \beta$, indicando que a variação temporal dos pesos sinápticos é muito mais lenta que a variação temporal das atividades das unidades da rede (por analogia com as variações temporais das eficácias sinápticas e das atividades neuronais no cérebro).

Segundo a equação (1.13), sempre que a unidade que representa o estímulo CS_i e a unidade adaptativa estiverem ativas ao mesmo tempo a força da sinapse entre elas cresce proporcionalmente ao produto das suas atividades. Já quando uma das duas unidades, ou as duas, não estiver ativa, o peso sináptico decai exponencialmente com uma taxa γ .

Uma outra maneira de modelar a variação temporal da força sináptica V_i é pela seguinte versão para tempo contínuo da equação de Rescorla-Wagner (SCHMAJUK, 1997) :

$$\frac{dV_i}{dt} = -\gamma V_i + \theta_i X_i \left[\lambda z(t) - \sum_{j=1}^n V_j(t) X_j(t) \right]. \quad (1.14)$$

Nesta equação, γ é a taxa de variação das forças associativas e θ é uma constante de proporcionalidade. Assim como no caso da equação (1.13), supõe-se que $\gamma \ll \alpha, \beta$.

A interpretação desta equação é a mesma feita para a equação (1.2) na Seção 1.2. Esta equação também é conhecida como regra delta, ou regra de Widrow-Hoff, pelos pesquisadores das áreas de redes neurais e inteligência artificial (ANDERSON, 1995).

Para ilustrar o efeito da equação (1.14), uma situação como a da Figura 1.1 foi simulada, porém com apenas dois CSs (CS_1 e CS_2). As equações usadas foram as equações (1.4), (1.5),

(1.6), (1.11), (1.12) e (1.14). O protocolo simulado foi similar ao da descrição do efeito de bloqueio feita na Seção 1.2. Os valores iniciais das atividades das unidades e das forças das conexões do modelo eram todos nulos. Então, o CS_1 e o US foram aplicados conjuntamente em 10 repetições de 20 unidades de tempo cada. Em seguida, por mais 10 repetições de 20 unidades de tempo, o CS_1 , o CS_2 e o US foram aplicados de forma pareada. Posteriormente, apenas o CS_2 foi aplicado por 20 unidades de tempo e, depois, apenas o CS_1 por 20 unidades de tempo. Os resultados estão mostrados nas Figuras 1.4 e 1.5. Os valores das constantes usadas para a solução numérica das equações são os seguintes: $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,3$; $\gamma = 0,0001$; $\lambda = 0,1$; $\theta = 0,1$; $K_1 = 0,1$; $K_2 = 1$; $k_3 = 0,5$; $k_4 = 1$; $p = 0,4$; $A = 0,5$.

As equações mostradas acima constituem as equações básicas para o modelo SD descrito nos próximos capítulos.

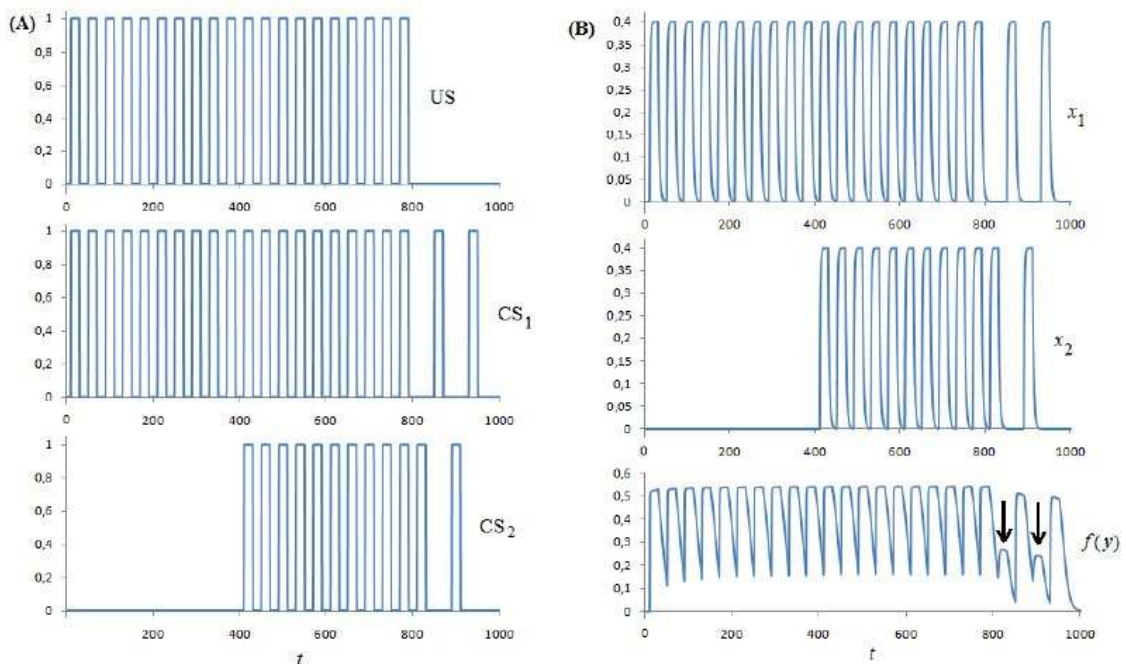


Figura 1.4: **Simulação de uma versão em tempo contínuo da regra delta de Rescorla-Wagner.** Valores dos estímulos usados na simulação descrita no texto e das correspondentes atividades das três unidades da rede (duas sensoriais e uma adaptativa). Parte (A) da figura: Na primeira fase do experimento simulado, o US e o CS_1 são aplicados de forma pareada por 10 ensaios de 20 unidades (arbitrárias) de tempo. Na segunda parte, o US , o CS_1 e o CS_2 são aplicados de forma pareada por 10 ensaios de 20 unidades de tempo. Na terceira parte, o CS_2 e o CS_1 são aplicados isoladamente e de forma intercalada por 2 vezes por 20 unidades de tempo cada. Parte (B): Mostra as atividades das duas unidades sensoriais (X_1 e X_2) e da unidade adaptativa ($f(y)$) com redução na resposta da unidade adaptativa quando o CS_2 é aplicado isoladamente (indicada por setas), em comparação com a forte resposta da unidade quando o CS_1 é aplicado isoladamente. Isto indica que o fenômeno de bloqueio foi capturado pelo modelo.

A seguir serão revistos os simuladores computacionais que tem implementados modelos de aprendizagem associativa por condicionamento respondente.

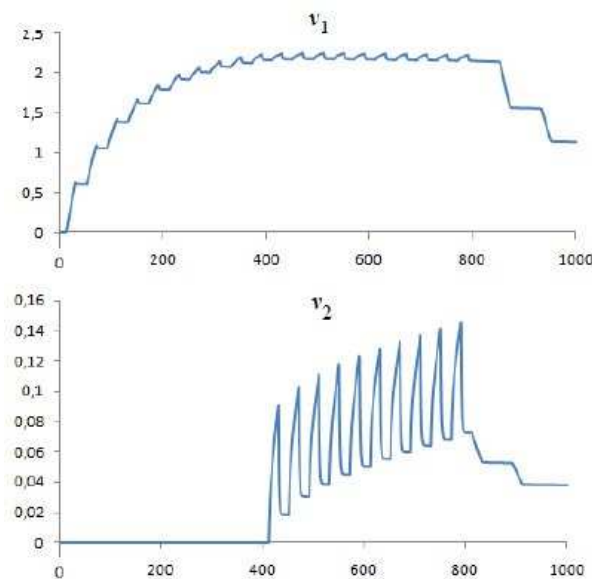


Figura 1.5: **Comportamento temporal das forças das conexões do modelo descrito no texto para o protocolo da Figura 1.4.** A força da conexão entre a unidade que representa o CS_1 e a unidade adaptativa cresce para valores muito maiores que a força da conexão entre a unidade que representa CS_1 e a unidade adaptativa.

1.4 Simuladores Computacionais para Modelos de Condicionamento Respondente

Grande parte dos simuladores com modelos de condicionamento respondente (BOND; SIDDLE, 1987; LACHNIT et al., 1988; MERCIER, 1996; RENNER, 2004) tem implementado o modelo de Rescorla-Wagner (RW), descrito na seção 1.2.

Bond e Siddle (1987) construíram um simulador com o modelo de Rescorla-Wagner e a teoria do processo oponente de Salomon e Corbit com fins educativos. Este programa rodava em computadores Commodore 64 (BOND; SIDDLE, 1987), há muito em desuso.

Lachnit et al. (1988) elaboraram um programa com o compilador Turbo Pascal que disponibilizava a simulação de contingências a partir do modelo RW (LACHNIT et al., 1988).

Mercier (1996) desenvolveu um simulador com os modelos de Rescorla-Wagner e Pearce-Hall (PH) implementados em Visual Basic. Este simulador processa paradigmas com dois estímulos como aquisição e extinção de condicionamento, inibição latente, *blocking*, sobreaprendizado. Segundo este autor, esta foi a primeira implementação do modelo de Pearce-Hall (MERCIER, 1996). Sua única interface gráfica com o usuário (GUI) disponibiliza um gráfico com um coeficiente de normatização de contingências usado para comparação entre saídas dos modelos RW e PH, uma tabela com parâmetros da contingência escolhida pelo usuário, uma tabela com os vetores de cada simulação. Oferece ao usuário uma documentação atra-

vés da opção de ajuda. Também possibilita salvar os valores dos parâmetros de cada experimento num arquivo texto. Segundo o autor, este simulador pode ser recebido via FTP para *Gluon.Hawk.Plattsburgh.Edu*, *path = pub/compsych/brmic*.

Renner (2004) publicou um simulador do modelo Rescorla-Wagner, implementado em Excel, com fins educativos. A única interface gráfica com o usuário disponibiliza: (1) um gráfico da força de associação V pelo número de experimentos e (2) uma planilha com os valores λ , α , β e *Vinicial*. O usuário pode alterar valores destes parâmetros nesta planilha e um gráfico atualizado é gerado automaticamente. O artigo contém instruções sobre como utilizar o simulador em aulas e diz ser possível obtê-lo na página *http://www-pub.naz.edu:9000/mrenner8/rw.xls* da rede mundial de computadores (RENNER, 2004).

Atualmente há um grupo de pesquisadores na Alemanha desenvolvendo simuladores para modelos quantitativos de condicionamento. Em 2008 eles publicaram os artigos sobre o HMS e o RAPID-REM, em 2009, sobre o ALTSim.

O HMS implementa em MATLAB (*MATrix LABoratory*(THE...)) o modelo elementarista de Harris (HARRIS, 2006) para aprendizagem por condicionamento clássico. É executável em Windows e Linux, mas requer MATLAB 6.5 ou versão superior. Sua GUI tem campos para: (1) indicar a localização de arquivos necessários para a simulação; (2) definir as características básicas e avançadas das simulações, como número de simulações por fase, quantidade de CS, densidade de conexão conforme dispõe o modelo de Harris; e (3) botões de "inicializar", "treinar" e "avaliar". Este último atualiza um gráfico com os valores da força da resposta de cada CS pelo número de sessões simuladas. Os resultados das simulações são gravados em ASCII num arquivo no diretório inicialmente especificado pelo usuário. Segundo seus autores, o HMS pode ser gratuitamente obtido no endereço *www.staff.uni-marburg.de/lachnit/Rapid-REM/* (SCHULTHEIS; THORWART; LACHNIT, 2008).

O RAPID-REM tem implementado em MATLAB o modelo de "elementos substituídos" (SCHULTHEIS; THORWART, 2008). Este modelo assume que a representação elementarista de um CS teoricamente consiste em vários elementos ou nós e cada qual se associa com a saída do modelo. Alterações nas forças destas associações podem ser calculadas pela regra de Rescorla-Wagner (WAGNER; BRANDON, 2001). O parâmetro que especifica a proporção de nós substituídas de um CS foi posteriormente modificado, de modo que se igual a zero, o modelo REM permanece linear e, se igual a um, torna-se configuracional (WAGNER, 2003; SCHULTHEIS; THORWART, 2008). A WIMP (combinação de janelas, ícones e menu) da GUI deste simulador assemelha-se a do HMS. Os autores dizem ter disponibilizado este simulador na página *www.staff.uni-marburg.de/lachnit/Rapid-REM/* (SCHULTHEIS; THORWART, 2008).

O ALTSim é um simulador também em MATLAB, que incorpora os modelos quantitativos de condicionamento anteriormente publicados por este grupo de pesquisa, o de Harris (2006) e o de Wagner (2003) e acrescenta o modelo configuracional de Pearce e o de Rescorla-Wagner com a hipótese de estímulo único e a hipótese de estímulo modificada.

O modelo implementado de Pearce assume que para cada CS, independente da quantidade de seus componentes, é criada uma única unidade configuracional que associa-se com o US. Estas unidades configuracionais, por similaridade com o CS presente na sessão, podem contribuir para resposta condicionada observada (PEARCE, 1994).

A hipótese do estímulo único para o modelo RW de Whitlow e Wagner (1972), assume que um estímulo composto difere da soma de seus componentes. Este estímulo único seria funcionalmente equivalente a outro CS, inclusive por associar-se diretamente com o US. Com esta modificação, o modelo RW torna-se não linear (THORWART et al., 2009).

ALTSim foi estruturado com várias GUIs. Para acessar as opções para escolha do modelo a ser simulado, é necessário executar da GUI principal no MATLAB. Após indicar o caminho do arquivo que contém as definições para as simulações, o usuário seleciona as definições do CS e a seqüência dos estímulos, opta por treinar seqüência de bloqueio (*blocking*), por salvar os resultados num arquivo de texto. Há a opção de transferir os parâmetros selecionados para GUIs secundárias, específicas para os modelos de condicionamento implementados. Estas GUIs são similares por serem estruturadas sobre campos comuns aos modelos. Segundo Thorwart et al. (2009) este simulador requer a versão 2008a ou superior do MATLAB e é gratuitamente disponibilizado no endereço www.staff.uni-marburg.de/lachnit/ALTSim/.

Além destes, há simuladores de redes conexionistas, como o "Kit de Redes Neurais" do MATLAB ou o recente OXlearn (RUH; WESTERMANN, 2009), que não possuem modelos de condicionamento implementados, mas oferecem módulos para que os usuários montem suas próprias redes. Ou seja, são somente para os que já têm conhecimento teórico sobre redes neurais artificiais.

Por décadas a pesquisa em aprendizagem associativa concentrou-se na busca por modelos experimentais e teóricos que capturassem as hipóteses cada vez mais complexas sobre como animais (inclusive humanos) ampliamos nosso repertório comportamental a partir de interações com o ambiente. Em seus primórdios, modelos quantitativos de aprendizagem por condicionamento clássico eram lineares e exigiam cálculos simples para serem aplicados a experimentos. Atualmente, a comunidade científica dispõe de modelos que correlacionam neurobiologia com comportamento condicionado, como o modelo de Schamjuk-DiCarlo. Baseados em construções matemáticas robustas para fornecer cálculos em tempo real, exigem conhecimento matemático

e, por vezes, computacional para que pesquisadores e estudantes usufruam de sua capacidade preditiva e aprofundamento teórico. Os poucos simuladores com modelos de condicionamento clássico implementados não contém correspondência neurobiológica, não calculam as respostas condicionadas em tempo real e usam linguagens de programação de acesso restrito por não serem gratuitas e-ou por requererem conhecimento técnico, computacional, para serem utilizadas.

Portanto, nosso objetivo é construir um simulador computacional para aprendizagem associativa com um modelo de condicionamento respondente com inspiração neurobiológica e que seja um instrumento didático e de aprofundamento teórico para pesquisadores e estudantes. Implementado em JAVA (SUN...), ATLAS oferece uma interface gráfica amigável que mostra, em tempo real, a aprendizagem segundo as medidas fornecidas pela rede conexionista do modelo Shmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas. Este modelo é detalhado no capítulo a seguir.

2 *Modelo Schmajuk-DiCarlo*

O modelo Schmajuk-DiCarlo (SD) foi elaborado para descrever, em tempo real, a participação hipocampal na aprendizagem animal por condicionamento respondente. Foi estruturado como um modelo computacional com uma rede neural artificial (RNA) multicamadas na qual as entradas e as saídas são conectadas direta e indiretamente via camada de unidades ocultas ou configuracionais. O treinamento de sua RNA é implementado por "*backpropagation* biologicamente plausível" (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998). Sua arquitetura é inspirada nos circuitos entre hipocampo, outros córtices e regiões encefálicas. Este capítulo contém a descrição do modelo SD e sua ampliação para múltiplas respostas, o qual permite capturar comportamentos eliciados por estímulos de modalidades sensoriais diferentes. Também são detalhadas as correlações entre lesões cerebrais, parâmetros matemáticos do modelo e contingências experimentais de aprendizagem associativa por condicionamento respondente.

2.1 **Modelo Schmajuk-DiCarlo para resposta única**

O modelo Schmajuk-DiCarlo foi apresentado em 1992 num artigo de revisão sobre condicionamento clássico, configuração de estímulos e função hipocampal (SCHMAJUK; DICARLO, 1992). Ele foi posteriormente publicado em 1997 (SCHMAJUK, 1997), 1998 (LAMOUREAUX; BUHUSHI; SCHMAJUK, 1998). Em 1995, uma ampliação da rede neural artificial foi apresentada no Congresso Mundial de Redes Neurais (SCHMAJUK; HOLLAND, 1995) e detalhada num artigo em 1998 (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998). Simulações de lesões encefálicas com esta rede ampliada foram publicadas em 1997 (SCHMAJUK; BUHUSI, 1997). Outra modificação da primeira versão do modelo SD focalizou processos atencionais relacionados ao condicionamento clássico e ao hipocampo (BUHUSI; SCHMAJUK, 1996).

A arquitetura da primeira rede neural do modelo SD baseia-se numa revisão de dados neurofisiológicos, anatômicos e comportamentais sobre a participação hipocampal na aprendizagem associativa por condicionamento clássico.

2.1.1 Base teórica: hipocampo e condicionamento respondente

Ao hipocampo têm sido atribuídas participações no processamento atencional (SCHMAJUK, 1984), construção e recuperação de memória de trabalho e memória episódica (BLISS; COLLINGRIDGE; MORRIS, 2007), seleção de memória de longo prazo, memória contextual (FUHS; TOURETZKY, 2007), respostas de inibição, mapeamentos espacial e temporal (O'KEEFE, 2007). Mas não há consenso sobre como exatamente o hipocampo atua.

A partir de um enfoque computacional, Schmajuk e colaboradores compararam algumas das teorias sobre a participação hipocampal no condicionamento clássico (SCHMAJUK; MOORE, 1985; SCHMAJUK; DICARLO, 1991).

Schmajuk e Moore (1985) desenvolveram um modelo atencional sobre hipocampo e condicionamento respondente baseado no modelo de Pearce-Hall (PH)(PEARCE; HALL, 1980), detalhado na seção 1.2. Segundo o modelo PH, numa sessão experimental, a associabilidade do estímulo condicionado *CS* é definida pela diferença absoluta entre a intensidade do estímulo incondicionado *US* na sessão anterior e da "predição agregada" do *US* computada por todos os *CSs* presentes na sessão atual. Schmajuk e Moore (1985) teorizaram que o hipocampo computa essa "predição agregada" do *US*. Segundo o modelo em tempo real por eles proposto, a atividade de alguns neurônios piramidais hipocampais é proporcional ao valor imediato da predição agregada. Eles também demonstraram ser a predição agregada enfraquecida pelas lesões hipocampais.

Uma ampliação desta versão em tempo real do modelo PH inclui associações entre estímulos (*CS-CS*), além das *CS-US* a fim de simular condicionamento de segunda ordem e pré-condicionamento sensorial. O chamado de modelo Schmajuk-Pearce-Hall (SPH) descreve o efeito de lesões hipocampais na aquisição de condicionamento em atraso, extinção, inibição latente, generalização, bloqueio, sombreamento, discriminação reversa e pré-condicionamento sensorial (SCHMAJUK; MOORE, 1988). Este modelo tem a limitação de não simular *negative patterning*, paradigma no qual, durante o treino, dois *CSs* são apresentados separadamente na presença do *US* e, num segundo momento, são apresentados juntos na ausência do *US*. Após o treino, a apresentação conjunta dos dois *CSs* gera uma resposta menor do que a soma das respostas de cada *CS* apresentados separadamente. Este paradigma exige uma solução lógica do tipo "exclusivo-ou". Para simular tal paradigma foi desenvolvido o modelo SD (SCHMAJUK; DICARLO, 1992) com uma rede conexionista com uma camada de unidades ocultas. Segundo Rumelhart, Hinton e Williams (1986), esta camada sintetiza num único estímulo configuracional, dois ou mais estímulos que ocorram simultaneamente (RUMELHART; HILTON; WILLIAMS, 1986). Como, no modelo SD, a camada oculta só é ativa quando há apresentação dos estímu-

los condicionados, ela soluciona problemas "exclusivo-ou" ao inibir a associação destes com a saída do sistema. No modelo SD, esta camada de unidades ocultas corresponde a formação hipocampal.

O modelo SD baseia a participação hipocampal no condicionamento clássico na teoria atencional proposta por Grossberg (GROSSBERG, 1975). Segundo esta, pareamentos de um estímulo condicionado *CS* com um incondicionado *US* causam duas instâncias de associações: (1) da representação sensorial do *CS* com *US*; e (2) da representação motivacional do próprio *US* com a sensorial do *CS*. As representações sensoriais dos estímulos condicionados competiriam entre si pelo armazenamento na memória de longo prazo através da limitada memória de curto-prazo (*STM*). Este modelo sustenta a hipótese de que o hipocampo controla estas competições sensoriais e armazena as associações motivacionais, regulando a memória de curto-prazo (SCHMAJUK; DICARLO, 1992). No modelo SD, a *STM* é tanto descrita matematicamente quanto representada na rede neural artificial como componente da atividade de seus nós.

O modelo SD simula o equivalente a memórias episódica e espacial. A memória espacial ocorre via neurônios de localização (*place cells*), que possibilitam compor um mapa cognitivo com informações sobre espaço aloentríco, o que permite a um animal traçar uma nova trajetória, por exemplo (ROLLS; KESNER, 2006). Tais neurônios contribuem para a memória episódica, que por definição, são informações sobre tempo e espaço, sobre quando e onde ocorreu um evento, são as representações de lugares e suas particularidades servem para diferenciar contextos. Holland e Bouton (1999) definem contexto como sendo vários estímulos ambientais mal definidos de múltiplas modalidades sensoriais, que podem requerer uma unificação numa única representação configuracional para serem apreendidos. Alguns pesquisadores (HOLLAND; BOUTON, 1999; MYERS; GLUCK, 1994) sustentam ser necessário o processamento hipocampal para a composição desta representação configuracional contextual.

A partir da precisão matemática, o modelo SD faz correlações entre aprendizagem por condicionamento respondente e lesões do hipocampo propriamente dito e de suas conexões, como por exemplo, cerebelo, córtex cerebral, septo lateral (SCHMAJUK, 1997). Como o modelo SD não foi implementado nesta versão do simulador não serão detalhadas tais predições, descritas em Schmajuk e DiCarlo (1992) e em Schmajuk (1997).

2.1.2 Base neurobiológica: conexões hipocampais

O hipocampo é uma estrutura cerebral bilateral localizada no lobo temporal medial. É uma circunvolução de substância cinzenta que compõe o tecto do ventrículo lateral no corno inferior deste. O hipocampo é também chamado de Corno de Ammon, por sua semelhança com

os chifres que adornavam a cabeça do deus egípcio Ammon. Daí a origem da nomenclatura das subregiões hipocampais: CA1, CA2 e CA3. A formação hipocampal consiste no próprio hipocampo, no giro denteado, subiculum, presubiculum, parasubiculum e córtex etorrinal (ANDERSEN et al., 2007). O giro denteado é uma faixa de substância cinzenta situada entre a fimbria do hipocampo e o giro para-hipocampal. Este fica entre a fissura hipocampal e o sulco colateral no lobo temporal (GLUCK; MYERS, 2001).

Filogeneticamente o hipocampo é classificado como o córtex mais primitivo, chamado de arquicórtex. Parte da formação hipocampal pertence ao paleocórtex. Esta classificação evolutiva baseia-se na quantidade e na densidade de células nervosas. Em humanos o hipocampo possui três camadas: molecular, piramidal e polimórfica. O giro denteado também possui três camadas, mas ao invés da piramidal, tem a granular. Já o giro para-hipocampal possui seis camadas. No hipocampo, células com funções semelhantes se alinham no eixo vertical, podendo ser ligadas por interneurônios cujos axônios se estendem mais horizontalmente. Estas conexões verticais, chamadas de radiais, e as horizontais, chamadas de laterais, compõe circuitos nervosos corticais. Além disso, cada camada tem uma fonte principal de entrada e um alvo principal de saída. Os padrões das conexões destes circuitos e as propriedades fisiológicas de suas células definem as áreas citoarquitetônicas, subdivisões funcionais do córtex cerebral. O hipocampo, que localiza-se em áreas corticais antigas relacionadas com olfato e comportamento emocional, integra o rinencéfalo e o sistema límbico (PURVES et al., 2005).

Grande parte dos dados que fundamentam a revisão neurofisiológica e neuroanatômica do modelo SD provêm de experimentos com coelhos. Em ratos e coelhos o hipocampo tem início próximo ao topo do cérebro e se curva em direção à base. Nestes animais, o conceito de lobo temporal medial não se aplica, mas sim de região hipocampal. Além do giro denteado, esta pode incluir subiculum e córtex etorrinal (GLUCK; MYERS, 2001). Conforme a figura 2.1, nos primatas, o hipocampo recebe aferências via córtex etorrinal (área 28 de Broca), do giro parahipocampal e do córtex perirrinal (ROLLS; KESNER, 2006). Já no circuito interno do hipocampo em roedores, os dendritos da região CA1 recebem potenciais excitatórios pós-sinápticos (PEPs) dos axônios das células piramidais de CA3, chamados de colaterais de Schaffer. Mesmo que as fibras colaterais oriundas de CA3 sejam estimuladas duas a três vezes por minuto, a amplitude dos PEPs evocados em CA1 permanece constante. Mas, estimulações breves e de alta frequência nas fibras colaterais de Schaffer produzem potenciação de longa duração (LTP), um mecanismo mais duradouro de eficácia sináptica. E há um aumento da possibilidade de haver um PEP se as atividades das células pré e pós-sinápticas forem contíguas (PURVES et al., 2005). Esta associação temporal é a essência do aprendizado hebbiano (descrito na seção 1.3.) aplicado no modelo SD.

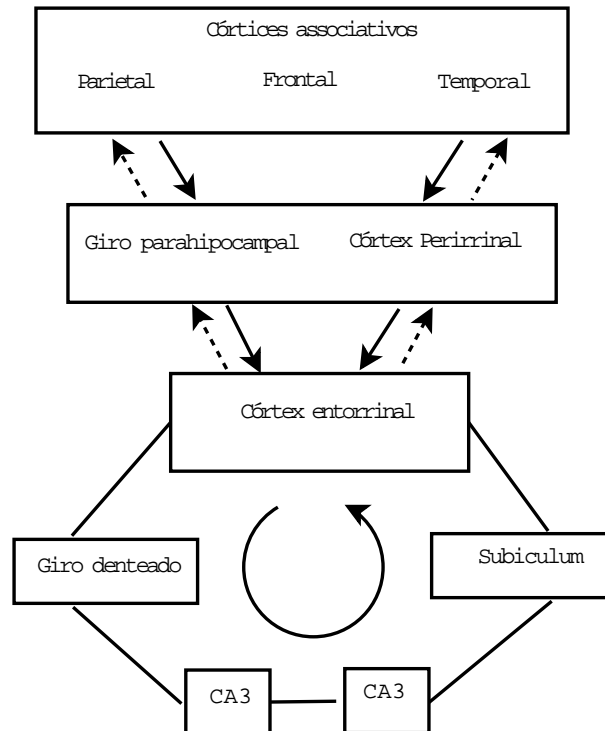


Figura 2.1: **Conexões hipocâmpais.** Fibras que conectam o circuito hipocâmpal. Linhas sólidas representam conexões aferentes das áreas de associação corticais do neocórtex via giro parahipocâmpal, córtex perirrinal e córtex entorrinal para o hipocampo. Linhas pontilhadas representam projeções eferentes do hipocampo para o neocórtex via células piramidais em CA1, subiculum e giro hipocâmpal. CA1 e CA3 são áreas do Corno de Ammon, subregiões do hipocampo (ROLLS; KESNER, 2006).

Além do LTP (SCHMAJUK, 1997), este mecanismo de plasticidade sináptica, equivalente celular de aprendizagem e memória, diversos foram os métodos revisados no modelo SD para correlacionar as funções hipocâmpais com resultados empíricos, como por exemplo, lesões corticais e registro de atividade neural (SCHMAJUK, 1984).

O mapa das inspirações biológicas na arquitetura das diferentes camadas da rede do modelo SD são detalhados na figura 2.2.

Na figura 2.2 Schmajuk e DiCarlo (1992) sugerem que o hipocampo computa a predição agregada B do US e o erro das unidades ocultas EH_{ij} . Este enunciado refere-se: (1) a dados que mostram que a atividade de células piramidais no hipocampo dorsal tem correlação com a topografia da resposta condicionada CR de piscar de olhos em coelhos durante condicionamento clássico; e a equivalência da saída das células piramidais de CA1 com o EH_{ij} na regulação da atividade do córtex de associação, influenciando assim a configuração de estímulos (SCHMAJUK; BUHUSI, 1997).

A figura 2.2 também mostra que a atividade neural proporcional a CS_iVS_i e CN_jVN_j chegam ao hipocampo via cerebelo-tálamo-córtex entorrinal. Essa informação é somada à predição

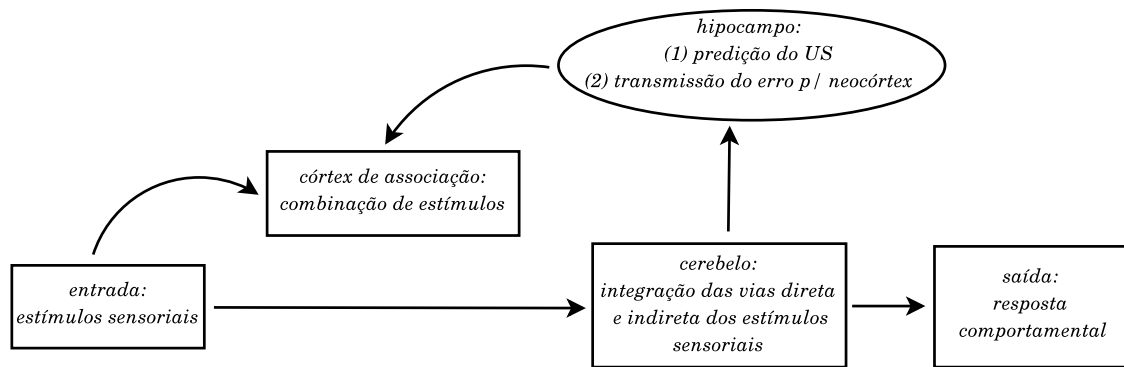


Figura 2.3: **Base neurobiológica da rede neural artificial do Modelo Schmajuk-DiCarlo (S-D).** A rede conexionista do modelo SD tem como primeira camada a representação dos estímulos condicionados aferentes pelas vias sensoriais. Estes seguem dois circuitos neurais com processamento em paralelo, integrados no cerebelo. Num, os estímulos são combinados na segunda camada, o neocórtex, que gera um estímulo configuracional como saída, que retorna ao cerebelo via núcleo pontino. O neocórtex recebe a predição do estímulo incondicionado *US*, processada no hipocampo, usada no cálculo do erro. Num outro circuito, as representações dos estímulos são diretamente associadas com a do *US* na terceira camada, o cerebelo, que também é atualizado com predição do *US*, processada no hipocampo. A partir da integração da saída configuracional do neocórtex e a elementar do cerebelo é gerada a resposta comportamental pela última camada, inspirada no núcleo rubro.

do modelo SD e sua descrição matemática foram estruturadas numa revisão de paradigmas experimentais detalhados a seguir.

2.1.3 Base experimental: paradigmas de condicionamento respondente

A revisão experimental sobre papel hipocampal no condicionamento clássico do Modelo Schmajuk-DiCarlo (S-D) cita, em geral, experimentos com coelhos e o reflexo nictitante de pálpebra (SCHMAJUK; DICARLO, 1992). Tal reflexo consiste no piscar devido a estímulo irritante aos olhos, como lufadas de ar. Esta *CR* foi utilizada nas primeiras demonstrações de modificação da resposta condicionada *UR* cuja magnitude foi atenuada pela pré-exposição do *CS*. Verificou-se, porém, que esta diminuição da *UR* depende da intensidade do estímulo incondicionado *US* (DOMJAN, 2005).

Na tabela 2.1, na página 30, são apresentados os paradigmas presentes no Modelo S-D conforme (SCHMAJUK; DICARLO, 1992).

No artigo de 1992, Schmajuk e DiCarlo comparam simulações de cada um dos paradigmas citados na tabela 2.1 com experimentos com animais. Como esta versão de rede simplificada do modelo não foi implementada no ATLAS, tais paradigmas não serão aqui detalhados.

Procedimentos de aquisição de condicionamento respondente - modelo SD	
Aquisição com contingência simultânea	(CS1+)
Aquisição de condicionamento de atraso	(CS1+) CSiniciaantesdoUS
Aquisição de condicionamento de traço	(CS1+) CSTERMINAantesdoinciadoUS
Extinção	(CS1+)(CS1-)
Savings: séries de aquisição de condicionamento de atraso e extinção	(CS1+) CSiniciaantesdoUS, (CS1-)
Bloqueio ou <i>Blocking</i>	(CS1+), (CS1, CS2+), (CS1-), (CS2-)
Aquisição de discriminação e reversão	(CS1+) & (CS2-), (CS1-) & (CS2+)
Discriminação positiva simultânea	(CS1, CS2+), (CS2-)
Discriminação condicional negativa simultânea	(CS1+), (CS1, CS2-)
Condicionamento inibitório	(CS1+), (CS1, CS2-)
<i>Negative patterning</i>	(CS1+), (CS2+), (CS1, CS2-)
<i>Positive patterning</i>	(CS1-), (CS2-), (CS1, CS2+)

Tabela 2.1: **Procedimentos de aquisição de condicionamento respondente simulados pelo modelo SD.** CS1 e CS2 representam estímulos condicionados. (+) representa a presença do estímulo incondicionado na sessão experimental. (&) representa contingências alternadas.

2.1.4 Rede conexionista e descrição matemática

A rede conexionista do modelo SD traduz suas bases teórica e neurobiológica numa arquitetura não recorrente com conexões modificáveis entre três camadas, conforme a figura 2.4, na página 31. A camada de entrada possui unidades sensoriais que recebem os estímulos ambientais que se tornarão condicionados (CS) com a aprendizagem. A fim de capturar a duração e intensidade dos CSs e os intervalos entre estímulos (ISI) e entre sessões experimentais (ITI), cada CS ativa um traço de memória de curto prazo (STM), representado nas equações por X_i ou as_i . A segunda camada da rede neural, também chamada de "oculta" ou "configuracional", representa o processamento dos córtices associativos, onde estímulos sensoriais aferentes são integrados. Esta denominação de camada oculta deve-se a não ser nem de entrada nem de saída e as atividades de suas unidades serem inacessíveis de fora da rede neural artificial (ANDERSON, 1995). Então, cada unidade recebe todos os CSs e os combina numa única saída que é um estímulo configuracional (CN). A reunião dos estímulos elementares (CS) e configuracionais (CN) ocorre na primeira camada de saída, inspirada no cerebelo. Desta conjunção resulta o comportamento, a resposta condicionada CR, eliciada pelos CSs e CNs (SCHMAJUK; DICARLO, 1992).

Então, um propriedade tanto de redes neuronais biológicas quanto de artificiais é a habilidade de modificar suas respostas como resultado da exposição a sinais externos, habilidade em aprender. Embora modelos conexionistas capturem o fluxo da informação em circuitos cerebrais sem parâmetros biofísicos, como potenciais iônicos de membrana, por exemplo (BISHOP, 1994).

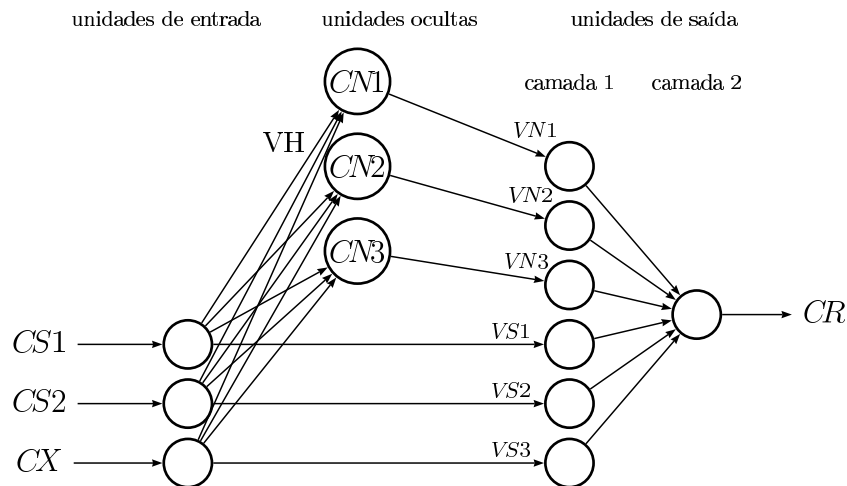


Figura 2.4: **Rede conexionista do modelo Schmajuk-DiCarlo** Camada de entrada com três unidades que recebem estímulos ambientais: CS_i = estímulo condicionado. CX = contexto. Setas representam sinapses fixas e círculos sólidos, sinapses variáveis. Camada oculta inspirada no processamento dos córtices cerebrais associativos. CN_j = estímulo configuracional. VH = associação $CS - CN$. Na primeira camada de saída, os neurônios artificiais representam o processamento cerebelar. VN = associações $CN-US$. VS = associações $CS-US$. Na segunda camada de saída é representado o comportamento eliciado pelos CS s e CN s, uma única resposta condicionada (CR).

Em neurônios biológicos, esta habilidade de modificar suas respostas traduz-se em alterações na eficácia sináptica, como a potenciação de longa duração (LTP), inclusive no hipocampo, cerebelo e neocórtex (DAYAN; ABBOTT, 2001). A LTP participa da revisão neurobiológica que inspirou a rede conexionista do modelo SD, conforme citado na seção 2.1.2. (SCHMAJUK, 1984).

Em neurônios artificiais, estudos de plasticidade e aprendizagem afetam as conexões durante o período de treinamento, que no modelo SD é regido pela "aprendizagem supervisionada". Nesta, uma rede aprende a partir de exemplos, de relações entre os sinais de entrada e os de saída fornecidos por um "supervisor" (DAYAN; ABBOTT, 2001). A rede executa a tarefa ajustando os pesos de suas conexões até que o comportamento, a saída desejada ocorra. Este ajuste ocorre por uma função de correção de erro. Num experimento animal, a aprendizagem é medida pelo comportamento observável, após seções de treino, conforme a contingência de condicionamento respondente empregada. No modelo SD, além de verificada pela resposta condicionada, a aprendizagem é mensurada através da regra delta modificada, implementada na simulação 1.1, na página 13. Esta é uma otimização algorítmica, isto é, resulta na escolha do melhor elemento dentro de alternativas disponíveis para solucionar um problema a partir de uma seqüência finita de instruções numa linguagem computacional (FARRER et al., 1999). A regra delta corrige os erros do comportamento de saída da rede conexionista atualizando os pesos de suas unidades ao descrever mudanças nas associações entre estímulos de entrada CS , ocultos e o incondicionado US , conforme descrita na seção 1.3.

A correção de erro no modelo SD é feita pelo *backpropagation*. Este é um algoritmo de aprendizagem supervisionada para redes com múltiplas camadas que modificam os pesos pela propagação retroativa do erro da camada de saída (ANDERSON, 1995). A correção de erro por *backpropagation* é uma extensão feita com o uso da regra da cadeia do cálculo da regra delta proposta por Widrow-Hoff para redes com mais de duas camadas (GLUCK; MYERS, 2001). A regra delta também pode ser definida conforme a equação 2.1.

$$\Delta\omega_i \sim x_i(\lambda - \sum_j \omega_j x_j) \quad (2.1)$$

A regra delta descreve que as alterações nas sinapses ω_i entre neurônios de entrada i e o neurônio de saída são proporcionais ao produto da atividade do neurônio de entrada x_i com a diferença entre o valor *desejado* da saída (λ) e o valor *atual* de saída da rede.

Já a correção de erro por *backpropagation* aplica-se ao caso em que há uma camada chamada "oculta" entre as de entrada e a de saída. É usada para calcular as alterações dos pesos tanto da camada oculta para a de saída, quanto da camada de entrada para a oculta. O sinal de erro da camada de saída regula os pesos das sinapses da camada oculta com uma unidade da camada de saída e as alterações nestes pesos são calculadas como na regra delta descrita anteriormente. Por outro lado, as alterações dos pesos entre os neurônios da camada de entrada e os da camada oculta são calculados derivando-se o erro da camada de saída em relação às saídas da camada oculta, pela aplicação da regra da cadeia (GLUCK; MYERS, 2001; SCHMAJUK, 1997).

Segundo Schmajuk, o modelo Rescorla-Wagner, devido a regra delta para correção de erro que implementa, não aplica-se a contingências que exigem soluções lógicas do tipo "exclusivo-ou". Segundo ele, esta ordem de aprendizagem necessita de uma camada na rede de associação de neurônios artificiais equivalente a representações internas que um animal faz de um ambiente (SCHMAJUK; BUHUSI, 1997; SCHMAJUK, 2009).

Por empregar uma regra delta modificada, a *backpropagation* a rede do modelo SD também executa procedimentos de *positive* e *negative patterning*, que requerem soluções lógicas do tipo "ou-exclusivo" e *occasion setting*. A plausibilidade biológica é a execução em tempo real e em paralelo por várias unidades da camada oculta, diferente da versão original na qual o sinal de erro usado para treinar as unidades ocultas simplesmente contém suas funções de ativação, em vez de incluir a derivada da função (SCHMAJUK; BUHUSI, 1997). Por isso, o modelo SD requer uma quantidade mínima de unidades ocultas para solucionar paradigmas do tipo "exclusivo-ou".

Portanto, além da (1) correção retrógrada do erro, que regula as associações simples (VS) e configuracionais (VN) de estímulos com o US e as simples (VH_{ij}) com a camada oculta,

a relevância biológica da arquitetura do modelo SD é: (2) descrever o comportamento e a atividade neural em tempo real através das (3) conexões das camadas por sinapses variáveis, que representam o processamento em paralelo das células nervosas.

O comportamento, as respostas condicionadas CRs , são computados em tempo real por equações nas quais as associações do estímulo incondicionado US com os estímulos condicionados VS_i e com as unidades ocultas VN_j variam no tempo. Para tal, a descrição matemática do modelo constitui-se num sistema de equações diferenciais ordinárias (EDOs) acopladas, de primeira ordem, nas variáveis X_i , VS_i , VN_j e VH_{ij} , com $1 \leq i \leq 3$ e $1 \leq j \leq 5$ conforme os autores desta rede neural (SCHMAJUK; DICARLO, 1992). É i o número de unidades de entrada e j o de unidades ocultas. O sistema proposto no modelo SD é descrito pelas equações (2.2):

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dX_i}{dt} = -K_1X_i + K_2(K_3 - X_i)CS_i \\ \frac{dVS_i}{dt} = K_6as_i(1 - |VS_i|)EO_i \\ \frac{dVN_j}{dt} = K_6an_j(1 - |VN_j|)EO_j \\ \frac{dVH_{ij}}{dt} = K_7as_i(1 - |VH_{ij}|)EH_j \end{array} \right. \quad (2.2)$$

X_i é o traço de memória de curto prazo (STM) do estímulo CS_i . Notamos que X_i é solução da primeira equação diferencial, não acoplada, do sistema (2.2). O primeiro termo do lado direito desta equação $-K_1X_i$ representa um decaimento exponencial do traço de memória, enquanto o termo $K_2(K_3 - X_i)CS_i$ confere um acréscimo desse traço de memória na presença de estímulos CS_i não nulos.

A grandeza VS_i designa a associação entre a i -ésima unidade de entrada e o estímulo incondicionado (US). Já VN_j representa a associação entre a j -ésima unidade oculta e o estímulo incondicionado. O termo VH_{ij} mede a associação entre a i -ésima unidade de entrada com a j -ésima unidade oculta.

Além das constantes K_r , $r = 1, 2, \dots$, o sistema (2.2) apresenta também funções em suas variáveis principais, que possuem significado específico na interpretação do modelo:

$$as_i = K_5 X_i , \quad (2.3)$$

$$an_j = K_4 \frac{s_j^n}{\beta_j^n + s_j^n} , \quad (2.4)$$

$$EO_i = US - as_i VS_i - Bs_i , \quad (2.5)$$

$$EO_j = US - an_j VN_j - Bn_j , \quad (2.6)$$

$$EH_j = \left[\frac{1}{1 + e^{-K_8 an_j VN_j (US - B)}} \right] - 0.5 . \quad (2.7)$$

Na equação (2.3), as_i é a saída das unidades de entrada e corresponde aos traços de memória de curto-prazo (STM) onde ($1 \leq i \leq 4$). Na equação (2.4), an_j ($1 \leq j \leq 5$) é a saída das unidades ocultas após a aplicação de uma função sigmóide. Já EO_i e EO_j , na equação (2.7), são os erros de saída relativos às camadas de entrada e oculta. EH_j é o erro da j -ésima unidade oculta CN_j . A ativação da j -ésima unidade oculta pelos diversos traços de memória X_i é designada por s_j , conforme a equação (2.8),

$$s_j = \sum_i V H_{ij} X_i . \quad (2.8)$$

Nas equações (2.5) e (2.6), os cálculos dos erros contêm os termos Bs_i e Bn_j , que se referem às predições agregadas do estímulo incondicionado (US) de cada um dos neurônios artificiais, exceto o próprio nó de índice i ou j respectivamente. A notação original dos autores, que era somente B para ambas as equações (2.9), foi modificada para Bs e Bn a fim de distinguir a predição das associações diretas ou indiretas no cálculo dos erros EO_i e EO_j .

$$\begin{aligned} Bs_i &= \sum_{i' \neq i} as_{i'} VS_{i'} + \sum_j an_j VN_j , \\ Bn_j &= \sum_i as_i VS_i + \sum_{j' \neq j} an_{j'} VN_{j'} . \end{aligned} \quad (2.9)$$

A equação (2.7) contém uma predição agregada global composta pela soma das atividades de todos os neurônios artificiais e especificada na equação (2.10),

$$B = \sum_i as_i VS_i + \sum_j an_j VN_j . \quad (2.10)$$

Portanto, as equações (2.5) e (2.6) podem ser assim reescritas:

$$EO = EO_i = EO_j = US - B . \quad (2.11)$$

O termo EO representa o erro da primeira camada de saída.

EH_j , o erro das unidades ocultas CN_j , da equação (2.7) é baseado no resultados de interações entre circuitos aferentes ao giro denteado e as áreas hipocampais CA1 e CA3 provenientes do córtex etorrinal e septo medial (SCHMAJUK, 1997).

A resposta condicionada (CR) é uma grandeza adimensional composta pelo somaório das atividades dos neurônios da primeira camada de saída:

$$CR = R_1(\sum_i a s_i V S_i + \sum_j a n_j V N_j) , \quad (2.12)$$

sendo R_1 uma função que elimina as respostas abaixo de uma certa constante. Esta função é chamada pelos autores do modelo SD de "limiar comportamental do sistema"(SCHMAJUK, 1997). Esta função é coerente com a Lei do Limiar do condicionamento respondente, que se refere a uma faixa de intensidade abaixo da qual nenhuma resposta ocorrerá e acima da qual uma resposta sempre ocorrerá. Mas, uma resposta ocorrer dentro desta faixa é uma incerteza (MILLENSON, 1976). Este limiar é definido pela função (2.13).

$$R_1(y) = \begin{cases} y - K_9 & \text{se } y \geq K_9 , \\ 0 & \text{se } y < K_9 \text{ onde } K_9 = 0.03 . \end{cases} \quad (2.13)$$

A saída total do sistema, o comportamento de piscar os olhos, equivalente ao reflexo nictante de pálpebra ou MNR, é dada por

$$NMR = CR + UR . \quad (2.14)$$

Na equação acima UR é a resposta incondicionada igual a um, ou seja, de mesma magnitude do US porque que é um reflexo, um comportamento automático, fruto de seleção natural sobre a espécie, executado pelo animal diante de um estímulo ambiental incondicionado.

A arquitetura da rede neural artificial do modelo SD para resposta única inspira-se nas conexões do hipocampo com outras regiões do encéfalo. Além disso, as correlações entre a descrição matemática do modelo e alterações funcionais do hipocampo foram implementadas em simulações computacionais. Então, os resultados obtidos com este modelo permitem obter respostas comportamentais de aprendizagem associativa equivalentes as de experimentos de condicionamento respondente com animais sem e com lesões hipocampais (SCHMAJUK; DICARLO, 1992).

2.2 Modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas

A primeira rede neural do Modelo Schmajuk-DiCarlo assume que todos os sinais sensoriais de entrada, os estímulos condicionados *CSs*, eliciam uma mesma resposta condicionada *CR*. Isto implicava que, independente da modalidade sensorial do *CS*, a resposta condicionada era determinada pela escolha da natureza do estímulo incondicionado (*US*). Porém, experimentos demonstram que o tipo de resposta condicionada (*CR*) também depende da modalidade do estímulo condicionado. Num estudo clássico, Holland observou que o estímulo auditivo pareado com comida elicia comportamentos auditivos, como movimentos de orelhas e que este mesmo *US* pareado com estímulo visual produz resposta condicionada de empinar-se (HOLLAND, 1977). Além disso, em experimentos com apresentação de dois ou mais estímulos condicionados a resposta a um dos *CSs* pode ser modulada por outro *CS* não diretamente associado ao *US*. Esta função de modular o responder em aprendizagem complexa foi chamada de *occasion setting* (HOLLAND, 1992) e de facilitação (RESCORLA, 1985).

Em 1995 (SCHMAJUK; HOLLAND, 1995) foi apresentada uma extensão do modelo Schmajuk-DiCarlo, denominada por seus autores de "modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas" ou "modelo SLH" em referência aos autores da ampliação da rede conexionista, N. A. Schmajuk, J. A. Lamoureaux e P. C. Holland (LAMOUREAUX; BUHUSHI; SCHMAJUK, 1998). O objetivo desta extensão foi computar não somente uma, mas duas funções dos estímulos de entrada na rede neural em experimentos animais de aprendizagem complexa: uma como simples estímulo condicionado e outra como *occasion setter* (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

Occasion Setting é a função moduladora de um estímulo condicionado, usada, por exemplo, para solucionar discriminações condicionais, na qual um *CS* modifica a eficácia de associações pavlovianas entre outros estímulos e o estímulo incondicionado (HOLLAND, 1992). É o potencial que um estímulo tem de clarificar o valor preditivo de outro sinal ambíguo, em um contexto difuso (MILLER; OBERLING, 1998). As propriedades de *occasion setting* serão detalhadas na próxima seção.

A primeira camada do modelo foi então ampliada de três para quatro estímulos de entrada, agrupados dois a dois, a fim de simbolizar sinais de duas modalidades sensoriais diferentes, como luz e tom, e seus respectivos contextos. A saída foi ampliada para comportar duas e não uma resposta condicionada (*CR*) a fim de demonstrar a especificidade sensorial das associações *CS – US*. Permaneceram inalteradas a segunda camada, a configuracional, e a primeira de saída. A figura 2.4, na página 37, retrata esta rede conexionista. Nesta os sinais ou estímulos de entrada (*CS_i*) são *X, Y, A* e *B*.

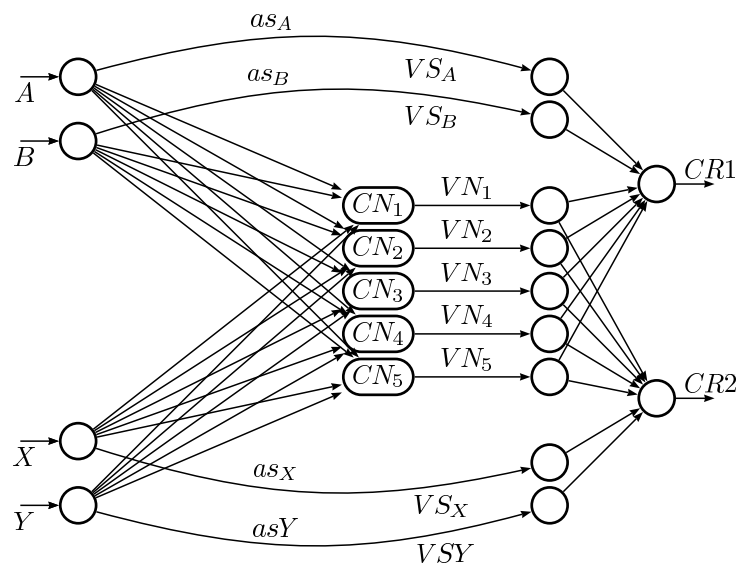


Figura 2.5: **Rede neural artificial do Modelo Schmajuk-DiCarlo para Múltiplas Respostas.** Camada de entrada com quatro unidades que recebem estímulos ambientais de duas modalidades sensoriais diferentes. A e B = estímulos condicionados. X e Y = estímulos contextuais. Setas representam sinapses fixas e círculos sólidos, sinapses variáveis. as = memória de curto-prazo do CS_i . Camada oculta inspirada no processamento dos córtices associativos. CN = estímulo configuracional. VH = associação $CS - CN$. Na primeira camada de saída, os neurônios artificiais representam o processamento cerebelar. an = memória de curto-prazo do CN . US é o estímulo incondicionado. VN = associações $CN-US$. VS = associações $CS-US$. Na segunda camada de saída é representado o comportamento eliciado pelos CSs e CNs , as respostas condicionadas ($CR_1, 2$).

Na figura 2.5 os estímulos condicionados CS_A (som controlado pelo experimentador) e CS_B (ruído sonoro por exemplo) ativam a CR_1 (movimentos das orelhas) quando seus VS , suas associações diretas com o US , são excitatórios ($VS_A > 0, VS_B > 0$). O mesmo pode ocorrer com o CS_X (luz controlada pelo experimentador) e o estímulo contextual CS_Y (luminosidade ambiente, por exemplo). Sequencialmente as unidades ocultas CN_j excitam ou inibem tanto CR_1 quanto CR_2 através de suas saídas VN_j , para $1 \leq j \leq 5$.

2.2.1 Rede conexionista e descrição matemática

O sistema (2.15) de equações diferenciais ordinárias (EDOs) no modelo para múltiplas respostas pode ser descrito como o sistema (2.2) para resposta única com variações mínimas. A primeira variação é a quantidade e o arranjo dos estímulos de entrada. São consideradas quatro unidades de entrada ($1 \leq i \leq 4$), agrupadas duas a duas para representar sinais ambientais aferentes de duas modalidades sensoriais. Foram mantidos cinco nós ocultos ($1 \leq j \leq 5$).

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dX_i}{dt} = -K_1X_i + K_2(K_3 - X_i)(CS_i + f(X_i)) \\ \frac{dVS_i}{dt} = K_6as_i(1 - |VS_i|)EO \\ \frac{dVN_j}{dt} = K_6an_j(1 - |VN_j|)EO \\ \frac{dVH_{ij}}{dt} = K_7as_i(1 - |VH_{ij}|)EH_j \end{array} \right. \quad (2.15)$$

Outra diferença é a presença do termo $f(X_i)$ na primeira das equações (2.15). Esta função insere um reforço na manutenção do traço de memória, o qual não é considerado no modelo de resposta única. A função $f(X_i)$ é uma sigmóide dada por

$$f(X_i) = K_4 \frac{X_i^m}{\beta^m + X_i^m}. \quad (2.16)$$

Todas as variáveis nas equações (2.15) têm os mesmos significados e expressões matemáticas definidas para o modelo de resposta única, como dados nas equações (2.3) até (2.7). Nessa rede neural ampliada, contudo, as constantes K_4 e K_5 assumem valores diferentes dos que tinham nas equações (2.3) e (2.4).

A diferença mais importante naturalmente é dada pela função de resposta do sistema. Para descrevê-la com precisão, é necessário separar entre as unidades de entrada aquelas que estão diretamente associadas com uma certa resposta condicionada CR daquelas que não estão. Consideramos CR_n a n -ésima resposta, e $D_n \subset \{1, 2, 3, 4\}$ o subconjunto das entradas que não estão diretamente ligados a CR_n . Nesta rede neural, as unidades de entrada não diretamente associadas com CR_n têm efeito inibitório sobre a mesma. Então

$$CR_n = R_n \left(- \sum_{i \in D_n} as_i VS_i + \sum_j an_j VN_j \right). \quad (2.17)$$

A equação (2.17) foi escrita em generalidade pelos autores em (SCHMAJUK; HOLLAND, 1995). Na prática o índice n assume apenas os valores 1 ou 2, e as funções $R_1 = R_2$ são iguais à função R_1 dada por (2.13).

A figura 2.6 na página 39 reapresenta a rede conexionista figura do modelo SLH com as relações contidas na descrição matemática e a inspiração neurobiológica.

Como detalhado nesta sessão, no modelo SLH um estímulo tem: (1) uma ligação excitatória direta com as unidades de saída de um sistema de resposta de modalidade sensorial específica (CR_1 ou CR_2), (2) tem uma ligação inibitória direta com as unidades de saída de todos os siste-

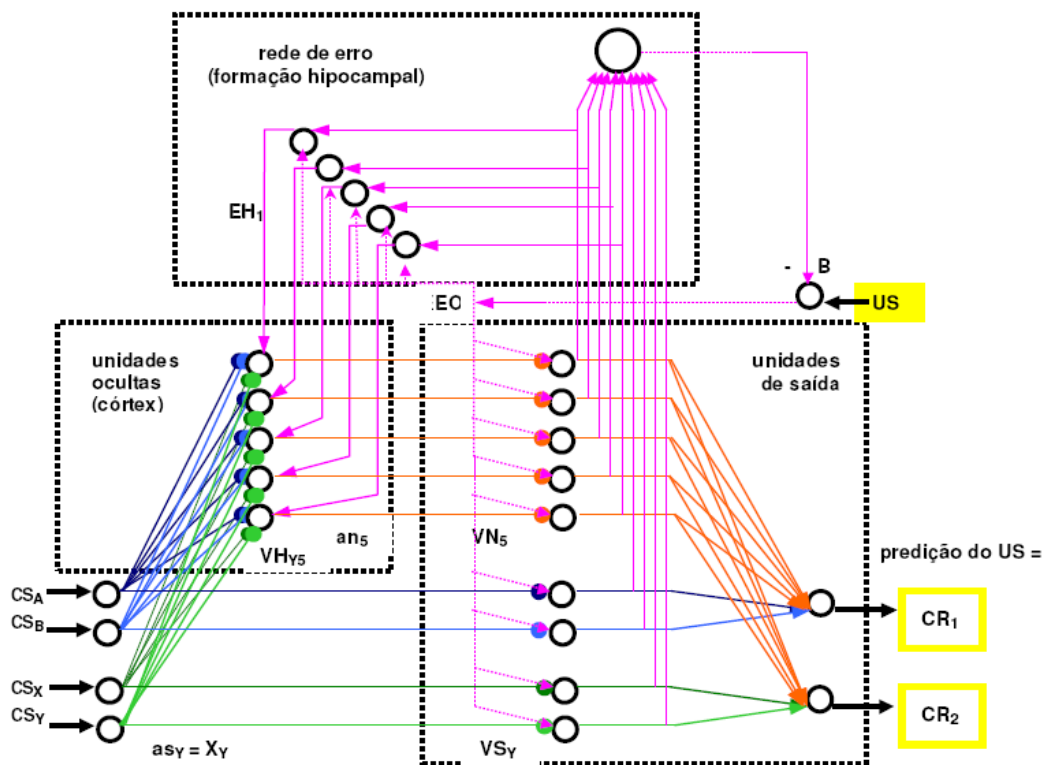


Figura 2.6: **Modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas com rede de correção de erro.** Camada de entrada com quatro unidades que recebem estímulos ambientais de duas modalidades sensoriais diferentes. A e B = estímulos condicionado (CS). X e Y = estímulos contextuais. Setas representam sinapses fixas e círculos sólidos, sinapses variáveis. as = memória de curto-prazo do CS_i . Camada oculta inspirada no processamento dos córtices associativos. CN = estímulo configuracional. VH = associação $CS - CN$. Na primeira camada de saída, os neurônios artificiais representam o processamento cerebelar. an = memória de curto-prazo do CN . US é o estímulo incondicionado. VN = associações $CN-US$. VS = associações $CS-US$. Na segunda camada de saída é representado o comportamento eliciado pelos CSs e CNs , as respostas condicionadas ($CR_1, 2$). Na rede de erro, EO é o sinal de erro da saída da camada oculta e EH é o sinal de erro da saída da camada oculta. SLH

mas de resposta (CR_1 e CR_2) e (3) compõe um estímulo configuracional nas unidades ocultas, de onde se associa com ambos os sistemas de resposta CR_1 e CR_2 (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

Na seção seguinte, serão descritas as propriedades de *occasion setting* e detalhadas as contingências nas quais esta rede conexionista do modelo SLH e sua descrição matemática foi aplicada.

2.2.2 Base experimental - *Occasion Setting*

O modelo SD foi ampliado para simular a função de modulação de um estímulo enquanto *occasion setter*, além da função associativa direta do estímulo condicionado com o incondicio-

nado. Para tal, as contingências implementadas por Schmajuk et al (1998) na rede conexionista ampliada são os citados na tabela 2.2.

Procedimentos de aquisição de condicionamento respondente - modelo SLH
Discriminação condicional simultânea positiva (FPsim) e negativa (FNsim)
Forma de Resposta
Intensidade do CS - alvo " CS_A " forte
Intensidade do CS - alvo " CS_A " fraco
Extinção em FPsim e contracondicionamento em FNsim
Transferência
Discriminação condicional serial positiva (FPser) e negativa (FNser)
Forma de Resposta
Intensidade do CS - alvo " CS_A " forte
Intensidade do CS - alvo " CS_A " fraco
Extinção em FPsim e contracondicionamento em FNser
Transferência

Tabela 2.2: **Procedimentos de aquisição de condicionamento respondente simulados pelo modelo SLH para caracterização da função de *occasion setting* de estímulos condicionados.** CS_A representa estímulo "alvo" nas discriminações condicionais: positivas simultâneas (FPsim) e serial (FPser) e negativas simultâneas (FNsim) e serial (FNser).

Diferentes estratégias podem ser usadas para resolução de tarefas por discriminações condicionais positivas. Conforme os Modelos Rescorla-Wagner (RESCORLA; WAGNER, 1972) e Pearce-Hall (PEARCE; HALL, 1980), na *FP*, o estímulo característica X adquire associação excitatória com a representação do incondicionado. Mas, nas *FPser*, X modula, aumenta ou diminui, a associação $A - US$, funcionando como um estímulo que propicia a ocasião, um "facilitador" (RESCORLA, 1985) ou *occasion setter (OS)* (HOLLAND, 1989a; BUENO; HOLLAND, 2008). Então, num contexto difuso, dependendo do intervalo serial ou simultâneo entre os CS s, um estímulo característica X indica a ocasião em que um estímulo alvo A será ou não seguido do US , adquirindo a propriedade modulatória de *occasion setting*. O responder a um estímulo fica sob controle de outro, o qual não é diretamente associado à representação de US . A função de *OS* na discriminação condicional é exemplificada na tabela 2.3.

Holland e Pickens (2004) destacam que o *occasion setter* sinaliza não um evento em particular, mas associações entre eventos, numa organização hierárquica das representações dos estímulos. Ressaltam ainda que, por ser a memória declarativa uma organização hierárquica da informações, o *occasion setting* é visto como um modelo experimental para este tipo de memória (PICKENS; HOLLAND, 2004).

A função de modulação ou facilitação de um *occasion setting (OS)* independe de propriedades excitatórias ou inibitórias dos estímulos, como demonstraram experimentos nos quais essas

$FPsim(XA + /A-)$	$FPser(X \rightarrow A + /A-)$
$XA + /A-: X$ (som) + A (luz) + US	$X \rightarrow A + /A-: X$ (som) + intervalo de dez segundos + A (luz) + US
$A-: A$ (luz) sem US	$A-: A$ (luz) sem US
$A = CS; X = CS$	$A = CS; X = CS$ e OS

Tabela 2.3: **Exemplo da fase de treinamento do procedimento de discriminação condicional positiva de condicionamento respondente.** CS representam estímulos condicionados X e A de modalidades sensoriais diferentes, inicialmente neutros. Estes são apresentados com diferentes intervalos: simultâneo ($XA + /A-$) e serial ($X \rightarrow A + /A-$). O símbolo (+) indica a presença do estímulo incondicionado (US) durante a apresentação de X e A . (\rightarrow) indica um intervalo entre estímulos de, ao menos cinco segundos. (-) indica a ausência do US durante apresentação de A . No procedimento serial ($FPser$), X além de atuar como estímulo condicionado também adquire a função de OS ou *occasion setter*.

propriedades foram manipuladas por extinção ou contracondicionamento após o treino (RES-CORLA, 1986; HOLLAND, 1989b). A tabela 2.4 exemplifica uma contingência ambígua, o reforçamento parcial, no qual um mesmo CS é apresentado com e sem o estímulo incondicionado ($A \rightarrow US/A$). O estímulo característica X torna-se um OS e A adquire uma associação excitatória com a representação do US (MILLER; OBERLING, 1998). *Occasion setters* positivos indicam a ocasião em que um CS será seguido do estímulo condicionado, os negativos, quando não será.

	Treinamento	Teste	Resultado
Sem occasion setting	$A \rightarrow US A$	A	CR
Occasion setting positivo	$X \rightarrow A \rightarrow US A$	$A \rightarrow US$	CR
		A	—
		X	—
Occasion setting negativo	$A \rightarrow US X \rightarrow A$	A	CR
		$X \rightarrow A$	—
		X	—

Tabela 2.4: **Definição da função occasion setting.** Contingências experimentais ambíguas de reforçamento parcial. X e A representam estímulos inicialmente neutros. Com o treinamento A tornou-se um estímulo condicionado excitatório e X um *occasion setter*. (\rightarrow) indica “seguido por”. ($||$) delimita sessões experimentais diferentes. A magnitude aproximada da resposta condicionada (CR) observada é indicada pela presença ou ausência de “CR” na coluna “resultado” (MILLER; OBERLING, 1998).

Uma das bases para a concepção da teoria modulatória ou de *occasion setting* no condicionamento respondente foram experimentos nos quais estímulos auditivos e visuais pareados com comida produziram diferentes comportamentos em ratos sob privação alimentar. Foram tais respostas: empinar-se (levantar-se sobre as patas traseiras) para estímulo visual (CS) pareado com comida (US); e (1) repentina mudança de posição, às vezes, com saltos e (2) rápidos movimentos com a cabeça, às vezes em direção ao comedouro para som pareado com comida (HOLLAND,

1977). A partir desses resultados, P. C. Holland (1977) propôs ser a forma da resposta condicionada substancialmente determinada pela natureza sensorial da associação $CS - US$ e aplicou, no condicionamento respondente, um conceito usado por Skinner para o condicionamento operante: que um estímulo pode não eliciar uma resposta condicionada, mas estabelecer a ocasião ("*sets the occasion*") para que esta ocorra (HOLLAND, 1986). Então, numa discriminação condicional serial de característica positiva ($X \rightarrow A/A-$), o comportamento (CR) observado revela a informação sobre ser consequência da associação $X - US(X = CS)$ ou $A - US(X = OS)$ modula $A - US$. A forma de resposta é critérios operacionais que distinguem OSs de CSs , como ilustrado na tabela (2.5).

forma de resposta
$X \rightarrow A + /A- = CR_X \leftarrow X - US \therefore X = CS$
$X \rightarrow A + /A- = CR_A \leftarrow A - US \therefore X = CS \text{ e } OS$

Tabela 2.5: **Propriedade de forma de resposta que diferencia a função moduladora de occasion setting de um estímulo condicionado** demonstrado na discriminação condicional positiva serial. A forma predominante de resposta condicionada CR_X eliciada pela apresentação conjunta do estímulo condicionado (CS) X e pelo A , indica ser o comportamento fruto da associação $X - US$. Neste caso, X atua somente como estímulo condicionado. Já a forma predominante de resposta condicionada CR_A durante (XA) indica ser o comportamento fruto da associação $A - US$. X , portanto, atua como estímulo condicionado e como *occasion setter* por indicar a ocasião para o responder com base na associação $A - US$.

Uma outra distinção entre OS e CS em discriminações condicionais positivas (FP) observa-se pelo resultado da eliminação da associação $X - US$ por extinção após o treino. Após a aquisição de FP simultâneas ($XA + /A-$), repetidas apresentações somente do estímulo característica X reduzem o responder quando apresenta-se novamente os estímulos condicionados X e A juntos. Já em FP seriais, a apresentação somente de X após a aquisição têm efeitos mínimos sobre o responder durante X , *intervalo de tempo*, A ($X \rightarrow A$). Como exemplificado na tabela 2.6, isto sugere que a função moduladora do *ccasion setting* X sobre a associação $A - US$ independe da associação direta de X enquanto estímulo condicionado com US (??).

Além da forma de resposta e resistência à extinção, CS e OS diferem em como controlam o responder quando um terceiro estímulo D é condicionado com o mesmo US .

Este terceiro estímulo D pode ser introduzido na discriminação condicional para testar se a performance do animal nesta contingência depende da associação direta $X - A$, ou seja, para testar a generalização da identidade do estímulo alvo A na função de X como *occasion setter*. Esta propriedade, chamada de transferência é sintetizada na tabela 2.7. Caso haja uma ligação direta $X - US$, as propriedades de A são irrelevantes para o responder diante de $X - D$.

As simulações destas três propriedades de *occasion setters* na discriminação condicional

extinçãotreino: $XA + /A-$; extinção: $X-$; teste: $XA = \text{sem } CR \therefore X = CS$ treino: $X \rightarrow A + /A-$; extinção: $X-$; teste: $X \rightarrow A = \text{com } CR \therefore X = CS \text{ e } OS$

Tabela 2.6: **Propriedade de extinção que diferencia a função moduladora de *occasion setting* (OS) de um estímulo condicionado (CS)** demonstrado na discriminação condicional positiva simultânea ($XA + /A-$) e serial ($X \rightarrow A + /A-$). Na discriminação condicional positiva simultânea, a diminuição ou a ausência da resposta condicionada CR no teste durante apresentação conjunta dos estímulos X e A após sessões de extinção ($X-$), indica que X atua somente como estímulo condicionado, pois sua associação direta com o estímulo incondicionado US foi enfraquecida. Já a ocorrência da resposta condicionada CR no teste durante X com A após sessões de extinção ($X-$), indica que X atua estímulo condicionado e *ccasion setter*, pois a habilidade de X modular o responder durante ($X \rightarrow A+$) independe da associação direta de $X - US$.

transferênciatreino: (1) $XA + /A-$; (2) $D+$; (3) $D-$; teste: $XD = CR \therefore X = CS$ treino: (1) $X \rightarrow A + /A-$; (2) $D+$; (3) $D-$; teste: $X \rightarrow D = \text{sem } CR \therefore X = CS \text{ e } OS$

Tabela 2.7: **Propriedade de transferência que diferencia a função moduladora de *occasion setting* de um estímulo condicionado em discriminações condicionais positivas simultânea ($XA + /A-$) e serial ($X \rightarrow A + /A-$).** "(1...3)" indica a ordem dos diferentes tipos de sessões experimentais no treinamento. "+" indica a presença do US . Os estímulos X , A e B são inicialmente neutros e tornam-se condicionados (CS). Na contingência simultânea a presença de resposta condicionada CR após treino com A e apresentação de um terceiro estímulo D na presença do US sugere que X elicia a CR , atuando, portanto, como estímulo condicionado. Já na contingência serial, a ausência de CR após treino com A e apresentação de D na presença do US indica que X atua como *occasion setter* por sua limitação em antecipar $A - US$, que foi bloqueada por $D - US$

positiva do modelo SLH e suas implementações no ATLAS são apresentadas na seção de resultados com variações de parâmetros de intensidade de estímulos e de intervalos entre estímulos em contingências diversas.

3 *Metodologia*

3.1 Aspectos Matemáticos

O algoritmo do simulador ATLAS foi desenvolvido com base na descrição matemática do modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas (SLH). Esta descrição encontra-se em diversas publicações (SCHMAJUK; HOLLAND, 1995; SCHMAJUK; BUHUSI, 1997; SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998; LAMOUREAUX; BUHUSHI; SCHMAJUK, 1998). Nestas porém, apresenta pequenas variações formais ou nas definições de suas constantes ou ainda nas condições iniciais das variáveis em cada simulação. Utilizamos o modelo como está expresso nas equações (2.15) na seção 2.2.1, que é igual à encontrada em Schmajuk et al.1998, pois nesta foi publicada a versão extendida da rede conexionista para computar respostas a estímulos condicionados com função de *occasion setting*.

Observamos que os *índices* das constantes K_r são diferentes daqueles usados para as mesmas constantes em Schmajuk et al.1998, pela razão de se manter uma compatibilidade de notação com o modelo SD, descrito no sistema (2.2) na seção 2.1.4.

Alteramos a fórmula para an , devido à possibilidade de ocorrência de valores negativos para o termo s_j em (2.8), que geram valores complexos ou infinitos para an . Esta mudança é detalhada no capítulo sobre os resultados do ATLAS.

Adotamos um estudo numérico para sua solução do sistema de equações (2.15). Utilizamos o Método de Euler devido à sua simplicidade e à limitação dos valores das variáveis a faixas fixas, assegurando sua convergência.

O algoritmo do método de Euler pode ser encontrado em (POLKING; ARNOLD, 2004; DAYAN; ABBOTT, 2001).

3.2 Aspectos Computacionais

Após elaborado os algoritmos para as contingências de discriminações condicionais positivas (FP) com o método de Euler, o Modelo SLH, originalmente executado por seus autores na linguagem de programação FORTRAN (informação verbal)¹, foi implementado no MATLAB (The MathWorks, Inc.). Feita a validação do algoritmo para "forma de resposta com estímulos com mesma intensidade", este foi utilizado para validação de parâmetros e estudo dos comportamentos de funções da descrição matemática do Modelo SLH. Executadas várias simulações, os gráficos resultantes foram comparados com as descrições do modelo SLH obtidas em (SCHMAJUK, LAMOUREAUX, HOLLAND, 1998; SCHMAJUK, 1997; LAMOUREAUX, BUHUSHI, SCHMAJUK, 1998).

As saídas da implementação foram de dois tipos: evolução temporal das grandezas ao longo de uma sessão de treinamento de 100 ou 200 segundos e evolução dos valores de picos das grandezas ao longo de um número pré-fixado de treinos. Utilizamos os paradigmas sobre discriminações condicionais positivas (FP) simultânea e serial sobre as três propriedades de *occasion setting* publicadas no artigo Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998): (1) forma ou modalidade sensorial da resposta condicionada; (2) resistência à extinção; e (3) transferência da função modulatória do "estímulo condicionado característica" X de A para um segundo "estímulo condicionado alvo", D de mesma modalidade sensorial que A . A forma de resposta foi simulada com estímulos com mesma intensidade e com "estímulo alvo" A mais e menos saliente que o "estímulo característica" X . Como os autores do modelo SLH (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998) não forneceram as intensidades mais fracas de A e de X nas contingências de discriminação condicional simultânea com A menos e mais intenso e dos contextuais B e Y no caso da extinção, implementamos estas duas contingências com os parâmetros fornecidos por Schmajuk e Buhushi (1997), artigo no qual a mesma rede neural do SLH é aplicada em simulações de lesões encefálicas.

Testado o algoritmo, implementamos estas mesmas contingências experimentais de condicionamento respondente em JAVA através dos programas NetBeans e Emacs. Para concretização de uma ferramenta virtual com usabilidade para uso de estudo ou pesquisa, construímos uma interface gráfica no NetBeans num computador pessoal com o JRE (*JAVA Run Time Environment*) e o JDK (*JAVA Development Kit*) instalados. A plataforma NetBeans, o JRE e o JDK foram obtidos gratuitamente na página virtual da Sun Microsystems (SUN...), . Esta implementação em JAVA constitui o próprio simulador ATLAS.

¹Informação fornecida por P. C. Holland durante visita à Universidade de São Paulo - Laboratório de Processos Associativos, Controle Temporal e Memória em 20 de agosto de 2007.

Os resultados do ATLAS são expressos pelas medidas de aprendizagem fornecidas pelo modelo SLH em dois gráficos: (1) evolução dos valores máximos das grandezas das respostas condicionadas e (2) predição agregada do estímulo incondicionado, ambas pelo tempo de todas as sessões de treinamento. Lembramos que estas duas medidas de aprendizagem são grandezas adimensionais. Escolhemos mostrar a fase experimental de treinamento para que o usuário acompanhe a aquisição da aprendizagem associativa. A análise dos resultados é por comparação direta com os publicados por Schmajuk, Lamoureaux e Holland em 1998. Cabe ressaltar que os dados nos gráficos do ATLAS estão colocados a menos de um fator de normalização, que foi introduzido por Schmajuk et al (1998) nas equações para que a faixa de valores de saída das simulações do modelo SLH se assemelhe às obtidas em experimentos animais (informação pessoal)². Preferimos não multiplicar por este fator para que o usuário tenha acesso ao comportamento real do modelo.

²N. A. Schmajuk. Mensagem recebida por lucasbf@gmail.com em setembro de 2009.

4 *Resultados*

4.1 Simulador ATLAS

ATLAS (*AssociaTive LeArning Simulator*) é um simulador computacional de aprendizagem associativa por condicionamento clássico que apresenta, nesta versão, o modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas (SLH).

A relevância didática do modelo SLH deve-se a: (1) ser um modelo conexionista inspirado nos circuitos entre hipocampo, córtices associativos e cerebelo; (2) sintetizar as teorias elementar e configuracional de estímulos numa rede neural artificial com correção de erro por *backpropagation*; (3) simular a função moduladora de estímulos enquanto *occasion setters* na ampliação do repertório comportamental por aprendizagem associativa.

ATLAS mostra a aprendizagem em tempo real, através da visualização das respostas condicionadas e da predição acumulada do estímulo incondicionado de experimentos de discriminação condicional positiva simultânea e serial, de modo que o usuários podem executar experimentos sem necessidade de conhecimento computacional ou matemático.

A interação com o usuário ocorre numa GUI amigável com opções para escolha dos arranjos entre estímulos, modificações de contingências e apreciação de gráficos. GUI é um tipo de interface que permite ao usuário interagir com o programa por manipulações diretas dos elementos gráficos (??). Numa única GUI, este simulador computacional apresenta os seguintes elementos:

- Árvore de opções com todas as contingências de condicionamento implementadas
- Botões para escolha da quantidade de sessões experimentais a serem simuladas
- Janela para apreciação dos gráficos com os resultados
- Opção de clicar com o ponteiro para selecionar as contingências

A figura 4.1 apresenta a GUI do ATLAS.

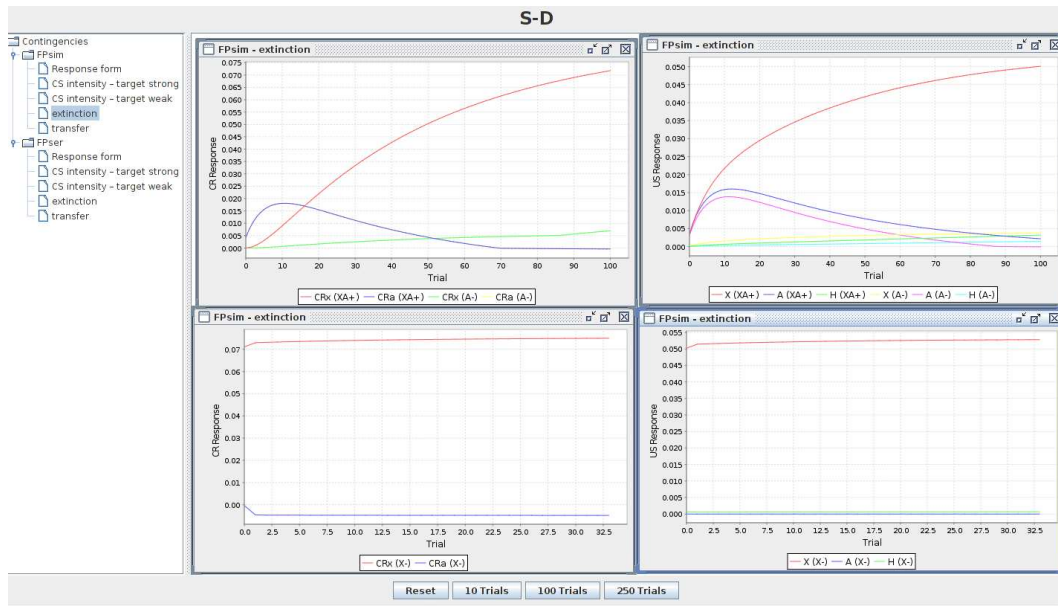


Figura 4.1: **Interface gráfica do ATLAS**- Na coluna à direita está a árvore de opções com todas as contingências de condicionamento dos paradigmas de discriminação condicional positiva simultânea (FPsim) e de discriminação condicional positiva serial (FPser). Abaixo, os três botões para escolha da quantidade de simulações: dez, cem ou duzentas e cinquenta. Na janela são apresentados de dois a seis gráficos com resultados, dois para cada fase da contingência: um com valor máximo de respostas por sessão (*CR Response*) e outro a predição acumulada do estímulo incondicionado (*US Response*)

Esta applet Java permite manipulações dos gráficos, como por exemplo:

- escolher das propriedades de visualização: títulos, fontes, valores mínimo e máximo dos eixos horizontal e vertical, espessura das linhas, cores de vários elementos da GUI [talvez: conforme a figura]
- salvar gráficos como arquivo com extensão <.png>(portable network graphics)
- imprimir com opções de configuração de página, margens e de configuração do papel
- aumentar ou diminuição do foco em um ou nos dois eixos do gráfico

De fácil uso, bastam duas ações para que o usuário simule uma contingência no ATLAS: (1) clicar sobre o nome de uma contingência na lista da coluna à direita e (2) selecionar a quantidade de sessões (10, 100 ou 250). O ATLAS apresentará 2 gráficos para contingências de forma de resposta (2 $XA + / A -$) com estímulos com intensidades iguais ou diferentes, 4 gráficos para extinção (2 $XA + / A -$ e 2 $X -$) e 6 para transferência (2 $XA + / A -$, 2 $B +$ e 2 $B -$). Então, para cada fase da discriminação condicional, ATLAS disponibiliza para o usuário um gráfico para cada uma das duas medidas de aprendizagem do modelo SLH: os valores máximos das

respostas condicionadas pelo tempo de todas as sessões e a predição agregada ou acumulada B do estímulo incondicionado pelo tempo.

Uma versão preliminar deste simulador computacional foi apresentada no I Congresso IBRO/LARC de Neurociências de América Latina, Caribe y Península Ibérica (Neurolatam) em 2008 (CARVALHO et al., 2008). Nesta, do modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas, estava implementada somente a propriedade de forma de resposta do *occasion setting* nas discriminações condicionais negativa simultânea e positivas simultânea e serial. Também o modelo Rescola-Wagner foi disponibilizado numa segunda interface gráfica ou "GUI" (*graphical user interface*). A seguir serão apresentados os resultados das simulações com ATLAS.

4.2 Simulações computacionais

A implementação do algoritmo em MATLAB e em JAVA seguiram os parâmetros utilizados pelos autores do modelo SLH (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998). Portanto, as simulações tem passo de tempo equivalente a 250 milissegundos. Cada sessão de cada paradigma é constituída por quatrocentos passos, equivalente a cem segundos. As intensidades de X e A são de 0,95 e a do US de 1. Tais pesos de entrada são modificados nas contingências que variam a intensidade do CS estímulo alvo " A ". Como no artigo de Schmajuk et al. (1998) não são especificadas as intensidades menores de A e de X nas contingências de discriminação condicional simultânea com A menos e mais intenso respectivamente, utilizamos os fornecidos no artigo posterior que aplica a rede neural do modelo SLH no estudo de lesões hipocampais (SCHMAJUK; BUHUSI, 1997). Na simulação do estímulo alvo forte, A é 0,95 e X é 0,3. Na simulação do estímulo alvo fraco, A é 0,3 e X é 0,95. A intensidade dos estímulos contextuais Y e B é de 0,5, exceto nas discriminações condicionais que simulam a (1) propriedade de transferência de *occasion setting* nas quais são 0,4 e nas (2) que variam a intensidade do contexto, quando são 1,1. Os estímulos de entrada, A , B , X e Y são sempre apresentados durante cinco segundos. Nas discriminações condicionais simultâneas estes quatro estímulos são ligados em cinco segundos. Já nas discriminações condicionais seriais, X e Y são ligados em cinco segundos e A e B em quinze. Em ambos os paradigmas, o US sobrepõe-se ao A nos últimos 1,25 segundo, ou seja, tem duração de 3,25s. São cinco a quantidade de unidades da camada oculta da rede conexionista em todas as simulações.

Os valores das constantes $K_{p=7}, n, m, \beta$ também foram implementados conforme o artigo no qual o modelo é apresentado (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998). São os parâmetros:

- $k_1 = 0,028$

- $k_2 = 0,2$
- $k_3 = 0,95$
- $k_4 = 2$
- $k_5 = 0,0075$
- $k_{5'} = 0,00675$
- $k_6 = 0,0225$
- $k_7 = 5$
- $\beta = 0,925$
- $m = 55$
- $n = 1,5$

A função de limiar de comportamento R_1 , utilizada no cálculo das respostas condicionadas é dada por:

$$R_1(y) = \begin{cases} y - K_9 & \text{se } y \geq K_9 \\ 0 & \text{se } y < K_9 \text{ onde } K_9 = 0,03 \end{cases} \quad (4.1)$$

Os valores iniciais de VS_i , as associações $CS - US$, e VN_j as associações $CN - US$, são zero. Já os VH_{ij} , as associações entre estímulos $CS - CN$, que são os pesos iniciais das unidades ocultas, são determinados randomicamente por uma distribuição normal uniforme de $+0,25$ em todas as simulações. Na próxima seção, na página há uma demonstração, implementada em MATLAB, sobre a influência dos valores iniciais de VH_{ij} sobre associações $X - US$, $A - US$ e $H - US$, apenas citada em Schmajuk et al (1998). Lembramos que optamos por não normalizar os resultados como feito por estes autores para que faixa de valores de saída dos gráficos das simulações do modelo SLH se assemelhe às obtidas em experimentos com animais.

4.2.1 Simulações em MATLAB - validação do algoritmo e estudo das funções

Analisamos alguns aspectos matemáticos do modelo SLH no MATLAB executando o algoritmo para discriminação condicional positiva simultânea ($XA + /A-$) para forma de resposta com estímulos com mesma intensidade. No primeiro tipo de sessão de treino ou de aquisição ($XA+$), a função de CS pelo tempo é dada pela ativação simultânea de CS_X e CS_Y entre 5 e

10 segundos e ativação simultânea CS_A e CS_B entre 15 e 20 segundos. No segundo tipo de sessão (A-) ocorre somente CS_A e CS_B , ambos também entre 15 e 20 segundos. CS_X e CS_A representam estímulos condicionados de modalidades sensoriais diferentes, como luz e tom. CS_Y representa estímulo contextual da mesma modalidade sensorial que CS_X . CS_B representa estímulo contextual da mesma modalidade sensorial que CS_A .

No sistema 2.15, na página 38, $\{\pm 1\}$ são pontos de equilíbrio para as variáveis VS_i , VN_j e VH_{ij} , ou seja, se em algum instante de tempo uma dessas variáveis for $+1$ ou -1 ela manterá este valor durante todo o tempo, inclusive retroativamente. Como a condição inicial atribui a estas grandezas valores na faixa de $(-1, 1)$, elas evoluem dentro dessa variação, por continuidade e pelos pontos de equilíbrio.

No modelo SLH (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998), os valores iniciais de VS_i e VN_j são nulos, enquanto os valor inicial de VH_{ij} é randômico entre $-0,25$ e $+0,25$. VH_{ij} é a associação entre os estímulos ocondicionados de entrada CS_i e as unidades ocultas j . Os artigos de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) e Schmajuk e Buhushi (1997) não justificam a escolha de $0,25$ como valor máximo do módulo inicial de VH . Contudo, as equações (2.4) e (2.8) na página 34 indicam que, se os valores de VH em algum instante de tempo forem negativos e o expoente n for um número não inteiro, existe a possibilidade de an_j tornar-se um número com parte imáginária não nula ou mesmo divergir para infinito. Como VH torna-se negativo e n foi estabelecido como $1,5$, para implementar o algoritmo no MATLAB usamos duas estratégias: na primeira, determinamos que VH inicial assume valores randômicos entre 0 e $+0,25$, inclusive. Na segunda, alteramos a fórmula (2.4) do modelo incluindo o *módulo* sobre o termo s_j , para excluir valores negativos, conforme a equação 4.2.

$$an_j = K_4 \frac{|s_j|^n}{\beta_j^n + |s_j|^n} . \quad (4.2)$$

Para testar a primeira estratégia, fizemos um total de dez simulações de 200 treinos de 100 segundos cada, com valores iniciais randômicos entre $-0,25$ e $+0,25$ para VH .

A figura 4.2, na página 52, reflete o perfil de seis das dez simulações e é a que mais se aproxima das curvas experimentais descritas em (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998). Nesta os valores iniciais de VH_j do segundo neurônio artificial da camada oculta ($j = 2$) estão distribuídos entre positivos e negativos. Já na simulação retratada na figura 4.3, VH recebe valores negativos.

A figura 4.3, na página 53, corresponde a três das simulações. Nesta a resposta $CR1$ do 200º e último treino é significativamente mais alta do que no caso da figura 4.2. Contudo, as

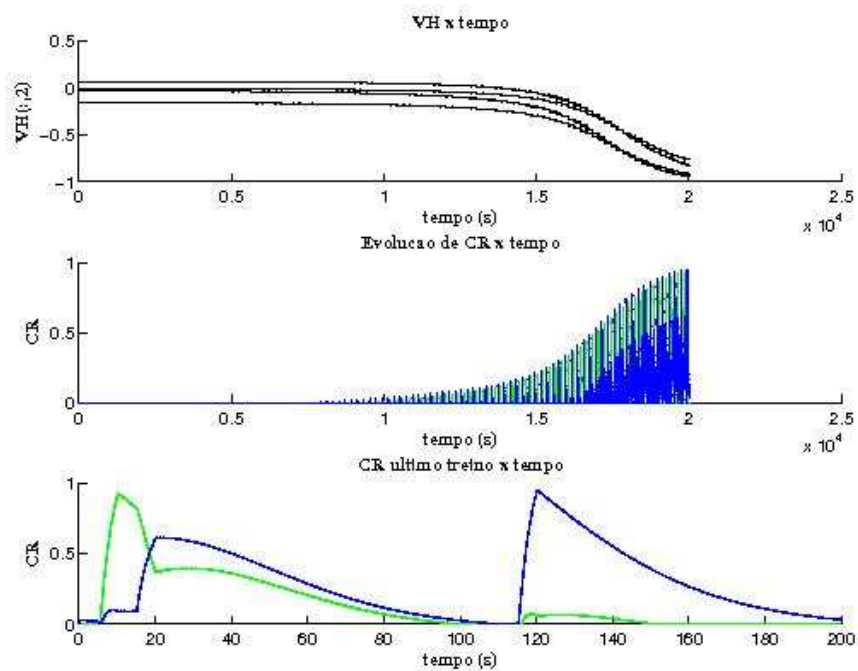


Figura 4.2: **Implementação em MATLAB - VH_{ij} com pesos iniciais positivos e negativos.** Gráficos das associações VH_{ij} dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais via segunda unidade da camada oculta da rede conexionista do modelo SLH com pesos iniciais randômicos entre $-0,25$ e $+0,25$. Gráfico superior mostra o comportamento de VH_2 ao longo dos 200 treinos. Gráfico intermediário mostra os valores máximos de CR_X em verde e de CR_A em azul em cada um dos 200 treinos. Gráfico inferior mostra CR durante últimos dois treinos: cem segundos da sessão $XA+$ seguidos por mais cem da sessão $A-$.

condições iniciais negativas de VH ($j = 4$) ocasionaram um decréscimo antecipado de VH para -1 se comparado com a o gráfico 4.2.

Diferente dos casos anteriores, a resposta da figura 4.5, na página 55, representou uma das dez simulações. Há a ausência de CR_2 no penúltimo treino e a de CR_1 no último. Os valores iniciais de VH_j (para $j = 5$) foram todos maiores que zero.

Contudo, tanto com valores iniciais randômicos entre $-0,25$ e $+0,25$ e 0 e $+0,25$ há uma tendência de VH decrescer até valores negativos, convergindo assintoticamente para -1 quando o tempo (ou número de treinos) é suficientemente grande, acima de $20.000s$ (200 treinos). Ter valores iniciais positivos para VH apenas retarda essa decaída, o que justifica a modificação na equação (4.2).

Interessante o caso em que as associações entre $CS - CN$, os VHs , no instante inicial são nulas. Como zero é ponto de equilíbrio de VH , conforme a figura 4.5, na página 55, essa condição resulta em VH nulo durante toda a simulação e conseqüentemente, ambas as respostas

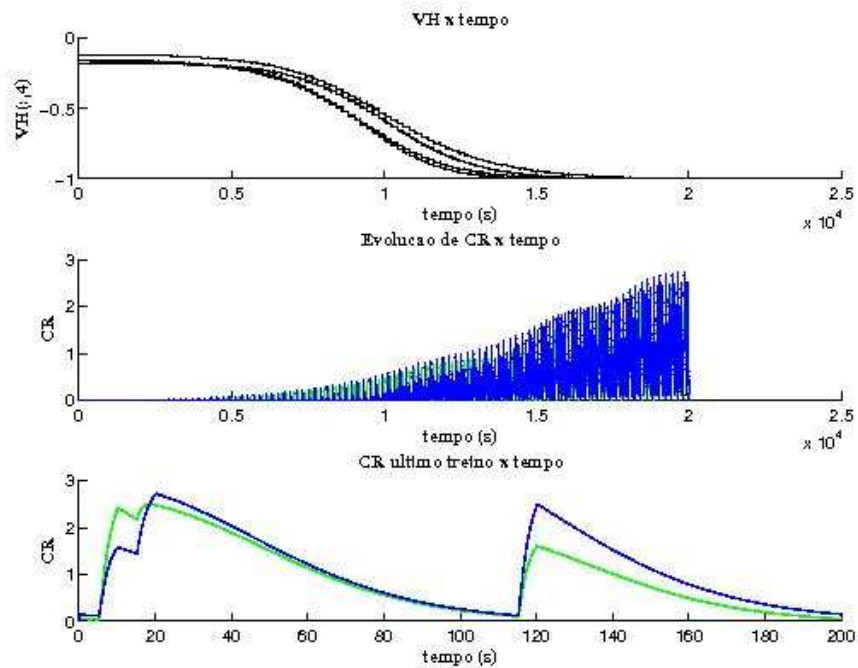


Figura 4.3: **Implementação em MATLAB - VH_{ij} com pesos iniciais negativos.** Gráficos das associações dos traços de memória VH_{ij} dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais via quarta unidade da camada oculta da rede conexionista do modelo SLH com pesos iniciais randômicos em $-0,25$. Gráfico superior mostra o comportamento de VH_4 ao longo dos 200 treinos. Gráfico intermediário mostra os valores máximos de CR_X em verde e de CR_A em azul em cada um dos 200 treinos. Gráfico inferior mostra CR durante últimos dois treinos: cem segundos da sessão $XA+$ seguidos por mais cem da sessão $A-$.

condicionadas CRs também são nulas.

Portanto, ao fixar um tempo definido, 20.000 segundos equivalentemente 200 treinos de 100s cada, as simulações resultam em **respostas condicionadas diferentes de acordo com as condições iniciais de VH** , coerente com a observação de Schmajuk et al (1998, p.32): "[...] O tipo de solução ($X - US, A - USEH - US$), entretanto, depende dos valores iniciais das associações entre as unidades de entrada e as ocultas".

Para completar essa sequência de resultados apresentamos gráficos de evolução temporal de outras variáveis do modelo SLH ao longo do tempo, ainda resultantes da implementação do paradigma de discriminação condicional positiva simultânea para forma de resposta com estímulos com mesma intensidade.

A figura 4.6, na página 56, apresenta os CS_i do modelo SLH e de suas memórias de curto-prazo (STM) em função do tempo. Estas são definidas pela equação diferencial apresentada na seção 2.1.4:

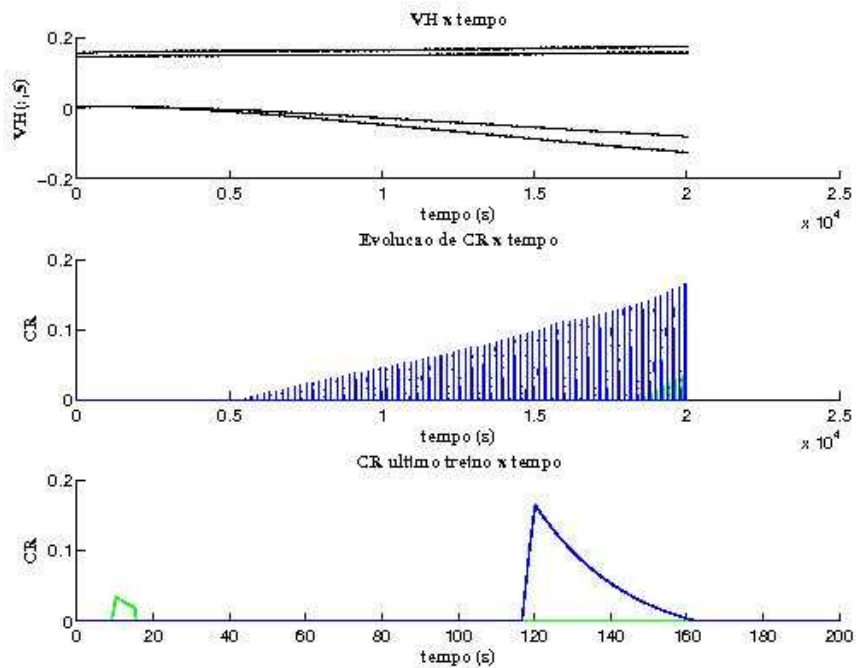


Figura 4.4: **Implementação em MATLAB - VH_{ij} com pesos iniciais positivos.** Gráficos das associações dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais via quinta unidade da camada oculta da rede conexionista do modelo SLH com pesos iniciais randômicos em $+0,25$. Gráfico superior mostra o comportamento de VH_5 ao longo dos 200 treinos. Gráfico intermediário mostra os valores máximos de CR_X em verde e de CR_A em azul em cada um dos 200 treinos. Gráfico inferior mostra CR durante últimos dois treinos: cem segundos da sessão $XA+$ seguidos por mais cem da sessão $A-$.

$$\frac{dX_i}{dt} = -K_1 X_i + K_2 (K_3 - X_i) CS_i$$

Como esperado, o STM aumenta na presença dos CS_i em função do termo $K_2(K_3 - X_i)CS_i$ e decai exponencialmente na ausência destes devido ao primeiro termo desta equação $-K_1 X_i$.

As VS (associações $CS - US$) e as VN (as associações $CN - US$) demonstram em todas as simulações feitas sob diversas condições, um comportamento de convergência para $+1$ que se completa em geral nos primeiros cinquenta treinos, como mostrado na figura 4.7, na página 57.

4.2.2 Simulações em JAVA - resultados do ATLAS

Nessa seção são apresentados os resultados da implementação do modelo SLH em JAVA conforme exibidos pelo ATLAS. Para cada fase de aquisição, de treinamento de um paradigma de condicionamento respondente, ATLAS produz dois gráficos: o (*CR Response*) com os valores máximos das respostas condicionadas dos estímulos X , Y , A e B ; e o (*US Prediction*) com as

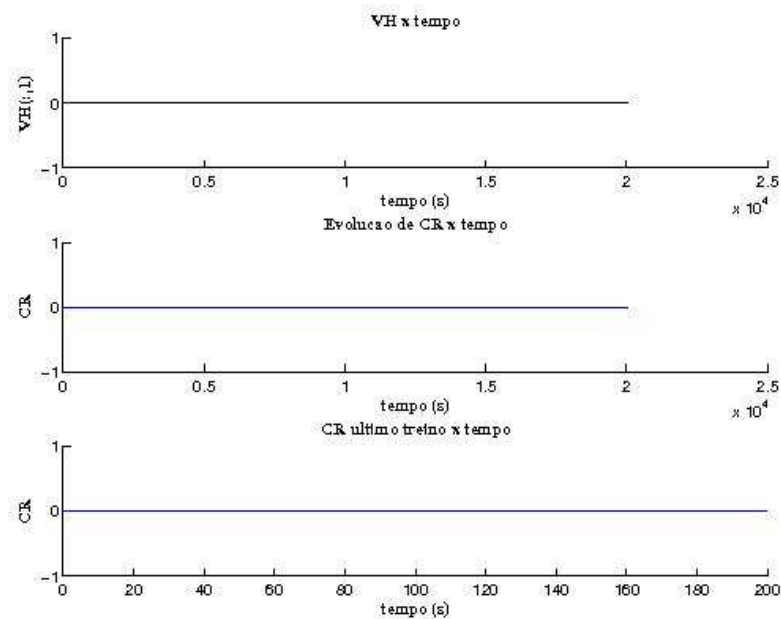


Figura 4.5: **Implementação em MATLAB - VH_{ij} com pesos iniciais nulos.** Gráficos das associações dos traços de memória dos estímulos condicionados elementares com estímulos configuracionais via quinta unidade da camada oculta da rede conexionista do modelo SLH com pesos iniciais nulos. Gráfico superior mostra o comportamento de VH_5 ao longo dos 200 treinos. Gráfico intermediário mostra os valores máximos de CR_X em verde e de CR_A em azul em cada um dos 200 treinos, ambos zerados. Gráfico inferior mostra CR durante últimos dois treinos: cem segundos da sessão $XA+$ seguidos por mais cem da sessão $A-$.

predições do estímulo incondicionado pelos estímulos X e A e por todas as unidades ocultas ou configuracionais, representadas por " H ". Optamos por disponibilizar para o usuário os valores de saída do modelo SLH a cada sessão em todas as contingências simuladas, a fim de mostrar o processo de aprendizagem. Por isso, não foram implementados testes experimentais, mas somente os paradigmas em sua fase de treinamento.

As contingências do modelo SLH implementadas no ATLAS são listadas na tabela 4.2.2, na página 4.2.2.

Na discriminação condicional positiva simultânea (FPsim) os estímulos condicionados X e A são apresentados ao mesmo tempo ou com um intervalo de até cinco segundos. Na discriminação condicional positiva serial (FPser), X e A , são apresentados com um intervalo de dez segundos. Nestas configurações X é denominado "estímulo característica" e A , "estímulo alvo".

São simuladas as propriedades de *occasion setting*: forma de resposta, extinção e transferência. Também são apresentados resultados do comportamento do modelo SLH diante de variações das intensidades dos estímulos alvo A e dos contextuais Y e B . Cabe lembrar que as diferentes escalas dos resultados de Schmajuk et al. (1998) e do ATLAS deve-se a não norma-

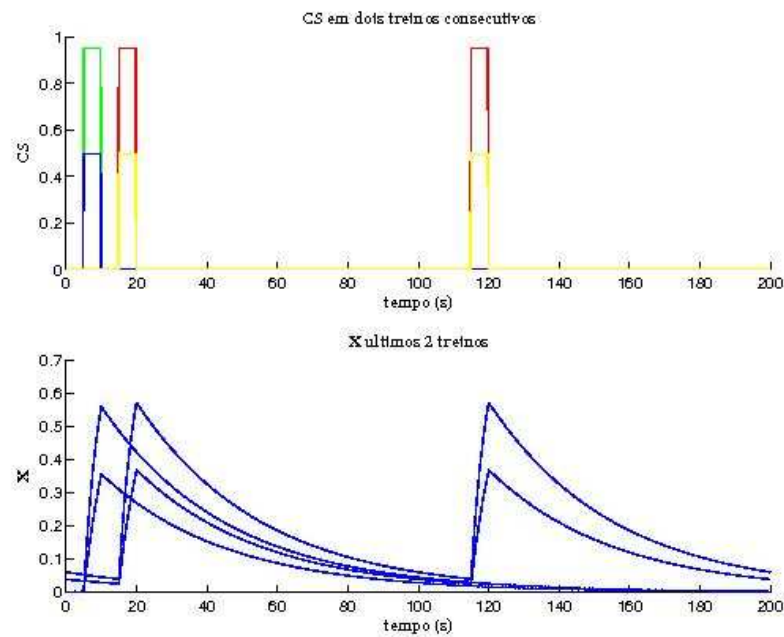


Figura 4.6: **Simulação dos estímulos condicionados CS_i do modelo SLH e de suas memórias de curto-prazo STM em função do tempo.** Ambos os gráficos mostram o período em que os estímulos condicionados são apresentados nas duas últimas de duzentas sessões de aquisição de discriminação condicional positiva simultânea para forma de resposta com estímulos com mesma intensidade: a ($XA+$) nos primeiros cem segundos e a ($A-$) nos últimos cem. O gráfico superior apresenta os intervalos em que os estímulos condicionados CS_i foram ligados. O CS_X está representado em verde, o CS_Y em azul, o CS_A em vermelho e o CS_B em amarelo. O gráfico inferior apresenta as memórias de curto-prazo do CS_i , calculadas no modelo SLH pela função x ou $f(x)$. Os dois primeiros valores máximos, entre zero e 20 segundos correspondem às STM do CR_X e do CR_Y . Os dois valores máximos seguintes, entre 20 e 40 segundos correspondem às STM do CR_A e do CR_B na sessão ($XA+$). E os últimos dois picos correspondem às STM do CR_A e do CR_B na sessão ($A-$). X representa a equação diferencial que define STM.

lização das respostas deste simulador, como feito pelos autores do modelo SLH.

Nesta seção, para cada paradigma de discriminação condicional (FP) e suas contingências, primeiro são apresentados os resultados das simulações do modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas (SLH) publicados em Schmajuk et al (1998) e, sem seguida, os do simulador ATLAS. Como nesta publicação de 1998, os gráficos do ATLAS apresentam o *pico* (*pontos de máximo*) da resposta CR_X e de CR_A por sessão e não a *evolução temporal* destas respostas em cada sessão.

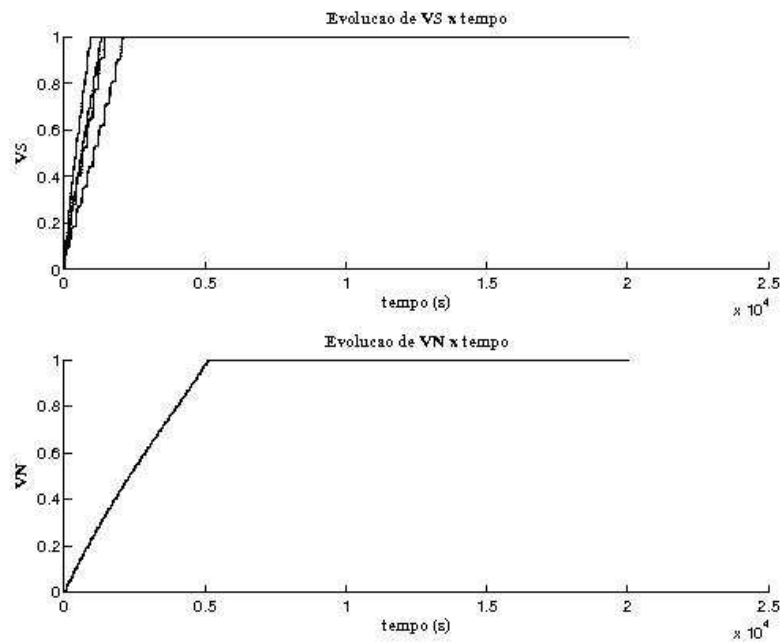


Figura 4.7: **Simulação das associações das unidades elementares e configuracionais de saída do modelo SLH pelo tempo.** Resultados de duzentas sessões de aquisição de discriminação condicional positiva simultânea para forma de resposta com estímulos com mesma intensidade. O gráfico superior apresenta convergência para +1 das VS , as associações diretas entre estímulos condicionados CS_i e o incondicionado US . O gráfico inferior mostra a convergência para +1 das VN , as associações configuracionais entre estímulos unificados na camada oculta e o US .

PROCEDIMENTOS IMPLEMENTADOS NO SIMULADOR COMPUTACIONAL

Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim

Forma de Resposta	$(XA+) \& (A-)$ X e A com igual intensidade
Extinção	$(XA+) \& (A-), (X-)$
Transferência	$(XA+) \& (A-), (D+), (D-)$

Discriminação condicional positiva serial - FPser

Forma de Resposta	$(X \rightarrow A+) \& (A-)$ X e A com igual intensidade
Extinção	$(X \rightarrow A+) \& (A-), (X-)$
Transferência	$(X \rightarrow A+) \& (A-), (D+), (D-)$

Fatores não temporais

Intensidade do CS alvo - "A" forte	$(XA+) \& (A-)$ intensidade $X < A$
Intensidade do CS alvo - "A" fraco	$(XA+) \& (A-)$ intensidade $X > A$

Tabela 4.1: **Contingências de condicionamento respondente do modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas respostas implementadas no simulador computacional** CS_X representa estímulo característica. CS_A representa estímulo alvo. CS_B e CS_Y representam estímulos contextuais. (+) indica a presença do estímulo incondicionado na sessão experimental. (-) indica a ausência do estímulo incondicionado na sessão experimental. (&) representa contingências aplicadas em sessões experimentais alternadas.

4.2.2.1 Forma de Resposta

Em discriminações condicionais positivas, a forma da resposta durante a apresentação conjunta dos estímulos X e A na presença do estímulo incondicionado US indica se a resposta

condicionada é pertinente à associação do estímulo característica X com o US ou do alvo A com o US (LAMOUREAUX; BUHUSHI; SCHMAJUK, 1998).

Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim

As figuras 4.8, 4.9a e 4.9b apresentam os resultados as simulações computacionais da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com os estímulos condicionados A e X com igual intensidade.

Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - As figuras 4.8 (A) e (B), na página 59, mostram os valores de máximo de respostas condicionadas (*Response*) CR_X e CR_A e a predição do estímulo incondicionado (*US Prediction*) em cada uma das quarenta sessões simuladas da fase de aquisição da discriminação condicional positiva simultânea (FPsim).

Estas simulações baseiam-se num experimento realizado por Ross e Holland (1981, experimento 1) para observar o responder de ratos em FPsim ($XA + /A-$). Os animais da espécie Sprague-Dawley em privação alimentar foram submetidos a doze sessões experimentais de oitenta minutos cada na fase de treinamento ou de aquisição da discriminação. Nestas sessões para todos os sujeitos foi apresentado o composto ($XA+$): luz intermitente (X) e tom contínuo (A) simultaneamente por cinco segundos com o estímulo incondicionado ração no comedouro. Estas exposições ao ($XA+$) foram intercaladas randomicamente com: luz na ausência de comida ($A-$) para o grupo Luz, tom na ausência de comida ($X-$) para o grupo Tom. Ao terceiro grupo, Luz-tom, somente foi apresentado o composto ($XA+$). Todos os animais receberam uma única sessão de teste com oitenta minutos, na qual foram expostos a luz ($X-$), ao tom ($A-$) e ao composto luz-tom ($XA-$) em ordem randômica, sempre na ausência de comida. Das quatro categorias de respostas comportamentais definidas por Ross e Holland neste experimento, duas foram modeladas por Schmajuk et al. (1988): a resposta condicionada característica ao estímulo visual (CR_X) de empinar-se sobre as patas traseiras; e a resposta característica ao estímulo auditivo (CR_A) de repentina mudança de posição, às vezes, com saltos, e de fazer rápidos movimentos com a cabeça, às vezes em direção ao comedouro. O grupo Luz não eliciou comportamentos durante o tom ($A-$), mas durante o composto luz-tom ($XA-$) ocorreu maior quantidade de CR_X e uma quantidade menor de CR_A . Já o grupo Tom apresentou maior quantidade de comportamentos auditivos durante a exposição ao composto $XA-$. Nesse experimento com animais observou-se que a resposta prevalente a um composto de dois estímulos em discriminações condicionais positivas simultâneas é o comportamento da modalidade sensorial do CS com valor preditivo mais consistente do US , ou seja, do "estímulo característica", que foi o X para o grupo Tom e o A para o grupo Luz (ROSS; HOLLAND, 1981) Cabe ressaltar que para

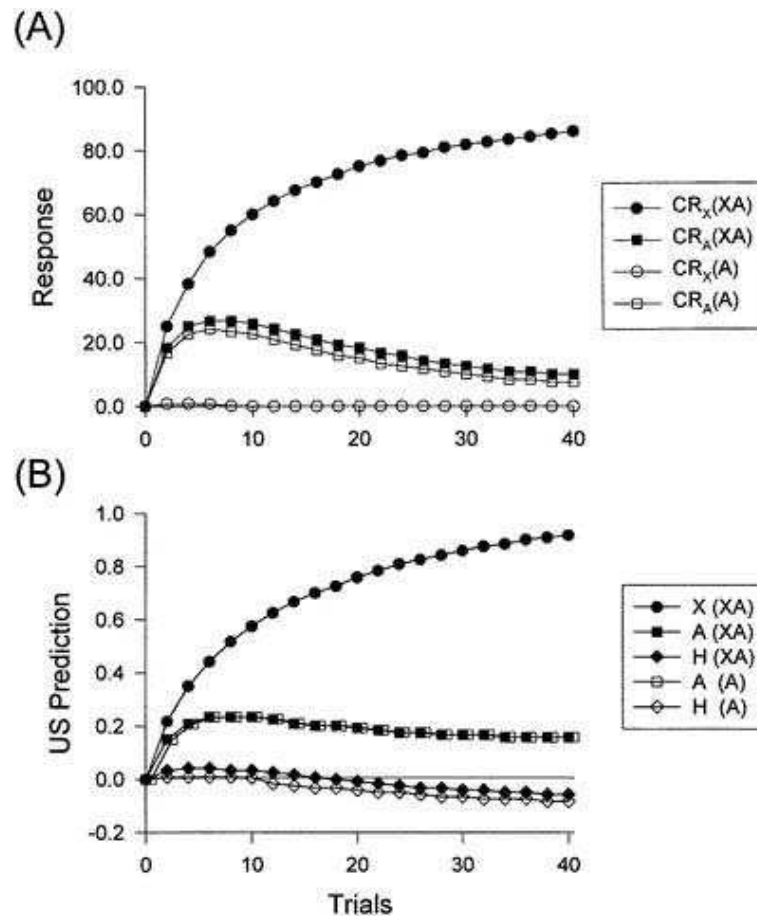
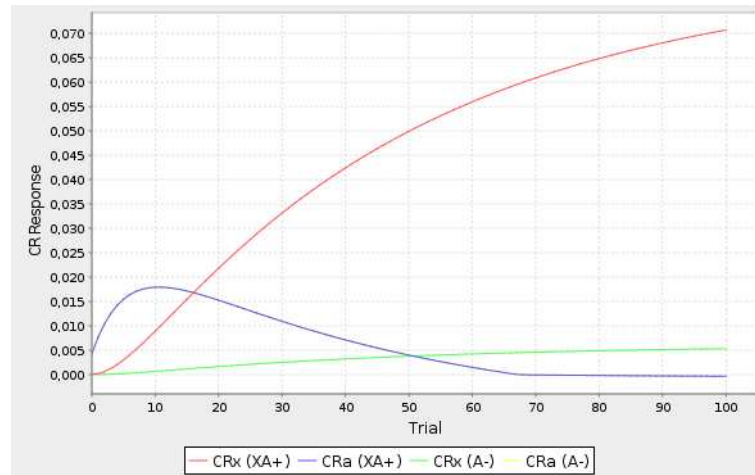


Figura 4.8: **Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)**. Figura A: $CR_X(XA)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $CR_A(XA)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $CR_X(A)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Figura B: $X(XA)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $A(XA)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $H(XA)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(XA+)$. $A(A)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(XA+ / A-)$ num total de quarenta sessões. (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998, p.9).

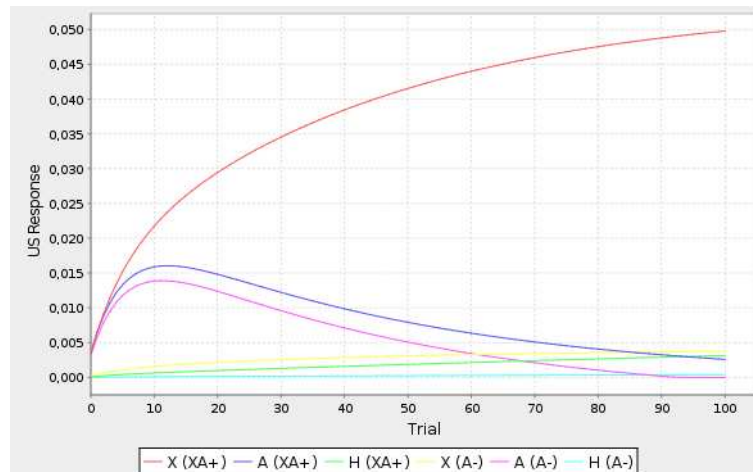
as simulações feitas por Schmajuk et al. (1998), somente A foi empregado como o "estímulo alvo". Então as figuras 4.8 (A) a (B) referem-se ao procedimento $(XA+ / A-)$.

Resultados do ATLAS - A figuras 4.9a e 4.9b, na página 60, apresentam os valores de máximo de repostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante a simulação compu-

tacional em cada uma das cem sessões experimentais ($XA+$) e ($A-$) da aquisição da FPsim.



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.9: Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS. Na figura 4.9a, $CR_X(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de ($XA+$). $CR_A(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de ($XA+$). $CR_X(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de ($A-$). $CR_A(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de ($A-$). Na figura 4.9b $X(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de ($XA+$). $A(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de ($XA+$). $H(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de ($XA+$). $A(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de ($A-$). $H(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de ($A-$). As simulações consistem em sessões alternadas de ($XA+$ / $A-$) num total de quarenta sessões.

Como o resultado de Schmajuk et al. (1998), as figuras 4.8 (A) e 4.9a (a) indicam que, no início da aquisição da FPsim, os valores de máximo de CR_X durante a apresentação de ($XA+$) e

de CR_A durante ($A-$) são similares. Com a aprendizagem no decorrer do treinamento, os CR_X durante as sessões ($XA+$) aumenta e CR_A durante as ($A-$) diminui. Isto ocorre porque segundo o modelo SLH, X e A geram um traço de memória que cresce durante a apresentação destes estímulos e decai exponencialmente a zero quando estes são desligados. As unidades ocultas só são ativadas durante ($A-$). A associação de A com US torna-se mais fraca do que a $X - US$ pela apresentação de A sem o US e porque quando X e A são apresentados simultaneamente, eles competem pela associação com o US . Então, na discriminação condicional positiva simultânea com estímulos com mesma intensidade, uma maior taxa de CR_X do que CR_A sugere que o estímulo característica X atua como simples estímulo condicionado por eliciar diretamente a resposta condicionada de maior amplitude durante exposição a XA .

A predição do US é calculada pela soma da ativação das associações diretas dos CSs e dos estímulos configuracionais com o estímulo incondicionado, sendo também uma medida de aprendizagem do modelo SLH. As figuras 4.8 (B) e 4.9b mostram que a predição do estímulo incondicionado gerada por X e aumenta e por A diminui ao longo das sessões. A predição das unidades ocultas VH permanece próxima a zero.

Segundo Schmajuk et al. (1998, p. 4 e 9), no decorrer das simulações, os aumentos das respostas características da associação $X - US$ e da predição do US por X durante ($XA+$) sugerem que discriminações condicionais positivas simultâneas com estímulos condicionados com igual intensidade sejam solucionadas pela associação direta do estímulo característica com o incondicionado, tendo as unidades ocultas do modelo SLH pouca influência sobre o responder. Mas qual a influência do intervalo entre estímulos sobre a forma de resposta aprendida e sobre a função do estímulo característica X ? O modelo SLH responde a esta questão com simulações da aquisição da discriminação condicional positiva serial, também implementadas no ATLAS.

Discriminação condicional positiva serial - FPser

As figuras 4.10, 4.11a e 4.11 apresentam os resultados das simulações computacionais da aquisição de discriminação condicional positiva serial com os estímulos condicionados X e A com igual intensidade.

Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - As figuras 4.10 (A) e (B), na página 62, mostram os valores de máximo de respostas condicionadas (*Response*) CR_X e CR_A e a predição do estímulo incondicionado (*US Prediction*) em cada uma das cem sessões simuladas da fase de aquisição da discriminação condicional positiva serial.

Ross e Holland (1981, experimento 2) após observar o responder de ratos em FPsim, reali-

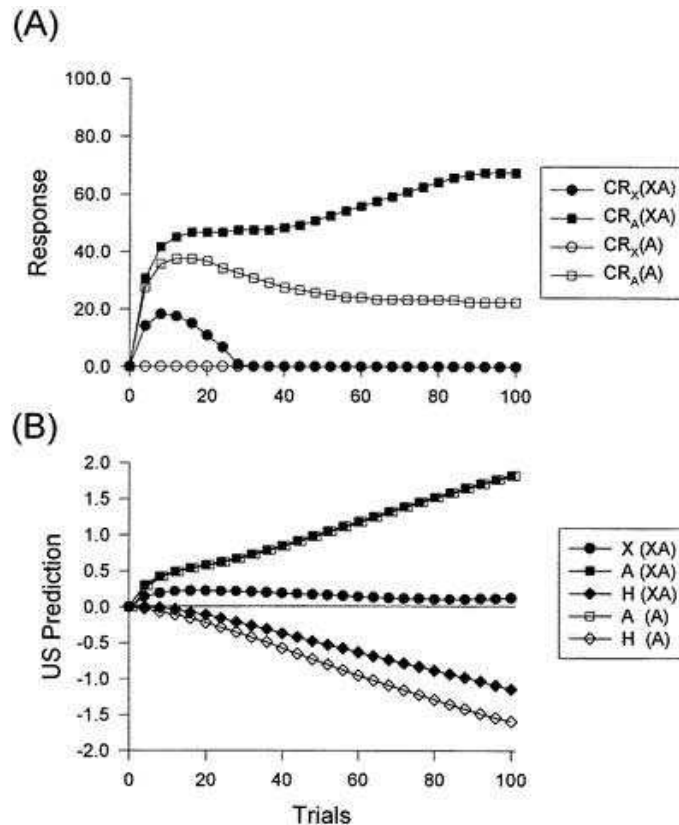


Figura 4.10: **Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998).** Figura A: $CR_X(XA)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $CR_A(XA)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $CR_X(A)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Figura B: $X(XA)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $A(XA)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $H(XA)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $A(A)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(X \rightarrow A+ / A-)$ num total de cem sessões. (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998, p.9).

zaram um experimento de FPser no qual uma luz (estímulo X) só foi ligada na presença do US quando precedida por um intervalo vazio de cinco segundos após o tom (estímulo X). A e X tiveram duração de cinco segundos cada (ROSS; HOLLAND, 1981). Durante a exposição a luz de $X \rightarrow A$, os animais realizaram mais comportamentos característicos do estímulo auditivo A , de repentina mudança de posição, às vezes, com saltos, e de fazer rápidos movimentos com a cabeça, às vezes em direção ao comedouro. Também foi aplicado o procedimento $(A \rightarrow X+ / X-)$.

As CR s de maior amplitude igualmente foram as do estímulo alvo A . O responder do estímulo alvo durante ($X \rightarrow A$) sugere que o estímulo característica X atue como *occasion setter* ao modular o responder a $A - US$ (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

O gráfico 4.10 (A) mostra terem sido geradas mais CR_A durante as sessões $X \rightarrow A$ na FPser. Para Schmajuk et al (1998), o resultado 4.10 (B) mostra que a predição do US gerada por X inicialmente aumenta ligeiramente, pois X está distante de US e a predição de A aumenta substancialmente por ser contíguo a US . Como, segundo seus autores, o modelo SLH tem um predição aumentada do US durante ($A-$), as unidades ocultas (H) são treinadas para reduzir o erro de saída gerando uma forte inibição nas sessões ($A-$). Então, a predição do US gerada por H torna-se negativa, mais inibitória nas sessões (A) do que (XA).

Resultados do ATLAS - A figuras 4.11a e 4.11, na página 64, apresentam os valores de máximo das repostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante as simulações de cada uma das cem sessões experimentais ($X \rightarrow A+$) e ($A-$) da aquisição da FPser.

4.2.2.2 Extinção

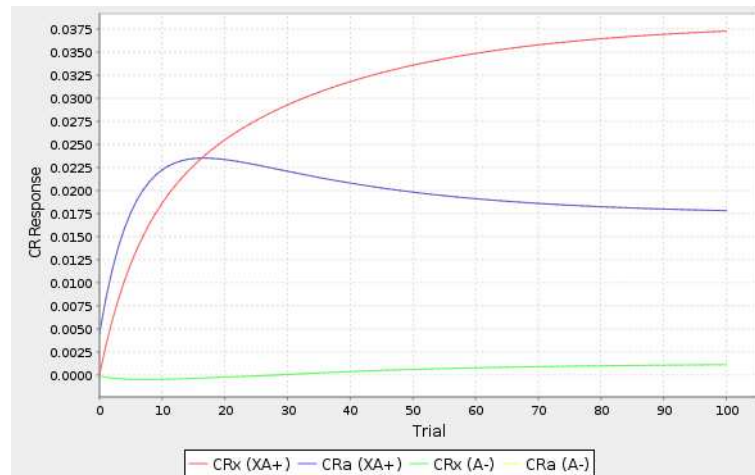
Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim

As figuras 4.12 e as quatro apresentadas por ATLAS como resultado: 4.13a, 4.13b, 4.14a e 4.14b apresentam as simulações do efeito da extinção sobre o estímulo característica após a aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com os estímulos A e X com igual intensidade.

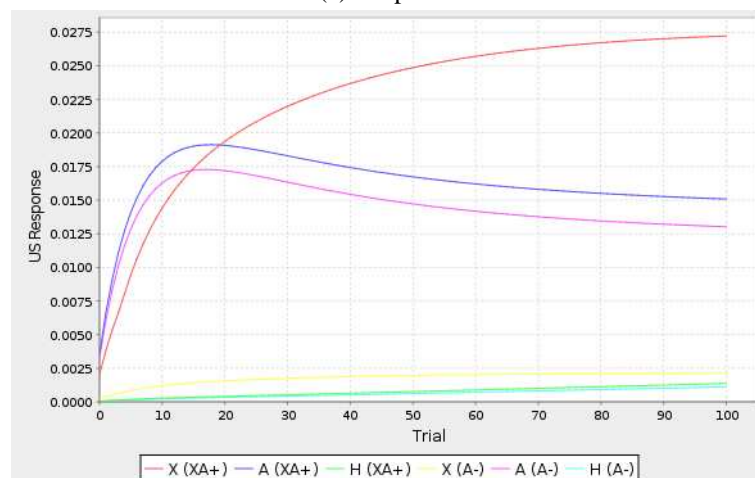
Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - A figura 4.12, na página 65, mostram os valores máximos de repostas condicionadas da modalidade sensorial de X (CR_X) após quinze simulações de ($XA+$) alternadas com quinze de ($A-$) para o grupo controle (barras em branco). As barras preenchidas representam o grupo submetido quinze simulações de ($XA+$) alternadas com quinze de ($A-$) seguidas por cinco sessões de extinção ($X-$).

Schmajuk et al. (1998, p.17) citam haver simulado experimentos do artigo "*Feature extinction enhances transfer of occasion setting*", publicado por Holland em 1989, para exemplificar a aplicabilidade do modelo SLH na extinção em discriminações condicionais positivas *simultâneas*. Porém, o artigo de supra-citado somente contém três experimentos de discriminações *seriais* (HOLLAND, 1989b).

Segundo os autores do modelo SLH, a hipótese sobre extinção e FPsim é que aprendida a discriminação condicional simultânea com o "estímulo característica" X com igual ou maior



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.11: **Forma de resposta na aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados do ATLAS.** Na figura 4.11 a, $CR_X(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de X e de A com intervalo de dez segundos ($X \rightarrow A+$). $CR_A(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de ($X \rightarrow A+$). $CR_X(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de ($A-$). $CR_A(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de ($A-$).

Na figura 4.11 $X(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de ($X \rightarrow A+$). $A(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de ($X \rightarrow A+$). $H(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de ($X \rightarrow A+$). $A(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de ($A-$). $H(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de ($A-$). As simulações consistem em sessões alternadas de ($X \rightarrow A+ / A-$) num total de cem sessões.

intensidade do que o "estímulo alvo" A , apresentações repetidas somente de X na ausência do US podem extinguir CR_X durante (XA), pois este comportamento deve-se a ligações diretas

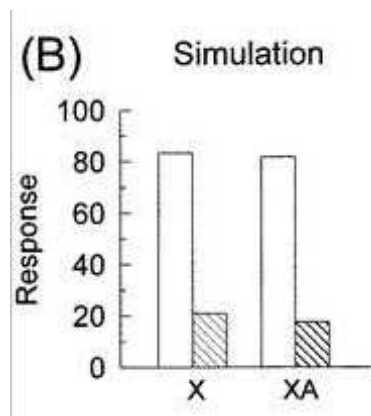


Figura 4.12: **Efeito da extinção sobre o estímulo característica após a aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998).** As barras em branco mostram os valores máximos de respostas condicionadas do grupo controle após 15 simulações com apresentações simultâneas dos estímulos X e A na presença do estímulo incondicionado (XA+) alternadas com 15 de A na ausência do estímulo incondicionado (A-). As barras preenchidas correspondem aos valores máximos de respostas condicionadas do grupo submetido 15 simulações de (XA+) alternadas com 15 de (A-) seguidas por 5 de (X-). X refere-se as respostas dois dois grupos experimentais durante apresentação do estímulo X na sessão de teste. XA refere-se as respostas durante apresentação simultânea dos estímulos X e A na sessão de teste. X é o estímulo característica e A, o alvo (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998, p. 18).

X - US. Na figura 4.12, na página 65 observa-se redução no responder de CR_X após simulações de extinção (XA + /A - /X -), representadas pelas barras preenchidas, se comparado com as barras brancas que correspondem aos picos de CR_X durante XA e X sem extinção (XA + /A -).

A figura 4.12 é o único gráfico da simulação dos efeitos de extinção em FPsim com as respostas condicionadas do modelo SLH disponível.

Resultados do ATLAS - Ao optar por simular a contingência de extinção da FPsim (XA + /A - ; X -), como resultado, ATLAS apresenta dois pares de gráficos: um para (XA + /A -), outro para (X -). Cada par é composto por um gráfico para os valores máximos das respostas condicionadas (*CR Response*) e um para a predição acumulada ou agregada do estímulo incondicionado (*US Prediction*). Portanto, os resultados a seguir apresentam o que ocorre durante as sessões de aquisição da FPsim e de extinção de (X -). Já o resultado 4.12 mostra a sessão teste após este processo.

As figuras 4.13a e 4.13b na página 73 apresentam duzentos e cinquenta simulações da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea. Os estímulos condicionados A e X têm igual intensidade. Esta etapa do experimento, mas não a quantidade de simulações, é igual a da forma de resposta com estímulos com mesma intensidade, apresentada anteriormente.

As figuras 4.14a e 4.14b, na página 74, mostram os valores máximos de repostas condi-

cionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante as 85 simulações de extinção da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com a apresentação de X sem o estímulo incondicionado US . Essas simulações baseiam-se na implementação computacional da descrição matemática do modelo SLH. Por isso, caso o usuário opte por executar cem sessões, no eixo horizontal destes gráficos as simulações estarão representadas por números decimais devido ao algoritmo do ATLAS (resultados não mostrados). No algoritmo as sessões de extinção ($X-$) são uma terça parte da ($XA+$), conforme a proporção apresentada por Schmajuk et al (1998, p.18). Então, ATLAS usa toda a extensão da janela do gráfico para mostrar as respostas.

Os resultados 4.14a e 4.14b reproduzem a predição do modelo SLH de diminuição da CR_X durante a extinção ($X-$) na FPsim por indicar que X atue somente como estímulo condicionado. Conforme o modelo, manipulações que mudam a associação direta entre um CS e o US , como a extinção, afetam a propriedade desse CS eliciar uma resposta condicionada. (LAMOUREAUX; BUHUSHI; SCHMAJUK, 1998).

Como o resultado de Schmajuk et al. (1998) na página 65, as figuras 4.14a e 4.14b mostram diminuição do responder durante apresentações de X na ausência do US após aprendida a FPsim.

Discriminação condicional positiva serial - FPser

As figuras 4.15 e as quatro apresentadas por ATLAS como resultado: 4.16a, 4.16b, 4.17a e 4.17b apresentam as simulações do efeito da extinção sobre o estímulo característica após a aquisição de discriminação condicional positiva serial com os estímulos A e X com igual intensidade.

Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - A figura 4.15, na página 75, mostram os valores máximos de repostas condicionadas da modalidade sensorial de X (CR_X) após 30 simulações de ($X \rightarrow A+$) alternadas com 30 de ($A-$) para o grupo controle (barras em branco). As barras preenchidas representam o grupo submetido 30 simulações de ($X \rightarrow A+$) alternadas com 30 de ($A-$) seguidas por 5 sessões de extinção ($X-$).

A figura 4.15 é o único gráfico disponível da simulação dos efeitos de extinção em FPser com as respostas condicionadas do modelo SLH.

Resultados do ATLAS - Ao optar por simular a contingência de extinção da FPser ($X \rightarrow A+ / A-; X-$), como resultado, ATLAS apresenta dois pares de gráficos: um para ($X \rightarrow A+ / A-$), outro para ($X-$). Cada par é composto por um gráfico para os valores máximos das repostas condicionadas (CR Response) e um para a predição acumulada ou agregada do estí-

mulo incondicionado (*US Prediction*). Portanto, os resultados a seguir apresentam o que ocorre durante as sessões de aquisição da FPser e de extinção de ($X-$). Já o resultado 4.12 mostra a sessão teste após este processo.

As figuras 4.16a e 4.16b na página 76 apresentam duzentos e cinquenta simulações da aquisição de discriminação condicional positiva serial. Os estímulos condicionados A e X têm igual intensidade. Esta etapa do experimento, mas não a quantidade de simulações, é igual a da forma de resposta para FPser com estímulos com mesma intensidade, apresentada anteriormente.

As figuras 4.17a e 4.17b, na página 77, mostram os valores máximos de repostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do *US* durante as 85 simulações de extinção da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com a apresentação de X sem o estímulo incondicionado *US*. Essas simulações baseiam-se na implementação computacional da descrição matemática do modelo SLH. Por isso, caso o usuário opte por executar cem sessões, no eixo horizontal destes gráficos as simulações estarão representadas por números decimais devido ao algoritmo do ATLAS (resultados não mostrados). No algoritmo as sessões de extinção ($X-$) são uma terça parte da ($X \rightarrow A+$), conforme a proporção apresentada por Schmajuk et al (1998, p.18). Então, ATLAS usa toda a extensão da janela do gráfico para mostrar as repostas.

Os resultados 4.17a e 4.17b reproduzem a predição do modelo SLH de diminuição da CR_X durante a extinção ($X-$) na FPsim por indicar que X atue somente como estímulo condicionado. Conforme o modelo, manipulações que mudam a associação direta entre um *CS* e o *US*, como a extinção, afetam a propriedade desse *CS* eliciar uma resposta condicionada. (LAMOUREAUX; BUHUSHI; SCHMAJUK, 1998).

Como o resultado de Schmajuk et al. (1998) na página 75, as figuras 4.17a e 4.17b mostram diminuição do responder durante apresentações de X na ausência do *US* após aprendida a FPser.

4.2.2.3 Transferência

Discriminação condicional positiva simultânea - FPsim

A figura 4.18 de Schmajuk et al. (1998) e as seis do ATLAS (figuras 4.9a, 4.9b, 4.19a, 4.19b, 4.20a e 4.20b) apresentam as simulações computacionais de transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva simultânea. Considera-se que A e D sejam de mesma modalidade sensorial e tenham igual intensidade.

Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - Estas simulações baseiam-se num experimento realizado por Holland (1986). A hipótese testada foi de que se o estímulo

característica X atua como *occasion setter* modulando a associação $A - US$ numa FPsim, então X não antecipará o responder por outro estímulo D que seja treinado com o mesmo US (HOLLAND, 1986). Nas simulações, após estabelecida a aquisição da FPsim ($XA + /A-$), foram realizadas sessões de apresentação de um terceiro um estímulo ($D+$) na presença do mesmo US , seguidas de sessões de extinção com exposição de D sem US ($D-$). Após este procedimento, os estímulos X e A foram reapresentados simultaneamente, seguidos por XD .

Schmajuk et al (1998, p. 20) mede a transferência das propriedades do estímulo característica X pela diferença entre os valores máximos das respostas condicionadas (CR) eliciadas durante apresentação de XD e os valores máximos das CR eliciadas durante apresentação de XA . A similaridade entre a diferença entre as amplitudes das respostas condicionadas durante XD e XA apresentada na figura 4.18, na página 78, segundo segundo seus autores, sugere ser a transferência quase completada após a aquisição de FPsim porque o responder a (XA) baseia-se na associação $X - US$. Neste caso, substituir A por D pouco afeta o valor máximo de resposta condicionada (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

A figura 4.18 é o único gráfico do modelo SLH com a simulação dos efeitos de transferência em FPsim que apresenta as respostas condicionadas.

Resultados do ATLAS - Quando o usuário seleciona simular a contingência de transferência da FPsim ($XA + /A-; D+; D-$), como resultado, ATLAS apresenta três pares de gráficos: um para ($XA + /A-$), outro para ($D+$) e um terceiro para ($D-$). Cada par é composto por um gráfico para os valores máximos das respostas condicionadas e um para a predição acumulada ou agregada do estímulo incondicionado. Portanto, os resultados a seguir mostram em tempo real os valores de saídas do modelo SLH. Apresentam o que ocorre durante as sessões de transferência. Já o resultado 4.18 mostra a sessão teste após este processo.

As figuras 4.11a e 4.11 na página 64 apresentam cem simulações da aquisição de discriminação condicional positiva serial ($X \rightarrow A + /A-$). Os estímulos condicionados A e X têm igual intensidade. Esta etapa do experimento é igual a da forma de extinção sobre o estímulo característica após aquisição de FPser. Nestes gráficos, o responder do estímulo alvo durante ($X \rightarrow A$) sugere que o estímulo característica X atue como *occasion setter* ao modular o responder a $A - US$ (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998), conforme já apresentado anteriormente.

As figuras 4.19a e 4.19b na página 79 apresentam apresentam os valores máximos de respostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante oitenta simulações da aquisição de condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentação de D acompanhado do US .

As figuras 4.20a e 4.20b na página 80 apresentam apresentam os valores máximos de respostas condicionadas CR_X e CR_D e a predição do US durante vinte simulações de extinção do

condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentçõ de D na ausência do US .

Discriminação condicional positiva serial - FPser

A figura 4.21 de Schmajuk et al. (1998) e as seis do ATLAS (figuras 4.11a, 4.11, 4.22a, 4.22b, 4.23a e 4.23b) apresentam as simulações computacionais de transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva serial. Considera-se que A e D sejam de mesma modalidade sensorial e tenham igual intensidade.

Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - Estas simulações baseiam-se em experimentos com animais com resultados conflitantes. Um realizado por Holland (1986) com transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D após aquisição de FPser por condicionamento apetitivo que resultou numa baixa medida de transferência (Schmajuk et al. (1998, p. 20). E o outro de Jarrard e Davidson (1991) que obtiveram alto grau de transferência ao treinar um segundo estímulo alvo D em sessões alternadas com $(X \rightarrow A + /A-)$. Shumajuk et al. simularam a transferência em contexto diferentes, alterando o valor dos CS_Y e CS_B no modelo SLH. Conforme o modelo, embora a discriminação original diminua com o aumento da saliência do contexto, a transferência das propriedades de um estímulo já treinado na FPser e extinto aumenta quanto maior for a intensidade do contexto (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998).

Resultados do ATLAS - Quando o usuário seleciona simular a contingência de transferência da FPsim $(X \rightarrow A + /A-; D+; D-)$, como resultado, ATLAS apresenta três pares de gráficos: um para $(X \rightarrow A + /A-)$, outro para $(D+)$ e um terceiro para $(D-)$. Cada par é composto por um gráfico para os valores máximos das respostas condicionadas e um para a predição acumulada ou agregada do estímulo incondicionado. Portanto, os resultados a seguir mostram em tempo real os valores de saídas do modelo SLH.

As figuras 4.11a e 4.11 na página 64 apresentam cem simulações da aquisição de discriminação condicional positiva serial $(X \rightarrow A + /A-)$. Os estímulos condicionados A e X têm igual intensidade. Esta etapa do experimento é igual a da forma de extinção sobre o estímulo característica após aquisição de FPser. Nestes gráficos, o responder do estímulo alvo durante $(X \rightarrow A)$ sugere que o estímulo característica X atue como *occasion setter* ao modular o responder a $A - US$ (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998), conforme já apresentado anteriormente.

As figuras 4.22a e 4.22b na página 82 apresentam os valores máximos de respostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante treze simulações da aquisição de condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentçõ de D acompanhado do US .

As figuras 4.23a e 4.23b na página 83 apresentam os valores máximos de repostas condicionadas CR_X e CR_D e a predição do US durante seis simulações da extinção de condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentação de D na ausência do US .

4.2.2.4 Fatores não temporais

Intensidades do estímulo alvo forte e fraco

As figuras 4.24, 4.25a e 4.25b apresentam as simulações da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea (FPsim) com os estímulos condicionados A e X , tendo o "estímulo alvo" A intensidade menor do que a do "estímulo característica" X . Já os gráficos 4.26, 4.27a e 4.27b resultam de simulações da aquisição de FPsim com os estímulos condicionados A e X , tendo A intensidade maior do que X . Lembramos que, como no artigo de 1998 Schmajuk, Lamoureaux e Holland não definiram as intensidades mais fracas de A e de X nas discriminações condicionais simultânea com A menos e mais intenso, implementamos estas duas contingências com os parâmetros fornecidos por Schmajuk e Buhushi (1997).

Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - estímulo alvo fraco - As figuras 4.24 (A) e (B), na página 84, mostram os valores de máximo das repostas condicionadas (*Response*) CR_X e CR_A e a predição do estímulo incondicionado (*US Prediction*) em cada uma das quarenta sessões simuladas da fase de aquisição da discriminação condicional positiva simultânea (FPsim).

As simulações com os estímulos alvos forte e fraco baseiam-se num único experimento realizado por Holland (1989, experimento 1). Neste foi examinada a aquisição de discriminações condicionais ($XA + /A -$) em tarefas de condicionamento respondente com intensidades diferentes do "estímulo alvo" A : forte com 88 decibéis para um grupo de ratos e fraco com 78 decibéis para outro. Após a aquisição da discriminação, para todos os animais o primeiro teste consistiu em apresentações de X (luz), A_{forte} , A_{fraco} , XA_{forte} e XA_{fraco} . Seguiram-se apresentações de X também sem US e outro teste, idêntico ao primeiro. Segundo Holland (1989, p. 184), a hipótese foi que se os ratos associassem X diretamente com o US , a forma da resposta condicionada CR durante o composto XA seria visual, como levantar-se sobre as patas traseiras sem comportamento de limpeza (*grooming*). Também caso aprendessem a usar X para indicar a ocasião para responder baseados na associação $A - US$, então as CRs seriam comportamentos auditivos. Alterações no responder ao XA em relação ao primeiro teste poderiam sugerir que ratos resolveriam a discriminação associando X diretamente ao US enquanto a manutenção do responder indicaria que usam X para indicar a ocasião para a associação $A - US$.

(HOLLAND, 1989). Os resultados indicam que o grupo exposto ao A com menor intensidade formou associações $X - US$ e o grupo para o qual A foi mais saliente que X modulou a ação de A . Segundo Schmajuk et al. (1998, p.10), estas conclusões a partir dos resultados basearam-se na forma de resposta e na extinção de X entre os dois testes idênticos.

Resultados do ATLAS - estímulo alvo fraco - As figuras 4.25a e 4.25b, na página 85, apresentam os valores máximos de repostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante cada uma das duzentos e cinquenta simulações ($XA+$) e ($A-$) da aquisição da FPsim. Essas simulações baseiam-se na implementação computacional da descrição matemática do modelo SLH.

Semelhante ao resultado de Schmajuk et al.(1998), as figuras 4.25a e 4.25b indicam que, na aquisição da discriminação condicional positiva simultânea (FPsim) com "estímulo alvo" A com menor saliência do que o "estímulo característica" X , os comportamentos eliciados por XA são repostas condicionadas correspondentes à modalidade sensorial do estímulo X . Isto sugere ser este tipo de FPsim solucionado por associações $X - US$ de mesmo modo que a FPsim com estímulos com mesma intensidade. Porém, se comparadas com as simulações anteriores de forma de resposta com estímulos com mesma intensidade na página 60, a menor saliência de A leva a uma taxa de repostas condicionadas mais baixa do que durante apresentações do estímulo A sozinho e mais alta do que durante XA .

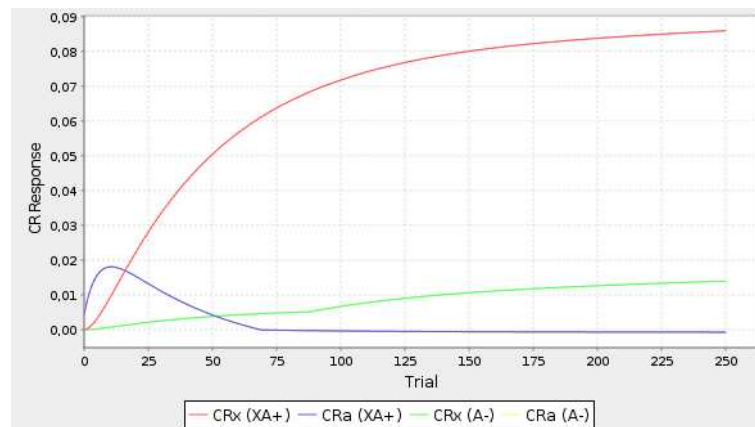
Resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998) - estímulo alvo forte - As figuras 4.26 (A) e (B), na página 86, mostram os valores máximos de repostas condicionadas (*Response*) CR_X e CR_A e a predição do estímulo incondicionado (*US Prediction*) em cada uma das duzentos e cinquenta sessões simuladas da fase de aquisição da discriminação condicional positiva simultânea (FPsim).

Resultados do ATLAS - estímulo alvo forte - As figuras 4.27a e 4.27b, na página 87, apresentam os valores máximos de repostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante cada uma das duzentos e cinquenta simulações ($XA+$) e ($A-$) da aquisição da FPsim. Essas simulações baseiam-se na implementação computacional da descrição matemática do modelo Schmajuk-DiCarlo para múltiplas repostas (SLH).

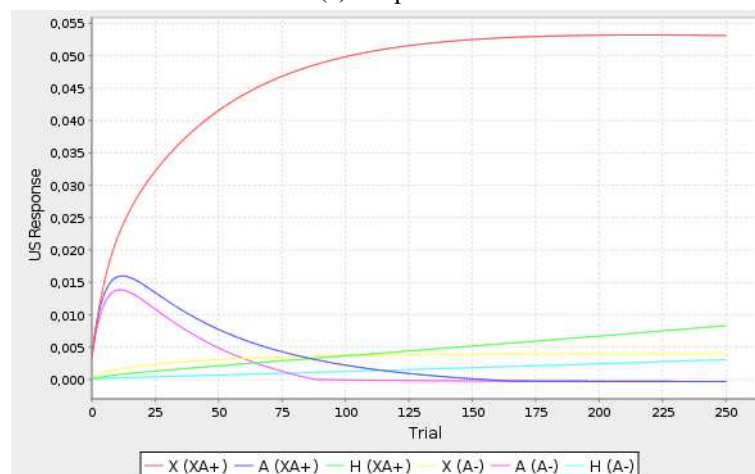
Assim como nas simulações de Schmajuk et al. (1998), a figura 4.27a mostra que durante a aquisição da FPsim com A mais saliente que X , CR_A durante ($XA+$) e durante ($A-$) têm picos similares até próximo da centésima sessão. No decorrer das simulações de Shumajuk et al (1998), aumenta a CR_X e a CR_A durante ($XA+$) e os máximos de CR_A durante ($A-$) diminuem. Segundo o modelo SLH, numa FPsim um "estímulo característica" X menos intenso que um "alvo" A gera um traço de memória de curto-prazo (STM) também menos intenso que

A com conseqüente ligação direta $X - US$ mais fraca que $A - US$. Isto indica que, diante de A mais intenso que X , as associações $A - US$ bloqueiam as $X - US$. Esta figura sugere ter sido aprendida a discriminação, pois CR_A é maior durante $(XA+)$ do que durante $(A-)$. Na figura 4.27b observa-se quase uma mesma predição do US gerada por A durante $(XA+)$ e $(A-)$, devido a inibição gerada pelas unidades configuracionais H sobre A durante $(XA+)$. X atua como *occasion setter* por agir no sistema de resposta de A via unidades ocultas H .

Portanto, conforme a rede neural do modelo SLH, em discriminações condicionais simultâneas $(XA + / A -)$, as associações diretas $X - US$ e $A - US$ determinam a forma da resposta condicionada mais eliciada, se CR_X ou CR_A . Quando o "estímulo característica" X é igual ou mais saliente que o "estímulo alvo" A , X atua como simples estímulo condicionado (CS) por adquirir forte associação direta com o US . Quando X é menos saliente que A , tanto X quanto A adquirem forte ligação com US . Porém durante apresentações de $(A-)$, A também ativa as unidades configuracionais ou ocultas, que inibem a predição do US , inibindo CR_A . E durante as apresentações de $(XA+)$, X diminui a inibição sobre as unidades configuracionais, como na figura 4.27b, o que possibilita o responder tanto de CR_X quanto de CR_A (figura 4.27a). Então, X atua tanto como simples estímulo condicionado quanto como *occasion setter* por sua associação inibitória com as unidades ocultas.

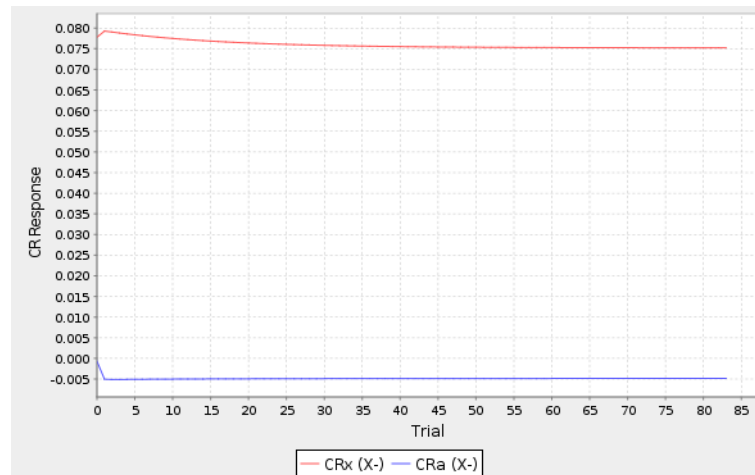


(a) Respostas

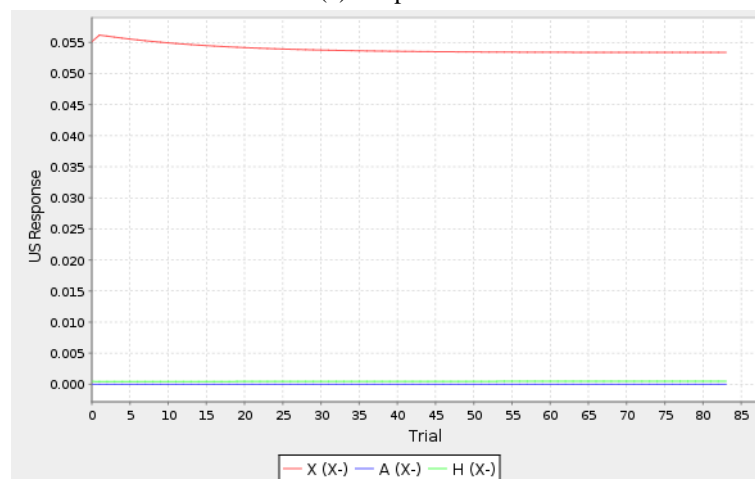


(b) Predição do US

Figura 4.13: **Aprendizagem da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS.** Na figura 4.13a, $CR_X(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada em tempo real correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $CR_A(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $CR_X(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Na figura ?? $X(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $A(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $H(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(XA+)$. $A(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(XA+ / A-)$ num total de duzentos e cinquenta sessões.



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.14: **Extinção da aquisição de discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS** Resultados para 83 sessões de extinção ($X-$) após 250 de aquisição ($XA+ / A-$) de FPsim. Na figura 4.14a, $CR_X(X-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada em tempo real correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $X-$ (X na ausência do US). $CR_A(X-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de X na ausência do US . Na figura ?? $X(X-)$ indica o valor máximo da predição acumulada B do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de X na ausência do US . $A(A-)$ indica o valor máximo de B dada pelo estímulo A durante apresentações de X na ausência do US . $H(XA+)$ indica o valor máximo de B dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de X na ausência do US .

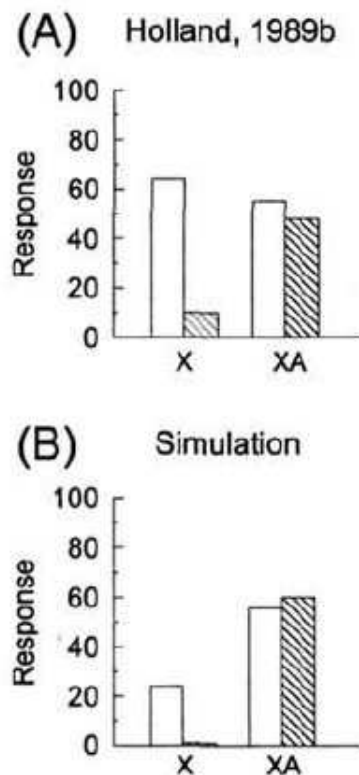
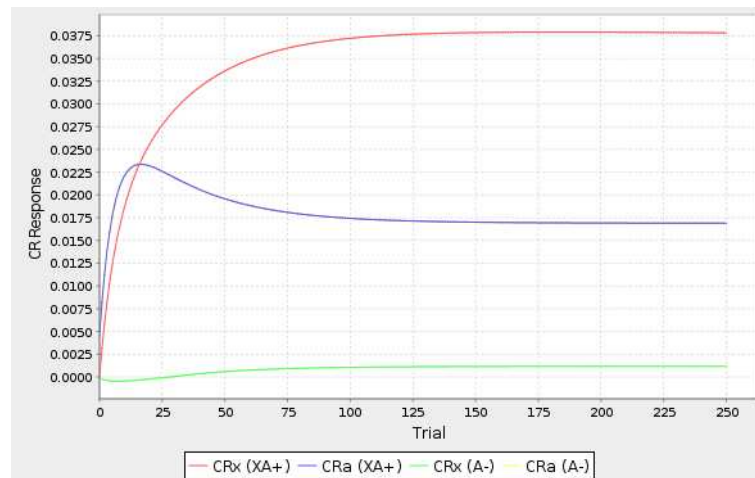
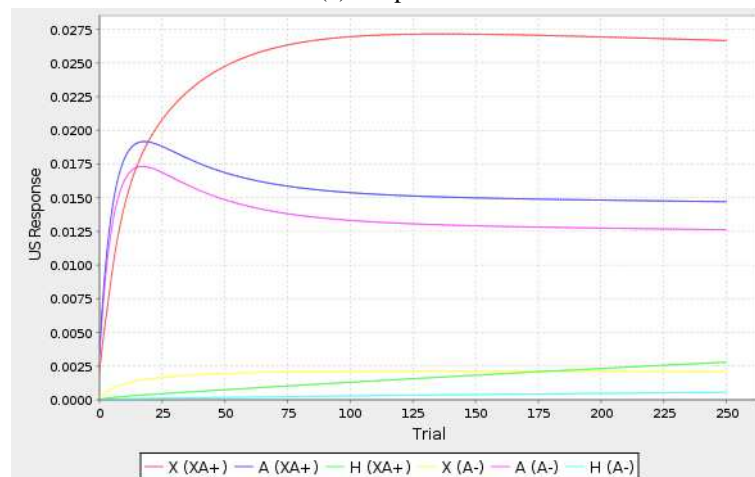


Figura 4.15: **Efeito da extinção sobre o estímulo característica após a aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998).** As barras em branco mostram os valores máximos de respostas condicionadas do grupo controle após 30 simulações com apresentações serial dos estímulos X e A na presença do estímulo incondicionado ($X \rightarrow A+$) alternadas com 30 de A na ausência do estímulo incondicionado ($A-$). As barras preenchidas correspondem aos valores máximos de respostas condicionadas do grupo submetido 30 simulações de ($X \rightarrow A+$) alternadas com 30 de ($A-$) seguidas por 5 de ($X-$). X refere-se as respostas dois dois grupos experimentais durante apresentação do estímulo X na sessão de teste. XA refere-se as respostas durante apresentação serial (com um intervalo de dez segundos) dos estímulos X e A na sessão de teste. X é o estímulo característica e A , o alvo (SCHMAJUK;LAMOUREAUX;HOLLAND,1998,p.18).

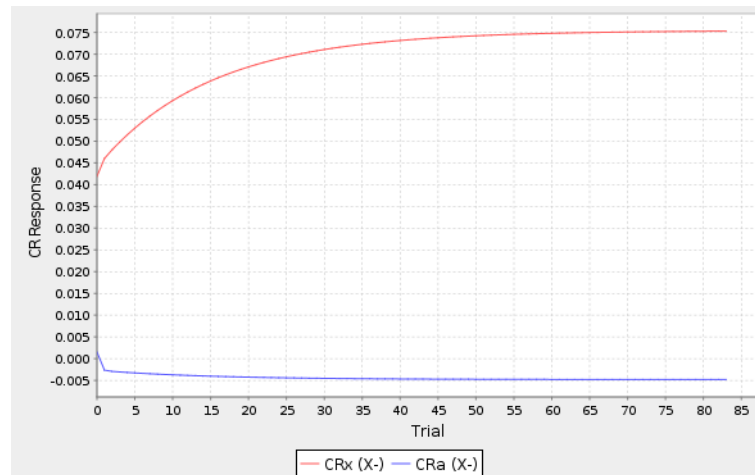


(a) Respostas

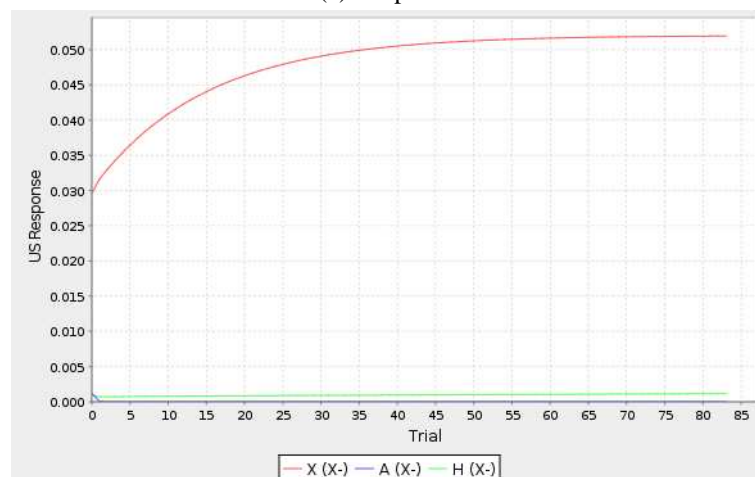


(b) Predição do US

Figura 4.16: **Aprendizagem da aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados do ATLAS.** Na figura 4.16a, $CR_X(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada em tempo real correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $CR_A(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $CR_X(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Na figura 4.16b $X(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $A(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $H(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(X \rightarrow A+)$. $A(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(X \rightarrow A+ / A-)$ num total de duzentos e cinquenta sessões.



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.17: **Extinção da aquisição de discriminação condicional positiva serial - resultados do ATLAS** Resultados para 83 sessões de extinção ($X-$) após 250 de aquisição ($X \rightarrow A+ / A-$) de FPsim. Na figura 4.17a, $CR_X(X-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada em tempo real correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $X-$ (X na ausência do US). $CR_A(X-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de X na ausência do US . Na figura 4.17b $X(X-)$ indica o valor máximo da predição acumulada B do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de X na ausência do US . $A(A-)$ indica o valor máximo de B dada pelo estímulo A durante apresentações de X na ausência do US . $H(XA+)$ indica o valor máximo de B dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de X na ausência do US .

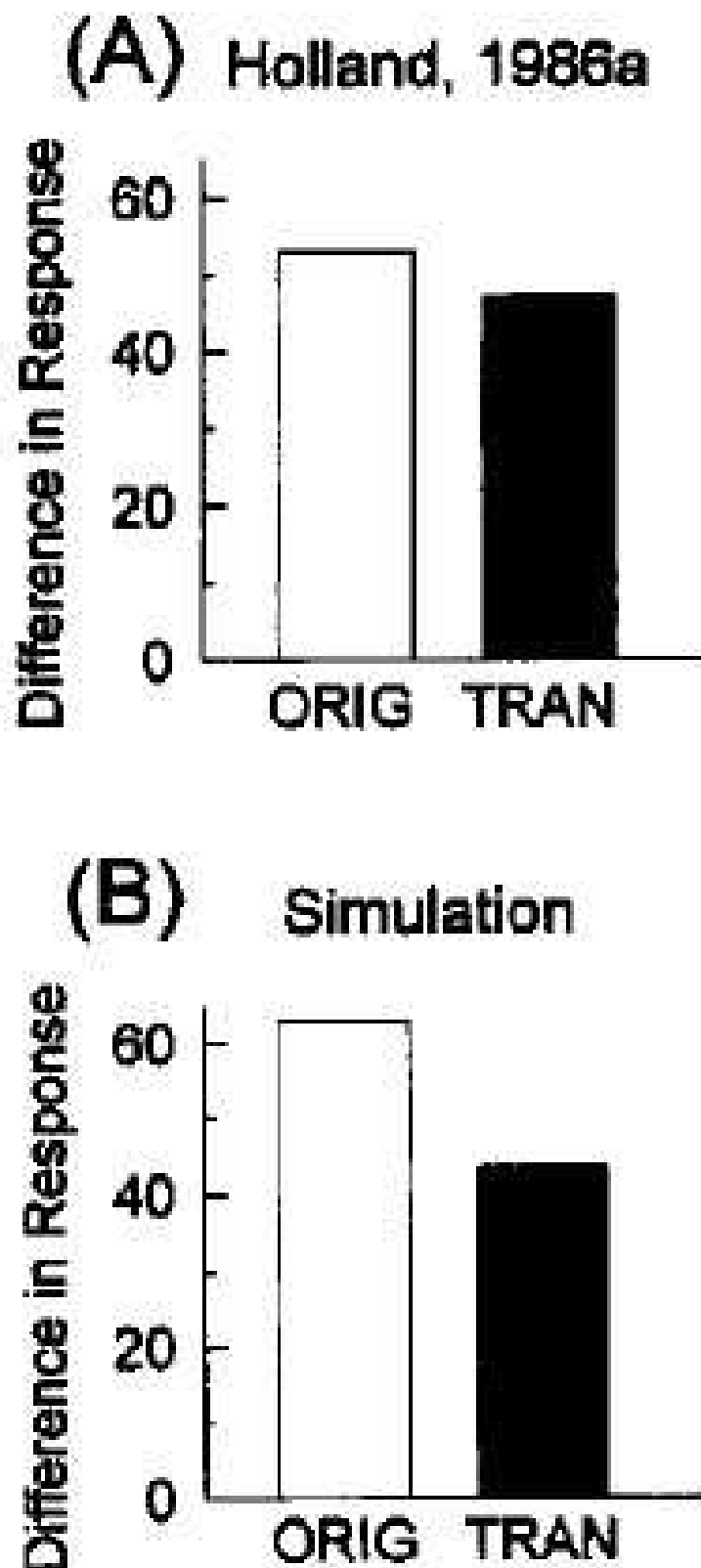
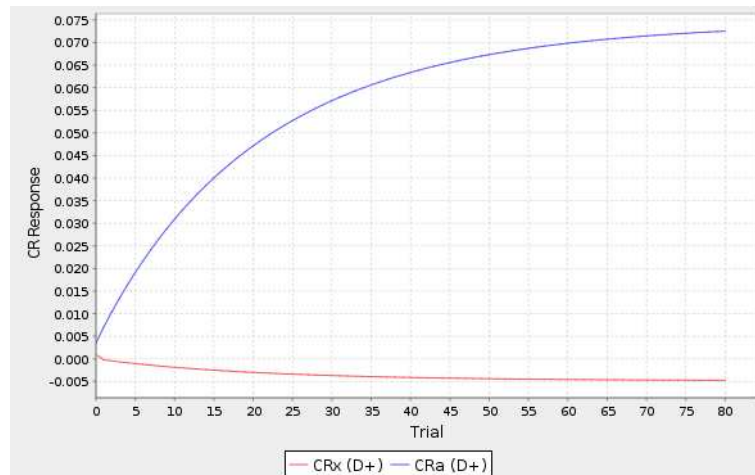
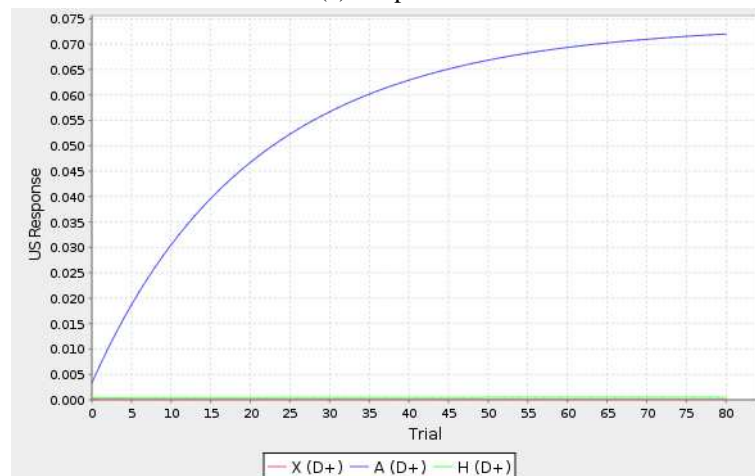


Figura 4.18: Transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva simultânea - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998). A figura 4.18 (A) apresenta os resultados de Holland (1986) e a (B) as simulações de Schmajuk et al. (1998). Nas barras em branco (ORIG) é apresentada a diferença entre o valor máximo da resposta condicionada de modalidade sensorial correspondente a X (CR_X) e o de CR_A durante a apresentação simultânea do estímulo característica X e do alvo A na presença do estímulo incondicionado ($XA+$) após dez simulações de ($XA+$), alternadas com 10 simulações apresentação do estímulo alvo A na ausência do estímulo incondicionado ($A-$). A barra em preto (TRAN) representa a diferença entre o valor máximo

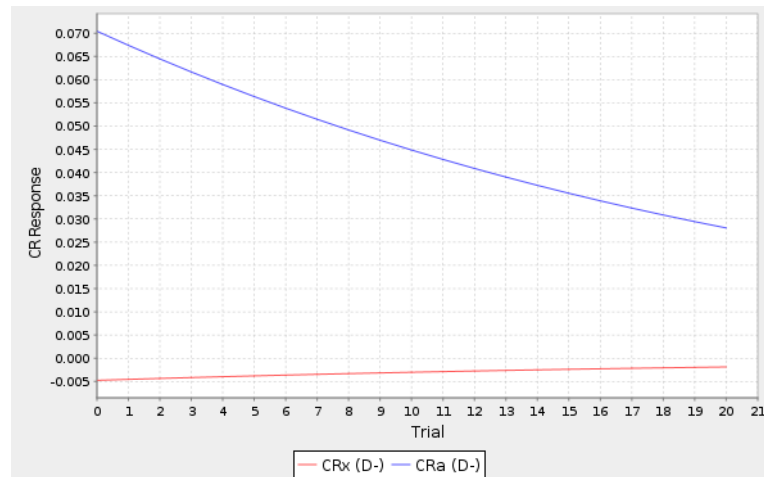


(a) Respostas

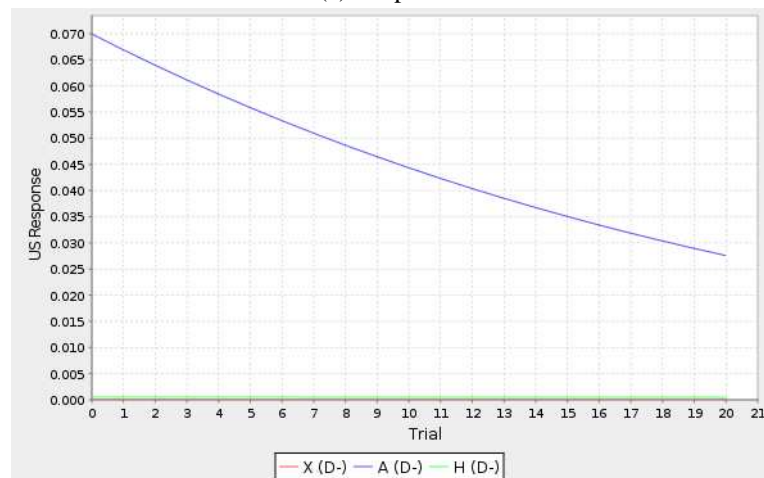


(b) Predição do US

Figura 4.19: **Transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS - simulações ($D-$)** As figuras 4.19a e 4.19b apresentam os valores máximos de respostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante oitenta simulações da aquisição de condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentação de D acompanhado do US .



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.20: **Transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS - simulações ($D-$)** As figuras 4.20a e ?? apresentam os valores máximos de respostas condicionadas CR_X e CR_D e a predição do US durante vinte simulações da extinção do condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentação de D na ausência do US . Nestes dois gráficos, $CR_a(D-)$ representa os valores referentes a $CR_D(D-)$.

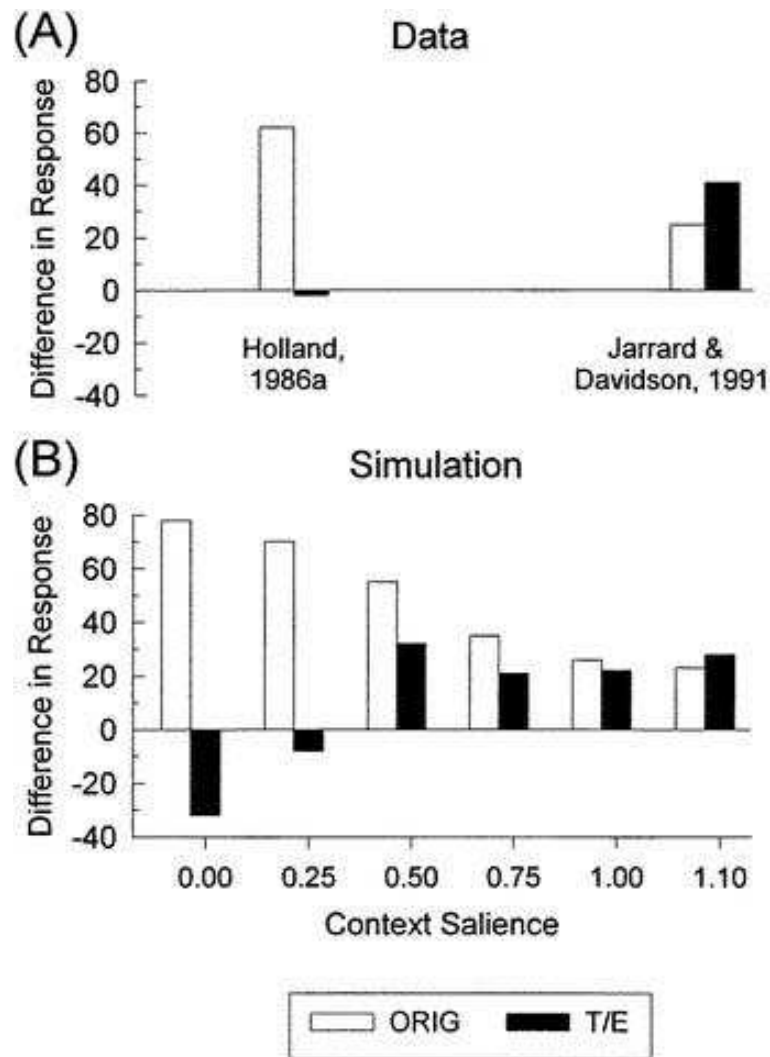
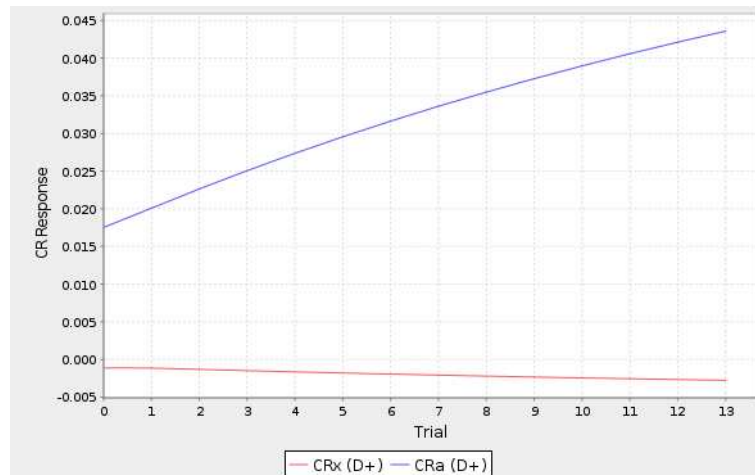
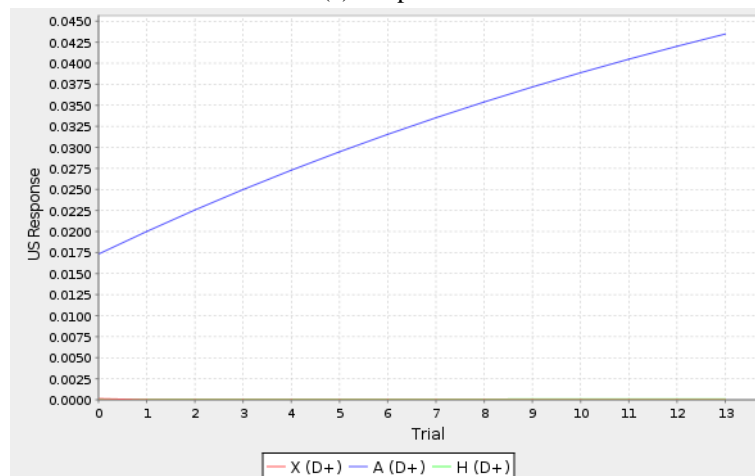


Figura 4.21: **Transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva serial - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998).** Na figura (A) As barras em branco representam a diferença nas respostas condicionadas da modalidade sensorial do estímulo alvo A (CR_A) durante A entre $X \rightarrow A$ e, as barras preenchidas, durante D entre $X \rightarrow D$ após aquisição de FPser e de condicionamento de D . Na figura (B) as barras em branco representam a diferença entre CR_A durante $X \rightarrow A$ e CR_A durante A . As barras preenchidas mostram a diferença entre CR_A durante $X \rightarrow D$ e CR_A durante D . Foram as simulações: $38 X \rightarrow A+$ + $6(D-)$ + $3(D+)$ para diferentes valores de contexto.

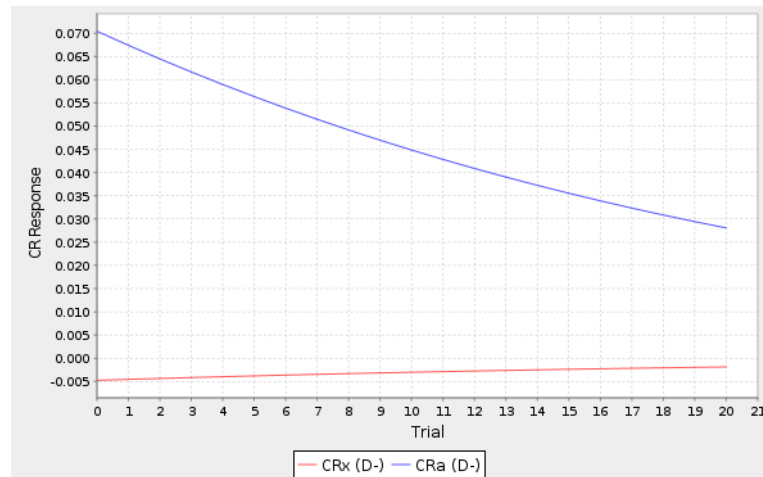


(a) Respostas

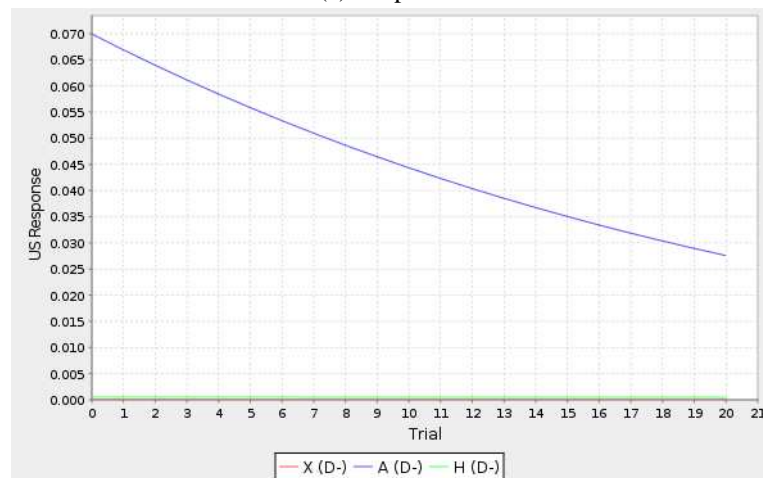


(b) Predição do US

Figura 4.22: **Transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva serial - resultados do ATLAS - simulações ($D-$)** As figuras ?? e ?? apresentam os valores máximos de repostas condicionadas CR_X e CR_A e a predição do US durante treze simulações da aquisição de condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentação de D acompanhado do US .



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.23: **Transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo A para outro D na discriminação condicional positiva simultânea - resultados do ATLAS - simulações ($D-$)** As figuras ?? e ?? apresentam os valores máximos de repostas condicionadas CR_X e CR_D e a predição do US durante seis simulações da extinção de condicionamento do estímulo D , ou seja, da apresentação de D na ausência do US . Nestes dois gráficos, $CR_a(D-)$ representa os valores referentes a $CR_D(D-)$.

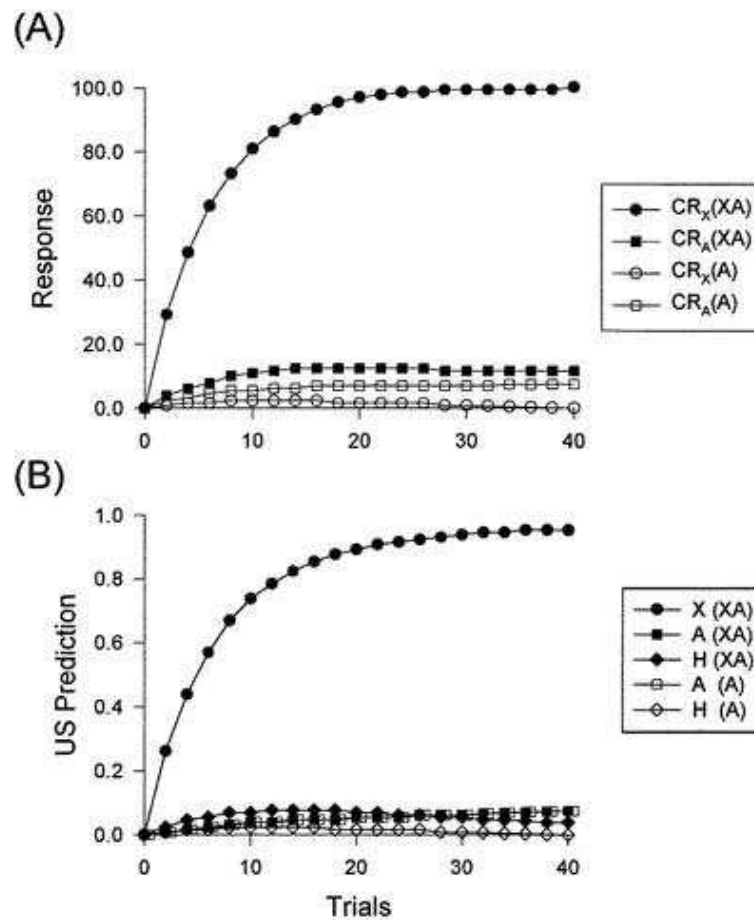
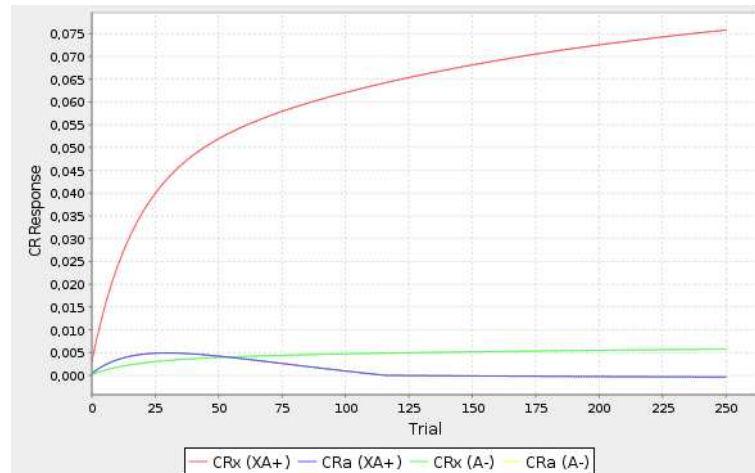
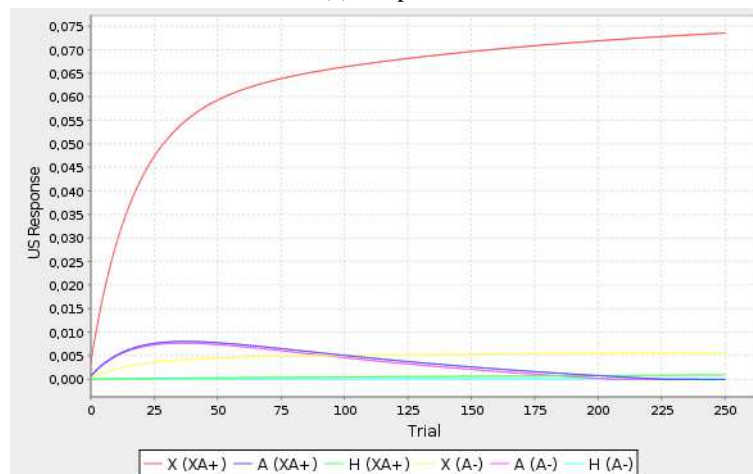


Figura 4.24: **Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com estímulo alvo fraco - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998).** Figura A: $CR_X(XA)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $CR_A(XA)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $CR_X(A)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A)$ indica o valor de máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Figura B: $X(XA)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $A(XA)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $H(XA)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(XA+)$. $A(A)$ indica o valor de máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(XA+ / A-)$ num total de quarenta sessões. (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998, p.10).



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.25: **Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com estímulo alvo fraco - resultados do ATLAS.** Na figura 4.25a, $CR_X(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $CR_A(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $CR_X(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Na figura 4.25b $X(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $A(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $H(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(XA+)$. $A(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(XA+ / A-)$ num total de duzentos e cinquenta sessões

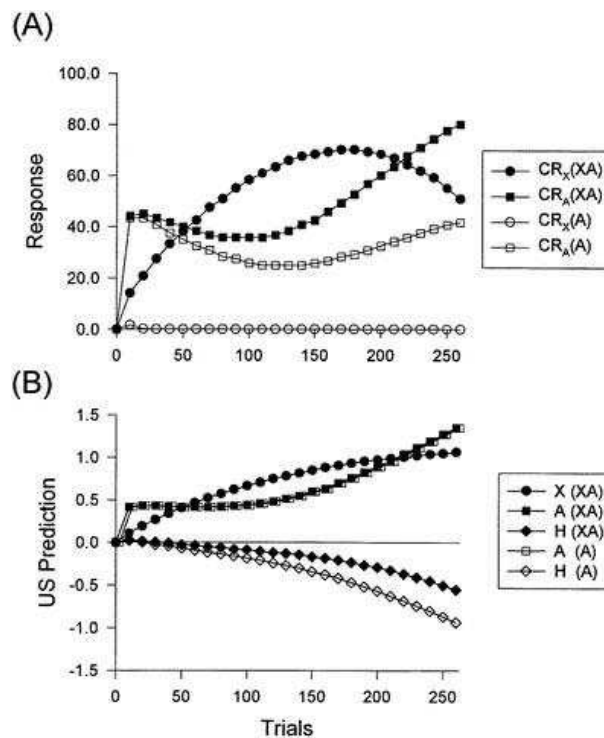
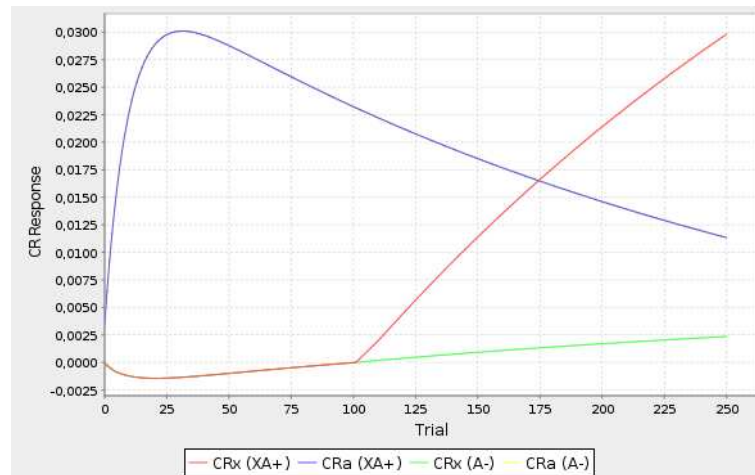
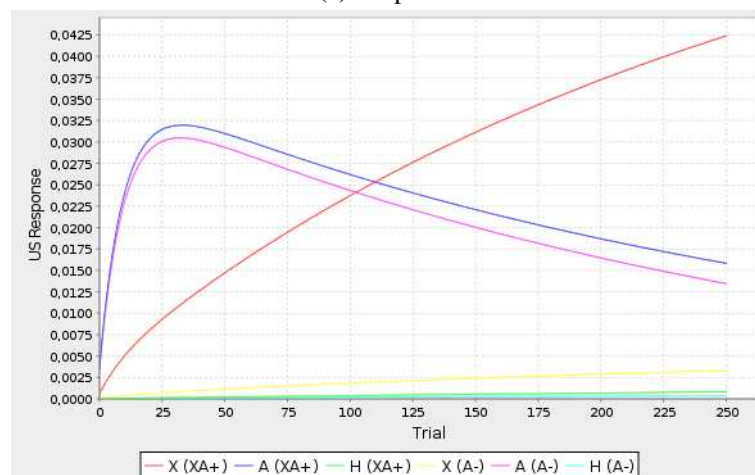


Figura 4.26: **Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com "estímulo alvo" forte - resultados de Schmajuk, Lamoureaux e Holland (1998)** Figura A: $CR_X(XA)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $CR_A(XA)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $CR_X(A)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$. $CR_A(A)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Figura B: $X(XA)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(XA+)$. $A(XA)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $H(XA)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(XA+)$. $A(A)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$. As simulações consistem em sessões alternadas de $(XA+ / A-)$ num total de duzentos e cinquenta sessões. (SCHMAJUK; LAMOUREAUX; HOLLAND, 1998, p.11).



(a) Respostas



(b) Predição do US

Figura 4.27: **Aquisição de discriminação condicional positiva simultânea com "estímulo alvo" forte - resultados do ATLAS** Na figura 4.27a, $CR_X(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(XA+)$ em cada uma das quarenta sessões experimentais. $CR_A(XA+)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $CR_X(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo X durante apresentações de $(A-)$ em cada uma das quarenta sessões experimentais. $CR_A(A-)$ indica o valor máximo de resposta condicionada correspondente à modalidade sensorial do estímulo A durante apresentações de $(A-)$. Na figura 4.27b $X(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do estímulo incondicionado US dada pelo estímulo X durante apresentações de $(XA+)$ em cada uma das quarenta sessões experimentais. $A(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(XA+)$. $H(XA+)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(XA+)$. $A(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada pelo estímulo A durante apresentações de $(A-)$. $H(A-)$ indica o valor máximo da predição acumulada do US dada por todas as unidades ocultas durante apresentações de $(A-)$.

5 *Discussão*

Com ATLAS obtivemos resultados próximos aos das simulações de Schmajuk et al. (1998), considerando a variabilidade causada pelo valor inicial da equação diferencial VH_{ij} e a não normalização dos valores de máximo das respostas e das predições do estímulo incondicionado.

Curiosamente, o comportamento inicial do resultado de Schmajuk et al. (1998) da contingência de intensidade forte do estímulo alvo em discriminações condicionais positivas simultâneas é compatível com os resultados do ATLAS, sugerindo que, talvez por alguma divergência entre os valores de parâmetros, o simulador parece capturar apenas os estagios iniciais da aquisição desta FPsim.

A implementação computacional permite que ATLAS demonstre resultados inéditos de apresentação em tempo real da aprendizagem nas simulações de: (1) extinção sobre o estímulo característica após a aquisição da FPsim e de (2) transferência das propriedades do estímulo característica X de um estímulo alvo para outro. Esta é uma virtude do próprio modelo SLH.

Como o modelo SLH, ATLAS se limita a resultados obtidos com coelhos e ratos. Devido a opção pela implementação em applet JAVA, ainda não é disponibilizado para o usuário um arquivo com os valores resultantes das simulações.

A generalidade da implementação original do modelo SLH no ATLAS pode permitir ao usuário estudar e aplicar em seus experimentos com animais, propriedades matemáticas do modelo não exploradas por Schmajuk et al. (1998), sem a necessidade de conhecimento da base matemática da rede conexionista.

Por exemplo, os resultados das simulações da variação da faixa inicial de VH_{ij} sugerem que este parâmetro influencia o sobre a aprendizagem da discriminação condicional. Será interessante, por exemplo, disponibilizar uma opção para que o usuário determine a faixa inicial de valores deste parâmetro a fim de verificar a correlação de VH_{ij} com a variabilidade a aquisição de discriminações condicionais em seus próprios experimentos com animais. Nestes, em geral, há animais que aprendem a discriminar, isto é, a responder aos estímulos diferentes no início

do treinamento, outros mais próximos das sessões finais e outros podem não aprender.

A implementação da descrição matemática específica do modelo SLH para lesões cerebrais oferecerá a alunos e pesquisadores uma possibilidade de estudo ainda inédita num simulador com modelos de aprendizagem associativa. Isto também possibilitaria estudos futuros de variação de parâmetros para verificar se há contextos (conjunto de parâmetros) que causem comportamentos semelhantes às lesões.

Intencionamos registrar ATLAS na licença de códigos livres (GNU) e disponibilizá-lo na rede mundial de computadores.

Compromissado com a usabilidade, as futuras versões deste simulador computacional serão enriquecidas por testes com pesquisadores e docentes ligados à aprendizagem associativa animal, conforme orienta a norma ISO 13407 (ISO...,) sobre projeto centrado no usuário.

Referências

- ANDERSEN, P. et al. The hippocampal formation. In: _____. *The hippocampus book*. New York, NY: Oxford University Press, 2007. p. 03–09.
- ANDERSON, J. A. *An introduction to neural networks*. Cambridge, MA: MIT Press, 1995.
- ANDERSON, J. R.; BOWER, G. H. *Human associative memory: a brief edition*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1980.
- ARISTOTELES. (ca.400 b.c.) aristotle, de memoria et reminiscencia, aristotle on memory, richard sorabji (trans.), providence, ri: Brown university press, 1972. In: _____. *Neurocomputing 2: directions for research*. Cambridge, MA: The MIT Press, 1990. cap. 1, p. 1–10.
- BISHOP, C. M. Neural networks and their applications. *Review of Scientific Instruments*, v. 65, n. 6, p. 1803–1832, 1994.
- BLISS, T.; COLLINGRIDGE, G.; MORRIS, R. Synaptic plasticity in the hippocampus. In: _____. *The hippocampus book*. New York, NY: Oxford University Press, 2007. p. 336–474.
- BOND, N. W.; SIDDLE, D. A. T. Learning and motivation: computer simulations of the rescorla-wagner, solomon-corbit, and schull models. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, v. 19, p. 404–406, 1987.
- BUENO, J. L. O. O imaginário animal. *Psicologia USP*, v. 8, n. 2, p. 165–180, 1997.
- BUENO, J. L. O.; HOLLAND, P. C. Occasion setting in Pavlovian ambiguous target discriminations. *Behavioural Process*, Elsevier Science BV, Amsterdam, 79, n. 3, p. 132–147, 2008.
- BUENO, J. L. O.; WAGATSUMA, A.; MARTINS, M. R. Estimação de tempo em ratos submetidos aum procedimento de discriminação condicional. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, v. 20, n. 2, p. 238–245, 2007.
- BUHUSI, C.; SCHMAJUK, N. A. Attention, configuration, and hippocampal function. *Hippocampus*, Wiley-Liss, New York, NY, 6, p. 621–642, 1996.
- CARVALHO, J. F. et al. Simulator for classical conditioning models: Rescorla-wagner and schmajuk-dicarlo for multiple responses. In: *I Congresso IBRO/LARC de Neurociencias de America Latina, Caribe y Peninsula Iberica - NEUROLATAM*. Búzios: SBNeC, 2008. RS28321B. Disponível em: <<http://www.sbnec.org.br/site/neurolatam/progg.html>>.
- DAYAN, P.; ABBOTT, L. F. *Theoretical Neuroscience: computational and mathematical modeling of neural systems*. Cambridge, MA: MIT Press, 2001.
- DOMJAN, M. Pavlovian conditioning: a functional perspective. *Annual Review of Psychology*, v. 56, p. 179–206, 2005.

- ELLIS, R.; HUMPHREYS, G. *Connectionist Psychology: a text with readings*. Hove, UK: Psychology Press, 1999.
- FARRER, H. et al. *Algoritmos Estruturados*. 3. ed. Rio de Janeiro, RJ: Livros Técnicos e Científicos Editora S. A., 1999.
- FUHS, M. C.; TOURETZKY, D. S. Context learning in the rodent hippocampus. *Neural Neurocomputation*, v. 19, p. 3173–3215, 2007.
- GLUCK, M. A.; MYERS, C. E. *Gateway to Memory: an Introduction to Neural Network Modeling of the Hippocampus and Learning*. Cambridge: MIT Press, 2001.
- GROSSBERG, S. A neural model of attention, reinforcement, and discrimination learning. *International Review of Neurobiology*, v. 18, p. 163–327, 1975.
- HARRIS, J. A. Elemental representations of stimuli in associative learning. *Psychological Review*, v. 113, p. 584–605, 2006.
- HEBB, D. O. The organization of behavior, new york: Wiley, introduction and chapter 4, the first stage of perception: growth of the assembly, pp. xi-xix, 69-78. In: _____. *Neurocomputing: foundations of research*. Cambridge, MA: The MIT Press, 1988. v. 1, cap. 4, p. 43–56.
- HOLLAND, P. C. Conditional stimulus as a determinant of the form of pavlovian conditioned response. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Process*, v. 3, p. 77–104, 1977.
- HOLLAND, P. C. Temporal determinants of occasion setting in feature-positive discriminations. *Animal Learning & Behavior*, v. 14, n. 2, p. 111–120, 1986.
- HOLLAND, P. C. Occasion setting with simultaneous compounds in rats. *Journal of Experimental Psychology - Animal Behavior Processes*, v. 15, n. 3, p. 183–193, 1989.
- HOLLAND, P. C. Acquisition and transfer of conditional discrimination performance. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Process*, v. 15, n. 2, p. 154–165, 1989a.
- HOLLAND, P. C. Feature extinction enhances transfer of occasion setting. *Animal Learning & Behavior*, v. 17, n. 3, p. 269–279, 1989b.
- HOLLAND, P. C. The psychology of learning and motivation: advances in research and theory. In: _____. San Diego, CA: Academic Press Inc., 1992. v. 28, cap. Occasion setting in pavlovian conditioning, p. 69–125.
- HOLLAND, P. C.; BOUTON, M. E. Hippocampus and context in classical conditioning. *Current Opinion in Neurobiology*, v. 9, p. 195–202, 1999.
- HULL, C. L. The problem of stimulus equivalence in behavior theory. *Psychological Review*, v. 46, p. 09–30, 1939.
- HULL, C. L. *Principles of behavior: An introduction to behavior theory*. New York: Appleton-Century-Crofts, 1943.
- HULL, C. L. Stimulus intensity dynamism (v) and stimulus generalization. *Psychological Review*, v. 56, p. 67–76, 1949.

- HULL, C. L. Behavior postulates and corollaries. *Psychological Review*, v. 57, n. 3, p. 173–180, 1950.
- HULL, C. L. *Behavior System*. New Haven, CT: Yale University Press, 1952.
- ISO 13407. Disponível em: <<http://www.iso.org/>>.
- JAMES, W. Psychology (briefer course), new york: Holt, chapter xvi, association, pp.253-279. In: _____. *Neurocomputing: foundations of research*. Cambridge,MA: The MIT Press, 1988. v. 1, cap. 1, p. 1–14.
- KAMIN, L. J. 'attention-like' processes in classical conditioning. In: _____. *Miami Symposium on the Prediction of Behavior: Aversive Simulation*. Miami: University of Miami Press, 1968. p. 09–33.
- KAMIN, L. J. Predictability, surprise, attention and conditioning. In: _____. *Punishment and aversive behavior*. New York: Appleton-Century-Crofts, 1969. p. 279–296.
- LACHNIT, H. et al. Rwmodel: A program un turbo pascal for simulating predictions based on the rescorla-wagner model of classical conditioning. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, v. 20, p. 413–415, 1988.
- LAMOUREAUX, J. A.; BUHUSHI, C. V.; SCHMAJUK, N. A. A real-time theory of pavlovian conditioning: simple stimuli and occasion setters. In: _____. *Occasion setting: associative learning and cognition in animals*. Washington,DC: American Psychological Association, 1998. cap. A real-time theory of pavlovian conditioning: simples stimuli and occasion setters, p. 383–424.
- MACKINTOSH, N. J. A theory of attention: variations in the associability of stimuli with reinforcement. *Psychological Review*, v. 82, p. 276–298, 1975.
- MARR, D. *Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. San Francisco, CA: W. F. Freeman.
- MERCIER, P. Computer simulations of the rescorla-wagner and pearce-hall models in conditionid and contingency judgment. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, v. 28, n. 1, p. 55–60, 1996. Disponível em: <FTP to Gluon.Hawk.Plattsburgh.Edu, path=pub/compsych/brmic>.
- MILLENSON, J. R. *Princípios de análise do comportamento*. Brasília: Ed. Coordenada, 1976.
- MILLER, R. R.; OBERLING, P. Occasion setting: associative learning in animals. In: _____. Washington, DC: American Psychological Association, 1998. cap. Analogies between occasion setting and Pavlovian conditioning, p. 03–35.
- MYERS, C.; GLUCK, M. A. Context, Conditioning and Hippocampal Representation in Animal Learning. *Behavioral Neuroscience*, Amer Psychological Assoc, Washington, 108, n. 5, p. 835–847, 1994.
- O'KEEFE, J. Hippocampal neurophysiology in the behaving animal. In: _____. *The hippocampus book*. New York, NY: Oxford University Press, 2007. p. 445–547.
- PAVLOV, I. P. *Conditioned reflexes: an investigation of the physiological activity of the cerebral cortex*. [S.l.]: Dover Publications, 2003. ISBN 0-486-43093-6.

- PEARCE, J. M. Similarity and discrimination: a selective review and a connectionist model. *Psychological Review*, v. 101, n. 4, p. 587–607, 1994.
- PEARCE, J. M.; BOUTON, M. E. Theories of associative learning in animals. *Annual Review of Psychology*, v. 52, p. 111–139, 2001.
- PEARCE, J. M.; HALL, G. A model for pavlovian learning: variations in the effectiveness of conditioned but not of unconditioned stimuli. *Psychological Review*, v. 106, p. 532–552, 1980.
- PICKENS, C.; HOLLAND, P. Conditioning and cognition. *Neuroscience and Biobehavioural Reviews*, Pergamon-Elsevier Science LTD, OXFORD, 28, n. 7, p. 651–661, 2004.
- POLKING, J. C.; ARNOLD, D. *Ordinary differential equations using MATLAB*. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education Inc., 2004.
- PURVES, D. et al. *Neurociencias*. Porto Alegre: Artmed, 2005.
- RENNER, M. Learning the rescorla-wagner model of pavlovian conditioning: An interactive simulation. *Teaching of Psychology*, v. 31, n. 2, p. 146–148, 2004. Disponível em: <<http://www-pub.naz.edu:9000/mrenner8/rw.xls>>.
- RESCORLA, R. A. Conditioned inhibition and facilitation. In: _____. Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1985. cap. Information processing in animals: conditioned inhibition, p. 299–326.
- RESCORLA, R. A. Facilitation and excitation. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Process*, v. 12, n. 4, p. 325–332, 1986.
- RESCORLA, R. A. Behavioral studies of pavlovian conditioning. *Annual Review of Neuroscience*, v. 11, p. 329–352, 1988a.
- RESCORLA, R. A. Pavlovian conditioning: It's not what you think it is. *American Psychologist*, v. 43, n. 3, p. 151–160, 1988b.
- RESCORLA, R. A.; WAGNER, A. R. Classical conditioning ii: Current research and theory. In: _____. New York: Appleton-Century-Crofts, 1972. cap. A theory of pavlovian conditioning: Variations of effectiveness of reinforcement and nonreinforcement, p. 64–99. ISBN optional.
- ROLLS, E. T.; KESNER, R. P. A computational theory of hippocampal function, and empirical tests of the theory. *Progress in Neurobiology*, n. 79, p. 1–48, 2006.
- ROSS, R. T.; HOLLAND, P. C. Conditioning of simultaneous and serial feature-positive discriminations. *Animal Learning & Behavior*, v. 9, n. 3, p. 293–303, 1981.
- RUH, N.; WESTERMANN, G. Oxlearn: a new matlab based simulator tool for connectionist models. *Behavior Research Methods*, v. 41, p. 1138–1143, 2009.
- RUMELHART, D. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Volume 1: Foundations*. Cambridge, MA: MIT Press, 1986a.
- RUMELHART, D. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Volume 2: Psychological and Biological Models*. Cambridge, MA: MIT Press, 1986b.

- RUMELHART, D. E.; HILTON, G. E.; WILLIAMS, G. E. Learning internal representations by error propagation. In: _____. *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition*. Cambridge, MA: Bradford Books, MIT Press, 1986. v. 1, p. 318–362.
- SCHMAJUK, N. A. Information-processing in the hippocampal formation. *Behavioural and Brain Sciences*, Cambridge University Press, New York, NY, 7, n. 4, p. 745–746, 1984.
- SCHMAJUK, N. A. Psychological theories of hippocampal function. *Psychological Psychology*, optional, n. 12, p. 166–183, 1984.
- SCHMAJUK, N. A. *Animal Learning and Cognition: a Neural Network Approach*. Cambridge: Cambridge University Press, 1997. (Problems in the behavioural sciences).
- SCHMAJUK, N. A. Stimulus configuration, long-term potentiation, and the hippocampus. *Behavioural and Brain Sciences*, Cambridge University Press, New York, NY, 20, n. 4, p. 629+, 1997.
- SCHMAJUK, N. A. Attentional and error-correcting associative mechanisms in classical conditioning. *Journal of Experimental Psychology*, v. 35, p. 407–418, 2009.
- SCHMAJUK, N. A.; BUHUSI, C. V. Stimulus configuration, occasion setting, and the hippocampus. *Behavioral Neuroscience*, v. 111, n. 2, p. 235–258, 1997.
- SCHMAJUK, N. A.; DICARLO, J. J. A Neural network approach to hippocampal function in classical conditioning. *Behavioural Neuroscience*, American Psychological Association, Washington, DC, 105, n. 1, p. 82–110, 1991.
- SCHMAJUK, N. A.; DICARLO, J. J. Stimulus configuration, classical conditioning, and the hippocampal function. *Psychological Review*, v. 2, n. 99, p. 268–305, 1992.
- SCHMAJUK, N. A.; HOLLAND, P. C. Multiple response systems in classical conditioning. In: *Proceedings of the World Congress on Neural Networks*. [S.l.]: Lawrence Erlbaum Associates, Inc., 1995. p. 700–703.
- SCHMAJUK, N. A.; LAMOUREAUX, J. A.; HOLLAND, P. C. Occasion setting: a neural network approach. *Psychological Review*, v. 105, n. 1, p. 03–32, 1998.
- SCHMAJUK, N. A.; MOORE, J. W. Real-time attentional models for classical conditioning and the hippocampus. *Physiological Psychology*, v. 13, n. 4, p. 278–290, 1985.
- SCHMAJUK, N. A.; MOORE, J. W. The hippocampus and the classically conditioned nictating membrane response: A real-time attentional-associative network. *Psychobiology*, v. 46, p. 20–35, 1988.
- SCHULTHEIS, H.; THORWART, A. Rapid-rem: a matlab simulator of the replaced-elements model. *Behavior Research Methods*, v. 40, n. 2, p. 435–441, 2008.
- SCHULTHEIS, H.; THORWART, A.; LACHNIT, H. Hms: A matlab simulator of the harris model of associative learning. *Behavior Research Methods*, v. 40, n. 2, p. 442–449, 2008.
- SPENCE, K. W. An experimental test of continuity and non-continuity theories of discrimination learning. *Journal of Experimental Psychology*, v. 35, p. 253–266.

STADDON, J. E. R.; BUENO, J. L. O. On models, behaviorism and the neural basis of learning. *Psychological Science*, v. 2, n. 1, p. 03–11, 1991.

SUN Microsystems, Inc. Disponível em: <<http://www.sun.com>>.

THE MathWorks. Disponível em: <<http://www.mathworks.com>>.

THORWART, A. et al. Altsim: A matlab simulator for current associative learning theories. *Behavior Research Methods*, v. 41, n. 1, p. 29–34, 2009.

VOGEL, E. H.; CASTRO, M. E.; SAAVEDRA, M. A. Quantitative models of pavlovian conditioning. *Brain Research Bulletin*, v. 63, p. 173–202, 2004.

WAGNER, A. R. Incidental stimuli and discrimination learning. In: _____. *Animal discrimination learning*. London; New York: Academic Press Inc., 1969. p. 83–111.

WAGNER, A. R. Context-sensitive elemental theory. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, v. 56B, n. 1, p. 07–29, 2003.

WAGNER, A. R.; BRANDON, S. E. A componential theory of pavlovian conditioning. In: _____. *Handbook contemporary learning theories*. Mahwah, NJ: Erlbaum, 2001.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)