Modelagem Computacional do Condicionamento por Medo

Erika Pessôa Araújo

Orientador: Carlos Alberto da Silva Franco

UFRJ

2008

Modelagem Computacional do Condicionamento por Medo

por

Erika Pessôa Araújo

Dissertação submetida ao corpo docente do Instituto de Matemática e Núcleo de Computação Eletrônica da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Ciência da Computação

Orientador: Carlos Alberto da Silva Franco – D.Sc.

Rio de Janeiro

2008

Modelagem Computacional do Condicionamento por Medo

por

Erika Pessôa Araújo

Dissertação submetida ao corpo docente do Instituto de Matemática e Núcleo de Computação Eletrônica da Universidade Federal do Rio de Janeiro como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Ciência da Computação

Aprovada por:

Carlos Alberto da Silva Franco – D.Sc.

Adriano Joaquim de Oliveira Cruz – Ph. D.

Josefino Cabral De Melo Lima – Docteur

Leonardo Costa De Azevedo – MD. Ph.D.

Rio de Janeiro

2008

Para minha mami e minha mana, meus tesouros, onde está o meu coração.

Para meu pai, esteja onde estiver, o espírito a quem dedico este trabalho.

Agradecimentos

Este trabalho não poderia ter sido realizado sem a aceitação do Prof. Carlos Franco ao convite de ser meu orientador. Agradeço a confiança depositada na minha capacidade de concluí-lo.

Agradeço o apoio dos meus familiares, em especial a minha prima Elaine, seu marido Marquinhos e seus filhos Bruno e Bárbara que me acolheram na minha chegada ao Rio.

Aos meus amigos que me deram apoio emocional, me incentivaram nos momentos de desânimo e não me deixaram desistir, representados aqui pelos nomes de: Conceição Salles, César Costa, Marilda Reciolino, Matheus Cabral e Viviane Aureliano.

Em especial a minha grande amiga, Hedlena Bezerra, que além de tudo isto foi uma revisora generosa, porém firme deste texto.

A Giordano Cabral, meu grande amigo e co-orientador deste trabalho, sem o qual eu não teria conseguido.

A minha mãe, Maria do Carmo, e irmã Michelly Pessôa, que apoiaram incondicionalmente minha ausência para que eu pudesse percorrer novos caminhos.

A Jesus meu amigo incondicional de todas as horas.

A Deus que me deu a vida.

Resumo

ARAUJO, Erika Pessoa. **Modelagem Computacional do Condicionamento por Medo.** Rio de Janeiro, 2008. Dissertação (Mestrado em Informática) – Núcleo de Computação Eletrônica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

A proposta desta pesquisa é estender um modelo computacional dos circuitos envolvidos no processo do condicionamento por medo (VARELLA, 2006) acrescentando a ele a representação do hipocampo e verificar o quanto este modelo se aproxima (em respostas) do modelo biológico. Para isto foi feita a inclusão de um circuito (uma rede neural) responsável por simular a região hipocampal, permitindo agora a simulação do condicionamento do contexto. Algumas arquiteturas foram propostas e discutidas ao longo deste trabalho. Diversos experimentos foram realizados na intenção de verificar qual destas seria a mais adequada e mais próxima do modelo biológico. Apresentamos a arquitetura final, além de sugestões de trabalhos futuros.

Palavras-chave: memória emocional, condicionamento por medo, amígdala, hipocampo, modelagem computacional biologicamente realista.

Abstract

ARAUJO, Erika Pessoa. **Modelagem Computacional do Condicionamento por Medo.** Rio de Janeiro, 2008. Dissertação (Mestrado em Informática) – Núcleo de Computação Eletrônica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

The major goal of this dissertation is to extend a computational model involving the fear conditioning process (VARELLA, 2006) adding to it a circuit representing the hippocampal formation and verifying how much this model is similar (in answers) to the biological one. For this, we added a circuit (a neural network) responsible to reproduce the hippocampal region, allowing now the contextual conditioning simulation. We also propose and discuss some architectures here. Many experiments were performed verifying which architecture is the closer one to the biological model. We present this final architecture and propose future works.

Keywords: emotional memory, fear conditioning, amygdala, hippocampus, biologically based computational models.

Sumário

Agradecimentos v

Resumo vi

Abstract vii

Sumário viii

Lista de Figuras xi

Lista de Tabelas xiii

Capítulo 1 Introdução 14

1.1 Objetivos 14

1.2 Motivações 15

Capítulo 2 Neurociência Computacional 17

2.1 Modelo Computacional: Vantagens e Desvantagens 17

2.2 Simulação Computacional Biologicamente Realista 19

Capítulo 3 Fundamentação Teórica 21

3.1 Memória 21

3.2 Emoção 22

3.3 Memória Emocional 25

3.4 Condicionamento por Medo 26

3.5 Condicionamento do contexto 28

Capítulo 4 Trabalhos Anteriores 30

4.1 O modelo do hipocampo de O'Reilly e Munakata 30

4.2 O modelo de interação cortico-hipocampal de Gluck e Myers 31

4.3 O modelo do aprendizado emocional de Balkenius e Morén 32

4.4 O modelo das entradas para a amígdala de Armony 33

4.5 O modelo de condicionamento por medo de Varella 34

4.6 O modelo de condicionamento do contexto de Turnock e Becker 35

Capítulo 5 Modelo Computacional Proposto 36

5.1 *Emergent* 36

5.1.1 *Emergent versus PDP++* 38

5.2 Extensão para o hipocampo 38

Capítulo 6 Experimentos 43

6.1 Metodologia 44

6.1.1 Ambientação 44

6.1.2 Condicionamento 45

6.1.3 Teste 45

6.1.4 Dados 46

6.2 Casos de Testes e Resultados 47

6.2.1 Acrescentando apenas uma camada de entrada 48

6.2.2 Arquitetura do hipocampo simplificada 49

6.2.3 Arquitetura final do hipocampo 50

6.2.4 Outras arquiteturas 53

6.2.5 Comparação com o *Backpropagation* 54

Capítulo 7 Conclusões 56

7.1 Contribuições 56

7.2 Trabalhos Futuros 59

7.2.1 Temporalidade 59

7.2.2 Robustez 59

7.2.3 Níveis de medo 60

7.2.4 Interação entre memórias 60

7.2.5 Inclusão do cerebelo 60

7.3 Considerações Finais 61

Apêndice A - Usando o *Emergent* 62

Instalando o *Emergent* 62

Entendendo o projeto 63

Referências 70

Lista de Figuras

Figura 1: Sistema Límbico. 23

Figura 2: Amígdala. 24

Figura 3: Hipocampo. 25

Figura 4: Circuito do Medo. 27

Figura 5: Emergent. 37

Figura 6: Modelo de Varella. 39

Figura 7: Arquitetura inicial do hipocampo. 40

Figura 8: Arquitetura final do Hipocampo. 40

Figura 9: Rede Amígdala-Hipocampo. 41

Figura 10: Projeções entre a amígdala e o hipocampo. 42

Figura 11: Tabelas de Dados Padrão. 46

Figura 12: Gráfico que mostra a relação entre o número de épocas e o erro do treinamento da rede contendo o hipocampo simplificado. 49

Figura 13: Gráfico da relação entre o número de épocas e o erro do treinamento da arquitetura final num experimento padrão. 51

Figura 14: Gráfico da relação entre o número de épocas e o erro do treinamento num experimento sem estímulos auditivos. 52

Figura 15: Fim da ambientação na rede usando o algorítmo de Backpropagation. 54

Figura 16: Relação entre o erro e o número de épocas na fase de ambientação. 55

Figura 17: Relação entre o erro e o número de épocas na fase de condicionamento. 55

Figura 18: Tela inicial do Emergent. 63

Figura 19: Tabelas de dados. 64

Figura 20: Tela de parametrização do LeabraTrain. 65

Figura 21: Programa Ambientacao. 66

Figura 22: Programa Condicionamento. 66

Figura 23: Programa Epocas. 67

Figura 24: Treinamento Completo. 68

Figura 25: Programa LeabraEpochTest. 68

Figura 26: Resultados da tabela TrialTestOutputData. 69

Lista de Tabelas

Tabela 1: Estatísticas do treinamento da rede contendo apenas a amígdala. _____ 49

Tabela 2: Estatísticas de treinamento da rede contendo o hipocampo simplificado. _____ 50

Tabela 3: Estatísticas de treinamento da rede na arquitetura final num experimento padrão. 51

Tabela 4: Estatísticas de treinamento da rede na arquitetura final num experimento sem estímulos auditivos. _____ 52

Tabela 5: Estatísticas de treinamento na arquitetura contendo as regiões CA2 e CA4._____ 53

Tabela 6: Estatísticas de treinamento na arquitetura utilizando o algoritmo Backpropagation. _____ 55

Capítulo 1

Introdução

"É o que nós pensamos que sabemos
que nos impede de aprender."
Claude Bernard

A modelagem computacional de circuitos cerebrais, sejam anatômicos ou fisiológicos, é de grande valia como um reforço aos resultados alcançados pelas neurociências (O'REILLY e MUNAKATA, 2000). Com um modelo computacional, pode-se conseguir isolar um determinado circuito ou um sistema de circuitos no cérebro para que, além de confirmar ou rejeitar supostas hipóteses de funcionamento, possam ser geradas outras hipóteses, analisando a dinâmica de funcionamento do próprio modelo.

Existem diversos sistemas de memória conhecidos atualmente pelas neurociências. Dentre eles, o sistema de memória emocional é o mais recente (EICHENBAUM, 2002). Para estudar os circuitos cerebrais envolvidos na sua expressão, o medo é a emoção mais utilizada. Por sua vez, o condicionamento clássico por medo é amplamente utilizado para entender o processo de armazenamento e recuperação das memórias emocionais.

A proposta desta pesquisa é estender um modelo computacional dos circuitos envolvidos no processo do condicionamento por medo (VARELLA, 2006) utilizando-se ferramentas e algoritmos embasados nos conhecimentos atuais das neurociências.

1.1 Objetivos

O objetivo geral desta pesquisa é desenvolver um modelo computacional que simule os circuitos envolvendo a aquisição da memória emocional (mais especificamente os circuitos

que envolvem a amígdala e o hipocampo) que possa ser utilizado como ferramenta para entendermos melhor os conceitos de memória e emoção, e como eles se manifestam na dinâmica cerebral.

Os objetivos específicos são ampliar um modelo computacional de condicionamento por medo proposto por Varella (2006) acrescentando a ele a representação do hipocampo e verificar o quanto este modelo se aproxima (em respostas) do modelo biológico.

Essa pesquisa consiste na inclusão de um circuito (uma rede neural) responsável por simular a região hipocampal, oferecendo, assim, informações importantes sobre o contexto da experiência à amígdala.

1.2 Motivações

Entender o funcionamento do cérebro humano. Uma frase curta e simples, mas que contém dentro de si uma enorme complexidade. Esta não é uma curiosidade apenas dos cientistas, quiçá artistas ou mesmo filósofos. Ela está aberta a todos os seres humanos que, em algum momento, já se encontraram perplexos diante de seus próprios pensamentos.

A criação de modelos computacionais se mostra, cada vez mais, uma importante ferramenta no auxílio deste entendimento. E ainda traz em si uma enorme vantagem que na maioria das vezes é vista de forma negativa: os modelos podem vir a substituir os animais e os homens. A idéia mais ambiciosa é que não seja mais necessário sacrificar animais em laboratórios.

Utopia? Talvez. E na falta de uma explicação mais adequada, recorremos a Mário Quintana:

"Se as coisas são inatingíveis... ora!
Não é motivo para não querê-las...
Que triste os caminhos, se não fora
A presença das estrelas."

Esta dissertação está divida em sete capítulos mais um apêndice. No segundo capítulo fazemos uma breve explanação sobre o que é Neurociência Computacional e falamos sobre as ferramentas atualmente disponíveis para criação de modelos. O terceiro capítulo trata dos conceitos de memória, emoção, memória emocional e condicionamento por medo e do contexto. No quarto capítulo listamos os trabalhos anteriores a esta pesquisa e que estão relacionados ao mesmo tema. No quinto capítulo apresentamos a descrição do nosso modelo e no sexto detalhamos os experimentos realizados neste modelo e seus resultados. O sétimo capítulo é destinado às conclusões desta pesquisa além da sugestão de trabalhos futuros. O apêndice destina-se aqueles que pretendam reproduzir os experimentos descritos nesta dissertação. Ao final, listamos todas as referências utilizadas ao longo do texto.

Capítulo 2

Neurociência Computacional

"Se nos fosse dado o poder mágico de ler a mente uns dos outros,
o primeiro efeito seria sem dúvida o fim de todas as amizades"
Bertrand Russel

A abordagem computacional para a neurociência cognitiva (neurociência cognitiva computacional) tem como foco entender como o cérebro possibilita a mente, usando modelos computacionais baseados na biologia, construídos de redes de unidades semelhantes aos neurônios (O'REILLY e MUNAKATA, 2000).

Uma das principais motivações por trás do uso da neurociência computacional é a noção de que os mistérios do pensamento humano podem ser explicados reduzindo-se um fenômeno complexo (a cognição) em simples componentes (os mecanismos biológicos do cérebro). Esse processo chama-se reducionismo, que é um dos métodos padrões para os avanços científicos em diversos campos da ciência.

Existem várias ferramentas que possibilitam descobrir um pouco mais sobre os mecanismos que regulam o cérebro, cada uma com suas limitações. Alguns exemplos são: técnicas de imagiamento cerebral (como MRI ou PET *scans*), técnicas de coloração de neurônios, análise através de microscópios e simulação computacional, abordagem utilizada nesta pesquisa.

2.1 Modelo Computacional: Vantagens e Desvantagens

Entre as vantagens da utilização de modelos computacionais podemos citar:

- Ajudam a entender o fenômeno: o modelo pode prover novas fontes de *insights* através dos dados obtidos nos experimentos. Além disso, os modelos computacionais podem ser lesionados e testados facilmente.
- Lidam com complexidades: um modelo pode lidar com complexidade de uma maneira que os argumentos verbais não podem, além de poder trabalhar com complexidade através de vários níveis de análise, permitindo a integração e comparação dessas informações.
- São explícitos: a construção de um modelo computacional força-o a ser explícito sobre as suposições e sobre o processo utilizado.
- Permitem controle: num modelo computacional, um número muito maior de variáveis pode ser controlado, muitas vezes de maneira mais precisa do que num sistema real. Além disso, é possível replicar os resultados quantas vezes forem necessárias.

Entre as desvantagens podemos citar:

- São muito simples: os modelos computacionais envolvem, necessariamente, muitas simplificações para sua implementação. Isto termina por não permitir a captura de todos os detalhes relevantes da biologia, do ambiente, da tarefa, dentre outros.
- São muito complexos: por outro lado, os modelos podem se tornar complexos demais, não permitindo entender o porquê deles se comportarem da maneira apresentada e assim eles podem não contribuir com o entendimento do comportamento humano ou animal.

- São versáteis: como podem existir muitos parâmetros e muitos graus de liberdade, é possível que um modelo chegue a qualquer resultado mesmo sem representar corretamente o que ele se propõe.

2.2 Simulação Computacional Biologicamente Realista

Tratando especificamente da simulação computacional, encontramos uma categoria denominada *simulação computacional biologicamente realista*. Os neurocientistas computacionais muitas vezes discordam do grau de realismo biológico requerido nesses modelos. Por que fazer modelos biologicamente realistas, ao invés de simples modelos abstratos que captam importantes comportamentos do sistema de interesse? Como resposta, citamos o receio de que tentando modelar com muitos detalhes nunca se chegue a um "modelo do cérebro". Assim, existe a propensão a fazer um modelo de alto nível para, a partir dele, descobrir-se algum princípio geral do funcionamento cerebral.

O problema desta abordagem pode ser ilustrado através do exemplo a seguir: uma rede neural clássica para reconhecer faces humanas, apesar de apresentar excelentes resultados, não nos diz nada sobre como o cérebro reconhece faces humanas. Se o modelo é biologicamente realista, essas chances aumentam. Entretanto, ainda neste caso, o mesmo resultado pode ser obtido através de dois modelos baseados em hipóteses completamente distintas.

Possivelmente, a melhor abordagem é tentar ignorar as idéias pré-concebidas sobre a causa de um comportamento particular e tentar construir o melhor modelo possível do sistema em estudo. Isto significa incorporar o melhor conjunto de dados fisiológicos que se conseguir para modelar o sistema em detalhes.

Entre as ferramentas e algoritmos disponíveis para simulação computacional podemos citar as seguintes: MATLAB (2004), *Lens* (2000), *Emergent* (2007a), NEURON (1997) e o GENESIS (1994). Estas não são as únicas ferramentas, mas abordam diversos tipos de problemas.

Se o objetivo da pesquisa é desenvolver novos algoritmos, o MATLAB é mais recomendando. Para arquiteturas simples de rede utilizando o algoritmo de *Backpropagation*, o *Lens* pode ser mais rápido. Se a idéia é desenvolver um modelo mais complexo utilizando-se algoritmos já existentes, podemos optar pelo *Emergent*. Para o desenvolvimento de modelos multi-compartimentados de neurônios individuais, os mais indicados são o NEURON e o GENESIS (EMERGENT, 2007b).

Capítulo 3

Fundamentação Teórica

"Abençoados os que esquecem, porque aproveitam até mesmo seus equívocos".
Friedrich Nietzche

A memória emocional é o principal objeto de estudo desta pesquisa. Com o modelo proposto, procuramos entender melhor a ocorrência da formação destas memórias no cérebro. Porém, antes de definirmos em que consiste este tipo de memória, vamos introduzir os conceitos de memória e de emoção. Então, faremos uma breve definição da memória emocional e introduziremos o conceito de condicionamento por medo, principal mecanismo para aquisição e recuperação destas memórias. Ainda explicaremos o conceito de condicionamento do contexto.

3.1 Memória

Segundo Izquierdo (2002), memória é a aquisição, a formação, a conservação e a evocação de informações. A aquisição é também chamada de aprendizagem: só se armazena aquilo que foi aprendido. A evocação é também chamada de recordação, lembrança, recuperação: só lembramos aquilo que foi armazenado, que foi aprendido.

Ainda citando Izquierdo, podemos afirmar que somos aquilo que recordamos, literalmente. Não podemos fazer aquilo que não sabemos como fazer. Nem comunicar nada que desconheçamos, isto é, nada que não esteja na nossa memória. Estas afirmações podem parecer muito fortes, mas são baseadas em pesquisas de vários anos e vem sendo corroboradas por diversos pesquisadores ao redor do mundo (BADDELEY, 1997; CAREW, 1996; MCGAUGH, 2000; SQUIRE, 2007; WHITLOCK ET al, 2006).

Além das funções de armazenamento e recuperação, outra importante função da memória consiste no esquecimento. Nossa vida social seria impossível se nos lembrássemos de todos os detalhes de nossa interação com todas as pessoas, e de todas as impressões que tivemos de cada uma dessas interações. O fenômeno do esquecimento é fisiológico e desempenha um papel adaptativo. Existem, além do esquecimento e da perda real das memórias, a habituação e a extinção. Estas são supressões reversíveis de evocação. Uma memória habituada ou extinta não está realmente esquecida: está, pelo contrário, suprimida no que diz respeito à sua expressão (IZQUIERDO, 2002, p. 30).

3.2 Emoção

Como definir emoção? Sabemos o que é, mas dificilmente sabemos definir. Os neurocientistas têm igual dificuldade em definir esse importante aspecto da mente humana. A emoção, segundo Lent (2001, p. 653), é uma experiência subjetiva acompanhada de manifestações fisiológicas detectáveis. Segundo LeDoux (2001, p.12), emoções são funções biológicas do sistema nervoso. Porém, o aspecto importante na visão das neurociências, que difere da visão mais conhecida adotada pela psicologia - segundo a qual as emoções são estudadas como estados psicológicos, independentemente dos mecanismos cerebrais subjacentes - é a possibilidade de analisar uma emoção acompanhando suas manifestações orgânicas, e, além disso, realizar o registro da atividade cerebral por imagem ou traçados eletro - ou magneto fisiológicos.

Muitos estudos foram feitos na tentativa de descobrir onde e como se processam as emoções no cérebro (JAMES, 1884; CANNON, 1929), mas foi James Papez (1937) quem propôs o conceito de um sistema ou circuito envolvido com os vários aspectos da emoção, passando a ser conhecido como circuito de Papez. A este circuito, foram acrescentadas

algumas regiões e este passou a ser chamado sistema límbico (Figura 1). O sistema límbico é composto pelas seguintes regiões: hipotálamo, tálamo, amígdala, hipocampo, os corpos mamilares e o giro do cíngulo.

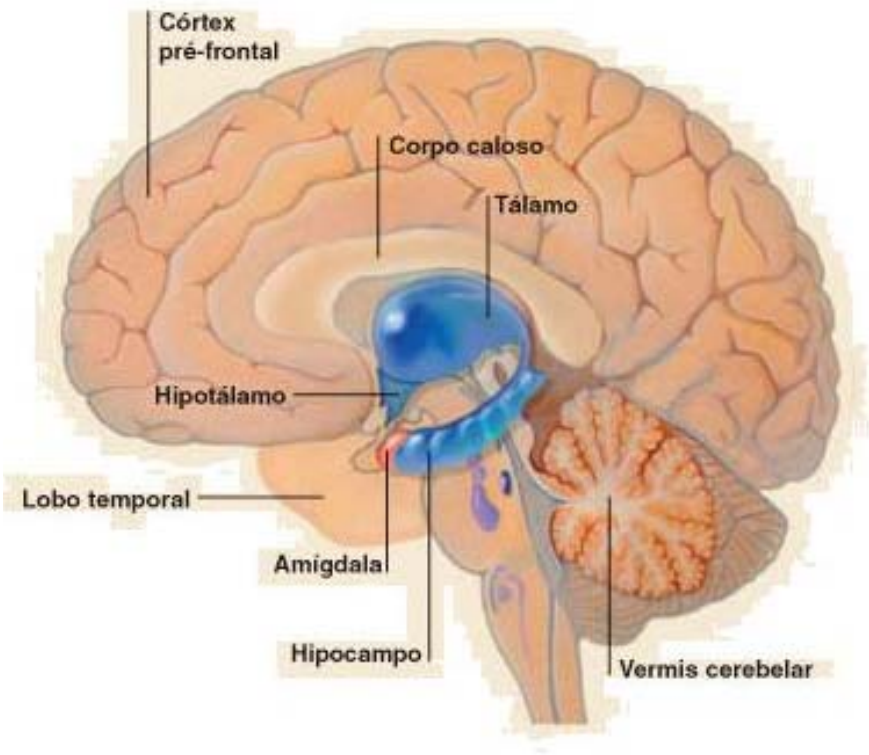

Figura 1: Sistema Límbico.

Localizada no lobo temporal, a amígdala (Figura 2) é o principal ator deste sistema, uma espécie de "botão de disparo" de toda experiência emocional. Sua função é receber as informações sensoriais provenientes do córtex e do tálamo, filtrá-las para avaliar sua natureza emocional e comandar as regiões responsáveis pelos comportamentos e ajustes fisiológicos adequados no hipotálamo e no tronco encefálico (LENT, 2001, p. 652).

A amígdala é composta de vários núcleos altamente interconectados, sendo os principais: o núcleo lateral, o núcleo basal e o núcleo central. As entradas dos sentidos provenientes do tálamo e do córtex projetam principalmente para o núcleo lateral; o núcleo central tem saídas de retorno para as áreas corticais, para as estruturas subcorticais envolvidas

com outros sistemas de memória e comportamento, e para o sistema autônomo e a haste cerebral (responsáveis pela expressão emocional através de uma variedade de outros sistemas).

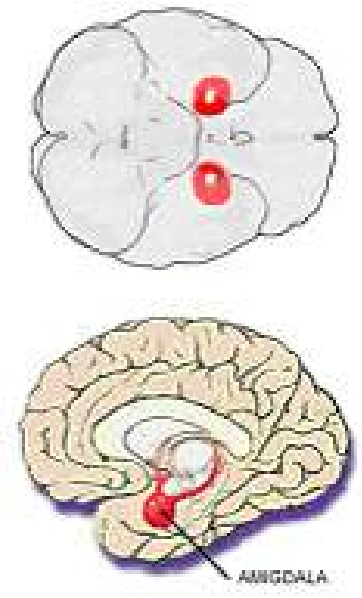

Figura 2: Amígdala.

O hipocampo (Figura 3) é considerado uma região importante para a consolidação da memória, inclusive as que têm conteúdo emocional. E, como veremos numa seção posterior, participa ativamente do condicionamento contextual. A formação hipocampal, localizada no lobo temporal, encontra-se dividida em quatro regiões estruturalmente distintas: córtex entorrinal, giro denteado, corno de Ammon e complexo subicular. O Corno de Ammon, ou hipocampo propriamente dito é subdividido, com base na morfologia celular e projeções de fibras, em quatro campos: CA1, CA2, CA3 e CA4.

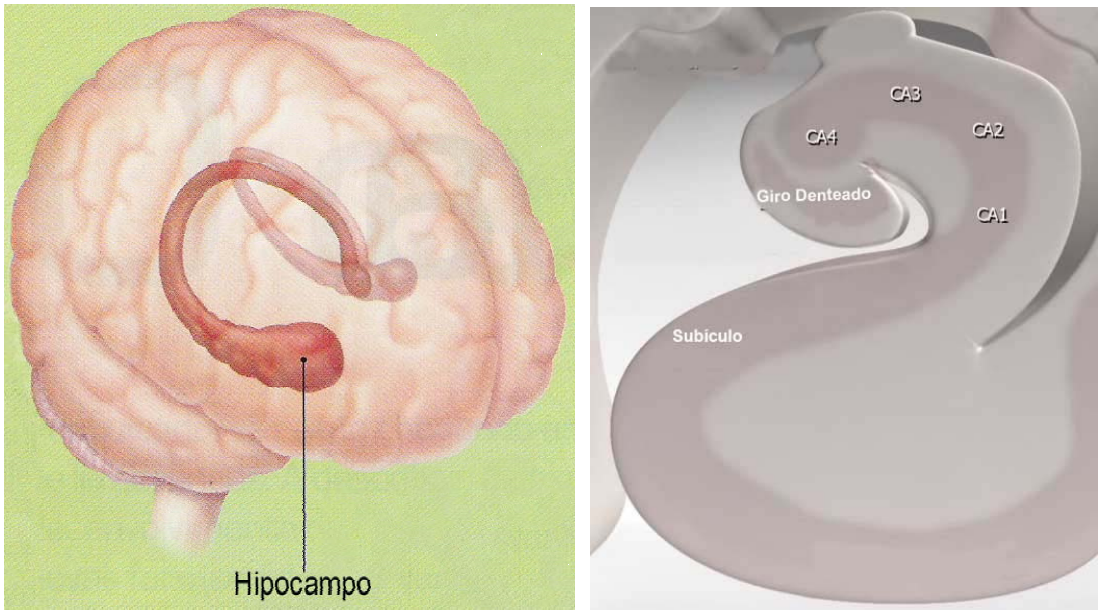

Figura 3: Hipocampo.

3.3 Memória Emocional

Existem várias classificações das memórias de acordo com a sua função, com o tempo que duram e com o seu conteúdo (IZQUIERDO, 2002, p.19-33). Esta classificação tem valor descritivo e aplicação clínica, mas não deve ser estritamente interpretada, uma vez que dificilmente uma memória poderia se encaixar em apenas um dos tipos. Entretanto, para contextualizar nosso campo de pesquisa, vamos adotar a classificação proposta por Eichnbaum (2002). Ele sugere a existência de três grandes sistemas funcionais distintos de memória: declarativa, procedural e emocional. Para o sistema de memória declarativa as estruturas centrais são as regiões parahipocampal e o hipocampo. Para o sistema de memória procedural as estruturas são o estriato, o cerebelo, a haste cerebral e as saídas motoras. Para o sistema de memória emocional as estruturas centrais são a amígdala, as saídas hormonais e o hipotálamo.

Como já foi dito, o sistema que nos interessa nesta pesquisa é o sistema de memória emocional. Temos como objetivo pesquisar como ocorrem a formação e recuperação dessas

memórias. Para isto, vamos utilizar o condicionamento por medo que será explicado na seção seguinte.

3.4 Condicionamento por Medo

Muitas memórias são adquiridas por meio da associação de um estímulo com outro ou com uma resposta. O fisiologista russo Ivan Pavlov (1927) foi o primeiro a fazer essa observação no início do século XX. Ele estabeleceu que, nos aprendizados associativos, se um estímulo novo é pareado com outro "biologicamente significante" (doloroso, prazeroso) que produz invariavelmente uma resposta (fuga, salivação, por exemplo), a resposta ao primeiro muda, ficando condicionada ao pareamento. Assim, os estímulos neutros, cujas respostas mudam por sua associação com outros, passaram a ser chamados *estímulos condicionados* (EC), e a resposta nova a este estímulo, *resposta condicionada* (RC). Os estímulos biologicamente significantes, que sempre evocam uma resposta, passaram a ser chamados *estímulos incondicionados* (EI), pois a sua resposta não depende de nenhum outro estímulo. As respostas naturais aos estímulos incondicionados são denominadas *respostas incondicionadas* (RI).

O condicionamento por medo é uma variação do processo descoberto por Pavlov. Ele transforma estímulos inexpressivos em sinais de alerta, pistas que indicam situações potencialmente perigosas com base em experiências do passado com situações parecidas. Numa experiência conhecida de condicionamento por medo, um rato é colocado numa pequena gaiola. Então se ouve um som, seguido de um choque rápido e brando nos pés. Depois de algumas seqüências desta combinação de som e choque, o rato começa a mostrar seu medo sempre que ouve o som.

O aprendizado do medo condicionado é muito rápido e pode dar-se em seguida a uma apresentação de EC-EI. Além de rápido, é também duradouro. Na verdade, ele dificilmente é esquecido, pois o tempo não é suficiente para apagá-lo. No entanto, a exposição ao EC, na ausência do EI, pode produzir a extinção[1].

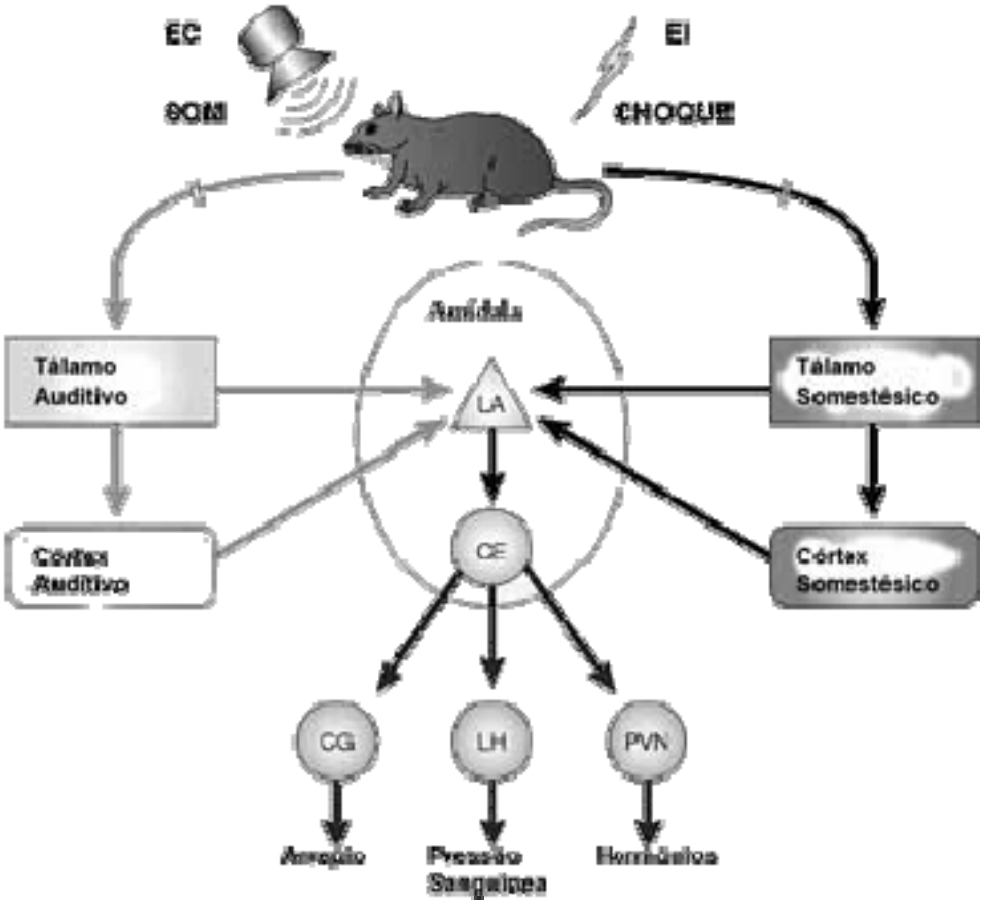

Figura 4: Circuito do Medo.

Como as reações de medo não dependem do comportamento verbal nem da percepção consciente, elas são usadas com freqüência para o estudo do funcionamento emocional inconsciente (subliminar) em seres humanos. Assim, é uma técnica experimental excelente para o estudo do controle do medo e das reações de defesa pelo cérebro, podendo ser usada nas diferentes espécies. Os estímulos em questão podem ser especificados e controlados. Esta

[1] Fenômeno semelhante a habituação: perante a repetição de um estímulo condicionado, sem o estímulo incondicionado, deixamos de emitir a resposta correspondente. (IZQUIERDO, 2002, p.28).

é uma das formas pelas quais o cérebro processa o estímulo condicionado de medo e controla as reações de defesa associadas a ele. Ela também pode servir para análise dos mecanismos pelos quais as memórias emocionais são estabelecidas, armazenadas e recuperadas.

3.5 Condicionamento do contexto[2]

Imaginemos que estamos andando pela rua e percebemos alguém correndo em nossa direção. Esse alguém nos dá uma pancada na cabeça e rouba nossa carteira. Na próxima vez que alguém correr na nossa direção, provavelmente um conjunto de reações padronizadas de medo será colocada em ação. Suponhamos que, em outra ocasião, estejamos na rua em que fomos assaltados. Embora ninguém esteja nos perseguindo, é provável que nosso corpo ainda apresente movimentos de defesa. Isto ocorre porque ficamos condicionados não apenas ao estímulo imediato que está diretamente associado ao trauma (a visão do assaltante correndo em nossa direção), mas também aos outros estímulos que porventura estiverem presentes na cena, estímulos estes que compuseram a cena ou o contexto.

Psicólogos estudaram amplamente o condicionamento contextual. O contexto é normalmente definido como o conjunto de estímulos em segundo plano, que estão presentes numa experiência de aprendizagem, mas que não constituem o EC nem o EI. Como exemplos, podemos considerar a temperatura do ambiente, características visuais como cor e luminosidade, dentre outros. Se um rato for colocado numa determinada caixa e exposto a choques leves na presença de determinado som, ele se tornará condicionado pelo som, como já foi dito, mas também ficará condicionado à caixa. Na próxima vez que ele for colocado nessa mesma caixa, mesmo sem a presença do som, é muito provável que reações de medo

[2] O texto desta seção foi inspirado no Capítulo 6 do livro “O Cérebro Emocional” de Joseph LeDoux (LEDOUX, 2001, p. 152 -154).

sejam manifestadas. É importante também dizer que essas informações afetam o aprendizado do EC. Na verdade, é como se o EC incorporasse o contexto. Ou seja, se o rato for colocado numa caixa totalmente diferente da que ele estava quando foi exposto ao EC, a sua resposta ao EC diminui. Isso não ocorre com animais que têm o hipocampo lesionado. Eles aprendem apenas o EC, tendo respostas semelhantes em diferentes contextos (GLUCK e MYERS, 2001, p. 190-191).

É interessante ressaltar que não se trata de um estímulo específico e sim de uma coleção deles. Há algum tempo, a integração dos estímulos individuais num contexto desprovido dos elementos individuais vem sendo considerada uma função do hipocampo. Ao contrário da amígdala, o hipocampo não recebe informação das regiões do cérebro responsáveis pelo processamento de estímulos sensoriais individuais, como luzes e sons. Na verdade, as imagens e sons de um local reúnem-se antes de alcançar o hipocampo, e uma das tarefas dessa região do cérebro é criar uma representação do contexto que contenha não apenas estímulos individuais, mas também as relações entre os estímulos.

Capítulo 4

Trabalhos Anteriores

"Se quisermos progredir não devemos repetir a história,
mas fazer uma história nova."
Mahatma Gandhi

As pesquisas relativas à modelagem computacional dos circuitos cerebrais relacionados com o sistema de memória emocional ou com as emoções são escassas. Abaixo estão relacionadas as mais relevantes e que mais se aproximam do trabalho aqui proposto.

4.1 O modelo do hipocampo de O'Reilly e Munakata

Neste modelo (O'REILLY e MUNAKATA, 2000), a região hipocampal funciona como uma rede auto-associativa, ou seja, ela constrói uma ou várias representações internas que vão gerar na saída o mesmo padrão de entrada. A informação chega ao córtex entorrinal oriunda do córtex, flui para o giro denteado que constrói representações esparsas, estes conjuntos distribuídos de unidades são então agrupados em CA3, por rápido aprendizado hebbiano[3]. Simultaneamente, a informação flui diretamente do córtex entorrinal para CA1, formando representações inversíveis, com a finalidade de reinstanciar o padrão correspondente à entrada original.

Com a informação armazenada, a recuperação de uma dica parcial ocorre basicamente pela reconstrução em CA3 da representação previamente armazenada. A representação completa em CA3 causa a ativação das informações correspondentes em CA1, a qual, devido

---

[3] Baseia-se em dois princípios: se a ativação de um neurônio tiver grande influência na ativação de outro neurônio, a ligação entre eles deve ser reforçada; se a ativação de um neurônio não influencia a ativação de um segundo neurônio, a ligação entre estes deve ser enfraquecida ou até mesmo removida.

ao fato de ser inversível, é capaz de recriar a representação original no córtex entorrinal. Se o padrão de entrada for novo, CA1 não será fortemente influenciado por CA3 causando codificação e não recuperação da informação.

Este modelo é capaz de aprender informações arbitrárias de maneira rápida e seqüencial sem permitir que os vários níveis de interferência prejudiquem o aprendizado. Esta habilidade específica sugere que o sistema hipocampal desempenha um papel complementar no aprendizado do sistema cortical.

4.2 O modelo de interação cortico-hipocampal de Gluck e Myers

Este modelo (GLUCK e MYERS, 2001) apresenta uma proposta da forma na qual o hipocampo coopera com outras estruturas cerebrais para sustentar o conceito de aprendizado e memória nos seres vivos. É dada ênfase à funcionalidade das estruturas cerebrais quando estas dão origem a algum comportamento, e não aos detalhes moleculares ou neuronais – uma abordagem mais funcional da modelagem cerebral. Para atingir este objetivo, os pesquisadores utilizam como foco principal a interação entre o hipocampo, o córtex e o cerebelo no condicionamento da pálpebra.

O cerebelo é modelado em conjunto com o córtex como uma rede neural simples com aprendizado supervisionado. Neste modelo, os pesos modificáveis são apenas os da última camada (cerebelo); o córtex, neste caso, não aprende.

A região hipocampal é simulada como um autocodificador preditivo que gera, nos seus nodos internos, representações características por comprimir as informações redundantes e diferenciar as informações preditivas. Um autocodificador preditivo é uma rede auto-associativa que, além de contemplar no seu conjunto de saídas todas as entradas, tenta

também predizer o estímulo incondicionado. O número de neurônios na saída é no mínimo o número de entradas mais um (o estímulo incondicionado).

Os experimentos utilizados para a validação deste modelo consistem basicamente em dados relativos a pesquisas com animais, comparados com os dados gerados pelo modelo computacional; considerando lesões da conexão entre o hipocampo e o cerebelo e lesões apenas do córtex entorrinal.

Os resultados do modelo são compatíveis com os resultados obtidos por ratos em tarefas de: aquisição, discriminação, discriminação reversa, pré-condicionamento e irrelevância aprendida. O modelo não contempla nenhum tipo de característica temporal, sendo assim, não existe nenhum experimento envolvendo o tempo.

4.3 O modelo do aprendizado emocional de Balkenius e Morén

Tem como tema central a relação entre a amígdala e o córtex órbito-frontal (BALKENIUS e MORÉN, 2000). O papel da amígdala é determinar um valor emocional primário para cada estímulo previamente associado com um estímulo de reforço primário. Esta função é desempenhada com o auxílio do córtex órbito-frontal, cuja tarefa principal é inibir associações já não mais válidas na amígdala. Assim, enquanto a amígdala parece ser responsável pela manifestação do reforço primário, o córtex órbito-frontal está mais envolvido com a detecção da ausência deste reforço.

Este modelo é um avaliador de estímulos emocionais. Os autores argumentam sobre algumas necessidades para suportar tarefas de aprendizado reais, como outro modelo para o contexto (possivelmente localizado no hipocampo) e algum sistema de aprendizado motor que possa utilizar suas saídas

São utilizados experimentos de aquisição-extinção-reaquisição, bloqueio e inibição condicionada para validar algumas características básicas do aprendizado associativo. Em todas as três simulações, o modelo foi condizente com a realidade.

4.4 O modelo das entradas para a amígdala de Armony

Armony e seus colegas (ARMONY et al, 1997) analisaram, através de um modelo computacional, os dois caminhos paralelos de entrada dos estímulos condicionados à amígdala no condicionamento por medo. Um dos caminhos é a projeção direta do tálamo para o núcleo lateral da amígdala, conhecido por caminho curto. O caminho longo também projeta para o núcleo lateral, mas envolve um passo a mais, ele consiste na projeção tálamo-córtex-amígdala.

Este modelo computacional foi um dos primeiros a explorar o relacionamento entre as pesquisas neurobiológicas e o comportamento emocional. Neste modelo, os estímulos condicionados são processados por dois sistemas paralelos: um deles, o cortical, envolve representações mais elaboradas apesar de ser mais lento e indireto; o outro envolve representações mais brutas e diretas. Ambas as representações convergem na amígdala, a executora da resposta emocional.

O aprendizado hebbiano foi utilizado para o treinamento. Os neurônios de cada camada da rede são mutuamente inibitórios, no entanto, foram utilizadas variações no nível desta inibição para capturar diferenças nas propriedades de resposta de cada módulo da rede.

Ao final, tanto observações fisiológicas quanto comportamentais são quantitativamente reproduzidas pelo modelo, podendo-se utilizá-lo para gerar algumas predições. No início das pesquisas com este modelo, foram realizados alguns experimentos com lesões que não puderam ser validados por não existirem estudos deste tipo com animais.

Os resultados foram intrigantes e puderam ser validados posteriormente por estudos comportamentais com ratos, dando ênfase à importância da modelagem computacional na geração de predições não intuitivas.

4.5 O modelo de condicionamento por medo de Varella

A proposta deste trabalho é a construção de um modelo computacional sobre os circuitos envolvidos no condicionamento por medo (VARELLA, 2006). Este circuito é modelado utilizando-se a ferramenta *PDP++* e o algoritmo *Leabra*. Como o foco do modelo é o condicionamento por medo, somente as principais projeções da amígdala são modeladas – a amígdala basal, lateral e central. Os estímulos auditivos e somestésicos são definidos como freqüências, apresentadas duas a duas às camadas de entrada. A saída da amígdala é modelada como um único neurônio responsável por determinar se a reação de medo é ou não manifestada.

Recebendo apenas o estímulo auditivo (característica básica do condicionamento) o modelo apresenta resultados satisfatórios. Ele gera a saída desejada, sem esquecer a informação aprendida anteriormente, em 100% dos experimentos.

Mesmo estando numa fase inicial, este modelo computacional pode ser utilizado para pesquisas sobre as influências da emoção em características cerebrais como memória e atenção. Também pode ser usado para gerar novas hipóteses e verificar outras anteriores em conjunto com outros modelos computacionais.

4.6 O modelo de condicionamento do contexto de Turnock e Becker

Neste trabalho (TURNOCK e BECKER, 2007) é proposto um modelo computacional onde o hipocampo exerce controle contextual passando as informações de entrada do córtex pré-frontal para o núcleo acumbes. O modelo integra funções de memória episódica (atribuídas ao hipocampo), o papel do córtex pré-frontal na representação do estímulo motivacional e controle cognitivo e o papel das regiões estriadas no aprendizado condicionado, dentro de um mesmo *framework*.

Os resultados das simulações são consistentes com as hipóteses de que as interações entre hipocampo e córtex pré-frontal podem agir como o substrato neural que permite que as dicas de contexto se sobreponham as respostas condicionadas no nível do núcleo acumbes. As entradas do hipocampo e do córtex pré-frontal sobrepõem-se as associações EI-EC se o contexto é inconsistente e permite uma seleção mais flexível ao que foi previamente aprendido.

O desempenho do modelo, tanto no condicionamento clássico quanto nas tarefas de extinção, atestam sua validade. Em ambos os casos, a rede produz respostas apropriadas para os pares de EI-EC, consistentes com o observado no comportamento animal e com os modelos prévios de condicionamento clássico baseados em aprendizado de diferença temporal (SUTTON e BARTO, 1987).

Capítulo 5

Modelo Computacional Proposto

"Uma vez que somos destinados a viver nossa vida
na prisão da mente, nosso dever é mobiliá-la bem."
Peter Ustínov

O ponto de partida para o modelo desenvolvido nesta pesquisa foi o modelo de Varella (2006) implementado utilizando-se a ferramenta *PDP*++ (O'REILLY e MUNAKATA, 2000). Inicialmente a idéia era utilizar a mesma ferramenta, porém, no período decorrido entre o final da implementação de Varella e o início da nossa implementação, a ferramenta foi reescrita e melhorada pelos seus desenvolvedores passando a se chamar *Emergent* (2007a). Resolvemos utilizar essa nova versão e numa seção posterior indicaremos algumas vantagens desta opção.

Nas demais seções desse capítulo, fazemos uma breve explicação da ferramenta utilizada, explicitando as principais diferenças entre ela e a versão anterior. Ainda explicamos em detalhes o modelo desenvolvido nesta pesquisa.

5.1 *Emergent*

O *Emergent* (inicialmente *PDP*++) é um ambiente de simulação para criar modelos complexos e sofisticados do cérebro e de processos cognitivos usando modelos de redes neurais. Estas redes podem ser utilizadas para várias tarefas como predição do mercado de ações ou análise de dados. O *Emergent* (Figura 5) inclui um ambiente gráfico para construção das redes e dos padrões de entrada e saída para estas redes, e muitas ferramentas de análise que permitem entender os seus comportamentos. Ele suporta os mesmos algoritmos que o

PDP++ suportava: *Backpropagation* (recorrente e *feedforward*), *Self-Organization* (ex.: *Hebbian*, *Kohonen*, Aprendizado Competitivo), Satisfação de Restrições (ex.: *Boltzmann*, *Hopfield*) e o *Leabra* – algoritmo que integra elementos de todos os citados anteriormente em um *framework* coerente e biologicamente plausível.

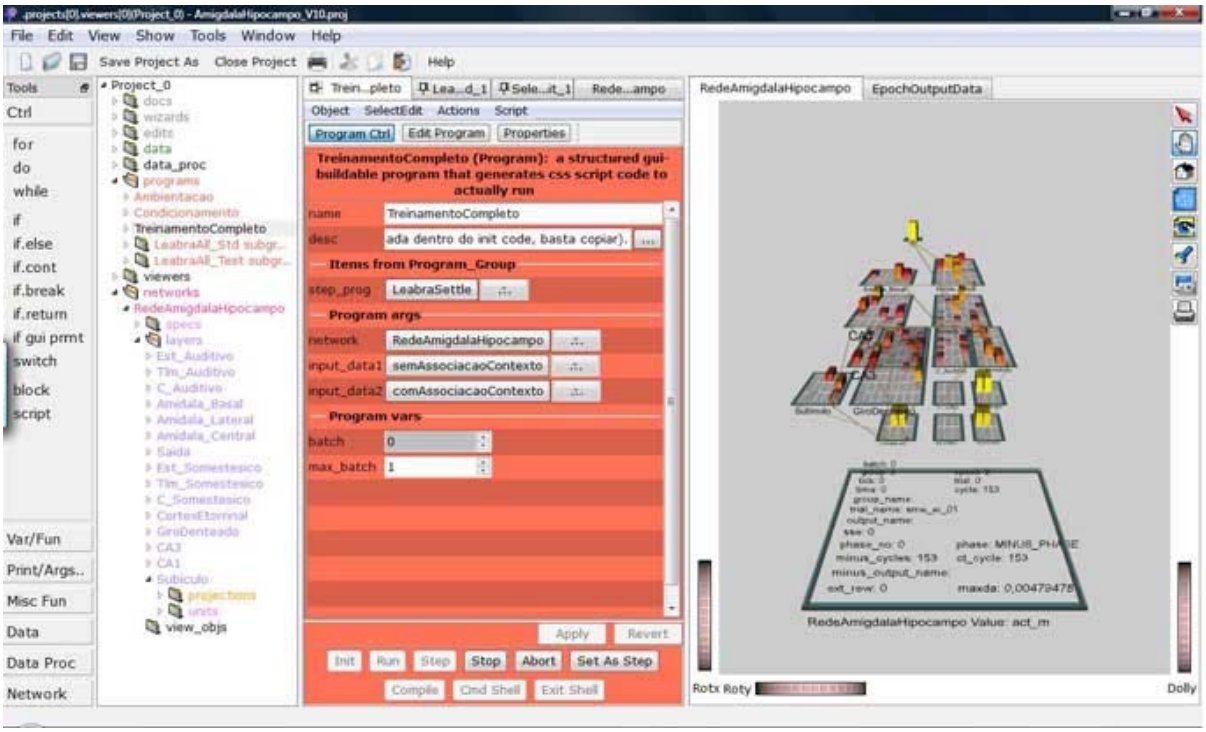

Figura 5: Emergent.

Como vantagens da utilização do *Emergent*, citamos o fato dele prover poderosas ferramentas de visualização e infra-estrutura para redes neurais poupando esforço individual de escrita destas, além de ser uma ferramenta de código aberto. Informações mais detalhadas sobre a ferramenta podem ser encontradas na página *Wiki* da mesma e na lista de discussão (EMERGENT, 2007a, 2007c).

5.1.1 *Emergent versus PDP++*

O *PDP++* está sob constante desenvolvimento desde 1993 e nos últimos anos foi completamente remodelado recebendo o nome de *Emergent*, cuja primeira versão saiu em Agosto de 2007. A interface gráfica foi reescrita, facilitando seu entendimento, modificação do fluxo de processamento, criação de programas que automatizam várias tarefas, inclusão e criação de complexos ambientes de treinamento.

Podemos citar como principais avanços do *Emergent* em relação ao *PDP++*:

- Maior facilidade de modificação e extensão dos *scripts* de treinamento da rede através de um ambiente gráfico programável.
- O novo ambiente permite que todas as abas estejam contidas dentro de uma mesma janela, com todas as funções de busca, copiar/colar/cortar, arrastar elementos entre elas.
- Diversos elementos foram concentrados em elementos básicos e de propósito geral que podem ser combinados de uma maneira mais eficiente.
- Grande variedade de ferramentas de visualização da rede.

5.2 Extensão para o hipocampo

O trabalho do Varella (2006) contempla a modelagem da amígdala, mais especificamente seus principais núcleos: basal, lateral e central. Além disso, modela as representações dos córtices e do tálamo (somestésicos e auditivos). Duas camadas chamadas de "`Est_somestesico`" e "`Est_Auditivo`" representam as camadas de entrada (*input layer*), por onde chegam os estímulos a amígdala. Uma camada chamada "`Saida`", representando a saída da amígdala (*target layer*), também está disponível. Todas as demais camadas são camadas escondidas (h*idden layer*). A Figura 6 exibe este modelo.

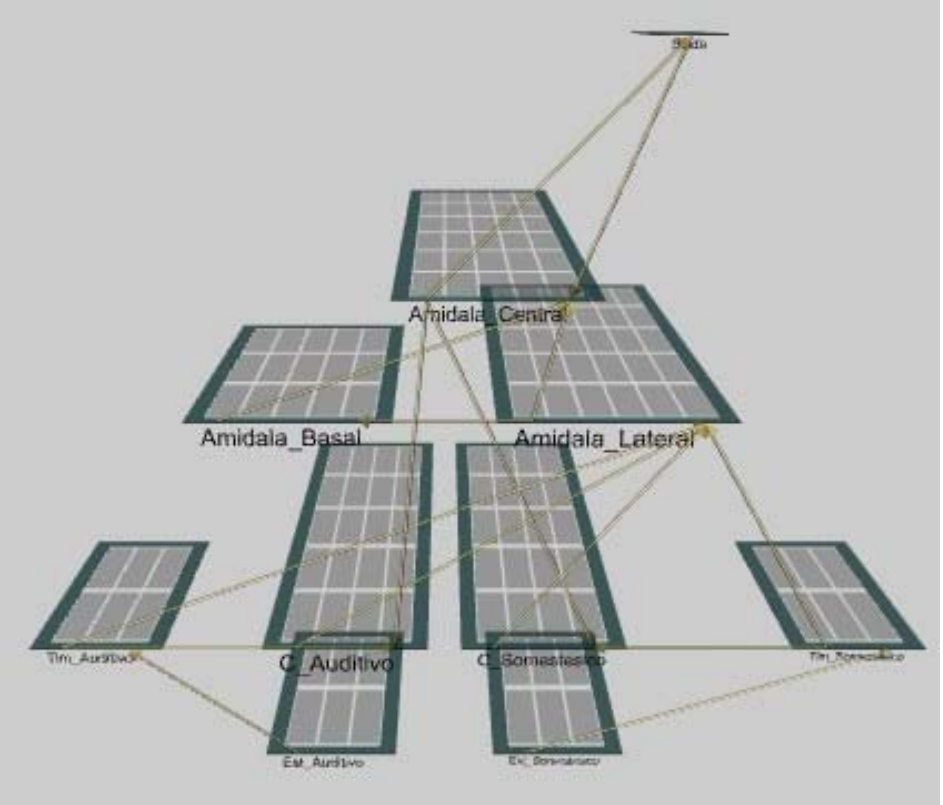

Figura 6: Modelo de Varella.

A proposta desse trabalho é modelar uma representação da região hipocampal e acoplá-la ao modelo já existente, podendo assim tornar o circuito mais completo. Além disso, possibilitamos a simulação do condicionamento do contexto. Para isto, foi necessário pesquisar quais áreas do hipocampo são mais importantes para a modelagem e como estas áreas se conectam com a amígdala. Diversos artigos foram publicados mostrando quais são as projeções do hipocampo para a amígdala e vice-versa (PIKKARAINEN et al, 1999; HALBACH e ALBRECHT, 2002). Entretanto esses estudos não especificam quais dessas conexões são realmente ativadas durante o condicionamento do contexto. Desse modo, propusemos e testamos mais de uma arquitetura do hipocampo.

Na primeira arquitetura proposta (Figura 7) foram modeladas as seguintes estruturas do hipocampo: córtex entorrinal, giro denteado, região CA3 e uma saída direcionada para a

amígdala. Essa versão simplificada foi baseada nos estudos de LeDoux (2001) sobre o condicionamento do contexto.

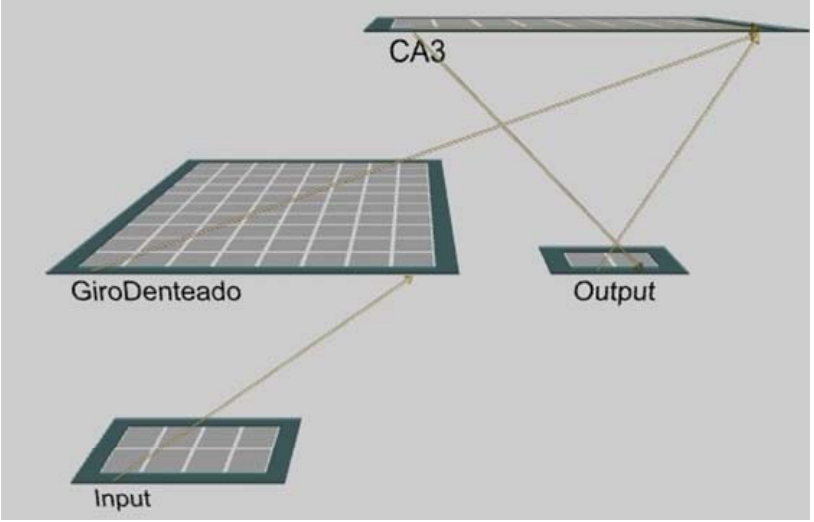

Figura 7: Arquitetura inicial do hipocampo.

A segunda arquitetura proposta, mais complexa, porém mais próxima da realidade biológica é mostrada na Figura 8. Ela modela as seguintes estruturas: córtex entorrinal, giro denteado, regiões CA1 e CA3 e o subículo. Esta foi a arquitetura final adotada.

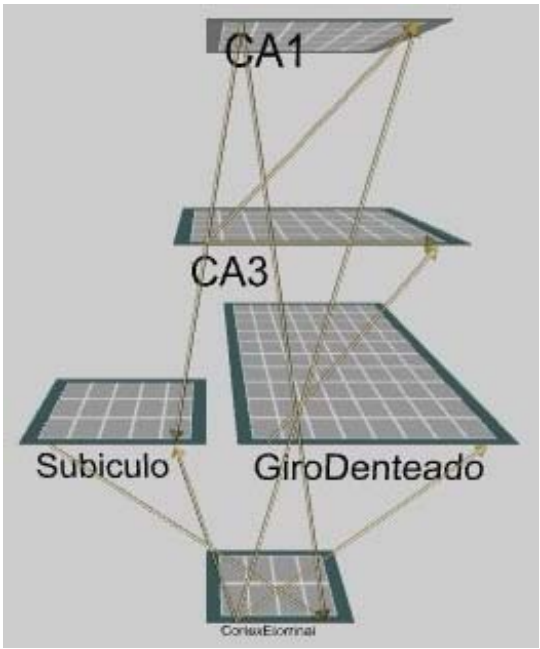

Figura 8: Arquitetura final do Hipocampo.

Outras três arquiteturas ainda foram propostas e testadas. A primeira era semelhante àquela mostrada na Figura 8, mas continha o acréscimo das regiões CA2 e CA4. A segunda continha as mesmas regiões da Figura 8, porém modelava projeções entre o giro denteado e o subículo e o giro denteado e a região CA1. A terceira, também contendo as mesmas regiões da Figura 8, modelava a projeção do córtex entorrinal para a amígdala lateral.

Na Figura 9 mostramos a rede contendo o hipocampo e a amígdala. Uma nova camada de entrada (*input layer*) foi acrescentada ao modelo. Esta camada é representada pelo córtex entorrinal. É por esta camada que as informações do contexto chegam ao hipocampo. Todas as demais camadas do hipocampo são camadas escondidas (*hidden layer*). As projeções existentes na arquitetura proposta por Varella (2006) foram mantidas. Apenas foram acrescentadas algumas projeções do hipocampo para a amígdala e vice-versa como descrito a seguir.

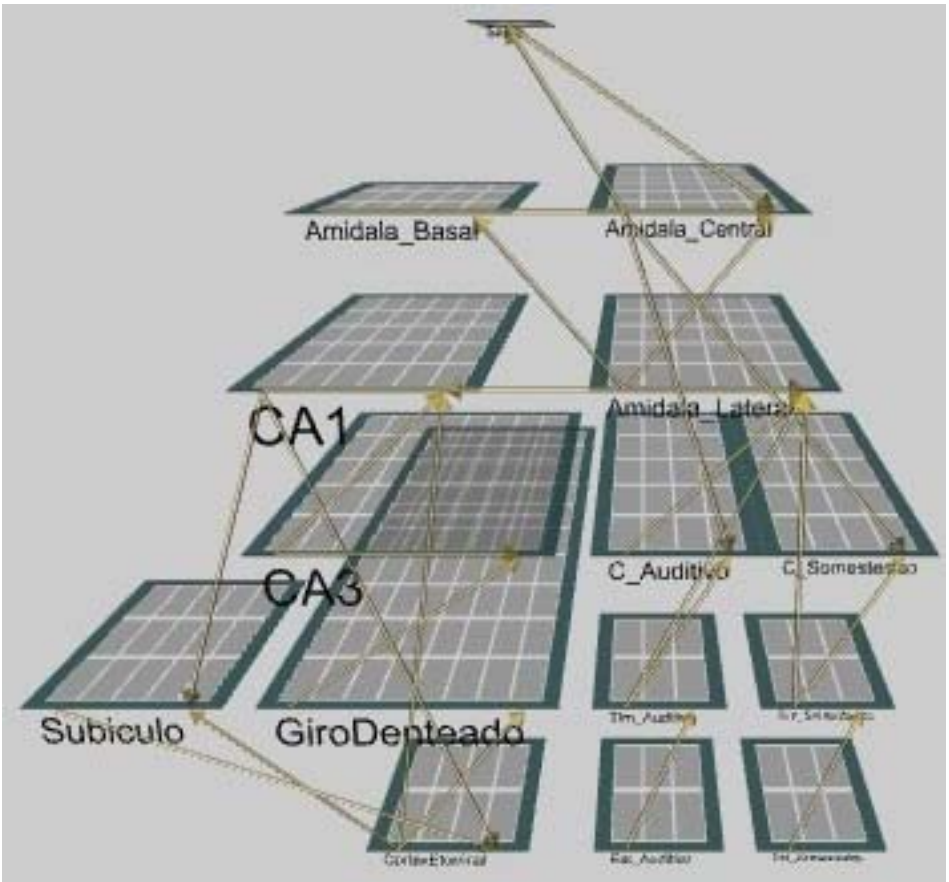

Figura 9: Rede Amígdala-Hipocampo.

O córtex entorrinal projeta para o giro denteado, o subículo e a região CA1. O giro denteado projeta apenas para a região CA3. A região CA3 projeta para a região CA1 e tem uma projeção para ela mesma. A região CA1 projeta para o córtex entorrinal, para o subículo e para a amígdala lateral. Finalmente o subículo projeta para o córtex entorrinal. Abaixo, um diagrama que representa todas as projeções.

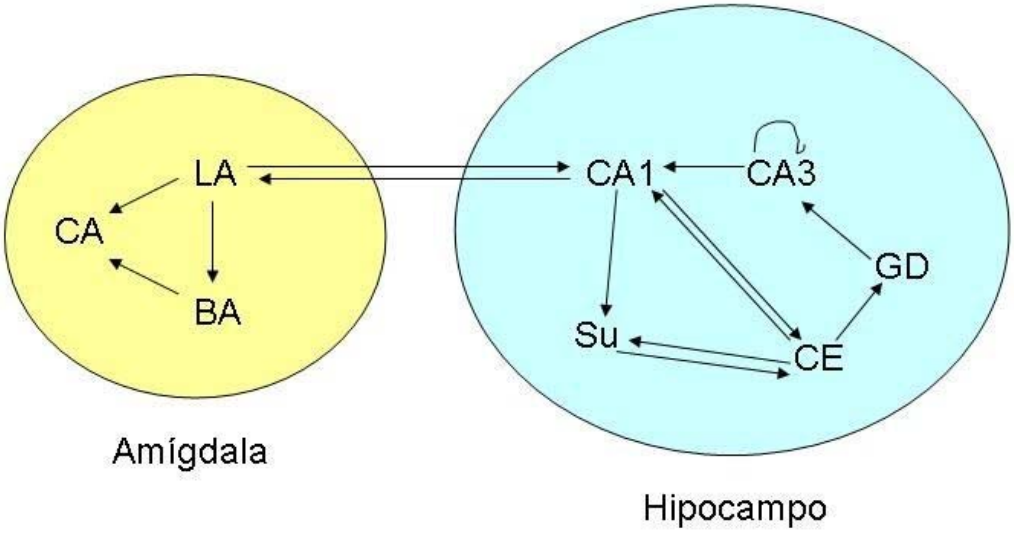

Figura 10: Projeções entre a amígdala e o hipocampo.

Legendas: LA=Amígdala Lateral, BA=Amígdala Basal, CA=Amígdala Central, CE=Córtex Entorrinal, GD=Giro Denteado, Su=Subículo

Capítulo 6

Experimentos

"Um técnico de laboratório pode ser encarado como uma criança face a face com fenômenos que o impressionam da mesma forma que um conto de fadas."

Marie Curie

Neste capítulo descrevemos os experimentos realizados durante esta pesquisa. Expomos sob que condições estes experimentos foram realizados, a metodologia adotada e os casos de testes com seus resultados.

Todos os experimentos descritos nas próximas seções foram realizados sob as seguintes condições:

- A versão do *Emergent* utilizada foi a versão para Windows 4.0.15. Ela pode ser obtida no seguinte endereço: <ftp://grey.colorado.edu/pub/emergent/emergent-4.0.15-win32.exe>
- O sistema operacional utilizado foi o Windows Vista Home Premium SP1 em inglês de 32-bit, rodando em um processador AMD Turion(tm) 64 X2 Mobile Technology TL-60 2.0GHz, 2,00GB de memória RAM e com uma placa de vídeo NVDIA Geforce Go 6150.

Acreditamos que, para testes e comparações futuras, principalmente referentes ao tempo de treinamento, estas informações devam ser consideradas.

6.1 Metodologia

Cada experimento foi realizado em três fases: duas fases de treinamento (chamadas ambientação e condicionamento) e uma fase de teste. As duas fases de treinamento correspondem à fase de aprendizado da rede. Nestas duas fases, os pesos vão sendo modificados até que a rede se estabilize, o que deve ocorrer ao final da segunda fase. Para cada fase, uma tabela de dados específica foi apresentada: uma tabela de dados sem associação, uma tabela de dados com associação e uma tabela de testes. Foi utilizado 1% de aprendizado hebbiano em todas as conexões da rede (a variação deste valor já tinha sido testada por Varella (2006, f. 89) e esta se mostrou a melhor taxa a ser utilizada).

6.1.1 Ambientação

A primeira fase de treinamento é a ambientação. Nesta fase, apresentamos os dados sem associação, ou seja, os estímulos somestésicos, auditivos e as informações do contexto são apresentados, mas apenas a informação somestésica, que representa o choque, gera uma saída de medo na amígdala. A taxa de aprendizado utilizada não é modificada durante esta fase do treinamento. O número máximo de épocas utilizado nesta etapa é o número padrão da ferramenta: 500 épocas. É esperado que o sistema convirja antes que este número seja alcançado.

Podemos comparar esta fase ao início do desenvolvimento cerebral, à formação das conexões necessárias à sobrevivência de cada espécie.

6.1.2 Condicionamento

A segunda fase do treinamento é o condicionamento. Os dados são apresentados associadamente, ou seja, um estímulo somestésico (que representa o choque) é mostrado em conjunto a um estímulo auditivo (um som) e um contexto específico. A resposta a este exemplo é uma saída representando o medo. Esta fase simula o condicionamento realizado na maioria dos testes estudados na teoria; um ambiente no qual um rato está dentro de uma caixa, sendo submetido à apresentação de um som seguido de um choque.

O número máximo de épocas utilizado nesta fase também é 500. E também é esperado que o sistema convirja antes que este número seja alcançado. Um *script* foi acrescentado para modificar a taxa de aprendizado dobrando o seu valor (de 0,01 para 0,02) toda vez que um estímulo relevante (o EI) é apresentado à rede.

6.1.3 Teste

A última fase do experimento é a fase de teste. Nesta fase, novos exemplos, que ainda não tinham sido apresentados a rede, são mostrados. Um deles é o estímulo auditivo (o som), que estava associado ao choque num contexto diferente do qual ocorreu a apresentação do EI. Outro é o mesmo som, mas no mesmo contexto no qual ocorreu o EI. Um terceiro é a apresentação unicamente do contexto no qual ocorreu o EI. Além disso, exemplos que já tinham sido apresentados, são novamente expostos.

Esta fase apresenta uma única vez os exemplos à rede. O objetivo é constatar se as respostas fornecidas pela rede, após a fase de aprendizado, correspondem ao que era esperado Em outras palavras, se a apresentação do som e do contexto, associados ao choque na fase de condicionamento, geram sozinhos uma resposta de medo da amígdala. Se a rede aprendeu,

tanto esses exemplos anteriormente citados quanto os que já tinham sido apresentados na fase de treinamento (o som associado ao choque) vão gerar uma resposta de medo na amígdala.

6.1.4 Dados

Para deixar mais claro como os dados foram representados, mostramos abaixo as três tabelas que foram utilizadas nas três fases dos experimentos, que vamos chamar aqui de experimento padrão. Nos demais, a estrutura da tabela foi sempre a mesma, mudando apenas seu conteúdo.

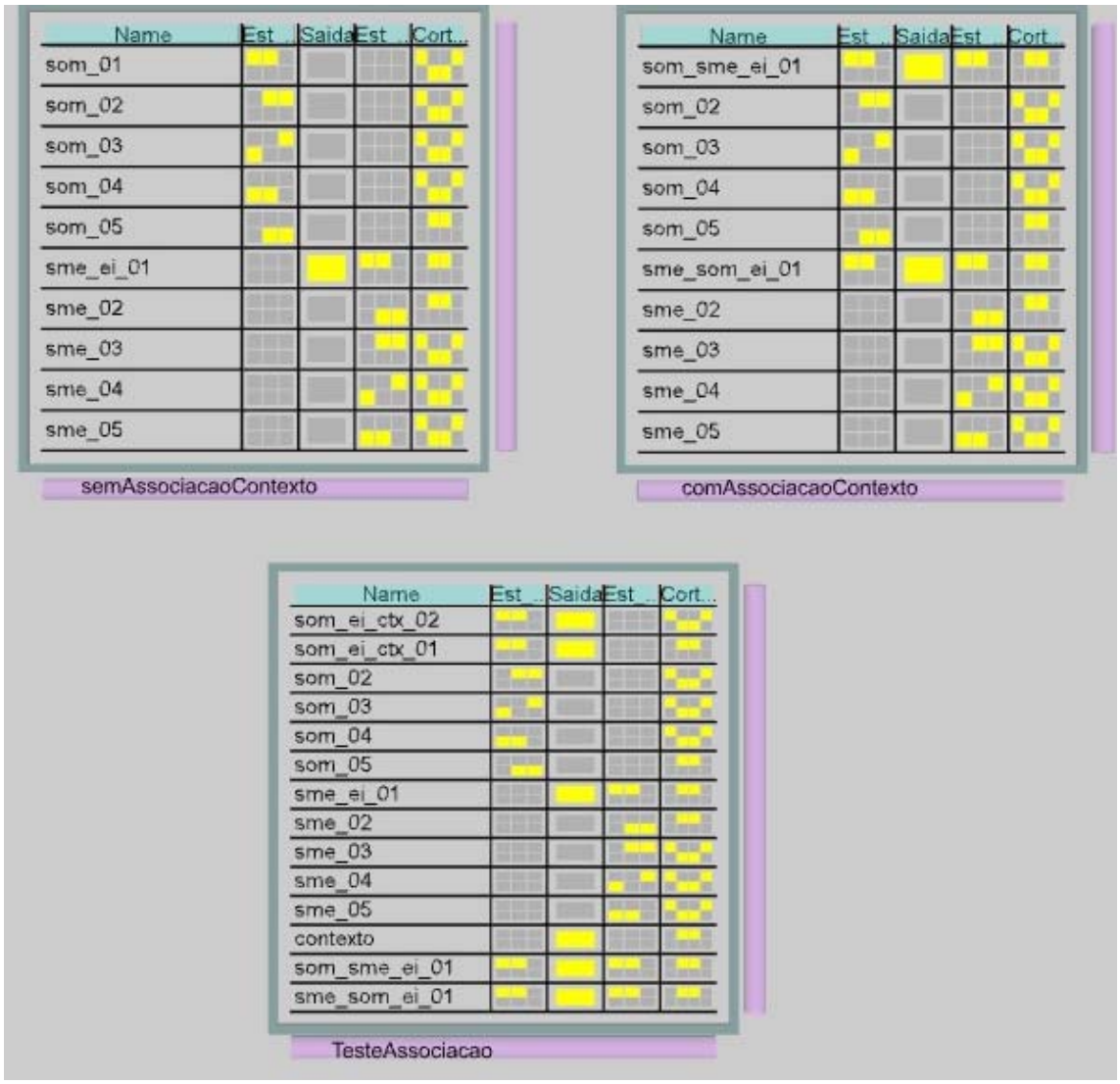

Figura 11: Tabelas de Dados Padrão.

Para a primeira fase, a tabela de dados apresentada foi a tabela "`semAssociacaoContexto`". Ela possui quatro colunas, três representam os dados de entrada e uma os dados de saída. O número de colunas está diretamente relacionado ao número de camadas de entrada e saída que a rede possui. O nome de cada coluna corresponde ao mesmo nome da camada de entrada (ou saída) à qual ela está associada. Para a segunda fase do treinamento, a tabela de dados apresentada é a tabela "`comAssociacaoContexto`". Para a fase de teste, é a tabela "`TesteAssociacao`".

As colunas que correspondem às entradas da amígdala são matrizes 3x2 de zeros e uns. A coluna que corresponde à entrada do hipocampo é uma matriz 4x2 de zeros e uns. A coluna que corresponde à saída da rede é uma matriz 1x1 que tem valor zero para expressar ausência de medo e valor um para expressar o medo. A estrutura de todas as tabelas é a mesma, mudando apenas os valores de cada linha.

6.2 Casos de Testes e Resultados

Diversos testes foram realizados para descobrir se a rede proposta se aproximou, em respostas, dos experimentos de condicionamento por medo e condicionamento do contexto, realizados com animais e pessoas, extensamente divulgados na literatura sobre o assunto. Vamos citar abaixo os principais testes realizados, seus resultados e as possíveis conclusões de cada um deles.

Quando não for explicitamente mencionado, considerar que o experimento foi realizado com os dados mostrados na Figura 11. Esses dados possuem um conjunto de cinco estímulos somestésicos, cinco estímulos sonoros e dois contextos.

Antes de iniciarmos os testes na rede contendo a amígdala e o hipocampo, nós repetimos os testes na primeira versão da rede contendo apenas a amígdala (proposta por

Varella). Esses testes foram repetidos com o objetivo de tornar mais "justas" algumas comparações feitas entre a rede inicial e a nova rede já que os resultados apresentados por Varella em sua dissertação (VARELLA, 2006) foram realizados na versão antiga do *Emergent* (o *PDP++*) e não foram fornecidas informações sobre o sistema operacional, processador e memória utilizados nesses testes.

Na reprodução de um experimento padrão na rede contendo apenas a amígdala foram necessárias 20 épocas para a ambientação – que levaram 78.764 segundos – e 7 épocas para o condicionamento – que levaram 26.595 segundos. Os testes realizados na rede demonstraram-se satisfatórios: ela foi capaz de responder ao estímulo do medo apenas com a apresentação do EC.

6.2.1 Acrescentando apenas uma camada de entrada

Nosso primeiro caso de teste considerou a possibilidade de se fazer uma pequena alteração na rede proposta por Varella (2006), apenas acrescentando uma camada de entrada que seria responsável por obter as informações do contexto. Como estas informações poderiam ser de qualquer natureza (visuais, auditivas, somestésicas), esta nova camada teria projeções tanto para o córtice auditivo quanto para o somestésico.

Foram necessárias 27 épocas de ambientação e 2 épocas para o condicionamento. Esta rede não foi capaz de realizar o condicionamento por medo nem o condicionamento do contexto. Era esperado que a rede não fosse capaz de realizar nenhum condicionamento. No caso do condicionamento do contexto, este só ocorre com a participação do hipocampo. Já o condicionamento por medo também não deve ter ocorrido devido à adição de informações que não estão sendo corretamente processadas.

Tabela 1: Estatísticas do treinamento da rede contendo apenas a amígdala.

	Número de Épocas	Decaimento do Erro (Média)	Duração (em segundos)	(%) de Acertos
Ambientação	27	0,887 – 0 (0,41)	50,107	-
Condicionamento	2	0,139 – 0 (0,06)	7,504	-
Experimento	**29**	**0,887 - 0 (0,40)**	**57,611**	**86,46**

Se várias tentativas de ajustes fossem feitas à rede, talvez ela fosse capaz de continuar realizando o condicionamento por medo, mas o objetivo das redes biologicamente realistas é, antes de tentar fazer ajuste de parâmetros, modelarem a rede o mais fielmente possível à arquitetura cerebral.

6.2.2 Arquitetura do hipocampo simplificada

Como foi dito na seção 5.2, nossa primeira tentativa foi de modelar uma arquitetura mais simples. As camadas modeladas foram as citadas nos estudos de LeDoux (2001) sobre o condicionamento do contexto.

Como pode ser observado na figura abaixo, foram necessárias 15 épocas para a ambientação e 3 épocas para o condicionamento. A rede foi capaz de realizar o condicionamento por medo, mas não foi capaz de realizar o condicionamento do contexto.

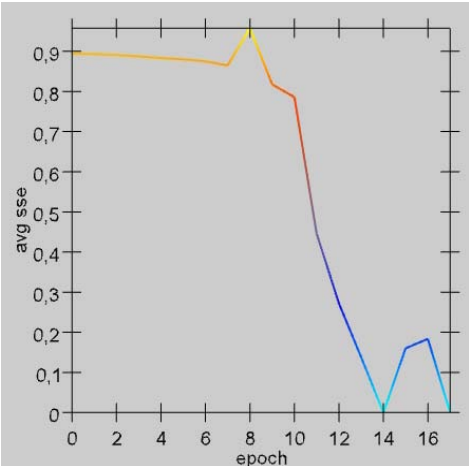

Figura 12: Gráfico que mostra a relação entre o número de épocas e o erro do treinamento da rede contendo o hipocampo simplificado.

Outros testes realizados nesta mesma arquitetura modificando-se algumas projeções também não foram capazes de realizar o condicionamento do contexto.

Tabela 2: Estatísticas de treinamento da rede contendo o hipocampo simplificado.

	Número de Épocas	Decaimento do Erro (Média)	Duração (em segundos)	(%) de Acertos
Ambientação	15	0,894 – 0 (0,69)	85,512	-
Condicionamento	3	0,160 – 0 (0,11)	16,001	-
Experimento	**18**	**0,894 – 0 (0,60)**	**101,513**	**93**

6.2.3 Arquitetura final do hipocampo

A arquitetura mostrada na Figura 8 foi escolhida como a que melhor representa o hipocampo. Isso se deve não apenas a fidelidade da modelagem, mas aos resultados obtidos. Ela foi capaz de realizar tanto o condicionamento por medo quanto o condicionamento do contexto, respondendo corretamente a todos os exemplos de teste. Diversos experimentos foram realizados nessa arquitetura. Citaremos a seguir os que consideramos mais relevantes.

O primeiro experimento realizado foi com o conjunto de dados padrão. Como mostrado na Figura 13, foram necessárias 30 épocas para a ambientação e 2 épocas para o condicionamento. Na fase de teste, a rede respondeu corretamente a todas as perguntas feitas, sendo assim capaz de expressar medo apenas com a apresentação do EC ou do contexto.

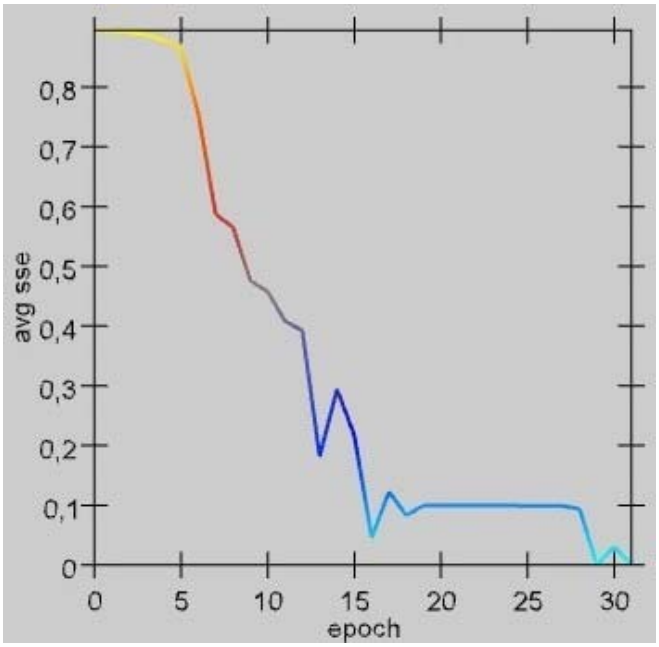

Figura 13: Gráfico da relação entre o número de épocas e o erro do treinamento da arquitetura final num experimento padrão.

Abaixo, uma tabela contendo as estatísticas deste experimento:

Tabela 3: Estatísticas de treinamento da rede na arquitetura final num experimento padrão.

	Número de Épocas	Decaimento do Erro (Média)	Duração (em segundos)	(%) de Acertos
Ambientação	30	0,894 – 0 (0,53)	214,914	-
Condicionamento	2	0,169 – 0 (0,13)	10,705	-
Experimento	**32**	**0,894 – 0 (0,44)**	**225,619**	**100**

Duas importantes variações deste experimento foram realizadas. A primeira delas consistiu num conjunto de dados no qual o estímulo sonoro não estava presente. Teríamos apenas o estímulo somestésico e o contexto. Nos casos estudados em laboratório, na ausência de um EC explícito, o contexto se torna o EC (GLUCK e MAYERS, 2001). Assim, o esperado é que treinando a rede com este novo conjunto de dados, ela fosse capaz de expressar medo apenas com a apresentação do contexto. E isto aconteceu. Como mostrado na figura abaixo, foram necessárias 18 épocas na ambientação e 1 época de condicionamento.

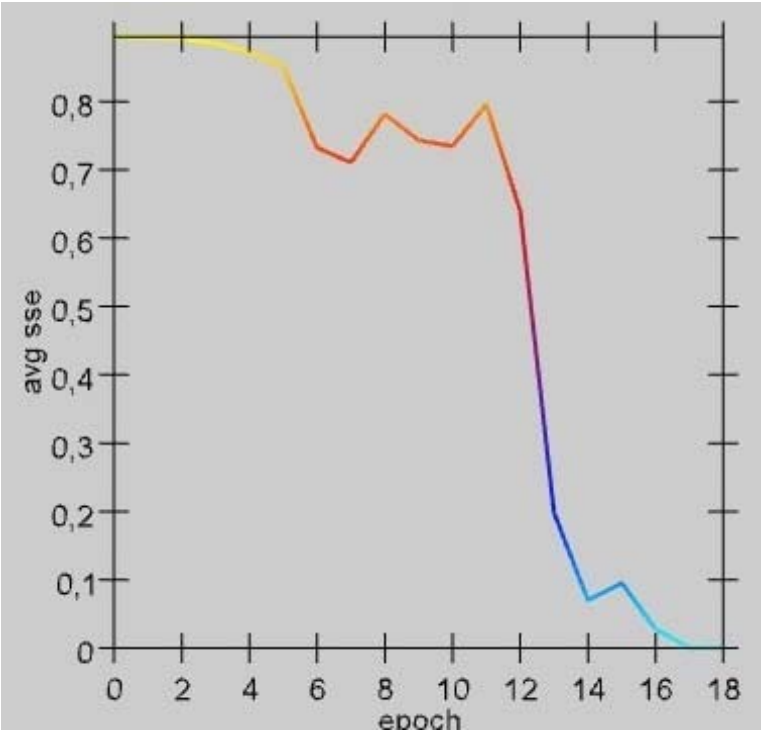

Figura 14: Gráfico da relação entre o número de épocas e o erro do treinamento num experimento sem estímulos auditivos.

Tabela 4: Estatísticas de treinamento da rede na arquitetura final num experimento sem estímulos auditivos.

	Número de Épocas	Decaimento do Erro (Média)	Duração (em segundos)	(%) de Acertos
Ambientação	18	0,894 – 0 (0,54)	53,923	-
Condicionamento	1	0 – 0 (0)	3,125	-
Experimento	**19**	**0,894 – 0 (0,52)**	**57,048**	**100**

A segunda variação consistiu em lesionarmos o hipocampo. A lesão foi feita na camada que representa a região CA1, camada que se projeta para a amígdala lateral. Neste caso, a rede não foi mais capaz de realizar o condicionamento do contexto, mas continuou realizando o condicionamento por medo. Estes resultados também estão de acordo com os testes realizados em laboratório com animais (GLUCK e MAYERS, 2001).

6.2.4 Outras arquiteturas

Como já havíamos dito na seção 5.2, outras arquiteturas foram propostas. Uma delas continha duas camadas a mais no hipocampo, as regiões CA2 e CA4. Realizando o experimento padrão nesta arquitetura, ela precisou de 42 épocas para a ambientação e 5 épocas para o condicionamento. A rede respondeu corretamente a todos os exemplos de teste. Contudo, ela precisou de mais ciclos de treinamento para realizar o condicionamento corretamente. Além disso, essas regiões não são citadas como relevantes nas pesquisas do condicionamento do contexto. Assim esta arquitetura não foi adotada.

Tabela 5: Estatísticas de treinamento na arquitetura contendo as regiões CA2 e CA4.

	Número de Épocas	Decaimento do Erro (Média)	Duração (em segundos)	(%) de Acertos
Ambientação	42	0,894 – 0 (0,62)	418,902	-
Condicionamento	5	0,22 – 0 (0,13)	42,321	-
Experimento	**47**	**0,894 – 0 (0,38)**	**461,223**	**100**

Outra modificação na arquitetura consistiu do acréscimo de uma projeção entre a amígdala lateral e o córtex entorrinal. Essa projeção é citada na maioria dos artigos pesquisados sobre as projeções do hipocampo para a amígdala (PIKKARAINEN et al, 1999; HALBACH e ALBRECHT, 2002). Todavia, não sabemos se esta projeção é ativada durante o condicionamento do contexto e os resultados dos testes com o acréscimo dessa projeção não se mostraram satisfatórios. Deixamos aqui a hipótese de que esta projeção não participa do condicionamento. Ela poderá vir a ser confirmada com novos experimentos utilizando os métodos existentes (e.g., experiências com animais ou técnicas de imagiamento cerebral em humanos) ou mesmo refutada. Neste último caso (se for constatado que essa projeção participa do condicionamento do contexto), a arquitetura proposta precisaria ser revista e modificada.

6.2.5 Comparação com o *Backpropagation*

Como exposto no trabalho de Varella (2006, f. 98-99), o desempenho da rede usando *Backpropagation* não foi satisfatório, sendo incapaz de condicionar. Repetimos aqui a tentativa de utilizar o algoritmo de *Backpropagation* na arquitetura proposta.

Para isto recriamos a rede com as mesmas camadas e as mesmas projeções. Também atribuímos os mesmo valores aos parâmetros que o *Backpropagation* possui em comum com o *Leabra*. A figura abaixo mostra a rede ao final da fase de ambientação.

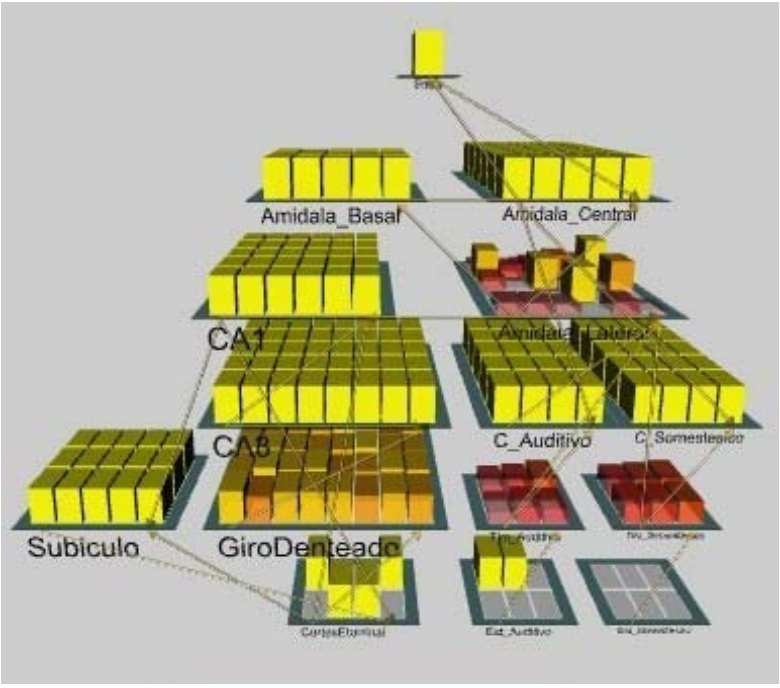

Figura 15: Fim da ambientação na rede usando o algorítmo de Backpropagation.

O limite máximo estabelecido de épocas (500) é atingido e o erro ainda continua alto. Na fase de condicionamento, o treinamento também atingiu o limite máximo de épocas e não foi possível alcançar um erro próximo de zero.

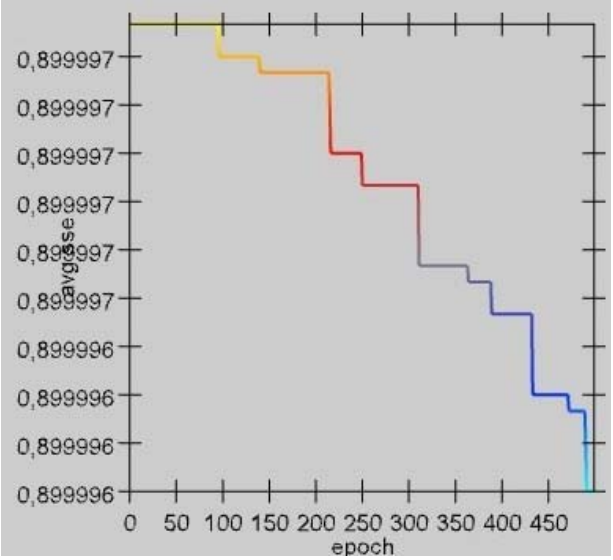

Figura 16: Relação entre o erro e o número de épocas na fase de ambientação.

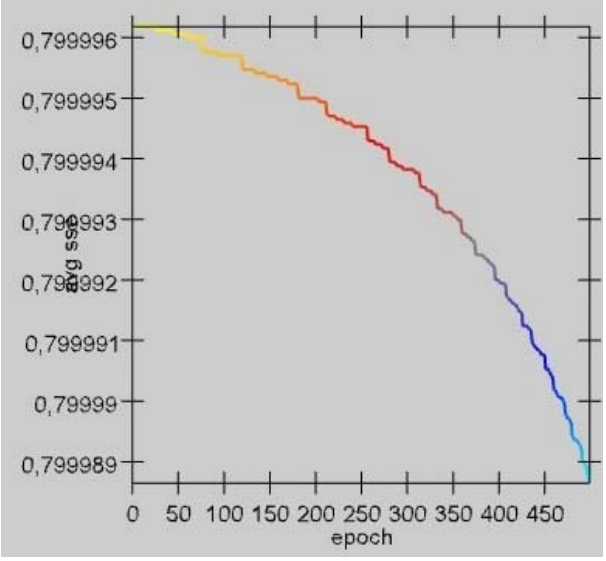

Figura 17: Relação entre o erro e o número de épocas na fase de condicionamento.

Na fase de testes, a média de acertos foi de apenas 43%. Além de não ter sido capaz de condicionar, esta rede não foi capaz de "lembrar", ou seja, não foi capaz de acertar nem mesmo alguns dos exemplos mostrados na fase de treinamento.

Tabela 6: Estatísticas de treinamento na arquitetura utilizando o algoritmo Backpropagation.

	Número de Épocas	Decaimento do Erro (Média)	Duração (em segundos)	(%) de Acertos
Ambientação	500	0,899 – 0,899 (0,89)	958,923	-
Condicionamento	500	0,799 – 0,799 (0,79)	847,634	-
Experimento	**1000**	**0,899 – 0,799 (0,84)**	**1806,557**	**43**

Capítulo 7

Conclusões

"As palavras não conseguem expressar os pensamentos com precisão:
aquilo que a um homem parece sábio a outro caracteriza o absurdo."
Herman Hesse

Ao nos aproximarmos do fim deste trabalho, a primeira conclusão a que chegamos é que ao encontrarmos uma resposta sempre surgem novas perguntas. Como o escopo e o tempo são limitados, vamos nos ater às principais delas. Inicialmente, discutiremos os resultados obtidos seguidos de sugestões de trabalhos que podem dar continuidade à pesquisa iniciada nesta dissertação.

7.1 Contribuições

O modelo computacional proposto nesta pesquisa consistiu na inclusão de um circuito responsável por simular a região hipocampal a uma rede pré-existente (VARELLA, 2006) que continha a representação da amígdala. O objetivo principal era permitir a simulação da aquisição da memória emocional num modelo mais próximo da arquitetura cerebral. Para isto, foi utilizado o mecanismo de condicionamento por medo. Algumas estruturas participam desta aquisição: a amígdala é considerada a principal delas no que se refere a memórias de conteúdo emocional, mas como já foi exposto no Capítulo 3, não é a única. O hipocampo tem um importante papel no que se refere às informações do contexto contidas na experiência de aquisição destas memórias. Desta maneira, com a inclusão do hipocampo, o esperado era que essas novas informações pudessem ser absorvidas e corretamente processadas pela amígdala, permitindo não só o aprendizado do estimulo condicionado, mas também do contexto.

Antes mesmo de incluirmos um novo circuito, consideramos a possibilidade da rede contendo apenas a amígdala ser capaz de realizar o condicionamento do contexto, bastando para isto acrescentarmos uma nova entrada que fosse capaz de ler estas informações. Entretanto, esta rede não conseguiu processar corretamente estas informações, deixando inclusive de realizar o condicionamento por medo. Estes resultados foram consistentes com as pesquisas realizadas com animais. Quando estes têm lesões no hipocampo não são capazes de apreender as informações do contexto.

Após algumas arquiteturas propostas, o circuito final que representou a região hipocampal (Figura 8) obteve sucesso na reprodução dos testes realizados com animais, assemelhando-se, em repostas, do modelo biológico. Este circuito precisou levar em conta não apenas as estruturas do hipocampo a serem modeladas, mas também as projeções entre estas e as projeções entre o hipocampo e a amígdala. Neste ponto, acreditamos ter gerado as hipóteses mais interessantes. Existem diversos trabalhos focados em descobrir as projeções entre as estruturas cerebrais, porém a existência de uma projeção entre duas estruturas não implica a ativação dela em determinado fenômeno que as envolva. Diversos artigos foram consultados sobre as projeções entre a amígdala e o hipocampo (PIKKARAINEN et al, 1999; HALBACH e ALBRECHT, 2002), mas nenhum utiliza o mecanismo de condicionamento do contexto como base. Então, a arquitetura final levou em conta o consenso entre estas projeções e os estudos sobre o papel do hipocampo neste condicionamento.

Uma das hipóteses levantadas no que diz respeito às projeções entre as duas estruturas estudadas é que a projeção entre o córtex entorrinal e a amígdala lateral não participa do condicionamento do contexto. Nos experimentos realizados acrescentando-se esta projeção, a rede não foi capaz de realizar este condicionamento. Esta hipótese é consistente com os estudos de LeDoux (2001) que diz que as informações do contexto reúnem-se antes de alcançar o hipocampo, e uma das tarefas desta região do cérebro é criar uma representação

destas informações que contenha não apenas estímulos individuais, mas as relações entre os estímulos. Logo, estas informações não devem chegar diretamente à amígdala antes de serem processadas, caso contrário, elas provavelmente não farão sentido. Como já dissemos, não encontramos publicações que tratassem especificamente deste assunto. Caso, futuramente, nesses estudos, seja constatado que esta projeção participa do condicionamento, a arquitetura atual precisará ser revista.

Outra hipótese relacionada às estruturas do hipocampo que participam do condicionamento é de que as regiões CA2 e CA4 não têm influência ou têm influência muita pequena neste fenômeno. A inclusão destas regiões, que não são citadas nos estudos que tratam do condicionamento do contexto, não gerou modificações relevantes nos resultados obtidos. Assim, deixamos a consideração de que estas estruturas não afetem o condicionamento do contexto. Uma maneira de testar esta hipótese seria lesionar estas regiões e verificar se o condicionamento continua ocorrendo.

Por último queremos explicitar a importância da região CA1 como participativa do fenômeno de condicionamento do contexto. Esta é a região que projeta para a amígdala lateral (que também tem uma projeção de retorno para a região CA1). No experimento em que lesionamos esta região, a rede não foi mais capaz de condicionar.

A utilização do algoritmo *Leabra* mais uma vez se mostrou mais eficiente do que o algoritmo de *Backpropagation*. Acreditamos que isto se deva as características implementadas no *Leabra* que levam em conta a plausibilidade biológica. A ferramenta *Emergent* também se mostrou um excelente ambiente para o desenvolvimento de modelos do cérebro que trabalham com as características de um conjunto de neurônios (e não com as características dos neurônios individualmente).

Consideramos que o modelo proposto atendeu aos objetivos inicias desta pesquisa, pois:

- Foi capaz de se aproximar, em repostas, do modelo biológico;
- Simulou o condicionamento do contexto através da inclusão da região hipocampal;
- Serviu para entendermos melhor os conceitos de memória e emoção, e como eles se manifestam na dinâmica cerebral.

7.2 Trabalhos Futuros

Apesar de ter se mostrado satisfatório, o modelo proposto ainda encontra-se em fases iniciais. Deixamos aqui algumas propostas de modificações e possíveis extensões deste modelo.

7.2.1 Temporalidade

A apresentação dos estímulos condicionados e incondicionados é feita simultaneamente ao modelo. Nas experiências com animais, esta apresentação sofre algumas variações de tempo, e estas variações trazem diferentes resultados. Uma sugestão é que o EI e o EC pudessem ser apresentados com um intervalo `t` de tempo entre eles e este intervalo pudesse sofrer variações, podendo assim simular com mais exatidão os experimentos já realizados com animais.

7.2.2 Robustez

Os experimentos realizados foram baseados no conjunto de dados proposto por Varella (2006). Incluímos apenas as informações de contexto. Acreditamos que um conjunto de dados mais amplo possa vir a corroborar a validade do modelo. Novas representações também poderiam ser propostas.

7.2.3 Níveis de medo

No modelo aqui apresentado, o medo é representado por um único neurônio de saída da amígdala que expressa o valor zero quando não ocorre medo e o valor um quando ocorre. Porém, nas experiências com animais, inclusive as que envolvem o aprendizado do contexto, os resultados mostram que, ao serem colocados em um contexto diferente do que foram condicionados, na presença do EC, a resposta de medo diminui, ou seja, a intensidade ou rapidez com que este medo é expresso varia em relação a original. Um novo modelo poderia considerar a resposta da amígdala, não apenas um valor binário (zero ou um), e sim uma gradação entre zero e um, representando a intensidade do medo expressado.

7.2.4 Interação entre memórias

Outra perspectiva que poderia ser explorada neste modelo é a relação entre as memórias emocional e declarativa. As memórias declarativas são aquelas que registram fatos, eventos ou conhecimentos, e são assim chamadas porque os seres humanos podem declará-las e relatarem como ocorreu esta aquisição. O hipocampo e o córtex entorrinal são as principais estruturas responsáveis por estas memórias. Nesta interação, as memórias declarativas são mais facilmente recuperadas quando o estado emocional no momento da sua lembrança é o mesmo que o da sua formação e vice-versa.

7.2.5 Inclusão do cerebelo

No trabalho de Gluck e Myers (2001) estão documentados alguns experimentos de condicionamento do contexto. Entretanto, o modelo proposto por eles está focado nas projeções entre o hipocampo e o cerebelo. Uma extensão deste trabalho poderia considerar a inclusão desta estrutura, aperfeiçoando assim a captura das informações de contexto. É

possível que com a inclusão desta nova estrutura, as informações de contexto pudessem ser mais detalhadas e mais ricas de significados.

7.3 Considerações Finais

Os mecanismos que envolvem o cérebro ainda parecem, por vezes, extremamente distantes de serem desvendados. Segundo Cecchi (2006) "*o grande problema para chegarmos a uma verdadeira simulação do cérebro é a barreira teórica (...). Falta-nos uma teoria global do cérebro.*" Porém, mesmo que baseados em teorias incompletas, os erros também são importantes para levar-nos aos acertos. A utilização dos modelos computacionais, ainda que rudimentares, nos abre caminhos para novas hipóteses e nos sugere novos estudos.

É provável que somente com uma ampla interação entre as áreas de conhecimento, possamos um dia chegar a descobrir os mistérios que vão nos permitir, não apenas entendermos melhor os mecanismos cerebrais, mas entendermos uns aos outros, aprendendo a conviver de maneira mais harmônica, respeitando e reconhecendo a importância e a participação de cada um dos seres vivos no ecossistema terrestre.

Apêndice A - Usando o *Emergent*

Esse apêndice foi escrito com o objetivo de auxiliar aqueles que, de posse dos arquivos que compõe este trabalho, queiram reproduzir os experimentos realizados ou realizar novos experimentos. Os arquivos estão disponibilizados em um CD-ROM juntamente com esta dissertação.

O *Emergent* possui uma página *Wiki* com diversas informações sobre seu funcionamento e uma lista de discussão própria. Estes dois canais devem ser o primeiro passo para aqueles que pretendam desenvolver algum trabalho utilizando esta ferramenta. Não pretendemos escrever um manual do *Emergent*, todas as informações básicas podem ser obtidas na página *Wiki*. Se houver alguma dificuldade na leitura deste apêndice, é extremamente recomendável a leitura da seção *Getting Started* deste (EMERGENT, 2007d).

Acreditamos que este capítulo possa ser útil principalmente por expor as peculiaridades deste projeto, como modificações em *scripts* de programas padrões, explicações dos *scripts* que foram criados especificamente para o problema do condicionamento, entre outros.

Instalando o *Emergent*

O primeiro passo é a instalação do programa. Como já foi dito, os experimentos foram realizados no ambiente Windows, mas nada impede que eles sejam reproduzidos num ambiente Linux. Para a tentativa de reprodução, disponibilizamos aqui o link para o executável da versão utilizada: <ftp://grey.colorado.edu/pub/emergent/emergent-4.0.15-win32.exe>

Entendendo o projeto

Depois de instalado, deve-se acessar o programa *Emergent*, através do menu iniciar ou do ícone instalado na área de trabalho. Através do *menu* `File -> Open Project` é possível localizar o diretório onde estão contidos os arquivos do projeto e selecionar o arquivo `AmidalaHipocampo.proj`. A tela apresentada deve ser semelhante a da figura abaixo.

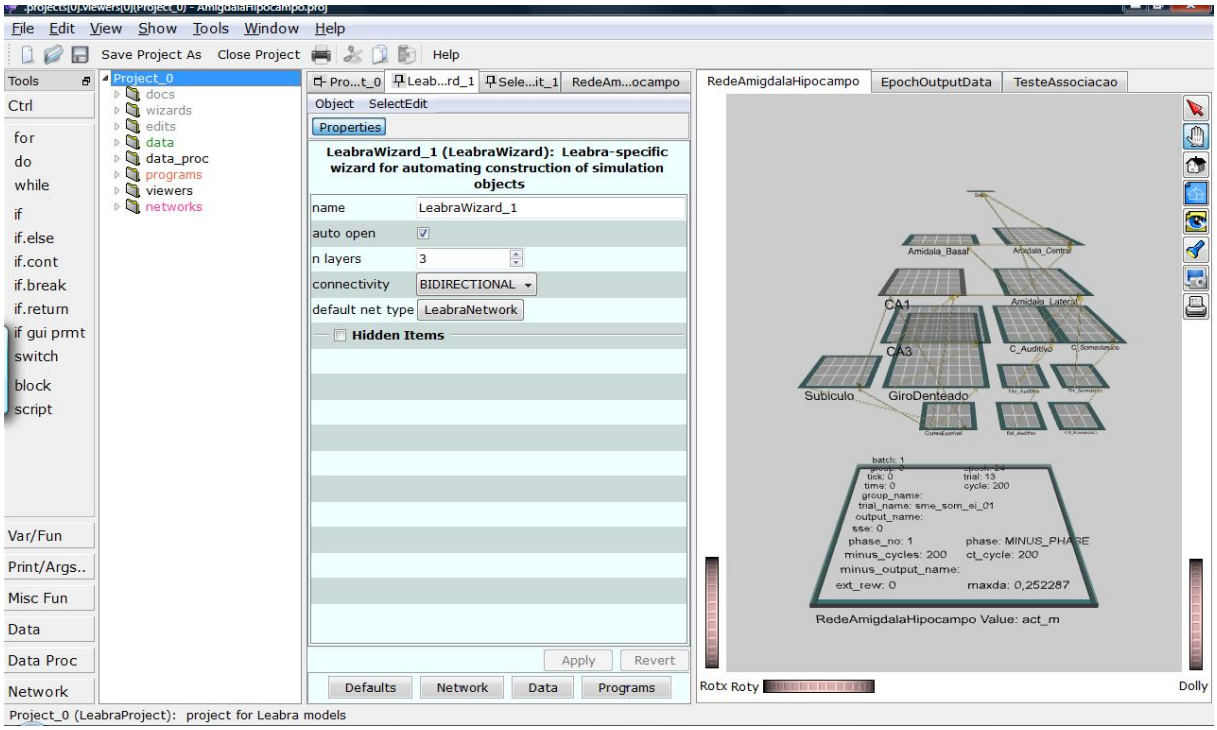

Figura 18: Tela inicial do Emergent.

A rede, suas camadas e projeções já estão definidas. Para explorar os detalhes da rede deve-se clicar em `networks`. Aparecerá o item `RedeAmidalaHipocampo` e abaixo dele os `layers` e os `specs`. Os `layers` contêm todas as camadas da rede. Dentro de cada uma é possível ver suas projeções. Os `specs` contêm informações importantes como taxas de aprendizado, inibição, aprendizado hebbiano, entre outras. São sob estas duas estruturas que se configuram todos os parâmetros importantes para tornar a rede mais próxima da realidade biológica.

Outra estrutura fundamental é a estrutura `data` que está dividida em `InputData`, `OutputData` e `AnalysisData`. As tabelas criadas para servirem de dados de treinamento e teste estão sob a estrutura `InputData`, como mostrado na Figura 19. Tanto a estrutura destas tabelas quanto o conteúdo foram definidos para a simulação do condicionamento. Caso seja necessário criar novos dados de treinamento e teste, é sob a estrutura `InputData` que estes devem ficar. Isto pode ser feito clicando o botão direito em `InputData` e escolhendo a opção `New`. Sob a estrutura `OutputData` encontram-se algumas tabelas que são criadas durante o treinamento e a fase de testes. Estas contém informações como o número de épocas, a linha da tabela que está sendo exibida a rede, o erro em cada *trial* e ao final de cada época, entre outros.

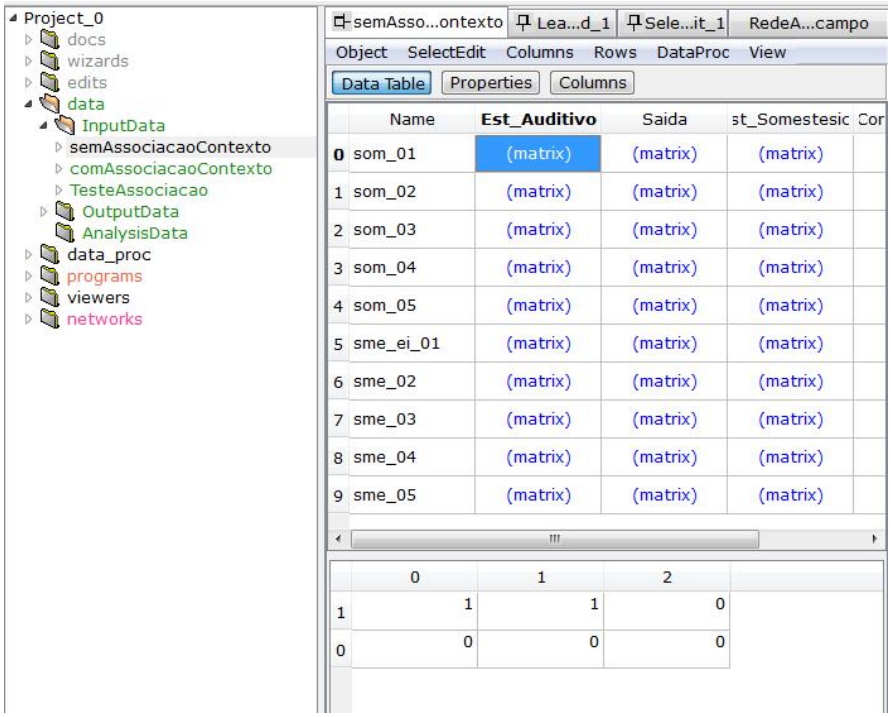

Figura 19: Tabelas de dados.

A última estrutura importante para ser entendida antes do início de um experimento é a estrutura *programs*. Nela estão contidos dois conjunto de programas (um conjunto de treinamento e outro de teste) definidos pela ferramenta. É possível modificar estes programas

e também criar outros que podem ser utilizados a partir deles. O conjunto de programas de treinamento chama-se `LeabraAll_Std`. O programa padrão utilizado para a realização de um treinamento é o programa `LeabraTrain`. Como mostrado na Figura 20, é necessário informar ao programa qual rede que está sendo treinada (caso exista mais de uma), qual tabela de dados de entrada será exibida a esta rede durante este treinamento, o número máximo de épocas e o critério de parada do erro.

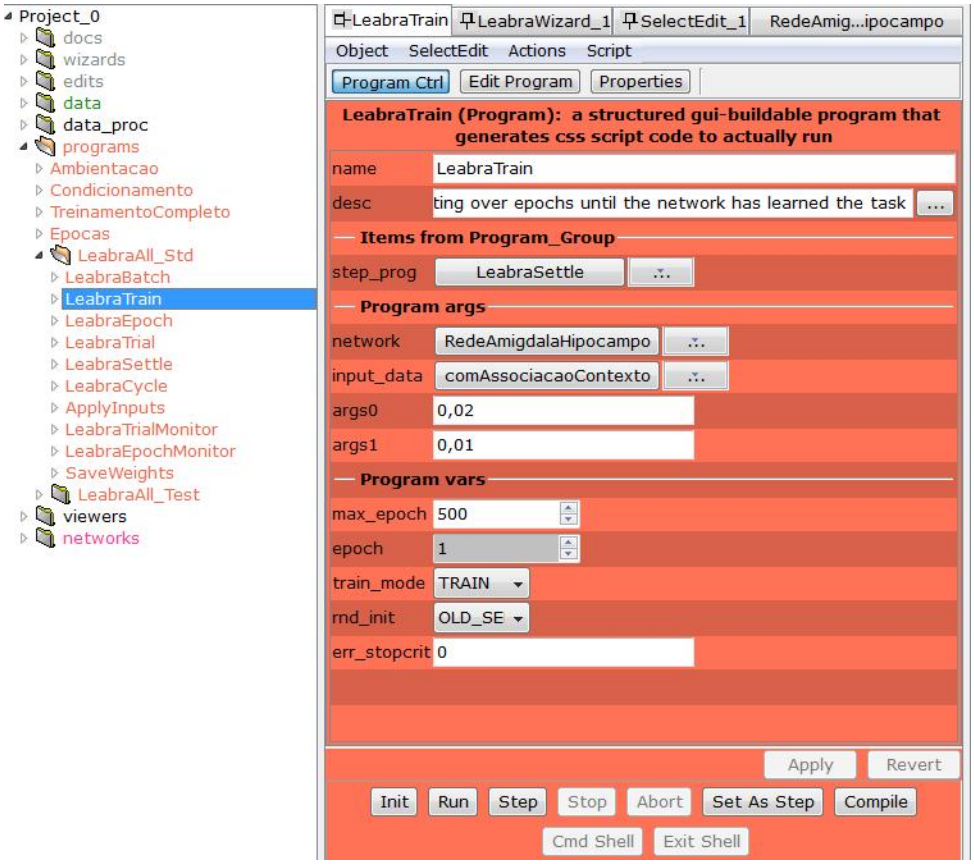

Figura 20: Tela de parametrização do LeabraTrain.

Como a simulação do condicionamento proposta nesta pesquisa contém duas fases de treinamento, optamos por criar outro programa para iniciar o experimento. Este programa evitou que fosse necessário trocar as tabelas de entrada a cada fase e modificou os programas `LeabraTrain` e `LeabraEpoch`. A modificação do primeiro evitou que os pesos fossem inicializados na segunda fase (a inicialização dos pesos no início de um treinamento é um

procedimento padrão). Assim, foram criados dois programas: `Ambientacao` e `Condicionamento`. Eles são cópias do `LeabraTrain` com algumas pequenas modificações que explicitaremos a seguir.

Tanto o programa `Ambientacao` quanto o `Condicionamento` tiveram o acréscimo de dois argumentos: `args0` e `args1` que serão explicados posteriormente. Ambos, dentro do `while` de seu laço principal, fazem uma chamada ao programa `Epocas` (e não ao programa `LeabraEpoch` como faz o `LeabraTrain`). O programa `Epocas` é uma pequena variação do `LeabraEpoch` que também será explicado adiante. As principais diferenças entre os programas `Ambientacao` e `Condicionamento` são exibidas nas figuras abaixo.

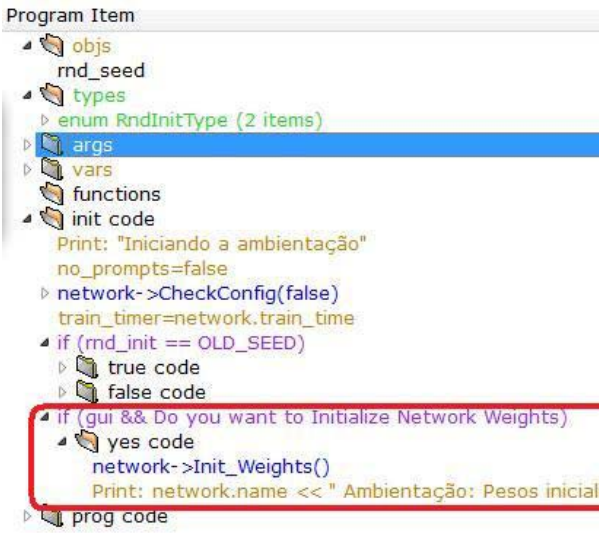

Figura 21: Programa Ambientacao.

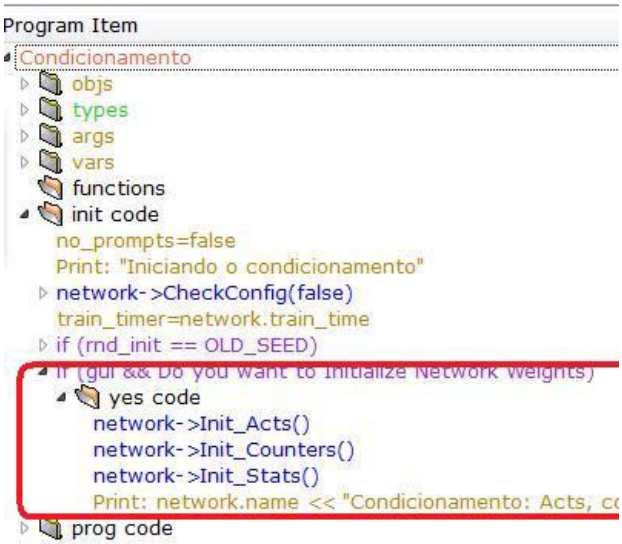

Figura 22: Programa Condicionamento.

O programa `Epocas` é uma pequena variação do programa `LeabraEpoch`. Esse programa exibe cada linha da tabela de entrada à rede e depois destas apresentações atualiza os pesos. Para simular de maneira mais realista como ocorre o aprendizado no cérebro, foi criado um *script* chamado `AlteraTaxaAprendizado.css`. Este *script* tem como função alterar

a taxa de aprendizado toda vez que um estímulo relevante é exibido. Por isso a existência dos dois argumentos: *args0* e *args1*. Eles representam os dois valores de taxa de aprendizado utilizados pelo *script*. Como este *script* é chamado dentro do programa `Epocas`, é preciso definir estes argumentos neste programa. Para que eles possam ser alterados facilmente durante as fases de treinamento, também foi preciso defini-los nos demais programas. Este *script* é chamado dentro do laço que apresenta os dados à rede apenas na fase de condicionamento. Assim, outro argumento foi definido, um booleano que tem valor `verdade` quando a fase é de condicionamento.

Figura 23: Programa Epocas.

O último programa criado chamado `TreinamentoCompleto` tem o objetivo de agrupar os programas `Ambientacao` e `Condicionamento` e chamá-los em seqüência. Como são utilizadas duas tabelas de treinamento, é preciso criar dois argumentos, cada um contendo uma das tabelas, para que estas possam ser passadas para seus respectivos programas.

Ao final do treinamento, informações importantes podem ser encontradas nas tabelas: `EpochOutputData` e `TrialOutputData`.

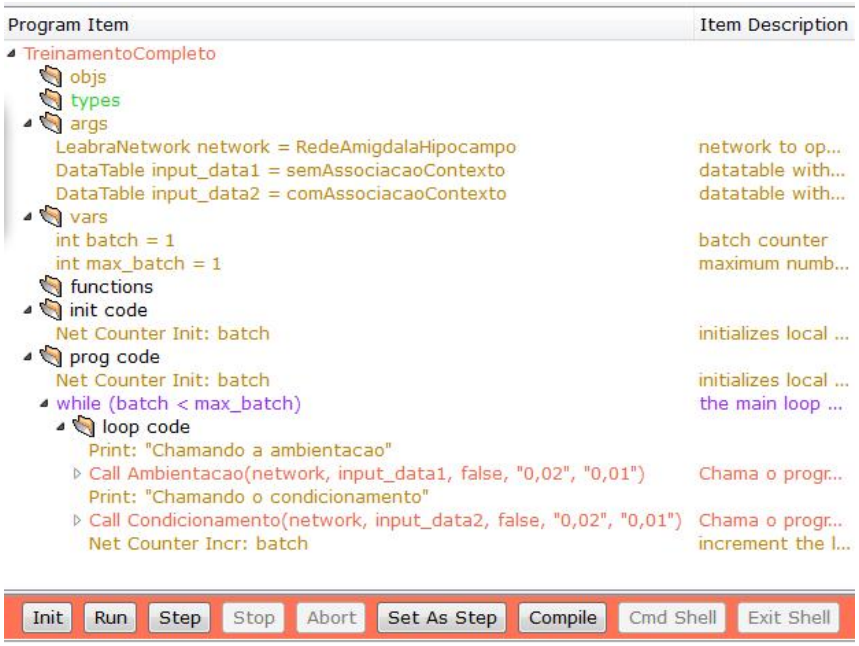

Figura 24: Treinamento Completo.

Terminadas as duas fases de treinamento, pode-se passar para a fase de teste. Nenhum programa especial foi criado para esta fase, pois os programas padrões criados pela ferramenta foram suficientes. O conjunto de programas de testes esta sob a estrutura `LeabraAll_Test` e o programa chamado é o programa `LeabraEpochTest`. Só é necessário definir, na janela de controle do programa, a rede que está sendo treinada, a tabela de dados que será exibida e a ordem que está seqüência será mostrada.

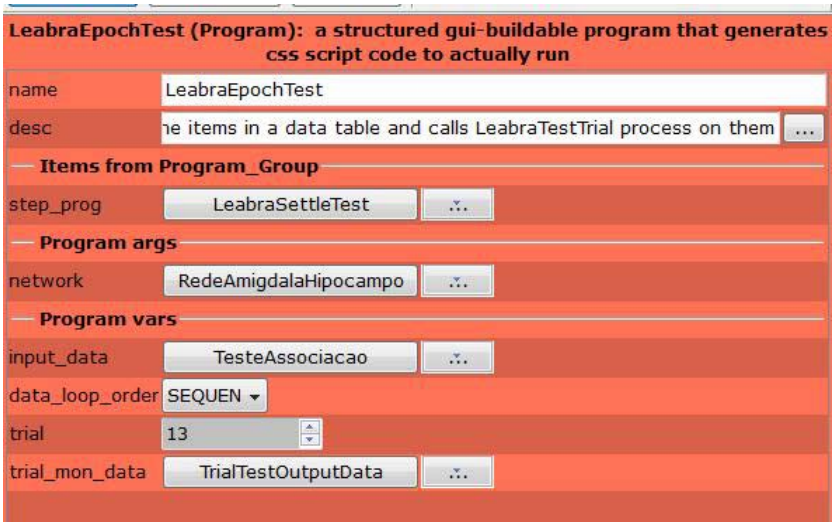

Figura 25: Programa LeabraEpochTest.

O resultado do teste pode ser encontrado nas tabelas `EpochTestOutputData` e `TrialTestOutputData` como mostrado na figura abaixo.

TrialTestOutputData | LeabraWizard_1 | SelectEdit_1 | RedeAmigd...Hipocampo

Object SelectEdit Columns Rows DataProc View

Data Table | Properties | Columns

	trial	trial_name	phase_no	minus_cycles	sse	ext_re
0	0	som_ei_ctx...	1	200	0	
1	1	som_ei_ctx...	1	200	0	
2	2	som_02	1	200	0	
3	3	som_03	1	200	0	
4	4	som_04	1	195	0	
5	5	som_05	1	200	0	
6	6	sme_ei_01	1	200	0	
7	7	sme_02	1	200	0	
8	8	sme_03	1	194	0	
9	9	sme_04	1	190	0	
10	10	sme_05	1	193	0	
11	11	contexto	1	200	0	
12	12	som_sme_ei...	1	200	0	
13	13	sme_som_ei...	1	200	0	

Figura 26: Resultados da tabela TrialTestOutputData.

Referências

ANTONIADIS, E.; MCDONALD, R.J. **Amygdala, hippocampus and discriminative fear conditioning to context.** Behavioural Brain Research, v. 108, p. 1–19, 2000.

ARMONY, J. L.; LEDOUX, J. E. **How the brain processes emotional information**. The New York Academy of Sciences, n. 821, p.259-270, 1997.

ARMONY J. L.; SERVAN-SCHREIBER D.; COHEN J. D.; LEDOUX J. E. **Computational modeling of emotion: Explorations through the anatomy and physiology of fear conditioning**. Trends in Cognitive Sciences, v. 1, n.1, p. 28-34, abr.1997.

BADDELEY, A. **Human Memory, Theroy and Practice**. Boston: Allyn & Bacon, 1997.

BALKENIUS C.; MORÉN J. **A computational model of context processing**. Animals to Animals 6: Proceedings of the 6th International Conference on the Simulation of Adaptive Behaviour, Cambridge: The MIT Press, 2000.

CANNON, W. B. **Bodily changes in pain, hunger, fear and rage**. Nova York: Appleton, v. 2, 1929.

CAREW, T.J. **Molecular enhancement of memory formation.** Neuron, v.16, p. 5-8, 1996.

CECCHI, G. **Entrevista concedida na seção Limiar – Neurociência**. Viver Mente e Cérebro, ano XIV, n. 156, p. 20-21, 2006.

EICHENBAUM H. **The Cognitive Neuroscience of Memory: an Introduction**. New York: Oxford University Press, 2002.

_____. **The Secret Life of Memories**. Neuron, v.350, p. 350-352, 2006.

Emergent Neural Network Simulation System, 2007. Disponível em:

< http://grey.colorado.edu/emergent/index.php/Main_Page>. Acesso em: 24 Jul 2008, 05:35.

Emergent, 2007. **About Emergent**. Disponível em:

< http://grey.colorado.edu/emergent/index.php/About_Emergent>. Acesso em: 24 Jul 2008, 05:35.

Emergent, 2007. **Lista de discussão**. Disponível em: http://grey.colorado.edu/cgi-bin/mailman/listinfo/emergent-users >. Acesso em: 24 Jul 2008, 06:25

Emergent, 2007. **Getting Started**. Disponível em: http://grey.colorado.edu/emergent/index.php/Getting_Started >. Acesso em: 24 Jul 2008, 06:45

FELLOUS, J.; ARMONY, J.L.; LEDOUX, J.E. **Emotional Circuits and Computational Neuroscience.** The handbook of brain theory and neural networks. 2ed. The MIT Press, 2002.

GAZZANIGA M. S.; IVRY R. B.; MANGUN G. R. **Cognitive Neuroscience: The Biology of Mind**. 2.ed. New York; W.W. Norton & Company, 2002. 768 p.

GENESIS, 1994. Disponível em: <http://www.genesis-sim.org/GENESIS/ >. Acesso em: 24 Jul 2008, 05:40

GLUCK M. A.; MYERS C. E. **Gateway to Memory**. USA: MIT Press, 2001. 448 p.

HALBACH, O.B.; ALBRECHT, D. **Reciprocal connections of the hippocampal area CA1, the lateral nucleus of the amygdala and cortical areas in a combined horizontal slice preparation.** Neuroscience Research, v. 44, p. 91-100, 2002.

IZQUIERDO, I. **Memória**. Porto Alegre: Artmed, 2002. 95 p.

JAMES, W. **What's an emotion**? Mind 9, p. 188-205, 1884.

Lectures on Computational Neuroscience, 2006. Disponível em: <http://www.genesis-sim.org/GENESIS/cnslecs/cnslecs.html>. Acesso em: 27 Jul 2008, 19:06.

LEDOUX, J. **O Cérebro emocional**: os misteriosos alicerces da vida emocional. Rio de Janeiro: Objetiva, 2001. 332 p.

_____. Synaptic **Self: how our brains become who we are**. New York: Viking, 2002. 406 p.

Lens, 2000. Disponível em: < http://tedlab.mit.edu/~dr/Lens/>. Acesso em: 24 Jul 2008, 05:44.

LENT, R. **Cem bilhões de neurônios**: conceitos fundamentais da neurociência. São Paulo: Editora Ateneu, 2001. 698 p.

MCGAUGH, J.L. **Memory - A century of consolidation.** Science, v. 287, n. 5451, p. 248-251, 2000.

MATLAB, 2008. Neural Network Toolbox 6.0. Disponível em:

< http://www.mathworks.com/products/neuralnet/>. Acesso em: 24 Jul 2008, 05:46.

NEURON, 1997. Disponível em: < http://www.neuron.yale.edu/neuron/>. Acesso em: 24 Jul 2008, 05:42

O'REILLY R. C.; MUNAKATA Y. **Computational Explorations in Cognitive Neuroscience: Understanding the Mind by Simulating the Brain**. Cambridge: MIT Press, 2000. 504 p.

PHELPS, E.A.; LEDOUX, J.E. **Contributions of the Amygdala to Review Emotion Processing: From Animal Models to Human Behavior.** Neuron, v. 48, p. 175–187, 2005.

PIKKARAINEN, M.; RONKKO, S.; SAVANDER, V.; INSAUSTI, R.;PITIKANEN, A. **Projections From the Lateral, Basal, and Accessory Basal Nuclei of the Amygdala to the Hippocampal Formation in Rat.** The Journal of Comparative Neurology, v. 403, p. 229-260, 1999.

PHILLIPS, R.G.; LEDOUX, J.E. **Lesions of the Dorsal Hippocampal Formation Interfere with Background but Not Foreground Contextual Fear Conditioning.** Learning & Memory, v.1, p. 34-44, 1994.

RUDY, J.W.; O'REILLY, R.C. **Contextual Fear Conditioning, Conjunctive Representations, Pattern Completion, and the Hippocampus**. Behavioral Neuroscience, v. 113, n. 5, p. 867-880, 1999.

SIGURDSSON, T.; DOYÈRE, V.; CAIN, C.K.; LEDOUX, J.E. **Long-term potentiation in the amygdala: A cellular mechanism of fear learning and memory.** Neuropharmacology, v. 52, p. 215-227, 2007.

SQUIRE, L.R. **Neuroscience. Rapid consolidation.** Science, v. 316, n. 5821, p. 76-82, 2007.

SUTTON R. S.; BARTO, A.G. **A temporal-difference model of classical conditioning**. Proceedings of the Ninth Conference of the Cognitive Science Society, p. 355–378, 1987.

TURNOCK M.; BECKER S. **A neural network model of hippocampal–striatal–prefrontal interactions in contextual conditioning**. Brain Research, v.1202, p. 87-98, Abril 2008.

VARELLA, A. V. S. **Uma abordagem computacional e conexionista sobre o sistema de memória emocional.** 2006. 120 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Núcleo de Computação Eletrônica, Instituto de Matemática, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

WHITLOCK, J.R.; HEYNEN, A.J.; SHULER, M.G.; BEAR, M.F. **Learning induces LTP in the hippocampus.** Science, v.313, n.5790, p. 1093-1097, 2006.