Proceedings of V Brazilian Conference on Neural Networks - V Congresso Brasileiro de Redes Neurais pp. 367-372, April 2-5, 2001 – Rio de Janeiro - RJ - Brazil

## Em busca de estabilização na GasNet

Carmen L.R. Santos IEAv - ITA Centro Técnico Aeroespacial Caixa Postal 6044 São José dos Campos, SP carmenl@ieav.cta.br Pedro P.B. de Oliveira UNIVAP - IP&D Av S.Hifumi 2911 Urbanova 12244-000 SJCampos, SP pedrob@univap.br

Celso R. Souza IEC - ITA Centro Técnico Aeroespacial São José dos Campos, SP celsoren@ita.comp.cta.br

### Abstract

The GasNet is a novel kind of artificial neural network which, in addition to the traditional electric type, point-to-point communication between units, it also allows for interaction between the units through a diffusable chemical modulator. The GasNet is a dynamical system with a strong bias on recurrency, due to the recurrent electric connections it may have between the units, and also because of the coupled electrochemical activity inherent to it. As a consequence, a question arises of the influence of the latter, over GasNet's performance and stability. Initial steps towards addressing this question are taken herein, from an empirical standpoint, based on a task carried out by a simulated robot. This experiment, together with our earlier results in the XOR problem, indicate difficulties for GasNet, and provide clues for the identification of its causes, and the measures to correct. or. at least. alleviate it.

### 1. Introdução

Vários trabalhos têm sido publicados nos últimos anos, nos quais a computação evolutiva é aplicada ao projeto de uma rede neural, que evidenciam inúmeras vantagens desse método ([15]). Nesse sentido, Husbands e colaboradores propuseram recentemente uma nova classe de redes neurais artificiais, a GasNet ([8], [9], [10], [12] e [17]), que foi aplicada na evolução bem sucedida de controladores para robôs móveis autônomos, capazes de realizar uma tarefa de discriminação (de fato, também se evoluiu a morfologia visual do robô). Nesta tarefa um robô deve aprender a distinguir duas formas distintas, um triângulo e um retângulo, colocados na parede interna de uma arena retangular na qual ele se encontra. O desempenho do robô é obtido considerando-se sua posição inicial, e sua posição final relativa ao triângulo. Os controladores obtidos através da GasNet se mostraram simples e rápidos, requerendo na sua criação menos gerações do que abordagens evolutivas que operam com arquiteturas de rede convencionais.

GasNets são sistemas dinâmicos representados por redes onde dois substratos de naturezas distintas atuam: um elétrico, definido por conexões físicas (eventualmente recorrentes) entre as unidades, e um outro, químico, definido pela dinâmica de gases presentes no sistema. GasNets representam, portanto, uma nova classe de redes neurais artificiais recorrentes que incorporam moduladores gasosos que, por sua vez, atuam sobre a rede, alterando propriedades intrínsecas de suas unidades, de um modo dependente da concentração de gases sobre elas incidentes.

Dessa forma, uma questão que se apresenta em primeiro plano diz respeito ao possível efeito do acoplamento dinâmico existente entre os processos elétrico e químico da GasNet sobre sua estabilidade, para que ela possa ser efetivamente útil ao fim a que se destina. O ponto chave aqui é o controle da estabilidade da GasNet, já que, se em redes neurais recorrentes o problema apresenta apenas soluções pontuais, a recorrência adicional da GasNet, imposta pelo acoplamento químico-elétrico, torna o problema ainda mais crítico. Este é um ponto que foi deixado praticamente em aberto em sua proposição original, e que constitui o foco deste trabalho, onde se caminha no sentido de se evidenciar mecanismos que permitam minimizar o problema.

0 trabalho não procurou propor um desenvolvimento formal a respeito da questão, e teve uma natureza eminentemente empírica, a partir do pano de fundo representado por dois grandes experimentos realizados. No primeiro, evoluiu-se uma GasNet para resolver o clássico problema do Ou-Exclusivo (XOR), cujos resultados foram discutidos em [18] e excluídos do presente artigo. O segundo teve natureza mais afim àquela em que a GasNet foi originalmente proposta, e tratou de se evoluir um robô simulado, que deve se deslocar de forma a passar por uma seqüência pré-definida de posições em um plano discretizado, tendo-se como informação sensorial os dados do ponto que lhe é mais próximo; por facilidade descritiva, formulou-se esta tarefa em termos da metáfora de um robô que deve coletar uma seqüência de unidades de comida, supostamente presentes nos vários pontos por onde ele deve passar.

O que se descreve a seguir são resultados resumidos do experimento da coleta de comida (do qual também tratamos em [18], com outro enfoque). Na próxima seção, apresentam-se aspectos gerais sobre a GasNet e sua evolução, com destaque à sua formulação e detalhes da implementação do algoritmo evolutivo utilizado. Em seguida, na Seção 3, uma conceitualização sobre os esquemas de acoplamento entre entrada e saída é fornecida, como subsídio a discussões realizadas no contexto dos experimentos. As Seção 4 apresenta o experimento da tarefa de simulação de coleta de comida. A Seção 5 conclui o artigo, com discussões sobre os resultados obtidos.

### 2. A GasNet

## 2.1. Fundamentação biológica e formulação computacional

Em arquiteturas tradicionais conexionistas o fluxo de informação do sistema baseia-se em analogias com o comportamento de neurotransmissores no cérebro. Descobertas recentes no entanto apontam para uma nova classe de neurotransmissores, de natureza gasosa, que apresentam um modo radicalmente distinto de atuação. primeiro neurotransmissor 0 gasoso identificado foi o óxido nítrico (NO). O NO é um gás de alta difusão, constituído por pequenas moléculas não polares, e que desempenha vários papéis no corpo humano ([7]). Ao contrário dos neurotransmissores comuns, o NO é capaz de atravessar as estruturas celulares existentes no cérebro, mantendo um padrão esférico de difusão. Tal comportamento, associado a um tempo de meia-vida na ordem de segundos ou mesmo minutos, faz com que o NO possa atuar sobre regiões inatingíveis por outros neurotransmissores. O poder deste mensageiro de sinalizar inúmeros neurônios e sinapses caracteriza uma forma de atuação bastante diversa da convencional, onde a comunicação é circunscrita apenas aos pontos de justaposição.

Embora baseada em aspectos biológicos, a proposta da GasNet não deve ser vista como um modelamento formal dos processos envolvidos. Apesar disso, por simplicidade, muito da terminologia usada para descrevê-la se vale de analogias com os sistemas reais.

As unidades (ou nós) da rede são a origem e a razão de ser de toda atividade química existente. Na versão atual da GasNet a atividade química define-se a partir de dois tipos de gases distintos. Uma unidade é uma fonte emissora potencial de um tipo de gás específico, mas suas características são moduladas por flutuações na concentração do conjunto total de gases existente. Como resultado da modulação obtem-se uma rede cujas unidades apresentam comportamento dinâmico e heterogêneo. Uma vez emitido, o gás gerado por uma unidade difunde-se através da rede, alterando as concentrações das unidades em sua vizinhança, sendo portanto a geometria da rede um elemento determinante na dinâmica do sistema.

O material genético de uma unidade determina se ela será ou não uma fonte emissora, que tipo de gás ela emitirá e as circunstâncias específicas para ocorrência da emissão. As emissões são controladas por limiares, elétrico e químico, definidos para os dois substratos que atuam sobre a rede. Emissões acontecem quando os limiares definidos são ultrapassados, quer seja este limiar associado à ativação elétrica ou à concentração química, de um gás específico, incidente sobre a unidade. Faz parte ainda da bagagem genética de uma unidade emissora o seu raio de influência, que delimita, no plano, a região de alcance de sua emissão. Este raio pode ser visto como uma analogia à taxa de decaimento do óxido nítrico em sistemas biológicos, que ocorre em função das interações deste gás com outros elementos químicos presentes no cérebro. Um modelo de difusão bastante simplificado é aqui utilizado; em particular, a concentração total de cada gás em uma unidade é dada pela somatória das concentrações sobre ela incidentes.

Em [8], do conjunto de características que definem uma unidade, apenas a função de transferência é modificada em decorrência da modulação. O resultado da função de transferência aplicado na unidade *i* no tempo *n*, i.e., a saída,  $O_i^n$ , é dado por:

$$O_i^n = \tanh\left[k_i^n \left(\sum_{j \in Ci} wji \ O_i^{n-1} + I_i^n\right) + b_i\right] \qquad (1)$$

onde  $k_i^n$  é o parâmetro de modulação característico da função de transferência da unidade *i* no tempo *n*;  $C_i$  é o conjunto de unidades conectadas à unidade *i*; w<sub>ij</sub> é o peso da conexão entre *i* e cada elemento *j* de  $C_i$ ;  $I_i^n$  é a entrada externa da unidade *i* no tempo *n*; e  $b_i$  é o valor de tendência (*bias*) da unidade *i*. As unidades da rede são atualizadas de modo síncrono, utilizando-se as saídas da rede obtidas no ciclo anterior.

Cada unidade possui um valor inicial *default* do parâmetro k, designado por  $k_i^0$ , que é determinado geneticamente, e que vai posteriormente sendo alterado ao longo da operação da rede, em função das concentrações correntes dos gases incidentes sobre a unidade. A cada unidade de tempo as concentrações são medidas e, enquanto que o aumento na concentração de um dos gases faz com que o valor de k seja incrementado, o aumento na concentração do outro acarreta sua diminuição. Em função destas alterações, padrões bastante distintos de respostas podem ser gerados, possibilitando a implementação de redes com um comportamento dinâmico bastante rico e complexo.

Na definição da topologia da rede, utiliza-se um esquema de conexão entre as unidades baseado em dois segmentos de círculos que são definidos para cada nó (e com centro neles), um para ligações excitatórias e outro para as inibitórias. O nó terá ligações positivas, de peso +1, com as unidades que se encontram em seu segmento de círculo excitatório, e terá ligações negativas, de valor –1, com as que se encontram em seu segmento de círculo inibitório. Caso os segmentos se interceptem, ligações excitatórias e inibitórias serão traçadas para as unidades pertencentes à interseção.

Todas as variáveis que definem os círculos e segmentos de círculos utilizados são especificadas geneticamente.

### 2.2. Evoluindo GasNets

Genótipos determinam redes de características distintas, sendo seus genes utilizados para especificar as diferentes unidades destas redes. Como o tamanho da rede é variável e objeto de evolução, o tamanho da cadeia que compõe o genótipo é também variável. Cada parâmetro real da rede é representado no gene por um valor inteiro no intervalo [0, 100]. Os parâmetros discretos utilizados na rede estão restritos a um conjunto de valores discretos e pré-definidos. De maneira geral, nas implementações realizadas os primeiros genes da rede são utilizados para especificar as unidades de saída. Estas unidades não recebem entradas externas. Após as unidades de saída, seguemse as de entrada e, em seguida, as unidades escondidas.

O número de parâmetros codificados por um gene varia em função da aplicação e do esquema de conexão empregado, mas representa os vários parâmetros já mencionados; em particular, um parâmetro de cada unidade indica não só se ela emitirá (ou não) gás mas, caso haja emissão, identifica ainda uma de três circunstâncias sob a qual esta emissão poderá ocorrer. Emissões ocorrem quando a atividade elétrica da unidade excede o limiar elétrico definido, ou quando a concentração do gás 1 (ou, de modo excludente, do gás 2) ultrapassa o limiar químico especificado. Para unidades emissoras, parâmetro definem ainda o tipo do gás que será emitido, o raio de alcance da emissão, a taxa de elevação ou decaimento de concentração, e a função de transferência *default* da unidade.

Para evoluir a GasNet utiliza-se uma variação do algoritmo genético convencional, o algoritmo genético distribuído, DGA ([3],[6] e [11]). Ao contrário de outros algoritmos genéticos paralelos baseados nos chamados "modelos de ilha", o DGA utiliza uma composta população única, por indivíduos espacialmente distribuídos. Neste esquema os membros de uma população são distribuídos em um toróide (no presente caso uma grade bidimensional  $10 \times 10$ ), não havendo mais do que um indivíduo por célula. Um processo de seleção local, baseado na especificação de vizinhancas de tamanho fixo, aleatoriamente definidas a partir de pontos distintos da grade, garante aos seus melhores integrantes uma maior chance de se reproduzir. Após a reprodução, os filhos gerados passam a residir nesta mesma vizinhança, substituindo indivíduos menos capazes que nela se encontrem.

Toda reprodução é assexuada, não sendo aplicado portanto o operador de cruzamento. Quatro operadores de mutação, com diferentes probabilidades, são definidos. Dois operadores de mutação atuam no genótipo, aumentando ou diminuindo o número de seus genes. Os outros dois operadores atuam no gene, alterando os valores de suas variáveis. O primeiro destes, *taxa de mutação*, especifica se uma variável será ou não alterada. Definida uma alteração, o segundo operador, *taxa de mutação macro*, especifica o escopo da alteração a ser realizada. Uma modificação pode incorporar ao valor da variável um pequeno *percentual de mutação* (por exemplo  $\pm 10\%$  de seu valor corrente), ou pode, mais drasticamente, desconsiderar seu valor corrente, gerando um novo valor aleatório no intervalo [0, 100]. Variáveis do genótipo associadas a parâmetros contínuos na rede estão sujeitas a estes dois tipos de modificação, mas quando a associação ocorre com parâmetros nominais, apenas o segundo tipo de modificação é aplicável.

Naturalmente, no DGA o processo de reprodução e mutação é local, ocorrendo entre indivíduos de uma mesma vizinhança (i.e., o ponto escolhido e seus 8 vizinhos imediatos). Dada uma vizinhança, a escolha do indivíduo que irá se reproduzir, e daquele a ser substituído, se dá através do critério de regra da roleta baseada em ordem (*rank*) ([11]).

# 3. Esquemas de acoplamento entrada-saída ou sensório-motor

Como subsídio a um dos pontos centrais a serem discutidos no contexto dos experimentos, deve-se primeiramente examinar uma noção pertinente, que é tratada nesta seção. No contexto de qualquer tipo de rede neural artificial é necessário se definir como e quando o sinal de saída deve ser considerado como a resposta da rede à instância do problema representado pelo sinal de entrada. No caso de redes de conexão direta a questão pode ser trivialmente decidida, bastando que se considere o tempo de propagação direto do sinal de entrada, ao longo das várias camadas da rede. No entanto, quando está se tratando de redes recorrentes. questão neurais а se torna incomparavelmente mais ampla, já que, por exemplo, oscilações passam a ser possíveis na rede, o que se torna um complicador na definição do mapeamento entrada-saída adequado para o problema em questão.

Considerando que as GasNets possuem, adicionalmente, a recorrência devida ao acoplamento elétrico-gasoso, a questão se torna ainda mais nebulosa, fazendo com que várias possibilidades adicionais de mapeamento sejam possíveis e, portanto, consideradas. Tais possibilidades podem ser expressas na forma de uma taxonomia de esquemas de acoplamento que aqui propomos, a partir da necessidade de uma conceitualização desses esquemas, a fim de bem usá-los e descrevê-los. Assim, para caracterizar um esquema, consideramos necessário especificá-lo segundo cada um dos seguintes aspectos:

**Período de fixação do sinal de entrada**: Refere-se ao intervalo de tempo durante o qual o sinal de entrada será mantido fixo, até que se considere que a rede tenha produzido a saída correspondente. **Período de amostragem do sinal de saída**: Referese ao intervalo de tempo durante o qual o sinal de saída da rede será amostrado, para então ser processado e gerar o sinal a ser efetivamente usado (por exemplo, passado aos atuadores). Para fins deste trabalho, considera-se apenas a amostragem seqüencial dos *n* últimos valores produzidos pela rede e a obtenção de sua média.

**Tempo de retardo da atividade química**: Referese à freqüência com que se permite que a atividade química altere a dinâmica elétrica da Gasnet. Este aspecto é caracterizado pelo intervalo de tempo em que a atividade química permanecerá constante, mas sem efeito, i.e., todas as concentrações de gás permanecerão as mesmas, mas, sem variar a dinâmica elétrica.

**Tempo de retardo da atividade elétrica**: Caracterizado pelo tempo necessário para que o primeiro sinal de saída seja usado (no caso, passado aos atuadores), a partir da aplicação do primeiro sinal elétrico à entrada. Esse aspecto define a fase entre os sinais de entrada e saída, e independe do tipo de atualização elétrica interna, seja ela síncrona ou assíncrona.

A tarefa original de discriminação utilizou um acoplamento sensório-motor com amostragem instantânea do sinal de saída, e retardo elétrico. Em conjunto, este esquema nada mais representa do que uma defasagem entre entrada e saída, situação típica das redes neurais recorrentes usuais.

Dois esquemas de acoplamento sensório-motor foram aqui estudados e denominados, por simplicidade, esquemas sensório-motor 1 e 2. Em ambos o período de fixação do sinal de entrada e o tempo de retardo da atividade elétrica foram definidos como 20 iterações. Enquanto que o esquema sensório-motor 1 apresenta um tempo de retardo da atividade química também de 20 iterações, no esquema sensório-motor 2 este valor é reduzido a apenas 1 iteração (a exemplo daquele utilizado na tarefa de discriminação). Observe-se que ambos os esquemas representam, fundamentalmente, estratégias de estabilização da dinânica eletroquímica da GasNet.

Os dois esquemas de acoplamento foram testados na tarefa de simulação de coleta de comida. Neste contexto, a análise dos melhores indivíduos obtidos em um conjunto de execuções indica que ambos os esquemas podem produzir indivíduos igualmente capazes; porém, o esquema sensório-motor 2, parece produzir indivíduos com maior capacidade de generalização.

## 4. A tarefa de coleta de comida4.1. Aspectos gerais

A tarefa de simulação nesta seção tem por base a implementação proposta por Cangelosi ([2]), embora variações dela possam também ser encontradas em

[1],[14] e [16]. O cenário consiste de um conjunto de 5 mundos, especificados como grades com dimensão 20 por 20, cada mundo contendo 20 unidades de comida, aleatoriamente distribuídas. Um robô simulado visita este conjunto de mundos, iniciando no primeiro mundo e percorrendo seqüencialmente todo o conjunto, reiniciando o processo por 5 vezes, perfazendo assim um total de 25 visitas (5 mundos  $\times$  5 visitas). A cada visita o robô deve coletar as unidades de comida existentes na grade, sendo que no início de cada visita ele é reposicionado no meio da grade, numa orientação aleatória. O total de comidas por mundo é fixo, não havendo reposição das unidades de comida coletadas durante uma visita. A cada unidade de tempo o robô recebe informação do mundo externo e está habilitado a agir. Um total de 150 unidades de tempo (o equivalente a 150 ações) é alocado para o percorrimento de cada mundo, sendo este total o máximo exigido para que todas as unidades de comidas sejam coletadas, em qualquer das configurações de mundo (assumindo-se que o robô processe corretamente as informações por ele recebidas). O mundo não é toroidal, podendo o robô eventualmente ultrapassar os limites da região onde as unidades de comida se encontram.

O robô tem um sistema sensor rudimentar, que recebe informações sobre o ângulo e a distância da unidade de comida mais próxima. Assume-se que o robô tem uma frente, que define o seu sentido de deslocamento. A informação sobre o ângulo é medida no sentido horário, a partir da direção para a qual o robô está voltado, enquanto que a distância é a própria distância Euclidiana entre o robô e a unidade de comida mais próxima. As ações do robô são controladas pelas saídas da rede neural artificial que constitui seu controlador, sendo os valores de saída mapeados em quatro ações possíveis: virada de 90 graus à esquerda; virada de 90 graus à direita; um passo adiante; e nenhuma ação.

Na fase de avaliação, a habilidade do robô para coletar comida é medida pelo número de unidades por ele coletadas em cada uma das 25 visitas realizadas. Este conjunto dos valores de desempenho é então ponderado, para que se derive o valor de aptidão das soluções candidatas ([18]). Definida desta forma, a função de avaliação fornece altos valores globais de desempenho apenas para indivíduos que se saem bem em cada uma das avaliações em particular, evitando premiar indivíduos que apresentam desempenho máximo para algum mundo específico e exibem desempenho sofrível, ou médio, nos demais mundos existentes. O problema é considerado resolvido por redes com valor de avaliação F ≥19.0, o que ocorre quando o robô coleta no mínimo 95% das unidades de comida colocadas à sua disposição em cada visita. Exemplo de rede que resolve o problema pode ser encontrado em [18].

Existem várias vantagens em se permitir que o processo evolutivo defina o tamanho da rede adequada

ao tratamento de um dado problema, e este ponto chegou a ser avaliado experimentalmente. No entanto, para minimizar o esforço computacional, a maior parte das execuções foi realizada utilizando-se redes de tamanho fixo igual a 10 nós.

Várias avaliações foram realizadas e estão sendo aqui omitidas. Vale explicitar, no entanto, as realizados com variações no esquema de acoplamento sensóriomotor, que usaram ciclo sensório-motor de 20 unidades de tempo, incluindo redes com a emissão de gás habilitada, e ambos os esquemas de estabilização descritos na Seção 3. Ficou patente o impacto do aumento do ciclo sensório-motor no desempenho da rede, ainda que considerando-se a rede sem gás. Da mesma forma, independente do esquema de estabilização empregado, a diferença de desempenho entre redes com gás e redes sem gás foi bastante pequena, o que representa uma séria dificuldade para a Comparando-se esquemas GasNet. os dois apresentados, observou-se que o esquema sensóriomotor 2 apresenta resultados ligeiramente melhores.

É importante salientar que, embora a introdução dos esquemas de estabilização descritos tenham resultado num incremento na média dos melhores indivíduos de até 100%, o tempo necessário para produzí-los chegou a ser até 4 vezes maior.

Avaliou-se ainda o efeito da alteração de desempenho ao se definir o mapeamento de saída a partir da média das saídas referentes aos 10 últimos ciclos (ao invés de se tomar apenas a saída do último ciclo da estabilização). O resultado não indicou alterações significativas de desempenho, possivelmente devido ao fato de que a maioria dos resultados estaria convergindo para pontos fixos.

### 4.2. Sumário dos resultados obtidos

Evidenciou-se a impossibilidade da Gasnet de resolver o problema com o grau de eficácia préestabelecido, qual seja, o obtido em [2] para o mesmo Esse resultado é particularmente problema. significativo, já que a construção das redes neurais evoluídas por Cangelosi, depende de um processo de desenvolvimento embriológico associado; embora biologicamente mais plausíveis, tais redes são, no entanto, normalmente ineficientes do ponto de vista computacional [13]. Comparando-se ainda a eficácia da Gasnet com uma outra implementação correlata, descrita em [16] - no qual a mesma tarefa é apresentada em um contexto um pouco diferenciado e as redes evoluídas são redes de encadeamento direto modificadas - os resultados obtidos pela Gasnet também são inferiores.

No mesmo contexto evolutivo usado por Cangelosi (i.e., mesmos número de gerações, tamanho de população e número de ações por mundo), mostrou-se a ineficácia do substrato gasoso, uma vez que desempenhos similares podem ser obtidos por redes nas quais este substrato encontra-se totalmente desativado.

Aumentando-se significativamente o número de gerações empregado (por um fator de até 5 vezes), observou-se que o desempenho das GasNets sobrepujou aquele em que o substrato químico se encontra forçadamente desativado. No entanto, mesmo nessas situações, o grau de eficácia atingido pela Gasnet ficou aquém daquele que se estabeleceu para a resolução do problema. Esse resultado evidencia a evolvabilidade das GasNets, como conseqüência de seu substrato gasoso.

Ainda dentro do contexto evolutivo empregado por Cangelosi, e, dentro de limites adequados à exploração dos principais parâmetros disponíveis para configuração da rede e do processo evolutivo, não foi possível identificar tendências que pudessem resultar em passos significativos na obtenção da solução almejada.

Empregando-se alguns dos esquemas de acoplamento sensório-motor aqui propostos, foi possível melhorar a média dos melhores indivíduos, ao custo de um maior esforço computacional.

Finalmente, as redes analisadas que obtiveram sucesso na resolução do problema não se estabilizaram em valores fixos dos sinais elétricos de saída, que comandam os atuadores do robô. Todas elas se estabilizaram em regimes periódicos, evidenciando ser este o padrão de dinâmica característico.

## 5. Conclusões

O experimento da GasNet no XOR, omitido deste artigo, mostrou ser possível evoluir GasNets que resolvessem o problema com o uso efetivo dos gases, e com redes da mesma ordem de grandeza que as de outros tipos de redes neurais artificiais usadas para resolver o mesmo problema. Além disso, análise realizada de boas redes evidenciou que elas se estabilizaram em valores fixos dos sinais elétricos de saída.

O ponto central que se evidenciou aqui foi o aparecimento de ciclos limites, característico do comportamento dos indivíduos analisados na tarefa da coleta. Como não há restrições quanto às topologias que podem ser implementadas por uma GasNet, tal comportamento encontra-se dentro do que se pode esperar neste tipo de sistema. Conforme mencionado em [4], relativamente à GenNet (uma rede totalmente conectada, com função de transferência não linear), o leque de comportamentos dinâmicos em casos como este é amplo, envolvendo pontos fixos, oscilações, atratores estranhos e, eventualmente, caos.

No contexto de arquiteturas convencionais, ciclos limites ocorrem, por exemplo, numa extensão de redes do tipo Hopfield, conhecida como modelo de Little ([5]). Ao contrário das redes de Hopfield, o modo de atualização utilizado na fase de recuperação da redes de Little ocorre de modo síncrono, gerando ciclos limites de tamanho 2, i.e., estados cíclicos persistentes, composto por dois padrões complementares ([19]). A caracterização de tais fenômenos é importante para o delineamento de abordagens que permitam eliminar o problema causado pelas periodicidades encontradas e que possam, inclusive, vir eventualmente a explorá-las.

Os modos aqui divisados para abordar a questão de ciclos limites teve um caráter empírico. Assim, muito embora ciclos de estabilização consistindo de 10 e 30 iterações tenham sido também estudados, não houve uma abordagem sistemática na análise do número ideal de iterações, sendo que 20 unidades pareceu representar o número de iterações que melhor atendia às demandas por desempenho e baixo custo computacional. Este número de iterações sugere, portanto, uma janela de análise adequada para os comportamentos dinâmicos existentes que, no caso de ciclos limites, eqüivale a dizer que, muito provavelmente, as possíveis periodicidades exibidas por este problema encontram-se dentro da janela estipulada.

Uma questão adicional interessante refere-se à amostragem do resultado produzido pela estabilização. A observação do comportamento da rede durante o período de estabilização indica que, após um período transiente, a rede estabiliza ou em um ponto fixo ou em um ciclo limite de periodicidade não determinada. Definiu-se que a saída a ser enviada para os atuadores seria aquela produzida na vigésima iteração do ciclo de estabilização. Um tratamento mais natural para a eliminação do efeito de possíveis ciclos limite seria que o resultado enviado fosse aquele produzido pela média das últimas iterações do ciclo, sendo o número de iterações considerado igual ou superior à periodicidade do ciclo limite. No entanto, conforme pôde ser verificado, a diferença dos valores obtidos nas duas diferentes abordagens não se mostrou significativa, não justificando o custo adicional para a obtenção do valor de média. Uma explicação provável para esta situação é de que a amplitude dos ciclos que se estabelecem não são, de fato, capazes de serem percebidas pelo mapeamento de saída realizado. Assim tudo se passa como se, ao final do período transiente, o sistema se encaminhasse para um ponto fixo. Tal explicação carece, no entanto, de maior evidência.

Dada a dificuldade da GasNet produzir bons resultados para este problema, uma questão que se coloca é a possível relação entre ciclos limites e a perda de eficiência da rede. Este, e outros aspectos correlatos, estão sob análise no momento, e seus resultados serão reportados futuramente.

#### Agradecimentos

Agradecemos a Phil Husbands, por inúmeras discussões em todas as fases deste projeto. C.L.R.S. agradece ao IEAv-CTA pela oportunidade. P.P.B.O. agradece suporte financeiro concedido pelo CNPq (ProTEM-CC Edital 4), British Council (Ref. SPA/881/126) e FAPESP (Proc. N<sup>o</sup>. 96/7200-8).

#### Referências

- Ackley, D.; Littman, M. "Interaction between learning and evolution". In: Langton, C.G.; Taylor, C.; Farmer, J.D.; Rasmussen, S., eds., *Artificial Life II*, pp. 487-509. Addison-Wesley, 1991.
- [2] Cangelosi, A. "Heterochrony and adaptation in developing neural networks". In: *Proceedings of GECCO1999*, pp. 1241-1248, 1999.
- [3] Collins, R.; Jefferson, D. "Selection in massively parallel genetic algorithms". In: Belew, R.K.; Booker, L.B., eds., *Proceedings of the 4<sup>th</sup> International Conference in Genetic Algorithms*, ICGA-91, pp. 249-256. California: Morgan Kaufmann, 1991.
- [4] Garis, H. Genetic Programming : GenNets, Artificial Nervous Systems, Artificial Embryos, DPhil thesis, Brussels University, 1992. Disponível em: http://foobar.starlab.net/~degaris/papers/thesis/thesis.html.
- [5] Hertz, J.; Krogh, A.; Palmer, R.G. Introduction to the theory of neural computation, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, v.1, A.Wesley, 1991.
- [6] Hillis, W.D. "Co-evolving parasites improve simulated evolution as an optimization procedure". *Physica D*, 42:228-234, 1990.
- [7] Hölscher, C. "Nitric oxide, the enigmatic neuronal messenger: its role in synaptic plasticity". *Trends in Neuroscience*, 8:298-303, 1997.
- [8] Husbands, P.; Smith, T.; Jakobi, N.; O'Shea, M. "Better living through chemistry: Evolving GasNets for robot control". *Connection Science*, 10(3/4):185-210, 1998.
- Husbands, P.; Smith, T.; O'Shea, M.; Jakobi, N.; Anderson, J.; Philippides, A. "Brains, gases and robots". In *Proceedings of ICANN98*, pp. 51-63, 1998.
- [10] Husbands, P.; Smith, T.; O'Shea, M.; Jakobi, N. "Evolving robot nervous systems using GasNets". *Robotics and Autonomous Systems*, 1999.
- [11] Husbands, P. "Distributed coevolutionary genetic algorithms for multi-criteria and multi-constraint optimisation". In: Fogarty, T. ed., *Evolutionary Computing, AISB Workshop Selected Papers*, Lecture Notes in Computer Science, v. 865, pp.: 150-165, 1994.
- [12] Husbands, P. "Evolving robot behaviours with diffusing gas networks". In: Husbands, P.; Meyer, J.-A. eds., EvoRobot98: Proceedings of 1st European Workshop on Evolutionary Robotics, pp. 71-86, 1998.
- [13] Jakobi, N. *Minimal simulations for evolutionary robotics*, DPhil thesis, University of Sussex, 1998.
- [14] Jefferson, D.; Collins, R.; Cooper, C.; Dyer, M.; Flowers, M.; Korf, R.; Taylor, C.; Wang, A. "Evolution as a theme in artificial life: the Genesys/Tracker system". In: Langton, C.G.; Taylor, C.; Farmer, J.D.; Rasmussen, S., eds, *Artificial Life II*, pp.487-509, A.Wesley, 1991.
- [15] Maniezzo, V. "Genetic evolution of the topology and weight distribution of neural networks". *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(1), Jan. 1994.
- [16] Nolfi, S.; Elman, J.L.; Parisi, D. "Learning and evolution in neural networks", *Adaptive Behavior*, 3:5-28, 1994.
- [17] Philippides, A.; Husbands, P.; O'Shea, M. "Neural signalling – it's a gas!" In: *Proceedings of ICANN98*, pp. 979-984, 1998.
- [18] Santos, C.L.; De Oliveira, P.P.B.; Husbands, P; Souza, C.R. "Using the GasNet model in discrete domains". *Proc. of the VI Braz. Symp. on Neural Networks*, IEEE Press, Los Alamitos, CA, USA, V.1, pp. 231-236, 2000.