

# O Paradigma da “Máquina de Criatividade” e a Geração de Novidades em um Espaço Conceitual

Ramiro Roque A. Barreira

**Resumo**—Dada uma rede neural MLP pré-treinada em determinado espaço conceitual, perturbações controladas em sua arquitetura interna permitem explorar e até extrapolar tal espaço podendo gerar novidades conceituais, por vezes úteis e/ou interessantes. Uma segunda MLP, treinada para avaliar estética e/ou funcionalmente padrões de tal espaço, quando conectada em cascata com a primeira rede constitui um sistema que, ao gerar e avaliar novidades conceituais, é capaz de fornecer idéias novas, interessantes e/ou úteis. Este seria, portanto, um sistema dotado de "criatividade", daí sua denominação "Máquina de Criatividade" (MC). O processo de "descoberta" da MC pode ser otimizado por um mecanismo de retro-alimentação. Além disso, o sistema pode aprender com seu próprio progresso, quando em interação com o ambiente, em um processo de "auto-aprendizagem". O presente trabalho procura descrever e discutir o Paradigma da “Máquina de Criatividade” trazendo exemplos de aplicações.

**Palavras Chaves**—criatividade, auto-aprendizagem, redes neurais artificiais, redes auto-associativas

## I. INTRODUÇÃO

EM uma rede neural treinada de modo a incorporar determinado espaço conceitual, a aplicação de perturbações sinápticas aleatórias controladas permite a geração de “novidades” neste espaço. O aumento gradual no nível das perturbações desencadeia progressivas rupturas nesse espaço conceitual, de modo que novidades radicais e interessantes podem ocorrer. Uma segunda rede, treinada para fornecer avaliações estéticas e/ou funcionais no mesmo espaço conceitual, quando em cascata com a primeira rede, constitui a chamada “Máquina de Criatividade” (MC) [1][2], um sistema capaz de fornecer novidades interessantes e/ou úteis em determinado domínio. Em síntese: uma primeira rede neural, denominada *Imagitron*, produz um fluxo de idéias e uma segunda rede, um *Perceptron* convencional, as avalia e seleciona.

Normalmente sistemas de criatividade artificial efetuam seu processo de “descoberta” em espaços definidos por meio de vínculos estéticos e/ou funcionais pré-estabelecidos, podendo

ser omissos em relação a vínculos importantes do espaço conceitual efetivo. Já a MC, por meio das perturbações sinápticas mencionadas, explora espaços conceituais com vínculos incorporados no sistema como resultado do treinamento prévio do Imagitron com amostras do espaço conceitual efetivo. Nesse caso, a tendência é que os vínculos naturais do espaço efetivo, sejam eles evidentes ou não, sejam incorporados na rede. Isso torna o processo de “descoberta” especialmente eficiente, já que ele se dá em um nicho conceitual intrinsecamente promissor, o que torna a “Máquina de Criatividade” uma abordagem paradigmática no campo da criatividade artificial e além.

Em sua forma canônica, a primeira rede do sistema, o Imagitron, corresponde a uma rede neural auto-associativa, ou seja, uma rede que mapeia aqueles padrões com os quais ela foi treinada, em si próprios. Tais padrões correspondem a memórias incorporadas pela rede. No processo de busca, as entradas da rede são “grampeadas” e seus pesos perturbados de modo aleatório, porém controlado. Com o aumento do grau perturbativo, a rede, que inicia “recordando” suas memórias, passa a produzir, além de interpolações entre estas (generalizações da rede), extrapolações do espaço conceitual lá estabelecido, gerando potenciais novas “idéias”. Acima de um certo nível perturbativo, passam a predominar saídas sem sentido. Em [4] o autor considera que tal processo seria

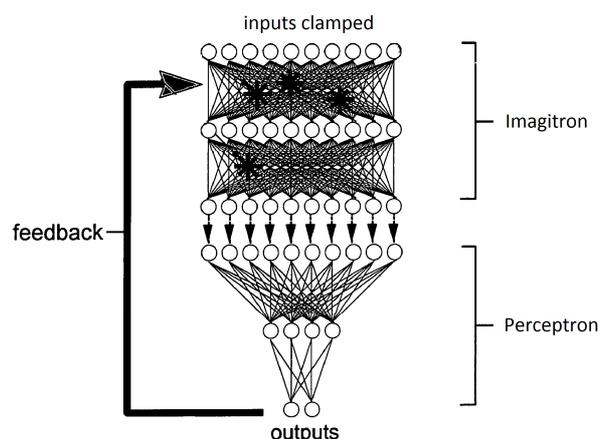


Fig. 1. “Máquina de Criatividade”. O sistema é composto por uma rede neural denominada Imagitron, que, ao ter sua arquitetura interna perturbada, produz um “fluxo de idéias”, por sua vez avaliadas por uma segunda MLP. Um mecanismo de retroalimentação guia as perturbações aplicadas ao Imagitron (mecanismo de “atenção”). Figura extraída de [3] e modificada.

Trabalho apresentado no 3º Seminário Interno de Cognição Artificial-SICA 2011 como requisito na disciplina IA889 – “Sistemas de Cognição Artificial”, ministrada pelo Prof. Ricardo Gudwin na Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação - FEEC – UNICAMP (2º semestre de 2011).

E-mail do autor: ramiroroque@gmail.com.

análogo ao cérebro em estado de “privação sensorial” (ex: olhos fechados) enquanto “imagina” coisas como resultado de pequenas perturbações sinápticas aleatórias. Em [5] especula-se que, no cérebro, perturbações como tais ocorreriam em função do nível de calor, que governaria a difusão química dos neuro-transmissores nas fendas sinápticas e outras flutuações nas células do cérebro.

Um mecanismo de retro-alimentação pode ser introduzido na MC, de modo que as avaliações da rede crítica possam guiar as perturbações aplicadas aos pesos do Imagitron. Isso acelera o processo de “descoberta”, já que permite minimizar buscas redundantes. Tal mecanismo, dada a sua propriedade de “perseguir” rotas promissoras no espaço conceitual, pode ser considerado um mecanismo de atenção. Apesar de estar fora do escopo do presente trabalho, vale mencionar outra analogia bio-cognitiva associada à “Máquina de Criatividade”: Em [5][6] considera-se que a MC modela o que seria o *loop* cognitivo fundamental por trás da consciência: o *loop* tálamo-cortical.

O paradigma da “Máquina de Criatividade” se mostra um *framework* natural para a modelagem e aplicações de processos de aprendizagem espontânea ou “auto-aprendizado”. Em tais processos, o sistema pode partir de pouco ou nenhum treinamento e aumentar progressivamente sua competência através de ciclos sucessivos de experimentação e aprendizado [3].

O presente trabalho procura descrever e discutir o Paradigma da Máquina de Criatividade nos *frames* da criatividade do auto-aprendizado fazendo as seguintes abordagens: na seção II é tratada a idéia de *criatividade* e alguns aspectos relacionados ao paradigma da MC. A seção III trata do paradigma em si, focando em seus fundamentos. Na seção IV aborda-se o auto-aprendizado por meio do exemplo de um robô que, sem qualquer treinamento prévio, adquire habilidades locomotoras básicas.

## II. SOBRE CRIATIVIDADE

A presente seção é baseada em [8] (A. Moroni) e nos conceitos introduzidos por M. Boden [9][10] e M. Csikszentmihalyi [11] pode auxiliar a presente abordagem no que se refere ao *frame* da criatividade.

Criatividade é entendida como qualquer idéia ou ação que é nova e valiosa. Nesta definição, subentende-se que o julgamento único de uma pessoa não é o critério para a sua existência. De fato: não há como saber se um pensamento é novo exceto com referência a alguns padrões, e não há maneira de dizer se ele é valioso até que ele passe por uma avaliação social [8]. Assim, a criatividade é observada em termos das inter-relações de um sistema composto de três partes principais [11]: O *Domínio*, o *Juri* e o *Indivíduo*. O *domínio* consiste de um conjunto de regras simbólicas e procedimentos e é aninhado no que é usualmente chamado de cultura, ou o conhecimento simbólico compartilhado por um grupo em particular, ou pela sociedade como um todo. O *juri*

consiste de todos os indivíduos que atuam como os mantenedores e atualizadores do domínio. No contexto da atualização do domínio, seu trabalho é decidir se uma nova idéia ou produto deve ser incluída em um domínio. Terceiro componente do sistema é o *indivíduo*. Daí segue uma mais formal de criatividade:

*Criatividade* é qualquer ato, idéia ou produto que muda um domínio existente, ou que permite o estabelecimento de um novo domínio.

No contexto do presente trabalho, o interesse principal em se abordar o sistema criativo em nível social é que, de acordo com [11], o indivíduo que quer realizar uma contribuição criativa deve internalizá-lo, ou seja, de alguma forma, reproduzi-lo dentro da sua mente [11]. Assim, espera-se que um sistema de criatividade artificial também o faça.

De acordo com Boden, a atribuição da criatividade sempre envolve referência tácita ou explícita a algum sistema gerativo específico e que, em alguns contextos, a aleatoriedade pode, às vezes, contribuir para criatividade, porém, restrições (ou *vínculos*), longe de serem opostas à criatividade, tornam-na possível. Segue então, a definição de *espaço conceitual*:

*Espaço conceitual* é o sistema gerativo que sustenta um dado domínio e define certo conjunto de possibilidades. As dimensões de um espaço conceitual são os princípios organizadores que unificam e dão estrutura a um determinado domínio do pensamento.

Seguem as noções de *criatividade psicológica* e *criatividade histórica*:

*Criatividade-P (criatividade psicológica)*: Habilidade de um indivíduo de ter idéias novas com respeito somente à mente do próprio indivíduo.

*Criatividade-H (criatividade histórica)* é habilidade de um indivíduo de ter idéias novas, não somente com respeito a sua própria mente, mas com respeito a toda a história anterior conhecida. A *criatividade-P* é a noção mais fundamental, da qual a *criatividade-H* é um caso particular [10].

A “Máquina de Criatividade” é um sistema que reproduz internamente os componentes de um sistema criativo, ou seja, o *Domínio*, o *Juri* e o *Indivíduo*. A primeira rede do sistema, o Imagitron (porção superior da Figura 1), é treinado de modo a incorporar determinado espaço conceitual. Assim, é aí que se estabelece o *Domínio*. A segunda rede é treinada para mapear as “idéias” do referido espaço conceitual em avaliações, ou seja, é uma rede crítica, fazendo o papel de *Juri*. O capacidade de catalisar idéias, o que no sistema seria qualificado pelos critérios e regimes perturbativos que potencializam a geração de idéias novas, interessantes e plausíveis, seria o que caracterizaria o *Indivíduo*.

Como será abordado adiante, o processo de busca na MC se dá em um nicho onde os *vínculos* do espaço conceitual em exploração podem ser gradualmente suavizados. Isso é uma condição oposta à mera aleatoriedade. Inicia-se o processo imerso em restrições que, aos poucos, podem ser afrouxadas.

### III. O PARADIGMA DA MÁQUINA DE CRIATIVIDADE

Nesta seção são abordadas as propriedades envolvidas no processo de busca em espaços conceituais por meio do Imagitron. Abordam-se também a rede crítica e o sistema como um todo.

#### A. Imagitron: “Fluxo de Idéias”

O Imagitron, a primeira das duas redes neurais que compõem a MC (porção superior do diagrama da Figura 1), deve incorporar um espaço conceitual ao ser treinado com amostras diversas deste espaço (ex: músicas no estilo Jazz, compostos químicos). Em sua forma mais básica, o Imagitron é uma rede auto-associativa, sendo, portanto, treinado para mapear padrões de um espaço conceitual em si próprios. Tais padrões, não apenas se constituem em memórias na rede, mas têm os aspectos invariantes e aqueles mais comuns nela registrados. Isto se dá durante o treinamento, quando os pesos da rede se auto-organizam de modo a absorver as relações de vínculo que estruturam o espaço conceitual implícito no conjunto das amostras, além de suas características mais comuns.

#### Suavizando Vínculos do Espaço Conceitual

Em geral, para o processo de busca, as entradas da rede são “grampeadas” e seus pesos perturbados de modo aleatório, porém controlado. Com o aumento do grau perturbativo, a rede, que inicia “recordando” suas memórias, passa a produzir, além de interpolações entre estas (generalizações da rede), extrapolações do espaço conceitual lá estabelecido, gerando potenciais novas “idéias”. Acima de determinado nível perturbativo, passam a predominar saídas sem sentido. Esse afastamento gradual do espaço de possibilidades conhecidas, por meio de suavizações dos vínculos do espaço conceitual incorporado, é abordado a seguir.

Quando se apresenta a uma rede auto-associativa, uma versão corrompida de um padrão com o qual ela foi treinada, a rede tende a recuperar o padrão original em sua saída. Tal propriedade é conhecida por *reconstituição vetorial* (*vector completion*) [12] e é explorada em [13], onde redes auto-associativas são tratadas como *Redes de Satisfação de Vínculos*. Nesse caso são consideradas perturbações aplicadas aos padrões de entrada da rede, enquanto esta busca reconstituir padrões correspondentes na saída (*reconstituição vetorial*). Na MC, as entradas da rede permanecem “grampeadas” e as conexões internas da rede é que são perturbadas. Ainda assim, ocorre um tipo de *reconstituição vetorial* na saída da rede, uma vez que o efeito da perturbação de uma conexão é “interpretado” nas porções subsequentes da rede como um efeito proveniente de perturbações na entrada. Tal propriedade é chamada de *efeito de entrada virtual* [4] e é correlata de propriedades como *redundância*, *robustez* e *tolerância a falhas* associadas a sistemas de Processamento Paralelo e Distribuído.

O *efeito de entrada virtual* pode ser interpretado como uma tendência da rede de resistir à desintegração do espaço conceitual nela estabelecido quando perturbações são

aplicadas a seus pesos sinápticos. Ao mesmo tempo, é nos pesos da rede que estão estabelecidas as regras que unificam e estruturam esse espaço conceitual. Assim, as perturbações aplicadas à rede servem para suavizar essas regras, permitindo um afastamento gradual do espaço de possibilidades conhecidas [4]. Logo, no paradigma da “Máquina de Criatividade”, os processos de “descoberta” se dão em nichos naturalmente promissores.

#### Regimes Perturbativos da Rede

O nível perturbativo da rede pode ser ajustado de modo a levar a regimes de busca favoráveis à descoberta de novidades plausíveis e interessantes [4]. Considere que  $n$  é o número de conexões a serem perturbadas dentre as  $N$  conexões da rede e  $\sigma$  é a magnitude das perturbações. Considere um algoritmo que executa uma busca posicionando aleatoriamente  $n$  perturbações de magnitude  $\sigma$ , em novas conexões, ciclicamente. Variando-se tais parâmetros, durante a operação, a MC pode efetuar a busca em todo um intervalo de condições de operação. Quando  $n=0$  ou  $\sigma=0$ , naturalmente que não há perturbações, portanto, não há qualquer mudança na ativação da rede e, portanto, qualquer geração de idéias. Com valores muito altos para  $n$  e  $\sigma$ , ou seja, com um nível de perturbação muito elevado, os vínculos do espaço conceitual são todos rompidos o que leva a degradações significativas no mapeamento. Perturbações severas, portanto, produzem padrões de ativação totalmente irrestritos, contendo pouca ou nenhuma informação. O primeiro regime ( $\sigma \rightarrow 0$ ) consiste de perturbações muito pequenas e é tido como um regime *Neo-Lamarckiano* [14], representando uma operação de “descobertas” altamente restrita e, portanto, ineficiente. O segundo regime, com  $n$  e  $\sigma$  elevados, ou seja, muito irrestrito é considerado um regime *Neo-Darwiniano* e é igualmente ineficiente, devido ao extenso peneiramento requerido para que a rede crítica encontre informação significativa dentre o número excessivo de conceitos irrestritos produzidos.

Naturalmente, o regime ideal para a operação da MC está em algum região entre os regimes de busca *Neo-Lamarckiano* e *Neo-Darwiniano*. O nível perturbativo necessário é aquele em

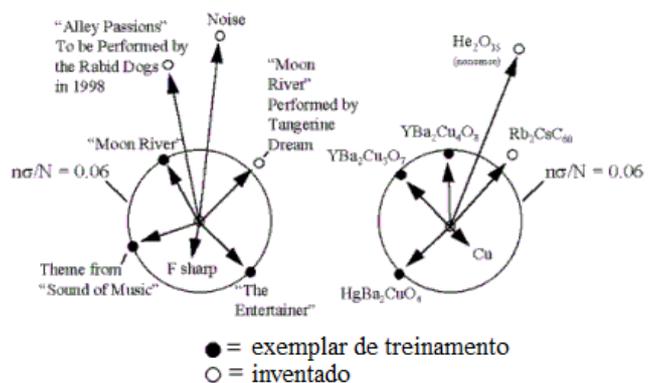


Fig. 2. Criação de conceitos plausíveis pelo imagitron ocorre em uma superfície envolvendo  $n\sigma/N=0.06$ . Excursões na perturbação média das conexões significativamente além de tal regime produz ruído [4].

que os parâmetros são ajustados de modo que  $n\sigma/N$  tenha valor entre 0.05 e 0.06. Tal grandeza representa a perturbação média por peso sináptico no Imagitron. Na Figura 2 estão representados os espaços de pesos sinápticos do Imagitron referentes ao domínio musical e ao dos compostos químicos. Em ambos os desenhos, o ponto central representa a posição do vetor de pesos originais da rede (obtidos através do treinamento). Os vetores com origem em tal ponto representam deslocamentos perturbativos dos pesos com suas correspondentes “descobertas”. A circunferência representa uma casca esférica de raio  $\sigma$  obedecendo  $n\sigma/N = 0.06$ , próxima da qual deverão estar as perturbações associadas ao regime de busca ideal e, portanto, os vetores que representam idéias potencialmente novas e plausíveis. No primeiro desenho, referente ao domínio musical, dentre as diversas músicas “criadas” ou “conhecidas” pela rede, verifica-se que aquele vetor (perturbação) de magnitude mais alta produziu, como resultado, ruído, o que não representa nenhum tipo de informação, e está, portanto, em acordo com o regime *Neo-Darwiniano* de busca. Na mesma figura, observa-se que o vetor de magnitude mais baixa representa um exemplar de treinamento elementar, uma nota musical (fá sustenido), o que é compatível com o regime de busca *Neo Lamarkiano*.

#### B. Perceptron: “Avaliação de Idéias”

O Perceptron, a segunda das duas redes neurais que compõem a MC (porção inferior do diagrama da Figura 1), é treinado para mapear padrões do espaço conceitual em uso em avaliações estéticas e/ou funcionais. Uma vez treinada, conta-se com a capacidade de generalização da rede para que novidades sejam avaliadas. Destaca-se que essa *rede crítica* pode mapear mais de uma avaliação em suas saídas.

#### C. A “Máquina de Criatividade”

A duas redes, o Imagitron e o Perceptron, dispostas em cascata (Figura 1), compõem o sistema denominado “Máquina de Criatividade”. Enquanto o Imagitron gera uma diversidade de novidades, o Perceptron as avalia. No modo básico de operação o Imagitron é perturbado estocasticamente enquanto a rede crítica avalia as novidades lá produzidas, podendo selecioná-las e retê-las com base em um limiar avaliativo. Em outro modo de operação, a saída do Perceptron é retroalimentada de modo a guiar as perturbações estocásticas aplicadas ao Imagitron e acelerar a busca. Isso pode ser feito, por exemplo, por modular a intensidade das perturbações de modo a reduzir a “temperatura computacional” no Imagitron quando a rede aparentar estar na rota certa [4].

Como um breve exemplo de aplicação, a MC foi usada na busca por novos compostos químicos associados a materiais ultra-duros [1][7]. Basicamente foram treinadas redes com diversos compostos químicos conhecidos, de maneira que foram assimiladas as regras complexas de como quaisquer elementos A e B podem ser plausivelmente combinados na fórmula  $A_jB_l$  (com os inteiros j e l representando a proporcionalidade naturalmente vinculada desses elementos). Com a aplicação de ruído a sua arquitetura, a saída da rede

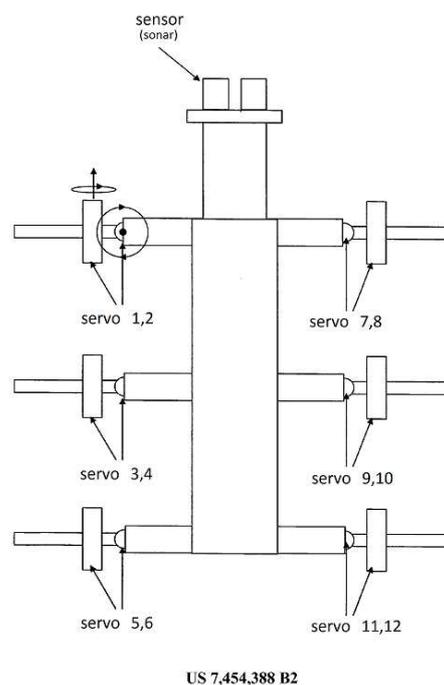


Fig. 3. Diagrama simplificado de um robô Hexapod (6 pernas) com 12 graus de liberdade (12 servo-motores) e um sonar para calcular a distância a um alvo remoto e, a partir disto, o deslocamento frontal obtido a partir de qualquer sequência de quatro estados dos servo-motores. Figura extraída de [3] e modificada.

consiste de uma série de fórmulas químicas plausíveis que, no entanto, nunca foram apresentadas à rede, tais como  $H_2O_2$  e  $Fe_3O_4$ . Um Perceptron, que foi treinado para mapear fórmulas do tipo  $A_jB_l$  em seus valores de “dureza”, ao ser associado com a primeira rede, é capaz de selecionar, dentre os compostos hipotéticos gerados, aqueles mais duros. Desta maneira, foram redescobertos vários dos materiais ultra-duros conhecidos e também compostos conceitualmente plausíveis, porém controversos. Em [7] são apresentados alguns dos compostos “descobertos” pela MC, sendo estes classificados como resultantes de criatividade-P em referência a compostos que se constituem em novidades somente para a própria MC e como resultantes de criatividade-H, para novidades promissoras nunca vistas, porém, até a data do trabalho, ainda especulativas. Em [1] enfatiza-se o grande esforço empregado na abordagem com algoritmos genéticos para se atingir resultados já alcançados pela MC. Afirma-se que a dificuldade na aplicação de algoritmos genéticos a tal problema é a da explosão combinatória, em que espécies químicas altamente improváveis são produzidas. Diz-se também, que isso não é dificuldade para a MC, já que ela contém todos os vínculos requeridos para estreitar efetivamente o espaço de busca do problema.

A seguir são listadas algumas das aplicações da MC:

- Descoberta autônoma de materiais
- Invenção de produtos e serviços (ex: prod. de higiene pessoal)
- Otimização de produtos
- Redes neurais que escrevem seu próprio código
- Compressão e criptografia

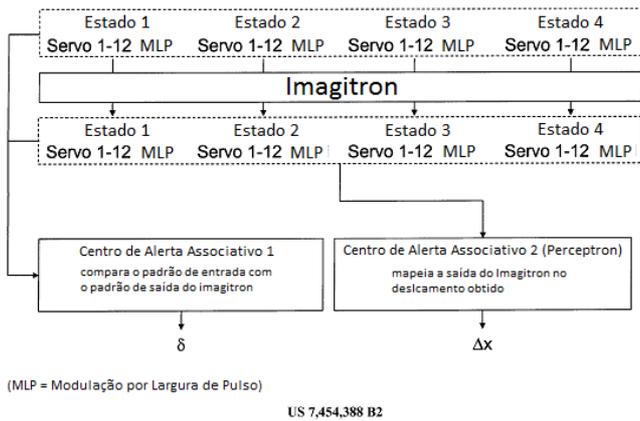


Fig. 4. Diagrama com componentes envolvidos no aprendizado/operacão dos movimentos do robô. Figura extraída de [3] e modificada.

- Sistemas de controle para reatores de deposição de vapor químico
- Classificação autônoma
- Dispositivos que projetam a si próprios
- Vida Artificial

IV. AUTO-APRENDIZADO

Nesta seção, será mostrado como o paradigma da “Máquina de Criatividade” se faz um *framework* natural para a modelagem e aplicações de processos de aprendizagem espontânea ou “auto-aprendizado”. Em tal processo, o sistema pode partir de pouco ou nenhum treinamento e conduzir a si próprio a níveis progressivamente maiores de competência adaptativa ou criativa através de ciclos cumulativos de experimentação e aprendizado [3].

O processo de auto-aprendizado se dá, basicamente, da seguinte maneira: o padrão de saída do Imagitron produz algum tipo de atuação em um ambiente; o resultado alcançado é colhido (através de sensores ou outro tipo de entrada) e, quando representa progresso, ambos o Perceptron e o

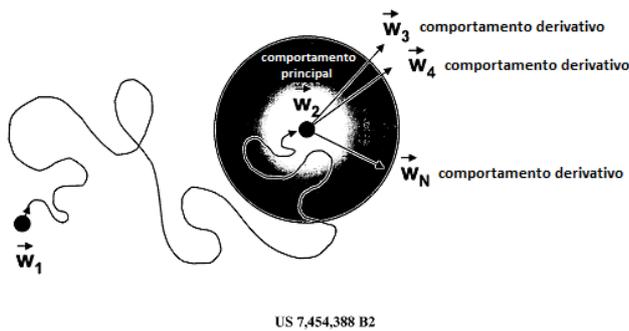


Fig. 5. Trajetória dos pesos da rede auto-associativa representando o aprendizado “tabula rasa”. A posição  $\vec{W}_1$  corresponde ao vetor de pesos quando não houve qualquer aprendizado. A posição  $\vec{W}_2$  representa os pesos da rede quando o comportamento principal foi aprendido e, portanto, foi estabelecido ali um “espaço conceitual”. Os deslocamentos que conduzem a  $\vec{W}_3$ ,  $\vec{W}_4$  e  $\vec{W}_N$  representam comportamentos derivativos como novidades geradas a partir desse “espaço conceitual” associado ao comportamento principal. Figura extraída de [3] e modificada.

Imagitron (MLP auto-associativa) são treinados de modo a reforçar esse padrão. Mais especificamente: o Perceptron é treinado para associar o padrão de atuação com o progresso correspondente e o Imagitron, para “memorizá-lo” auto-associativamente. No *frame* da criatividade, podemos dizer que, ao mesmo tempo em que o sistema opera, seu espaço conceitual vai sendo constituído e ampliado, e sua capacidade auto-avaliativa vai sendo desenvolvida e refinada, de modo que a competência adaptativa e criativa do sistema aumenta progressivamente.

Um exemplo será dado para ilustrar o processo de auto-aprendizado na “Máquina de Criatividade”. O exemplo envolve a aquisição de habilidades locomotoras por um Robô sem qualquer treinamento prévio [3].

Aquisição de Habilidades Locomotoras por um Robô

Considere o robô Hexapod de 12 graus de liberdade representado no esquema da Figura 3. O sistema possui 12 servo-motores e um sonar *onboard* para o cálculo de deslocamentos frontais resultantes de qualquer sequência de *modulação por largura de pulso* enviada para os servo-motores. Na aplicação, uma rede neural auto-associativa é usada para capturar aquelas sequências de *modulação por largura de pulso* do Robô Hexapod que produzem um deslocamento para frente. O valor de qualquer *modulação por largura de pulso* aplicada é julgada com base na medida do deslocamento frontal pelo sonar. As redes neurais que compõem este sistema podem iniciar sem qualquer treinamento prévio. Tendo descoberto as sequências dos servo-motores que levam ao movimento frontal, os pesos da rede podem ser perturbados para gerar comportamentos alternativos, como virar para trás e se movimentar lateralmente.

O sistema consiste de três componentes: (1) uma rede auto-associativa (Imagitron) com 48 entradas e saídas que acomoda 4 estados sucessivos das pernas do robô de 12 servo-motores. (2) um algoritmo que compara as entradas e saídas da rede auto-associativa. (3) Uma rede hetero-associativa (Perceptron) alimentada pela rede auto-associativa que eventualmente mapeia a sequência de quatro estados dos servo-motores na previsão do deslocamento frontal.

Durante a aprendizagem (ver Figura 4), *modulações por largura de pulso* aleatórias são aplicadas aos servos em 4 estados sucessivos. Se o sonar detecta deslocamento frontal além de um limiar como resultado dessa sequência, a memória da sequência é reforçada na rede auto-associativa. Similarmente, aprendizado por reforço se dá no Perceptron (*centro de alerta associativo 2*) usando a sequência de quatro estados dos servo como padrão de treinamento na entrada e, o deslocamento frontal  $\Delta x$  como padrão na saída. Depois de um número suficiente de ciclos de experimentação e aprendizado por reforço nas duas redes, emergem movimentos de pernas que levam ao deslocamento para frente.

Uma vez treinado assim, podemos operar o robô nesse novo modo de locomoção. Para fazê-lo, podem ser aplicados números aleatórios ou semi-aleatórios ao Imagitron até que o

erro de reconstrução  $\delta$  seja minimizado conforme avaliado pelo *centro de alerta associativo 1* (Fig. 4). Outra maneira seria aplicar sua saída recorrentemente na entrada até que o erro de reconstrução  $\delta$  seja minimizado. Se o Perceptron confirmar que a sequencia resultará em movimento para frente, as correspondentes *modulações por largura de pulso* serão enviadas ao sistema de servomotores das pernas do robô.

Movimentos alternativos como virar para trás, caminhar lateralmente ou andar para trás, podem ser assimilados por meio de aplicação de perturbações aos pesos do Imagitron e por monitoração através de outros sensores como acelerômetros e um compasso digital. Conforme mudanças plausíveis ocorrem, aprendizado por reforço pode se dar em ambas as redes.

O procedimento acima pode ser generalizado para qualquer sistema de controle ou robótico que é “compelido” por seu objetivo ou ambiente a desenvolver de modo autônomo estratégias complexas. A melhor abordagem é permitir que o sistema improvise um comportamento fundamental (Fig. 5) e depois perturbar os pesos do Imagitron onde tal comportamento está incorporado, para se gerar estratégias potencialmente valiosas. As soluções do espaço de pesos para tais relevantes comportamentos derivativos estão na vizinhança daquela para o comportamento fundamental e podem ser descobertas através de administração de perturbações a uma rede que já se especializou em tal comportamento fundamental.

## V. DISCUSSÃO

Numa primeira avaliação (na bibliografia), as abordagens de busca no Imagitron governada por retro-alimentação proveniente do Perceptron, parecem ser parsimoniosas. A aplicação de técnicas evolutivas para a busca poderia trazer bons resultados nesse sentido. Técnicas como *Estratégias Evolutivas e Algoritmos de Estimação de Distribuição*, uma vez que fazem uso de distribuições com tendência central (distribuição normal), eventualmente poderiam atender bem às restrições para o regime de busca ótimo da MC.

Uma vez que perturbar os pesos do Imagitron nos permite interferir de modo gradual nos fundamentos do espaço conceitual nele incorporado e, do mesmo modo, produzir uma diversidade de novidades nesse mesmo espaço, seria interessante avaliar os pesos sinápticos de redes auto-associativas no contexto da Teoria de Informação.

Com respeito à MC no contexto das ciências cognitivas seguem algumas considerações.

Seria interessante fazer uso da MC em criaturas artificiais e observar o desenvolvimento adaptativo e aquisição de habilidades em ambientes virtuais, considerando seu potencial de auto-aprendizado.

Podem ser válidas investigações sobre se a MC poderia servir de modelo canônico para outros princípios cognitivos ou até para atividades cognitivas complexas, por meio de diferentes formas de agrupamento de suas instâncias. Algo semelhante reside no conceito denominado "SuperNets"

(Imagination Engines Inc.).

## VI. CONCLUSÃO

O trabalho abordou o paradigma da “Máquina de Criatividade” no que se refere a seu potencial para geração de novidades úteis ou interessantes e no que diz respeito ao aprendizado autônomo. Procurou-se fundamentar os fatores que fazem com que uma busca, no contexto da MC, se dê em um nicho naturalmente promissor, o que representa o diferencial desse sistema. Além disso, isso se mostra a base para o auto-aprendizado, principalmente no que se refere à geração, por exemplo, de comportamentos derivativos, que são catalizados em cima de comportamentos pré-assimilados.

Como investigações futuras mais imediatas, estariam: O uso de algoritmos evolucionários para “guiar” o processo de busca no Imagitron no lugar de métodos envolvendo retro-alimentação. A investigação dos potenciais do auto-aprendizado no contexto de criaturas artificiais em ambientes virtuais.

## AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Fernando J. Von Zuben pelas sugestões.

## REFERÊNCIAS

- [1] S. L. Thaler, *Neural Nets That Create and Discover*, PC AI, May/June, 16-21, 1996.
- [2] S. L. Thaler, *Device for the autonomous generation of useful information*, US patent #05659666, 1997.
- [3] S. L. Thaler, *Device for the autonomous bootstrapping of useful information*, US patent #07454388, 2008.
- [4] S. L. Thaler, *A quantitative model of seminal cognition: the creativity machine paradigm*, Proceedings of the Mind II Conference, Dublin, Ireland, 1997.
- [5] S. L. Thaler, *Thalamocortical Algorithms in Space! The Building of Conscious Machines and the Lessons Thereof*, Conference Volume Paper, World Future Society, Boston, 2010.
- [6] S. L. Thaler, *The Fragmentation of the Universe and the Devolution of Consciousness*, U.S. Library of Congress, Registration No. TXU00775586, 1997.
- [7] S. Thaler, *Autonomous ultrahard materials discovery via spreadsheet-implemented neural network cascades*. JOM 49, 1997.
- [8] A. Moroni, *ArTEbitrariidade: Uma Reflexão sobre a Natureza da Criatividade e sua Possível Realização em Ambientes Computacionais*, Tese de Doutorado, FEEC-UNICAMP, 2003.
- [9] M. Boden, *Dimensions of Creativity*. New York: The MIT Press, 1996.
- [10] M. Boden, *Creativity and artificial intelligence*, Elsevier Science: Artificial Intelligence, 103, pp. 347 – 356, 1998.
- [11] M. Csikszentmihalyi, *Creativity: Flow and the Psychology of Discovery and Invention*. New York: HarperPerennial, 1996.
- [12] P. S. Churchland e T. J. SEJNOWSKY, *The Computational Brain*, Cambridge (Mass.): MIT Press, 1992
- [13] D. E. Rumelhart, P. Smolensky, J. L. McClelland and G. E. Hinton, *Schemata and Sequential Thought Processes in PDP Models*, In *Parallel Distributed Processing, Exploration in the Microstructure of Cognition, Volume 2: Psychological and Biological Models*, MIT Press, Cambridge, MA, pp. 7–57, 1986.
- [14] J. Rowe and G. Partridge, *Creativity: A Survey of AI Approaches*, Artificial Intelligence Review, 7, 43–70, 1993.