

Robótica Evolutiva

A Inteligência Artificial tem se desenvolvido muito nos últimos anos, a ponto de superar muitas vezes as previsões de autores de ficção científica para o ano 2000, em vários aspectos. Hoje em dia, a mídia nos inunda de novas idéias, cada vez mais desafiadoras do desenvolvimento tecnológico. Esse é o caso do novo filme de Stanley Kubrick e Steven Spielberg “Inteligência Artificial”, que prevê para um futuro próximo a construção de um robô capaz de *amar*. De acordo com este otimismo, não demoraria muito até o surgimento de uma máquina sofisticada o bastante para até mesmo se reproduzir. Alguns dos maiores pesquisadores da área de informática compartilham a opinião de que, num futuro próximo, não haverá distinção entre os robôs e os seres humanos, como é o caso de Ray Kurzweil, do MIT, e Bill Joy, da Sun Microsystems [Kur99].

Mas será que as conquistas da tecnologia nos últimos anos não têm estimulado a ficção a ir um pouco além da realidade em suas previsões? Marvin Minsky, fundador do Laboratório de Inteligência Artificial do MIT, pergunta: “Já é 2001, onde está HAL?”, referindo-se ao computador do filme do diretor Stanley Kubrick “2001: Uma Odisséia no Espaço” que possuía vontade própria.

Na verdade, as máquinas de hoje ainda estão muito distantes de expressarem sentimentos complexos como o amor. A tentativa mais próxima talvez seja o robô Kismet, do MIT, que é capaz de simular expressões humanas de raiva, tédio e descontentamento. Mas, apesar de sua impressionante habilidade em expressar emoções, Kismet ainda é incapaz de senti-las. No entanto, vários exemplos de robôs inteligentes já estão saindo da prancheta dos projetistas e ocupando as mais diversas funções de nosso dia a dia: brinquedos inteligentes, como o cãozinho Aibo, da Sony, um robô alemão da Hefter Cleantech, que trabalha como faxineiro no aeroporto de Manchester, na Inglaterra, o guarda autônomo da empresa americana Cybermotion, que cuida da segurança do County Museum, em Los Angeles. O Papero da NEC é um robô domiciliar que lembra o R2D2 do filme “Guerra nas Estrelas” e pode ajudar os moradores de sua residência a utilizar eletrodomésticos pela casa, atender ao telefone ou verificar o correio eletrônico. O robô Aaron, de Harold Cohen, em San Diego, Estados Unidos, é capaz de combinar padrões básicos previamente armazenados para

pintar retratos originais e natureza morta. Até mesmo o telescópio Hubble possui computadores inteligentes capazes de controlar sua posição em órbita.

1. Robôs Socialmente Inteligentes

Mas por que uma máquina precisaria de sentimento? Por que colocar emoções em um computador? Por que construir um robô com forma humana? Existem muitos pesquisadores, como Jaron Lairner, Hupert Dreyfus e Marvin Minsky, que acreditam ser inútil reproduzir um ser humano em toda sua complexidade. Em certos casos, isso seria um grande inconveniente. Imaginem-se máquinas dotadas de inteligência artificial para aplicações específicas, como uma lavadora de roupas que fica deprimida quando o dono não está ou uma secretária eletrônica que se recusa a atender ligações de uma determinada pessoa. Entretanto, depois do sucesso de brinquedos como os Furby, uma criaturinha terna e amigável, cujo comportamento muda à medida que as crianças brincam com ele, e o cãozinho Aibo, da Sony, robôs inteligentes estarão cada vez mais presentes entre nós. Esses brinquedos e “*cyber-pets*” começam a incorporar tecnologias robóticas de ponta, como é o caso do bebê “*My Real Baby*”, da Hasboro, que muda de expressão facial de acordo com seu “humor”, influenciado pela maneira como se brinca com ele. E, apesar das habilidades desses brinquedos serem limitadas, eles estão motivando o desenvolvimento de robôs cada vez mais complexos e socialmente sofisticados. Paralelamente, é diretriz do plano de desenvolvimento científico e tecnológico do Japão para os próximos cinco anos que todos os lares japoneses tenham pelo menos um robô, não apenas realizando as mais diversas tarefas de casa, mas realmente convivendo com as pessoas.

Tradicionalmente, as aplicações de robôs móveis autônomos têm sido direcionadas a situações que requerem muito pouca ou até mesmo nenhuma interação com humanos. Alguns exemplos são robôs para limpeza de campos minados, inspeção de poços de petróleo ou até mesmo exploração de outros planetas ou de nossos oceanos. Outras aplicações, como distribuir refeições em hospitais, cortar grama ou ainda aspirar pó, vêm determinando a convivência entre robôs autônomos e pessoas em seus ambientes de trabalho. No entanto, essas interações ainda são

mínimas. Novas aplicações comerciais estão surgindo, em que a habilidade de interagir com pessoas de uma forma motivante e agradável é parte importante da funcionalidade dos robôs.

Na medida em que as máquinas inteligentes conviverem cada vez mais com pessoas, que têm necessidade e natural disposição para interagir socialmente, robôs que tenham capacidade para se expressar e se comportar socialmente dentro de um contexto pré-determinado facilitarão muito a comunicação com humanos. Esses robôs socialmente inteligentes serão capazes de obter um maior apelo ou aceitação social, fundamental para torná-los mais acessíveis visualmente e socialmente, para satisfazer a necessidade de maior contato com as pessoas. Este processo já está gerando máquinas que não apenas se parecem com humanos, mas que são capazes de reproduzir nossas emoções e capacidade de aprendizado, como é o caso dos robôs Kismet e Cog, desenvolvidos pelo MIT - *Artificial Intelligent Laboratory*. O propósito de Kismet é demonstrar emoções em ambientes sociais que envolvam seres humanos. Ele possui um rosto capaz de expressar, de forma não-verbal, algumas emoções de um ser humano, como alegria, tristeza e surpresa. Já Cog faz contato visual com as pessoas que se aproximam, fazem barulho ou movem objetos, é dotado de cabeça, tronco e membros superiores e habilidade de aprender interagindo com seus tutores. Atualmente, Cog já se comporta como uma criança de seis meses em relação a estímulos como diferentes expressões faciais e ruídos produzidos pela pessoa com a qual está interagindo.

Expandir as habilidades de interação social do robô se torna problemático quando o público alvo é multicultural. O robô deverá ser capaz de modificar suas características, como cor da pele, dos olhos e o formato do rosto, para refletir os aspectos de várias culturas. Da mesma maneira, crianças de diferentes países se identificam e interagem melhor com bonecas Barbie vestidas com roupas típicas de sua região. Bem como o humanóide do filme “O Homem Bicentenário” e seu predecessor mais desajeitado, o C3PO, de “Guerra nas Estrelas”, conseguiram maior apelo do público por se comportarem e parecerem com seres humanos através de sua cor, textura e sua forma visualmente e socialmente mais acessível. Também os robôs do futuro terão mais chances de sucesso ao trabalhar entre nós, se conseguirem reproduzir a maneira com que nos comunicamos com outras pessoas. O principal problema não é construir máquinas inteligentes, mais fazer com que seu público alvo queira interagir com eles.

O sociólogo Sal Restivo nos chama a atenção para o fato de que, “em geral, sociólogos têm sido excluídos dos atuais esforços para projetar robôs que incorporem tanto vida quanto inteligência artificial” [Res01]. Do mesmo modo, Harry Collins reafirma a importância da sociologia no desenvolvimento de robôs socialmente inteligentes que possam ser considerados

potencialmente “pensantes”, “conscientes” e “emocionais” [Col92]. Do ponto de vista da sociologia, o nosso pensar e até mesmo o nosso conhecimento e mentalidade são profundamente sociais. Através da contribuição de sociólogos e lingüistas, será possível desenvolver máquinas inteligentes que sejam não somente sociais, mais também emocionais. De acordo com esses autores, o cérebro humano não pode ser considerado como uma entidade individual e independente, mas como uma estrutura social, uma construção social. Para eles, a teoria social sustenta a idéia de que as máquinas possam pensar, ter consciência e emoção.

Para H. G. Mead, aquilo que sentimos, nossa vida interior, é desenvolvida através da linguagem e da conversação [Mea34]. Nosso sentimento pode não ser apenas uma função de nossa composição bio-eleto-química, mas fruto de nossa vida social. Da mesma maneira, as entidades eletromecânicas que construímos podem ser suscetíveis a uma “vida interior” à medida que desenvolverem linguagem, conversação e consciência, ou seja, uma vez que tenham desenvolvido uma vida social.

O próximo paradigma do projeto de robôs socialmente inteligentes será o desenvolvimento de características como mobilidade, capacidade sensorial para processar uma variedade de sinais complexos, comparável à de nossos cinco sentidos, e eletrônica embutida, para que o próprio robô possa conter em seu corpo tode o necessário para seu funcionamento [Col88]. Ele deve ser capaz de locomover-se para onde desejar, de pensar por conta própria e ter idéias, de conversar com pessoas a respeito dessas idéias e ser criativo. Deve ser capaz de compreender importantes rituais de interação, como conversação e comunicação não verbal face-a-face (expressões faciais). Para isso, o computador social precisa monitorar e reproduzir os ritmos de linguagem – a raiz do que chamamos “emoção”. Esse será um processo incremental, em que novos programas serão desenvolvidos para dar aos robôs atuais habilidades sociais, praticamente como nós mesmos evoluímos a partir de colônias de células para comportamentos complexos e finalmente para a sociedade e cultura humana.

Um robô sociável deve ser capaz de compreender, interagir e comunicar-se com pessoas de uma forma pessoal, natural e intuitiva [Bre01]. Para ser sociável, deve ser capaz de compreender a si mesmo em termos sociais. E nós, por outro lado, devemos ser capazes de compreendê-lo, interagir e principalmente simpatizar com ele. Tais robôs devem ser capazes de se adaptar e aprender durante a vida, incorporando as experiências trocadas com outros indivíduos (humanos e mecânicos), para melhorar o entendimento de si mesmos, dos outros e do tipo de relações entre eles. Em outras palavras, interagir com tal robô deve ser tão fácil e natural quanto interagir com uma pessoa. A ficção científica vem muitas vezes ilustrar como o desenvolvimento

dessas tecnologias podem melhorar nossas vidas e beneficiar a sociedade, mas também nos alerta para o fato de que a perseguição desse sonho deve seguir a ética com responsabilidade, como demonstra o clássico “Blade Runner”, de P. Dick [Dic90].

Para atingir tal objetivo, os projetistas podem desenvolver de forma gradual e incremental, módulos de programas que contenham as necessárias habilidades ou características para que o robô possa se comportar com inteligência em um ambiente social. Esse é o caso do robô Kismet, que está sendo programado no MIT em diversos módulos, como por exemplo, estabelecimento de expectativas sociais, interações automotivadas, controle de interações, detecção de características sociais, interpretação de características sociais humanas, comportamento competente em ambiente complexo e atitude convincente, entre outros [Bre01]. Essa abordagem envolve a utilização de especialistas para a adaptação de teorias e modelos de diversos campos como psicologia, cognição, lingüística e sociologia. O programador tem de prever as situações que o robô deve encontrar no seu futuro ambiente de trabalho e programá-lo para agir corretamente perante elas. Este método é sujeito a falhas, pois podem surgir situações imprevistas em que o robô não saberá como se comportar, algo potencialmente perigoso no caso de robôs que convivem com seres humanos em ambientes complexos como uma residência familiar. Essas falhas de programação, se não forem interceptadas a tempo por um programa supervisor-tutor, podem ter sérias conseqüências, como nos alerta Kubrick em seu “2001: Uma Odisséia no Espaço”.

Uma alternativa para o projeto de robôs socialmente inteligentes é o uso de algoritmos genéticos [Gar94] e técnicas de robótica evolutivas [Sim01] para “evoluir” esses comportamentos e características nos robôs através de seleção natural. Robótica Evolutiva é um conceito relativamente novo cunhado por D. Cliff, I. Harvey e P. Husbands [Cli92] e D. Floreano e F. Mondada [Flo94] em seus experimentos com simulações de populações de robôs. Só recentemente foi aplicado à robótica embarcada, situação em que os indivíduos da população existem fisicamente, em pesquisa própria, realizada durante a tese de doutoramento deste autor na Universidade de Kent, Inglaterra em 2000 [Sim00]. Para aplicar essa estratégia no desenvolvimento de robôs socialmente inteligentes, será preciso construir uma população de máquinas autônomas dotadas de um sistema nervoso sintético, controlador de um corpo físico com todas as características morfológicas necessárias para permitir a interação com outros robôs e seres humanos no contexto social desejado. Tal hardware ainda não existe. Apesar de já estarem disponíveis as técnicas necessárias para construção do corpo do robô, ainda não é possível um sistema de processamento tão robusto e pequeno o bastante para ser embutido em um robô móvel. Uma vez que esses problemas técnicos sejam solucionados, técnicas evolutivas já disponíveis podem

programar o controlador e até selecionar uma configuração morfológica adequada, quando os robôs que produzirem um comportamento mais próximo do desejado tenham mais chances de ser selecionados para ser recombinados e constituir as gerações futuras.

A principal diferença entre essas duas metodologias, é que a primeira é uma abordagem *top-down*, como a Inteligência Artificial [Ste95], que inicialmente procura identificar comportamentos complexos para depois tentar construir um sistema que apresente todos os detalhes desses comportamentos [Neb96]. A segunda começa com unidades elementares simples, como a Vida Artificial, para gradualmente adicionar níveis de complexidade através da evolução de novas características essenciais, de uma maneira *botton-up* [Sip95]. Essa metodologia, apesar de ainda estar na sua infância, apresenta resultados surpreendentes, como os que serão apresentados a seguir. Enquanto a inteligência artificial tradicionalmente se concentra em funções humanas complexas, vida artificial consiste de comportamentos naturais básicos, enfatizando a sobrevivência em ambientes complexos [Dau98].

2. O Surgimento da Robótica Evolutiva

A Robótica Evolutiva surgiu da utilização de técnicas de Computação Evolutiva [Par96] para sintetizar automaticamente controladores embarcados para equipes de robôs, com o propósito de treiná-los para desenvolver tarefas específicas. Algoritmos Genéticos têm sido empregados com sucesso no desenvolvimento automatizado de controladores para robôs, em experimentos realizados em simulação, onde a população de robôs não existe fisicamente (ver figura 1-a), mas é representada matematicamente em software [Fic00]. Alguns pesquisadores empregam simuladores a fim de desenvolver um controlador adequado, e depois transferi-lo para um robô físico [Smi98]. Outros conduzem sua pesquisa de maneira que o algoritmo genético é executado em simulação (ver figura 1-b), mas cada indivíduo da população é transferido para um robô real a fim de ser avaliado individualmente [Tho95] [Flo97]. Esses experimentos ainda não podem ser considerados verdadeiros sistemas evolutivos, porque os indivíduos da população de robôs não podem interagir uns com os outros, e muitos dos imprevistos de um sistema físico em que todos os indivíduos existem e interagem em tempo real não estão presentes [Jak97]. Finalmente,

somente uns poucos experimentos publicados por Floreano e Mondada [Flo01] fazem uso de dois ou mais robôs reais, mais ainda assim conectados por um cordão umbilical a um computador externo, onde o algoritmo genético estava presente (ver figura 1-c).

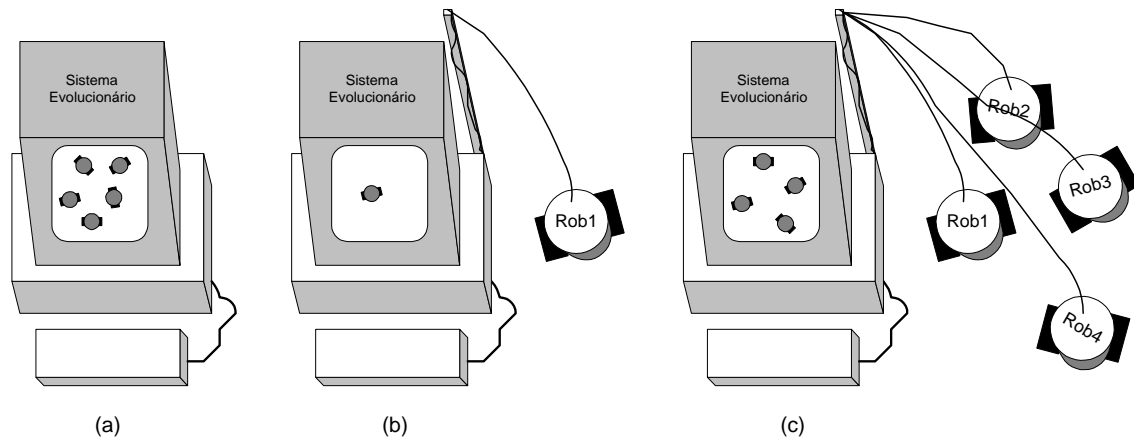


Figura 1 – Diferentes maneiras de se empregar um sistema evolutivo em robótica: (a) ambiente simulado; (b) ambiente simulado com avaliação em robô real e (c) população real conectada ao computador externo, onde o algoritmo genético reside.

O propósito dos experimentos descritos acima era o desenvolvimento de um controlador “ótimo” para um só robô. Uma vez que o algoritmo genético encontra uma solução aceitável, ela é replicada para todos os robôs produzidos depois [Flo98]. O principal problema desse método é que o controlador, uma vez evoluído para uma determinada aplicação, é copiado para o robô e não pode mais ser modificado. Se algum fator for alterado no ambiente de trabalho ou não for previsto pelo projetista, o robô não tem mais condições de se adaptar [Lay99]. Diferentemente desses trabalhos, um verdadeiro sistema evolutivo deve ser capaz de produzir não somente um robô treinado para uma tarefa específica, mas um processo evolutivo contínuo, em que a população de robôs trabalhe em conjunto, e seus controladores sejam continuamente ajustados pelo sistema para se adaptarem às modificações do ambiente de trabalho [Wer99]. A figura 2 apresenta as principais características dessas duas metodologias.

Solução Fixa

- Produz uma eficiente combinação dos recursos disponíveis
- Ambiente fixo
- Usuário escolhe a melhor solução para ser replicada

Evolução Contínua

- Produz um sistema robótico adaptativo
- Ambiente mutável
- Os robôs se adaptam constantemente às mudanças no ambiente

Figura 2 – Duas maneiras diferentes de se evoluir um sistema robótico

Um verdadeiro sistema evolutivo deve ser totalmente embarcado nos robôs, que devem ser autônomos não apenas na tarefa que realizam, mas também na execução de seu algoritmo genético [Yao97]. Um sistema evolutivo embarcado é aquele em que o processo evolutivo ocorre sobre uma população de robôs reais, completamente independente de computação externa ou da intervenção do usuário a fim de avaliar, reproduzir e reposicionar os robôs para novos testes na geração seguinte [Sim99].

Com base nessas considerações, o sistema evolutivo descrito a seguir foi concebido durante a pesquisa correspondente à tese de doutoramento deste autor na Universidade de Kent, Inglaterra. Ele foi construído sobre uma população de seis robôs reais, que contêm um código genético (bits armazenados em memória RAM) capaz de especificar não apenas a configuração de seu circuito de controle, mas também sua morfologia [Mat96]. Morfologia representa as características físicas dos robôs, como por exemplo a velocidade com que navega, a maneira como realiza algumas manobras ou o alcance e configuração de seus sensores. A figura 3 mostra como o material genético dos robôs pode definir o seu circuito de controle (a configuração do sistema neural sintético) e a configuração dos sensores e velocidades. A figura 4 apresenta os seis robôs em seu ambiente de trabalho.

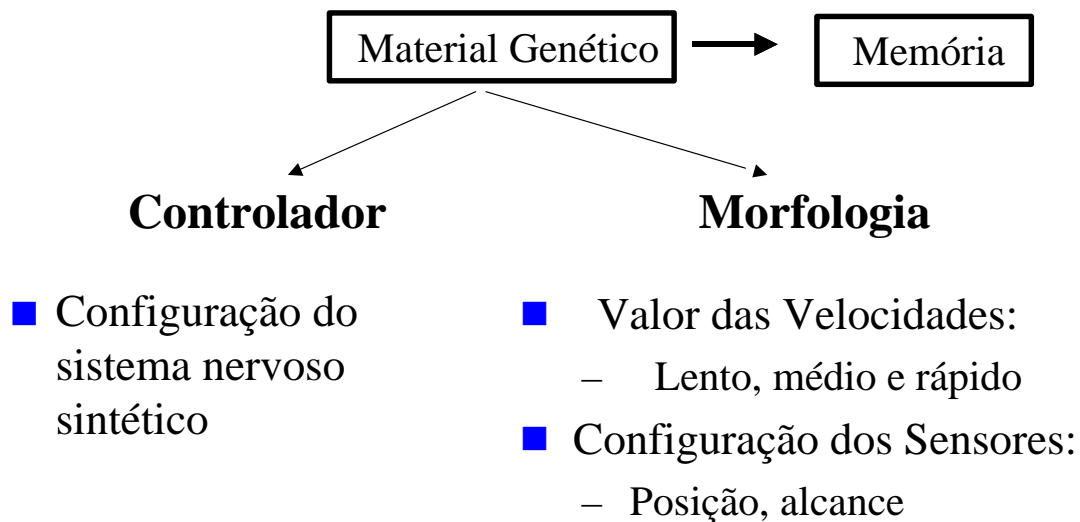


Figura 3 – O material genético define o circuito de controle e a morfologia dos robôs.

Os trabalhos realizados com robótica evolutiva embarcada são muito recentes, e as tarefas abordadas ainda são muito simples [Wat99]. Isso não significa, porém, que esse método não seja capaz de produzir um robô socialmente inteligente. A metodologia disponível já é eficaz em produzir controladores complexos e atualmente aguarda avanços em nível de hardware para permitir sua aplicação em robôs mais refinados, ou até mesmo em robôs humanóides. As tarefas já pesquisadas atualmente são várias: exploração do ambiente com desvio de obstáculos (com aplicações em exploração espacial e submarina) [Mor96]; recuperação de objetos específicos (com aplicações em resgate e limpeza após acidentes nucleares, incêndios e terremotos) [Rao96]; comportamentos de perseguição e fuga (com aplicações em sistemas militares, mísseis e aviação) [Key97]. Até agora, sistemas evolutivos capazes de operar com tarefas coletivas que envolvem cooperação em sistemas interativos multi-robôs ainda não foram publicados, mas estão sendo desenvolvidos no Laboratório de Robótica Inteligente da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

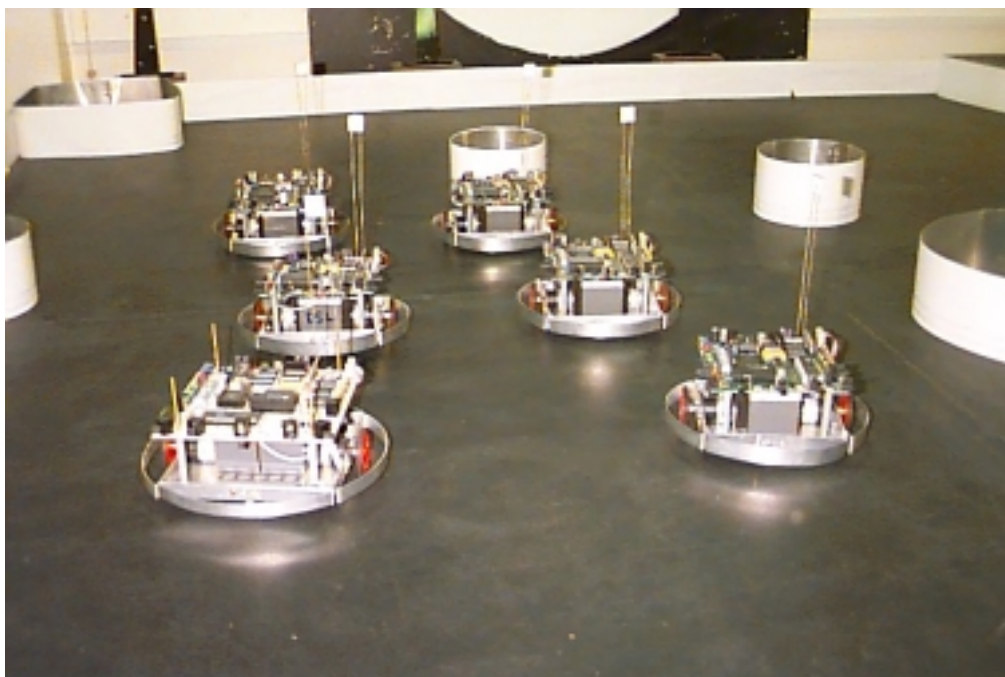


Figura 4 – A população de seis robôs em seu ambiente de trabalho

As principais questões normalmente abordadas pela computação evolutiva são estas:

i) sintetizar automaticamente comportamentos mais complexos do que aqueles que podem ser produzidos manualmente [Bul95]; *ii)* explorar todas as possíveis características do ambiente e dos indivíduos, mesmo que algumas delas sejam obscuras ao projetista [Pol00]; *iii)* produzir o comportamento esperado especificando-se *o que* o robô deve fazer, e não *como* ele deve operar [Tho96]; e *iv)* mostrar que técnicas evolutivas podem reduzir o esforço humano necessário para se produzir um sistema de controle, em comparação com métodos manuais de projeto [Tho97]. O trabalho descrito neste capítulo vem abordar os pontos *ii* e *iii*. Devido à simplicidade da tarefa escolhida, os experimentos realizados não têm impacto significativo sobre os pontos *i* e *iv*.

A capacidade individual de cada robô implementado é bastante simples, porém eles possuem a habilidade de se comunicar e dividir tarefas e de transmitir para a população o que é aprendido por um indivíduo. Como um sistema distribuído multi-agente, o algoritmo genético não é baseado num computador externo, mas distribuído entre os robôs, e coexiste juntamente com o seu sistema nervoso sintético dentro do microprocessador dos robôs. Como pode ser visto na figura 5, o sistema evolutivo distribuído e embarcado em cada robô se comunica com os demais através de um rádio-modem embutido.

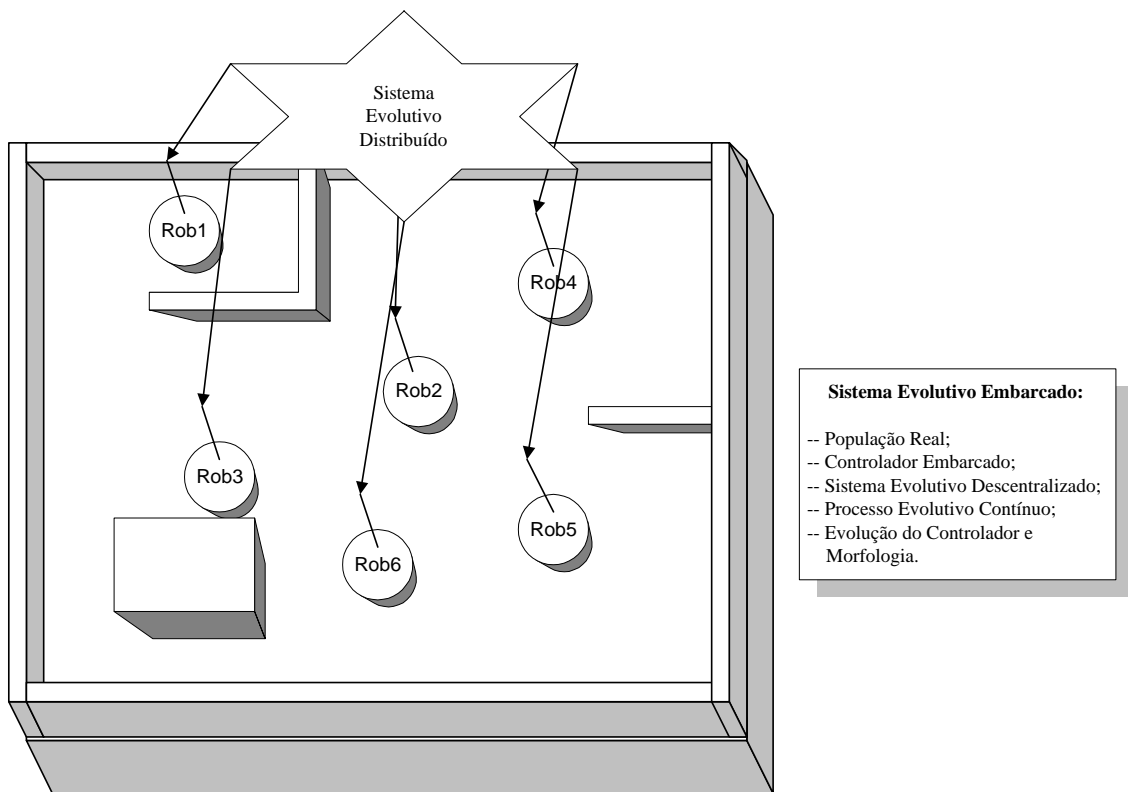


Figura 5 – O sistema proposto consiste em um controlador evolutivo distribuído embarcado numa população de robôs reais, conectados via rádio, formando um sistema de controle descentralizado.

A figura 6 apresenta a arquitetura básica dos robôs. Ela consiste de um sistema de controle central que recebe informações dos sensores via um módulo de controle configurado pelo material genético, e ajusta a posição dos sensores na periferia do robô, bem como seu alcance. O circuito de controle processa essa informação e escolhe uma manobra correspondente, que especifica como o módulo de controle dos motores irá dirigir o robô.

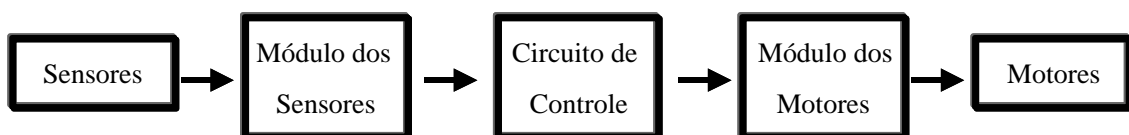


Figura 6 – O controle evolutivo dentro da arquitetura do robô.

3. Estratégias de Reprodução

Em artigo recente publicado na revista Nature, H. Lipson e J. B. Pollack divulgaram uma tentativa de trazer modelos computacionais mais perto da realidade [Lip00]. Eles descrevem um sistema que evolui máquinas locomotoras em simulação, mas que pode empregar um dispositivo de prototipação rápida para construir fisicamente esses robôs. Eles afirmam ter encontrado uma forma de reprodução automática de formas de vida robóticas. Entretanto, seu trabalho consiste somente de um processo evolutivo, em que alguns indivíduos podem ser prototipados automaticamente. A evolução acontece no computador em simulação, e não existe nenhuma conexão com o mundo real. Em termos evolutivos, não há diferença alguma de seu trabalho anterior com blocos Lego, quando eles implementavam os indivíduos da população manualmente para serem testados [Fun99]. E implementar indivíduos dessa maneira só serve para demonstrar a solidez das estruturas evoluídas em simulação. Dessa forma, ainda há um longo caminho a ser percorrido antes que um robô capaz de se reproduzir independentemente possa existir no mundo real [Bro00].

O que um verdadeiro robô evolutivo necessita é uma estratégia que permita que essas “criaturas robóticas” possam se auto-replicar automaticamente. A única solução plausível até agora é construir as próximas gerações manualmente, usando conjuntos de blocos modulares que podem ser conectados ao corpo dos robôs, possibilitando que modifiquem sua configuração de uma geração para a outra [Tem95]. Esses blocos podem conter diferentes sensores, motores ou atuadores, para que robôs contendo diferentes características morfológicas possam ser produzidos. A figura 7 ilustra como diferentes blocos de capacidades variadas podem ser montados sobre o corpo do robô. Essa alternativa, porém, necessita da intervenção humana para montar diferentes configurações de robôs a cada geração.

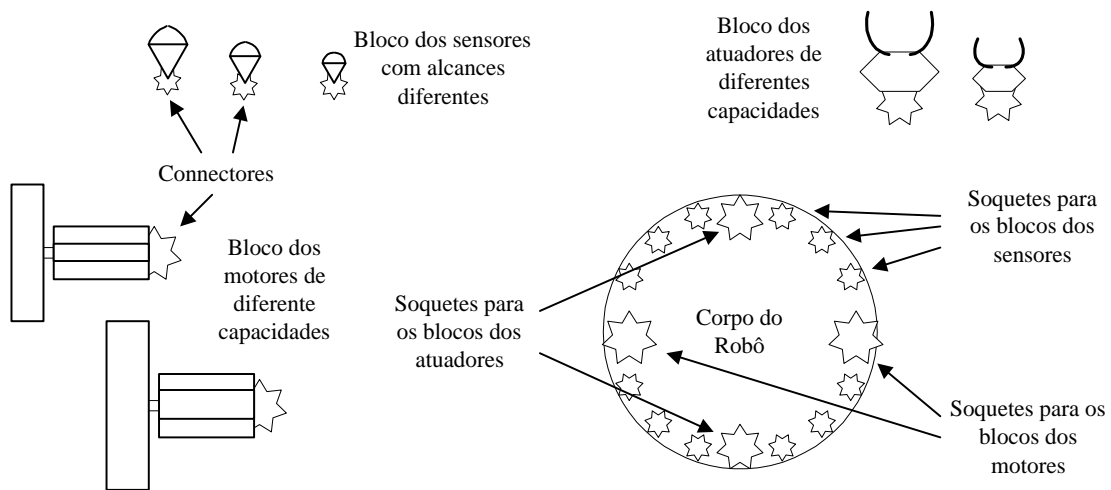


Figura 7 – O corpo do robô contém vários soquetes onde podem ser conectados diferentes blocos contendo atuadores, sensores ou motores de diferente capacidades.

Existe, entretanto, uma terceira alternativa para gerar robôs capazes de se reproduzir e modificar sua morfologia, que seria um sistema evolutivo no qual diferentes configurações de sensores devem ser evoluídas juntamente com o controlador dos mesmos. Se todos os sensores disponíveis forem dispostos na periferia do robô e puderem ser ativados ou desativados pelo código genético dos mesmos, diferentes características físicas podem ser geradas e eles podem produzir descendentes com diferentes morfologias. Isso desde que os descendentes venham a nascer nos corpos dos próprios pais reconfigurados. Em um paralelo com a evolução natural, em que os seres humanos perderam sua cauda simplesmente porque ela não era mais necessária em seu dia-a-dia, essa estratégia consiste em dotar os robôs de várias “caudas” (sensores redundantes) e deixar a evolução decidir qual configuração devem utilizar [Har97]. Dessa forma, novos robôs podem ser produzidos sem a necessidade de reconstruir seus corpos físicos.

4. Arquitetura Evolutiva

O objetivo do sistema evolutivo que se propõe neste capítulo, e que foi de fato implementado durante projeto de tese de doutorado em robótica na University of Kent at Canterbury, Inglaterra [Sim00], é treinar automaticamente uma equipe de seis robôs móveis autônomos a interagir com um ambiente não previsto em tempo real. O sistema é capaz de refinar continuamente as soluções geradas durante toda a vida útil dos robôs, assimilando as modificações no ambiente e também na arquitetura dos mesmos (no caso de falha em algum componente). Esse sistema foi implementado em robôs circulares pequenos, de duas rodas, para aplicações modestas, mas as técnicas descritas aqui podem ser adaptadas para controlar robôs muito mais complexos e tarefas de mais alto nível, como robôs domésticos que interagem frequentemente com seres humanos.

A arquitetura dos robôs pode ser vista como um módulo de controle central (um sistema nervoso sintético) que se comunica com outros módulos funcionais, que podem fornecer ou requisitar dados necessários para o processamento autônomo. Os módulos foram implementados utilizando-se uma combinação de hardware e software executado pelo microprocessador do robô. A arquitetura dos robôs é configurada através de um conjunto de parâmetros, codificados em um certo número de bits armazenados na memória RAM dos robôs. Em termos evolutivos, esses parâmetros são chamados de “cromossomo” do robô [Koz98]. O módulo dos sensores é configurado por um subconjunto desses parâmetros, que especifica o número de sensores usados, seu alcance e posição ao redor do robô. O módulo dos motores também é configurado por outro subconjunto desse cromossomo, que controla os níveis de velocidades do mesmo. Por fim, o controlador central também utiliza parte do cromossomo para definir a configuração de uma rede neural artificial [Aus94], utilizada para processar as informações dos sensores e escolher a manobra mais adequada para cada situação encontrada pelo robô.

Os subsistemas do Módulo de Controle Central são apresentados na figura 8. Conectados através do Módulo de Comunicação, o circuito de Controle Evolutivo de todos os robôs forma um sistema evolutivo distribuído, em que cada indivíduo pode ser considerado um agente, formando um sistema multiagente distribuído [Flo96b]. Estes processam a informação contida no cromossomo e enviam padrões de configuração para o Controle de Navegação e outros módulos. Os robôs combinam-se para formar um controlador evolutivo descentralizado global. Esse controlador global permite a evolução da população, de geração para geração. Ele é responsável por selecionar os robôs mais adaptados para interagir com o ambiente, reproduzi-los através da troca e cruzamento de seus cromossomos e, finalmente, reprogramá-los com as configurações resultantes (seus descendentes).

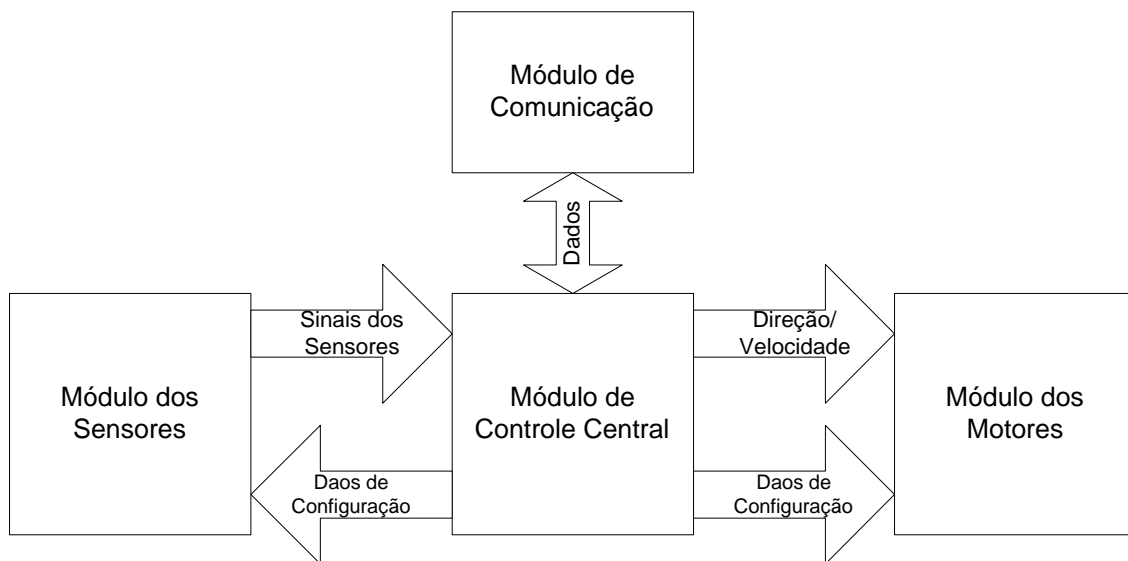


Figura 8 – Arquitetura do sistema de controle dos robôs: o módulo dos sensores e o dos motores são configurados pelo módulo de controle central.

O Algoritmo Supervisor, apresentado na figura 9, monitora o desempenho do robô, informando o controle evolutivo de seu grau de adaptação para funcionar no ambiente. De acordo com eventos e tarefas realizados pelo robô, percebidos internamente por sensores especiais, uma pontuação é calculada e utilizada pelo sistema evolutivo global para selecionar os indivíduos mais adaptados à reprodução. O algoritmo supervisor também é responsável por ativar uma rotina de salvamento (um comportamento embutido, como um auto-reflexo), acionado em caso de colisão e capaz de manobrar o robô para longe do obstáculo. São os sensores de contato nos pára-choques que determinam a ocorrência e posição de uma colisão.

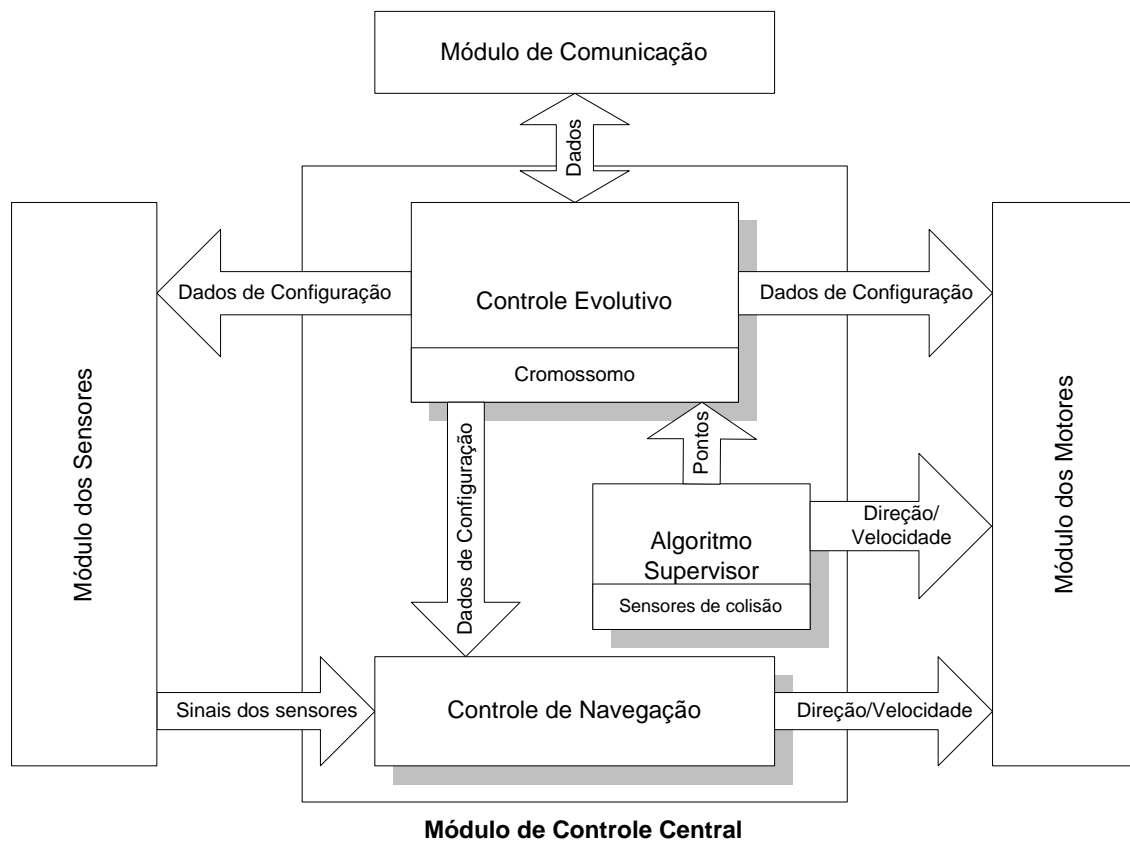


Figura 9 – Os três subsistemas do controle central dos robôs: o Controle Evolutivo; o Algoritmo Supervisor e o Controle de Navegação.

É o controle de navegação que, configurado pelo controle evolutivo, comanda o módulo dos motores de acordo com a informação dos sensores. Depois de processar a resposta dos sensores, ele decide o que o robô deve fazer e envia um comando para o módulo dos motores, que controla as velocidades dos dois motores para que o robô manobre. O controle de navegação é o centro de navegação autônoma do robô. Ele dirige o robô independentemente, de acordo com os respectivos parâmetros de configuração armazenados no cromossomo. O processo evolutivo é quem ajusta esses parâmetros para que o robô tenha um bom desempenho no ambiente.

Uma Rede Neural RAM foi escolhida para implementar o controle de navegação dos robôs (o seu sistema nervoso sintético) [Sim96]. Ela é rápida e pequena o suficiente para ser executada pelo processador de bordo do robô, facilitando a evolução do sistema e permitindo que pequenas modificações sejam realizadas sem grande esforço. A rede RAM é uma arquitetura robusta, com boa estabilidade para mutações e crossovers. Muitas redes neurais, como é o caso da escolhida, possuem redundância entre o genótipo e o fenótipo [Shi00]. Em outras palavras, uma

pequena mudança nos bits do cromossomo (o genótipo) não produzirá uma mudança radical no comportamento da rede (o fenótipo). Essa característica é chamada Neutralidade pelos geneticistas [Kni48]. Dessa forma, a rede neural selecionada é estável o suficiente para permitir que o processo evolutivo refine gradualmente os parâmetros de configuração do circuito de controle de navegação, enquanto busca um melhor desempenho. É essa neutralidade que faz com que uma pequena mutação num indivíduo adaptado deva, em média, produzir um indivíduo com aproximadamente a mesma pontuação (ou *fitness*) [Bar98]. Similarmente, o crossover entre pais com pontuação similar deve produzir descendentes muito parecidos com seus pais.

A figura 10 mostra o módulo dos sensores alimentando a rede neural dentro do controle de navegação. O controle evolutivo lê as informações contidas no cromossomo e envia os parâmetros de configuração dos módulos dos sensores e motores. Ele também lê os conteúdos dos neurônios do cromossomo e programa a rede neural.

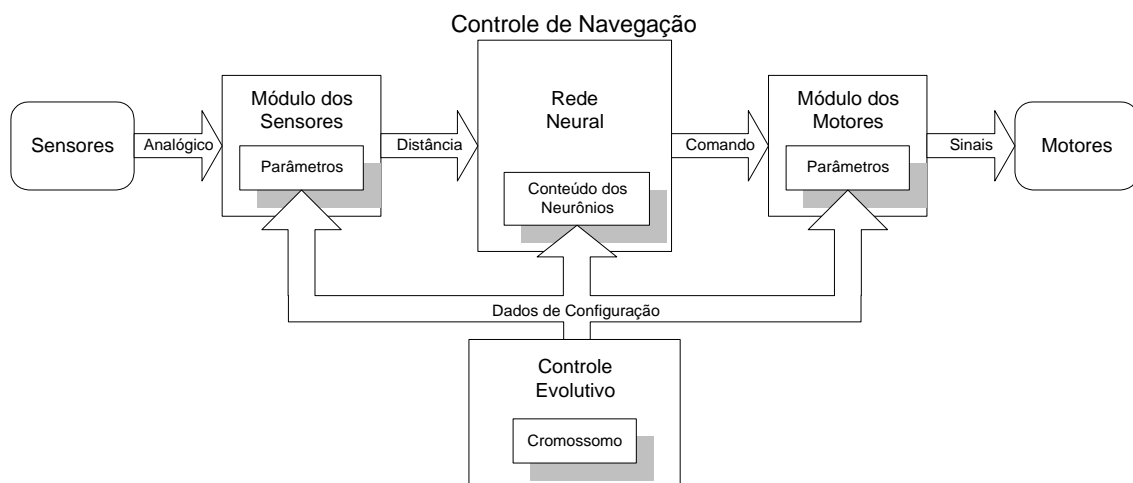


Figura 10 – O controle de navegação conectado aos módulos dos motores e sensores e o controle evolutivo.

A figura 11 mostra em mais detalhes como ocorre o interfaceamento entre o controle de navegação e os módulos dos sensores e dos motores. Os neurônios estão conectados em grupos (*discriminators*) [Sim96] que correspondem a uma das possíveis classes de comandos ($C1, C2, \dots, Cn$) que a rede neural pode escolher. Os grupos estão conectados a um somador de saída ($O1, O2, \dots, On$) que conta o número de neurônios ativos do grupo. O bloco “vencedor-leva-tudo” (*winner-takes-all*) recebe as contagens dos somadores, escolhe o grupo com mais neurônios ativos e envia o

comando correspondente para o módulo dos motores. O módulo dos sensores converte as leituras analógicas dos sensores infravermelhos de proximidade em sinais digitais de dois bits, para poder conecta-los às entradas dos neurônios.

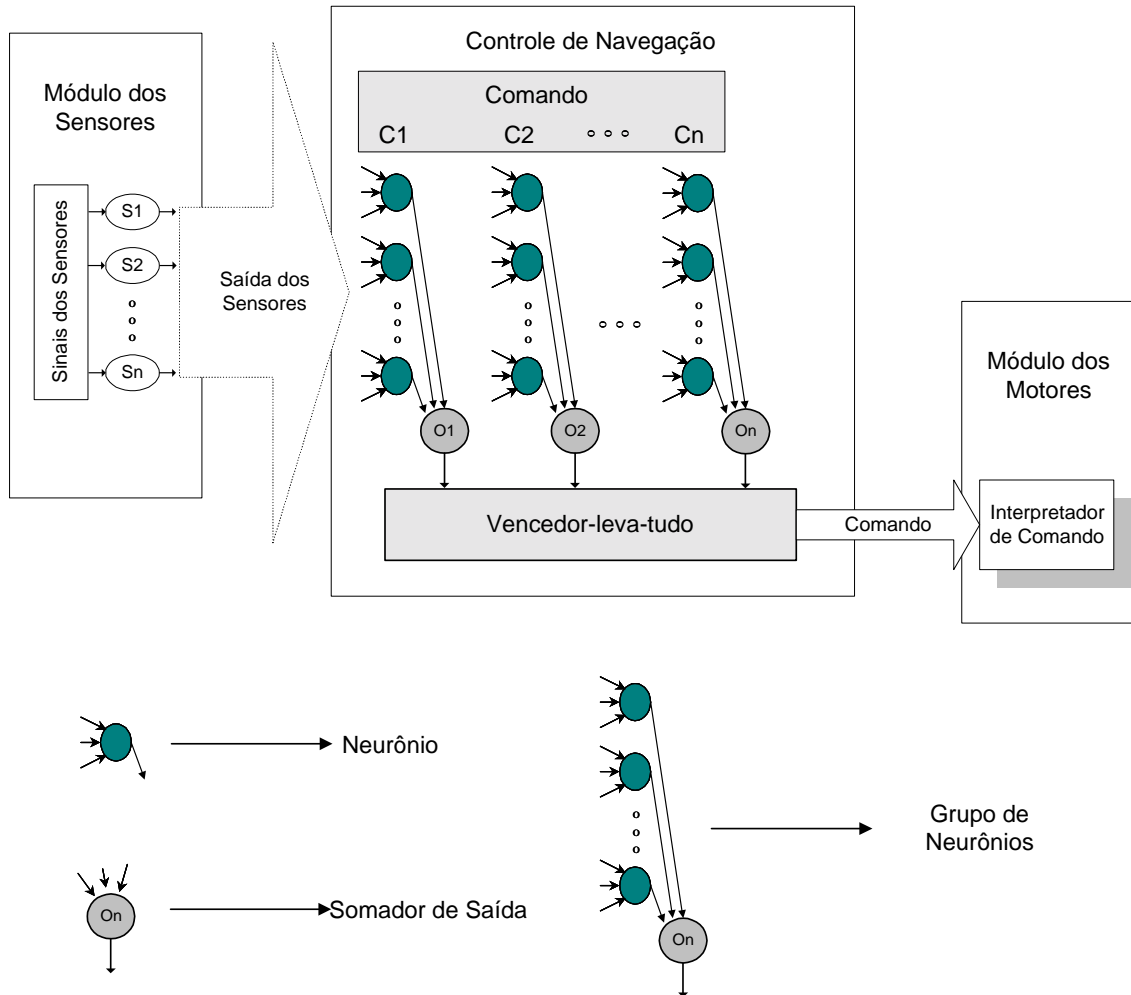


Figura 11 – A rede neural no controle de navegação: $S1$ a S_n são as saídas binárias dos sensores; $O1$ a O_n são os somadores de saída e $C1$ a C_n são as classes de comandos para o módulo dos motores.

A figura 12 exemplifica oito possíveis comandos para os motores. Os comandos *FL*, *FM*, *FR* e *P* dizem para o interpretador de comandos dentro do módulo dos motores os níveis de velocidades para controlar os motores. O robô pode *Parar*; ou mover-se para frente com três níveis de velocidade: *Lento*, *Médio* ou *Rápido*. Os comandos *VDC*, *VDL*, *TEC* e *VEL* especificam como o robô deve manobrar. Ele pode *Virar à Direita* ou à *Esquerda* de maneira *Curta* (virando ao redor de

seu centro com uma roda para frente e a outra para trás) ou *Longa* (parando uma das rodas para fazer um arco).

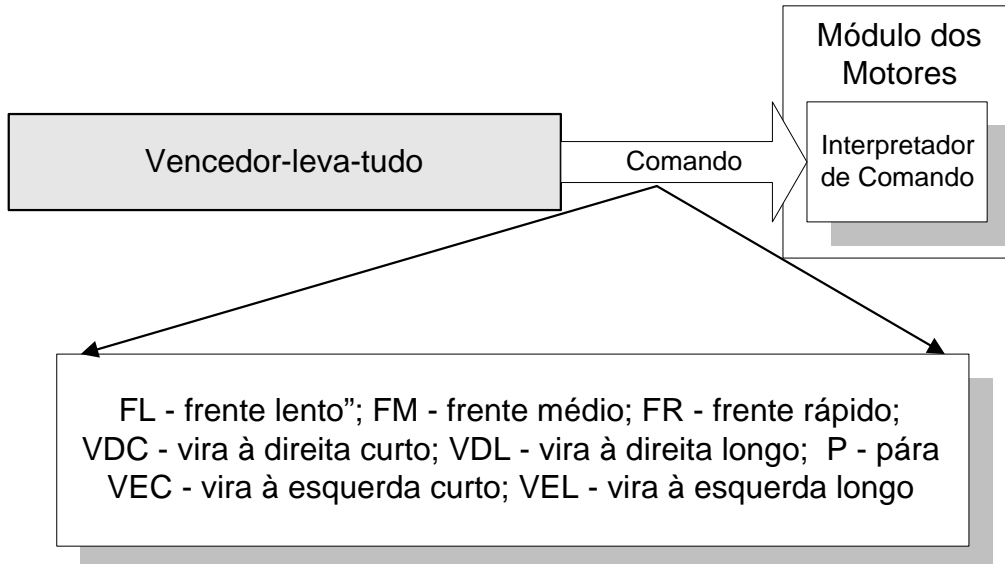


Figura 12 – Exemplo de oito comandos para o módulo dos motores.

Uma característica fundamental da rede neural RAM escolhida é sua modularidade. Isso simplifica muito futuras modificações da arquitetura da rede (ver figura 13). Sensores e neurônios podem ser adicionados ou removidos, e novos comandos podem ser incluídos através da inserção de mais grupos de neurônios (discriminadores) [Aus98]. A conectividade entre as linhas de entrada e as saídas dos sensores é determinada por uma Matriz de Conectividade, que define qual saída de sensor é conectada às linhas L_i , L_j e L_k . A figura 14 exemplifica como os grupos de neurônios estão conectados na arquitetura da rede neural. A matriz de conectividade é inicializada randomicamente a cada novo experimento.

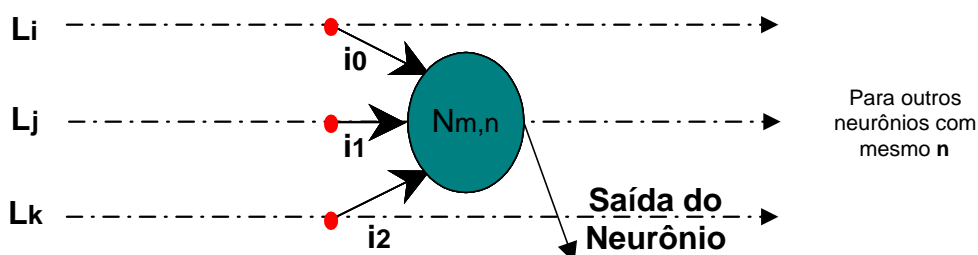


Figura 13 – Exemplo de modularidade mostrando um neurônio de três entradas:

Onde: m – é o grupo a que o neurônio pertence;
 n – é a posição do neurônio em seu grupo;
 $i0, i1$ e $i2$ – são as entradas do neurônio;
 L_i, L_j e L_k – são linhas de entrada conectadas às saídas dos sensores.

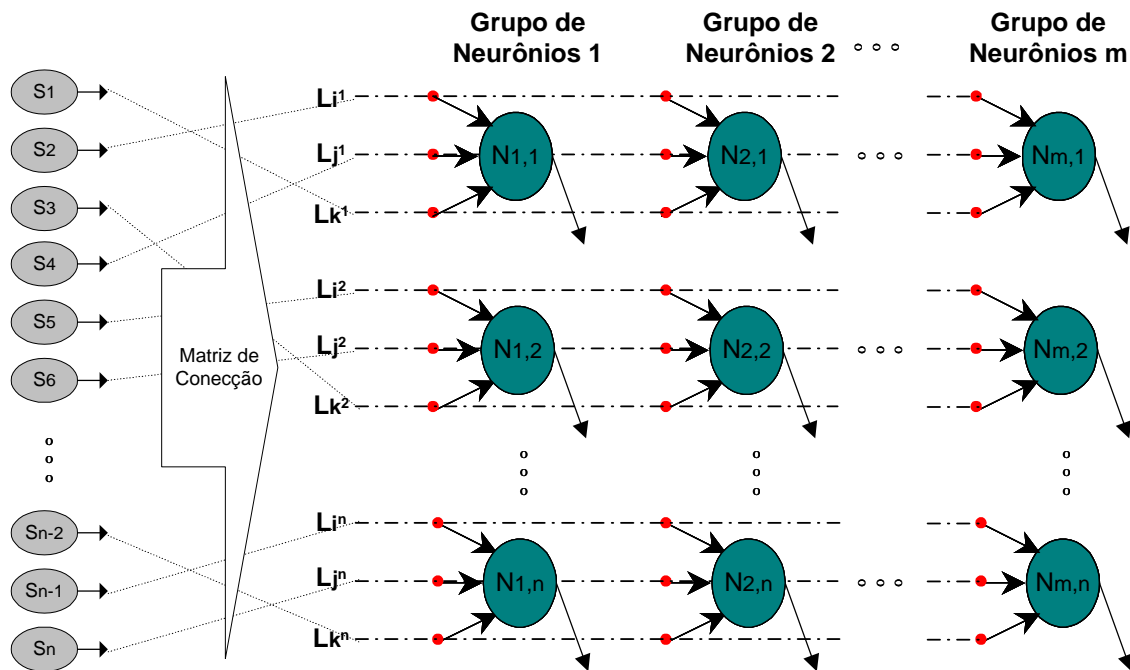


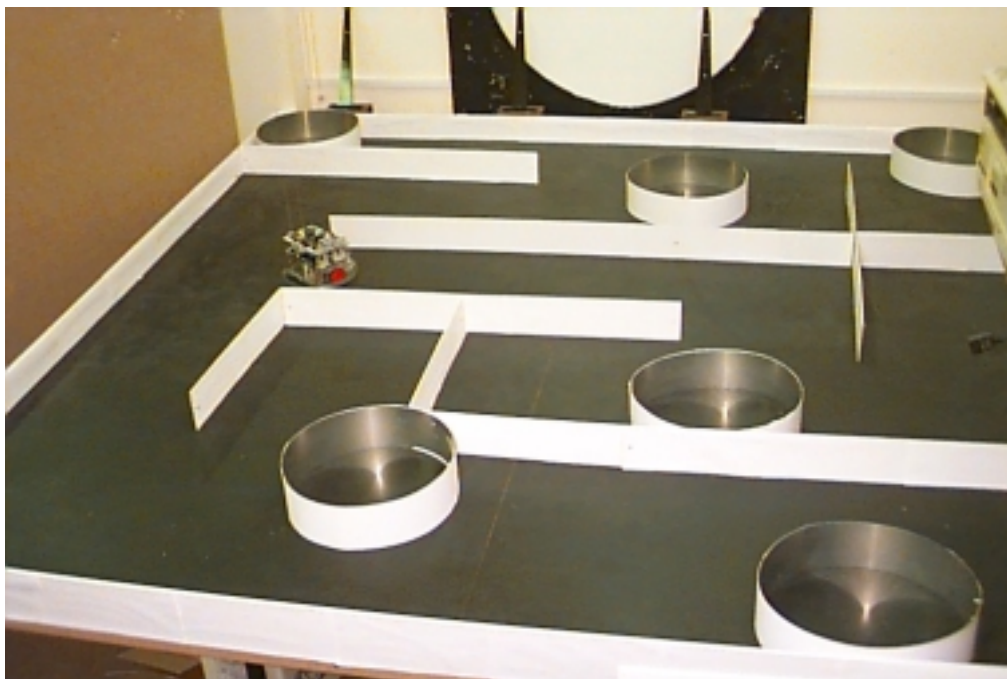
Figura 14 – Exemplo mostrando a conectividade de neurônios de três entradas em uma arquitetura de rede neural contendo m grupos com n neurônios em cada grupo. .

A arquitetura dos robôs consiste de plataformas de 20cm de diâmetro com duas rodas, contendo um processador Motorola 68HC11 de 2MHz e 64Kb de memória RAM. Eles são dotados de pára-choques com sensores de colisão e oito sensores infravermelho de proximidade. Os robôs se comunicam através de um rádio-modem AM de 418MHz a 1.2Kbps. Tanto os robôs quanto seu ambiente de trabalho foram especificamente construídos para implementar o sistema evolutivo proposto. A figura 15 ilustra como diferentes configurações do ambiente de trabalho

podem ser obtidas ao se re-arranjar os obstáculos para que ambientes simples e complexos possam testar a robustez do sistema evolutivo.



(a)



(b)

Figura 15 – Exemplo de como ambientes de trabalho simples e complexos podem ser produzidos reprogramando-se os obstáculos e as paredes móveis.

A figura 16 mostra a base do robô, ilustrando a posição dos sensores infravermelhos, as rodas, os pára-choques e os sensores de colisão. Todos os oito sensores de proximidade podem ser individualmente ativados ou desativados pelo módulo dos sensores. As rodas estão posicionadas no meio do robô, permitindo que o mesmo vire em torno de seu eixo central. Os sensores de colisão permitem que o algoritmo supervisor saiba a exata posição das colisões que venham ocorrer.

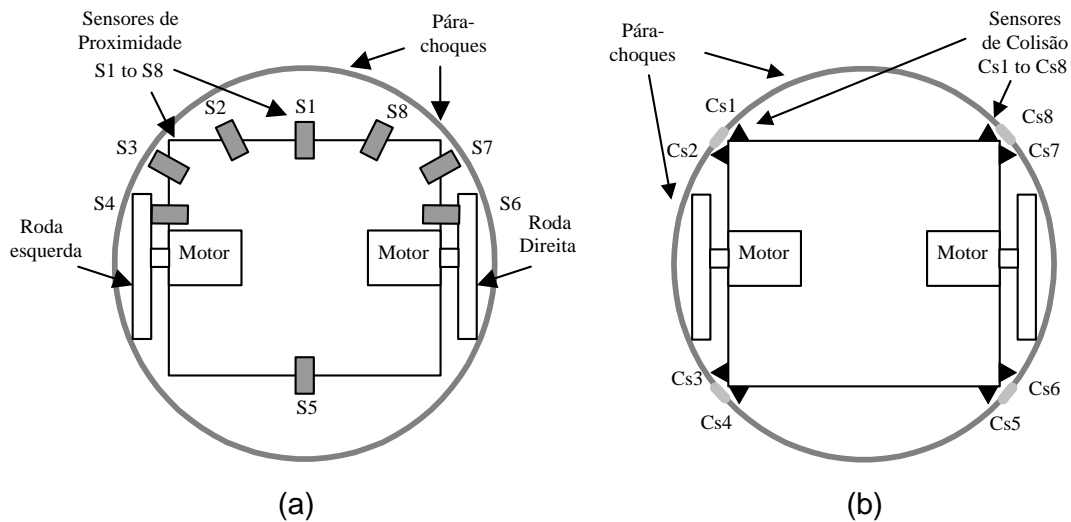


Figura 16 – Arquitetura do robô representando a posição dos sensores, os motores e rodas.

A figura 17 apresenta um dos robôs, no qual pode se visualizar a posição dos sensores e pára-choques. Os robôs possuem um pequeno teclado utilizado para entrada de comandos manuais. A arquitetura dos robôs é composta de módulos que se comunicam uns com os outros e podem ser combinados com outros circuitos para incorporar novos dispositivos como atuadores, garras, coletores de objetos, etc... Eles contêm um circuito para monitoração da carga da bateria que interrompe o funcionamento e coloca o robô em um estado latente se a tensão de alimentação baixar até que a bateria seja substituída.

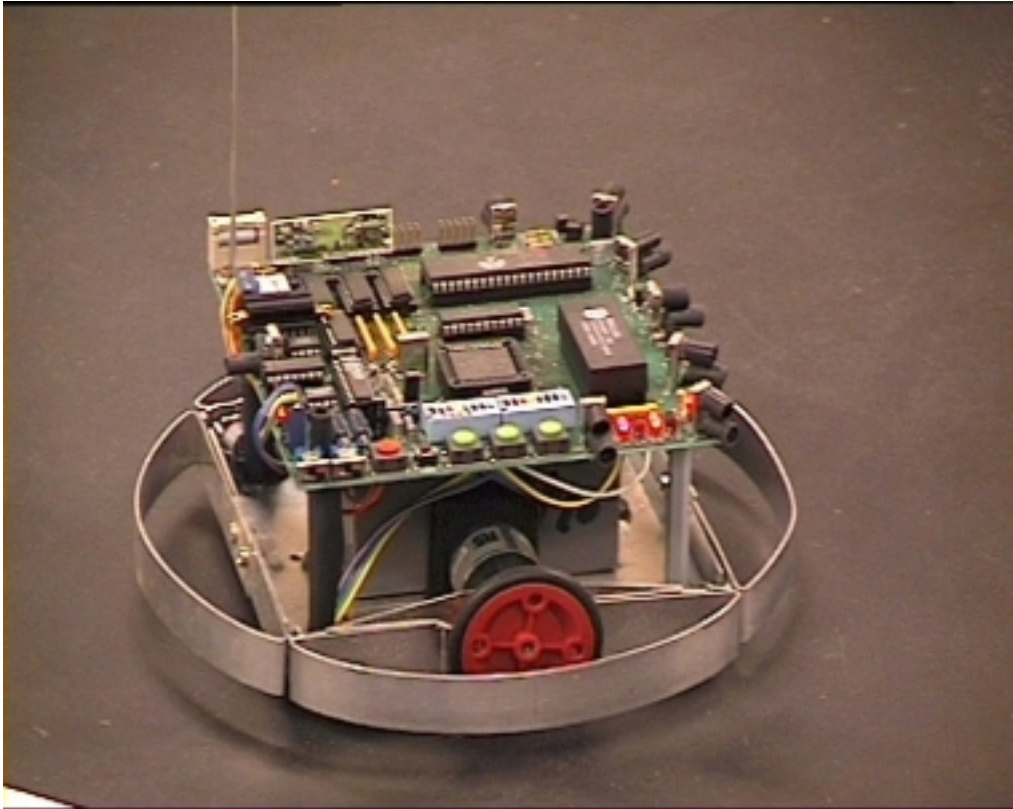


Figura 17 – Uma imagem aproximada dos robôs implementados.

5. Controle Evolutivo

É o controle evolutivo, localizado dentro do módulo de controle central dos robôs que realiza os processos evolutivos de *avaliação*, *seleção* e *reprodução* [Tod97]. Como todos eles estão ligados via rádio, o sistema evolutivo é descentralizado, e o algoritmo genético está distribuído e embutido na população de robôs. A figura 18 mostra um processo evolutivo em que os indivíduos são avaliados de acordo com sua capacidade de realizar a tarefa proposta no ambiente de trabalho. Se eles apresentam bom desempenho, pode ser dito que estão bem adaptados ao ambiente. Aos robôs é dada uma pontuação que representa o seu grau de adaptação ao ambiente. Quando esse período de avaliação termina, os indivíduos estão prontos para começar a fase de seleção, quando os parceiros são escolhidos de acordo com sua pontuação. Os mais adaptados têm mais chances de serem selecionados para reprodução. A seguir, eles trocam seus cromossomos e ocorre o crossover

dos genes para formar novas combinações. Os cromossomos resultantes são então utilizados para reprogramar os indivíduos antigos e formar os descendentes, e uma nova fase de avaliação recomeça. Presumindo-se que novos robôs não podem ser criados espontaneamente, os descendentes devem ser gerados através da reconfiguração de indivíduos antigos.

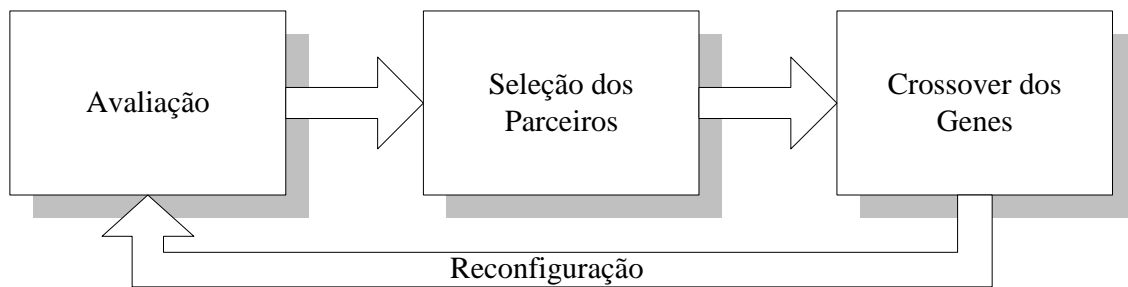


Figura 18 – O processo evolutivo de avaliação, seleção e reprodução (crossover).

Neste sistema evolutivo, os robôs trabalham em um processo cíclico, diferentemente da aplicação tradicional de algoritmos genéticos, quando o controlador é treinado por evolução em simulação e depois transferido para o robô, antes de este começar a trabalhar. Este processo cíclico inspira-se na natureza, onde animais, como alguns pássaros, por exemplo, têm uma estação de trabalho ou alimentação e uma estação de reprodução, em que concentram seus esforços na busca de um parceiro para se reproduzir [Mit95].

O processo cíclico dos robôs, uma geração em termos evolutivos [Bac91], é exemplificado na figura 19. Os robôs não se dedicam a atividades reprodutivas simultaneamente com seu trabalho. Na estação de reprodução, os robôs se comunicam para transmitir aos demais sua pontuação. Eles começam a emitir um “canto de acasalamento”, em que transmitem sua identificação, pontuação e cromossomo. Os melhores robôs sobrevivem para a próxima geração, reproduzindo para tornarem-se os pais dos novos indivíduos [No194]. Os menos adaptados combinam seus cromossomos com os dos melhores e, depois, se reconfiguram com o resultado para formar a próxima geração.

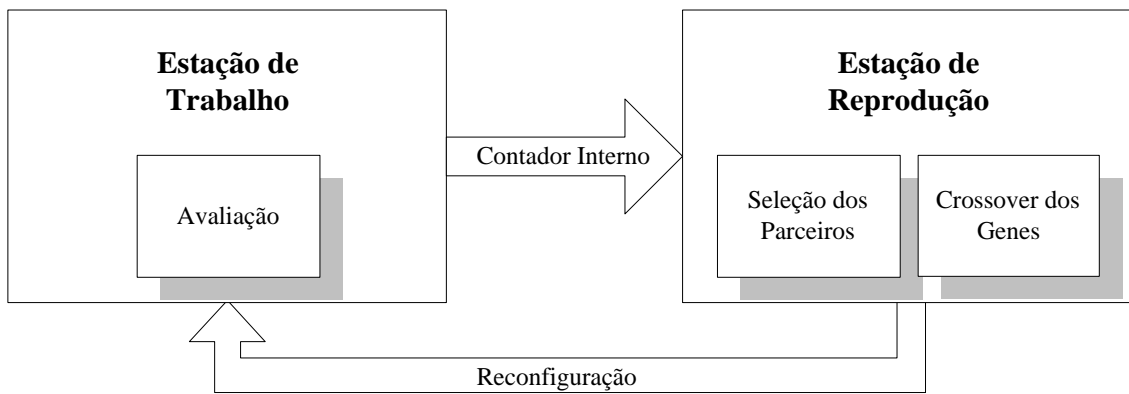


Figura 19 – O processo cíclico dos robôs em uma geração.

Um esquema de punição e recompensa é aplicado durante a avaliação do grau de adaptação dos robôs. Sua pontuação é calculada penalizando-se colisões e falta de movimentação (deduzindo pontos) e recompensando-se comportamentos exploratórios (aumentando a pontuação por cada segundo de movimento). Este é um processo crucial em sistemas evolutivos, já que a evolução prossegue sem intervenção do usuário, e irá basear-se somente nessa função de pontuação para selecionar os melhores indivíduos, podendo produzir um resultado diferente do esperado [Ste94]. Além disso, projetar uma função de pontuação depende do comportamento esperado e das características dos robôs em questão. E a experiência necessária é ganha através de um processo incremental de tentativa e erro. A figura 20 apresenta um exemplo de função de pontuação.

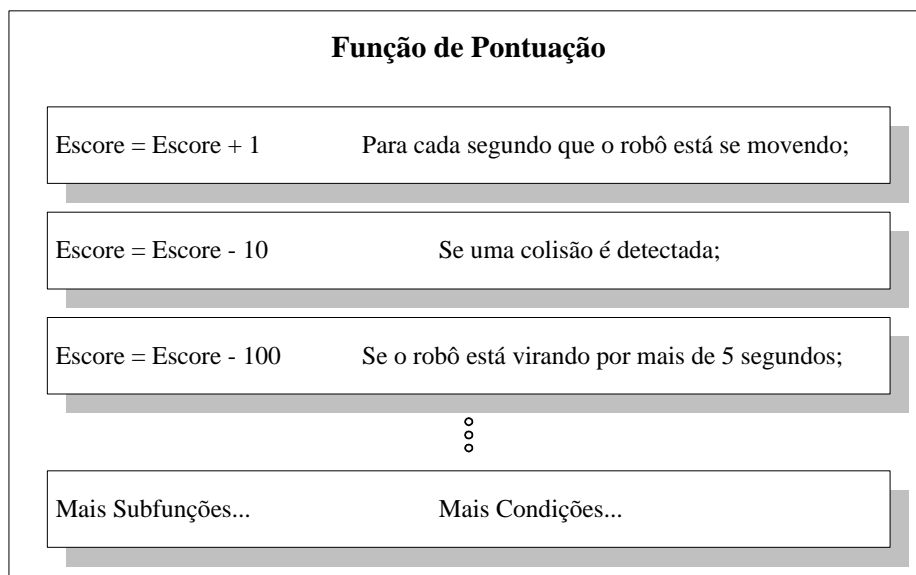


Figura 20 – Um exemplo de como uma função de pontuação pode ser construída.

Através da experiência ganha em um grande número de experimentos, pode-se concluir que as funções de pontuação mais simples são aquelas que produzem os melhores resultados. Isso acontece porque elas não eliminam a autonomia da evolução [Flo96a]. À medida que comportamentos mais complexos são evoluídos, o projetista tem a tendência de adicionar gradualmente subfunções à equação. Essa abordagem, apesar de efetiva, reduz o espaço de busca do processo evolutivo e não facilita o trabalho do projetista.

O procedimento de seleção de parceiros é baseado na pontuação do robô. Enquanto os biólogos tentam analisar os mecanismos de seleção que acreditam existirem no mundo natural, especialistas em Evolução Artificial buscam inspiração na natureza para propor novos mecanismos de seleção. Eles podem ser muito simples, como a escolha do melhor robô para se reproduzir com todos os demais, ou mais complexos, como a técnica da roleta [Mit95], descrita no capítulo de Algoritmos Genéticos. Em sistemas evolutivos embarcados, as abordagens mais simples são as preferidas, por serem mais adequadas às condições de pouca memória e pequena velocidade de processamento disponíveis. Como a população também é pequena, se comparada com tradicionais abordagens de algoritmos genéticos (que envolvem centenas de indivíduos), algumas técnicas de seleção muito simples foram desenvolvidas e provaram-se eficientes [Sim00]:

- 1) Selecionar o robô com a maior pontuação na geração para reproduzir-se com todos os demais e sobreviver para a próxima geração. Isso tenta garantir que, na próxima geração, a melhor pontuação será pelo menos similar à presente.
- 2) O robô mais adaptado sobrevive, e os demais escolhem seus parceiros com 80% de chance de selecionar o melhor robô e 20% de chance de selecionar qualquer um dos outros.

Ambas as técnicas 1 e 2 consideram que, excetuando-se o robô mais adaptado, todos os outros irão escolher um parceiro, reproduzir-se e reprogramar-se com a configuração (cromossomo) resultante. Essas duas técnicas também são *elitistas*. Elitismo requer que o atual indivíduo (ou indivíduos) mais adaptado não seja eliminado e sobreviva para compor a população na próxima geração [Tom95]. Um problema comum a essas técnicas é o possível aparecimento

súbito de um super-indivíduo que pode obter muitas cópias de si mesmo e dominar rapidamente a população, causando uma convergência prematura para um ótimo local. Isso pode ser evitado escolhendo-se um método de seleção mais robusto, que não aloque probabilidade de seleção proporcional à pontuação dos robôs, como Seleção por *Ranking* ou Seleção por Torneio [Har93].

No algoritmo evolutivo, a fase de crossover é aquela em que os cromossomos de ambos os pais são combinados para produzir os descendentes [Tom95]. Os robôs em questão utilizam uma estratégia muito simples para não sobrecarregar os limitados recursos computacionais do processador de bordo. A estratégia escolhida é uma troca randômica dos bits dos cromossomos de ambos os pais para formar o cromossomo resultante para o descendente. Esta estratégia é chamada crossover uniforme [Lan96], apesar de que só um descendente é produzido. Assim, um gene é escolhido aleatoriamente do pai ou da mãe para ocupar a posição correspondente no cromossomo do descendente, até que todas as posições do cromossomo sejam preenchidas.

Após a fase do crossover, começa a de mutação. Aplicar mutação a um cromossomo significa que um pequeno número de erros de escrita pode ocorrer quando os genes são copiados dos cromossomos dos pais [Och99]. Um coeficiente de mutação M significa que cada gene no cromossomo tem uma probabilidade de $M\%$ de ser selecionado para ser invertido binariamente (novo gene = $NOT(\text{gene})$). Assim sendo, para cada bit do cromossomo, um número randômico r entre 0.0 e 100.0 é produzido. Se $r < M$, o gene correspondente é invertido. A figura 21 mostra como o material genético no cromossomo especifica a configuração da rede neural e as características morfológicas do robô.

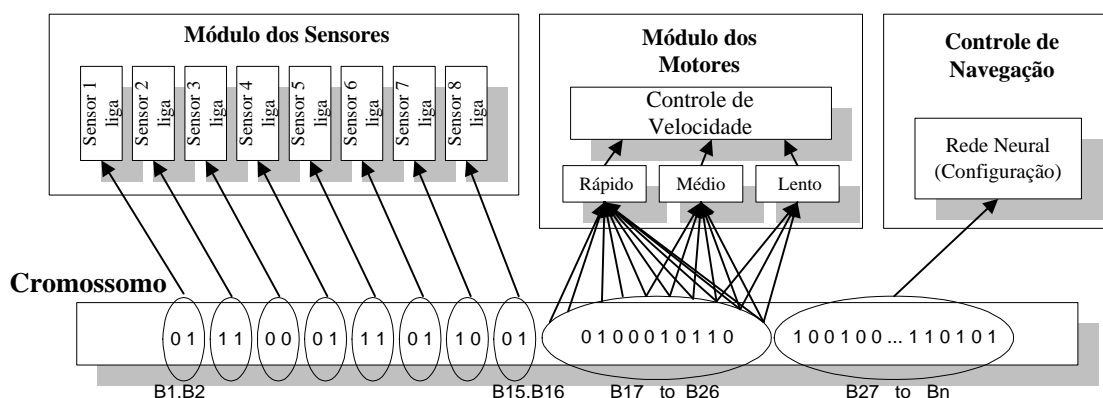


Figura 21 – Oito pares de genes *B1*, *B2* a *B15*, *B16* configuram o módulo dos sensores. Outros 10 genes, *B17* a *B26*, configuram o módulo dos motores e os restantes (tamanho dos neurônio versus o número de neurônios na rede: *B27* a *Bn*) configuram a rede neural.

6. Conclusão e Perspectivas Futuras

Arquiteturas robóticas simples como o sistema evolutivo apresentado são pequenos exemplos do amplo potencial da robótica inteligente. Esses pequenos robôs já são capazes de aprender com seus próprios erros e transmitir o que aprenderam para os demais, que passam a se comportar de uma maneira diferente ao encontrar situações similares. Em pequenos detalhes, o estado-da-arte da robótica e inteligência artificial vai aos poucos incorporando características que, até pouco tempo atrás, eram privilégio somente dos seres humanos.

Na opinião deste autor, em pouco tempo, estaremos convivendo intimamente com máquinas inteligentes que estarão fazendo todo o tipo de tarefas domésticas. À medida que esses robôs passarem a conviver cada vez mais em nossa sociedade, irão absorver parte de nosso comportamento para melhor se relacionarem conosco. A ficção nos alerta para o perigo de estes robôs aprenderem características humanas não tão honrosas, mas essenciais para nosso convívio social, como, por exemplo, nossa habilidade de mentir, considerada por sociólogos um importante legado que nos permite conviver com pessoas de quem discordamos ou até mesmo de quem não gostamos.

Atualmente, as técnicas existentes de robótica evolutiva nos permitem desenvolver uma equipe de robôs capazes de aprender e se adaptar para trabalhar em situações que o projetista não pode prever totalmente ou em que não pode interferir facilmente. Estes robôs são capazes de alterar não somente seu algoritmo de controle, mas também sua configuração física, para se adaptar às mudanças no ambiente. Suas possíveis aplicações são exploração espacial, pesquisa submarina e resgate em desastres de larga escala, como incêndios, terremotos ou acidentes nucleares. A equipe de robôs pode ser pré-programada e treinada de acordo com uma solução pré-concebida para o problema, mas é capaz de se adaptar continuamente enquanto trabalha as variações nas condições do ambiente, sem depender do projetista para fazer os ajustes.

Diferentes equipes de robôs trabalhando em diferentes cenários, distantes entre si, podem aprender comportamentos distintos, de acordo com suas experiências. Essas populações isoladas podem se comunicar através da Internet, por exemplo, e divulgar as habilidades aprendidas. Dessa forma, equipes de robôs que nunca passaram pela mesma situação, ou sofreram um desastre em particular, podem aprender, através da experiência de outros robôs, o comportamento mais adequado para lidar com as eventos específicos suscetíveis de se repetir em seu ambiente de trabalho. Os cientistas de um futuro próximo podem ter de lidar com novos conceitos emergentes como o surgimento de um conhecimento robótico comum, transmitido de indivíduo pra indivíduo, que será a semente de uma nova cultura ou até mesmo de uma civilização robótica.

7. Bibliografia

- [Aus94] Austin, J., *A Review of RAM-Based Neural Networks*. Proceedings of the Fourth International Conference on Microelectronics for Neural Networks and Fuzzy Systems - MICRONEURO94, Publisher: IEEE Computer Society Press, pp. 58-66, 1994.
- [Aus98] Austin, J., *RAM-Based Neural Networks, a Short History*. In RAM-Based Neural Networks, Austin, J. (Ed.), York, UK, pp. 3-17, 1998.
- [Bac91] Back, T., Hoffmeister, F., and Schwefel, H., *A Survey of Evolution Strategies*. Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, Belew, R. and Booker, L. (Eds.), Publisher: Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, USA, pp. 2-9, 1991.
- [Bar98] Barnett, L., *Ruggedness and Neutrality: The NKP Family of Fitness Landscapes*. Proceedings of the Sixth International Conference on Artificial Life, Adami, C., Belew, R., Kitano, H. et. al. (Eds.), Publisher: MIT Press, pp. 17-27, 1998.
- [Bre01] Breazel, C., *Socially Intelligent Robots: Research, Development, and Applications*. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Oct., 2001, Tucson, USA, ISBN: 0-7803-7089-9, pp. 2121-2126, 2001.
- [Bro00] Brooks, R. A., *From Robot Dreams to Reality*. In Nature, v. 406, n. 6799, ISSN: 0028-0836, pp. 945-947, 2000.
- [Bul95] Bullock, S. G., *Co-Evolutionary Design: Implications for Evolutionary Robotics*. Report ID: Cognitive Science Research Paper Serial No. CSRP 384, The University of Sussex School of Cognitive and Computing Sciences, Falmer Brighton, BN1 9QH, England, UK, 10p., 1995.
- [Cli92] Cliff, D., Harvey, I., and Husbands, P., *Incremental Evolution of Neural Network Architectures for Adaptive Behaviour*. Report ID: Cognitive Science Research Paper Serial No. CSRP 256, The University of Sussex School of Cognitive and Computing Sciences, Falmer

Brighton, BN1 9QH, England, UK, 15p., 1992.

[Col92] Collins, H., *Sociological Insight*. In *Sociological Insight*, 2 ed., Publisher: Oxford University Press, Oxford, UK, pp. 155-184, 1992.

[Col88] Collins, R., *Theoretical Sociology*. In *Theoretical Sociology*, Publisher: Harcourt, Brace, Jovanovich Press, New York, USA, 1988.

[Dau98] Dautenhahn, K. and Nehaniv, C., *Artificial Life and Natural Stories*. Proceedings of the Third International Symposium on Artificial Life and Robotics - AROB III'98, v. 2, January 19-21, 1998, Beppu, Japan, pp. 435-439, 1998.

[Dic90] Dick, P., *Blade Runner (Do Androids Dream of Electric Sheep?)*. In *Blade Runner*, Publisher: Ballantine Books, New York, USA, 1990.

[Fic00] Ficici, S. G. and Pollack, J. B., *Effects of Finite Populations on Evolutionary Stable Strategies*. Proceedings of the 2000 Genetic and Evolutionary Computation Conference, Las Vegas, Nevada, USA, Whitley, L. D., Goldberg, D., Cantu-Paz, E. et. al. (Eds.), Publisher: Morgan-Kaufmann, ISBN: 1-55860-708-0, pp. 927-934, 2000.

[Flo97] Floreano, D., *Reducing Human Design and Increasing Adaptability in Evolutionary Robotics*. In *Evolutionary Robotics I*, Gomi, T. (Ed.), Publisher: AAI Books, Ontario, Canada, pp. 187-220, 1997.

[Flo94] Floreano, D. and Mondada, F., *Automatic Creation of an Autonomous Agent: Genetic Evolution of a Neural-Network Driven Robot*. Proceedings of the 3rd International Conference on Simulation of Adaptive Behavior - SAB'94, From Animals to Animats 3, Cliff, D., Husbands, P., Meyer, J. A. et. al. (Eds.), Publisher: MIT Press/Bradford Books, Cambridge, MA, USA, pp. 421-430, 1994.

[Flo96a] Floreano, D. and Mondada, F., *Evolution of Homing Navigation in a Real Mobile Robot*. In *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, v. 26, n. 3, pp. 396-407, 1996.

[Flo96b] Floreano, D. and Mondada, F., *Evolution of Plastic Neurocontrollers for Situated Agents*. Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior, From Animals to Animats 4, Maes, P., Mataric, M., Meyer, J.-A. et. al. (Eds.), Publisher: MIT Press/Bradford Book, Cambridge, MA, USA, pp. 402-410, 1996.

[Flo98] Floreano, D. and Mondada, F., *Hardware Solutions for Evolutionary Robotics*. Proceedings of the First European Workshop on Evolutionary Robotics, Husbands, P. and Meyer, J.-A. (Eds.), Publisher: Springer Verlag, Berlin, Germany, pp. 137-151, 1998.

[Flo01] Floreano, D., Mondada, F., and Nolfi, S., *Co-Evolution and Ontogenetic Change in Competing Robots*. In *Advances in the Evolutionary Synthesis of Intelligent Agents*, Publisher: MIT Press, Cambridge, MA, USA, ISBN: 0-262-16201-6, 30p., 2001.

[Fun99] Funes, P. and Pollack, J. B., *Computer Evolution of Buildable Objects*. In *Evolutionary Design by Computers*, Bentley, P. (Ed.), Publisher: Morgan Kaufmann, San Francisco, USA, pp. 387-403, 1999.

[Gar94] Garis, H. D., *CAM-BRAIN: The Genetic Programming of an Artificial Brain Which Grows/Evolves at Electronic Speeds in a Cellular Automata Machine*. Proceedings of the 1st IEEE

International Conference on Evolutionary Computation - ICEC'94, v. 11, pp. 337-339, 1994.

[Har93] Harvey, I., *Evolutionary Robotics and SAGA: the Case for Hill Crawling and Tournament Selection*. In *Artificial Life III*, Langton, C. (Ed.), Publisher: Addison-Wesley, pp. 299-326, 1993.

[Har97] Harvey, I., *Is There Another New Factor in Evolution?* In *Evolutionary Computation*, v. 4, n. 3, pp. 311-327, 1997.

[Jak97] Jakobi, N., *Evolutionary Robotics and the Radical Envelope of Noise Hypothesis*. In *Adaptive Behavior*, v. 6, n. 1, pp. 131-174, 1997.

[Key97] Keymeulen, D., Durantez, M., Konaka, K., Kuniyoshi, Y., and Higuchi, T., *An Evolutionary Robot Navigation System Using a Gate-Level Evolvable Hardware*. In *Evolvable Systems: From Biology to Hardware*, Lecture Notes in Computer Science 1259, Higuchi, Iwata, and Liu (Eds.), Publisher: Springer-Verlag, pp. 195-209, 1997.

[Kni48] Knight, R. L., *Dictionary of Genetics*. 1st ed., Waltham (Ed.), Publisher: Mass.: Chronica Botanica Company, 1948.

[Koz98] Koza, J. R., *Genetic Programming*. In *Encyclopedia of Computer Science and Technology*, Williams, J. G. and Kent, A. (Eds.), Publisher: Marcel-Dekker, pp. 29-43, 1998.

[Kur99] Kurzweil, R., *The Age of Spiritual Machines: When Computers Exceed Human Intelligence*. Viking Press (Ed.), New York, USA, 221p., 1999.

[Lan96] Langdon, W. B., *Data Structures and Genetic Programming*. In *Advances in Genetic Programming 2*, Chapter 20, Angeline, P. and Kinnear, K. E. Jr. (Eds.), Publisher: MIT Press, Cambridge, MA, USA, ISBN: 0-262-01158-1, pp. 395-414, 1996.

[Lay99] Layzell, P., *Inherent Qualities of Circuits Designed by Artificial Evolution: A Preliminary Study of Populational Fault Tolerance*. Proceedings of the First NASA/DoD Workshop on Evolvable Hardware - EH99, Jul. 19 - 21, 1999, Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, USA, Stoica, A., Keymeulen, D., and Lohn, J. (Eds.), Publisher: IEEE Computer Society Press, pp. 85-86, 1999.

[Lip00] Lipson, H. and Pollack, J. B., *Automatic Design and Manufacture of Robotic Lifeforms*. In *Nature*, v. 406, pp. 974-978, 2000.

[Mat96] Mataric, M. J., *Challenges In Evolving Controllers for Physical Robots*. In *Evolutional Robotics: Special Issue of Robotics and Autonomous Systems*, v. 19, n. 1, pp. 67-83, 1996.

[Mea34] Mead, G. H., *Mind, Self, and Society*. In *Mind, Self, and Society*, Publisher: University of Chicago Press, Chicago, USA, 1934.

[Mit95] Mitchell, M., *Genetic Algorithms and Artificial Life*. In *Artificial Life- An Overview*, Langton, C. G. (Ed.), Publisher: MIT Press, pp. 267-289, 1995.

[Mor96] Moriarty, D. E. and Miikkulainen, R., *Evolving Obstacle Avoidance Behavior in a Robot Arm*. Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior - SAB96: From Animals to Animats, Maes, P., Mataric, M., Meyer, J.-A. et. al. (Eds.), Publisher: MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 468-475, 1996.

- [Neb96] Nebel, B., *Artificial Intelligence: A Computational Perspective*. In *Principals of Knowledge Representation, Studies in Logic, Language and Information*, Brewka.G. (Ed.), Publisher: CSLI Publications, pp. 237-266, 1996.
- [Nol94] Nolfi, S., Floreano, D., Miglino, O., and Mondada, F., *How to Evolve Autonomous Robots: Different Approaches in Evolutionary Robotics*. Proceedings of the Fourth International Conference on Artificial Life - Artificial Life IV, Brooks, R. and Maes, P. (Eds.), Publisher: MIT Press/Bradford Books, pp. 190-197, 1994.
- [Och99] Ochoa, G., Harvey, I., and Buxton, H., *On Recombination and Optimal Mutation Rates*. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference - GECCO'99, Orlando, FL, USA, Banzhaf, W., Daida, J., Eiben, A. E. et. al. (Eds.), Publisher: Morgan Kaufmann, ISBN: 1-55860-611-4, pp. 488-495, 1999.
- [Par96] Paredis, J., *Coevolutionary Computation*. In *Artificial Life*, v. 2, n. 4, Langton, C. (Ed.), Publisher: MIT Press/Bradford Books, pp. 355-375, 1996.
- [Pol00] Pollack, J. B., Lipson, H., Ficici, S. G., Funes, P., Hornby, G. S., and Watson, R. A., *Evolutionary Techniques in Physical Robotics*. Proceedings of the Third International Conference on Evolvable Systems - ICES 2000: From Biology to Hardware (Lecture Notes in Computer Science; V. 1801), Publisher: Springer, pp. 175-186, 2000.
- [Rao96] Rao, R. and Fuentes, O., *Learning Navigational Behaviors Using a Predictive Sparse Distributed Memory*. In *From Animals to Animats 4*, Maes, P. et. al. (Eds.), Publisher: MIT Press, Cambridge MA, USA, pp. 382-390, 1996.
- [Res01] Restivo, S., *Bringing Up and Booting Up: Social Theory and the Emergence of Socially Intelligent Robots*. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Oct., 2001, Tucson, USA, ISBN: 0-7803-7089-9, pp. 2110-2117, 2001.
- [Shi00] Shipman, R., Shackleton, M., Ebner, M., and Watson, R. A., *Neutral Search Spaces for Artificial Evolution: A Lesson From Life*. Proceedings of the Seventh International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems - Artificial Life VII, Aug. 1-2, 2000, Reed College, Portland, Oregon, USA, Bedau, M., McCaskill, J., Packard, N. et. al. (Eds.), pp. 52-59, 2000.
- [Sim00] Simões, E. D. V., *Development of An Embedded Evolutionary Controller to Enable Collision-Free Navigation of a Population of Autonomous Mobile Robots*. In PhD Thesis, The University of Kent at Canterbury, UK, 289p., 2000.
- [Sim01] Simoes, E. D. V. and Dimond, K. R., *Embedding a Distributed Evolutionary System into a Population of Autonomous Mobile Robots*. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Oct., 2001, Tucson, USA, ISBN: 0-7803-7089-9, pp. 1069-1074, 2001.
- [Sim99] Simoes, E. D. V. and Dimond, K. R., *An Evolutionary Controller for Autonomous Multi-Robot Systems*. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, v. 6, Oct., 1999, Tokyo, Japan, pp. 596-601, 1999.
- [Sim96] Simoes, E. D. V., Uebel, L. F., and Barone, D. A. C., *Hardware Implementation of RAM Neural Networks*. In *Pattern Recognition Letters*, n. 17, pp. 421-429, 1996.
- [Sip95] Sipper, M., *An Introduction to Artificial Life*. In *AI Expert: Special Issue on Explorations in Artificial Life*, Publisher: Miller Freeman, San Francisco, CA, USA, pp. 4-8, 1995.

- [Smi98] Smith, T., *Blurred Vision: Simulation-Reality Transfer of a Visually Guided Robot*. Proceedings of the First European Workshop on Evolutionary Robotics - EvoRobot98, Husbands, P. and Meyer, J. (Eds.), Publisher: Springer Verlag, pp. 123-136, 1998.
- [Ste94] Steels, L., *Emergent Functionality in Robotic Agents Through on-Line Evolution*. Proceedings of the Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems - Artificial Life IV, Brooks, R. A. and Maes, P. (Eds.), Publisher: MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 8-16, 1994.
- [Ste95] Steels, L., *The Homo Cyber Sapiens, the Robot Homonidus Intelligens, and the Artificial Life Approach to Artificial Intelligence*. Proceedings of the Burda Symposium on Brain-Computer Interfaces, Muenchen, 17p., 1995.
- [Tem95] Tempesti, G., *A New Self-Reproducing Cellular Automaton Capable of Construction and Computation*. In *Advances in Artificial Life (LNAI-929)*, Moran, F. (Ed.), Publisher: Springer-Verlag, pp. 555-563, 1995.
- [Tho95] Thompson, A., *Evolving Electronic Robot Controllers That Exploit Hardware Resources*. Proceedings of the 3rd European Conference on Artificial Life - ECAL'95 (LNAI 929), Moran (Ed.), Publisher: Springer-Verlag, pp. 640-656, 1995.
- [Tho96] Thompson, A., *An Evolved Circuit, Intrinsic in Silicon, Entwined With Physics*. Proceedings of the First International Conference on Evolvable Systems: From Biology to Hardware - ICES96, Oct. 7-8, 1996, Tsukuba, Japan, Higuchi, T. and Iwata, M. (Eds.), Publisher: Springer-Verlag LNCS, pp. 390-405, 1996.
- [Tho97] Thompson, A., *Artificial Evolution in the Physical World*. In *Evolutionary Robotics: From Intelligent Robots to Artificial Life - ER'97*, Gomi, T. (Ed.), Publisher: AAI Books, pp. 101-125, 1997.
- [Tod97] Todd, P. M. and Miller, G. F., *Biodiversity Through Sexual Selection*. In *Artificial Life V*, Langton, C. G. and Shimohara, K. (Eds.), Publisher: MIT Press, Cambridge, MA. USA, pp. 289-299, 1997.
- [Tom95] Tomassini, M., *A Survey of Genetic Algorithms*. In *Annual Reviews of Computational Physics*, World Scientific, pp. 87-118, 1995.
- [Wat99] Watson, R. A., Ficici, S. G., and Pollack, J. B., *Embodied Evolution: Embodying an Evolutionary Algorithm in a Population of Robots*. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, Angeline, P., Michalewicz, Z., Schoenauer, M. et. al. (Eds.), Publisher: IEEE Press, pp. 335-342, 1999.
- [Wer99] Werger, B. B. and Mataric, M. J., *Exploiting Embodiment in Multi-Robot Teams*. Report ID: Technical Report IRIS-99-378, University of Southern California, Institute for Robotics and Intelligent Systems, 14p., 1999.
- [Yao97] Yao, X. and Higuchi, T., *Promises and Challenges of Evolvable Hardware*. In *Evolvable Systems: From Biology to Hardware*, (Lecture Notes in Computer Science 1259), Publisher: Springer-Verlag, pp. 55-78, 1997.