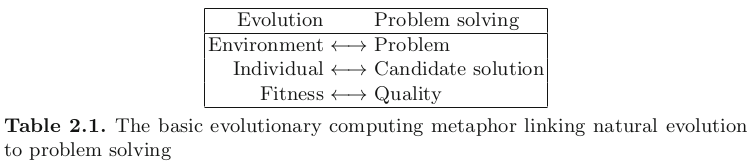
**Capítulo 2 - Computação Evolutiva: As Origens**

Este capítulo fornece ao leitor os fundamentos para estudar a computação evolutiva (EC) por meio deste livro. Começamos com uma breve história do campo da computação evolucionária, seguida por uma introdução a alguns dos processos biológicos que serviram de inspiração e que forneceram uma rica fonte de ideias e metáforas aos pesquisadores. Em seguida, discutimos as motivações para trabalhar e estudar métodos de computação evolucionária. Terminamos com exemplos de aplicações onde o EC foi aplicado com sucesso.

**2.1 A Metáfora Principal da Computação Evolutiva**

A computação evolucionária é uma área de pesquisa dentro da ciência da computação. Como o nome sugere, é um sabor especial de computação, que se inspira no processo de evolução natural. Não é de surpreender que alguns cientistas da computação tenham escolhido a evolução natural como fonte de inspiração: o poder da evolução na natureza é evidente nas diversas espécies que constituem nosso mundo, cada uma adaptada para sobreviver bem em seu próprio nicho. A metáfora fundamental da computação evolucionária relaciona essa poderosa evolução natural a um estilo particular de solução de problemas - o de tentativa e erro.

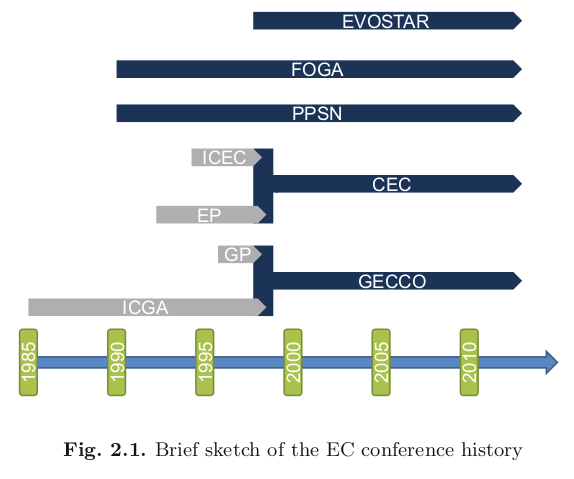
Descrições de fragmentos relevantes da teoria e genética da evolução são fornecidas posteriormente. Por enquanto, consideremos a evolução natural simplesmente como segue. Um determinado ambiente é preenchido com uma população de indivíduos que lutam pela sobrevivência e reprodução. A aptidão desses indivíduos é determinada pelo ambiente e se relaciona com o quão bem eles conseguem atingir seus objetivos. Em outras palavras, representa suas chances de sobrevivência e de multiplicação. Enquanto isso, no contexto de um processo de solução de problemas do estilo estocástico de tentativa e erro (também conhecido como gerar e testar), temos uma coleção de soluções candidatas. Sua qualidade (isto é, quão bem eles resolvem o problema) determina a chance de serem mantidos e usados ​​como sementes para construir outras soluções candidatas. As analogias entre esses dois cenários são mostradas na Tabela 2.1.



**2.2 Breve História**

Surpreendentemente, essa ideia de aplicar princípios darwinianos à solução automatizada de problemas remonta à década de 1940, muito antes do surgimento dos computadores [167]. Já em 1948, Turing propôs “busca genética ou evolutiva”, e em 1962 Bremermann tinha realmente executado experimentos de computador sobre “otimização através da evolução e recombinação”. Durante a década de 1960, três implementações diferentes da ideia básica foram desenvolvidas em lugares diferentes. Nos EUA, Fogel, Owens e Walsh introduziram a programação evolucionária [173, 174], enquanto Holland chamou seu método de algoritmo genético [102, 218, 220]. Enquanto isso, na Alemanha, Rechenberg e Schwefel inventaram estratégias de evolução [352, 373]. Por cerca de 15 anos essas áreas se desenvolveram separadamente; mas desde o início de 1990 eles têm sido vistos como diferentes representantes ("dialetos") de uma tecnologia que veio a ser conhecida como computação evolucionária (EC) [22, 27, 28, 137, 295, 146, 104, 12]. No início da década de 1990, surgiu uma quarta corrente seguindo as idéias gerais, a programação genética, defendida por Koza [37, 252, 253]. A terminologia contemporânea denota todo o campo da computação evolucionária, os algoritmos envolvidos são denominados algoritmos evolutivos e considera a programação evolutiva, estratégias de evolução, algoritmos genéticos e programação genética como subáreas pertencentes às variantes de algoritmo correspondentes.

O desenvolvimento de fóruns científicos dedicados à CE dá uma indicação do passado e do presente do campo, e é esboçado na Fig. 2.1. A primeira conferência internacional especializada no assunto foi a Conferência Internacional sobre Algoritmos Genéticos (ICGA), realizada pela primeira vez em 1985 e repetida a cada dois anos até 1997. Em 1999, ela se fundiu com a Conferência Anual sobre Programação Genética para se tornar a Computação Genética e Evolutiva anual Conferência (GECCO). Ao mesmo tempo, em 1999, a Conferência Anual sobre Programação Evolutiva, realizada desde 1992, se fundiu com a Conferência IEEE sobre Computação Evolutiva, realizada desde 1994, para formar o Congresso sobre Computação Evolutiva (CEC), que tem sido realizado anualmente desde então.



O primeiro evento europeu (explicitamente configurado para abranger todos os fluxos) foi o Parallel Problem Solving from Nature (PPSN) em 1990, que se tornou uma conferência bienal. A primeira revista científica dedicada a este campo, Evolutionary Computation, foi lançada em 1993. Em 1997, a Comissão Europeia decidiu financiar uma rede europeia de investigação na CE, chamada EvoNet, cujos fundos estavam garantidos até 2003. No momento da escrita (2014) , houve três grandes conferências da CE (CEC, GECCO e PPSN) e muitas outras menores, incluindo uma dedicada exclusivamente à análise e desenvolvimento teórico, Fundamentos de Algoritmos Genéticos (FOGA), realizada bienalmente desde 1990, e um evento europeu semeado pela EvoNet , a conferência anual EVOSTAR. Existem agora vários periódicos científicos da CE (Computação Evolutiva, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Genetic Programming and Evolvable Machines, Evolutionary Intelligence, Swarm and Evolutionary Computing) e muitos com um perfil intimamente relacionado, por exemplo, em computação natural, soft computing ou computacional inteligência. Estimamos o número de publicações da CE em 2014 em algo acima de 2.000 - muitas delas em periódicos e anais de conferências de áreas de aplicação específicas.

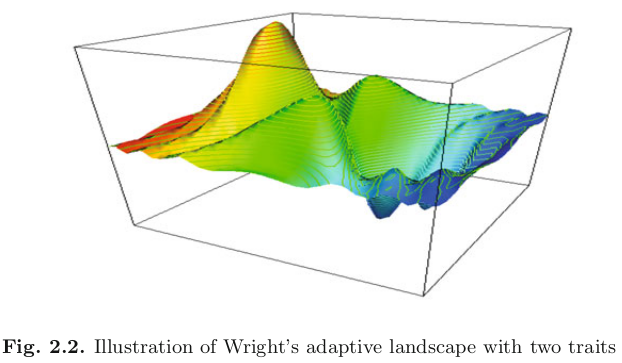
**2.3 A inspiração da biologia**

**2.3.1 Evolução Darwiniana**

A teoria da evolução de Darwin [92] oferece uma explicação das origens da diversidade biológica e seus mecanismos subjacentes. No que às vezes é chamado de visão macroscópica da evolução, a seleção natural desempenha um papel central. Dado um ambiente que pode hospedar apenas um número limitado de indivíduos, e o instinto básico dos indivíduos para se reproduzir, a seleção torna-se inevitável se o tamanho da população não crescer exponencialmente. A seleção natural favorece aqueles indivíduos que competem pelos recursos dados de forma mais eficaz, ou seja, aqueles que se adaptam ou se adaptam melhor às condições ambientais.

Este fenômeno também é conhecido como sobrevivência do mais apto. 1 A seleção baseada em competição é um dos dois pilares do progresso evolutivo. A outra força primária identificada por Darwin resulta de variações fenotípicas entre os membros da população. Traços fenotípicos (ver também Seção 2.3.2) são aquelas características comportamentais e físicas de um indivíduo que afetam diretamente sua resposta ao ambiente (incluindo outros indivíduos), determinando assim sua aptidão. Cada indivíduo representa uma combinação única de características fenotípicas avaliadas pelo ambiente. Se essa combinação for avaliada favoravelmente, o indivíduo terá uma chance maior de gerar descendentes; caso contrário, o indivíduo é descartado morrendo sem descendência. É importante ressaltar que se eles são hereditários (e nem todas as características são), as características fenotípicas favoráveis ​​podem ser propagadas por meio da prole do indivíduo. O insight de Darwin foi que pequenas variações aleatórias - mutações - em características fenotípicas ocorrem durante a reprodução de geração em geração. Por meio dessas variações, novas combinações de características ocorrem e são avaliadas. Os melhores sobrevivem e se reproduzem, e assim a evolução avança. Para resumir este modelo básico, uma população consiste em vários indivíduos. Esses indivíduos são as unidades de seleção, ou seja, seu sucesso reprodutivo depende de quão bem eles estão adaptados ao seu ambiente em relação ao resto da população. Conforme os indivíduos mais bem-sucedidos se reproduzem, mutações ocasionais dão origem a novos indivíduos para serem testados. Assim, com o passar do tempo, ocorre uma mudança na constituição da população, ou seja, a população é a unidade de evolução.

Este processo é bem capturado pela metáfora intuitiva de uma paisagem adaptativa ou superfície adaptativa [468]. Nesta paisagem, a dimensão da altura pertence ao fitness: altitude elevada significa fitness elevado. As outras duas (ou mais, no caso geral) dimensões correspondem a traços biológicos como mostrado na Fig. 2.2. O plano xy contém todas as combinações de características possíveis e os valores z mostram suas adequações. Portanto, cada pico representa uma variedade de combinações de características bem-sucedidas, enquanto as baixas pertencem a combinações menos adequadas. Uma dada população pode ser traçada como um conjunto de pontos nesta paisagem, onde cada ponto é um indivíduo realizando uma possível combinação de características. A evolução é então o processo de avanços graduais da população para áreas de grande altitude, impulsionado pela variação e seleção natural. Nossa familiaridade com a paisagem física na qual existimos naturalmente nos leva ao conceito de problemas multimodais. Esses são problemas em que há vários pontos que são melhores do que todas as soluções vizinhas. Chamamos cada um desses pontos de ótimo local e denotamos o mais alto deles como o ótimo global. Um problema no qual existe apenas um ótimo local é conhecido como unimodal.



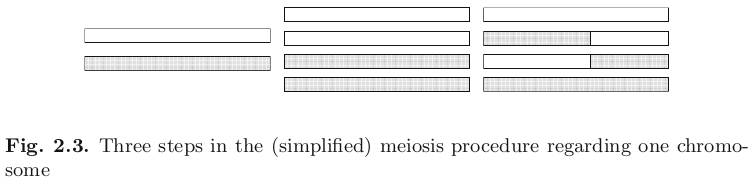
A ligação com um processo de otimização é tão direta quanto enganosa, porque a evolução não é um processo ascendente unidirecional [103]. Como a população tem um tamanho finito e escolhas aleatórias são feitas nos operadores de seleção e variação, é comum observar o fenômeno da deriva genética, em que indivíduos altamente aptos podem ser perdidos da população, ou a população pode sofrer com a perda de variedade em relação a alguns traços. Isso pode fazer com que as populações "derretam" a colina e entrem em vales de baixa aptidão. Os efeitos globais combinados de deriva e seleção permitem que as populações se movam para cima e para baixo, e é claro que não há garantia de que a população voltará a subir a mesma colina. Fugir de regiões localmente ideais é possível, e de acordo com a teoria do equilíbrio variável de Wright, o máximo de uma paisagem fixa pode ser alcançado.

**2.3.2 Genética**

A visão microscópica da evolução natural é oferecida pela genética molecular. Ele lança luz sobre os processos abaixo do nível das características fenotípicas visíveis, em particular no que diz respeito à hereditariedade. A observação fundamental da genética é que cada indivíduo é uma entidade dupla: suas propriedades fenotípicas (fora) são representadas em um nível genotípico (dentro). Em outras palavras, o genótipo de um indivíduo codifica seu fenótipo. Os genes são as unidades funcionais de herança que codificam as características fenotípicas. Por exemplo, propriedades visíveis como a cor do pelo ou o comprimento da cauda podem ser determinadas por genes. Aqui é importante distinguir genes e alelos. Um alelo é um dos valores possíveis que um gene pode ter - portanto, sua relação com um gene é igual à de um valor específico com uma variável em matemática. Para ilustrar isso com um exemplo simplificado demais, os ursos poderiam ter um gene que determina a cor do pelo e, para um urso polar, esperaríamos ver o alelo que especifica a cor branca. Em sistemas naturais, a codificação genética não é um para um: um gene pode afetar mais características fenotípicas (pleitropia) e, por sua vez, uma característica fenotípica pode ser determinada por mais de um gene (poligenia). As variações fenotípicas são sempre causadas por variações genotípicas, que por sua vez são consequências de mutações de genes ou recombinação de genes por reprodução sexuada.

Outra maneira de pensar nisso é que o genótipo contém todas as informações necessárias para construir o fenótipo específico. O termo genoma significa a informação genética completa de um ser vivo contendo seu plano de construção total. Esse material genético, ou seja, todos os genes de um organismo, está organizado em vários cromossomos; existem 46 em humanos. As formas de vida superiores (muitas plantas e animais) contêm um complemento duplo de cromossomos na maioria de suas células, e essas células - e os organismos hospedeiros - são chamados diplóides. Assim, os cromossomos nas células diplóides humanas são organizados em 23 pares. Os gametas (ou seja, espermatozoides e óvulos) contêm apenas um único complemento de cromossomos e são chamados de haplóides. A combinação de características paternas e maternas na descendência de organismos diplóides é uma consequência da fertilização por uma fusão desses gametas: a célula espermática haplóide se funde com a célula-ovo haplóide e forma uma célula diplóide, o zigoto. No zigoto, cada par de cromossomos é formado por uma metade paterna e outra materna. O novo organismo se desenvolve a partir desse zigoto pelo processo denominado ontogênese, que não altera a informação genética das células. Consequentemente, todas as células do corpo de um organismo diplóide contêm a mesma informação genética que o zigoto de onde se originou.

Na computação evolucionária, a combinação de recursos de dois indivíduos na prole costuma ser chamada de cruzamento. É importante notar que isso não é análogo ao funcionamento de organismos diplóides, onde o crossing-over não é um processo durante o acasalamento e a fertilização, mas ocorre durante a formação dos gametas, um processo denominado meiose. Meiose é um tipo especial de divisão celular que garante que os gametas contenham apenas uma cópia de cada cromossomo. Como dito acima, uma célula do corpo diplóide contém pares de cromossomos, onde uma metade do par é idêntica ao cromossomo paterno do espermatozóide e a outra metade é idêntica ao cromossomo materno do óvulo. Durante a meiose, um par de cromossomos primeiro se alinha fisicamente, ou seja, as cópias dos cromossomos paternos e maternos, que formam o par, movem-se juntos e aderem um ao outro em uma posição especial (o centrômero, não indicado, ver Fig. 2.3, esquerda ) Na segunda etapa, os cromossomos dobram de modo que quatro fitas (chamadas cromátides) fiquem alinhadas (Fig. 2.3, no meio). O cruzamento real ocorre entre os dois fios internos que se rompem em um ponto aleatório e trocam partes (Fig. 2.3, à direita). O resultado são quatro cópias diferentes do cromossomo em questão, das quais duas são idênticas aos cromossomos dos pais originais e duas são novas recombinações de material paterno e materno. Isso fornece material genético suficiente para formar quatro gametas haplóides, o que é feito por meio de um arranjo aleatório de uma cópia de cada cromossomo. Assim, nos gametas recém-criados, o genoma é composto de cromossomos que são idênticos a um dos cromossomos pais ou recombinantes. Os quatro gametas haplóides resultantes são geralmente diferentes de ambos os genomas originais, facilitando a variação genotípica na prole.



No século 19, Mendel investigou e entendeu a hereditariedade em organismos diplóides. A genética moderna acrescentou muitos detalhes ao seu quadro inicial, mas ainda estamos muito longe de compreender todo o processo genético. O que sabemos é que toda a vida na Terra é baseada no DNA - a famosa dupla hélice de nucleotídeos que codifica todo o organismo, seja planta, animal ou Homo sapiens. Os tripletos de nucleotídeos formam os chamados códons, cada um dos quais codifica um aminoácido específico. O código genético (a tabela de tradução dos 4 3 = 64 códons possíveis para os 20 aminoácidos a partir dos quais as proteínas são criadas) é universal, ou seja, é o mesmo para toda a vida na Terra. Este fato é geralmente reconhecido como uma forte evidência de que toda a biosfera tem a mesma origem. Os genes são estruturas maiores no DNA, contendo muitos códons, carregando o código das proteínas. O caminho do DNA à proteína consiste em duas etapas principais: transcrição, onde as informações do DNA são gravadas em RNA, e tradução, a etapa do RNA à proteína. É um dos principais dogmas da genética molecular que esse fluxo de informações seja unilateral. Falando em termos de genótipos e fenótipos, isso significa que as características fenotípicas não podem influenciar as informações genotípicas. Isso refuta teorias anteriores (por exemplo, a de Lamarck), que afirmavam que as características adquiridas durante a vida de um indivíduo poderiam ser transmitidas para sua descendência por meio de herança. Uma conseqüência dessa visão é que as mudanças no material genético de uma população só podem surgir de variações aleatórias e da seleção natural e definitivamente não do aprendizado individual. É importante entender que todas as variações (mutação e recombinação) acontecem no nível genotípico, enquanto a seleção é baseada no desempenho real em um determinado ambiente, ou seja, no nível fenotípico.

2.3.3 Juntando tudo

A teoria darwiniana da evolução e os insights da genética podem ser reunidos para esclarecer a dinâmica por trás do surgimento da vida na Terra. Para os fins deste livro, uma imagem simplificada é suficiente. Os pontos principais são então os seguintes. Qualquer ser vivo é uma entidade dual com um código invisível (seu genótipo) e traços observáveis ​​(seu fenótipo). Seu sucesso em sobreviver e se reproduzir é determinado por suas propriedades fenotípicas, por exemplo, boas orelhas, músculos fortes, pele branca, atitude social amigável, cheiro atraente, etc. Em outras palavras, as forças conhecidas como seleção natural e seleção sexual agem sobre o fenótipo nível. Obviamente, a seleção também afeta o nível do genótipo, embora de forma implícita. A chave aqui é a reprodução. Os novos indivíduos podem ter um único pai (reprodução assexuada) ou dois pais (reprodução sexual). Em qualquer dos casos, o genoma do novo indivíduo não é idêntico ao do (s) pai (s), devido a pequenas variações reprodutivas e porque a combinação de dois pais será diferente de ambos. Desta forma, variações de genótipo são criadas, que por sua vez se traduzem em variações de fenótipo 2 e, portanto, estão sujeitas à seleção. Portanto, em um segundo nível, os genes também estão sujeitos ao jogo de sobrevivência e reprodução, e alguns biólogos evolucionistas argumentariam que ver a evolução da perspectiva dos genes é mais produtivo - de modo que, em vez de pensar em populações de indivíduos, devemos pensar sobre um 'pool de genes' contendo genes que competem e se replicam ao longo do tempo, sendo avaliados à medida que ocorrem novamente em diferentes indivíduos [100].

Elevando esse processo a um nível abstrato, podemos perceber cada indivíduo recém-nascido como uma nova amostra no espaço de todos os seres vivos possíveis. Esta nova amostra é produzida por forças de variação, ou seja, reprodução assexuada ou sexuada, e é avaliada pelas forças de seleção. Ele precisa passar por dois obstáculos: primeiro provar-se viável para viver por conta própria, depois provar ser capaz de se reproduzir. Em espécies que usam reprodução sexuada, isso implica em um teste extra para ser capaz de encontrar um parceiro (seleção sexual). Este ciclo de produção e avaliação pode parecer familiar para leitores com experiência em algoritmos, tais procedimentos são conhecidos como métodos de geração e teste.

**2.4 Computação Evolutiva: Por quê?**

O desenvolvimento de solucionadores de problemas automatizados (ou seja, algoritmos) é um dos temas centrais da matemática e da ciência da computação. Assim como os engenheiros sempre buscaram as soluções da Natureza para se inspirar, copiar "solucionadores de problemas naturais" é um fluxo dentro dessas disciplinas. Ao procurar o solucionador de problemas natural mais poderoso, existem dois candidatos bastante óbvios:

* o cérebro humano (que criou “a roda, Nova York, guerras e assim por diante” [4, Cap. 23]);
* o processo evolutivo (que criou o cérebro humano).

Tentar projetar solucionadores de problemas com base no primeiro candidato leva ao campo da neurocomputação. A segunda opção forma uma base para a computação evolucionária.

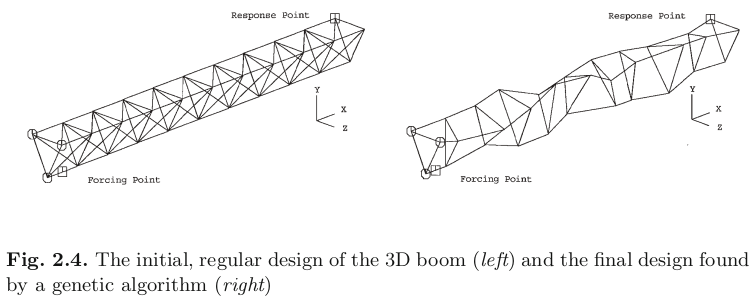
Outra motivação pode ser identificada de uma perspectiva técnica. A informatização na segunda metade do século 20 criou uma demanda crescente por automação para solução de problemas. A taxa de crescimento da capacidade de pesquisa e desenvolvimento não acompanhou essas necessidades. Conseqüentemente, o tempo disponível para análise completa do problema e projeto de algoritmo personalizado tem diminuído. Uma tendência paralela tem sido o aumento da complexidade dos problemas a serem resolvidos. Essas duas tendências implicam em uma necessidade urgente de algoritmos robustos com desempenho satisfatório. Ou seja, há uma necessidade de algoritmos que sejam aplicáveis ​​a uma ampla gama de problemas, não precisem de muitos ajustes para problemas específicos e forneçam boas soluções (não necessariamente ótimas) dentro de um tempo aceitável. Algoritmos evolutivos fazem tudo isso e, portanto, fornecem uma resposta ao desafio de implantar métodos de solução automatizada para mais e mais problemas, cada vez mais complexos, em cada vez menos tempo.

Uma terceira motivação é aquela que pode ser encontrada por trás de toda ciência: a curiosidade humana. Processos evolutivos são temas de estudos científicos onde o objetivo principal é compreender como funciona a evolução. Nessa perspectiva, a computação evolutiva representa a possibilidade de realizar experimentos de forma diferente da biologia tradicional. Os processos evolutivos podem ser simulados em um computador, onde milhões de gerações podem ser executadas em questão de horas ou dias e repetidas em várias circunstâncias. Essas possibilidades vão muito além de estudos baseados em escavações e fósseis, ou aqueles possíveis in vivo. Naturalmente, a interpretação de tais experimentos de simulação deve ser feita com muito cuidado. Primeiro, porque não sabemos se os modelos computacionais representam a realidade biológica com fidelidade suficiente. Em segundo lugar, não está claro se as conclusões tiradas em um meio digital, in silico, podem ser transferidas para o meio biológico à base de carbono. Apesar dessas ressalvas, existe uma forte tradição dentro da computação evolucionária de "brincar" com a evolução para entender como ela funciona. Problemas de aplicativo não desempenham um papel aqui, pelo menos não no curto prazo. Mas, é claro, aprender mais sobre os processos evolutivos em geral pode ajudar a projetar algoritmos melhores posteriormente.

Tendo dado três razões bastante diferentes pelas quais as pessoas podem querer usar a computação evolucionária, ilustramos a seguir o poder da solução evolutiva de problemas por meio de uma série de exemplos de aplicação de várias áreas.

Uma tarefa desafiadora de otimização que tem sido realizada com sucesso por algoritmos evolutivos é o cronograma de aulas na universidade [74, 329]. Normalmente, ocorrem cerca de 2.000 a 5.000 eventos durante uma semana universitária, e cada um deve ter um dia, horário e sala. A primeira tarefa de otimização é reduzir o número de confrontos, por exemplo, um aluno precisando estar em dois lugares ao mesmo tempo, ou uma sala sendo usada para duas aulas ao mesmo tempo. Produzir cronogramas viáveis ​​sem confrontos é uma tarefa difícil. Na verdade, verifica-se que, na maioria dos casos, a grande maioria do espaço de todos os horários é preenchida com soluções inviáveis. Além de produzir horários viáveis, também queremos produzir horários que sejam otimizados para os usuários. Essa tarefa de otimização envolve a consideração de um grande número de objetivos que competem entre si. Por exemplo, os alunos podem desejar ter no máximo duas turmas consecutivas, enquanto seus professores podem estar mais preocupados em ter dias inteiros livres para conduzir pesquisas. Enquanto isso, o principal objetivo da gestão da universidade pode ser tornar a utilização das salas mais eficiente ou reduzir a quantidade de movimento ao redor ou entre os edifícios.

As aplicações de CE na otimização de design industrial podem ser ilustradas com o caso de uma lança de suporte de antena parabólica. Esta construção em forma de escada conecta o corpo do satélite com o prato necessário para a comunicação. É essencial que esta barreira seja estável, em particular resistente a vibrações, pois não há ar no espaço que amortece as vibrações que podem quebrar toda a construção. Keane et al. [245] otimizou esta construção usando um algoritmo evolutivo. A estrutura resultante é 20.000% (!) Melhor do que as formas tradicionais, mas para os humanos parece muito estranho: não exibe nenhuma simetria e não há nenhuma lógica de design intuitiva visível (Fig. 2.4). O design final se parece muito com um desenho aleatório, e o mais importante é o seguinte: é um desenho aleatório, desenhado sem inteligência, mas evoluindo através de várias gerações consecutivas de soluções de melhoria. Isso ilustra o poder da evolução como designer: ela não é limitada por convenções, considerações estéticas ou preferências infundadas de simetria. Ao contrário, é puramente impulsionado pela qualidade e, assim, pode chegar a soluções que estão fora do âmbito do pensamento humano, com suas limitações implícitas e inconscientes. É importante mencionar que o design evolucionário muitas vezes anda de mãos dadas com a engenharia reversa. Em particular, uma vez que uma solução comprovadamente superior é desenvolvida, ela pode ser analisada e explicada através dos olhos da engenharia tradicional. Isso pode levar a conhecimentos generalizáveis, ou seja, a formulação de novas leis, teorias ou princípios de design aplicáveis ​​a uma variedade de outros problemas de tipo semelhante. 3



As tarefas de modelagem geralmente ocorrem em ambientes ricos em dados. Uma situação frequentemente encontrada é a presença de muitos exemplos de um determinado evento ou fenômeno sem uma descrição formal. Por exemplo, um banco pode ter um milhão de registros (perfis) de clientes contendo seus dados sociogeográficos, visões gerais financeiras de suas hipotecas, empréstimos e seguros, detalhes de uso do cartão e assim por diante. Certamente, o banco também possui informações sobre o comportamento do cliente em termos de reembolso de empréstimos, por exemplo. Nessa situação, é razoável supor que o perfil (fatos e dados conhecidos do passado) esteja relacionado ao comportamento (eventos futuros). Para compreender o fenômeno do reembolso, é necessário um modelo que relacione as entradas do perfil aos padrões de comportamento (saídas). Esse modelo teria poder preditivo e, portanto, seria muito útil ao decidir sobre novos solicitantes de empréstimos. Essa situação forma um contexto de aplicativo típico para as áreas de aprendizado de máquina e mineração de dados. A computação evolutiva é uma tecnologia possível que tem sido usada para resolver tais problemas [179].

Outro exemplo desse tipo de abordagem de modelagem pode ser visto em [370], onde Schulenburg e Ross usam um sistema classificador de aprendizagem para desenvolver conjuntos de regras que modelam o comportamento dos operadores do mercado de ações. Como entradas, eles usaram dez anos de histórico de negociação, na forma de estatísticas diárias, como volume de negociação, preço atual, mudança no preço nos últimos dias, se esse preço é uma nova máxima (ou mínima), e assim por diante para ações de uma determinada empresa. Os traders evoluídos consistiam em conjuntos de regras de condição → ação. A cada dia, as condições atuais do mercado de ações eram apresentadas ao corretor, acionando uma regra que decidia se as ações eram compradas ou vendidas. Periodicamente, um algoritmo genético é executado no conjunto de regras (inicialmente aleatórias), de modo que as de bom desempenho são recompensadas e as de baixo desempenho são descartadas. Foi demonstrado que o sistema desenvolveu agentes de negociação que superaram muitas estratégias bem conhecidas e variaram de acordo com a natureza da ação específica que estavam negociando. De particular interesse e benefício, em comparação com métodos como redes neurais (que também são usados ​​para este tipo de problema de modelagem na previsão de séries temporais), é o fato de que as bases de regras dos traders evoluídos são facilmente examináveis, ou seja, para dizer que os modelos desenvolvidos são particularmente transparentes para o usuário.

A computação evolutiva também pode ser aplicada a problemas de simulação, ou seja, para responder a perguntas hipotéticas em um contexto onde o assunto investigado está evoluindo, ou seja, impulsionado por variação e seleção. A economia evolucionária é uma área de pesquisa estabelecida, baseada aproximadamente na percepção de que o jogo e os jogadores na arena socioeconômica têm muito em comum com o jogo da vida. Na linguagem comum, a sobrevivência do princípio mais apto também é fundamental no contexto econômico. Sistemas em evolução com uma interpretação socioeconômica podem diferir dos biológicos porque as regras de comportamento que governam os indivíduos desempenham um papel muito forte no sistema. O termo economia computacional baseada em agentes é freqüentemente usado para enfatizar este aspecto [427]. A pesquisa acadêmica nesta direção é freqüentemente baseada em um modelo simples chamado mundo Sugarscape [155]. Isso apresenta habitantes semelhantes a agentes em um espaço de grade e uma mercadoria (o açúcar) que pode ser consumida, possuída, comercializada e assim por diante pelos habitantes. Existem muitas maneiras de configurar variantes de sistema com uma interpretação econômica e conduzir experimentos de simulação. Por exemplo, Bäck et al. [31] investigam como a redistribuição (imposto) de açúcar artificialmente forçada e a evolução interagem em várias circunstâncias. Claramente, a interpretação dos resultados de tais experimentos deve ser feita com muito cuidado, evitando reivindicações infundadas sobre a transferibilidade dos resultados para um contexto socioeconômico real.

Finalmente, notamos que experimentos de computação evolucionária com uma interpretação biológica clara também são muito interessantes. Vamos mencionar duas abordagens como ilustração: experimentar características biológicas existentes ou experimentar características biológicas não existentes. Na primeira abordagem, simular um fenômeno natural conhecido é uma questão chave. Isso pode ser motivado por uma expectativa de que o truque natural também funcione para a solução de problemas algorítmicos, ou simplesmente por estar disposto a testar se os efeitos conhecidos no carbono ocorreriam também no silício. Tome o incesto como exemplo. Um forte tabu moral contra o incesto existiu por milhares de anos, e durante os últimos um ou dois séculos também houve uma visão científica apoiando isso: o incesto leva à degeneração da população. Os resultados em [158] mostram que a evolução simulada por computador também se beneficia da prevenção do incesto. Isso confirma que os efeitos negativos do incesto são inerentes aos processos evolutivos, independentemente do meio em que ocorrem. A outra abordagem para simulações com sabor biológico é o oposto disso: implementa um recurso que não existe na biologia, mas pode ser implementado em um computador. Como ilustração, tomemos a reprodução multiparente, em que mais de dois pais são necessários para o acasalamento, e a prole herda o material genético de cada um deles. Eiben et al. [126, 128] experimentaram muito com esses mecanismos, mostrando os efeitos benéficos em muitas circunstâncias diferentes.

Para resumir esta introdução necessariamente breve, a computação evolucionária é um ramo da ciência da computação preocupado com uma classe de algoritmos amplamente baseados nos princípios darwinianos da seleção natural e que se inspiram na genética molecular. Ao longo da história do mundo, muitas espécies surgiram e evoluíram para se adequar a ambientes diferentes, todas usando o mesmo maquinário biológico. Da mesma forma, se fornecermos um algoritmo evolutivo com um novo ambiente, esperamos ver a adaptação da população inicial de uma forma que se adapte melhor ao ambiente. Normalmente (mas nem sempre) esse ambiente assumirá a forma de um problema a ser resolvido, com feedback para os indivíduos representando quão bem as soluções que representam resolvem o problema, e fornecemos alguns exemplos disso. No entanto, como indicamos, a busca por soluções ótimas para algum problema não é o único uso de algoritmos evolutivos; sua natureza como sistemas adaptativos flexíveis dá origem a aplicações que variam de modelagem econômica e simulação ao estudo de diversos processos biológicos durante a adaptação.