

5

Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou a proposta de um novo modelo de programação genética linear (PGLIQ), inspirado no conceito da física quântica de superposição de estados, capaz de evoluir programas de forma mais eficiente, ao obter resultados superiores ou equivalentes aos do modelo clássico de referência (AIMGP), com um número menor de avaliações. Também é capaz de oferecer a objetivada característica de escalabilidade, uma vez que seu desempenho não foi prejudicado pelo aumento da dimensionalidade dos problemas. Também, conforme objetivado, o modelo oferece parametrização simplificada, possuindo um número significativamente menor de operadores e parâmetros que o modelo de referência.

O algoritmo evolutivo com inspiração quântica aqui proposto se diferencia dos demais existentes pelo fato de fornecer soluções sob a forma de programas de computador, mais especificamente em linguagem de máquina, enquanto que os demais se propõem a resolver problemas de otimização numérica e combinatória, apresentando assim formas de soluções características de algoritmos genéticos, baseados tanto em representação binária quanto real.

Ao propor este novo modelo, ficou caracterizada outra contribuição deste trabalho: apresentar uma avaliação da aplicação inédita do paradigma da inspiração quântica na evolução de programas. Tal avaliação se deu pelo uso de problemas de regressão simbólica e de classificação binária na comparação do desempenho dos modelos PGLIQ e AIMGP, uma vez que este último é o modelo de programação genética linear mais bem sucedido na evolução de programas em código de máquina.

Como forma de se representar a superposição de todos os programas possíveis de serem observados no espaço de busca, foi proposto o “indivíduo quântico”, o que acarretou na necessidade de se representar a superposição de todas as instruções e argumentos que compõem um programa. Para tal, o modelo foi inspirado em sistemas quânticos multiníveis, cuja unidade básica de informação é o *qudit*, que é capaz de armazenar os d estados de um sistema quântico de d níveis. Dessa forma, mostrou-se que, teoricamente, a PGLIQ poderia ser implementada em um sistema físico real, uma vez que já existem pesquisas teóricas e experimentais envolvendo sistemas quânticos multiníveis capazes de funcionar como *qudits*.

Uma outra conclusão diz respeito ao uso da representação linear com inspi-

ração quântica proposta neste trabalho para se evoluir outros tipos de programas. Ao se ajustar o número e o arranjo dos *qudits*, é possível implementar versões com inspiração quântica de modelos variantes de PG já existentes, de forma a melhorar seus desempenhos evolutivos.

Com relação ao objetivo de se evoluir programas mais eficientemente, o capítulo 4 apresentou seis estudos de caso, sendo quatro de regressão simbólica e dois de classificação binária. Conforme definido na seção 1.3, este objetivo compreende a obtenção de soluções superiores ou equivalentes ao modelo de referência, com um número menor de avaliações. Também conforme discutido no capítulo 4, o desempenho da AIMGP adotado como referência foi o relativo às suas execuções sem *demes*, por se tratar de uma comparação mais neutra, uma vez que a PGLIQ trabalha com uma única população de indivíduos quânticos e clássicos.

Sendo assim, pode-se dizer que o modelo alcançou o objetivo relativo à eficiência, uma vez que apresentou desempenho médio superior em todos os estudos de caso, quando comparado aos resultados médios das execuções do AIMGP sem *demes*, tomando-se como referência o mesmo número médio de avaliações por execução de ambos os modelos. Com relação aos melhores indivíduos obtidos, e mantendo-se o mesmo critério de comparação, a PGLIQ apresentou resultado inferior somente para o estudo de caso “Chapéu Mexicano”, também sendo superior em todos os demais.

Os trabalhos futuros consistem, em parte, na continuidade do processo de pesquisa, aprimoramento, desenvolvimento e avaliação experimental do modelo PGLIQ, conforme descrito nas próximas seções.

5.1 Desempenho

Uma vez que o desempenho da PGLIQ deixou a desejar no estudo de caso “Chapéu Mexicano”, em relação aos demais estudos de caso, faz-se necessária uma investigação futura detalhada em busca dos possíveis motivos. Alguns indicadores oriundos dos experimentos de regressão simbólica podem auxiliar no direcionamento inicial desta investigação, conforme exposto a seguir:

- O número de variáveis de entrada parece não ter influência sobre o problema de desempenho no estudo de caso em questão, uma vez que este possui 2, enquanto que os demais possuem um número maior – “Distância Euclideana”: 6; “Composição Química”: 57; “Pontos Quânticos”: 8.
- Com relação ao desvio padrão da aptidão dos melhores indivíduos de cada execução, o valor obtido pela PGLIQ (em torno de 0,025), ainda para o estudo de caso em questão, é significativamente inferior (em aproximadamente

50%) ao da AIMGP (em torno de 0,049). Também é inferior aos demais estudos de caso, com relação a ambos os modelos. Isto pode ser um indicador de que a população clássica da PGLIQ esteja com problema de baixa diversidade neste caso. Outra hipótese poderia ser a presença de algum atrator no espaço de busca deste problema ao qual a PGLIQ estivesse mais suscetível que a AIMGP. O fato da execução do modelo em desenvolvimento da PGLIQ com *demes* no estudo de caso ter melhorado substancialmente seus resultados médios reforça as duas hipóteses, uma vez que dentre as principais características positivas do uso de *demes* encontram-se a manutenção da diversidade da população, como um todo, e sua capacidade de tirar o processo de busca de mínimos locais (vide seção 2.4.3).

O estudo de caso “Pontos Quânticos” também será futuramente investigado, uma vez que representa um problema onde a base de dados possui poucas amostras, e onde o desempenho geral da PGLIQ foi significativamente melhor que o da AIMGP e o das redes neurais de [73] e [74]. Se esta superioridade se confirmar em outros estudos de casos que envolvam bases de dados com poucas amostras, isto acarretaria na conclusão de que a PGLIQ seria uma boa opção para estes tipos de problemas, muito comuns quando as amostras de dados são oriundas de medições laboratoriais.

Contudo, a forma mais conclusiva de se avaliar os resultados obtidos neste trabalho será através de testes de significância estatística, como por exemplo por testes U de Mann-Whitney [76].

5.2 Subpopulações

É importante prosseguir com a pesquisa e o desenvolvimento da execução da PGLIQ com *demes*, aprimorando a heurística atual, criando outras, além de investigar configurações relativas ao número de *demes* e de indivíduos por *demes*, uma vez que seu uso em um experimento preliminar mostrou uma melhoria significativa no desempenho do modelo (vide tabela 4.6). Também é importante aplicar o modelo com *demes* em mais estudos de caso, de forma a se obter avaliações mais conclusivas.

5.3 Iniciação dos Indivíduos

No modelo atual da PGLIQ, a iniciação dos indivíduos clássicos e suas posteriores atualizações se dão pela simples observação do indivíduo quântico. Desta forma, é provável que o comprimento da maior parte dos primeiros programas evoluídos se situe em torno de uma faixa estreita de valores, cujo centro é determinado

pelo valor de $\alpha_{0,0}$. Por exemplo, conforme descrito na seção 4.2, quando $\alpha_{0,0} = 0,9$, a maioria dos primeiros programas evoluídos tende a possuir um comprimento próximo a 10% do comprimento do indivíduo clássico. Entretanto, ao se analisar o processo de criação da população inicial da PG Linear convencional, pode-se perceber que o processo de iniciação atual da PGLIQ poderia ser melhorado.

Nos modelos convencionais de PG, normalmente a população inicial de programas é toda construída de forma aleatória. Na PG Linear, um limite superior para o comprimento inicial dos programas é definido. O limite inferior pode ser igual ao menor comprimento possível de um programa, que é o de uma instrução. Quando um programa é criado, seu comprimento é escolhido aleatoriamente a partir desta faixa de valores predeterminada, com probabilidade uniforme. Por um lado, não é recomendável iniciar programas muito longos, uma vez que isto pode reduzir significativamente sua variabilidade ao longo do processo evolutivo. Além disso, quanto menor for o tamanho médio dos programas iniciais, mais completa pode se tornar a exploração do espaço de busca no início da evolução. Por outro lado, o comprimento médio inicial dos programas não deve ser muito pequeno, pois o material genético inicial precisa possuir uma diversidade suficiente [6]. No caso dos experimentos conduzidos com a AIMGP, o comprimento dos programas da população inicial varia uniformemente entre 1 e 20, enquanto que o dos primeiros programas da PGLIQ se situa em torno de 12 a 13 (10% de 128) e, provavelmente, com distribuição normal. Tal situação pode estar prejudicando o desempenho do algoritmo como um todo.

Sendo assim, é importante a idealização e análise futuras de outros métodos de iniciação dos indivíduos clássicos da PGLIQ, de forma a se buscar uma variação uniforme do comprimento dos primeiros indivíduos clássicos, conforme ocorre com a PG linear clássica.

5.4

Código Não-Efetivo e Crescimento dos Programas

É importante estudar a presença e o comportamento de segmentos de código não efetivos (i.e. *introns* [6]) nos programas em evolução e nos programas finais obtidos como soluções. Para tal, é necessário implementar e aplicar um algoritmo de detecção de *introns*, que pode se basear naquele descrito em [6]. Por conseguinte, também será possível mensurar a aceleração média de avaliação obtida pela eliminação dos *introns* dos programas.

Com relação ao desempenho evolutivo, também é importante avaliar os impactos positivos e/ou negativos de se manter ou remover os *introns* dos indivíduos clássicos, uma vez que estes indivíduos serão responsáveis por guiar o processo de busca do algoritmo evolutivo.

Também é importante estudar o comprimento dos programas ao longo da evolução, de forma a se verificar se a PGLIQ também sofre do problema de inchaço dos programas (ou *bloat*), assim como ocorre com a PG tradicional. Conforme descrito na seção 1.1, o problema de inchaço se caracteriza pelo rápido aumento médio do tamanho dos programas ao longo da evolução, sendo que, tipicamente, este aumento de tamanho não é acompanhado por uma melhoria correspondente na qualidade das soluções.

Um primeiro passo já foi dado nessa direção, uma vez que foram conduzidos alguns testes a respeito do processo de ordenação dos indivíduos clássicos, por aptidão e comprimento efetivo (vide seção 3.6.4). Nestes testes, tal ordenação foi conduzida de duas formas: uma com a utilização do comprimento dos indivíduos como critério de desempate, e a outra sem a adoção do desempate. A comparação dos resultados qualitativos das soluções obtidas por estes testes preliminares mostrou a importância de se manter algum controle sobre o crescimento dos indivíduos clássicos.

5.5

Aceleração por Processadores Gráficos

A Computação de Propósito Geral em Processadores Gráficos (*General-Purpose computing on Graphics Processing Units – GPGPU*) é uma técnica que utiliza um ou mais processadores gráficos (*Graphics Processing Units – GPUs*), que tipicamente processam cálculos apenas para computação gráfica, para efetuar a computação de aplicações que são tradicionalmente processadas pelas CPUs [77].

A GPGPU se tornou viável recentemente e se encontra em franca expansão. O que ocorre é que, graças ao impulso da indústria de jogos de computador, as GPUs das placas de vídeo comerciais atuais evoluíram ao ponto de se tornarem processadores extremamente poderosos, flexíveis e baratos. Surgiram então linguagens de alto nível que tornaram este poder computacional acessível.

A GPU em si possui arquitetura do tipo SIMD (*Single Instruction, Multiple Data*), representando assim um tipo de computador paralelo. Nesta arquitetura, todas as unidades de processamento, que possuem uma unidade de ponto flutuante (FPU – *Floating Point Unit*) cada, executam a mesma instrução no mesmo ciclo de *clock*. Por sua vez, cada unidade de processamento pode operar em um elemento de dados diferente. Sua aplicação é mais adequada em problemas caracterizados por um elevado grau de regularidade, tais como, por exemplo, processamento de imagens, computação gráfica e, a partir da GPGPU, operações matriciais em geral.

Pesquisadores de Computação Evolutiva vem se envolvendo cada vez mais com a GPGPU no desenvolvimento de algoritmos evolutivos acelerados [78]. Um exemplo da importância desta nova área de pesquisa é a sessão especial CIGPU

(*Computational Intelligence on Consumer Games and Graphics Hardware*) [79], cuja primeira edição ocorreu no congresso WCCI 2008 (*IEEE World Congress on Computational Intelligence – 2008*). Também já são diversos os trabalhos específicos em PG envolvendo este tipo de computação acelerada [80].

Portanto, como trabalho futuro, será criada uma versão da PGLIQ para GPU. Este modelo apresenta algumas características que tornam a sua execução em GPU especialmente vantajosa. Uma delas, por exemplo, diz respeito à aplicação do operador P em um indivíduo quântico, que na versão atual é efetuada gene a gene, *qudit a qudit*, de forma serial, consumindo diversos ciclos de máquina. Já no caso da sua execução por GPU, o operador poderia ser aplicado em todos os *qudits* de um indivíduo quântico em apenas um ciclo de máquina, dependendo do número de núcleos da GPU. O mesmo tipo de aceleração também poderia ser aplicado, por exemplo, ao processo de observação dos indivíduos quânticos.