

Mestrado em Engenharia Informática
Dissertação
Documento Final

Abordagens da Inteligência artificial para a Criatividade Artística

Luis Carlos Rodrigues Cardoso Pereira
lcper@student.dei.uc.pt

Orientador:
Fernando Penousal Machado

Data: Agosto, 2012



FCTUC DEPARTAMENTO
DE ENGENHARIA INFORMÁTICA
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

Resumo

Nesta dissertação é explorado o uso de Computação Evolucionária aplicado à geração de imagens. Apresentamos um sistema inovador de Arte Evolucionária que usa Algoritmos Genéticos para evoluir parâmetros de um modelo inspirado em colónias de insectos para a renderização vectorial e não-foto-realista de pinturas. São avaliadas duas abordagens distintas para avaliação de pinturas. Numa primeira abordagem experimental, o processo evolutivo é guiado por um utilizador. Os resultados experimentais mostram que o sistema é capaz de evoluir pinturas de formigas segundo as preferências de um utilizador. Numa segunda abordagem é avaliada a hipótese de automatizar o processo evolutivo, conjugando aspectos comportamentais das colónias de formigas com medidas perceptuais. Os resultados mostram que as funções de aptidão desenvolvidas guiam o processo evolutivo para pinturas com características da forma interessantes.

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Enquadramento e Objectivos	2
1.2	Contribuições	3
1.3	Estrutura da Dissertação	3
2	Estado da Arte	5
2.1	Computação Evolucionária	5
2.2	Inteligência de Enxame	7
2.2.1	Colónias de Formigas	7
2.3	Arte Evolucionária	9
2.3.1	Abordagens usando Programação Genética	9
2.3.2	Abordagem com Algoritmos Genéticos	11
2.3.3	Arte computacional com outros modelos inspirados na natureza	11
2.3.4	Gramáticas de Formas	12
2.3.5	Avaliação Interactiva	13
2.3.6	Avaliação Automática	14
2.3.7	Espaço de soluções e navegação	15
2.3.8	Problemas em aberto na Arte Evolucionária	15
3	Photogrowth - Sistema de evolução de pinturas de formigas	17
3.1	Introdução	17
3.2	Formigas Pintoras	18
3.2.1	Motor Evolucionário	21
3.2.2	Modos de Renderização e Previsualização	21
4	Evolução de pinturas, Abordagem Interactiva	25
4.1	Resultados Experimentais	25
5	Evolução de pinturas, abordagem automática	31
5.1	Introdução	31

5.2	Abordagem	33
5.2.1	Características da imagem	33
5.3	Resultados Experimentais	33
6	Conclusão	39
	Bibliography	40
A	Resultados Experimentais	45
A.1	Abordagem Evolucionária, Performance do Motor Evolucionário	45
A.1.1	Primeiro Indivíduo Alvo	45
A.1.2	Segundo Individuo alvo	45
A.1.3	Terceiro Individuo Alvo	45
A.2	Abordagem Automática, Melhores Indivíduos por experiência .	45
A.2.1	Primeiro Indivíduo Alvo	45

Lista de Figuras

2.1	(a) À esquerda Latham (PG). À direita Sims(AG)	9
2.2	Imagem do trabalho de Sims gerada por uma expressão matemática.	10
2.3	Evolving Assemblages P. Machado e F. Graça	11
3.1	•	18
3.2	Screenshot da interface gráfica. Painel de controlo à esquerda e grelha de visualização das pinturas da população actual à direita.	19
3.3	Na imagem do topo, três círculos que pertencem ao mesmo rasto e os polígonos produzidos ao se traçarem as linhas das tangentes externas de cada par consecutivo de círculos. Em baixo, a forma produzida pela união dos três círculos e dois polígonos	23
4.1	Na primeira linha, screenshot da primeira e segundas gerações de uma corrida evolucionária. Na segunda linha, a 20ª geração. Na terceira linha, uma captura da 40ª geração.	27
4.2	Duas imagens diferentes processadas pelo mesma espécie de formigas.	28
4.3	Exemplo uma imagem a cores evoluída.	30
5.1	Imagem recolhida da WikiCommons usada para as experiências.	33
5.2	Indivíduos recolhidos das três experiências respectivamente. Como podemos observar, há grandes diferenças entre os indivíduos.	34
5.3	Médias e Desvios Padrão da qualidade dos indivíduos para cada conjunto de experiências.	37
A.1	Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares	46
A.2	Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares	47
A.3	Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares	47
A.4	Estatística Comportamental: Total da tinta depositada	48
A.5	Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares	48
A.6	Estatística Comportamental: Média do número de formigas	49

LISTA DE FIGURAS

A.7	Estatística Comportamental: Média das distâncias euclidianas percorridas pelas formigas	49
A.8	Estatística Comportamental: Média do tempo de vida das formigas	50

Lista de Tabelas

3.1	Parâmetros codificados no genótipo	22
5.1	Características Extraídas	35
5.2	Médias e Desvios-Padrão dos melhores indivíduos para todas as experiências	36
5.3	Configurações das Experiências	36

Capítulo 1

Introdução

Nos últimos anos os achados das ciências da computação têm tido um papel importante no suporte à criatividade humana. Seja na área do *design*, arquitetura, ou no ramo das artes visuais, poucas são as pessoas que trabalham nestas áreas e que não usam computadores como suporte à sua criatividade. No entanto o computador ainda é visto hoje em dia pela maioria das pessoas como uma mera ferramenta de apoio à criatividade humana, e não como uma entidade criativa capaz de ajudar o ser humano. Nas últimas décadas, diferentes abordagens têm sido estudadas para, por um lado, desenvolver artistas artificiais com capacidades de simular comportamento criativo e por outro lado ajudar a melhor perceber a criatividade tanto artificial como a dos seres humanos. Talvez o trabalho mais conhecido com estas características seja o de Harold Cohen. O autor desenvolveu um sistema (ARRON) capaz de gerar arte que é aceita por seres humanos mas que tem também o intuito de ajudar a perceber a criatividade artística. No entanto o sistema não consegue aprender novos estilos autonomamente, estando a sua criatividade de certa forma dependente do Autor, que durante as últimas décadas tem vindo a melhorar a suas capacidades [21]. A criatividade computacional é uma área de investigação que engloba várias áreas das ciências da computação, sendo a mais importante a inteligência artificial. Esta tem como principais objectivos ajudar a perceber a criatividade natural, principalmente a humana. Dentro da inteligência artificial vários paradigmas têm sido usados para estudar a criatividade, no entanto o que se destaca mais nesta dissertação é o paradigma problem solving. Dentro deste paradigma, a área que tem sido mais utilizada nos últimos anos é a Computação Evolucionária CE [9]. A computação evolucionária pode ser vista como uma abordagem para a resolução de problemas, em que são usados alguns princípios da teoria de Darwin. Imagine-se a situação: num atelier de

design gráfico é solicitada a resolução de um problema em que a solução deve ser um produto esteticamente apelativo. Então um conjunto de designers cria um conjunto de possíveis soluções. O director então decide, usando um certo critério de escolha, quais as soluções para exploração futura. A equipa volta então a trabalhar nas soluções mais promissoras criando novas soluções. É então feita, outra vez, uma avaliação por parte do director do projecto, que decide quais as soluções mais apetecíveis. O processo repete-se até que surja uma ou mais soluções satisfatórias. Analogamente, na CE o problema é encontrar uma solução satisfatória. O primeiro passo é fazer uma representação de uma solução na forma de um programa de computador. Assim cada solução, em termos muito genéricos, é um conjunto de expressões matemáticas que quando executadas produzem valores, que podem ser representados em várias formas, com uma imagem, um objecto tridimensional, etc.

Seguidamente, um algoritmo de computação evolucionária começa por inicializar um conjunto de soluções possíveis de forma aleatória. Cada solução é então um programa que foi gerado aleatoriamente pelo algoritmo evolucionário. O algoritmo tem capacidade para avaliar quais as soluções promissoras seguindo um critério de avaliação que pode ser representado em termos quantitativos. Após a avaliação, as soluções mais promissoras são seleccionadas e o algoritmo gera novos programas que tenham características destas soluções. O processo repete-se até ser encontrada uma solução satisfatória. São vários os autores que têm estudado a abordagem da computação evolucionária pela seguinte razão. Vendo a natureza como criativa, capaz de criar soluções inovadoras seguindo um processo evolutivo, esta deve ser seguida como exemplo tanto para gerar soluções criativas tanto para o estudo da própria criatividade. [14].

1.1 Enquadramento e Objectivos

Esta dissertação de Mestrado enquadra-se nos objectivos do grupo Cognitive and Media Systems CMS do Centro de Informática e Sistemas da Universidade de Coimbra CISUC, que tem realizado investigação em áreas tais como: geração e análise musical, design, sendo assim, um trabalho continuado do grupo na área das artes visuais. Apesar do nome da dissertação referir-se a Criatividade Artística, os objectivos desta tese não se centram na área da Criatividade Computacional, objectivos estes que fazem parte do grupo de investigação CMS. Assim os objectivos desta dissertação são enumerados como:

1.2. CONTRIBUIÇÕES

1. examinar o estado da arte quanto a abordagens da Inteligência Artificial aplicadas às artes visuais;
2. desenvolver uma ferramenta de arte evolucionária que permita a evolução de imagens não-foto-realistas e vectoriais;
3. Desenvolver uma representação que permita a codificação de um conjunto de características que determina o comportamento de espécies de formigas (i.e., decidir como é o genótipo) por forma a permitir a evolução de espécies com comportamentos diferenciados e variados;
4. Validar a ferramenta e representação usando evolução guiada pelo utilizador;
5. Desenvolver funções de aptidão baseadas em: (i) comportamento das formigas (ii) características das imagens (iii) combinação de características com comportamento;
6. conduzir um conjunto de testes e efectuar a sua análise por forma a responder às questões de investigação anteriormente enunciadas;
7. Disseminação dos resultados em publicações;

1.2 Contribuições

Desta dissertação considera-se como parte das contribuições:

1. a análise feita ao estado da arte, particularmente no que toca a Arte Evolucionária e Métodos de Avaliação Automática.
2. o artigo científico já publicado na conferência GECCO de 2012;
3. Photogrowth, a ferramenta para a evolução de imagens vectoriais não-foto-realísticas;
4. disseminação de materiais gerados pela ferramenta na Bridges Art Gallery 2012

1.3 Estrutura da Dissertação

O resto do documento está estruturado da seguinte forma: No Capítulo 2 sintetiza-se o estado da arte e os autores mais importantes da área da Arte

CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO

Evolucionária. No quarto capítulo apresenta-se a ferramenta desenvolvida. Photogrowth – ferramenta para evolução de filtros de renderização não-fotorealista-. No quarto capítulo são descritos os testes realizados à nossa aplicação usando uma abordagem de avaliação interactiva. No quinto capítulo apresentam-se as hipóteses que queremos abordar nesta dissertação assim como as experiências realizadas para a sua avaliação. Finalmente, no Capítulo 6 tiramos conclusões sobre o trabalho realizado e discutimos alguns aspectos propostos para trabalho futuro.

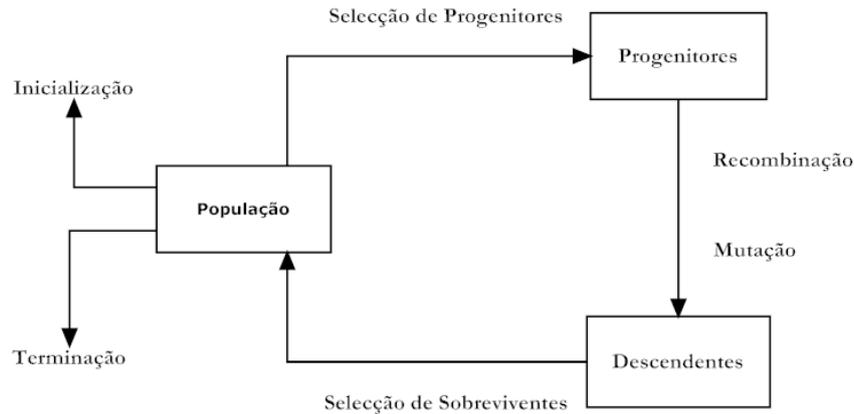
Capítulo 2

Estado da Arte

Esta dissertação combina áreas da Computação Evolucionária e Computação Gráfica, modelos computacionais inspirados na natureza que já são bastante conhecidos nas ciências da computação pela sua capacidade para resolver problemas. A ideia de usar modelos computacionais trazidos da área Computação Evolucionária (CE) juntamente com técnicas da Computação Gráfica (CG), para geração de artefactos na área das artes visuais assim como estudo da criatividade artística, é recente. Neste capítulo, sintetizamos os trabalhos e autores mais importantes na Arte Evolucionária. Começamos por fazer uma introdução aos conceitos e terminologia que serão usados no resto capítulo, prosseguindo com um síntese dos autores mais importante das várias metodologias e abordagens que existem.

2.1 Computação Evolucionária

A Computação Evolucionária (CE) é uma área de investigação pertencente à Inteligência Artificial. A ideia de aplicar princípios Darwinianos para automatizar a solução de problemas já data da década de quarenta quando Alan Turing propôs a procura por métodos genéticos ou evolucionários [9]. Segundo E. Eiben a CE pode ser vista como um conjunto de técnicas e algoritmos que seguem o modelo evolucionário de Darwin com o intuito de resolver problemas de procura, em espaços de procura de exploração difícil [9]. Assim os Algoritmos Evolucionários AE, enquadram-se nos algoritmos de pesquisa, particularmente, pesquisa estocástica. Quando se usam algoritmos de procura, cria-se um modelo computacional do problema em termos de espaço de procura, que pode ser visto como uma colecção extensa de soluções promissoras para esse



problema. Para que isso seja possível, um algoritmo evolucionário AE tem as seguintes componentes:

- Representação de soluções (indivíduos)
- Avaliação das soluções (funções de fitness)
- População (Conjunto de soluções numa dada geração)
- Mecanismo de selecção de progenitores
- Operadores de variação recombinação e mutação
- Mecanismo de selecção de sobreviventes

Um algoritmo genético usado para busca de uma solução num espaço de procura pode ser descrito da seguinte maneira:

1. É inicializada uma população de soluções (indivíduos) aleatoriamente.
2. É feita uma avaliação das soluções (Função de fitness)
3. São seleccionados os progenitores
4. Recombina-se os genótipos dos progenitores
5. É aplicada mutação aos descendentes
6. São avaliados os novos candidatos
7. São seleccionados os indivíduos para a próxima geração
8. Volta para o passo 3 até encontrar uma solução satisfatória

Segundo Eiben [9], os AE têm dois pilares da evolução. Por um lado aumentar a diversidade da população de soluções através de operadores genéticos de mu-

tação e recombinação a favor de soluções inovadoras. Por outro lado, diminuir a diversidade da população de soluções através do operador de selecção a favor da qualidade das soluções (Fig. 3.1). São vários os AE que a CE fornece. No entanto apenas estão no âmbito deste trabalho duas a bordagens. São estes os Algoritmos Genéticos (AG) e a Programação Genética (PG). A principal diferença entre estes dois reside na representação de uma solução candidata para um problema. Uma solução candidata usando Algoritmos Genéticos é representada através de uma sequência de tamanho fixo de valores inteiros, de vírgula flutuante, ou booleanos. Na Programação Genética (PG) a representação é feita através de uma expressão matemática que pode ser representada por um grafo em que as funções e operações matemáticas estão nos nós do grafo e as constantes ou variáveis estão nas folhas. O tipo de algoritmo evolucionário depende sempre da maneira como é representado a solução. Porém, na maioria dos casos aqui vistos, há por um lado o uso de programação genética onde normalmente o problema é representado na forma de um grafo de expressões, e por outro lado algoritmos genéticos que usam uma cadeia de valores de tamanho fixo como representação.

2.2 Inteligência de Enxame

Definir a taxonomia das técnicas e dos modelos computacionais inspirados na natureza é uma tarefa difícil. Limitando-nos ao âmbito do nosso trabalho, a Inteligência de Enxame pode ser vista com uma tentativa de desenhar algoritmos inspirados pelo comportamento colectivo de colónias de insectos sociais e outras sociedades de animais [2]. Vários modelos encaixam-se nesta área da inteligência artificial. No entanto, falaremos do modelo inspirado na *colónia de formigas*.

2.2.1 Colónias de Formigas

As formigas são insectos sociais bastante adaptáveis aos seus ambientes naturais. A sua capacidade de comunicação tem servido de inspiração para investigadores das ciências da computação, principalmente para resolver problemas de optimização como por exemplo o problema do caixeiro viajante [8]. O modelo colónia de formigas foi introduzido no final dos anos 1990 por Marco Dorigo. Os algoritmos baseados neste modelo são sistemas multi-agente em que o comportamento de cada agente, chamado formiga-artificial é inspirado no comportamento de formigas verdadeiras [2]. A área de aplicação mais con-

hecida é a da optimização. A seguir descreve-se como funciona um algoritmo de optimização com este modelo descrito por M. Dorigo [7]. Seja $G = (N, E)$ um grafo conectado por $n = |N|$ nós. O objectivo deste algoritmo é encontrar o caminho mais curto no grafo G que define o problema, onde a solução é o caminho no grafo que liga o nó o de origem ao nó de destino s . A tarefa principal de cada formiga artificial, é encontrar o caminho mais curto entre um par de nós, num grafo que modela o problema em questão. A cada aresta (i, j) do grafo está associada uma variável τ_{ij} chamada de feromona artificial. É este o mecanismo que destaca este tipo de algoritmos. Estas variáveis são lidas e escritas pelas formigas artificiais. O valor destas variáveis é proporcional a aptidão de escolha dessa aresta para a construção de uma boa solução. Como nas colónias de formigas reais, uma formiga tende a seguir um rasto de feromonas mais intenso. Assim uma formiga k localizada no nó i usa a variável τ_{ij} para calcular a probabilidade de escolha do nó $j \in N_i$ como próximo passo, onde N_i é o conjunto de todos os nós vizinhos (por uma aresta) do nó i : Ao escolher um caminho, a formiga actualiza o valor de τ_{ij} da seguinte forma:

$$\begin{cases} \tau_{ij} & \text{se } j \in N_i & (2.1a) \\ & & (2.1b) \\ 0 & \text{se } j \notin N_i & (2.1c) \end{cases}$$

Pela regra, uma formiga artificial que usa o arco que liga o nó i ao nó j aumenta a probabilidade de outras formigas usarem esse mesmo caminho no futuro. Para evitar uma convergência rápida, de todas as formigas, para uma solução não óptima, um mecanismo de exploração é adicionado: Semelhante aos rastos de feromonas reais, os rastos virtuais “evaporam”. Desta forma a intensidade das feromonas artificiais, diminui automaticamente, de forma exponencial,

$$\tau = (1 - p)\tau, p \in [0, 1] \quad (2.2)$$

, a cada passo do algoritmo, proporcionando a exploração de novos caminhos. No entanto, o autor explica também que algoritmo tem várias limitações e o seu propósito é meramente didáctico. Assim, não estando no âmbito deste trabalho não serão abordados estes problemas. Pinturas, formas e desenhos podem ser evoluídos usando um vasto conjunto de técnicas. No entanto, a maioria dos trabalhos em Arte Evolucionária com esses fins, tem vindo a usar os modelos computacionais trazidos pela área da inteligência de enxame. Uma das razões que leva os investigadores a usarem esta metodologia deve-se ao factor destes modelos terem propriedades emergentes. Normalmente, os autores fazem representações visuais das interacções entre os agentes e o ambiente com o propósito de gerar imagens. Na secção 2.3.3 faz-se uma síntese dos principais trabalhos e autores que se baseiam neste modelo.



Figura 2.1: (a) À esquerda Latham (PG). À direita Sims(AG)

2.3 Arte Evolucionária

No final dos anos oitenta William Lantham e Stephen Todd, seguindo os passos de Richard Dawkins, usaram programação genética PG juntamente com técnicas da computação gráfica para a geração de imagens relativamente complexas [5] [28]. Estes construíram aplicações como ferramenta para a evolução de imagens, de acordo com as escolhas do utilizador (Fig. 1). No início dos anos noventa Karl Sims usou também programação genética para evoluir expressões de modo a gerar imagens com certa complexidade (Fig. 2a). No mesmo trabalho Sims mostra como usa algoritmos genéticos para evoluir estruturas 3D (Fig. 2b) [25]. Nos anos seguintes, usando as mesmas ideias com ligeiras alterações, a área da Arte Evolucionária começou a expandir-se para outros domínios de aplicação. Os domínios como música, arquitectura e animação começaram a ser explorados.

Só mais tarde, no final dos anos noventa outros modelos computacionais inspirados na natureza começaram a ser utilizados no domínio das artes. Um exemplo disso, é o modelo da colónia de formigas, primeiramente estudado por Marco Dorigo, como visto anteriormente [6]. Inspirando-se também no modelo de formigas forrageiras, Aupetit et al, usam algoritmos genéticos interactivos para evoluir parâmetros usados por esse modelo para a geração de imagens [1].

2.3.1 Abordagens usando Programação Genética

A maioria das abordagens que fazem uso de programação genética usam expressões matemáticas como base para representação do problema. O trabalho mais seguido na bibliografia é o de Karl Sims. No seu trabalho, Karl Sims usa como genótipo expressões que misturam funções matemáticas e operações



Figura 2.2: Imagem do trabalho de Sims gerada por uma expressão matemática.

de transformação de cor e espaço (Fig. 2.3.1) [25]. O conjunto das funções matemáticas é normalmente pequeno, no entanto esta abordagem consegue gerar imagens relativamente interessantes: Steve Rooke, também seguindo os passos de Karl Sims, mas estendendo o conjunto F-Set para funções fractais, usou a PG para evoluir imagens [4]. O F-set é o conjunto de funções que podem estar contidas numa expressão, genótipo. Machado et al. usam a PG para evoluir filtros capazes de colorir imagens em escalas de cinza [16]. Nesse trabalho os autores usam redes neuronais que têm como entradas o canal de luminosidade e saída o canal de matiz. Mais recentemente, P. Machado e F. Graça (Fig. 2.3.1), usaram programação genética para evoluir montagens de artefactos que geram imagens 3D de grande valor estético [17]. Numa abordagem diferente, P. Machado e H. Nunes usam a PG para evoluir linguagens visuais. Assim os autores tomam o genótipo como uma linguagem livre de contexto em vés de uma expressão de funções e operadores matemáticos como tradicionalmente é usado por outros autores [18].



Figura 2.3: Evolving Assemblages P. Machado e F. Graça

2.3.2 Abordagem com Algoritmos Genéticos

As abordagens que usam AG distinguem-se das abordagens PG, pois normalmente estão dependentes de um algoritmo generativo. Assim também o espaço de procura está dependente está delimitado pelo algoritmo que fará o mapeamento entre genótipo e fenótipo [14]. Uma das propriedades dos algoritmos genéticos é que quando o genótipo toma um tamanho fixo, o espaço de procura é N-dimensional, sendo N o tamanho do genótipo. Karl Sims usou algoritmos genéticos guiados pelo utilizador, para evoluir parâmetros de um algoritmo capaz de gerar estruturas 3D, usadas para renderização de plantas (Fig. 2.4) [25]. J. Colomosse, usa algoritmos genéticos para evoluir imagens focando na renderização não foto-realista. Ross et al., usam algoritmos genéticos com avaliação automática multiobjectivo para evoluir filtros com o intuito de gerar imagens não foto-realistas com grande qualidade [23]. Estraremos mais à frente na abordagem dos autores. Vários outros autores usaram este tipo de AE para evoluir parâmetros de modelos biológicos capazes de gerar arte, que entraremos em de talhe na próxima secção.

2.3.3 Arte computacional com outros modelos inspirados na natureza

O uso da técnica da colónia de formigas aplicada às artes é relativamente recente, e ainda são raros os sistemas que usam este modelo. Estes modelos são usados no processo de transformação do genótipo para fenótipo. Normalmente as aplicações que usam estes modelos são interactivas e tendem a usar algoritmos genéticos como algoritmo evolucionário. No final dos anos noventa Aupetit et al criaram um sistema interactivo para evoluir imagens geradas por

colônias de formigas artificiais. As formigas artificiais movem-se num ambiente que é uma imagem bitmap depositando cores diferentes. A cada passo a formiga escolhe o próximo pixel para onde se vai mover, de maneira estocástica, preferindo movimentos que preservam a direção. [1]. L. Moura e V. Ramos, usaram também sistemas com colônias de formigas artificiais criando representações que seriam depois pintadas por um braço robô numa tela (Fig. 5, esquerda). Também L. Moura com H. Pereira usam numa abordagem robótica, colônias de robôs autônomos, sensíveis a cor, capazes de gerar imagens de valor estético (Fig 2.3.3, direita). Greenfield, usa um modelo com diferentes tipos de feromonas (atractivas e reactivas) para evoluir pinturas geradas por formigas artificiais usando algoritmos genéticos não interactivos [12]. A destacar está o uso de estigmergia para saber quando uma imagem está terminada. Noutro trabalho o mesmo autor, não usando AG usa heurísticas baseadas no comportamento da colónia de formigas para evoluir imagens [10]. Neste mesmo último trabalho Greenfield contrasta o uso de AG com PG aplicados a estes modelos.

2.3.4 Gramáticas de Formas

O conceito de gramáticas de formas surgiu na década de setenta como trabalho desenvolvido por George Stiny e James Gips [26]. Semelhantes às gramáticas de estruturas de frases introduzidas por Chomsky, as gramáticas de formas são definidas num alfabeto de formas em vez de num alfabeto de símbolos.

Segundo Gips, o desenvolvimento de aplicações com uso de gramáticas de formas pode ser segmentado em três tarefas distintas:

- O desenvolvimento de aplicações cuja tarefa é a geração de formas a partir de gramáticas de formas. Esta é a tarefa mais comum entre a bibliografia das gramáticas de forma. Isto é, aplicações capazes de fazer parsing de uma gramática de formas e gerar cadeias de formas pertencentes à linguagem da gramática.
- O segundo tipo são aplicações de parsing. A um programa de parsing é dada uma gramática de formas e uma forma. A aplicação deve determinar se a forma está na linguagem gerada pela gramática e se sim, dá a sequência de regras para chegar que produz a forma. Este é mais um problema de análise do que de desenho. Neste caso trata-se mais de um problema de análise do de análise.
- O terceiro tipo de aplicação é chamado de inferência. Nesta aplicação é um conjunto de forma e a aplicação deve construir a gramática que define

a linguagem das formas, assim como deve poder gerar mais formas no mesmo estilo.

2.3.5 Avaliação Interactiva

Como visto anteriormente, parte importante de um AE é a maneira como são avaliadas as soluções no espaço de procura a que se aplica. Na maioria dos problemas que são de optimização são usadas funções de fitness numéricas. Porém, na Arte Evolucionária são usadas duas abordagens distintas, uma em que normalmente é um ser humano que interage com o AE e noutra em que é usada uma função de fitness numérica. Na arte evolucionária, duas metodologias são usadas para a avaliação das soluções. Por um lado temos aplicações em que a avaliação é feita meramente pelo utilizador, e por outro onde a avaliação é feita de forma automática. Esta ultima é a área de particular interesse para o nosso trabalho. Na abordagem interactiva, o utilizador escolhe de uma população, uma ou mais soluções de acordo com o seu gosto, usando para isso o juízo estético. Normalmente são usadas grelhas de imagens com pouco detalhe, para se poder visualizar a população de fenótipos. É importante ter em mente quando se desenha um motor evolucionário, se podem haver diferenças entre as imagens de baixo detalhe que, são avaliadas pelo utilizador, e as imagens que são produtos finais, que normalmente estão numa escala diferente. As populações tendem a ser pequenas, tipicamente menor que 16 soluções, pois a fiabilidade da avaliação tende a diminuir com o tamanho da população [27]. Soluções para este problema têm sido estudadas. Por exemplo, incluir no genótipo informação do processo de mapeamento do genótipo para fenótipo. Isto permite evoluir o algoritmo generativo, proporcionando inovação de soluções em populações de dimensão pequena. Populações pequenas, fazem com que as soluções convirjam prematuramente, pois a população tende a perder diversidade de soluções[24]. Uma solução para este problema é o uso de bases de dados de indivíduos que o utilizador vai escolhendo. Existem também aplicações de evolucionárias interactivas distribuídas. Um exemplo disso é a famosa aplicação Electric Sheep que na forma de screen savers, permite aos utilizadores de todo o mundo votar nas animações que mais gostam, sendo neste caos a população de soluções distribuída [8]. As limitações deste tipo de abordagem impulsionaram a investigação de funções de avaliação automática, o que sintetizamos a seguir.

2.3.6 Avaliação Automática

Um problema que ainda está em aberto, e que vários autores têm vindo a fazer esforços na resolução, é a formalização de funções de avaliação que sejam capazes de medir o valor estético de imagens. Assim a avaliação automática emerge como uma das mais activas e desafiadoras das áreas de investigação no campo da Arte Evolucionária . Algumas das dificuldades encontradas nas soluções interactivas, podem ser minimizadas ou eliminadas se for possível formalizar funções de avaliação estética. No entanto, devido à avaliação ser subjectiva não existe uma função formal para o que é interessante, ou belo. Por um lado temos o tópico da criatividade que é estudado por vários autores com o apoio da arte evolucionária, por outro temos a tentativa de criar formalismos na avaliação estética como suporte ao estudo da criatividade. Estes têm sido os principais motivos para a exploração da área da arte evolucionária. Diferentes áreas para além das ciências da computação tem tentado estudar métricas para a estética, no entanto até hoje ainda não há formalismos que sejam genéricos. Os vários autores que têm vindo a usar a abordagem de avaliação automática tem vindo a fazê-lo de maneiras diferentes. S. Colton e P. Torres, usam uma imagem ideal como objectivo e avaliam o fenótipo comparando pixel a pixel com essa imagem ideal. O valor da avaliação é então uma média pesada das diferenças entre a cor dos pixels das duas imagens[3]. Outros autores têm vindo a avaliar fenótipos comparando características das imagens. Ross et al usam optimização multiobjectivo para guiar características da imagem para parâmetros definidos pelo utilizador[23]. Neste trabalho os autores usam quatro métodos heurísticos usados por outros autores mas agora a optimização é multiobjectivo. Usam comparações baseadas em histogramas da cor, assim como uma heurística usada já por outros artistas que é a distribuição normal das cores (Bell Curve). Machado et al têm vindo a usar uma heurística que se baseia no seguinte: O valor estético de uma imagem está relacionado com o prazer sensorial e intelectual resultado de encontrar uma imagem complexa mas ao mesmo tempo de representação formal simples. Com base em métricas de complexidade entre elas o erro quadrático da compressão JPEG de uma imagem e a sua compressão fractal. Assim conseguem saber a complexidade visual da imagem, assim como a complexidade da sua representação. Maior valor é dado a imagens visualmente complexas mas de representação simples [19][15]. Este trabalho será revisto em detalhe mais à frente. Também Machado et al. têm usado uma abordagem diferente. P. Machado argumenta que é necessário uma separação entre o processo de geração de arte e a avaliação estética. Nesta metodologia o autor usa os conceitos de Artista Artificial e Sistema de Juízos Estéticos. Assim diferente de outros autores, o processo de avaliação da

2.3. ARTE EVOLUCIONÁRIA

estética tem capacidades de adaptação, generalidade e independência da representação [20]. Talvez o trabalho mais aproximado ao que se propõe nesta dissertação é o de Greenfield. Neste, o autor usa um modelo de colónias de formigas para a geração de imagens, usando estatísticas comportamentais das formigas para guiar o processo evolutivo. Contudo esta abordagem é algo limitada [12], como será explicado mais à frente nesta dissertação. Também em (Machado & Greenfield) é aplicada usada uma abordagem que se baseia no comportamento das formigas pintoras. Os autores avaliam um sistema em que existem dois tipos de agentes. Os agentes criadores e os críticos. Os agentes criadores usam um algoritmo de renderização baseado em inteligência de enxame e são características do comportamento a cada passo que a formiga toma. O seu trabalho também será revisto mais à frente nesta dissertação[11].

2.3.7 Espaço de soluções e navegação

Antes de serem explorados os espaços de procura devem ser cuidadosamente construídos. O desenho de um espaço de procura é um grande desafio para quem desenha o espaço de procura, pois o conjunto das soluções desejáveis deve ser considerado previamente, o que torna a tarefa difícil quando o objectivo é encontrar soluções inovadoras. Tanto na abordagem interactiva como na de avaliação automática o desenho do espaço de procura é uma tarefa difícil se desejarmos uma convergência satisfatória[22]. Inúmeros autores têm vindo a estudar como se desenvolver espaços de procura satisfatórios. Hayashida et al argumentam que a visualização de espaços de procura multidimensionais é uma mais-valia para a construção de espaços de soluções satisfatórios. No seu trabalho, os autores usam técnicas de projecção de espaço de soluções que têm n dimensões em espaços 2D [13]. A forma como o espaço de procura é percorrido depende dos operadores do algoritmo evolucionário. Uma abordagem de evolução não depende só do genótipo, mas também do mecanismo que faz mapeamento entre o genótipo e fenótipo. No entanto, quando são usados algoritmos genéticos, essa abordagem é mais difícil, pois a função de mapeamento, em vez de ser uma expressão matemática, é uma algoritmo generativo.

2.3.8 Problemas em aberto na Arte Evolucionária

Por ser uma área relativamente recente, a Arte Evolucionária tem ainda vários problemas em aberto. Destaca-se McCormack pela sua síntese dos principais problemas que limitam a arte evolucionária. Destacamos alguns desses problemas em aberto que pretendemos explorar como a nossa investigação.

CAPÍTULO 2. ESTADO DA ARTE

1. É necessário formalizar funções de avaliação capazes de medir propriedades estéticas nos fenótipos à semelhança de como os humanos fazem. Estas funções necessitam de ser matematicamente representáveis e computáveis na prática[22].
2. Desenvolver sistemas onde o genótipo, fenótipo e o mecanismo que produz o fenótipo a partir do genótipo são capazes de modificação robusta, selecção e por isso evolução[22].
3. Desenvolver sistemas e dispositivos de arte evolucionária que produzam arte, que seja reconhecida por humanos, pelo seu valor estético[22].

Capítulo 3

Photogrowth - Sistema de evolução de pinturas de formigas

No capítulo anterior fizemos uma revisão bibliográfica dos principais trabalhos relacionados com a arte evolucionária. Este capítulo tem como objectivos:

1. Apresentar uma visão global da arquitectura da ferramenta desenvolvida;
2. Explicar as regras que regem o nosso modelo de formigas pintoras;
3. Apresentar a representação de uma solução;
4. Descrever o algoritmo de renderização;

3.1 Introdução

Photogrowth –nome da ferramenta desenvolvida– é composta por três módulos principais:

1. Módulo Evolucionário;
2. Módulo de pre-visualização;
3. Módulo de renderização;

O módulo evolucionário é um AG interactivo que posteriormente foi adaptado para um GA convencional (propósito principal desta dissertação). Este módulo permite a evolução de um conjunto de parâmetros que governam o comportamento das formigas. O módulo de pre-visualização é responsável pela produção das pinturas geradas pelo comportamento das formigas durante as corridas

CAPÍTULO 3. PHOTOGROWTH - SISTEMA DE EVOLUÇÃO DE PINTURAS DE FORMIGAS

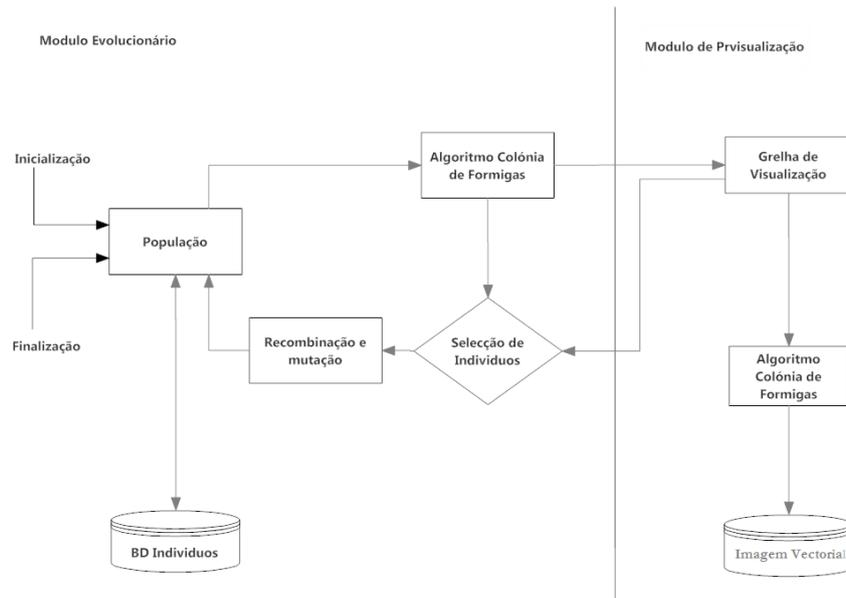


Figura 3.1: •

evolucionárias. O módulo de renderização é tipicamente usado offline para produzir imagens vectoriais de alta qualidade de pinturas de formigas. Estes módulos estão disponíveis ao utilizador através de uma GUI. Esta é composta por duas janelas (ver Fig. 1: uma permite pre-visualizar as pinturas produzidas pelas formigas assim como fazer uma avaliação numérica $v \in [0, 10]$; a outra, permite ao utilizador navegar pelas populações, alterar a imagem de input, visualizar e editar o genótipo de um indivíduo específico, guardar e abrir experiências, chamar o módulo de renderização, etc.) As próximas secções aprofundam cada um dos módulos da arquitectura do Photogrowth. Começamos por descrever o comportamento das formigas pintoras. Posteriormente apresentamos o algoritmo evolucionário, focando na representação das soluções e os operadores genéticos nas abordagens interactiva e automática. Finalmente mostramos as principais diferenças entre os módulos de pre-visualização e renderização.

3.2 Formigas Pintoras

As formigas pintoras vivem num mundo 2D dado pela imagem de input. Estas pintam numa tela de pintura inicialmente branca (i.e, preta em todas as experiências reportadas nesta dissertação). Ambos o mundo e a tela de pintura têm

3.2. FORMIGAS PINTORAS

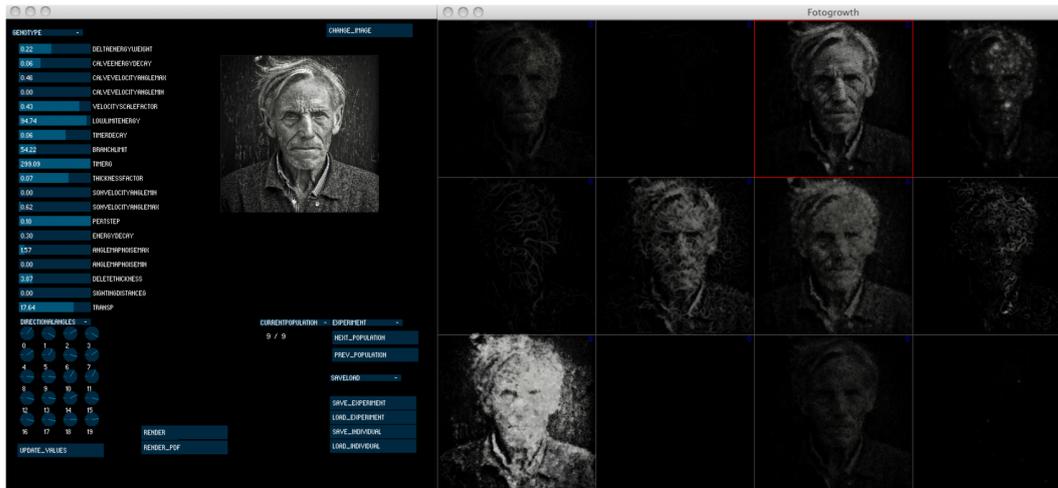


Figura 3.2: Screenshot da interface gráfica. Painel de controlo à esquerda e grelha de visualização das pinturas da população actual à direita.

as mesmas dimensões, iguais à imagem de input. A tela de pintura é usada exclusivamente para o depósito de tinta, acção feita pelas formigas que não têm qualquer influência no seu comportamento. Os dois mundos são partilhados por formigas da mesma espécie (i.e, formigas que façam parte da mesma colónia). Cada formiga tem uma posição, cor, transparência e energia. Os restantes parâmetros codificados no genótipo são partilhados pela colónia. Se o valor de energia de uma dada formiga for inferior a um valor limiar de morte (i.e, valor codificado no genótipo) a formiga morre. Se o valor da energia for superior a um valor de reprodução (i.e, valor codificado no genótipo) a formiga gera um filho. A luminância de uma área do mundo em que as formigas estão imersas (i.e, o brilho de um conjunto de pixeis da imagem de input) representa a energia disponível nessa área. Assim, as formigas podem ganhar energia ao deslocarem-se por áreas com maior brilho. A energia de uma formiga é actualizada pela seguinte expressão:

$$energy = (energy + b(x, y) * gain) * decay \quad (3.1)$$

onde $b(x, y)$ é a função que retorna o brilho (no intervalo $[0, 1]$) da área onde a formiga se encontra, $gain$ é o escalar que representa o ganho de energia, e $decay$ é o escalar no intervalo $[0, 1[$ que representa a taxa de perda de energia. A energia consumida pela formiga é decrementada ao ambiente, o que será explicado em detalhe mais à frente. O deslocamento da formiga é determinado pela sua reacção à ao brilho. Cada uma das formiga percepçiona o ambiente com múltiplos sensores de luz cada um numa direcção (ver Fig. 2). Nas experiências descritas na dissertação são usados 10 sensores direcçiona-

CAPÍTULO 3. PHOTOGROWTH - SISTEMA DE EVOLUÇÃO DE
PINTURAS DE FORMIGAS

dos, representados por um vector cada, contendo cada vector uma direcção relativa à posição actual da formiga assim como uma distância. Estes valores são comuns a todas as formigas da colónia (i.e, os valores estão codificados no genótipo). Estes sensores retornam a valor da luminância da célula onde o vector termina. Para actualizar a posição da formiga é calculada: a soma dos vectores sensoriais dividindo pelas suas normas, multiplicado pelo valor de luminância devolvido por cada sensor e pelo peso associado a cada um destes. O resultado é multiplicado pelo escalar que representa a velocidade actual da formiga:

$$\Delta\vec{p} = vel * \sum_{i=1}^{10} \frac{\vec{v}_i}{|\vec{v}_i|} * b((x, y), \vec{v}_i) * w_i \quad (3.2)$$

onde, $\Delta\vec{p}$ representa o vector de deslocamento, (x, y) representa a posição actual da formiga, vel é o valor escalar da velocidade \vec{v}_i é o vector sensorial i ; $b((x, y), \vec{v}_i)$ é a função que retorna o valor do brilho na coordenada $(x, y) + \vec{v}_i$; w_i é o peso associado ao vector \vec{v}_i . Assim, a posição da formiga no instante $t + 1$ é dada pela seguinte fórmula:

$$(x, y)_{t+1} = (x, y)_t + perlin_{noise}(t, \Delta\vec{p}) \quad (3.3)$$

O algoritmo de simulação do comportamento de uma colónia de formigas segue os passos seguintes:

1. Inicialização: n as formigas são dispostas no ambiente em posições pre definidas; É atribuída a cada formiga uma cor de depósito. Essa cor é igual à cor do pixel, nessa coordenada, na imagem de input. A sua energia e transparência da cor de depósito são inicializados usando os parâmetros da partilhados pela mesma espécie.
2. Por cada Formiga:
 - (a) Actualizar a energia da formiga segundo a fórmula 3.1;
 - (b) Actualizar a energia do ambiente;
 - (c) Depositar cor no ambiente de pintura;
 - (d) Se a energia da formiga for inferior ao limiar de morte, removemos a formiga da colónia;
 - (e) Se o valor da energia da formiga for superior ao limiar de reprodução, gera-se um descendente; A formiga descendente assume a

3.2. FORMIGAS PINTORAS

cor da posição da progenitora quando a reproduziu assim como a passagem de uma percentagem da energia do progenitor, a qual lhe foi decrementada. O descendente herda também a velocidade do progenitor no entanto, é adicionada à direcção da velocidade uma perturbação entre $descvel_{min}$ e $descvel_{max}$ (ambos os valores são partilhados pelas espécies); Da mesma forma, a transparência da cor de depósito é herdada no entanto, é adicionado um valor entre $dtransp_{min}$ e $dtransp_{max}$;

(f) É actualizada a posição da formiga pelas fórmulas 3.2 e 3.3;

3. Repetir desde 2 até não existirem mais formigas;

Os passos (b) e (c) requerem uma explicação detalhada. Para representar o consumo de energia no ambiente as formigas depositam neste um círculo de cor preta (i.e, o valor do brilho na respectiva posição vai ser decrementado) de raio igual $energy * cons_{rate}$ com um dado valor de transparência. $cons_{rate}$ e $constrans$ parâmetros partilhados pela espécie. No modo de previsualização a tinta é depositada na tela de pintura desenhando um círculo da cor atribuída à formiga – cor que lhe é atribuída quando nasce – com um raio dado por $energy * deposit_{rate}$ e com um certo valor de transparência. $deposit_{rate}$ é um parâmetro da espécie, a transparência de depósito é um parâmetro da formiga.

3.2.1 Motor Evolucionário

Para evoluir os parâmetros das espécies é usado um Algoritmo Genético AG. O genótipo consiste em tuplos de valores de virgula flutuante e a sua dimensão depende das configurações experimentais. A tabela 3.1 apresenta uma visão geral dos parâmetros codificados no genótipo.

Para a ferramenta interactiva é usada um operador de recombinação de dois pontos de corte e um operador de mutação Gaussiana. Para a selecção dos progenitores é usada a selecção por torneio, não modificável para a população seguinte.

3.2.2 Modos de Renderização e Previsualização

Em ambos os modos de Previsualização e Renderização são usados gráficos vectoriais, o que permite a geração de pinturas independentes de resolução, o que para nosso conhecimento, é uma contribuição da nossa abordagem. Como dito anteriormente, no modo de pre-visualização as formigas desenhavam círculos

CAPÍTULO 3. PHOTOGROWTH - SISTEMA DE EVOLUÇÃO DE
PINTURAS DE FORMIGAS

Tabela 3.1: Parâmetros codificados no genótipo

Name	#	Comentários
<i>gain</i>	1	escalar para o ganho da energia
<i>decay</i>	1	escalar para o decaimento de energia
<i>cons_{rate}</i>	1	escalar usado para o raio dos círculos desenhados no ambiente
<i>cons_{trans}</i>	1	transparência dos círculos desenhados no ambiente
<i>deposit_{rate}</i>	1	escalar para o raio dos círculos desenhados pelas formigas
<i>deposit_{transp}</i>	1	transparência da cor depositada por uma formiga
<i>dtransp_{min}</i>	1	limites para a perturbação da transparência de deposito quando são gerados novos descendentes
<i>dtransp_{max}</i>	1	
<i>initial_{energy}</i>	1	energia inicial das formigas
<i>death_{threshold}</i>	1	valor limiar de morte
<i>birth_{threshold}</i>	1	valor limiar de reprodução
<i>descvel_{min}</i>	1	limites do valor da perturbação para da velocidade angular da formiga
<i>descvel_{max}</i>	1	
<i>vel</i>	1	velocidade inicial das formigas
<i>initial_{positions}</i>	$2 * n$	posição inicial das n iniciais no ambiente
<i>sensory_{vectors}</i>	$2 * m$	direcção e norma dos m vectores representativos dos sensores

3.2. FORMIGAS PINTORAS

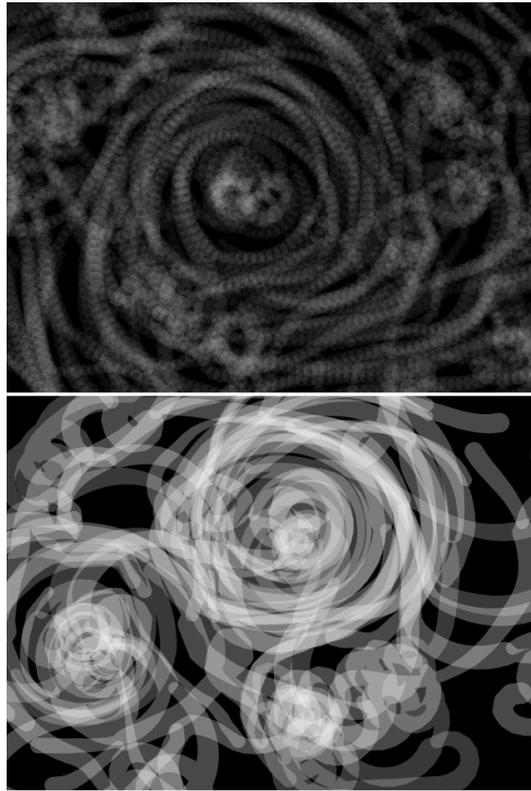


Figura 3.3: Na imagem do topo, três círculos que pertencem ao mesmo rasto e os polígonos produzidos ao se traçarem as linhas das tangentes externas de cada par consecutivo de círculos. Em baixo, a forma produzida pela união dos três círculos e dois polígonos

enquanto se deslocam pelo ambiente. No modo de renderização as formigas comportam-se da mesma forma. No entanto, quando a pintura é terminada, o rasto de cada formiga é convertido numa linha contínua de largura variável. Para tal é usado um algoritmo para o cálculo das tangentes externas de cada par de circunferências consecutivas desenhadas por uma formiga. Como resultado, visualmente, o caminho de cada formiga toma agora um valor contínuo (i.e, uma linha) em vez de círculos distribuídos de forma discreta. Na Fig. 3.3 é apresentada a representação deste processo.

Capítulo 4

Evolução de pinturas, Abordagem Interactiva

No capítulo anterior descrevemos a arquitectura da ferramenta desenvolvida. Este capítulo tem como principal objectivo descrever em que consiste a evolução interactiva de pinturas de formigas, descrever as experiências e resultados obtidos usando esta abordagem.

4.1 Resultados Experimentais

Os resultados mostrados neste capítulo foram obtidos a partir de uma serie de experiências informais com a seguinte configuração experimental. Tamanho da população; Tamanho do Torneio = 3; Probabilidade de recombinação = 0.9; Probabilidade de mutação = 0.1 (por gene); Número inicial de formigas = 1; Posição inicial das formigas = centro do ambiente. O tamanho de cada experiência variou, tipicamente as experiências tiveram entre 30 e 40 gerações. A análise dos resultados experimentais de sistemas de arte evolucionária, especialmente sistemas guiados pelo utilizador, estão sujeitos a subjectividade por natureza. Em anexo mostramos os resultados das restantes experiências. Assim, mais do que apresentar medidas de desempenho que não fazem sentido neste contexto, quando consideramos os objectivos do nosso sistema, queremos assim:

1. Transmitir o experiência do utilizador quando trabalha com o photogrowth, apresentando os vários passos do processo evolucionário de geração de imagens;

CAPÍTULO 4. EVOLUÇÃO DE PINTURAS, ABORDAGEM INTERACTIVA

2. Realçar os diferentes tipos imagens que podem ser produzidos durante o processo evolucionário pelo sistema;
3. Mostrar que a aplicação do mesmo indivíduo (i.e, conjunto de parâmetros que definem uma espécie) a diferentes imagens de input produz imagens com estilo similar.

Na Figura 4.1 apresentamos capturas da 1^a, 2^a, 20^ae 40^apopulações de uma corrida evolucionária. Como pode ser observado, a maioria dos indivíduos da população inicial falha a reproduzir a imagem de input. Na segunda população, a percentagem de imagens que retratam a imagem de input aumenta significativamente. Porém, no geral a qualidade das imagens é relativamente baixa, de maneira a não preencherem as preferências estéticas do utilizador. Na 20^apopulação observamos a emergência de rastos elípticos e orgânicos (e.g., 3^oe 9^odessa população), uma característica que vai ser escolhida pelo utilizador nas características seguintes. A 40^apopulação apresenta uma variedade de imagens largas de linhas e curvaturas de rastos. Os rastos orgânicos que emergiram na 20^aainda estão presentes na maioria das imagens (apesar de em alguns casos apenas ser observável em resoluções mais altas). Nesta geração também observamos a emergência de retratos “abstracto” da imagem original (ver a 14^adesta população). A partir desta fase os progressos tendem a ser lentos pois tal como acontece noutras ferramentas de arte evolucionária, o utilizador tende a valorizar soluções inovadoras, resultando frequentemente em mudanças no critério de selecção.

A Figura. 4.2 apresenta o resultado da aplicação do mesma espécie de formigas a duas imagens diferentes. Como pode ser observado os traços que distinguem a colónia de formigas são preservados, resultando em renderizações que partilham as mesmas características estilísticas.

Na Figura 4.3 apresentamos imagens coloridas produzidas por diferentes espécies de formigas para destacar a gama de imagens que podem ser produzidas pela ferramenta *photogrowth*. A imagem do topo explora o uso de traços orgânicos de espessura variável para produzir uma renderização abstracta da imagem original. A imagem de baixo é composta por traços mais finos que se tornam interlaçados. Ambas as imagens tiram vantagem da abordagem de colorir – a cor das formigas é determinada à nascença– para transportar a cor de uma região para regiões em seu redor. Este efeito nota-se particularmente na imagem de baixo.

Em suma, com as experiências realizadas foi possível verificar que:

1. O algoritmo evolucionário permite que o utilizador evolua imagens se-

4.1. RESULTADOS EXPERIMENTAIS



Figura 4.1: Na primeira linha, screenshot da primeira e segundas gerações de uma corrida evolucionária. Na segunda linha, a 20ª geração. Na terceira linha, uma captura da 40ª geração.

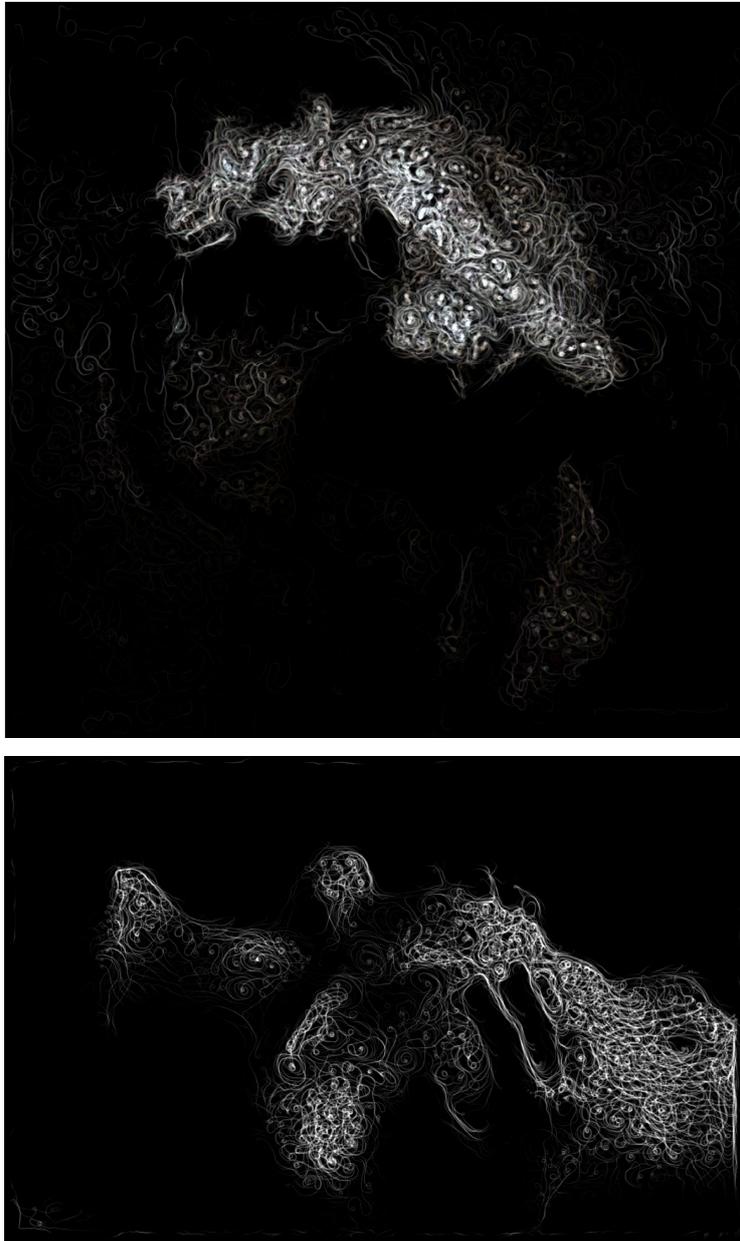


Figura 4.2: Duas imagens diferentes processadas pelo mesma especie de formigas.

4.1. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

gundo as suas preferências estéticas.

2. É possível construir pinturas de formigas independentes de resolução (i.e., pinturas vectoriais)
3. O algoritmo de transformação dos rastros das formigas em linhas de largura variável contribui para a geração de artefactos visualmente mais complexos e interessantes.



Figura 4.3: Exemplo uma ³⁰imagem a cores evoluída.

Capítulo 5

Evolução de pinturas, abordagem automática

No capítulo anterior descrevemos como a ferramenta desenvolvida pode ser usada por um utilizador para gerar pinturas vectoriais segundo as suas preferências estéticas. O presente capítulo pretende mostrar a segunda abordagem de testes à nossa ferramenta. É inspirado no trabalho de Greenfield & Machado [11]. Começamos por fazer uma breve introdução (Secção 5.1) ao trabalho realizado pelos autores assim como os seus resultados experimentais. Depois é feita uma descrição detalhada da nossa abordagem e os objectivos das nossas experiências (secção 5.2). Na Secção 5.3 são descritas as experiências realizadas e discutidos os seus resultados.

5.1 Introdução

A automatização do processo evolutivo é a questão central de investigação na arte evolucionária. Em (Greenfield & Machado) é descrita uma simulação de agentes baseados no paradigma Artista-Crítico. Os agentes Artista usam um modelo de colónia de formigas para evoluir imagens segundo as suas preferências. As imagens predilectas são então submetidas para os agentes Críticos que decidem, de acordo com as suas preferências, quais as imagens que devem ser publicadas a um público. No seu modelo, os artistas avaliam as imagens através da seguinte fórmula:

$$F = C(T, X) + \sum_j c_j w_j B_j, \quad (5.1)$$

CAPÍTULO 5. EVOLUÇÃO DE PINTURAS, ABORDAGEM AUTOMÁTICA

onde $C(T, X)$ retorna a diferença pesada entre os vectores de características das imagens T e X , onde T é o vector de características da imagem alvo, X é o vector de características da imagem gerada pelo artista, c_j é um vector binário de comprimento = 5, w_j é um vector de escalares de comprimento = 5 e B_j é o conjunto das cinco variáveis comportamentais extraídas do algoritmo de pintura a cada passo de uma formiga, enumeradas por:

- A formiga visitou uma célula já visitada;
- Estava em modo de exploração;
- Seguiu ou evitou uma cor;
- Perseguiu ou evitou a feromona;
- Misturou a cor que depositou;

Os autores assumem que as características comportamentais – parte da função de avaliação – terão impacto no estilo das imagens geradas. Assim, os autores focam-se apenas na dinâmica Artista-Crítico em vez de procurarem saber quais das variáveis das estatísticas comportamentais têm um impacto na forma das imagens geradas. A hipótese avaliada na secção 5.3, através de uma serie de experiências, baseia-se no facto anteriormente descrito, a qual pode ser enumerada em várias questões:

- De que forma é que estatísticas comportamentais das formigas se reflectem nas pinturas geradas?
- Será possível criar funções de avaliação das pinturas olhando exclusivamente para essas variáveis?
- É possível criar funções de aptidão olhando exclusivamente para as características das imagens evoluídas?
- Os aspectos comportamentais e características considerados são suficientes para a criação de funções de avaliação das pinturas?
- Como combinar aspectos comportamentais das formigas e propriedades das imagens de forma a obter funções de aptidão?



Figura 5.1: Imagem recolhida da WikiCommons usada para as experiências.

5.2 Abordagem

5.2.1 Características da imagem

5.3 Resultados Experimentais

Os nossos modelo de renderização e evolução têm poucas semelhanças com os modelos apresentados pelos autores em [11]. Em primeiro lugar no nosso modelo evolucionário, no que toca ao genótipo, apenas são codificados os parâmetros que regem as leis comportamentais de uma espécie inteira. Em segundo lugar, o nosso modelo de renderização está dependente de uma imagem de input e os seus objectivos são completamente distintos do modelo de pintura apresentado pelos autores. Os resultados mostrados neste capítulo foram obtidos a partir de uma série de experiências que podem ser descritas como:

1. São feitas 3 experiências com o objectivo de recolher 3 indivíduos.
2. Por cada indivíduo são feitas 16 experiências, uma por cada característica e variável estatística comportamental.

Da biblioteca WikiCommons foi escolhida uma imagem (Fig. 5.3) a partir da qual foram feitas 3 experiências segundo a abordagem do Cap. 4, com o objectivo de recolher 3 indivíduos (Fig. individuals) que geram imagens diferentes mas que foram obtidos segundo as preferências do utilizador.

Seguidamente, por cada indivíduo recolhido foi feito um conjunto de experiências com o objectivo de procurar relações estatísticas entre as variáveis comportamentais e as características das imagens. Para tal, por cada variável $C_i \in C_1..C_{16}$ foi feita uma experiência com a configurações: Número de Corridas = 30, Tamanho da População = 25, Número de Gerações = 50, Tamanho do Torneio = 10, Selecção dos sobreviventes = Os mais aptos juntamente com

CAPÍTULO 5. EVOLUÇÃO DE PINTURAS, ABORDAGEM AUTOMÁTICA



Figura 5.2: Indivíduos recolhidos das três experiências respectivamente. Como podemos observar, há grandes diferenças entre os indivíduos.

5.3. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Tabela 5.1: Características Extraídas

Nome	Função
RMSE	$C_1(Img, Target)$
Complexidade (JPEG)	$C_2(Img)$
Dimensão Fractal	$C_3(Img)$
Lacunaridade	$C_4(Img)$

o mais apto da população anterior, Operador Recombinação = 2 pontos de corte com probabilidade igual 0.9, Mutação gaussiana com probabilidade igual a 0.05 por gene, Número inicial de formigas = 9, Número máximo de formigas = 1000, Número máximo de passos por formiga = 1000. Para avaliar os indivíduos foi usada a seguinte função de aptidão:

$$fitness(i) = \frac{1}{(\sqrt{(f_i(T) - f_i(I)) + 1})^2}, \quad (5.2)$$

onde $f_i(X)$ retorna o valor da característica $f_i \in \{B \cup C\}$, onde B é o conjunto das variáveis comportamentais e C é o conjunto das características perceptuais (ver Tabela 5.1). Os resultados obtidos (ver Fig. 5) mostram que o algoritmo evolucionário convergiu, com os valores dos máximos (em média):

- Máximo da primeira experiência = 0.923
- Máximo da segunda experiência = 0.935
- Máximo da terceira experiência = 0.964

, como mostra a Tabela 5.2.

Com os resultados obtidos procurámos responder às seguintes questões:

1. De que forma é que estatísticas comportamentais das formigas se reflectem nas pinturas geradas?
2. Será possível criar funções de avaliação das pinturas olhando exclusivamente para essas variáveis?
3. É possível criar funções de aptidão olhando exclusivamente para as características das imagens evoluídas?
4. Os aspectos comportamentais e características considerados são suficientes para a criação de funções de avaliação das pinturas?
5. Como combinar aspectos comportamentais das formigas e propriedades das imagens de forma a obter funções de aptidão?

CAPÍTULO 5. EVOLUÇÃO DE PINTURAS, ABORDAGEM AUTOMÁTICA

Tabela 5.2: Médias e Desvios-Padrão dos melhores indivíduos para todas as experiências

Conjunto de Experiências	Indivíduo 1	Indivíduo 2	Indivíduo 3
Média da Aptidão do melhor Indivíduo	0.923	0.935	0.964
Desvio Padrão da Aptidão do Melhor	0.132	0.173	0.126

Tabela 5.3: Configurações das Experiências

Nome	Função
Média das Velocidades Angulares de uma colônia	$B_1(Individual)$
Media das distâncias euclidianas percorridas pelas formigas	$B_2(X)$
Média das distâncias absolutas percorridas pelas formigas	$B_3(X)$
Média do raio das circunferências pintadas pelas formigas	$B_4(X)$
Média do tempo de vida das formigas	$B_5(X)$
Número médio de formigas	$B_6(X)$
Quantia total de tinta depositada pelas formigas	$B_7(X)$
Desvio padrão das Velocidades Angulares de uma colônia	$B_8(X)$
Desvio padrão do tempo de vida das formigas	$B_9(X)$
Desvio padrão do raio das circunferências pintadas pelas formigas	$B_{10}(X)$
Desvio padrão das distâncias absolutas percorridas pelas formigas	$B_{11}(X)$

A primeira questão está sujeita a subjectividade. De um certo modo, podemos pensar que a forma de uma pintura está dependente dos traços representativos dos caminhos das formigas. Assim, estas formas estão dependentes das suas velocidades angulares e desvios padrão, assim como as médias dos raios das elipses (deixadas pelas formigas) e os seus desvios padrão. Por outro lado o preenchimento de uma pintura está associado às médias e desvios padrão das distâncias percorridas pelas formigas, o número médio de formigas, o tempo de vida médio de uma formiga e a quantia total de *tinta* depositada. Para testar a hipótese de que as estatísticas comportamentais têm relações com características perceptuais nas pinturas geradas foram realizados testes de correlação de Pearson. Assumindo como um coeficiente de correlação forte $r = 0.9$, significativo para $\rho = 0.05$ verificou-se, contrariamente aos resultados esperados, que os resultados obtidos não nos permitiram dizer se há uma relação entre as variáveis comportamentais fazendo-nos refutar a hipótese de que as características perceptuais estão correlacionadas com as estatísticas comportamentais. No Appendice A apresentam-se os restantes resultados dos testes de correlação de Pearson para cada uma das características da imagem e variáveis comportamentais.

5.3. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

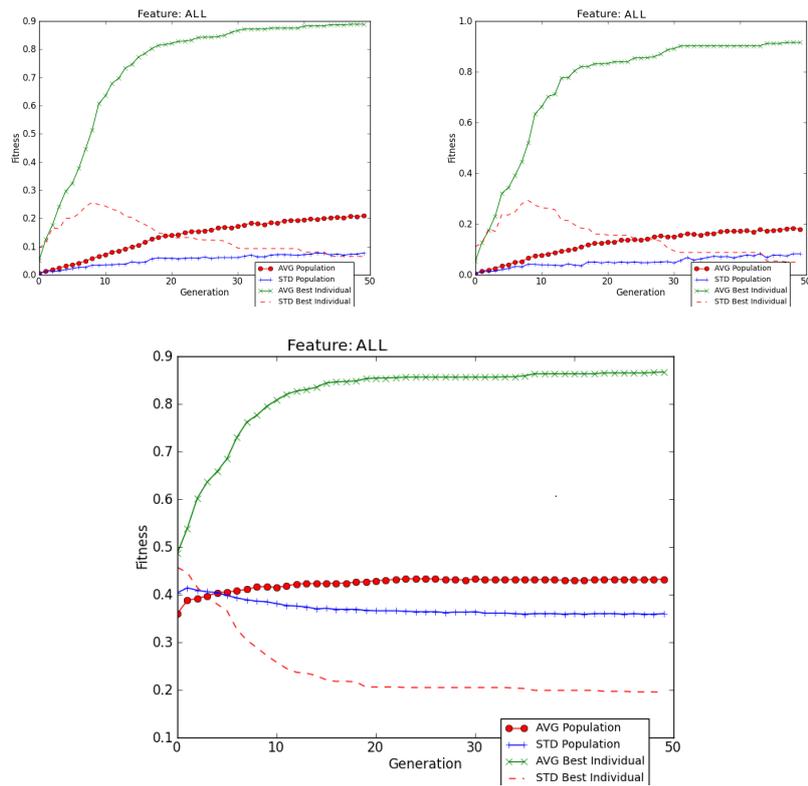


Figura 5.3: Médias e Desvios Padrão da qualidade dos indivíduos para cada conjunto de experiências.

Capítulo 6

Conclusão

Nesta dissertação explorámos o uso da CE para a geração de imagens. Apresentámos a Photogrowth – uma nova abordagem para a produção de renderizações não-foto-realistas de imagens – composta por três módulos distintos. A característica distintiva do sistema reside na evolução dos órgãos sensoriais das formigas, na produção de pinturas vectoriais, e no algoritmo de renderização que faz uma representação dos caminhos das formigas por linhas contínuas de largura variável. A ferramenta foi testada através dois cenários: Num, uma abordagem interactiva, noutra, uma abordagem de avaliação automática. Na abordagem de avaliação interactiva, os resultados experimentais ilustram a gama de estilos das imagens que podem ser geradas pelo sistema, a evolução dos estilos segundo as preferências de um utilizador e mostram a sua suficiência na produção de trabalhos em larga escala. Na segunda abordagem tentámos responder a algumas perguntas relacionadas com a automatização do processo evolutivo. Os resultados mostraram que apesar de o algoritmo evolucionário conseguir evoluir imagens segundo variáveis estatísticas comportamentais, estas não estão fortemente correlacionadas com medidas perceptuais, tais como Complexidade JPEG, dimensão fractal e lacunaridade. Assim o objectivo de criar funções de avaliação que se baseassem nas estatísticas comportamentais não puderam ser usados. Com esta hipótese refutada restou-nos usar uma abordagem de avaliação que se baseia nas características da imagem alvo. Os resultados mostram que apesar do algoritmo conseguir optimizar esta função, as imagens geradas não tiram partido da gama de estilos que podem ser vistas na abordagem de evolução interactiva.

Como trabalho futuro temos: (i) o melhoramento da eficiência do módulo de renderização – a produção de uma pintura em modo de renderização pode demorar horas e até dias – que pode ser conseguido através de paraleliza-

CAPÍTULO 6. CONCLUSÃO

ção, pois cada rasto de formiga pode ser independentemente processado. (ii) Melhoramento do motor evolucionário, o que pode ser conseguido com uma arquitectura nova arquitectura do tipo Artista-Crítico [24].

Bibliografia

- [1] S. Aupetit, V. Bordeau, N. Monmarché, C. Slimane, and G. Venturini. Interactive Evolution of Ant Paintings. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, volume 2, pages 1376–1383, Canberra, 8-12 december 2003.
- [2] Eric Bonabeau, Marco , and Guy Theraulaz. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems*. Oxford University Press, Inc., New York, NY, USA, 1999.
- [3] Simon Colton and Pedro Torres. Evolving approximate image filters. In *Proceedings of the EvoWorkshops 2009 on Applications of Evolutionary Computing: EvoCOMNET, EvoENVIRONMENT, EvoFIN, EvoGAMES, EvoHOT, EvoIASP, EvoINTERACTION, EvoMUSART, EvoNUM, EvoSTOC, EvoTRANSLOG*, EvoWorkshops '09, pages 467–477, Berlin, Heidelberg, 2009. Springer-Verlag.
- [4] David W. Corne and Peter J. Bentley. *Creative Evolutionary Systems (The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence)*. Morgan Kaufmann, 1st edition, July 2001.
- [5] Richard Dawkins. *The Blind Watchmaker: Why the Evidence of Evolution Reveals a Universe without Design*. W.W. Norton & Co., September 1996.
- [6] M. Dorigo and L.M. Gambardella. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 1(1):53 –66, apr 1997.
- [7] Marco Dorigo and Gianni Di Caro. *The ant colony optimization meta-heuristic*, pages 11–32. McGraw-Hill Ltd., UK, Maidenhead, UK, England, 1999.
- [8] Scott Draves. Evolution and collective intelligence of the electric sheep. In Juan Romero and Penousal Machado, editors, *The Art of Artificial Evolution: A Handbook on Evolutionary Art and Music*, pages 63–78. Springer Berlin Heidelberg, 2007.

- [9] A. E. Eiben and J. E. Smith. *Introduction to Evolutionary Computing (Natural Computing Series)*. Springer, October 2008.
- [10] Gary Greenfield. Evolutionary methods for ant colony paintings. In Franz Rothlauf, Juergen Branke, Stefano Cagnoni, David W. Corne, Rolf Drechsler, Yaochu Jin, Penousal Machado, Elena Marchiori, Juan Romero, George D. Smith, and Giovanni Squillero, editors, *Applications of Evolutionary Computing, EvoWorkshops2005: EvoBIO, EvoCOMNET, EvoHOT, EvoIASP, EvoMUSART, EvoSTOC*, volume 3449 of *LNCS*, pages 478–487, Lausanne, Switzerland, 30 March-1 April 2005. Springer Verlag.
- [11] Gary Greenfield and Penousal Machado. Simulating artist and critic dynamics - an agent-based application of an evolutionary art system. In *IJCCI'09*, pages 190–197, 2009.
- [12] Gary R. Greenfield. Ant Paintings using a Multiple Pheromone Model. In *The Bridges Conference: Mathematical Connections in Art, Music, and Science (Bridges 2006)*, 2006.
- [13] Hayashida. Visualized iec: interactive evolutionary computation with multidimensional data visualization. In: *IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON2000)*., 2000.
- [14] Matthew Lewis. Evolutionary visual art and design. In Romero and Machado [24], pages 3–37.
- [15] P. Machado and A. Cardoso. Computing aesthetics. *Advances in Artificial Intelligence*, pages 105–119, 1998.
- [16] P. Machado, A. Dias, and A. Cardoso. Learning to colour greyscale images. *The Interdisciplinary Journal of Artificial Intelligence and the Simulation of Behaviour – AISB Journal*, 1(2):209–219, 2002.
- [17] Penousal Machado and Fernando Graça. Evolutionary pointillist modules: Evolving assemblages of 3d objects. In Mario Giacobini, Anthony Brabazon, Stefano Cagnoni, Gianni Di Caro, Rolf Drechsler, Anikó Ekárt, Anna Esparcia-Alcázar, Muddassar Farooq, Andreas Fink, Jon McCormack, Michael O’Neill, Juan Romero, Franz Rothlauf, Giovanni Squillero, Sima Uyar, and Shengxiang Yang, editors, *Applications of Evolutionary Computing, EvoWorkshops 2008: EvoCOMNET, EvoFIN, EvoHOT, EvoIASP, EvoMUSART, EvoNUM, EvoSTOC, and EvoTransLog, Naples, Italy, March 26-28, 2008. Proceedings*, volume 4974 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 453–462. Springer, 2008.

- [18] Penousal Machado, Henrique Nunes, and Juan Romero. Graph-based evolution of visual languages. In Cecilia Di Chio, Anthony Brabazon, Gianni A. Di Caro, Marc Ebner, Muddassar Farooq, Andreas Fink, Jörn Grahl, Gary Greenfield, Penousal Machado, Michael O’Neill, Ernesto Tarantino, and Neil Urquhart, editors, *Applications of Evolutionary Computation, EvoApplications 2010: EvoCOMNET, EvoENVIRONMENT, EvoFIN, EvoMUSART, and EvoTRANSLOG, Istanbul, Turkey, April 7-9, 2010, Proceedings, Part II*, volume 6025 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 271–280. Springer, 2010.
- [19] Penousal Machado, Juan Romero, Amílcar Cardoso, and Antonino Santos. Partially interactive evolutionary artists. *New Gen. Comput.*, 23:143–155, January 2005.
- [20] Penousal Machado, Juan Romero, Maria Luisa Santos, Amilcar Cardoso, and Bill Manaris. Adaptive critics for evolutionary artists. In *Lecture Notes in Computer Science, Applications of Evolutionary Computing*, pages 437–446. Springer-Verlag, 2004.
- [21] Pamela McCorduck. *Aaron’s code*. W. H. Freeman & Co., New York, NY, USA, 1991.
- [22] Jon McCormack. Facing the future: Evolutionary possibilities for human-machine creativity. In Juan Romero and Penousal Machado, editors, *The Art of Artificial Evolution: A Handbook on Evolutionary Art and Music*, pages 417–451. Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [23] Craig Neufeld, Brian Ross, and William Ralph. The evolution of artistic filters. In Juan Romero and Penousal Machado, editors, *The Art of Artificial Evolution: A Handbook on Evolutionary Art and Music*, pages 335–356. Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [24] Juan Romero and Penousal Machado, editors. *The Art of Artificial Evolution: A Handbook on Evolutionary Art and Music*. Natural Computing Series. Springer, 2008.
- [25] Karl Sims. Artificial evolution for computer graphics. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 25:319–328, July 1991.
- [26] George Stiny and James Gips. Shape grammars and the generative specification of painting and sculpture. In *Segmentation of Buildings for 3D Generalisation. In: Proceedings of the Workshop on generalisation and multiple representation , Leicester, 1971*.

BIBLIOGRAFIA

- [27] H. Takagi. Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation. *Proceedings of the IEEE*, 89(9):1275–1296, 2001.
- [28] Stephen Todd and William Latham. *Evolutionary Art and Computers*. Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA, 1994.

Apêndice A

Resultados Experimentais

A.1 Abordagem Evolucionária, Performance do Motor Evolucionário

A.1.1 Primeiro Indivíduo Alvo

A.1.2 Segundo Indivíduo alvo

A.1.3 Terceiro Indivíduo Alvo

A.2 Abordagem Automática, Melhores Indivíduos por experiência

A.2.1 Primeiro Indivíduo Alvo

APÊNDICE A. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

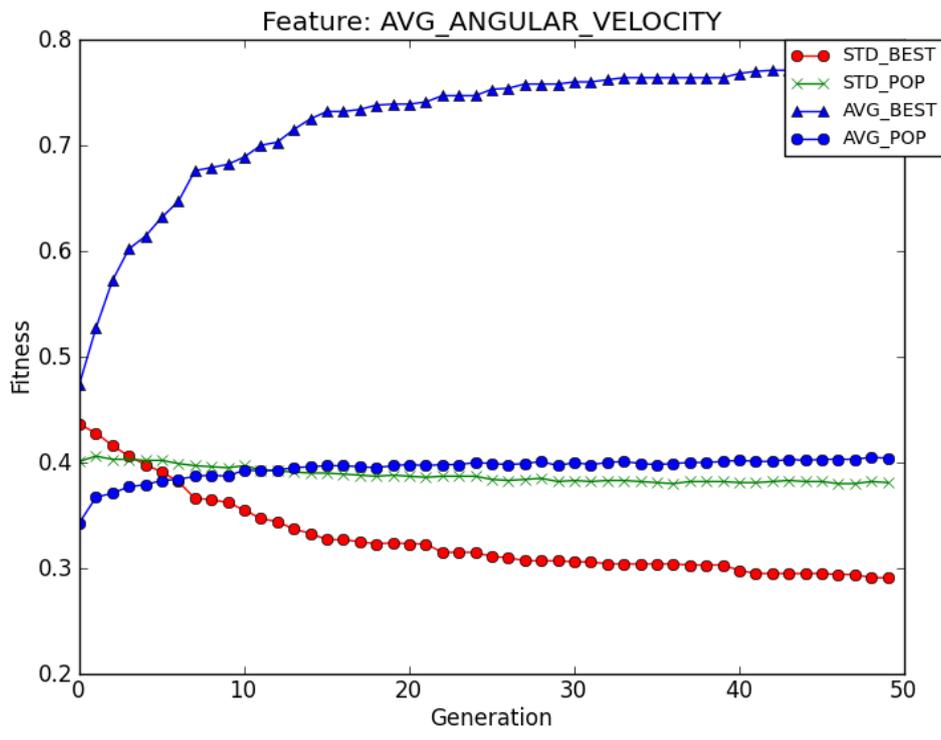


Figura A.1: Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares

A.2. ABORDAGEM AUTOMÁTICA, MELHORES INDIVÍDUOS POR EXPERIÊNCIA

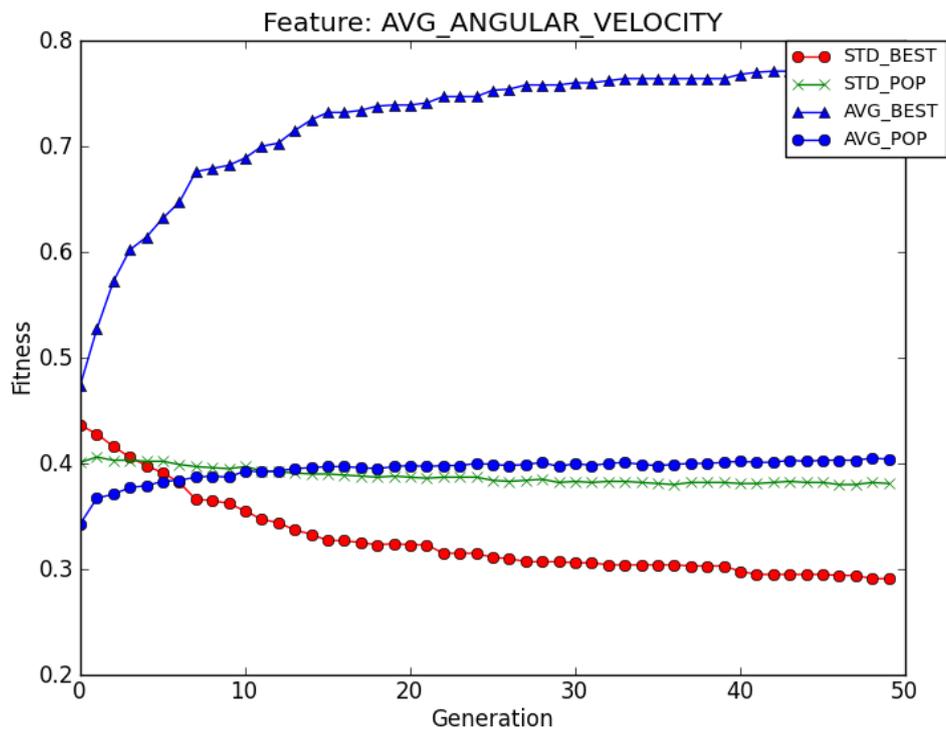


Figura A.2: Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares

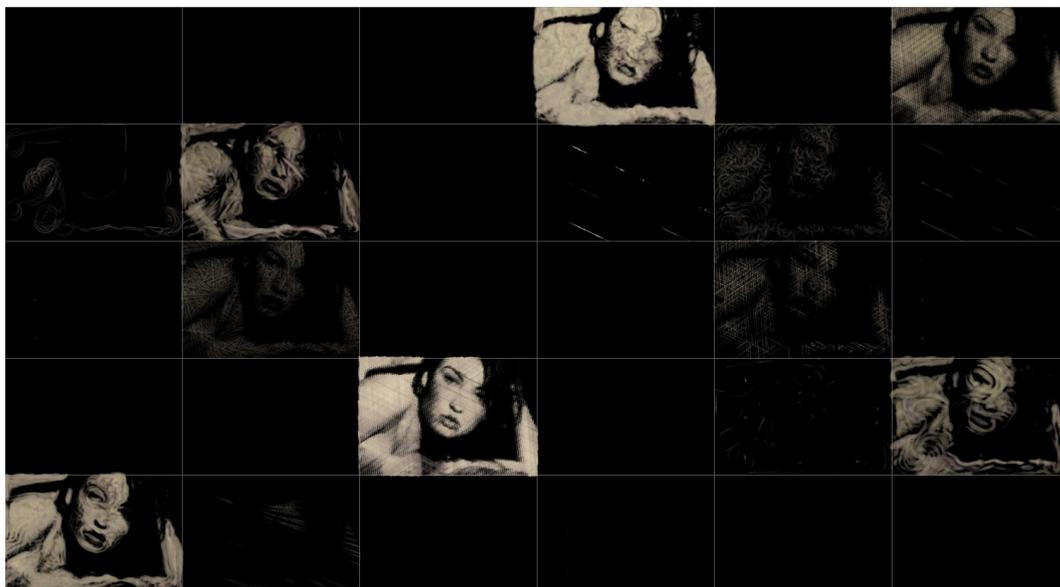


Figura A.3: Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares



Figura A.4: Estatística Comportamental: Total da tinta depositada



Figura A.5: Estatística Comportamental: Média das velocidades angulares

A.2. ABORDAGEM AUTOMÁTICA, MELHORES INDIVÍDUOS POR EXPERIÊNCIA

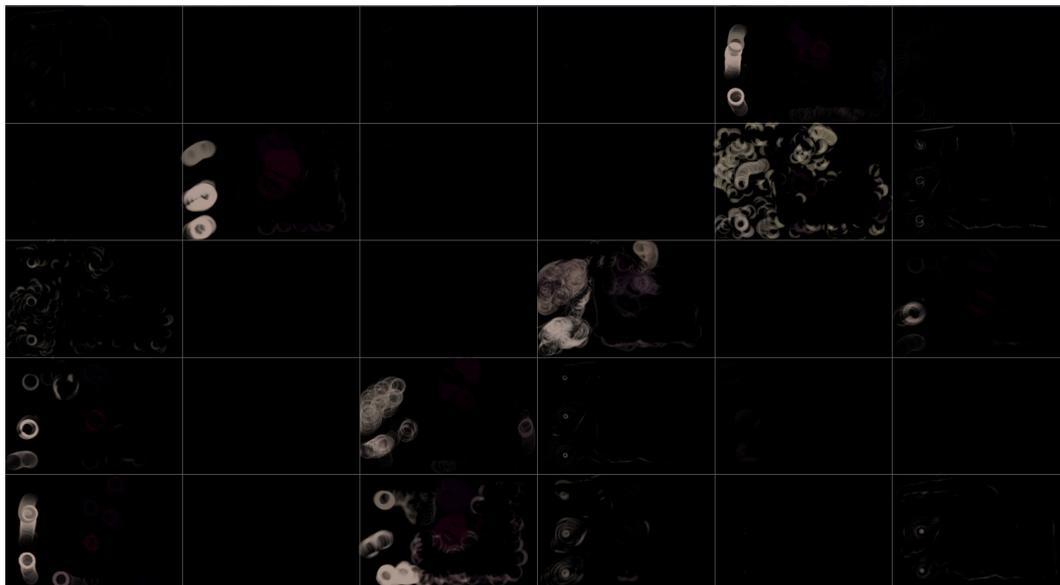


Figura A.6: Estatística Comportamental: Média do número de formigas

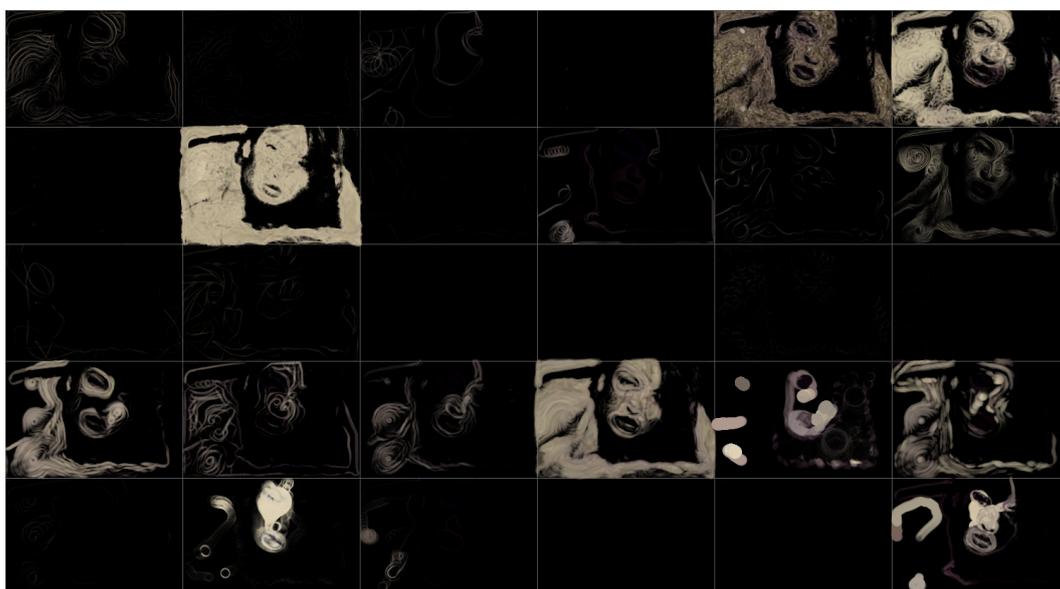


Figura A.7: Estatística Comportamental: Média das distâncias euclidianas percorridas pelas formigas

APÊNDICE A. RESULTADOS EXPERIMENTAIS



Figura A.8: Estatística Comportamental: Média do tempo de vida das formigas