

Modelos Evolutivos para Composição Algorítmica Afetiva

Carla Sanches Nere dos Santos
Universidade Federal de Ouro Preto

Ouro Preto, MG
Outubro de 2022

Modelos Evolutivos para Composição Algorítmica Afetiva

Carla Sanches Nere dos Santos
Universidade Federal de Ouro Preto

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação,
do Departamento de Computação da Universidade Federal de Ouro Preto para
obtenção do título de mestre em Ciência da Computação

Orientador: Dr. Alan Robert Resende de Freitas

Ouro Preto, MG
Outubro de 2022

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

S237m Santos, Carla Sanches Nere dos.
Modelos Evolutivos para Composição Algorítmica Afetiva.
[manuscrito] / Carla Sanches Nere dos Santos. - 2022.
57 f.: il.: color., gráf., tab..

Orientador: Prof. Dr. Alan Robert Resende de Freitas.
Dissertação (Mestrado Acadêmico). Universidade Federal de Ouro Preto. Departamento de Computação. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.
Área de Concentração: Ciência da Computação.

1. Computação Evolutiva. 2. Algoritmo Genético. 3. Otimização Multiobjetivo. 4. Computação Musical. 5. Composição Algorítmica Afetiva.
I. Freitas, Alan Robert Resende de. II. Universidade Federal de Ouro Preto.
III. Título.

CDU 004

Bibliotecário(a) Responsável: Luciana De Oliveira - SIAPE: 1.937.800



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA
COMPUTAÇÃO



FOLHA DE APROVAÇÃO

Carla Sanches Nere dos Santos

Modelos evolutivos para composição algorítmica afetiva

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação

Aprovada em 15 de setembro de 2020

Membros da banca

Prof. Dr. Alan Robert Resende de Freitas - Orientador - Universidade Federal de Ouro Preto
Prof. Dr. Rodrigo Geraldo Ribeiro - Universidade Federal de Ouro Preto
Prof. Dr. Rogério Vasconcelos Barbosa - Universidade Federal de Minas Gerais

Prof. Dr. Alan Robert Resende de Freitas, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito no Repositório Institucional da UFOP em 14/10/2022



Documento assinado eletronicamente por **Gladston Juliano Prates Moreira, COORDENADOR(A) DE CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**, em 20/10/2022, às 16:33, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0414960** e o código CRC **7ED9EB12**.

Modelos Evolutivos para Composição Algorítmica Afetiva

Resumo

Sistemas de Composição Algorítmica Afetiva buscam gerar músicas que expressam ou provocam emoções. Ainda se encontra em aberto a composição de melodias que passam todos os sentimentos presentes nos modelos emocionais. Esses sistemas podem ser utilizados em diferentes contextos, como saúde e entretenimento. Assim, pessoas podem se expressar através da música ou ter experiências de maior imersão em jogos ou filmes. Este trabalho visa identificar estratégias para realizar múltiplas transformações afetivas em melodias, de modo a passar emoções para o ouvinte. São propostos dois algoritmos transformativos: um modelo evolutivo mono-objetivo e outro multiobjetivo, baseado no algoritmo *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)*. Os resultados mostram que os dois modelos geraram melodias que passam emoções positivas e negativas. O modelo multiobjetivo alcançou melhores resultados do que o mono-objetivo. No entanto, é preciso analisar estratégias para melhorar a qualidade das melodias e alcançar mais emoções.

Evolutionary Models for Affective Algorithmic Composition

Abstract

Affective Algorithmic Composition systems seek to generate songs that express or induce emotions. It is still an open challenge to compose melodies that can convey all the feelings in emotional models. These systems apply to different fields, like health and entertainment. So, people can express themselves through music or experience more immersion in games or movies. This work aims to identify strategies to perform multiple affective transformations in melodies to convey emotions to the listeners. This work presents two transformative algorithms: an evolutionary mono-objective model and a multi-objective model based on Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II ([NSGA-II](#)). The results show that both models generated melodies that convey positive and negative emotions. The multi-objective model achieved better results than the mono-objective. Nonetheless, it is necessary to analyze strategies to improve the quality of the melodies and reach more emotions.

Agradecimentos

Agradeço a *Deus*, por colocar em meu caminho pessoas importantes para a realização desse trabalho.

Agradeço a *meus pais e irmãos*, por todo o apoio.

Agradeço ao *Alan de Freitas*, meu orientador, por todos os ensinamentos.

Agradeço aos *meus amigos* e aos *colegas da UFOP*, pelo companheirismo.

Agradeço à *Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)*.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

A todos os que contribuíram para este trabalho, muito obrigada.

Sumário

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	x
Nomenclatura	1
1. Introdução	1
1.1. Motivação	2
1.2. Objetivos	2
1.3. Contribuições	2
2. Composição Algorítmica Afetiva	4
2.1. Características musicais e correlatos emocionais	5
2.2. Modelos emocionais	9
2.2.1. Modelo Circumplexo	10
2.2.2. <i>2 Dimensional Emotion Space</i>	11
2.2.3. Modelos categóricos	12
2.3. Sistemas Composicionais	13
2.4. Sistemas Performativos	13
2.5. Sistemas Indutivos	14
2.6. Conclusão	15
3. Metodologia	16
3.1. Modelo mono-objetivo	18
3.2. Modelo multiobjetivo	19
3.3. Representação dos indivíduos	21
3.4. Operadores Genéticos	22
3.5. Funções de avaliação e funções objetivo	24
3.6. Conclusão	27

4. Resultados	28
4.1. Modelo mono-objetivo	28
4.2. Modelo multiobjetivo	30
4.3. Discussão	32
4.4. Conclusão	33
5. Conclusões e Trabalhos Futuros	34
A. Transformações da melodia “Brilha, Brilha estrelinha”	36
Referências Bibliográficas	49

Lista de Figuras

2.1. Processo de correlação entre características musicais e emoções.	5
2.2. <i>Circumplex Model</i>	11
3.1. Sistema transformativo composicional.	17
3.2. Exemplo de um AG para um sistema transformativo.	18
3.3. Fluxograma do algoritmo NSGA-II para a implementação de um AAC.	20
3.4. Exemplo de um compasso musical com quatro notas, ou um indivíduo do Algoritmo Genético (AG).	21
3.5. Operação de <i>crossover</i>	23
3.6. Operadores genéticos de mutação.	23
4.1. População final e evolução das 100 melodias para as emoções do Modelo Circumplexo.	29
4.2. Fronteiras de Pareto e hipervolume das 100 execuções do algoritmo.	31
A.1. Melodia utilizada como base para as transformações.	37
A.-2. Transformações da melodia “Brilha, Brilha estrelinha” para cada emoção do Modelo Circumplexo – Modelo mono-objetivo.	41
A.-3. Transformações da melodia “Brilha, Brilha estrelinha” para cada emoção do Modelo Circumplexo – Modelo multiobjetivo.	48

Lista de Tabelas

2.1. Emoções e seus conjuntos de características musicais associados.	8
2.2. Rótulos de emoções para cada octante do modelo 2DES.	12
4.1. Resultados da evolução do modelo mono-objetivo para cada emoção-alvo do Modelo Circumplexo.	30
4.2. Número de melodias únicas geradas próximas a cada ponto alvo do Modelo Circumplexo.	31

Nomenclatura

AAC *Affective Algorithmic Composition*

MIDI *Musical Instrument Digital Interface*

2DES *2 Dimensional Emotion Space*

AG *Algoritmo Genético*

NSGA-II *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*

BPM *Batidas Por Minuto*

Capítulo 1.

Introdução

A relação entre a composição musical e a sua capacidade de expressar ou provocar emoções é investigada por variados estudos da literatura nas áreas de música e psicologia (Juslin, 2001; Scherer e Zentner, 2001; Gabrielsson, 2001; Scherer, 2004; Juslin e Laukka, 2004; Zentner et al., 2008; Lamont e Eerola, 2011). Baseado nesse fato, os estudos em sistemas de Composição Algorítmica voltados para a expressão musical começaram a explorar a geração automática de músicas que contém cargas emocionais, com o objetivo de aprimorar as composições de sistemas antigos. Os sistemas que possuem tal objetivo podem ser denominados sistemas de Composição Algorítmica Afetiva (*Affective Algorithmic Composition (AAC)*, em inglês) ([Capítulo 2](#)).

O sistema [AAC](#) abordado neste trabalho foi implementado como um algoritmo transformativo. Esse tipo de sistema possui o objetivo de transformar uma música dada como entrada em uma composição semelhante por meio da adição de características musicais, responsáveis por adicionar carga emocional na música. A escolha dessas características depende do objetivo do sistema (se este será voltado para a performance musical ou se pretende gerar músicas em vários estilos, por exemplo (Biles, 1994, 2002; Liu e Ting, 2017)). As características mais comumente encontradas nesses sistemas são brevemente apresentadas na [Seção 2.1](#). A associação das características às emoções se dá por meio de modelos emocionais ([Seção 2.2](#)). Um exemplo de simples implementação é o modelo categórico, que associa diretamente uma emoção, como “alegria” a uma característica musical, como “tempo rápido”.

1.1. Motivação

Os sistemas transformativos possuem aplicação no contexto do entretenimento e saúde. Há demanda de aplicações comerciais para auxiliar na composição ágil de trilhas sonoras para filmes e jogos eletrônicos e para proporcionar ao usuário uma maior imersão com a narrativa (Livingstone e Brown, 2005; Williams et al., 2015a). No contexto da saúde, se expandidos para sistemas transformativos dinâmicos, estes podem ser utilizados na terapia auxiliada por música. Com a técnica de *biofeedback*, é possível identificar os sentimentos do paciente e transformar a trilha sonora de forma a induzi-lo a sentir uma emoção desejada (Oliveira e Cardoso, 2008a; Kirke et al., 2013b,a). No entanto, esses sistemas ainda têm muito espaço para evoluir até se tornarem populares. A maior parte ainda se encontra a nível de protótipo, tendo como o maior desafio a composição de melodias ilimitadas em questões de tempo de duração e diversidade.

1.2. Objetivos

Do desafio apresentado, surge como principal objetivo identificar estratégias para realizar transformações afetivas em melodias. Assim, busca-se alcançar os seguintes objetivos específicos:

- Gerar, de forma algorítmica, diversas variações afetivas de melodias.
- Maximizar o alcance de emoções do modelo emocional Circumplexo ([Subseção 2.2.1](#)), por meio de algoritmos evolutivos, a partir das melodias geradas.

1.3. Contribuições

Este trabalho explora a composição afetiva apresentando as seguintes contribuições:

- Apresentação dos problemas relacionados à [AAC \(Capítulo 2\)](#).
- Uma estratégia mono-objetivo para composição de melodias afetivas ([Seção 3.1](#)).
- Uma estratégia multiobjetivo para composição de melodias afetivas ([Seção 3.2](#)).

- Uma biblioteca para a geração de melodias afetivas¹.

Neste trabalho, foram realizados experimentos com 100 diferentes melodias, buscando passar as oito emoções do Modelo Circumplexo (Capítulo 4). Foi possível encontrar diversas variações, gerando composições com características de emoções positivas, como animação e calma, e negativas, como tédio, em todos os quadrantes do modelo.

Esta dissertação resultou na seguinte publicação:

Carla S. N. Santos e Alan R. R. Freitas. Mono-objective evolutionary model for affective algorithmic composition. *Inteligencia Artificial*, 25(69):139–158, Jun. 2022. doi: 10.4114/intartif.vol25iss69pp139-158. URL <https://journal.iberamia.org/index.php/intartif/article/view/768>

Também foi submetido um manuscrito intitulado “Um Modelo Evolutivo Multi-objetivo para Composição Algorítmica Afetiva” ao Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO), que será publicado após a conferência, em novembro de 2022.

¹<https://github.com/carlasanches/composer>

Capítulo 2.

Composição Algorítmica Afetiva

A Composição Algorítmica Afetiva ([AAC](#)) é um campo interdisciplinar entre **computação, música e psicologia**, que envolve a composição musical gerada por computador com o intuito de expressar emoções ou despertá-las num ouvinte (Williams et al., 2015c). Apesar do termo – ou suas variações, como “composição afetiva auxiliada por computador” – ter sido introduzido recentemente na literatura, existem trabalhos nesse campo que foram desenvolvidos anteriormente. Numao et al. desenvolveram uma ferramenta para compor músicas e analisar sentimentos em 1997. Essa área de pesquisa está bem documentada tanto no contexto de [AAC](#) em geral (Williams et al., 2013, 2015c), quanto aplicada à expressão musical (Kirke e Miranda, 2009) e à Criatividade Computacional (Carnovalini e Rodà, 2020).

Para passar emoções com uma composição, é preciso relacionar suas **características musicais** ([Seção 2.1](#)) às emoções que elas podem passar. Implementar essa relação torna os sistemas [AAC](#) mais complexos do que os sistemas comuns de composição algorítmica. O problema envolve a escolha correta das características musicais e o cálculo das variações que irão levar a uma emoção desejada (Bresin e Friberg, 2000). A [Figura 2.1](#) exemplifica essa relação. O sistema recebe uma melodia como entrada e extrai suas características. Identifica-se que a maioria das suas notas possuem um **registro** agudo e que seu **tempo** é rápido. Supondo que tais descrições normalmente são associadas à emoção de “Alegria”, com o auxílio de um **modelo emocional** ([Seção 2.2](#)), o sistema indica que a melodia passa essa emoção.

Outro desafio nessa área é gerar um número infinito de composições sem restrições de tempo (Daly et al., 2015). A geração de músicas de longa duração é importante no contexto do **entretenimento**, como em composições para filmes e trilhas sonoras, onde é preciso manter a **diversidade** e a **novidade** de músicas. O cenário ideal seria gerar

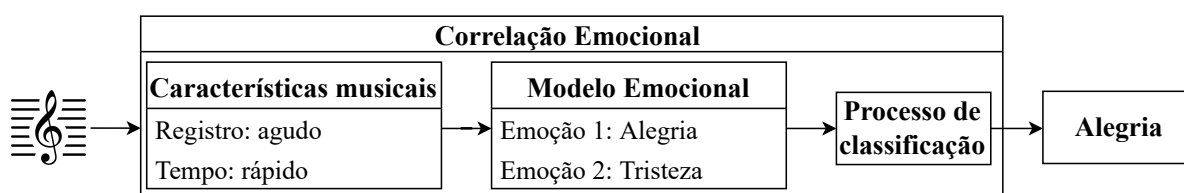


Figura 2.1.: Processo de correlação entre características musicais e emoções.
Elaborado por autores.

músicas durante toda a narrativa sem interrupções. Encontrar essa solução também gera impacto na área da **saúde**, como na terapia assistida por música. O intuito é que os pacientes não se cansem da trilha sonora, evitando também a associação de emoções a sons conhecidos (Williams et al., 2017).

O objetivo de um sistema AAC é alcançado quando as características musicais implementadas correspondem às emoções contidas no modelo emocional e essas emoções podem ser pelo menos percebidas. Isto é, o ouvinte percebe qual emoção a composição passa, mas não sente. Segundo Williams et al. (2013, 2015c), quando o sistema compõe a melodia, usando regras da estrutura de uma partitura, este é chamado de **composicional** (Seção 2.3). Quando o sistema é voltado para a performance musical, é chamado de **performativo** (Seção 2.4). Nesses dois tipos de sistemas, é mais comum que o foco seja nas emoções percebidas, já que, para avaliar se o ouvinte de fato sentiu alguma emoção, é preciso algum método de validação. Esse é o caso dos sistemas **indutivos** (Seção 2.5), que são voltados para induzir o ouvinte a sentir alguma emoção ao ouvir a melodia produzida pelo sistema. Nenhuma dessas categorias é exclusiva. Portanto, há sistemas que se encaixam nas três. Apesar de existirem diversas soluções neste contexto, a produção de um sistema completo para ser aplicado em contextos cotidianos ainda está distante.

2.1. Características musicais e correlatos emocionais

As características musicais mais implementadas nos trabalhos relacionados são ritmo, tempo e articulação. Além destas, segundo Williams et al. (2013), existem mais quatro características comumente implementadas por sistemas AAC: modo, registro, timbre e dinâmica. Um motivo para estas características serem comuns é o fato de que são básicas e de fácil implementação, estando ao alcance de diversos sistemas e inclusive com possibilidade de uso a nível de protótipo (Eerola e Vuoskoski, 2013).

Esta seção contém uma breve descrição de características musicais segundo Schmidt-Jones (2013), que possuem correlatos emocionais. Essa relação foi descrita em mais detalhes em (Livingstone et al., 2007; Williams et al., 2015a, 2017). É importante salientar que os termos encontrados na literatura utilizados para designar as características podem ter outras variações ou traduções. Além disso, existem muitos termos sinônimos ou ambíguos, que dificultam a escolha. Williams et al. (2015b) resumizam os termos sinônimos mais implementados por sistemas AAC, mas ainda há pouca informação sobre o critério para escolha dessas características e qual o seu impacto no alcance de emoções. As nomenclaturas das características podem ser definidas como:

Articulação Diz respeito a como notas individuais se juntam para formar uma melodia, harmonia ou acompanhamento. Pode ser definida como o que está entre as notas, fazendo a sua junção. As articulações mais comuns são denominadas *staccato*, *legato*, *acentuação*, *ligaduras*, *portamento* e *marcato*. Na literatura, foram encontradas implementações apenas do *staccato* e *legato* (Livingstone e Brown, 2005; Livingstone et al., 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Daly et al., 2015; Williams et al., 2015a, 2017; Abboud e Tekli, 2020).

Dinâmica Constitui-se das variações de intensidade com que as notas são tocadas numa melodia. Dentro de uma música, certas partes podem ser tocadas em um volume mais forte ou mais fraco (Schubert, 1999; Livingstone e Brown, 2005; Livingstone et al., 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Lopez et al., 2010; Kirke et al., 2013b). Intensidades mais fortes podem ser comumente denotadas por *mezzo forte*, *forte*, *fortissimo* e assim por diante. Intensidades mais fracas são denotadas por *mezzo piano*, *piano*, *pianissimo* e assim por diante.

Modo Pode ser definido como uma coleção de melodias e padrões que caracterizam uma música. É usado como uma espécie de fórmula. Também se refere a uma listagem de notas que são usadas em uma música, de forma que cada modo oferece uma forma diferente de uso e arranjo de notas. Dentre as diversas classificações existentes, na literatura podem ser encontradas implementações do modo menor, maior e cromático (Livingstone et al., 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Kirke et al., 2013b; Daly et al., 2015; Williams et al., 2015a, 2017).

Registro Depende da frequência da nota e pode ser agudo (alto) ou grave (baixo). O registro por si só não está diretamente relacionado a emoções, mas sim a variabilidade tonal de uma melodia (Williams et al., 2013). Essa característica também pode ser implementada de forma a descrever a nota principal, que define

o tom da melodia em geral. Dessa forma, o registro pode ser implementado simplesmente como “grave, médio ou agudo” (Livingstone et al., 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Kirke et al., 2013b; Williams et al., 2015a; Daly et al., 2015; Williams et al., 2017). Este trabalho ainda considera a **variação tonal**, que é dada pela quantidade de diferentes notas musicais presentes em uma melodia.

Tempo Caracteriza a velocidade de execução da melodia. Pode ser especificado em Batidas Por Minuto (**BPM**) ou por descrições verbais. Na notação musical, estas podem ser denominadas por *Lento*, *Largo*, *Adágio*, dentre outras para os tempos mais lentos e *Allegro*, *Vivace*, *Prestissimo*, dentre outras para os tempos mais rápidos. Nas implementações encontradas na literatura, os valores associados ao tempo são mais subjetivos, como “lento, médio ou rápido” (Livingstone e Brown, 2005; Livingstone et al., 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Daly et al., 2015; Williams et al., 2015a, 2017).

Timbre Esta característica depende do instrumento que está executando a melodia. Também pode ser chamado de “cor” do som. Dois instrumentos diferentes podem tocar a mesma nota, no mesmo tom, mas o timbre será diferente. As variações no timbre também podem ser denominadas variações na qualidade do tom. Algumas denominações para o timbre podem ser: claro, escuro, brilhante, quente, estridente, entre outros. Na literatura, o timbre foi encontrado como “escuro, claro ou brilhante” (Williams et al., 2015c,a) e “suave, médio e forte” (Daly et al., 2015; Williams et al., 2017). Também são possíveis implementações de instrumentos reais (Oliveira e Cardoso, 2009).

A [Tabela 2.1](#) apresenta um resumo das principais características implementadas na literatura sobre **AAC** e suas relações com emoções presentes em modelos emocionais categóricos. Cada característica possui uma descrição que informa como ela é denotada e pode ser implementada. Bresin e Friberg (2000) utilizam como referência as relações propostas em (Gabrielsson, 1993, 1995; Juslin, 1997a,b). Livingstone et al. (2005, 2007, 2010) reuniram 102 estudos com relações entre características musicais estruturais e emoções, baseados em (Schubert, 1999; Gabrielsson e Lindström, 2001) e associaram a um modelo emocional dimensional chamado *2 Dimensional Emotion Space (2DES)* ([Subseção 2.2.2](#)). Oliveira e Cardoso (2009) propõem características estruturais e performativas baseadas na literatura da psicologia da música e computação musical (Schubert, 1999; Gabrielsson e Lindström, 2001; Juslin, 2001; Wassermann et al., 2003; Lindström, 2004; Livingstone e Brown, 2005; Friberg et al., 2006). Williams et al. (2015a) também apresentam um mapeamento de características musicais para 11

emoções, baseado em estudos de música e emoções. Williams et al. (2017) realizou um mapeamento afetivo de cinco características musicais, baseado na literatura sobre AAC (Williams et al., 2015c).

A partir das correlações encontradas entre características musicais e emoções, é possível observar que as características podem ser sobrepostas nos modelos emocionais (Williams et al., 2015b). Portanto, o resultado final da emoção obtida será dado pela combinação de diferentes valores de características musicais de uma melodia. Ainda há espaço para trabalhos futuros em determinar a quantidade exata de combinações de características musicais para alcançar as emoções desejadas e no impacto do estado afetivo inicial do ouvinte na percepção de emoções (Williams et al., 2017). As características apresentadas nessa seção são básicas, mas, com a implementação correta das correlações apresentadas, é possível investigar seus efeitos na criação de melodias afetivas.

Tabela 2.1.: Emoções e seus conjuntos de características musicais associados.

Emoções	Características musicais
Animação	Dinâmica (volume) com intensidade forte, modo Maior, tempo moderado a rápido, registro agudo (alto).
Calma, relaxamento e contentamento	Articulação <i>Legato</i> , modo Maior, tempo moderado a rápido e timbre suave ou claro.
Felicidade	Articulação <i>Staccato</i> , dinâmica com intensidade forte, modo Maior, tempo moderado a rápido, timbre brilhante, registro agudo e variação tonal grande.
Satisfação	Articulação <i>Staccato</i> e modo Maior.
Ternura	Articulação <i>Legato</i> , dinâmica com intensidade fraca, modo Maior, tempo moderado a lento, timbre suave ou claro e registro grave (baixo).
Cansaço e sofrimento	Articulação <i>Legato</i> , modo Menor e tempo moderado a lento.
Depressão	Articulação <i>Legato</i> , dinâmica com intensidade fraca, tempo moderado a lento e registro grave.

Continuação da Tabela 2.1 a partir da página anterior.

Frustração	Modo menor e tempo moderado a rápido.
Medo	Articulação <i>Staccato</i> , modo Menor, tempo moderado a rápido e timbre brilhante.
Raiva	Articulação <i>Staccato</i> , dinâmica com intensidade forte, modo Menor, tempo moderado a rápido, timbre brilhante, registro agudo e variação tonal pequena.
Tristeza	Articulação <i>Legato</i> , dinâmica com intensidade fraca, modo Menor, tempo moderado a lento, timbre suave ou claro e registro grave.

2.2. Modelos emocionais

O desenvolvimento de um sistema AAC envolve a implementação de um **modelo emocional**. Esse modelo irá proporcionar as emoções que podem ser associadas a músicas e suas características. Assim, é possível dizer se uma composição é feliz ou triste, por exemplo. No contexto de sistemas AAC, é possível encontrar na literatura modelos **dimensionais** e **categoricos** para desempenhar as seguintes funções:

- Determinar quais características musicais utilizar na composição de acordo com a emoção escolhida;
- Auxiliar a classificação das músicas geradas em termos das emoções que elas passam;
- Classificar as emoções percebidas ou sentidas por usuários dos sistemas (Gabrielsson, 2001).

Os modelos dimensionais são os mais implementados, sendo o mais popular o Modelo Circumplexo (do inglês *Circumplex Model*) de James A. Russell (1980) ([Subseção 2.2.1](#)), seguido de modelos bidimensionais semelhantes (Schubert, 1999) ([Subseção 2.2.2](#)). Os modelos categoricos são mais simples e oferecem uma lista de emoções básicas que são aceitas para serem associadas à músicas ([Subseção 2.2.3](#)). Ainda não

há uma definição sobre qual o melhor modelo a ser implementado e tampouco uma variedade de modelos específicos para música que atenda a todos os objetivos.

Apesar da facilidade de implementação, quando um modelo não específico para música é utilizado, a única referência sobre quais características musicais podem ser implementadas para atingir as emoções desejadas recaem sobre trabalhos relacionados e estudos da psicologia. Buscar somente em trabalhos relacionados pode ser um problema, pois, mesmo que se encontrem muitas implementações de certas características, se a maioria dos trabalhos buscam referências em outros trabalhos relacionados, pode haver uma grande sobreposição de fontes de pesquisa. Tornar o usuário um avaliador das melodias geradas é uma alternativa para alcançar uma maior precisão nos resultados. Essa estratégia também é utilizada em trabalhos de Composição Algorítmica que utilizam algoritmos evolutivos livres de função de avaliação (Freitas e Guimarães, 2011c).

Durante a implementação, pode haver necessidade de uma alternativa para lidar com emoções semelhantes. Isso acontece porque algumas emoções compartilham características musicais. A raiva e a felicidade, por exemplo, podem compartilhar o mesmo tempo e registro. Uma alternativa pode ser colocar o foco no modelo emocional. Em (Livingstone e Brown, 2005), o objetivo é classificar as músicas geradas pelo sistema de acordo com os octantes do modelo 2DES (Subseção 2.2.2), sem se preocupar em associar a uma emoção em específico. Porém, se o intuito do sistema for classificar as características musicais em relação às emoções, será importante obter como resultado músicas que expressam apenas um tipo de emoção (Oliveira e Cardoso, 2008b).

2.2.1. Modelo Circumplexo

Criado por James A. Russell (1980), o Modelo Circumplexo classifica emoções em duas dimensões: valência (*valence*) e excitação (*arousal*). Apesar de não ser um modelo voltado para a música, essa representação facilita o entendimento pelo usuário e também a implementação, devido à forma de classificação numérica (Livingstone et al., 2005). A Figura 2.2 apresenta o modelo, que abrange oito emoções. A nomenclatura foi preservada em inglês para evitar ambiguidade. A valência está relacionada às emoções serem positivas ou negativas e a excitação está relacionada à intensidade que elas se manifestam. As emoções formam um modelo circular e se situam a 45°

uma da outra. Existe uma versão mais recente do modelo, que abrange 12 emoções, dividindo-as em intervalos de 30° (Yik et al., 2011).

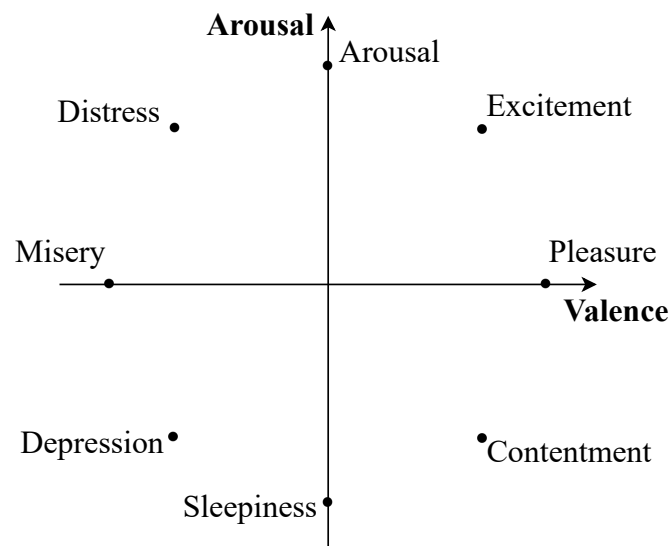


Figura 2.2.: *Circumplex Model.*
Adaptado de (James A. Russell, 1980).

Nos estudos de Daly et al. (2015) e Williams et al. (2017), o modelo é representado por uma grade 3×3 no plano Cartesiano para valores positivos de valência e excitação. Logo, apenas sentimentos positivos são alcançados. Williams et al. (2015a) dividem o modelo em quatro quadrantes de acordo com o plano Cartesiano, abrangendo 12 estados afetivos. Utilizar o modelo para todos os quadrantes proporcionou uma abrangência maior de emoções, em que o sistema se mostrou capaz de gerar próximo de infinitas variações de músicas através de 12 coordenadas Cartesianas.

2.2.2. 2 Dimensional Emotion Space

Outro modelo amplamente implementado é o modelo bidimensional de Schubert (1999). Esse modelo é baseado no Modelo Circumplexo de James A. Russell (1980). O *2 Dimensional Emotion Space* (2DES) também classifica emoções em duas dimensões ortogonais de valência e excitação num plano Cartesiano. A valência representa o eixo x e a excitação representa o eixo y . A diferença entre os dois modelos é a de que o 2DES foi projetado para refletir emoções expressadas pela música. Além de um modelo emocional, este também é um programa de computador interativo. Outras vantagens na implementação desse modelo é o controle maior sobre as características

musicais. Devido à sua forma numérica contínua, fica fácil implementá-las em intervalos, adicionando mais ou menos quantidade de uma característica. Também possui fácil associação com outros modelos emocionais (Livingstone e Brown, 2005).

Livingstone e Brown (2005) e Livingstone et al. (2007) utilizam o **2DES** na aplicação de técnicas baseadas em regras a partir de características musicais como as apresentadas na [Seção 2.1](#). Foram criados subconjuntos das regras estruturais de características musicais do modelo, de forma a agrupá-las em octantes. O terceiro e sétimo octantes não foram rotulados. A justificativa é que classificar músicas em quadrantes ou octantes específicos é mais vantajoso do que associar à emoções absolutas, pois emoções podem ser sobrepostas nesses modelos. Os demais octantes foram rotulados conforme a [Tabela 2.2](#). Oliveira e Cardoso (2008a, 2009) e Lopez et al. (2010) também utilizam esse modelo, porém não apresentam detalhes de implementação.

Tabela 2.2.: Rótulos de emoções para cada octante do modelo 2DES.

Octante	Emoção
1	Felicidade
2	Excitação
4	Raiva
5	Tristeza
6	Depressão
8	Sonho

2.2.3. Modelos categóricos

Além dos modelos dimensionais, existem modelos categóricos, que são mais simples e oferecem uma lista de emoções básicas que são aceitas para serem associadas à músicas. Alguns autores como Ekman (1999) e Juslin e Laukka (2004) possuem listas de emoções aceitas para este fim. Alguns exemplos de emoções também são encontrados em modelos com representações gráficas, tais como felicidade, tristeza, raiva e medo, por exemplo.

Lopez et al. (2010) deixa a escolha do modelo a critério do usuário, proporcionando tanto um modelo categórico quanto o modelo Circumplexo. Esses modelos também

podem ser utilizados em conjunto com outros no intuito de auxiliar a classificação das músicas.

2.3. Sistemas Composicionais

Segundo Livingstone e Brown (2005), as regras de emoções musicais podem ser divididas em estruturais e performativas. Os sistemas composicionais afetivos manipulam **regras estruturais** de composição presentes na partitura ou tablatura (Williams et al., 2013, 2015c). Tais regras são as próprias características apresentadas na [Seção 2.1](#) e formam a estrutura musical. Esses sistemas se assemelham aos clássicos de composição algorítmica, como Biles (1994, 2002), que executam as composições exatamente como foram criadas, não sendo voltados para a performance musical. O que os diferencia é o fato de serem voltados para o estudo das emoções passadas por suas músicas geradas, como em (Livingstone et al., 2005; Legaspi et al., 2007), por exemplo.

O sistema de Numao et al. (1997) para composição musical e análise de sentimentos é um sistema composicional. Stapleford (1998) desenvolveu o sistema HERMAN, que contém regras baseadas em teorias musicais e de filmes, capaz de controlar a emoção de “medo” na música. Williams et al. (2015a) apresentaram um sistema de composição algorítmica em tempo real que responde às emoções presentes no Modelo Circumplexo ([Subseção 2.2.1](#)), voltado para a geração de músicas para jogos digitais.

2.4. Sistemas Performativos

A performance musical faz parte do estudo da expressão musical e caracteriza a arte e a criatividade na música. Sistemas performativos se preocupam com a implementação de **regras performativas**, de forma que as emoções são apenas percebidas pelos ouvintes, e não necessariamente sentidas. São regras que representam a interpretação do músico, não sendo escritas explicitamente na partitura ou tablatura. Existem revisões da literatura específicas para sistemas performativos como Widmer e Goebel (2004); Kirke e Miranda (2009).

Os objetivos estão relacionados a melhorar a resposta afetiva à música simbólica (Livingstone e Brown, 2005), estudar a manipulação automática de características musicais para expressar emoções (Oliveira e Cardoso, 2008a, 2009; Kirke et al., 2013b;

Williams et al., 2015b) ou utilizar desses sistemas para a indução de emoções (Livingstone et al., 2007; Kirke et al., 2013a), conforme detalhado na [Seção 2.5](#).

Bresin e Friberg (2000); Bresin et al. (2002) aplicam regras de performance ao programa Director Musices (Friberg et al., 2000) para produzir performances que expressam emoções. Em Livingstone et al. (2010), além de regras estruturais, o sistema denominado CMERS utiliza regras de performance para controlar a carga emocional das músicas em tempo real. Kirke e Miranda (2011) combinaram um sistema de composição algorítmica com um eletroencefalograma para que o usuário possa expressar suas emoções através da música.

2.5. Sistemas Indutivos

A intenção nesses sistemas é que o ouvinte sinta a emoção pretendida com a música além de percebê-la (Gabrielsson, 2001). Assim como nos sistemas performativos, são implementadas características musicais, como as apresentadas na [Seção 2.1](#). Porém, pode ser observada uma maior preocupação com a qualidade do som. O impacto afetivo para o ouvinte é maior quando a melodia soa menos mecânica, o que ocorre com a combinação de uma maior variedade de características musicais (Kirke et al., 2013b). Lopez et al. (2010) apresenta o EDME (*Emotion-Driven Music Engine*), uma ferramenta capaz de produzir músicas em tempo real, com o objetivo de influenciar a experiência emocional da audiência.

Também é necessário executar testes que comprovem que o ouvinte conseguiu sentir a emoção pretendida. Os dados são coletados para a realimentação do sistema e geração de novas músicas, como é o caso dos sistemas dinâmicos. Esses testes podem ser conduzidos por técnicas de *biofeedback*. Durante os experimentos, sensores coletam dados dos participantes, que informam a emoção sentida (Kirke e Miranda, 2011). Os sensores mais comuns são o eletroencefalograma, Resposta Galvânica da Pele ou um monitor de batimentos cardíacos. A união dos sistemas de composição de melodias com a técnica de *biofeedback* proporciona aplicação na terapia, usando Interfaces Musicais Cérebro-Computador (Livingstone et al., 2007; Kirke et al., 2013b,a; Daly et al., 2015).

2.6. Conclusão

Este Capítulo definiu a área de pesquisa de AAC, apresentando seus principais desafios, bem como conceitos relacionados à música, psicologia e composição algorítmica. Estuda-se a hipótese de que músicas compostas por computador podem evocar emoções. Além de contextualizar o problema abordado nesta pesquisa, espera-se que este Capítulo possa ser útil como uma introdução ao desenvolvimento desse tipo de sistema.

O processo de criação de um sistema AAC envolve a escolha de (i) características musicais para formar a composição; (ii) um modelo emocional para mapear as emoções que possam ser percebidas ou sentidas ao ouvir a composição e (iii) a implementação de um algoritmo para a composição musical. Dependendo do objetivo do sistema, o algoritmo pode ser composicional, performativo e/ou indutivo. Os próximos capítulos apresentam o estudo de dois modelos desenvolvidos neste trabalho, voltados para a composição de melodias que passam as emoções do Modelo Circumplexo.

Capítulo 3.

Metodologia

Um sistema AAC pode ser implementado com o objetivo de (i) compor novas músicas, (ii) recomendar músicas pré-compostas ou (iii) transformar músicas pré-compostas em novas composições (Oliveira e Cardoso, 2008a). **Sistemas transformativos** são a proposta do objetivo (iii), podendo ser classificados como afetivos ao modificar as composições para atingir **emoções alvo**. A [Figura 3.1](#) ilustra o sistema transformativo implementado nesse trabalho. Este pode ser classificado como composicional ([Seção 2.3](#)). Seu funcionamento é *offline*, portanto as composições geradas como saída são finais e somente podem ser modificadas se essa ação for realizada manualmente. São compostas **melodias simples** (que não contém harmonias), de forma que as emoções sejam **percebidas** pelos ouvintes. O algoritmo é definido pelo seguinte fluxo:

1. A entrada é dada por uma representação de uma melodia, no formato *Musical Instrument Digital Interface* (MIDI).
2. A melodia passa pelo algoritmo transformativo, que contém regras estruturais ([Seção 2.3](#)).
3. A saída é gerada no mesmo formato de entrada.

Em um primeiro momento, as transformações são realizadas apenas com variações relacionadas às características do registro, tempo e dinâmica. O objetivo a longo prazo é que o sistema seja útil para compor a maior variedade possível de melodias afetivas que expressem as emoções contidas no Modelo Circumplexo e que não possuam restrições de tempo de duração. O sistema pode ser utilizado em diversos cenários onde é necessária uma associação emocional à música. De acordo com Kirke e Miranda (2009, 2011) e Freitas e Guimarães (2011a), são exemplos:

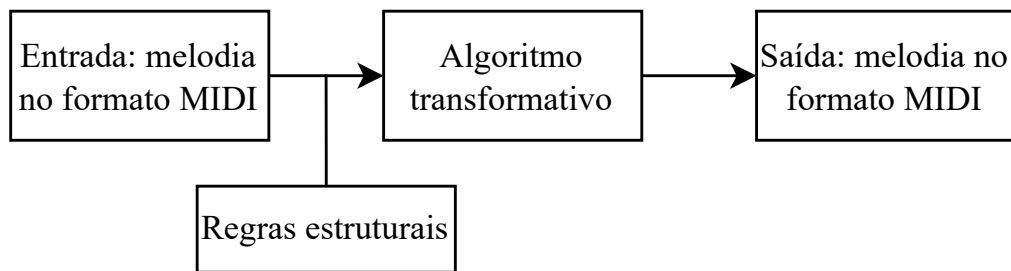


Figura 3.1.: Sistema transformativo composicional.
Elaborado por autores.

- Realizar experimentos em performance expressiva através de modelos computacionais;
- Gerar melodias com interpretação em ferramentas de composição musical;
- Usar a música gerada pelo sistema diretamente na aplicação;
- Transformar arquivos de dados (como [MIDI](#)) em composições mais atrativas;
- Acompanhar um músico solista em sua performance;
- Auxiliar compositores iniciantes;
- Auxiliar indivíduos com dificuldades de expressar emoções, a expressá-las através da música;
- Descobrir novos padrões algorítmicos para composição expressiva.

O objetivo dos modelos propostos nesse trabalho é encontrar variações de melodias, que passem **todas** as emoções contidas no Modelo Circumplexo ([Subseção 2.2.1](#)). Para alcançar esse objetivo, são propostas **estratégias** mono-objetivo ([Seção 3.1](#)) e multiobjetivo ([Seção 3.2](#)). Na estratégia mono-objetivo, o algoritmo busca emoções-alvo. Logo, um usuário do sistema pode especificar uma emoção desejada e receber como retorno um conjunto de melodias que passem essa emoção em específico. Já na estratégia multiobjetivo, o algoritmo busca um conjunto de soluções formado por pelo menos uma melodia correspondente a cada emoção contida no Modelo Circumplexo.

3.1. Modelo mono-objetivo

No modelo mono-objetivo, o usuário define uma emoção-alvo. Logo, as coordenadas dessa emoção já são conhecidas previamente. Conforme ilustrado pela [Figura 3.1](#), um sistema transformativo recebe uma melodia como entrada. Primeiramente, o algoritmo calcula a coordenada correspondente à emoção. Em seguida, transforma a melodia de forma a passar a emoção definida pelo usuário. O algoritmo retorna um conjunto de soluções contendo as melodias com características da emoção-alvo.

Considera-se o Modelo Circumplexo como um plano Cartesiano \mathcal{C} , em que v é o eixo da valência e a é o eixo da excitação. Os conjuntos $\mathcal{M} = \{m_1, \dots, m_n\}$, em que $m_i \in \mathbb{Z}$ é uma nota musical e $\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_n\}$, em que $x_i \in \mathbb{Z}$ é uma característica musical, representam a estrutura de uma melodia dada como entrada. O ponto $P(v, a)$ representa o seu valor de valência e excitação no plano \mathcal{C} . O problema consiste em encontrar combinações dos valores de \mathcal{M} e \mathcal{X} que minimizem a distância entre um ponto alvo $T(v_t, a_t)$ de uma emoção definida pelo usuário e o ponto $P(v, a)$.

O problema pode ser implementado como um Algoritmo Genético (AG). Os AGs são bem estabelecidos na composição algorítmica (Freitas, 2015), podendo ser explorados como sistemas transformativos. De forma geral, a abordagem voltada para Composição Algorítmica Afetiva funciona conforme exemplificado pela [Figura 3.2](#): O sistema recebe uma melodia de entrada e uma função de *fitness* avalia se a composição está de acordo com as características musicais relativas à emoção-alvo. Se a composição gerada não for uma transformação válida da melodia inicial, uma nova melodia é gerada e a execução continua em um laço de repetição até que uma composição ideal seja obtida (Zhang Kejun e Sun Shouqian, 2010).

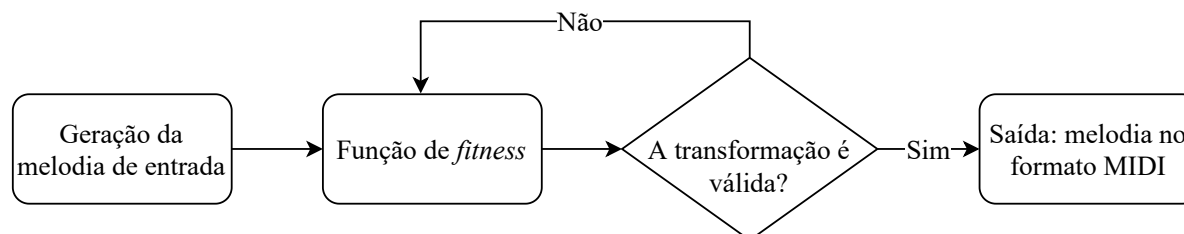


Figura 3.2.: Exemplo de um AG para um sistema transformativo. Baseado em (Zhang Kejun e Sun Shouqian, 2010).

O que define uma transformação válida é o critério de parada do algoritmo. Neste trabalho, o critério de parada é o número máximo de gerações. Porém, este também pode ser:

- A minimização do desvio padrão entre indivíduos que fazem parte da população;
- A critério do usuário, se este estiver satisfeito com a melodia final;
- Um critério em relação à distância da melodia inicial, caso seja necessário manter a sua originalidade (Freitas e Guimarães, 2011c).

O **AG** é uma abordagem interessante para o propósito deste trabalho de gerar diversas variações de melodias, pois pode-se encontrar múltiplas soluções, sem que uma seja melhor do que a outra. A **Seção 3.5** contém as regras musicais aplicadas, bem como as definições das funções de valência e excitação. Pode-se realizar experimentos com qualquer melodia, desde que esta seja simples e não contenha harmonias.

3.2. Modelo multiobjetivo

Nesta estratégia, ao implementar o Modelo Circumplexo como um plano Cartesiano, o problema envolve a busca por melodias que passam todas as suas emoções, atribuindo valores de valência e excitação baseados em suas características musicais. Como as emoções se situam nos extremos de cada quadrante, pode-se definir como um problema de otimização multiobjetivo ao maximizar e minimizar cada um dos eixos do modelo. A solução final do problema é dada pela frente de Pareto, representando as emoções de forma circular, conforme a **Figura 2.2**. As regras musicais aplicadas são as mesmas da abordagem mono-objetivo e as funções de valência e excitação são definidas na **Seção 3.5**. Da mesma forma, experimentos podem ser realizados com qualquer melodia, desde que esta seja simples e não contenha harmonias.

Formalmente, considera-se o Modelo Circumplexo como um plano Cartesiano \mathcal{C} , em que v é o eixo da valência e a é o eixo da excitação. Os conjuntos $\mathcal{M} = \{m_1, \dots, m_n\}$, em que $m_i \in \mathbb{Z}$ é uma nota musical e $\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_n\}$, em que $x_i \in \mathbb{Z}$ é uma característica musical, representam a estrutura de uma melodia dada como entrada. O ponto $P(v, a)$ representa o seu valor de valência e excitação no plano \mathcal{C} . O problema consiste em encontrar combinações dos valores de \mathcal{M} e \mathcal{X} que retornem os pontos extremos, em todos os quadrantes do plano \mathcal{C} .

O *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)* implementa o modelo multi-objetivo, com o auxílio da biblioteca Pareto¹ (Freitas, 2021). O processo é ilustrado pela

¹<https://github.com/alandefreitas/pareto>

Figura 3.3. O NSGA-II é um algoritmo genético multiobjetivo, já utilizado em outros trabalhos de composição algorítmica para evoluir melodias e harmonias (Freitas e Guimarães, 2011b; Freitas, 2011; Jeong e Ahn, 2015; Scirea et al., 2016; Lopes et al., 2017; Lopes, 2017; Scirea et al., 2017; Cohen e Nitschke, 2019). O modelo foi implementado na linguagem C++ e o projeto está disponível no GitHub².

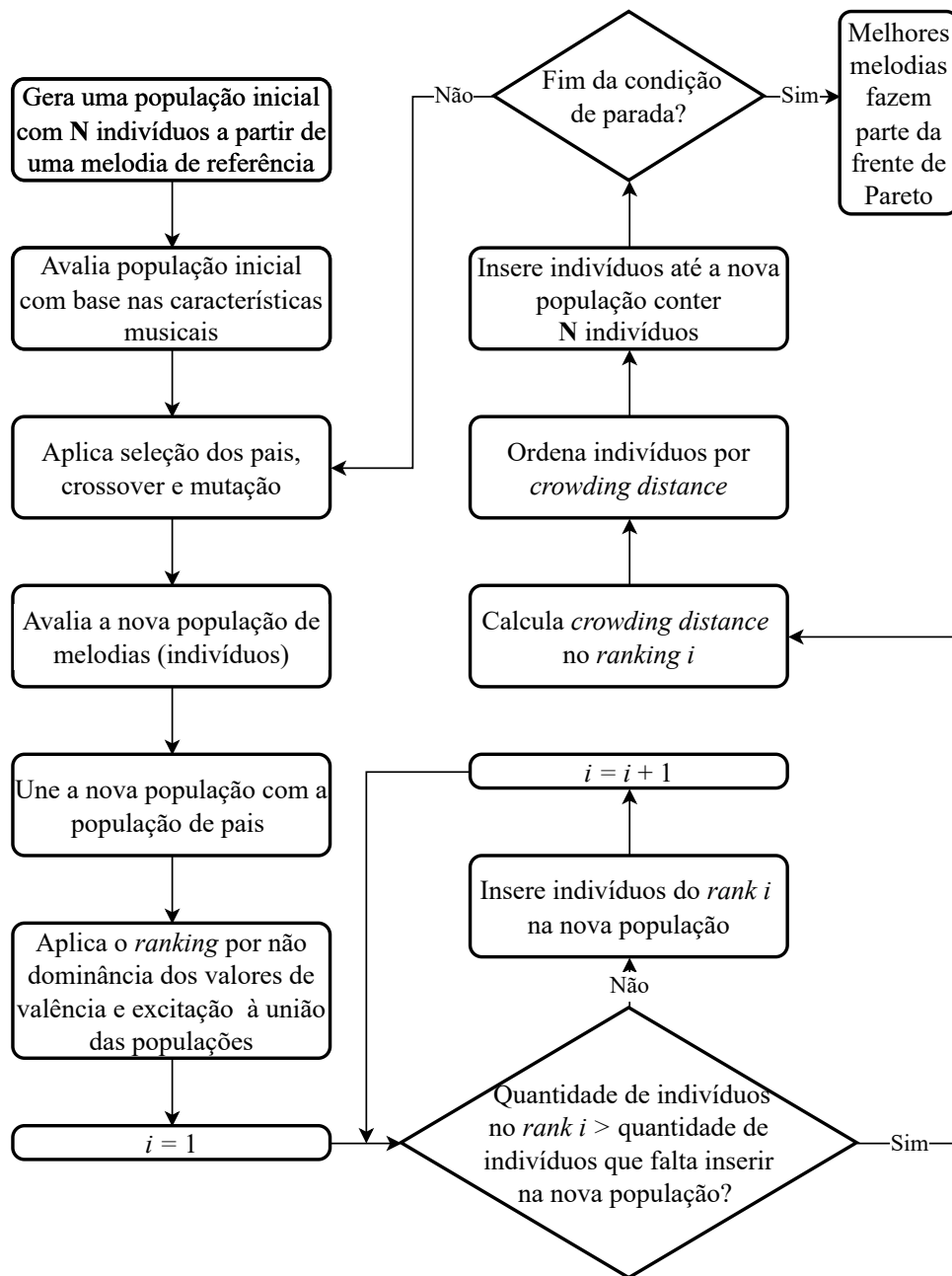


Figura 3.3.: Fluxograma do algoritmo NSGA-II para a implementação de um AAC. Adaptado de (Moreira, 2021).

²<https://github.com/carlasanches/composer>

3.3. Representação dos indivíduos

As melodias são geradas por um sistema transformativo. O sistema recebe uma melodia como entrada e a transforma em várias versões que podem passar emoções diferentes. A população, portanto, é formada por cópias da melodia de referência. Cada indivíduo é composto por uma melodia e o seu tempo, representados de forma absoluta. Essa abordagem garante simplicidade à implementação. Cada nota musical possui um valor de duração e velocidade (volume) associado. Portanto, computacionalmente, uma nota musical é uma tupla (*nota, duração, velocidade*).

A [Figura 3.4](#) exemplifica um compasso de três notas e uma pausa, que possuem a mesma duração e velocidade. Nesse exemplo, o indivíduo é apenas um compasso, mas cada indivíduo é representado pela melodia de entrada e pelo seu tempo. Portanto, ele possui o tamanho da melodia inteira. Abaixo de cada símbolo musical (ou cada nota) está assinalado o seu valor no padrão [MIDI](#), correspondendo à sua representação computacional. Logo, um conjunto de tuplas de números inteiros representa um indivíduo, podendo haver repetição de valores. O tempo, denotado acima da melodia, é medido em Batidas Por Minuto ([BPM](#)). O algoritmo possui caráter exploratório, não existindo somente uma única solução ótima em relação às melodias geradas.

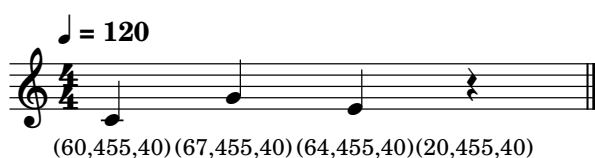


Figura 3.4.: Exemplo de um compasso musical com quatro notas, ou um indivíduo do [AG](#).

Abaixo de cada nota está assinalado o seu valor no padrão [MIDI](#).

Os valores da melodia e do tempo são padronizados de acordo com os valores do padrão [MIDI](#), para que as composições da saída possam ser salvas num arquivo e executadas. Os valores mínimo e máximo das notas musicais são limitados de acordo com o instrumento utilizado. O piano, por exemplo, abrange apenas os valores no intervalo [21, 108]. Para representar uma pausa, foi utilizado o valor 20 como sentinela, pois está a uma unidade abaixo do limite inferior do instrumento. Os limites para a velocidade são definidos no intervalo [0, 127]. Os valores do tempo estão no intervalo [40, 208], abrangendo os valores em [BPM](#) de um metrônomo.

3.4. Operadores Genéticos

A operação de *crossover* acontece entre dois indivíduos, gerando um único filho. A seleção de pais é feita de forma aleatória. A [Figura 3.5c](#) exemplifica a geração de um indivíduo, que herda as três primeiras notas musicais (incluindo duração e velocidade) do primeiro pai ([Figura 3.5a](#)) e a última nota do segundo pai ([Figura 3.5b](#)). Para escolher quais genes serão herdados, o algoritmo gera um valor inteiro que representa o ponto de corte de cada pai. O filho, então, recebe os genes do primeiro pai a partir da primeira posição do seu vetor de notas musicais até o ponto de corte. O restante dos genes são herdados do segundo pai, a partir do ponto de corte até o final. O filho também herda o valor do tempo do segundo pai. A escolha desse valor também é aleatória, sorteando de qual dos pais será herdado.

Já na operação de **mutação**, as transformações fazem parte de técnicas aplicadas por compositores, que podem alterar uma melodia inteira ou apenas uma parte. Estas podem acelerar ou desacelerar uma melodia, aumentar ou diminuir a altura tonal das notas presentes na música ou alterar a melodia como um todo (Dowling, 1972). Esses operadores são importantes para manter o controle sobre o resultado, procurando manter sentido musical para a melodia gerada. Para a mutação do tempo e da velocidade de uma nota qualquer da melodia, seus valores absolutos aumentam ou diminuem arbitrariamente em uma unidade. A duração de cada nota não é alterada por nenhum operador de mutação.

A [Figura 3.6](#) exemplifica os operadores de mutação para melodias, adaptados dos operadores propostos por Freitas e Guimarães (2011c) e Freitas (2011). Cada compasso representa uma das operações aplicadas à Escala de Dó Maior. Apesar da [Figura 3.6](#) apresentar as mutações em apenas um compasso, neste trabalho os operadores de mutação são aplicados na melodia inteira. A escolha do operador de mutação a ser aplicado é arbitrária. A nomenclatura acima de cada compasso indica qual operação foi aplicada e seu funcionamento é descrito a seguir:

1. Mutação simples: Subir ou descer uma nota em um tom.
2. Reverter compasso: Retrogradar sequências de notas dentro de um compasso.
3. Reverter pulsos: Retrogradar duas ou mais sequências de notas dentro de um compasso.

4. Trocar pulsos: Trocar a ordem de duas sequências de notas – ou duas notas – dentro de um compasso.

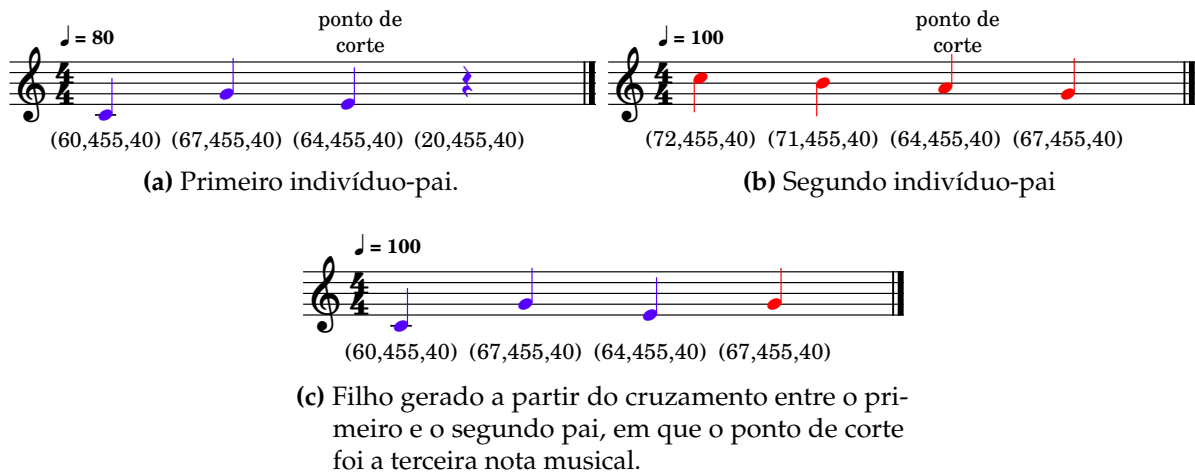
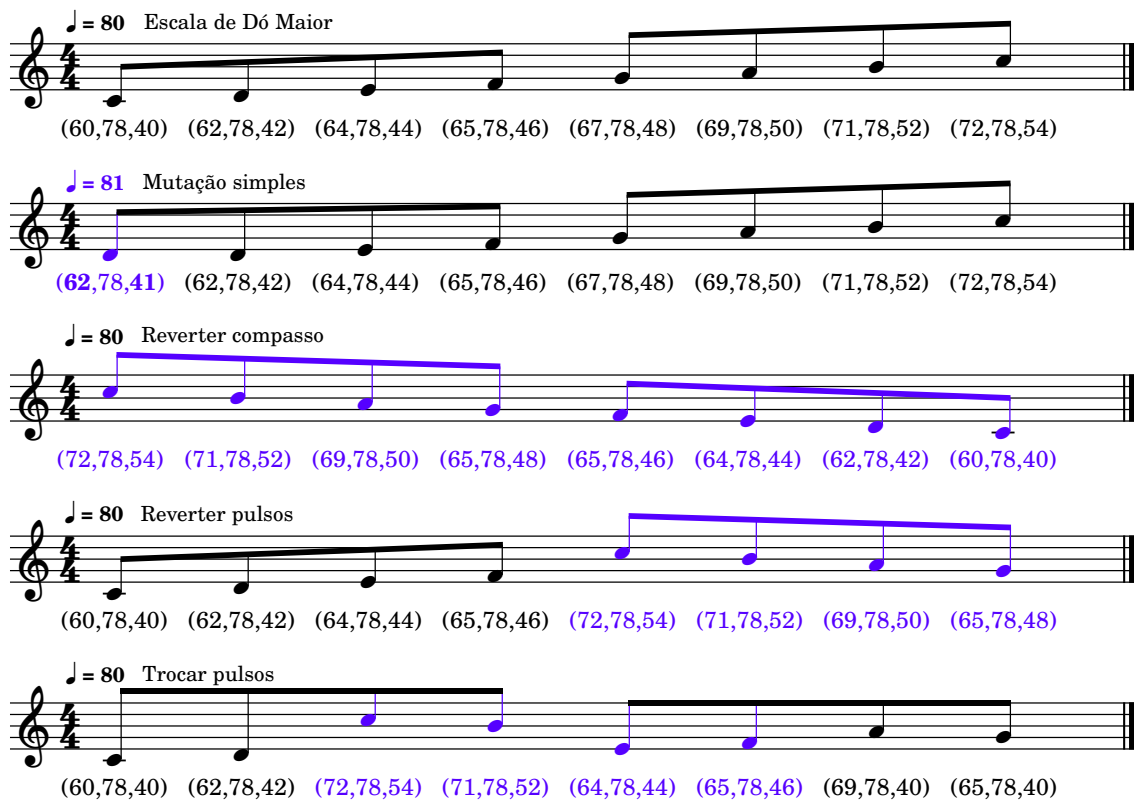


Figura 3.5.: Operação de *crossover*.
Elaborado por autores.



Adaptado de (Freitas e Guimarães, 2011c; Freitas, 2011).

3.5. Funções de avaliação e funções objetivo

Há quatro funções que estabelecem critérios para avaliar separadamente cada característica musical presente no conjunto \mathcal{X} . Duas funções calculam a influência do registro ($g_1(x)$ e $g_2(x)$), uma função avalia o tempo ($g_3(x)$) e uma para avaliar a dinâmica ($g_4(x)$). As funções do tempo e da dinâmica foram elaboradas de acordo com as correlações encontradas em trabalhos de AAC na literatura e apresentadas na Tabela 2.1. Já as funções relacionadas ao registro são baseadas nos métodos propostos para avaliação de melodias por Freitas et al. (2012):

Variação tonal ($g_1(x)$) Número de registros distintos em uma melodia. A variabilidade alta foi observada como característica de melodias que passam alegria e, a variabilidade baixa, relacionada a emoção de raiva (Juslin e Laukka, 2004). Foi atribuída à valência, pois suas emoções são diferenciadas em positivas e negativas.

Distribuição tonal ($g_2(x)$) Indica a nota mais utilizada na melodia, obtida calculando a sua moda. Na literatura, foram encontrados registros mais graves geralmente mais relacionados a emoções que representam valores baixos de excitação, e registros mais agudos associados a emoções que representam valores mais altos de excitação (Livingstone et al., 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Williams et al., 2015a). Portanto, a função é associada somente ao eixo da excitação.

Velocidade de execução ($g_3(x)$) Valor absoluto do tempo da melodia, associado apenas ao eixo da excitação. O tempo lento está mais associado a emoções de depressão, que ocupam o terceiro quadrante em modelos bidimensionais. Portanto, pode ter relação com baixos valores de valência e excitação. O tempo rápido está mais associado a emoções de raiva ou felicidade, ocupando o primeiro e segundo quadrante em modelos bidimensionais. Pode ser associado a valores médios a altos de excitação. (Oliveira e Cardoso, 2009; Williams et al., 2017).

Intensidade do volume ($g_4(x)$) Característica associada à dinâmica, representada pela média dos volumes de cada nota presente na melodia. Seu valor é obtido com a informação de velocidade dos indivíduos (Seção 3.3). Melodias com intensidade forte estão relacionadas a emoções de felicidade, animação e raiva, com valores altos de excitação. Melodias com intensidade fraca passam emoções de ternura, tristeza e depressão. Portanto, são associadas a valores baixos de

excitação (Bresin e Friberg, 2000; Livingstone et al., 2005, 2007; Oliveira e Cardoso, 2009; Livingstone et al., 2010).

Após calcular cada função, os valores de $g_1(x)$ a $g_4(x)$ são normalizados para o intervalo $[-1, 1]$, resultando no conjunto $\mathcal{Y} = \{y_1, \dots, y_n\}$, tal que $y_i \in \mathbb{R}$. O valor da pausa é sempre definido como zero. Assim, uma melodia que contém apenas pausas (uma melodia vazia) será levada ao centro do plano Cartesiano, onde não há emoções.

Em seguida, de acordo com a [Equação 3.1](#), os valores de valência e excitação são definidos pela média dos seus valores normalizados. A valência (v) recebe apenas o valor de y_1 , referente a normalização de $g_1(x)$ e a excitação (a) recebe a média dos valores de y_2 a y_4 , referentes à normalização de $g_2(x)$, $g_3(x)$ e $g_4(x)$. O número de características musicais associadas a cada eixo é denotado por n . Determinados os valores, estes passam pelas funções objetivo de acordo com o modelo (mono-objetivo ou multiobjetivo) e o indivíduo recebe seu valor final.

$$\begin{aligned} v &= y_1 \\ a &= \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n y_i \end{aligned} \quad (3.1)$$

O problema mono-objetivo apresentado na [Seção 3.1](#) pode ser descrito como um problema de minimização. Conforme a [Equação 3.2](#), a função objetivo minimiza a distância euclidiana entre um ponto-alvo $T(v_t, a_t)$, que representa uma emoção-alvo e um ponto $P(v, a)$, que representa a emoção passada por uma melodia dada como entrada.

$$\arg \min f(x) = \sqrt{(v_t - v)^2 + (a_t - a)^2} \quad (3.2)$$

O problema multiobjetivo apresentado na [Seção 3.2](#), pode ser descrito como um problema de minimização, conforme a [Equação 3.3](#). Porém, na prática, para encontrar as emoções no plano \mathcal{C} , os eixos de valência (v) e excitação (a) são maximizados e minimizados. Logo, cada ponto recebe o valor de quatro funções objetivo: A função $f_1(x)$ ([Equação 3.4](#)) maximiza a valência, $f_2(x)$ ([Equação 3.5](#)) minimiza a valência, $f_3(x)$ ([Equação 3.6](#)) maximiza a excitação e $f_4(x)$ ([Equação 3.7](#)) minimiza a excitação.

Cada função contém uma restrição que define que o seu objetivo conflitante seja sempre zero. Por exemplo, se o valor da valência for positivo, maximizando a valência, $f_2(x)$ recebe o valor zero e vice-versa. Do contrário, caso os pontos tivessem valores positivos e negativos, qualquer ponto dentro do plano seria um ponto não-dominado. Assim, qualquer ponto poderia ser uma solução válida.

$$\arg \min \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(x), f_2(x), f_3(x), f_4(x)) \quad (3.3)$$

Onde:

$P(v, a) \mid v, a \in \mathbb{R} = \text{valência e excitação}$

$$\mathcal{M} = \{m_1, \dots, m_n\}, m_i \in \mathbb{Z}$$

$$\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_n\}, x_i \in \mathbb{Z}$$

$$x = \{\mathcal{M}, \mathcal{X}\}$$

$$f_1(x) = \begin{cases} -v, & \text{se } v > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.4)$$

$$f_2(x) = \begin{cases} v, & \text{se } v < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.5)$$

$$f_3(x) = \begin{cases} -a, & \text{se } a > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.6)$$

$$f_4(x) = \begin{cases} a, & \text{se } a < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.7)$$

3.6. Conclusão

Este Capítulo apresentou os modelos mono-objetivo e multiobjetivo desenvolvidos no trabalho para resolver o problema de encontrar todas as emoções do Modelo Circumplexo. O modelo foi construído baseando-se na teoria apresentada no [Capítulo 2](#). Foram implementadas as características musicais do registro, tempo e dinâmica, associando-as ao Modelo Circumplexo através de suas funções de avaliação. O algoritmo pode ser classificado como composicional, pois modifica características musicais estruturais a fim de passar emoções para o ouvinte. Os modelos implementados são transformativos, recebendo uma melodia como entrada e transformando-a em diferentes versões. O modelo mono-objetivo foi implementado por um [AG](#) com método de substituição de pais elitista em que o critério de parada é o número máximo de execuções. Já o modelo multiobjetivo é implementado pelo [NSGA-II](#). O [Capítulo 4](#) apresenta os resultados obtidos pelos experimentos realizados com ambos os modelos.

Capítulo 4.

Resultados

Os experimentos têm o objetivo de investigar o potencial da aplicação em gerar composições que passam as emoções do Modelo Circumplexo, a partir da transformação de uma melodia de referência. O usuário pode especificar uma melodia de entrada no formato [MIDI](#). O objetivo dos experimentos é observar como o algoritmo se comporta, observando se o alcance das emoções foi maximizado.

Foram realizados experimentos com 100 diferentes melodias simples, que não contém harmonias, retiradas do site *ABC notation* (Walshaw, 1995). Em todos os experimentos os parâmetros foram definidos empiricamente. Todas as emoções do Modelo Circumplexo foram normalizadas no intervalo $[-1, 1]$. Os arquivos [MIDI](#) das melodias que mais se aproximaram de cada emoção encontram-se disponíveis no repositório de resultados do projeto no [GitHub](#)¹ e podem ser executados em qualquer programa que tenha suporte a esse formato. As transformações de uma melodia de exemplo para todas as emoções do Modelo Circumplexo em ambas as abordagens mono-objetivo e multiobjetivo encontram-se no [Apêndice A](#).

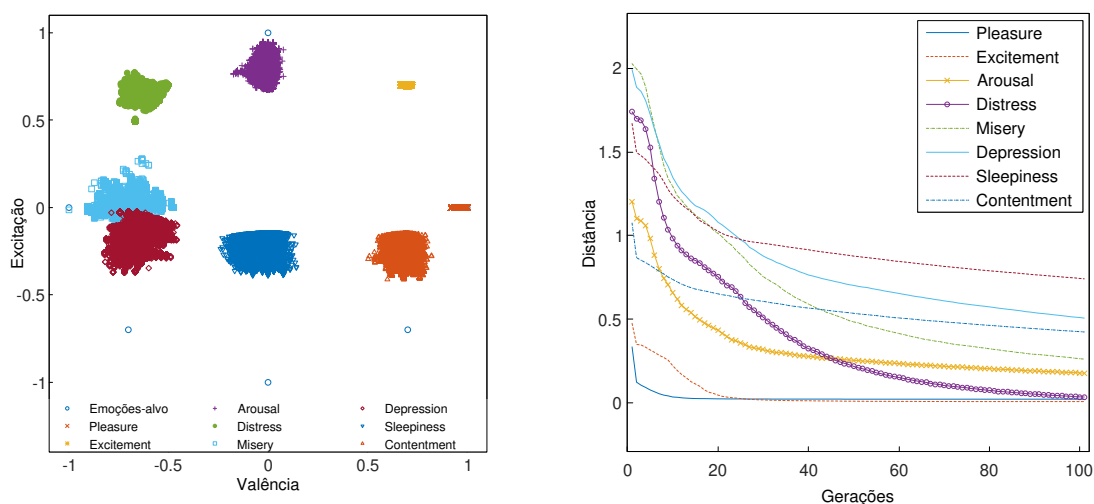
4.1. Modelo mono-objetivo

Os parâmetros do algoritmo foram definidos como 500 indivíduos para o tamanho da população, 0.8 para a taxa de *crossover* e 0.2 para a taxa de mutação. O critério de parada do algoritmo é o número máximo de iterações, definido como 100 iterações.

¹<https://github.com/carlasanches/composer-results>

Em média, cada execução demorou 1 segundo. A [Figura 4.1a](#) mostra a população final para as 100 execuções do experimento. Apesar de ser possível observar resultados em todos os quadrantes, o algoritmo convergiu para apenas três emoções: “*Pleasure*”, “*Excitement*” e “*Distress*”, localizadas no primeiro e segundo quadrantes. Também é possível observar esse resultado na [Figura 4.1b](#), que apresenta a evolução média das 100 execuções do algoritmo para cada emoção.

A [Tabela 4.1](#) contém os valores de valência e excitação das emoções-alvo e dos indivíduos que mais se aproximaram delas, juntamente com a sua distância. Para cada emoção, também é apresentada a porcentagem de diferentes melodias geradas na população final. Essa medida é importante especialmente no modelo mono-objetivo, pois indica se a população final alcançou uma boa diversidade de melodias. Foi gerada uma menor diversidade de melodias para as emoções do primeiro e segundo quadrantes, onde os indivíduos se aproximaram mais da emoção-alvo.



(a) População final das 100 melodias para cada emoção do Modelo Circumplexo.

(b) Evolução média das 100 melodias para cada emoção do Modelo Circumplexo.

Figura 4.1.: População final e evolução das 100 melodias para as emoções do Modelo Circumplexo.

Tabela 4.1.: Resultados da evolução do modelo mono-objetivo para cada emoção-alvo do Modelo Circumplexo.

Emoção	Ponto alvo	Ponto mais próximo	Distância	Melodias diferentes (%)
<i>Pleasure</i>	(1.000, 0.000)	(0.968, 0.000)	0.031	57
<i>Excitement</i>	(0.700, 0.700)	(0.687, 0.699)	0.012	68
<i>Arousal</i>	(0.000, 1.000)	(0.000, 0.860)	0.139	1
<i>Distress</i>	(-0.700, 0.700)	(-0.687, 0.700)	0.012	15
<i>Misery</i>	(-1.000, 0.000)	(-0.750, 0.012)	0.250	87
<i>Depression</i>	(-0.700, -0.700)	(-0.750, -0.186)	0.515	94
<i>Sleepiness</i>	(0.000, -1.000)	(0.000, -0.299)	0.700	95
<i>Contentment</i>	(0.700, -0.700)	(0.687, -0.311)	0.388	94

4.2. Modelo multiobjetivo

Aproximadamente 17% da população foi inicializada com melodias aleatórias. Para criar tais melodias, o algoritmo escolhe arbitrariamente valores para todas as tuplas (*nota, duração, velocidade*), que representam notas musicais, e para o tempo. Esses valores são gerados dentro dos intervalos definidos na [Seção 3.3](#). O tamanho das melodias criadas é o mesmo da melodia dada como entrada. Os parâmetros do algoritmo foram definidos como 1500 indivíduos para o tamanho da população, 0.8 para a taxa de *crossover* e 0.1 para a taxa de mutação. O critério de parada do algoritmo é o número máximo de iterações, definido como 800 iterações.

Em média, cada execução demorou 12.52 minutos. A [Figura 4.2a](#) mostra todas as fronteiras das 100 execuções do experimento. Os resultados são mais diversos no segundo e terceiro quadrantes, mas também é possível observar resultados no primeiro e segundo quadrantes. Muitas melodias convergiram para pontos extremos de valência e excitação, principalmente nos quadrantes onde a valência é positiva, onde as melodias aleatórias foram inicializadas.

A [Figura 4.2b](#) apresenta o hipervolume das 100 execuções do algoritmo para cada geração, usando $(0, 0, 0, 0)$ como ponto de referência. O erro foi calculado usando a medida do desvio padrão, e aumenta conforme o número de gerações. Na primeira geração, o hipervolume médio foi 1.22532 e na última evolução, o valor foi de 2.79034.

As emoção “*Misery*” e “*Depression*” apresentaram respectivamente 57 e 3 melodias que se aproximaram mais de seus pontos no Modelo Circumplexo. Para as demais emoções, apenas uma melodia se apresentou mais próxima. Para o restante das emoções, foi encontrada apenas uma melodia. Cada melodia é única, o que quer dizer que se diferem por pelo menos uma nota musical. Os valores de valência e excitação para cada resultado, bem como das emoções do Modelo Circumplexo e a distância para tais emoções encontram-se na [Tabela 4.2](#).

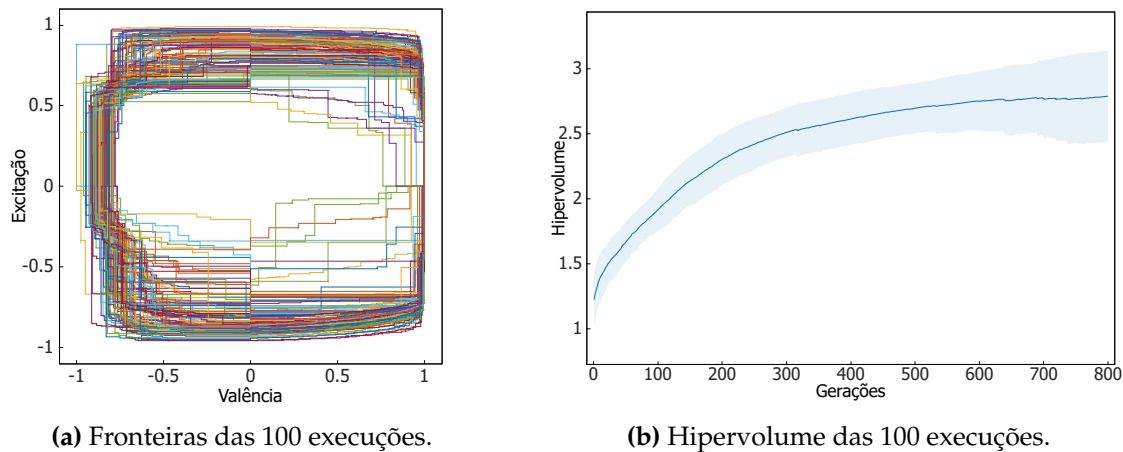


Figura 4.2.: Fronteiras de Pareto e hipervolume das 100 execuções do algoritmo.

Tabela 4.2.: Número de melodias únicas geradas próximas a cada ponto alvo do Modelo Circumplexo.

Emoção	Ponto alvo	Ponto mais próximo	Distância
<i>Pleasure</i>	(1.000, 0.000)	(0.996, 0.000)	0.004
<i>Excitement</i>	(0.700, 0.700)	(0.700, 0.700)	0.000
<i>Arousal</i>	(0.000, 1.000)	(0.000, 0.987)	0.012
<i>Distress</i>	(-0.700, 0.700)	(-0.699, 0.699)	0.000
<i>Misery</i>	(-1.000, 0.000)	(-0.948, 0.000)	0.051
<i>Depression</i>	(-0.700, -0.700)	(-0.700, -0.700)	0.000
<i>Sleepiness</i>	(0.000, -1.000)	(0.014, -0.952)	0.049
<i>Contentment</i>	(0.700, -0.700)	(0.700, -0.699)	0.000

4.3. Discussão

Em ambos os modelos, foi possível gerar transformações afetivas em melodias iniciais, encontrando emoções em todos os quadrantes. Considera-se, nesse caso, que as transformações são qualquer variação criada a partir da melodia inicial, sem analisar questões de originalidade. A princípio, as melodias apenas refletem as funções de características musicais apresentadas na [Seção 3.5](#). Várias melodias são geradas no resultado final, possibilitando ao usuário a escolha de soluções conforme a emoção que deseja passar com a composição.

No modelo mono-objetivo, a população convergiu apenas no primeiro e segundo quadrantes, onde os valores de excitação são positivos. A dificuldade de alcançar os pontos-alvo pode ser devido à falta de diversidade nas melodias da população inicial. A maior parte dos indivíduos dessa população é gerada no primeiro e no segundo quadrantes. Antes de atingir as emoções contidas no terceiro e quarto quadrantes, a população fica presa em um mínimo local.

O modelo que obteve melodias que mais se aproximaram das emoções-alvo foi o multiobjetivo, o que pode ser observado pela maior diversidade de indivíduos gerados na população final. Isso é uma característica do [NSGA-II](#), em que um dos seus critérios de seleção dos indivíduos que passam para a geração seguinte é o *crowding-distance*. Esse critério possibilita a diversidade, priorizando aqueles indivíduos que estão mais distantes uns dos outros. A diversidade na fronteira de Pareto é importante nesse problema para maximizar o alcance de emoções.

Um dos desafios para a construção do modelo evolutivo é encontrar parâmetros que façam com que a população evolua para qualquer emoção-alvo. Nas abordagens apresentadas neste trabalho, a busca fica limitada pelo tamanho da melodia e pelo instrumento escolhido, que determina quais notas podem ser usadas. A avaliação do tempo e da dinâmica possibilitou gerar mais diversidade na população inicial, porém apenas no eixo da excitação. Para conseguir diversidade no eixo da valência, foi necessário inicializar a população com uma porcentagem de melodias aleatórias na abordagem multiobjetivo, o que pode interferir na qualidade da melodia final. Criar novas melodias e explorar outras características musicais, principalmente relacionadas à valência, amplia as possibilidades de melodias diferentes e pode auxiliar a alcançar um maior número de emoções. Além disso, pode ser estudado o efeito de modificar harmonias para ajudar a alcançar melhores resultados.

4.4. Conclusão

Este Capítulo apresentou os resultados obtidos por experimentos realizados com os modelos mono-objetivo e multiobjetivo. As funções objetivo se mostraram eficientes para encontrar soluções diversas em todos os quadrantes do plano Cartesiano, que representa o Modelo Circumplexo. No entanto, ainda há espaço para melhorar a qualidade das melodias. Para melhorar o modelo mono-objetivo é preciso buscar estratégias para gerar uma população inicial mais diversa. Isso poderá levar a população final a apenas uma emoção, conforme o objetivo do algoritmo. No modelo multiobjetivo é preciso aumentar diversidade de resultados na fronteira de Pareto, para que assim sejam encontradas mais emoções. No [Capítulo 5](#) são discutidas estratégias de trabalhos futuros para aprimorar os resultados.

Capítulo 5.

Conclusões e Trabalhos Futuros

O presente trabalho reuniu conceitos das áreas de música, psicologia e composição algorítmica para a implementação de algoritmos transformativos no campo da Composição Algorítmica Afetiva. É possível concluir que a realização de múltiplas transformações afetivas em melodias se dá através da combinação de características musicais e modelos emocionais, que transformam uma música em várias versões de acordo com o estado emocional desejado pelo compositor. Não há uma maneira única ou considerada a melhor para combiná-los. A forma de implementação irá depender do contexto (por exemplo, saúde ou entretenimento) e do objetivo do sistema. Porém, existe uma combinação base que aparece em grande parte dos estudos apresentados na revisão e pode ser utilizada em qualquer protótipo: a implementação de características musicais associadas a um modelo emocional bidimensional.

A vantagem do sistema ser transformativo, é a possibilidade de ser expandido para um sistema adaptativo (Lopez et al., 2010). Seja no contexto de jogos eletrônicos, como um sistema que utiliza de emoções retiradas do cenário ou de personagens para realizar transformações na trilha (Williams et al., 2015a) ou no contexto da saúde como uma forma de terapia, utilizando como base para a composição as emoções dos próprios ouvintes. Nesse contexto, o sistema adaptativo pode ser usado como uma Interface Musical Cérebro-Computador, através da utilização de *biofeedback* para realizar transformações na música ouvida pelo paciente, induzindo-o à emoção desejada (Daly et al., 2015).

Este trabalho apresentou duas propostas para realizar transformações em melodias: um **AG** mono-objetivo e um multiobjetivo. Os experimentos indicam que é possível encontrar variações de composições que passam emoções do Modelo Circumplexo em todos os quadrantes. O algoritmo, portanto, cumpriu o seu objetivo de gerar

transformações afetivas de uma melodia inicial. Porém, ainda há fatores que precisam ser aprimorados para melhorar a qualidade das melodias e a precisão das emoções passadas através delas. A avaliação da característica musical do registro torna a busca limitada pelo tamanho da melodia e pelo instrumento escolhido. A avaliação do tempo e da dinâmica possibilitou gerar mais diversidade na população inicial, porém apenas no eixo da excitação.

Em trabalhos futuros, pretende-se implementar as características de articulação, modo e timbre, que são mais frequentemente implementadas (Williams et al., 2013). Métricas de originalidade podem ser usadas para manter o controle da semelhança com a melodia inicial, mantendo a qualidade da melodia (Freitas e Guimarães, 2011c). Na definição dos limites inferiores e superiores para o registro, por exemplo, ao definir um intervalo menor, resultados mais próximos da melodia poderiam ser obtidos. Também é importante implementar, na operação de *crossover*, métodos que se adaptam melhor a lógica musical. O intuito é não permitir que a estrutura da composição seja prejudicada ao unir melodias que possuem notas com tempos de duração diferentes. Por fim, poderia-se investigar se a adição da complexidade harmônica auxilia no aumento das emoções alcançadas.

A princípio, a implementação de estratégias para controlar as modificações realizadas nas melodias e aumentar a diversidade de emoções no modelo multiobjetivo será priorizada. Uma opção seria incluir o usuário no processo de avaliação, como em (Biles, 1994, 2002; Zhu et al., 2008; Legaspi et al., 2007). Assim, mesmo pessoas com pouco conhecimento em composição musical poderiam utilizar o sistema (Zhu et al., 2008). Do ponto de vista computacional, espera-se que as mudanças na implementação colaborem para a diversidade das soluções. Isso é importante por se tratar de um problema criativo, que não visa alcançar apenas um resultado ótimo, mas utiliza os indivíduos obtidos na população final do modelo evolutivo para gerar diversas melodias e guiar o compositor a uma composição que passa a emoção desejada.

Apêndice A.

Transformações da melodia “Brilha, Brilha estrelinha”

A aplicação das abordagens mono-objetivo e multiobjetivo pode ser demonstrada utilizando como base uma melodia simples, como *Ah vous dirai-je, Maman*, popularmente conhecida como “Brilha, Brilha Estrelinha” (Figura A.1). As partituras estão no formato de indivíduos, como na Figura 3.4. O valor do tempo é denotado acima da melodia. O tempo especificado foi de 120 BPM e todas as notas possuem a mesma duração e valor de velocidade. A melodia apresenta pouca variação tonal, sendo mais repetitiva. Também há predominância de registros médios a graves. A emoção do Modelo Circumplexo a qual a melodia mais se aproxima, de acordo com o valor retornado pela função objetivo é a “Misery”. Os arquivos MIDI das melodias encontram-se disponíveis no repositório de resultados do projeto no GitHub¹ e podem ser executados em qualquer programa que tenha suporte a esse formato.

$\text{♩} = 120$

(53,480,80) (53,480,80) (60,480,80) (60,480,80) (62,480,80) (62,480,80) (60,480,80) (20,480,80)

(58,480,80) (58,480,80) (57,480,80) (57,480,80) (55,480,80) (55,480,80) (53,480,80) (20,480,80)

(60,480,80) (60,480,80) (58,480,80) (58,480,80) (57,480,80) (57,480,80) (55,480,80) (20,480,80)

¹<https://github.com/carlasanches/composer-results>

(60,480,80) (60,480,80) (58,480,80) (58,480,80) (57,480,80) (57,480,80) (55,480,80) (20,480,80)

(53,480,80) (53,480,80) (60,480,80) (60,480,80) (62,480,80) (62,480,80) (60,480,80) (20,480,80)

(58,480,80) (58,480,80) (57,480,80) (57,480,80) (55,480,80) (55,480,80) (53,480,80) (20,480,80)

Figura A.1.: Melodia utilizada como base para as transformações.

$\text{♩} = 102$

(49,120,77) (20,120,80) (59,120,82) (51,120,78) (66,120,82) (62,120,62) (62,120,62) (55,120,81)

(20,120,79) (60,120,80) (58,120,79) (64,120,82) (55,120,79) (55,120,80) (53,120,80) (20,120,80)

(20,120,78) (58,120,79) (62,120,82) (58,120,80) (53,120,78) (57,120,80) (62,120,81) (60,120,80)

(20,120,80) (57,120,81) (53,120,79) (60,120,81) (57,120,80) (57,120,80) (57,120,81) (22,120,81)

(20,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (60,120,80) (64,120,81) (55,120,80) (51,120,79) (59,120,81)

(57,120,80) (56,120,78) (56,120,79) (22,120,80) (60,120,80) (60,120,79) (54,120,78) (59,120,81)

(a) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Pleasure”.

♩ = 109

(55,120,81) (55,120,81) (64,120,83) (60,120,80) (60,120,81) (68,120,83) (60,120,80) (56,120,79)

(60,120,80) (64,120,81) (53,120,78) (59,120,81) (51,120,78) (53,120,79) (53,120,80) (53,120,80)

(58,120,79) (24,120,82) (55,120,80) (20,120,80) (22,120,80) (57,120,80) (57,120,81) (20,120,80)

(51,120,79) (66,120,83) (62,120,82) (60,120,81) (55,120,79) (57,120,80) (55,120,80) (58,120,80)

(20,120,79) (53,120,80) (55,120,80) (64,120,82) (63,120,83) (60,120,79) (62,120,80) (60,120,81)

(64,120,82) (56,120,79) (66,120,82) (61,120,82) (58,120,78) (22,120,81) (62,120,81) (49,120,78)

(b) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Excitement”.

♩ = 121

(57,120,82) (51,120,79) (51,120,78) (55,120,80) (57,120,80) (53,120,78) (58,120,80) (62,120,82)

(20,120,80) (57,120,81) (64,120,81) (62,120,80) (60,120,80) (20,120,80) (51,120,79) (57,120,80)

(55,120,80) (53,120,79) (49,120,78) (57,120,80) (56,120,79) (58,120,80) (62,120,81) (20,120,80)

(20,120,79) (62,120,81) (58,120,80) (56,120,79) (59,120,81) (57,120,80) (60,120,80) (60,120,81)

(64,120,81) (53,120,80) (58,120,79) (53,120,80) (62,120,80) (20,120,80) (60,120,80) (20,120,80)

(62,120,82) (58,120,80) (57,120,80) (55,120,79) (55,120,80) (51,120,78) (53,120,80) (22,120,81)

(c) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Arousal”.

$\text{♩} = 129$

(20,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(20,120,80) (60,120,80) (58,120,80) (60,120,80) (20,120,80) (53,120,80) (20,120,80) (20,120,80)

(20,120,80) (20,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (62,120,81) (62,120,80) (62,120,80) (60,120,80)

(60,120,80) (53,120,80) (53,120,80) (20,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80)

(58,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (57,120,80) (60,120,80) (55,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(55,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (20,120,80)

(d) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Distress”.

$\text{♩} = 102$

(53,120,80) (53,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(58,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (53,120,80)

(55,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (57,120,80)

(57,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80)

(55,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(58,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (53,120,80)

(e) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Misery”.

$\text{♩} = 62$

(20,120,80) (53,120,80) (53,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (53,120,80) (60,120,80) (53,120,80)

(58,120,80) (60,120,80) (20,120,80) (53,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (20,120,80) (53,120,80)

(60,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (53,120,80) (58,120,80) (60,120,80) (60,120,80)

(20,120,80) (55,120,80) (60,120,80) (53,120,80) (53,120,80) (58,120,79) (60,120,80) (20,120,80)

(53,120,80) (53,120,80) (60,120,79) (55,120,80) (53,120,80) (62,120,80) (60,120,80) (20,120,80)

(20,120,80) (60,120,80) (53,120,80) (60,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (53,120,80)

(f) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Depression”.

$\text{♩} = 70$

(22,120,80) (53,120,80) (56,120,78) (57,120,80) (60,120,79) (64,120,81) (54,120,78) (58,120,80)

(20,120,79) (60,120,81) (56,120,78) (57,120,80) (55,120,80) (62,120,81) (53,120,80) (56,120,79)

(58,120,79) (22,120,81) (53,120,80) (59,120,81) (20,120,80)(53,120,80) (51,120,79) (60,120,80)

(60,120,80) (64,120,81) (60,120,79) (57,120,81) (20,120,78)(56,120,79) (58,120,79) (53,120,79)

(59,120,81)(20,120,78)(57,120,81)(60,120,79) (57,120,80) (55,120,79) (56,120,78) (53,120,80)

(62,120,80) (60,120,80) (62,120,80) (58,120,80) (60,120,80) (56,120,78) (53,120,80) (53,120,80)

(g) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Sleepiness”.

$\text{♩} = 80$

(64,120,82) (51,120,79) (51,120,78)(20,120,79) (60,120,81) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80)

(22,120,81) (60,120,80) (62,120,80) (22,120,80) (55,120,81) (53,120,80) (62,120,81) (58,120,79)

(64,120,81) (57,120,80) (55,120,79) (55,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (60,120,80) (56,120,78)

(60,120,79) (59,120,82) (57,120,80) (59,120,81) (62,120,82) (56,120,79) (62,120,81) (20,120,80)

(20,120,78) (53,120,80) (57,120,81) (55,120,80) (57,120,80) (58,120,78) (60,120,80) (24,120,82)

(58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (60,120,80) (53,120,79) (49,120,78) (57,120,82)

(h) Evolução do modelo mono-objetivo para a emoção “Contentment”.

Figura A.-2.: Transformações da melodia “Brilha, Brilha estrelinha” para cada emoção do Modelo Circumplexo – Modelo mono-objetivo.

♩ = 177

(55,96,108) (52,56,84) (24,89,50) (51,12,65)(23,41,22) (82,16,118)

(48,50,2) (63,22,124) (41,87,93) (45,97,113) (94,84,16)

(102,69,77) (103,63,52)

(48,79,84) (30,38,88) (82,16,99)(44,41,91)

(41,0,124)

(46,80,1) (21,55,74) (55,97,121) (101,89,5)

(25,78,70)(86,49,50) (104,99,60) (55,67,16) (94,9,3)

(43,1,64)

(57,120,80) (76,54,120)(88,71,39) (78,81,32)

(42,63,39)

(22,26,35) (34,80,51) (85,85,62) (108,36,21) (43,30,78)

(71,99,98)(101,63,85)(25,67,116)(68,36,78)(80,99,49) (27,72,81)(78,61,46) (55,120,80) (53,120,80) (20,120,80)

(a) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção “Pleasure”.

$\text{♩} = 208$

(66,24,116) (20,120,80) (26,2,49) (53,120,80) (62,120,80) (62,120,80)

(60,120,80) (23,5,72) (76,54,120) (88,71,39) (99,3,53) (81,90,101) (23,95,118) (21,48,120)

(37,100,78) (21,2,113) (31,31,12) (71,99,98) (101,63,85) (25,67,116) (39,23,83) (67,79,125) (47,65,106)

(83,92,80) (45,13,112) (51,19,126) (42,61,0) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (53,120,80) (73,69,75) (71,66,123)

(69,10,118) (102,38,126) (34,69,107) (45,97,113) (41,87,93) (63,22,124) (48,50,2) (82,16,118) (23,41,22) (51,12,65) (55,120,80)

(53,120,80) (20,120,80)

(b) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção "Excitement".

♩ = 208

(20,120,80) (53,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(20,120,80) (60,120,80) (31,31,12) (21,2,113) (37,100,78) (21,48,120) (23,95,118)

(84,58,96) (81,90,101) (55,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (60,120,80) (60,120,80) (58,120,80)

(58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (60,120,80)

(20,120,80) (53,120,80) (53,120,80) (60,120,80) (23,62,111)

(98,10,117) (73,65,104) (58,97,93) (28,51,76) (32,38,127) (88,87,124) (72,73,81)

(78,95,33) (41,5,80) (53,120,80) (53,120,80)

(c) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção "Arousal".

♩ = 208

(20,120,80) (53,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(20,120,80) (60,120,80) (34,69,107) (102,38,126) (69,10,118) (73,66,124) (53,120,80)

(20,120,80)(60,120,80)(60,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80)

(20,120,80)(60,120,80)(60,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80)

(60,120,80) (20,120,80) (53,120,80) (73,66,124)

(69,10,118)(102,38,126) (34,69,107)(102,38,126) (69,10,118)(58,120,80) (58,120,80)(57,120,80)

(57,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (20,120,80)

(d) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção “Distress”.

$\text{♩} = 120$

(20,120,80)(53,120,80)(55,120,80)(55,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (58,120,80) (58,120,80)

(58,120,80) (58,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80)(55,120,80)(53,120,80)(20,120,80)

(60,120,80) (60,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (57,120,80)(57,120,80)(55,120,80)(20,120,80)

(60,120,80) (60,120,80) (58,120,80) (58,120,80) (57,120,80)(60,120,80)(60,120,80)(60,120,80)

(20,120,80) (53,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (57,120,80)(57,120,80)(58,120,80)(58,120,80)

(20,120,80) (60,120,80) (57,120,80) (57,120,80) (55,120,80)(55,120,80)(53,120,80)(20,120,80)

(e) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção “Misery”.

(f) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção “Depression”.

(20,120,80) (70,50,53) (83,29,30) (72,51,32) (104,32,55) (22,79,4) (41,14,23) (33,63,19) (23,20,11) (57,120,80)

(57,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (33,63,19) (41,14,23) (53,120,80) (53,120,80)

(60,120,80) (60,120,80) (62,120,80) (62,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (20,120,80) (53,120,80)

(57,120,80) (57,120,80) (55,120,80) (55,120,80) (53,120,80) (20,120,80)

(g) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção "Sleepiness"

$\text{♩} = 40$

(53,120,80) (53,120,80) (60,120,80) (60,120,80) (53,120,80) (62,120,80) (60,120,80) (20,120,80)

(58,120,80) (75,69,11) (55,96,87) (37,21,23) (29,26,33) (55,120,80) (53,120,80)

(20,120,80) (70,50,53) (83,29,30) (72,51,32) (104,32,55) (56,21,46) (30,99,92)

(107,73,80) (39,76,15) (83,6,98) (37,82,6) (21,82,116) (54,27,95) (23,20,11) (33,63,19) (41,14,23) (22,79,4)

(103,8,56) (67,33,50) (44,31,46) (53,43,82) (26,81,59) (50,10,67) (71,32,36) (78,88,11) (35,70,18) (83,9,55) (37,34,64)

(106,18,4) (52,18,72) (80,16,109) (65,92,42) (107,93,40)

(h) Evolução do modelo multiobjetivo para a emoção “Contentment”.

Figura A.-3.: Transformações da melodia “Brilha, Brilha estrelinha” para cada emoção do Modelo Circumplexo – Modelo multiobjetivo.

Referências Bibliográficas

- Ralph Abboud e Joe Tekli. Integration of nonparametric fuzzy classification with an evolutionary-developmental framework to perform music sentiment-based analysis and composition. *Soft Computing*, 24(13):9875–9925, July 2020. ISSN 1432-7643, 1433-7479. doi: 10.1007/s00500-019-04503-4. URL <http://link.springer.com/10.1007/s00500-019-04503-4>.
- John A. Biles. GenJam: A Genetic Algorithm for Generating Jazz Solos. In *ICMC Proceedings*, July 1994.
- John A. Biles. Chapter 5 - genjam: Evolution of a jazz improviser. In Peter J Bentley e David W. Corne, editors, *Creative Evolutionary Systems*, The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence, pages 165–187. Morgan Kaufmann, San Francisco, 2002. ISBN 978-1-55860-673-9. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-155860673-9/50042-2>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9781558606739500422>.
- Roberto Bresin e Anders Friberg. Emotional Coloring of Computer-Controlled Music Performances. *Computer Music Journal*, 24(4):44–63, December 2000. ISSN 0148-9267, 1531-5169. doi: 10.1162/014892600559515. URL <https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/014892600559515>.
- Roberto Bresin, Anders Friberg, e Johan Sundberg. Director Musices: The KTH Performance Rules System. In *Proceedings of SIGMUS-46*, page 7, Kyoto, Japan, 2002.
- Filippo Carnovalini e Antonio Rodà. Computational Creativity and Music Generation Systems: An Introduction to the State of the Art. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3:14, April 2020. ISSN 2624-8212. doi: 10.3389/frai.2020.00014. URL <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/frai.2020.00014/full>.
- Paul Cohen e Geoff Nitschke. Evolving music with emotional feedback. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, pages 135–136, Prague Czech Republic, July 2019. ACM. ISBN 978-1-4503-6748-6. doi: 10.1145/

3319619.3321883. URL <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3319619.3321883>.

Ian Daly, Asad Malik, James Weaver, Faustina Hwang, Slawomir J. Nasuto, Duncan Williams, Alexis Kirke, e Eduardo R. Miranda. Towards human-computer music interaction: Evaluation of an affectively-driven music generator via galvanic skin response measures. In *2015 7th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC)*, pages 87–92, Colchester, United Kingdom, September 2015. IEEE. ISBN 978-1-4673-9481-9. doi: 10.1109/CEEC.2015.7332705. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7332705/>.

W. J. Dowling. Recognition of melodic transformations: Inversion, retrograde, and retrograde inversion. *Perception & Psychophysics*, 12(5):417–421, September 1972. ISSN 0031-5117, 1532-5962. doi: 10.3758/BF03205852. URL <http://link.springer.com/10.3758/BF03205852>.

Tuomas Eerola e Jonna K. Vuoskoski. A Review of Music and Emotion Studies: Approaches, Emotion Models, and Stimuli. *Music Perception*, 30(3): 307–340, February 2013. ISSN 0730-7829, 1533-8312. doi: 10.1525/mp.2012.30.3.307. URL <https://online.ucpress.edu/mp/article/30/3/307/62574/A-Review-of-Music-and-Emotion-Studies-Approaches>.

Paul Ekman. Basic emotions. In *Handbook of cognition and emotion*, pages 45–60. John Wiley & Sons Ltd, New York, NY, US, 1999. ISBN 978-0-471-97836-7. doi: 10.1002/0470013494.ch3.

Alan R. R. Freitas. *Música evolutiva : uma abordagem computacional para composição algorítmica*. PhD thesis, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. Departamento de Computação, Instituto de Ciências Exatas e Biológicas, Universidade Federal de Ouro Preto., 2011. URL <http://www.repositorio.ufop.br/handle/123456789/2166>. Accepted: 2013-02-14T18:14:32Z.

Alan R. R. Freitas. Métodos de Composição Algorítmica. Disponível em https://hugepdf.com/download/livre-decom_pdf, 2015.

Alan R. R. Freitas. Efficient user-oriented pareto fronts and pareto archives based on spatial data structures. *Swarm and Evolutionary Computation*, 65:100915, 2021. ISSN 2210-6502. doi: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100915>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210650221000766>.

- Alan R. R. Freitas e Frederico G. Guimarães. GERAÇÃO DE MELODIAS ORIGINAIS USANDO COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA. In *X CONGRESSO BRASILEIRO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL*, 2011a.
- Alan R. R. Freitas e Frederico G. Guimarães. Melody Harmonization in Evolutionary Music Using Multiobjective Genetic Algorithms. In *Proceedings of the 8th Sound and Music Computing Conference*, January 2011b.
- Alan R. R. Freitas e Frederico G. Guimarães. Originality and diversity in the artificial evolution of melodies. In *Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation - GECCO '11*, page 419, Dublin, Ireland, 2011c. ACM Press. ISBN 978-1-4503-0557-0. doi: 10.1145/2001576.2001634. URL <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=2001576.2001634>.
- Alan R. R. Freitas, Frederico G. Guimarães, e Rogério V. Barbosa. Ideas in automatic evaluation methods for melodies in algorithmic composition. *Proceedings of the 9th Sound and Music Computing Conference, SMC 2012*, January 2012.
- Anders Friberg, Vittorio Colombo, Lars Frydén, e Johan Sundberg. Generating Musical Performances with Director Musices. *Computer Music Journal*, 24(3):23–29, September 2000. ISSN 0148-9267, 1531-5169. doi: 10.1162/014892600559407. URL <https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/014892600559407>.
- Anders Friberg, Roberto Bresin, e Johan Sundberg. Overview of the KTH rule system for musical performance. *Advances in Cognitive Psychology*, 2(2):145–161, January 2006. ISSN 1895-1171. doi: 10.2478/v10053-008-0052-x. URL <http://www.ac-psych.org/en/download-pdf/volume/2/issue/2/id/15>.
- Alf Gabrielsson. Intention and Emotional Expression in Music Performance.pdf. In *Proceedings of the Stockholm Music Acoustics 1993*, volume 79, Estocolmo, August 1993. Royal Swedish Academy of Music.
- Alf Gabrielsson. Expressive Intention and Performance. In Reinhard Steinberg, editor, *Music and the Mind Machine*, pages 35–47. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1995. ISBN 978-3-540-58528-2 978-3-642-79327-1. doi: 10.1007/978-3-642-79327-1_4. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-79327-1_4.
- Alf Gabrielsson. Emotion perceived and emotion felt: Same or different? *Musicae Scientiae*, 5(1_suppl):123–147, September 2001. ISSN 1029-8649, 2045-4147. doi:

10.1177/10298649020050S105. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/10298649020050S105>.

Alf Gabrielsson e Erik Lindström. The influence of musical structure on emotional expression. In *Music and emotion: Theory and research*, Series in affective science, pages 223–248. Oxford University Press, New York, NY, US, 2001. ISBN 978-0-19-263189-3 978-0-19-263188-6.

James A. Russell. A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39:1161–1178, December 1980. doi: 10.1037/h0077714.

Jae H. Jeong e Chang W Ahn. Automatic Evolutionary Music Composition Based on Multi-objective Genetic Algorithm. In Hisashi Handa, Hisao Ishibuchi, Yew-Soon Ong, e Kay-Chen Tan, editors, *Proceedings of the 18th Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems - Volume 2*, volume 2, pages 105–115. Springer International Publishing, Cham, 2015. ISBN 978-3-319-13355-3 978-3-319-13356-0. doi: 10.1007/978-3-319-13356-0_9. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-13356-0_9. Series Title: Proceedings in Adaptation, Learning and Optimization.

Patrik N. Juslin. Emotional Communication in Music Performance: A Functionalist Perspective and Some Data. *Music Perception*, 14(4):383–418, July 1997a. ISSN 0730-7829. doi: 10.2307/40285731. URL <https://online.ucpress.edu/mp/article/14/4/383/61987/Emotional-Communication-in-Music-Performance-A>.

Patrik N. Juslin. Perceived Emotional Expression in Synthesized Performances of a Short Melody: Capturing the Listener’s Judgment Policy. *Musicae Scientiae*, 1(2): 225–256, July 1997b. ISSN 1029-8649, 2045-4147. doi: 10.1177/102986499700100205. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/102986499700100205>.

Patrik N. Juslin. Communicating emotion in music performance: A review and a theoretical framework. In *Music and emotion: Theory and research*, Series in affective science, pages 309–337. Oxford University Press, New York, NY, US, 2001. ISBN 978-0-19-263189-3 978-0-19-263188-6.

Patrik N. Juslin e Petri Laukka. Expression, Perception, and Induction of Musical Emotions: A Review and a Questionnaire Study of Everyday Listening. *Journal of New Music Research*, 33(3):217–238, September 2004. ISSN 0929-8215, 1744-5027. doi: 10.1080/0929821042000317813. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0929821042000317813>.

- Alexis Kirke e Eduardo R. Miranda. A survey of computer systems for expressive music performance. *ACM Computing Surveys*, 42(1):1–41, December 2009. ISSN 0360-0300, 1557-7341. doi: 10.1145/1592451.1592454. URL <https://dl.acm.org/doi/10.1145/1592451.1592454>.
- Alexis Kirke e Eduardo R. Miranda. Combining EEG Frontal asymmetry studies with affective algorithmic composition and expressive performance models. In *Proceedings of the 2011 International Computer Music Conference*, January 2011.
- Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, e Slawomir J. Nasuto. Artificial Affective Listening Towards A Machine Learning Tool For Sound-Based Emotion Therapy And Control. In *Proceedings of the Sound and Music Computing Conference*, July 2013a. doi: 10.5281/ZENODO.850216. URL <https://zenodo.org/record/850216>. ISBN: 9783832534721 Publisher: Zenodo.
- Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, e Slawomir J. Nasuto. Learning to Make Feelings: Expressive Performance as a Part of a Machine Learning Tool for Sound-Based Emotion Control. In *From Sounds to Music and Emotions*, volume 7900, pages 490–499. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2013b. ISBN 978-3-642-41247-9 978-3-642-41248-6. doi: 10.1007/978-3-642-41248-6_29. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-41248-6_29. Series Title: Lecture Notes in Computer Science.
- Alexandra Lamont e Tuomas Eerola. Music and emotion: Themes and development. *Musicae Scientiae*, 15(2):139–145, July 2011. ISSN 1029-8649, 2045-4147. doi: 10.1177/1029864911403366. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1029864911403366>.
- Roberto Legaspi, Yuya Hashimoto, Koichi Moriyama, Satoshi Kurihara, e Masayuki Numao. Music compositional intelligence with an affective flavor. In *Proceedings of the 12th international conference on Intelligent user interfaces - IUI '07*, page 216, Honolulu, Hawaii, USA, 2007. ACM Press. ISBN 978-1-59593-481-9. doi: 10.1145/1216295.1216335. URL <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1216295.1216335>.
- Erik Lindström. *A dynamic view of melodic organization and performance: Perception of structure and emotional expression in music*. PhD thesis, Uppsala University, May 2004.
- Chien-Hung Liu e Chuan-Kang Ting. Fusing Flamenco and Argentine Tango by evolutionary composition. In *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pages 2645–2652, Donostia, San Sebastián, Spain, June 2017. IEEE. ISBN 978-1-

- 5090-4601-0. doi: 10.1109/CEC.2017.7969627. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7969627/>.
- Steven R. Livingstone e Andrew R. Brown. Dynamic response: real-time adaptation for music emotion. In *Proceedings of the second Australasian conference on Interactive entertainment*, IE '05, pages 105–111, Sydney, AUS, November 2005. Creativity & Cognition Studios Press. ISBN 978-0-9751533-2-1.
- Steven R. Livingstone, Andrew R. Brown, e Ralf Mühlberger. Influencing the Perceived Emotions of Music with Intent. *S. R.*, page 11, 2005.
- Steven R. Livingstone, Ralf Mühlberger, Andrew R. Brown, e Andrew Loch. Controlling musical emotionality: an affective computational architecture for influencing musical emotions. *Digital Creativity*, 18(1):43–53, March 2007. ISSN 1462-6268, 1744-3806. doi: 10.1080/14626260701253606. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/14626260701253606>.
- Steven R. Livingstone, Ralf Mühlberger, Andrew R. Brown, e William F. Thompson. Changing Musical Emotion: A Computational Rule System for Modifying Score and Performance. *Computer Music Journal*, 34(1):41–64, March 2010. ISSN 0148-9267, 1531-5169. doi: 10.1162/comj.2010.34.1.41. URL <https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/comj.2010.34.1.41>.
- Henrique B. Lopes. *COMBINANDO REGRAS E PROPORÇÕES: UMA ABORDAGEM MULTI OBJETIVO PARA COMPOSIÇÃO MUSICAL ALGORÍTMICA*. PhD thesis, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG), 2017.
- Henrique B. Lopes, Flavio V. C. Martins, Rodrigo T. N. Cardoso, e Vinicius F. Santos. Combining rules and proportions: A multiobjective approach to algorithmic composition. In *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pages 2282–2289, San Sebastian, June 2017. IEEE. ISBN 978-1-5090-4601-0. doi: 10.1109/CEC.2017.7969581. URL <https://ieeexplore.ieee.org/document/7969581/>.
- Alex R. Lopez, António P. Oliveira, e Amílcar Cardoso. Real-time emotion-driven music engine. In *Proceedings of the International Conference on Computational Creativity*, January 2010.
- Gladston J. P. Moreira. Algoritmos evolutivos multi-objetivos. Notas de aula da disciplina de Técnicas de Otimização Multiobjetivo., 2021.

- Masayuki Numao, Masashi Kobayashi, e Katsuyuki Sakaniwa. Acquisition of Human Feelings in Music Arrangement. In *IJCAI'97: Proceedings of the 15th international joint conference on Artificial intelligence - Volume 1*, page 7, 1997.
- António P. Oliveira e Amílcar Cardoso. Affective-Driven Music Production: Selection and Transformation of Music. In *Artech 2008. Proceedings of the 4th International Conference on Digital Arts*, page 5, 2008a.
- António P. Oliveira e Amílcar Cardoso. Modeling Affective Content of Music: A Knowledge Base Approach. In *Proceedings of 5th Sound and Music Computing Conference*, January 2008b.
- António P. Oliveira e Amílcar Cardoso. AUTOMATIC MANIPULATION OF MUSIC TO EXPRESS DESIRED EMOTIONS. In *Proceedings of the 6th Sound and Music Computing Conference*, page 6, 2009.
- Carla S. N. Santos e Alan R. R. Freitas. Mono-objective evolutionary model for affective algorithmic composition. *Inteligencia Artificial*, 25(69):139–158, Jun. 2022. doi: 10.4114/intartif.vol25iss69pp139-158. URL <https://journal.iberamia.org/index.php/intartif/article/view/768>.
- Klaus R. Scherer. Which Emotions Can be Induced by Music? What Are the Underlying Mechanisms? And How Can We Measure Them? *Journal of New Music Research*, 33(3):239–251, September 2004. ISSN 0929-8215, 1744-5027. doi: 10.1080/0929821042000317822. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0929821042000317822>.
- Klaus R. Scherer e Marcel R. Zentner. Emotional effects of music: Production rules. In *Music and emotion: Theory and research*, Series in affective science, pages 361–392. Oxford University Press, New York, NY, US, 2001. ISBN 978-0-19-263189-3 978-0-19-263188-6.
- Catherine Schmidt-Jones. *Understanding Basic Music Theory*, 2013. URL <https://open.umn.edu/opentextbooks/textbooks/257>.
- Emery Schubert. *Measurement and Time Series Analysis of Emotion in Music*. Publisher: University of New South Wales. Music & Music Education, 1999.
- Marco Scirea, Julian Togelius, Peter Eklund, e Sebastian Risi. MetaCompose: A Compositional Evolutionary Music Composer. In Colin Johnson, Vic Ciesielski, João Correia, e Penousal Machado, editors, *Evolutionary and Biologically Inspired Music, Sound, Art*

- and Design*, volume 9596, pages 202–217. Springer International Publishing, Cham, 2016. ISBN 978-3-319-31007-7 978-3-319-31008-4. doi: 10.1007/978-3-319-31008-4_14. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-31008-4_14. Series Title: Lecture Notes in Computer Science.
- Marco Scirea, Julian Togelius, Peter Eklund, e Sebastian Risi. Affective evolutionary music composition with MetaCompose. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 18(4):433–465, December 2017. ISSN 1389-2576, 1573-7632. doi: 10.1007/s10710-017-9307-y. URL <http://link.springer.com/10.1007/s10710-017-9307-y>.
- Thomas A. Stapleford. The Harmony, Melody, and Form of HERMAN, a Real-Time Music Generation System, 1998. URL <http://www.dai.ed.ac.uk/papers/documents/mt9842.html>.
- Chris Walshaw. ABC notation. <https://abcnotation.com/>, 1995. [Online: Acesso em 25 de julho de 2022.].
- Klaus C. Wassermann, Kynan Eng, Paul F. M. J. Verschure, e Jônatas Manzolli. Live Soundscape Composition Based on Synthetic Emotions. *Multimedia, IEEE*, 10:82–90, November 2003. doi: 10.1109/MMUL.2003.1237553.
- Gerhard Widmer e Werner Goebel. Computational Models of Expressive Music Performance: The State of the Art. *Journal of New Music Research*, 33(3):203–216, September 2004. ISSN 0929-8215, 1744-5027. doi: 10.1080/0929821042000317804. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0929821042000317804>.
- Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, Etienne B. Roesch, e Slawomir J. Nasuto. Towards Affective Algorithmic Composition. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Music & Emotion*. University of Jyväskylä, Department of Music, 2013. URL <https://jyx.jyu.fi/handle/123456789/41592>. Accepted: 2013-05-28T10:52:47Z.
- Duncan Williams, Alexis Kirke, Joel Eaton, Eduardo R. Miranda, Ian Daly, James Hallowell, Etienne Roesch, Faustina Hwang, e Slawomir J. Nasuto. DYNAMIC GAME SOUNDTRACK GENERATION IN RESPONSE TO A CONTINUOUSLY VARYING EMOTIONAL TRAJECTORY. In *AES 56TH CONFERENCE ON AUDIO FOR GAMES*, page 6, 2015a.

- Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, Ian Daly, James Hallowell, James Weaver, Asad Malik, Etienne Roesch, Faustina Hwang, e Slawomir J. Nasuto. Investigating Perceived Emotional Correlates of Rhythmic Density in Algorithmic Music Composition. *ACM Transactions on Applied Perception*, 12(3):1–21, July 2015b. ISSN 1544-3558, 1544-3965. doi: 10.1145/2749466. URL <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2749466>.
- Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, Etienne Roesch, Ian Daly, e Slawomir J. Nasuto. Investigating affect in algorithmic composition systems. *Psychology of Music*, 43(6):831–854, November 2015c. ISSN 0305-7356, 1741-3087. doi: 10.1177/0305735614543282. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0305735614543282>.
- Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, Ian Daly, Faustina Hwang, James Weaver, e Slawomir J. Nasuto. Affective Calibration of Musical Feature Sets in an Emotionally Intelligent Music Composition System. *ACM Transactions on Applied Perception*, 14(3):1–13, July 2017. ISSN 1544-3558, 1544-3965. doi: 10.1145/3059005. URL <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3059005>.
- Michelle Yik, James A. Russell, e James H. Steiger. A 12-point circumplex structure of core affect. *Emotion*, 11(4):705–731, 2011. ISSN 1931-1516, 1528-3542. doi: 10.1037/a0023980. URL <http://doi.apa.org/getdoi.cfm?doi=10.1037/a0023980>.
- Marcel Zentner, Didier Grandjean, e Klaus R. Scherer. Emotions evoked by the sound of music: Characterization, classification, and measurement. *Emotion*, 8(4): 494–521, 2008. ISSN 1931-1516, 1528-3542. doi: 10.1037/1528-3542.8.4.494. URL <http://doi.apa.org/getdoi.cfm?doi=10.1037/1528-3542.8.4.494>.
- Zhang Kejun e Sun Shouqian. Music emotional design by evolutionary algorithms. In *2010 IEEE 11th International Conference on Computer-Aided Industrial Design & Conceptual Design 1*, pages 785–788, Yiwu, China, 2010. IEEE. ISBN 978-1-4244-7973-3 978-1-4244-7972-6. doi: 10.1109/CAIDCD.2010.5681231. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5681231/>.
- Hua Zhu, Shangfei Wang, e Zhen Wang. Emotional Music Generation Using Interactive Genetic Algorithm. In *2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering*, pages 345–348, Wuhan, China, 2008. IEEE. ISBN 978-0-7695-3336-0. doi: 10.1109/CSSE.2008.1203. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/4721758/>.

Declaração

Esta tese é resultado de meu próprio trabalho, exceto onde referência explícita é feita ao trabalho de outros, e não foi submetida para obtenção de título nesta nem em outra universidade.

Carla Sanches Nere dos Santos