



# Um Modelo Evolutivo Mono-objetivo para Composição Algorítmica Afetiva

## A Mono-objective Evolutionary Model for Affective Algorithmic Composition

Carla Sanches Nere dos Santos<sup>[1,A]</sup>, Alan Robert Resende de Freitas<sup>[2,B]</sup>

<sup>[1]</sup>Instituto de Ciências Exatas e Biológicas, Departamento de Computação, Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Ouro Preto 35400-000, Brasil

<sup>[2]</sup>The C++ Alliance, Inc., Westlake Village, CA 91362

<sup>[A]</sup>carla.nere@aluno.ufop.edu.br, <sup>[B]</sup>alan@cppalliance.org

**Abstract** The study of Affective Music Composition indicates that musical features can associate with emotions. Thus, Affective Algorithmic Composition systems implement such features to generate melodies that can express or induce emotions. These systems apply to different fields, like health and entertainment. However, the composition of melodies with unlimited duration time and diversity is still an open question. This work aims to identify strategies to perform many affective transformations in melodies. This work presents emotional models, the most implemented musical features in the literature, and an evolutionary mono-objective model for an affective transformative system.

**Resumo** O estudo da Composição Musical Afetiva indica que características musicais podem ser associadas a emoções. Assim, sistemas de Composição Algorítmica Afetiva implementam tais características de forma a gerar melodias que podem expressar ou provocar sentimentos. Esses sistemas se aplicam a diferentes contextos, como saúde e entretenimento. Porém, ainda se encontra em aberto a composição de melodias ilimitadas em questões de tempo de duração e diversidade. Este trabalho tem como objetivo identificar estratégias para realizar múltiplas transformações afetivas em melodias. Para tanto, são apresentados modelos emocionais, as características musicais mais implementadas na literatura e um modelo evolutivo mono-objetivo para um sistema transformativo afetivo.

**Keywords:** Evolutionary Computing, Genetic Algorithm, Music computing, Affective Music Composition

**Palavras-Chave:** Computação Evolutiva, Algoritmo Genético, Computação musical, Composição Musical Afetiva

## 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 [18, 36, 16, 35, 19, 45, 24]. Baseado nesse fato, os estudos em sistemas de Composição Algorítmica (CA) começaram a explorar a geração automática de músicas que contém cargas emocionais, com o objetivo de aprimorar as composições de sistemas antigos através da expressão musical. Os sistemas que possuem tal objetivo podem ser denominados sistemas de Composição Algorítmica Afetiva (AAC) (Seção 2).

O sistema AAC abordado neste trabalho é implementado com o auxílio de algoritmos transformativos (Seção 2). Esses sistemas possuem o objetivo de transformar uma música existente dada como entrada em uma composição semelhante por meio da adição e variação 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 [1, 2, 26]). As características mais comumente encontradas nesses sistemas segundo [44] são ritmo, tempo, articulação, modo, tom, timbre e dinâmica. A associação das características às emoções se dá por meio de modelos emocionais. Um exemplo de simples implementação é o modelo categórico, que associa diretamente uma emoção, como “alegria” a uma característica musical, como “tempo rápido”.

Os sistemas transformativos possuem aplicação no contexto do entretenimento e saúde. Há demanda para 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 [27, 40]. 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 trilha sonora de forma a induzi-lo a sentir uma emoção desejada [32, 23, 21]. No entanto, esses sistemas ainda tem 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.

Do desafio apresentado, surge como principal objetivo identificar estratégias para realizar múltiplas transformações afetivas em melodias. Além disso, incluem-se como objetivos específicos: (i) gerar melodias afetivas que possuem qualquer tempo de duração e (ii) maximizar o alcance de emoções do modelo emocional Circumplexo por meio das melodias geradas (Seção 2). Este trabalho explora a Composição Musical Afetiva apresentando as seguintes contribuições:

- Apresentação dos problemas relacionados à AAC (Seção 2).
- Apresentação de desafios e aplicações da implementação de sistemas AAC transformativos (Seção 2).
- Um modelo evolutivo para composição de melodias afetivas (Seção 3).

Neste trabalho, foram realizados experimentos com uma melodia pequena, com 16 notas e melodias um pouco maiores, com 48 notas, buscando passar quatro tipos de emoções (Seção 5). Foi possível encontrar algumas variações, gerando composições com características de emoções positivas, como animação ou calma, e negativas, como tédio.

## 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 [43]. Apesar do termo – ou suas variações como por exemplo “composição afetiva auxiliada por computador” – ter sido introduzido recentemente na literatura, trabalhos nesse campo vem sendo desenvolvidos há cerca de 20 anos [39, 3, 15]. Estes trabalhos estão bem documentados tanto num contexto de AAC em geral [44, 43], quanto aplicado à expressão musical [22] e à Criatividade Computacional [5]. Apesar de existirem diversas soluções neste contexto, a produção de um sistema completo para ser aplicado em contextos cotidianos ainda está distante.

Numa performance musical, emoções são expressadas através de variações em **características musicais**. Assim, os estudos avançaram na implementação destas para gerar uma composição que tenha potencial para passar sentimentos. As características mais comumente encontradas em implementações na literatura são ritmo, tempo, articulação, modo, tom, timbre e dinâmica [44]. 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 [8]. Descrições de tais características podem ser encontradas em [37].

Sistemas AAC possuem o requisito de relacionar características musicais às emoções que elas podem passar quando adicionadas ou modificadas em uma música. Essa relação é implementada em conjunto com um **modelo emocional**. No contexto de sistemas AAC, é possível encontrar na literatura implementações de modelos **dimensionais** e **categóricos** para desempenhar as seguintes funções:

- Determinar quais características musicais serão utilizadas 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.

Os modelos dimensionais são os mais implementados em sistemas AAC, sendo o mais popular o Modelo Circumplexo (do inglês *Circumplex Model*) [17]. Trata-se de um modelo bidimensional, que classifica as emoções em termos de **valência** (*valence*) e **excitação** (*arousal*). Essa representação facilita o entendimento pelo usuário e também a implementação, devido à forma de classificação numérica [28]. A Figura 1 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 essas emoções se manifestam. As emoções formam um modelo circular e se situam a aproximadamente  $45^\circ$  uma da outra. Essa proposta é utilizada neste trabalho para a implementação do modelo emocional (Seção 3).

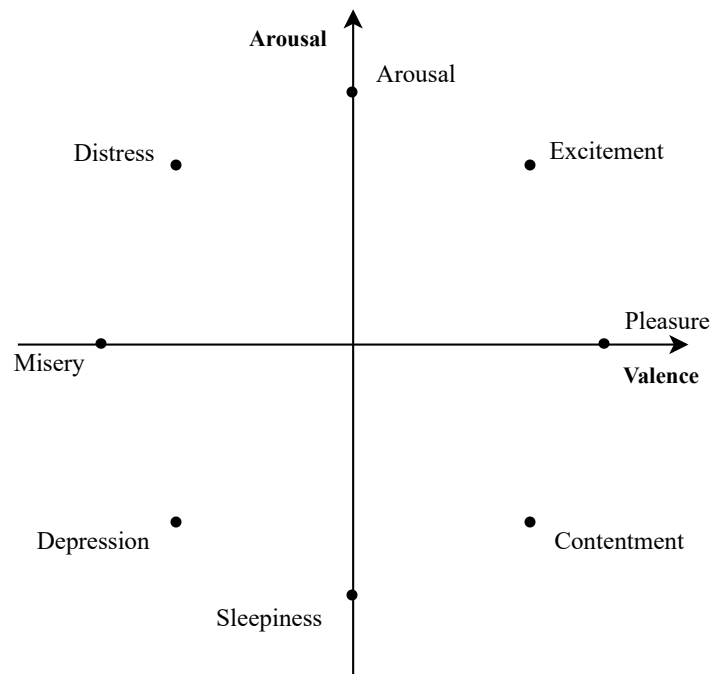


Figura 1: Modelo Circumplexo. Adaptado de [17].

Relacionar adequadamente características musicais a emoções torna a sua implementação mais complexa do que dos 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 [3]. Logo, essa relação continua um problema aberto em sistemas AAC. Neste trabalho, estuda-se a geração de melodias afetivas através da associação da característica musical do tom ao modelo emocional Circumplexo. A implementação dessa relação é descrita na Seção 4.3.

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 [32]. **Sistemas transformativos** são a proposta do objetivo (iii), podendo ser classificados como sistemas afetivos ao modificar as composições para atingir **emoções alvo**. Os sistemas transformativos afetivos podem ser:

- **Performativos:** Realizam transformações em melodias por meio de regras de performance, de forma que as emoções podem ser percebidas pelos ouvintes.
- **Indutivos:** As composições geradas por esses sistemas devem induzir os ouvintes a sentir as emoções pretendidas pela composição.
- **Real-time:** Também chamados de sistemas dinâmicos, mudam a composição gerada constantemente.
- **Offline:** As composições geradas como saída são finais e somente são possíveis de serem modificadas se essa ação for realizada manualmente.

Esses sistemas podem ser relacionados a outro desafio do desenvolvimento de sistemas AAC: Gerar um número infinito de composições sem restrições de tempo [7]. Pois assim, pode-se garantir o uso desses sistemas em seções de terapia, para o entretenimento e em outras situações onde é importante manter a diversidade e novidade de músicas. Para isso, sistemas transformativos podem ser expandidos para sistemas dinâmicos, controlando o conteúdo da melodia dada como saída do sistema em tempo real, mantendo a sua coerência [4, 32]. A composição musical pode ser modificada em resposta ao estado afetivo do ouvinte [41], a fim de levá-lo a sentir uma emoção alvo.

Para captar as emoções, utiliza-se técnicas de *biofeedback*. Durante os experimentos, sensores coletam dados dos participantes, que informam a emoção sentida. A união dos sistemas de transformação de melodias com a técnica de *biofeedback* proporciona uma grande aplicação na terapia em Interfaces Musicais Cérebro-Computador (BCMI, do inglês *Brain Computer Music Interfacing*) [30, 23, 21, 7]. Outra aplicação poderia ser no contexto de jogos eletrônicos. Nesse caso, o jogo é representado como vários estados, que podem ser diferentes narrativas, fases, cenários, personagens, dentre outros elementos e a trilha sonora muda de acordo com a emoção passada por aquele estado. É uma abordagem proposta para melhoria dos sistemas tradicionais em que a trilha sonora é tocada em um laço de repetição de uma música até que haja uma mudança na narrativa do jogo [27, 31, 40]. O intuito é que os pacientes/usuários não se cansem da trilha sonora, evitando também a associação de emoções a sons conhecidos [42].

Um sistema transformativo para expressão musical pode ser utilizado em diversos cenários onde é necessária uma associação emocional à música. De acordo com os estudos [22], [20] e [12] é possível utilizar o sistema para fins de:

- Fazer experimentos em performance expressiva através de modelos computacionais;
- Gerar composições mais realistas 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 sistema transformativo desenvolvido nesse trabalho pode ser classificado como um sistema *offline* em que serão investigadas estratégias para compor **melodias** de forma que as emoções sejam **percebidas** pelos ouvintes. Em um primeiro momento, o trabalho é realizado apenas com variações relacionadas à característica do tom das melodias, mas o objetivo a longo prazo é encontrar a maior variedade possível de melodias afetivas que atendam às emoções do Modelo Circumplexo.

### 3 Abordagem

O objetivo deste trabalho é encontrar melodias que passem as emoções do Modelo Circumplexo, buscando emoções alvo. Logo, um usuário do sistema poderia especificar uma emoção desejada e receber como retorno uma melodia que passe essa emoção. No geral, o algoritmo possui caráter exploratório, não existindo somente uma única solução ótima em relação às melodias geradas. Logo, de acordo com o objetivo definido pelo usuário, o algoritmo irá retornar um conjunto de soluções contendo as melodias com as características musicais relacionadas à emoção alvo. Um sistema transformativo que contém a relação entre emoções e características musicais apresentada na **Seção 2** pode ser modelado da seguinte forma:

Considera-se o Modelo Circumplexo [17] (**Figura 1**) como um plano Cartesiano  $\mathcal{C}$ , em que  $v$  é o eixo da valência e  $a$  é o eixo da excitação. O modelo proposto para Composição Algorítmica Afetiva pode ser definido como um problema de minimização. Dado um conjunto  $\mathcal{M} = \{m_1, \dots, m_n\}$  de  $n$  notas musicais  $m_i$  e o seu valor de valência e excitação  $(v, a)$  no plano Cartesiano, o problema consiste em encontrar a combinação dos valores de  $\mathcal{M}$  que minimize a distância euclidiana entre  $(v, a)$  e um ponto alvo  $(v_t, a_t)$  definido pelo usuário (**Definição 1**). O cálculo do valor do conjunto  $\mathcal{M}$  no plano  $\mathcal{C}$  é definido na **Seção 4.3**.

$$\arg \min f(x) = \sqrt{(v_t - v)^2 + (a_t - a)^2} \quad (1)$$

O problema pode ser implementado como um Algoritmo Genético (AG). Os AGs são bem estabelecidos como algoritmos de composição algorítmica [11], podendo ser explorados como sistemas transformativos. De forma geral, um AG para Composição Algorítmica Afetiva funciona conforme exemplificado pela **Figura 2**: O sistema recebe uma melodia de entrada e uma função de *fitness* avalia se a composição está de acordo com as características musicais e com suas regras de composição. Se a composição gerada não for uma transformação válida da melodia inicial, então uma nova melodia é gerada e a execução continua em um laço de repetição até que uma melodia ideal seja obtida [46].

O que define uma transformação válida é o critério de parada do algoritmo. Neste trabalho, o critério de parada foi definido como um número máximo de gerações. Porém, o critério também pode ser (i) a minimização do desvio padrão entre os indivíduos que fazem parte da população; (ii) a critério do usuário, se este estiver satisfeito com a melodia final ou até mesmo (iii) definindo um critério em relação à distância da melodia inicial,

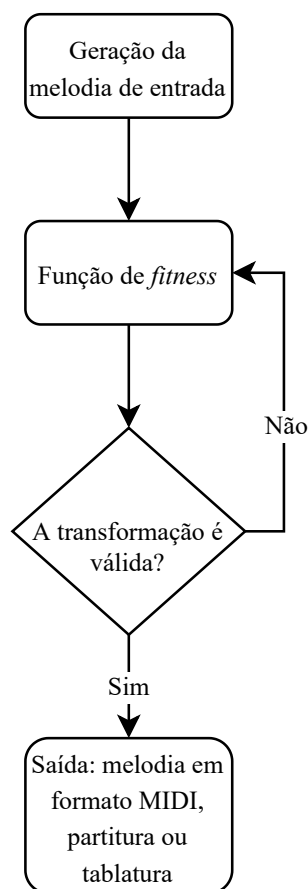


Figura 2: Exemplo de um AG para um sistema transformativo. Baseado em [46].

caso seja necessário manter a sua originalidade [13]. O AG é uma abordagem interessante para o propósito desse trabalho de gerar diversas melodias, pois podem ser encontradas diversas soluções ao mesmo tempo, sem que uma solução seja melhor do que a outra. A população final será constituída de diversas variações da melodia inicial.

## 4 Implementação

O AG foi implementado na linguagem C++ e o projeto está disponível no GitHub<sup>1</sup>. É importante observar os seguintes pontos:

1. A população inicial é constituída de várias cópias de uma melodia usada como parâmetro. Detalhes da implementação dos indivíduos são discutidos na [Seção 4.1](#).
2. A seleção dos pais e a operação de *crossover* são realizadas de forma aleatória. Detalhes do *crossover* e dos operadores de mutação são apresentados na [Seção 4.2](#).
3. A avaliação dos indivíduos é realizada com base em critérios de características musicais, que geram os valores de valência e excitação ([Seção 4.3](#)).
4. A seleção dos indivíduos sobreviventes para a próxima geração é elitista: ordena-se os indivíduos da população corrente pelo valor de sua função objetivo, selecionando sempre os melhores indivíduos, mantendo uma população do mesmo tamanho da inicial.

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

## 4.1 Representação dos indivíduos

A estrutura das melodias foi implementada de forma absoluta, representada por um conjunto de números inteiros. Essa abordagem garante simplicidade à implementação da melodia e de suas transformações. Os conjuntos são padronizados de acordo com os valores MIDI (*Musical Instrument Digital Interface*), para que as composições da saída possam ser salvas num arquivo e executadas. Como o algoritmo somente altera as notas musicais que fazem parte da composição, o arquivo final é composto dos valores MIDI, o timbre padrão de piano e todas as notas possuem a mesma duração. Os valores MIDI abrangem 128 frequências, porém apenas 88 são considerados válidos nesse trabalho, pois representam o intervalo de notas do piano. Cada nota válida  $n \in \{21, \dots, 108\}$ , sendo 21 a nota que possui a frequência mais baixa ( $27.50Hz$ ) e 108 a nota que possui a frequência mais alta ( $4186.01Hz$ ) ambas assumindo como base a afinação em  $440Hz$ . O valor 20 é usado para representar uma pausa.

A Figura 3 exemplifica um compasso de quatro notas. 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 números inteiros representa um indivíduo. Dentro da melodia final pode haver repetição de valores. Portanto, dependendo do tamanho da melodia, pode ser que nem todos os valores do intervalo  $[20, 108]$  façam parte dela.



Figura 3: Exemplo de um compasso musical com quatro notas, ou um indivíduo do AG.

Além da representação da partitura, abaixo de cada nota está assinalado o seu valor no padrão MIDI.

## 4.2 Operadores Genéticos

Utilizando a Figura 3 como base, é possível demonstrar as transformações realizadas por operadores genéticos na melodia. A operação de *crossover* é realizada de forma aleatória, selecionando dois pares de indivíduos quaisquer e gerando um único filho, sorteando um a um dentre os genes, de qual pai será herdado. O processo pode ser ilustrado pela Figura 4.

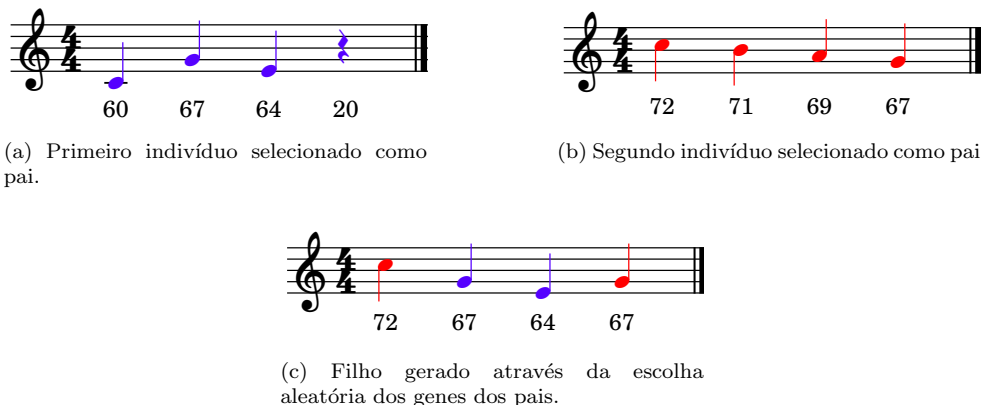


Figura 4: Operação de *crossover*.

A Figura 5 exemplifica operadores genéticos de mutação, baseados em [13, 10]. Apenas nesse exemplo, a numeração acima do compasso indica qual operação foi realizada, de acordo com a descrição abaixo.

1. Mutação Simples: Subir ou descer meio tom.
2. Reverter compasso: Inverter as sequência de notas dentro de um compasso.
3. Reverter pulsos: Inverter duas ou mais sequências de notas dentro de um compasso.

4. Trocar pulsos: Trocar a ordem de duas ou mais seqüências de notas dentro de um compasso.

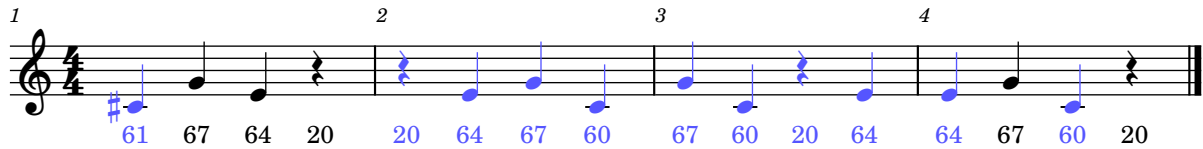


Figura 5: Aplicação de cada operador genético no indivíduo da Figura 3. Adaptado de [13, 10].

A Mutação Simples é o único operador que leva a melodia à todas as vizinhanças possíveis no processo de otimização. Porém, é interessante a utilização dos demais operadores para fazer pequenas modificações e manter o controle sobre o resultado, visto a importância de manter um sentido musical para a melodia gerada. Do contrário, as notas podem soar de forma aleatória na melodia. Para evitar valores inválidos, esse operador somente aumenta o valor da nota se for abaixo de 108 e diminui apenas se for acima de 20. A escolha do operador de mutação aplicado em cada indivíduo também é arbitrária.

### 4.3 Funções de avaliação e função objetivo

As funções de avaliação (*fitness*) auxiliam a variação da influência da característica musical do tom, que depende da frequência da nota e pode ser agudo ou grave. O tom por si só não está diretamente relacionado a emoções, mas sim a variabilidade de tons numa melodia [44]. Essa característica também pode ser implementada de forma a descrever a nota principal, que define o tom da melodia em geral. Dessa forma, o tom pode ser implementado simplesmente como “grave, médio ou agudo” [30, 33, 23, 40, 7, 42].

Em relação à correlação entre características musicais e modelos emocionais descrita brevemente na Seção 2, não há um consenso sobre com quais emoções o tom se relaciona em cada quadrante dos modelos bidimensionais. Porém, foram encontrados tons mais graves, que são geralmente mais relacionados a valores baixos de excitação, e tons mais agudos associados a valores mais altos de excitação [30, 33, 40]. A variabilidade do tom também pode ser usada como métrica. A variabilidade alta do tom já foi observada como característica de melodias que passam alegria e a variabilidade baixa, relacionada a melodias que passam a emoção de raiva [19]. Tais correlações serão investigadas nesse trabalho a partir da implementação de duas funções de avaliação propostas como métodos para avaliação do tom em [14]:

- **Distribuição tonal (*dt*):** Indica a nota mais utilizada na melodia do indivíduo e pode ser obtida calculando a sua moda. Foi associada somente ao eixo da excitação devido à sua relação com os valores graves e agudos das melodias.
- **Variação tonal (*vt*):** É dada pela divisão do número de tons distintos em uma melodia pelo número de possíveis tons dentro da melodia, que é dado pelo seu tamanho. Com essa função, é possível investigar a influência da variabilidade do tom nas emoções de alegria e raiva. Foi, portanto, atribuída à valência e à excitação.

É importante salientar que as funções de avaliação definidas contribuem para modificar uma melodia dada como entrada para o problema e encontrar uma ou mais melodias que alcancem a emoção alvo definida pelo usuário. Portanto, não existe uma melodia que seja melhor do que a outra. Espera-se que a variação tonal contribua para aumentar e diminuir o tom da melodia, consequentemente aumentando e diminuindo os valores de valência e excitação. Da mesma forma, espera-se que a distribuição tonal controle a variabilidade de notas numa melodia, consequentemente controlando o eixo da excitação.

Para cada função, os valores *x* de *vt* e *dt* são calculados e normalizados para o intervalo  $[-1, 1]$ , de acordo com a Definição 2. Os valores mínimo e máximo que *dt* pode assumir são definidos pelos limites inferior e superior do intervalo  $[20, 108]$  definidos na Seção 4.1. Já o valor mínimo que *vt* pode assumir é 1 e o valor máximo é dado pelo tamanho da melodia.

$$f_n(x) = 2 \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} - 1 \tag{2}$$

Em seguida, de acordo com a Definição 3, os valores de valência  $f_v$  e excitação  $f_a$  são definidos pelas médias da normalização de suas respectivas funções de avaliação:

$$f_v = f_n(vt)$$

$$f_a = \frac{f_n(vt) + f_n(dt)}{2} \quad (3)$$

Determinados os valores, estes passam pela função objetivo da **Definição 1** e recebem o valor final do indivíduo.

## 5 Experimentos

Os experimentos realizados têm o objetivo de investigar o potencial da aplicação em gerar composições que passam diferentes emoções, a partir da transformação das notas de uma melodia de referência. Espera-se que o modelo proposto na **Seção 3** possa ser utilizado em melodias de qualquer tamanho.

Como ponto de partida para o algoritmo, foram escolhidas melodias de tamanhos distintos: a Escala de Dó maior (**Figura 6**) e uma melodia simples *Ah vous dirai-je, Maman* (**Figura 7**), popularmente conhecida como “Brilha Brilha Estrelinha”, de origem e autor indefinidos. Mesmo que seja necessária uma maior taxa de mutação nas primeiras gerações, é importante que todos os indivíduos sejam inicializados com os mesmos valores para transformar a melodia de referência e aumentar as possibilidades de encontrar um resultado final que tenha sentido musical. Não é possível garantir tal requisito a partir de melodias aleatórias, pois as funções de avaliação definidas na **Seção 4.3** apenas avaliam combinações de notas musicais que podem levar a uma emoção alvo. No entanto, fica implícita a quantidade de modificações que serão realizadas na melodia. Essa estratégia também é utilizada em trabalhos de Composição Algorítmica (CA) que utilizam algoritmos evolutivos livres de função de avaliação [13].



Figura 6: Escala de Dó maior.

Figura 7: Melodia *Ah vous dirai-je, Maman*. Origem e autor indefinidos.



Em todos os experimentos os parâmetros foram definidos empiricamente. O tamanho da população foi de 1200 indivíduos e o critério de parada do algoritmo é o número máximo de iterações, definido como 1000 iterações. Também foram definidas emoções alvo em todos os quadrantes do modelo emocional Circumplexo (Figura 1) para avaliar as soluções obtidas com as combinações das funções de valência e excitação (Seção 4.3). A Tabela 1 apresenta os pontos alvo e as emoções que estão próximas a esses pontos no modelo, associados aos quadrantes aos quais pertencem. O algoritmo foi executado 100 vezes para cada experimento.

Tabela 1: Pontos alvo definidos em cada quadrante para os experimentos e as emoções do Modelo Circumplexo que se aproximam de tais pontos.

Quadrante	Ponto Alvo	Emoção Aproximada
1 <sup>o</sup>	(0.5, 0.5)	<i>Excitement</i> (animação)
2 <sup>o</sup>	(-0.5, 0.5)	<i>Distress</i> (angústia)
3 <sup>o</sup>	(-0.5, -0.5)	<i>Depression</i> (depressão)
4 <sup>o</sup>	(0.5, -0.5)	<i>Contentment</i> (contentamento)

## 5.1 Experimento 1: Escala de Dó maior

A Escala de Dó maior foi utilizada como ponto de partida para avaliar melodias pequenas. Para gerar um maior número de possibilidades de melodias, e assim explorar melhor o espaço de busca, a escala foi duplicada para conter um maior número de notas. Logo, todos os indivíduos da população inicial são compostos por 16 notas, conforme a melodia da Figura 8. Os parâmetros do algoritmo foram definidos empiricamente como 0.5 para a taxa de *crossover* e 0.02 para a taxa de mutação. Todos os resultados encontrados ao final da evolução representam a média das 100 execuções realizadas no experimento. Em média, cada execução demorou 597 milissegundos.



Figura 8: Escala de Dó maior duplicada. Essa melodia compõe todos os indivíduos da população inicial.

A Tabela 2 contém o ponto onde foram inicializados todos os indivíduos da população ( $p_0$ ), o ponto médio para o qual a população evoluiu ( $p_f$ ) e a sua distância final ( $f(x)$ ) para o ponto alvo de cada quadrante ( $t$ ), que é o valor da função objetivo. Os resultados também podem ser visualizados na Figura 9.

- Os pontos que mais se aproximaram do alvo foram os do primeiro e terceiro quadrantes. Nos demais quadrantes, a população não alcançou uma distância suficientemente próxima do ponto alvo.
- Para cada objetivo, a população final evoluiu para pontos iguais. A porcentagem média da população que alcança o mesmo valor de função objetivo é de 100% para todos os quadrantes. Várias melodias distintas foram encontradas para esses indivíduos.
- Apesar da convergência prematura observada na Figura 10, os indivíduos do primeiro quadrante alcançaram um melhor valor de função objetivo em relação aos demais, seguido dos indivíduos do terceiro quadrante, onde a evolução teve uma convergência mais suave. Ainda assim, não foi possível encontrar o alvo escolhido. No segundo e no quarto quadrante, os indivíduos ficaram presos em um mínimo local.

Em média, foram encontradas 44 melodias distintas para o primeiro quadrante, 332 para o segundo, 140 para o terceiro e 48 para o quarto quadrante. São consideradas melodias distintas aquelas que se diferem por pelo menos uma nota. Isso indica um potencial de encontrar variações de melodias para uma mesma emoção.

A Figura 11 apresenta as melodias dos melhores indivíduos encontrados para cada emoção alvo. Todas as melodias estão disponíveis para serem ouvidas no MuseScore<sup>2</sup>. Apesar dos indivíduos não terem alcançado as emoções alvo, houve uma transformação da melodia original, apresentando características esperadas conforme as funções de avaliação. As melodias não diferem muito entre si, pois preservam parte dada como entrada. Na

<sup>2</sup><https://musescore.com/user/40303472/scores/7457687/s/BWTXRc>

Tabela 2: Evolução dos indivíduos do AG no Experimento 1.

Quadrante	Ponto inicial ( $p_0$ )	Ponto final ( $p_f$ )	Ponto alvo final ( $p_t$ )	$f(x)$
1 <sup>o</sup>	(-0.067, -0.079)	(0.600, 0.401)	(0.5, 0.5)	0.140
2 <sup>o</sup>	(-0.067, -0.079)	(-0.200, 0.009)	(-0.5, 0.5)	0.590
3 <sup>o</sup>	(-0.067, -0.079)	(-0.600, -0.340)	(-0.5, -0.5)	0.184
4 <sup>o</sup>	(-0.067, -0.079)	(0.200, 0.053)	(0.5, -0.5)	0.629

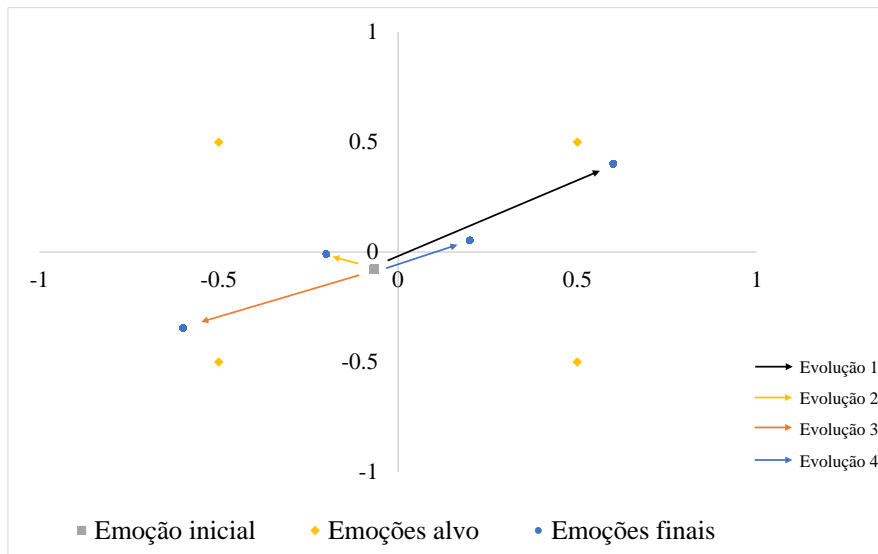


Figura 9: Resultados da evolução dos indivíduos do Experimento 1 para cada quadrante do Modelo Circumplexo.

Os gráficos contém o ponto da inicialização da população ( $p_0$ ), os pontos para onde a população evoluiu ( $p_f$ ) e o ponto alvo ( $p_t$ ). As setas indicam a evolução da população para a emoção alvo de cada quadrante.

Figura 11a e Figura 11d é possível observar que o algoritmo levou a melodias com uma maior variedade de notas. A Figura 11b apresenta uma menor variedade de notas e maior predominância de notas mais agudas, enquanto na Figura 11c predominam notas mais graves e com menor variedade. A Tabela 3 indica o valor de função objetivo ( $f_x$ ) de tais indivíduos, bem como a geração e a execução do experimento em que esse valor foi encontrado.

## 5.2 Experimento 2: *Ah vous dirai-je, Maman*

A melodia *Ah vous dirai-je, Maman* (Figura 7) foi utilizada como ponto de partida para avaliar melodias um pouco maiores, representando uma música completa. Logo, todos os indivíduos da população inicial são compostos por 48 notas. Os parâmetros do algoritmo foram definidos empiricamente como 0.7 para a taxa de *crossover* e 0.25 para a taxa de mutação. Todos os resultados encontrados ao final da evolução representam a média das 100 execuções realizadas no experimento. Em média, cada execução demorou 3.08 segundos.

A Tabela 4 contém o ponto onde foram inicializados todos os indivíduos da população ( $p_0$ ), o ponto médio para o qual a população evoluiu ( $p_f$ ) e a sua distância final ( $f(x)$ ) para o ponto alvo de cada quadrante ( $t$ ), que é o valor da função objetivo. Os resultados também podem ser visualizados na Figura 12.

- Os pontos que mais se aproximaram do alvo foram os do terceiro quadrante, seguidos dos valores de valência

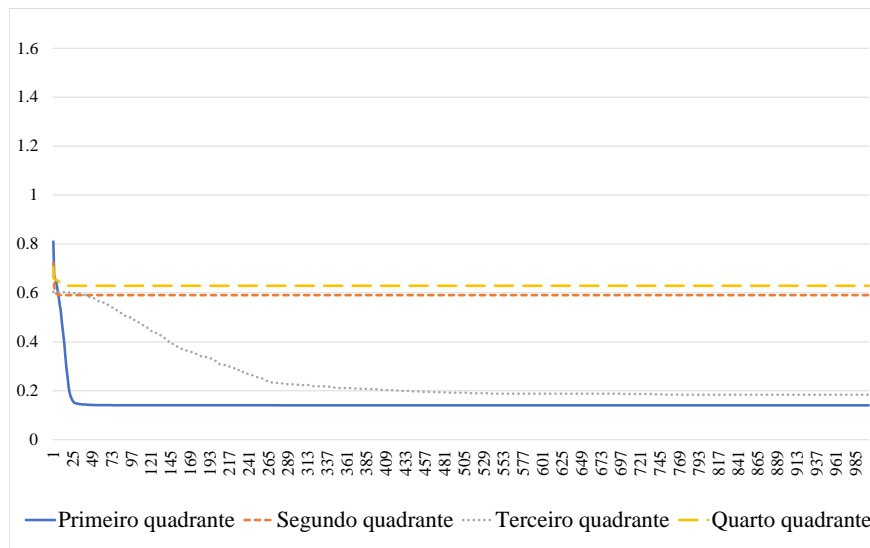


Figura 10: Resultados da convergência da função objetivo  $f(x)$  dos indivíduos para os objetivos em cada quadrante do Modelo Circumplexo no Experimento 1.

Tabela 3: Valores de função objetivo ( $f_x$ ) dos melhores indivíduos de cada quadrante, seguidos das gerações e dos números das execuções em que foram encontrados no Experimento 1.

Indivíduo	$f(x)$	Geração	Execução
Figura 11a	0.139824	25	4
Figura 11b	0.590909	1	1
Figura 11c	0.184077	52	12
Figura 11d	0.620521	15	6

e excitação para o primeiro e quarto quadrantes. Diferente dos resultados apresentados na Figura 9, a única população que não alcançou uma distância suficientemente próxima do ponto alvo, foi a do objetivo localizado no segundo quadrante.

- Para cada objetivo, a população final evoluiu para pontos muito próximos ou iguais. A porcentagem média da população que alcança o mesmo valor de função objetivo é de 99% para o primeiro quadrante, 96.77% para o segundo quadrante, 100% para o terceiro quadrante e 99% para o quarto quadrante. Ainda assim, várias melodias distintas foram encontradas para esses indivíduos.
- Na Figura 13 observa-se convergência prematura apenas para os valores de função objetivo relacionadas às emoções alvo presentes no segundo e no terceiro quadrantes. Para os valores presentes no primeiro e no quarto quadrante, a convergência foi mais suave, porém ainda não foi possível encontrar o alvo escolhido.

Em média, foram encontradas 1120 melodias distintas para a primeira emoção alvo, 1199 para a segunda, 1199 para a terceira e 1196 para a quarta emoção. São consideradas melodias distintas aquelas que se diferem por pelo menos uma nota. Não houve melodias encontradas como mesmo resultado entre emoções distintas nesse experimento.

As Figuras 14a, 14c e 14d apresentam as melodias dos melhores indivíduos encontrados para cada emoção alvo. Estas também estão disponíveis no MuseScore<sup>3</sup>. Em relação ao que foi obtido com as funções de avaliação, as melodias com maior variedade de notas são as da Figura 14a e 14d, onde a valência é positiva, sendo que

<sup>3</sup><https://musescore.com/user/40303472/scores/7457732/s/ZaS8Co>

a última apresenta notas mais graves. Como a melodia da [Figura 14b](#) foi a que mais se distanciou da emoção alvo, esta ainda apresenta bastante variedade de notas graves, sendo que o esperado era uma variedade pequena e notas mais agudas. Por fim, a melodia que mais se aproximou da emoção alvo foi a da [Figura 14c](#), que apresenta notas graves e com pouca variedade. É também a que mais se aproxima da melodia inicial ([Figura 7](#)), visto que a população inicial também se situa no terceiro quadrante.

A transformação, por sua vez, realizou sucessivas modificações na melodia, em diversos momentos levando as notas próximas ao limite inferior do intervalo [20, 108] definido. Isso pode ser devido às altas taxas de *crossover* e mutação que foram necessárias nesse experimento. Além disso, em comparação com o primeiro experimento, os indivíduos das [Figuras 14a](#), [14d](#) e [14b](#) demoraram mais gerações para encontrar o valor final de função objetivo. Portanto, as melodias sofreram ainda mais modificações. A [Tabela 5](#) indica o valor de função objetivo ( $f_x$ ) de tais indivíduos, bem como a geração e a execução do experimento em que esse valor foi encontrado.

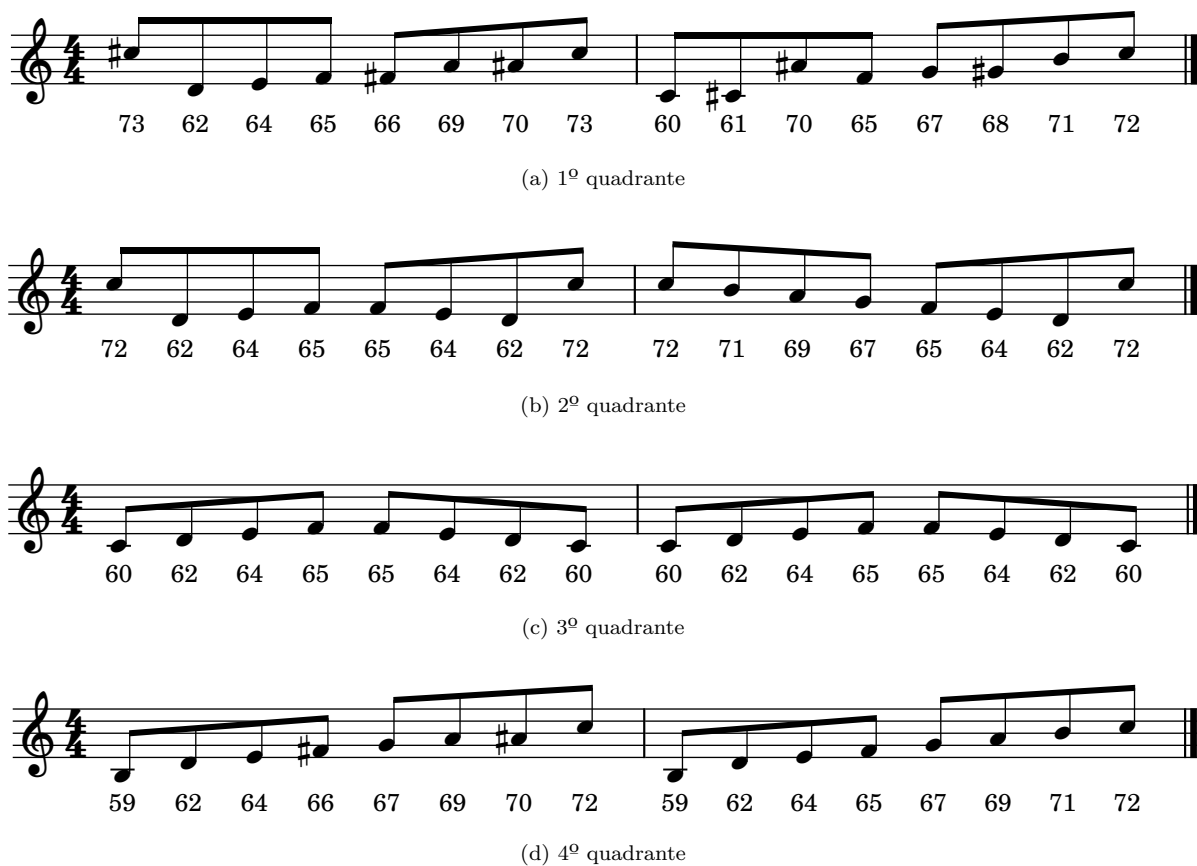


Figura 11: Resultados das melodias geradas no [Experimento 1](#), visando os objetivos de cada quadrante do Modelo Circumplexo.

Tabela 4: Evolução dos indivíduos do AG no [Experimento 2](#).

Quadrante	Ponto inicial ( $p_0$ )	Ponto final ( $p_f$ )	Ponto alvo final ( $t$ )	$f(x)$
1º	(-0.744, -0.417)	(0.574, 0.368)	(0.5, 0.5)	0.151
2º	(-0.744, -0.417)	(-0.192, -0.081)	(-0.5, 0.5)	0.657
3º	(-0.744, -0.417)	(-0.532, -0.391)	(-0.5, -0.5)	0.113
4º	(-0.744, -0.417)	(0.404, -0.297)	(0.5, -0.5)	0.223

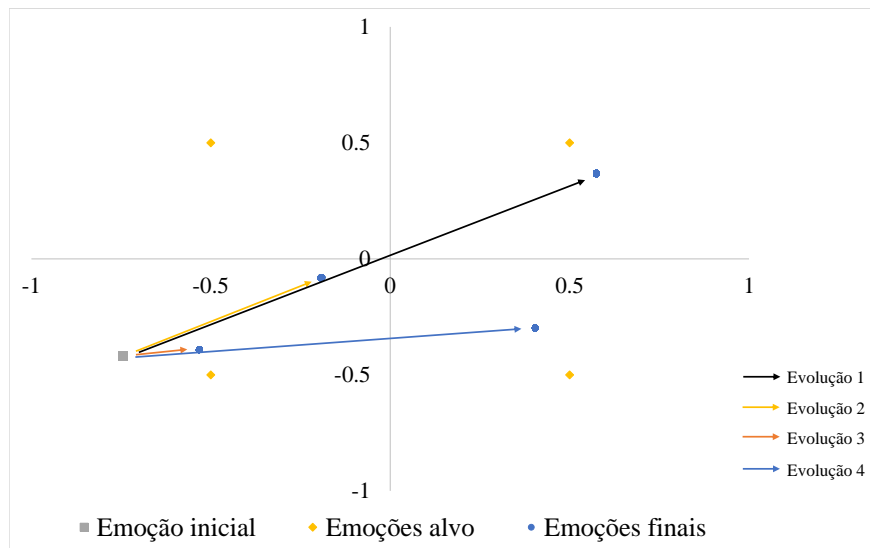


Figura 12: Resultados da evolução dos indivíduos do **Experimento 2** para cada quadrante do Modelo Circumplexo.

Os gráficos contém o ponto da inicialização da população ( $p_0$ ), os pontos para onde a população evoluiu ( $p_f$ ) e o ponto alvo ( $t$ ). As setas indicam a evolução da população para a emoção alvo de cada quadrante.

Tabela 5: Valores de função objetivo ( $f_x$ ) dos melhores indivíduos de cada quadrante, seguidos das gerações e dos números das execuções em que foram encontrados no **Experimento 2**.

Indivíduo	$f(x)$	Geração	Execução
Figura 14a	0.123985	981	58
Figura 14b	0.640735	760	10
Figura 14c	0.102761	198	66
Figura 14d	0.223657	312	17

## 6 Discussão e trabalhos futuros

No geral, como apenas os valores das notas que compõem a melodia são avaliados, a busca fica limitada pelo tamanho da melodia e pelo instrumento escolhido, que determina a variedade de notas que podem ser usadas. Conforme observado na **Figura 10**, por exemplo, os indivíduos das populações do segundo e do quarto quadrante ficam presos num mínimo local. Uma possível causa para esse problema é a característica da variação tonal entrar em conflito quando o algoritmo minimiza o eixo da valência e maximiza o eixo da excitação ou vice versa. Nesse caso, o algoritmo tenta aumentar a variação tonal para um eixo e diminuir para o outro. Uma maneira de diminuir o conflito é atribuindo novas características musicais à valência e à excitação.

Criar melodias maiores e explorar outras características musicais, como por exemplo o timbre, amplia as possibilidades de novas melodias e pode auxiliar a alcançar um maior número de emoções apenas com as funções de avaliação já implementadas. Nesse trabalho, a característica musical do tom foi utilizada como critério de avaliação. Porém, outras características discretas, como a densidade rítmica podem alcançar correlatos emocionais [43]. O mais comum entre sistemas de Composição Algorítmica Afetiva (CAA) é gerar melodias que contém combinações dessas características. Em trabalhos futuros, pretende-se implementar as características de articulação, dinâmica, modo, ritmo, tempo e timbre, que são as mais implementadas [44]. Além da implementação de mais características musicais, as harmonias podem ajudar a alcançar mais resultados em melodias menores. A

implementação, no entanto, é mais complexa e exige a reestruturação do sistema em trabalhos futuros. Conforme explicado na [Seção 4.3](#), as funções avaliam a característica musical do tom, de forma a gerar melodias

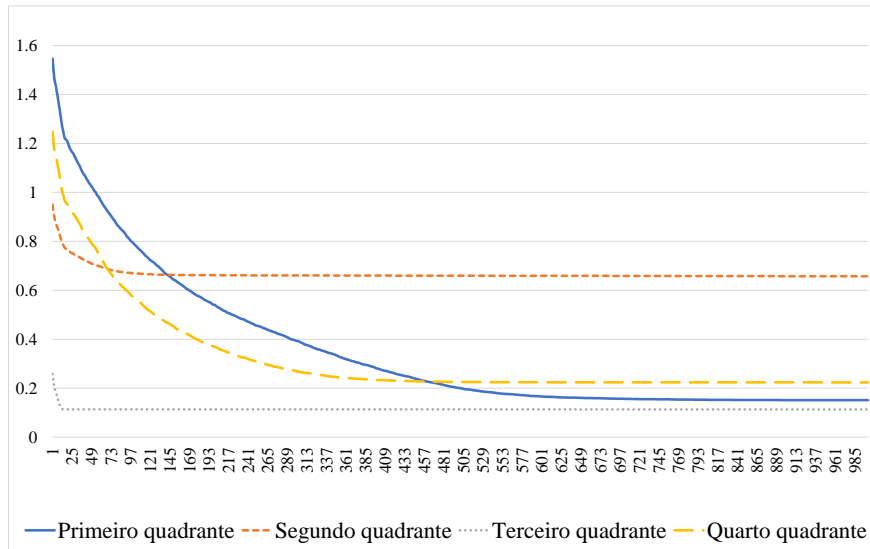
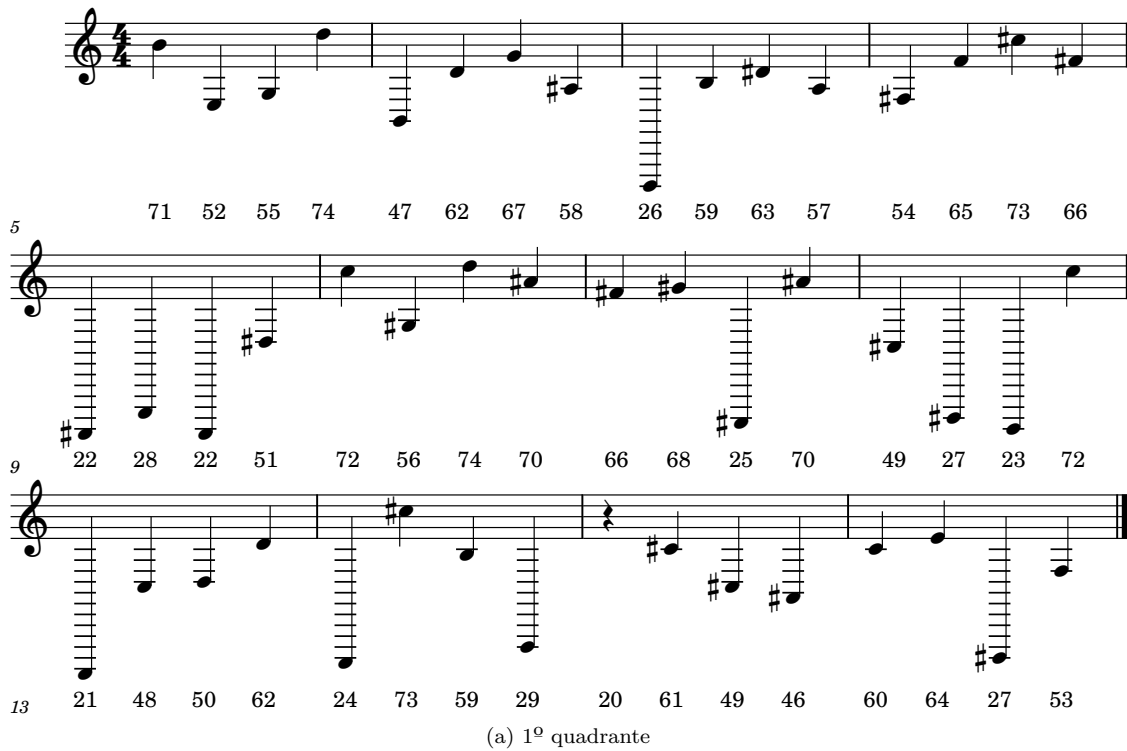


Figura 13: Resultados da convergência da função objetivo  $f(x)$  dos indivíduos do Experimento 2 para os objetivos em cada quadrante do Modelo Circumplexo.



5 54 53 55 61 58 64 58 65 65 58 57 63 22 50 67 55

9 22 20 67 50 20 55 49 52 21 59 59 65 23 67 57 67

13 65 67 49 53 62 62 49 58 59 23 64 63 61 59 53 54

(b) 2º quadrante

53 52 55 55 57 62 61 58 57 58 62 57 55 56 52 56

5 52 52 57 52 57 58 55 20 53 61 57 56 53 53 59 53

9 53 52 58 55 62 62 58 60 20 58 62 61 55 54 52 20

(c) 3º quadrante

que levam a aproximações de correlatos emocionais no Modelo Circumplexo. Há estudos em que o AG não possui função de avaliação, sendo o próprio usuário o avaliador das melodias [1, 2, 47], ou utilizam avaliação do usuário além da função de avaliação [25]. Essa é uma opção interessante, pois o que garante que a melodia de fato apresenta a emoção desejada, é a avaliação final do ouvinte. Nesse caso, em trabalhos futuros as funções de *fitness* podem funcionar como um guia inicial para se alcançar as emoções desejadas, mas a qualidade final da melodia fica a critério do usuário. Assim, mesmo pessoas com pouco conhecimento em composição musical poderiam utilizar o sistema [47].

Em relação a avaliação final da conformidade dos resultados com a emoção ou emoções esperadas, há alguns trabalhos que realizam experimentos com ouvintes para a avaliação dos resultados das melodias, como [3, 33, 29,

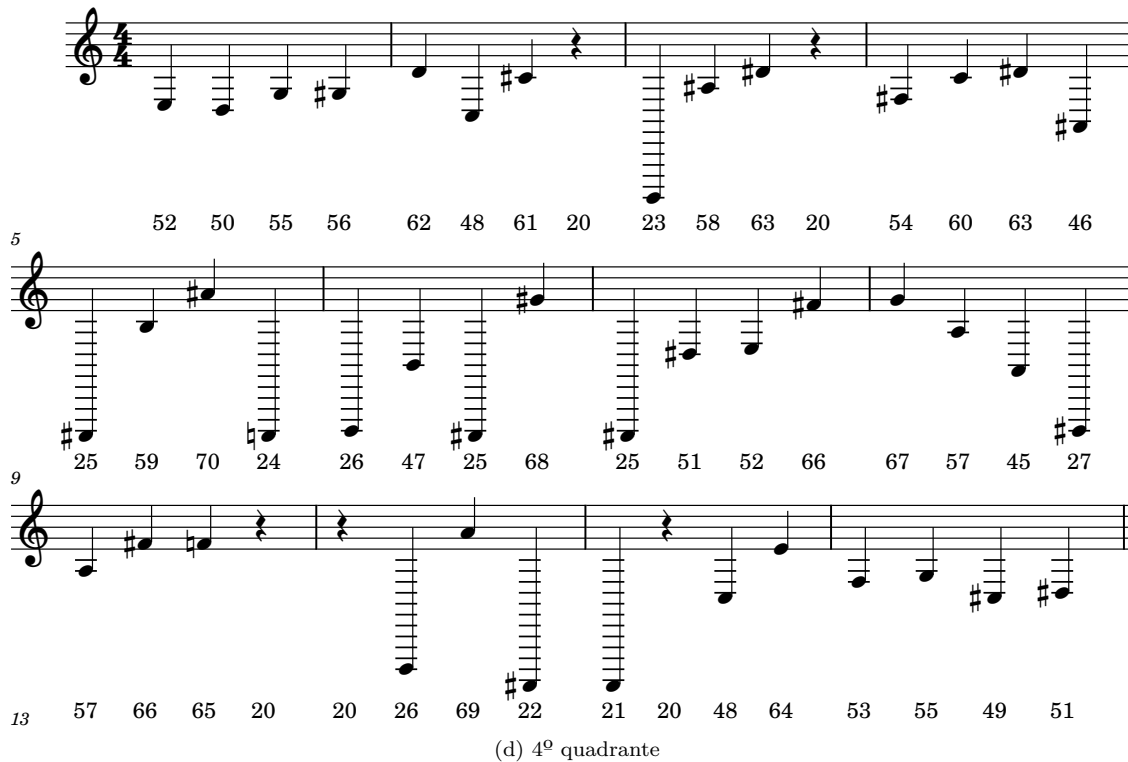


Figura 14: Resultados das melodias geradas visando os objetivos do terceiro e quarto quadrantes do Modelo Circumplexo.

34, 41, 42, 38, 9, 6]. Utiliza-se inclusive técnicas de *biofeedback*, com o auxílio de sensores para coletar dados dos participantes e medir a emoção sentida [20, 7]. No entanto, o propósito a longo prazo desse trabalho não é avaliar a percepção do ouvinte, mas sim encontrar melodias que alcançam as emoções do Modelo Circumplexo, auxiliando o usuário a alcançar seu objetivo. Um dos desafios para a construção do modelo evolutivo é encontrar parâmetros que façam com que a população evolua para qualquer emoção alvo. Uma forma de buscar várias emoções no Modelo Circumplexo ao mesmo tempo, é utilizar um algoritmo evolutivo multiobjetivo. Ao minimizar os eixos da valência e da excitação, por exemplo, os pontos não dominados do terceiro quadrante podem representar parte das emoções que se encontram nele. Com essa abordagem, algumas melodias seriam geradas como resultado final e o usuário poderia escolher um resultado de acordo com a emoção que deseja passar com a composição.

Por fim, apesar de que as emoções alvo não foram alcançadas, o algoritmo cumpre o seu objetivo de gerar transformações de uma melodia inicial que tenham qualquer tamanho. Considera-se nesse caso, que as transformações são qualquer variação criada a partir da melodia inicial, sem preocupar com questões de originalidade em relação a essa melodia, como em [13]. O único quadrante em que não foi possível encontrar melodias que se aproximam da emoção alvo foi o segundo quadrante. Porém, espera-se que a implementação de mais características musicais possa colaborar para aumentar a diversidade das soluções. Nos demais quadrantes foi possível encontrar uma boa variedade de melodias, oferecendo uma vantagem sobre sistemas que utilizam modelos categóricos, como [31] ou que buscam resultados apenas no primeiro quadrante em modelos dimensionais, como [42]. Não houve melodia encontrada como mesmo resultado entre emoções distintas. Considerando que para cada experimento foram geradas 480000 melodias no total, isso pode indicar que o sistema não gera sobreposição de emoções.

## 7 Conclusão

Este trabalho reúne os conceitos de música, emoções e composição algorítmica para a implementação de algoritmos transformativos no campo da Composição Algorítmica Afetiva (AAC). É possível concluir que a realização de múltiplas transformações afetivas em melodias se dá através da combinação dos muitos fatores que transformam uma música em várias versões de acordo com o estado emocional desejado pelo compositor. Tais fatores podem



ser características musicais e a escolha do modelo emocional a ser implementado. 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 de um sistema transformativo: 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 no futuro [31]. Seja no contexto de jogos eletrônicos, como um sistema que utiliza de emoções de personagens para realizar transformações na trilha, ou no contexto da saúde, como uma forma de terapia, utilizando as emoções dos próprios ouvintes como base para a composição. Nesse contexto, o sistema adaptativo pode ser usado como uma Interface Musical Cérebro-Computador (BCMI), através da utilização de *biofeedback* para realizar transformações na música ouvida pelo paciente, induzindo-o à emoção desejada.

O presente trabalho apresenta uma proposta para realizar transformações em melodias utilizando um Algoritmo Genético (AG). Os experimentos indicam que é possível encontrar composições que passam emoções positivas e negativas. Porém, ainda há fatores que precisam ser melhorados para atingir o objetivo final de identificar estratégias para realizar múltiplas transformações afetivas em melodias. A complexidade harmônica, nesse caso, foi deixada de lado para simplificar as transformações. Como consequência, pode-se esperar uma perda na definição das emoções passadas pela música [27].

O algoritmo cumpriu o seu objetivo de gerar transformações de uma melodia inicial que tenham qualquer tamanho. Porém poderia-se investigar em um trabalho futuro se a adição da complexidade harmônica poderia auxiliar no aumento das emoções alcançadas. A princípio, será priorizada a implementação de estratégias para controlar as modificações realizadas nas melodias e ao mesmo tempo aumentar a diversidade de composições, conforme discutido na [Seção 6](#). A avaliação apenas da característica musical do tom torna a busca limitada pelo tamanho da melodia e pelo instrumento escolhido. Logo, serão exploradas outras funções de avaliação para lidar com as demais características musicais, tais como: ritmo, tempo, articulação, timbre e modo. Do ponto de vista computacional, espera-se que as mudanças na implementação colaborem para a diversidade da solução, principalmente por se tratar de um problema criativo, que não visa alcançar apenas um resultado ótimo, mas utiliza os indivíduos obtidos na população final do AG para gerar diversas melodias e guiar o compositor a uma composição que passa a emoção desejada.

## Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com o apoio financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Brasil; da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), Brasil; do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Brasil e da Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Brasil.

## Referências

- [1] John A. Biles. GenJam: A Genetic Algorithm for Generating Jazz Solos. In *ICMC Proceedings*, July 1994.
- [2] John A. Biles. Chapter 5 - genjam: Evolution of a jazz improviser. In Peter J. Bentley and David W. Corne, editors, *Creative Evolutionary Systems*, page 15. Morgan Kaufmann, San Francisco, 2001. doi: [10.1016/B978-155860673-9/50042-2](https://doi.org/10.1016/B978-155860673-9/50042-2).
- [3] Roberto Bresin and Anders Friberg. Emotional Coloring of Computer-Controlled Music Performances. *Computer Music Journal*, 24(4):44–63, December 2000. doi: [10.1162/014892600559515](https://doi.org/10.1162/014892600559515).
- [4] Andrew R. Brown and Thorin Kerr. ADAPTIVE MUSIC TECHNIQUES. In *Proceedings of Improvise: the Australasian Computer Music Conference 2009*, page 7, 2009.
- [5] Filippo Carnovalini and Antonio Rodà. Computational Creativity and Music Generation Systems: An Introduction to the State of the Art. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3:14, April 2020. doi: [10.3389/frai.2020.00014](https://doi.org/10.3389/frai.2020.00014).
- [6] Paul Cohen and 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. doi: [10.1145/3319619.3321883](https://doi.org/10.1145/3319619.3321883).
- [7] Ian Daly, Asad Malik, James Weaver, Faustina Hwang, Slawomir J. Nasuto, Duncan Williams, Alexis Kirke, and Eduardo 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 (CEECE)*, pages 87–92, Colchester, United Kingdom, September 2015. IEEE. doi: [10.1109/CEECE.2015.7332705](https://doi.org/10.1109/CEECE.2015.7332705).

- [8] Tuomas Eerola and Jonna K. Vuoskoski. A Review of Music and Emotion Studies: Approaches, Emotion Models, and Stimuli. *Music Perception*, 30(3):307–340, February 2013. doi: [10.1525/mp.2012.30.3.307](https://doi.org/10.1525/mp.2012.30.3.307).
- [9] Lucas Ferreira and Jim Whitehead. Learning to Generate Music With Sentiment. In *Proceedings of the 20th International Society for Music Information Retrieval Conference*, November 2019. Publisher: Zenodo, doi: [10.5281/ZENODO.3527824](https://doi.org/10.5281/ZENODO.3527824).
- [10] 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. Disponível em <http://www.repositorio.ufop.br/handle/123456789/2166>, Accepted: 2013-02-14T18:14:32Z.
- [11] Alan. R. R. Freitas. Métodos de Composição Algorítmica. Disponível em [https://hugepdf.com/download/livre-decom\\_pdf](https://hugepdf.com/download/livre-decom_pdf), 2015.
- [12] Alan R. R. Freitas and Frederico G. Guimarães. GERAÇÃO DE MELODIAS ORIGINAIS USANDO COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA. In *X CONGRESSO BRASILEIRO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL*, 2011.
- [13] Alan R. R. Freitas and 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, 2011. ACM Press. doi: [10.1145/2001576.2001634](https://doi.org/10.1145/2001576.2001634).
- [14] Alan. R. R. Freitas, Frederico G. Guimarães, and Rogério Barbosa. Ideas in automatic evaluation methods for melodies in algorithmic composition. *Proceedings of the 9th Sound and Music Computing Conference, SMC 2012*, January 2012.
- [15] Anders Friberg, Vittorio Colombo, Lars Frydén, and Johan Sundberg. Generating Musical Performances with Director Musices. *Computer Music Journal*, 24(3):23–29, September 2000. doi: [10.1162/014892600559407](https://doi.org/10.1162/014892600559407).
- [16] Alf Gabrielsson. Emotion perceived and emotion felt: Same or different? *Musicae Scientiae*, 5(1\_suppl):123–147, September 2001. doi: [10.1177/10298649020050S105](https://doi.org/10.1177/10298649020050S105).
- [17] James Russell. A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39:1161–1178, December 1980. doi: [10.1037/h0077714](https://doi.org/10.1037/h0077714).
- [18] 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.
- [19] Patrik N. Juslin and 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. doi: [10.1080/0929821042000317813](https://doi.org/10.1080/0929821042000317813).
- [20] Alexis Kirke and Eduardo 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.
- [21] Alexis Kirke, Eduardo Miranda, and 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 2013. ISBN: 9783832534721, Publisher: Zenodo, doi: [10.5281/ZENODO.850216](https://doi.org/10.5281/ZENODO.850216).
- [22] Alexis Kirke and Eduardo R. Miranda. A survey of computer systems for expressive music performance. *ACM Computing Surveys*, 42(1):1–41, December 2009. doi: [10.1145/1592451.1592454](https://doi.org/10.1145/1592451.1592454).
- [23] Alexis Kirke, Eduardo R. Miranda, and Slawomir J. Nasuto. Learning to Make Feelings: Expressive Performance as a Part of a Machine Learning Tool for Sound-Based Emotion Control. In David Hutchison, Takeo Kanade, Josef Kittler, Jon M. Kleinberg, Friedemann Mattern, John C. Mitchell, Moni Naor, Oscar Nierstrasz, C. Pandu Rangan, Bernhard Steffen, Madhu Sudan, Demetri Terzopoulos, Doug Tygar, Moshe Y. Vardi, Gerhard Weikum, Mitsuko Aramaki, Mathieu Barthet, Richard Kronland-Martinet, and Sølvi Ystad, editors, *From Sounds to Music and Emotions*, volume 7900, pages 490–499. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2013. Series Title: Lecture Notes in Computer Science. doi: [10.1007/978-3-642-41248-6\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-642-41248-6_9).
- [24] Alexandra Lamont and Tuomas Eerola. Music and emotion: Themes and development. *Musicae Scientiae*, 15(2):139–145, July 2011. doi: [10.1177/1029864911403366](https://doi.org/10.1177/1029864911403366).
- [25] Roberto Legaspi, Yuya Hashimoto, Koichi Moriyama, Satoshi Kurihara, and 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. doi: [10.1145/1216295.1216335](https://doi.org/10.1145/1216295.1216335).

- [26] Chien-Hung Liu and 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. doi: [10.1109/CEC.2017.7969627](https://doi.org/10.1109/CEC.2017.7969627).
- [27] Steven R. Livingstone and 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. doi: [10.13140/RG.2.1.3608.7841/1](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3608.7841/1).
- [28] Steven R Livingstone, Andrew R Brown, and Ralf Muhlberger. Influencing the Perceived Emotions of Music with Intent. *S. R.*, page 11, 2005. doi: [10.13140/RG.2.1.1860.7762](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1860.7762).
- [29] Steven R. Livingstone, Ralf Muhlberger, Andrew R. Brown, and William F. Thompson. Changing Musical Emotion: A Computational Rule System for Modifying Score and Performance. *Computer Music Journal*, 34(1):41–64, March 2010. doi: [10.1162/comj.2010.34.1.41](https://doi.org/10.1162/comj.2010.34.1.41).
- [30] Steven R. Livingstone, Ralf Muhlberger, Andrew R. Brown, and Andrew Loch. Controlling musical emotionality: an affective computational architecture for influencing musical emotions. *Digital Creativity*, 18(1):43–53, March 2007. doi: [10.1080/14626260701253606](https://doi.org/10.1080/14626260701253606).
- [31] Alex R. Lopez, António Oliveira, and Amílcar Cardoso. Real-time emotion-driven music engine. In *Proceedings of the International Conference on Computational Creativity*, January 2010.
- [32] António P. Oliveira and 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, 2008.
- [33] António P. Oliveira and Amílcar Cardoso. AUTOMATIC MANIPULATION OF MUSIC TO EXPRESS DESIRED EMOTIONS. In *Proceedings of the 6th Sound and Music Computing Conference*, page 6, 2009.
- [34] António P. Oliveira and Amílcar Cardoso. A musical system for emotional expression. *Knowledge-Based Systems*, 23(8):901–913, December 2010. doi: [10.1016/j.knosys.2010.06.006](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2010.06.006).
- [35] 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. doi: [10.1080/0929821042000317822](https://doi.org/10.1080/0929821042000317822).
- [36] Klaus R. Scherer and 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.
- [37] Catherine Schmidt-Jones. Understanding Basic Music Theory, 2013. Disponível em <https://open.umn.edu/opentextbooks/textbooks/257>.
- [38] Marco Scireà, Peter Eklund, Julian Togelius, and Sebastian Risi. Towards an experiment on perception of affective music generation using metacompose. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, pages 131–132, Kyoto Japan, July 2018. ACM. doi: [10.1145/3205651.3205745](https://doi.org/10.1145/3205651.3205745).
- [39] TA Stapleford. The Harmony, Melody, and Form of HERMAN, a Real-Time Music Generation System, 1998.
- [40] Duncan Williams, Alexis Kirke, Joel Eaton, Eduardo Miranda, Ian Daly, James Hollowell, Etienne Roesch, Faustina Hwang, and Slawomir Nasuto. DYNAMIC GAME SOUNDTRACK GENERATION IN RESPONSE TO A CONTINUOUSLY VARYING EMOTIONAL TRAJECTORY. In *AES 56TH CONFERENCE ON AUDIO FOR GAMES*, page 6, 2015.
- [41] Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo Miranda, Ian Daly, James Hollowell, James Weaver, Asad Malik, Etienne Roesch, Faustina Hwang, and Slawomir Nasuto. Investigating Perceived Emotional Correlates of Rhythmic Density in Algorithmic Music Composition. *ACM Transactions on Applied Perception*, 12(3):1–21, July 2015. doi: [10.1145/2749466](https://doi.org/10.1145/2749466).
- [42] Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo Miranda, Ian Daly, Faustina Hwang, James Weaver, and Slawomir 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. doi: [10.1145/3059005](https://doi.org/10.1145/3059005).
- [43] Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo R Miranda, Etienne Roesch, Ian Daly, and Slawomir Nasuto. Investigating affect in algorithmic composition systems. *Psychology of Music*, 43(6):831–854, November 2015. doi: [10.1177/0305735614543282](https://doi.org/10.1177/0305735614543282).
- [44] Duncan Williams, Alexis Kirke, Eduardo Reck Miranda, Etienne B. Roesch, and Slawomir J. Nasuto. Towards Affective Algorithmic Composition. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Music & Emotion*. University of Jyväskylä, Department of Music, 2013. Disponível em: <https://jyx.jyu.fi/handle/123456789/41592>, Accepted: 2013-05-28T10:52:47Z.

- 
- [45] Marcel Zentner, Didier Grandjean, and Klaus R. Scherer. Emotions evoked by the sound of music: Characterization, classification, and measurement. *Emotion*, 8(4):494–521, 2008. doi: [10.1037/1528-3542.8.4.494](https://doi.org/10.1037/1528-3542.8.4.494).
  - [46] Zhang Kejun and 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. doi: [10.1109/CAIDCD.2010.5681231](https://doi.org/10.1109/CAIDCD.2010.5681231).
  - [47] Hua Zhu, Shangfei Wang, and 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. doi: [10.1109/CSSE.2008.1203](https://doi.org/10.1109/CSSE.2008.1203).