UM MODELO EVOLUTIVO MULTIOBJETIVO PARA COMPOSIÇÃO ALGORÍTMICA AFETIVA

Carla Sanches Nere dos Santos
Universidade Federal de Ouro Preto - Departamento de Computação
Campus Universitário Morro do Cruzeiro, s/n, CEP 35400-000, Ouro Preto/MG
carla.nere@aluno.ufop.edu.br

Alan Robert Resende de Freitas
The C++ Alliance, Inc.
Westlake Village, CA 91362
alan@cppalliance.org

RESUMO

Sistemas de Composição Algorítmica Afetiva buscam gerar melodias que podem expressar ou provocar emoções. Esses sistemas se aplicam a diferentes contextos, como saúde e entretenimento. Este trabalho apresenta um modelo evolutivo multiobjetivo, que transforma melodias a fim de passar emoções para o ouvinte. Os resultados mostram que o modelo alcançou emoções positivas e um pequeno número de emoções negativas.

PALAVRAS CHAVE. Otimização Multiobjetivo, Computação Evolutiva, Composição Algorítmica Afetiva.

Tópicos: Inteligência Computacional (IC), Otimização Combinatória (OC).

ABSTRACT

Affective Algorithmic Composition systems seek to generate melodies that can express or induce emotions. These systems apply to different fields, like health and entertainment. This work presents a multi-objective evolutionary model, which transforms melodies to convey emotions to the listener. The results show that the model achieved positive emotions and a small number of negative emotions.

KEYWORDS. Multi-objective Optimization. Evolutionary Computing. Affective Algorithmic Composition.

Paper topics: Computational Intelligence, Combinatorial Optimization.

https://proceedings.science/p/157526?lang=pt-br

1. Introdução

Sistemas de Composição Algorítmica Afetiva (*Affective Algorithmic Composition* (AAC), em inglês) são sistemas de composição algorítmica voltados para a expressão musical, gerando automaticamente músicas que contém cargas emocionais. O sistema AAC abordado neste trabalho é implementado por algoritmos transformativos. Esses algoritmos transformam uma música dada como entrada em uma composição semelhante por meio da variação de características musicais. A sua escolha depende do objetivo do sistema (por exemplo, se este será voltado para a performance musical ou se pretende gerar músicas em vários estilos [Biles, 1994, 2002; Liu e Ting, 2017]).

A associação das melodias às emoções se dá por meio de modelos emocionais. Um exemplo simples é o modelo categórico, que associa diretamente uma emoção, como "alegria" a uma característica musical, como "tempo rápido". O objetivo deste trabalho é identificar estratégias para realizar transformações afetivas em melodias a fim de maximizar o alcance de emoções do Modelo Circumplexo [James Russell, 1980]. São apresentadas as seguintes contribuições:

- Apresentação dos problemas relacionados à AAC (Seção 2).
- Um modelo evolutivo multiobjetivo para composição de melodias afetivas (Seção 3).
- Funções de avaliação e uma biblioteca para a geração de melodias afetivas (Seção 4).

Uma melodia de 48 notas foi utilizada para os experimentos, buscando passar as oito emoções do Modelo Circumplexo (Seção 5). As variações geradas encontram-se em maior diversidade no primeiro e no quarto quadrante e algumas passam emoções do segundo e terceiro quadrante.

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]. Numa performance musical, emoções são expressadas através de variações em **características musicais**. Relacioná-las adequadamente a emoções torna a implementação mais complexa do que dos sistemas apenas de composição algorítmica. O problema envolve a sua escolha correta e o cálculo das variações que irão levar a uma emoção desejada [Williams et al., 2015b]. Essa relação pode ser exemplificada pela Figura 1. O sistema recebe uma melodia como entrada e extrai suas características. Identifica-se que a maioria das suas notas possuem o **tom** agudo e que seu **ritmo** é lento. Supondo que tais descrições normalmente são associadas à emoção de "Alegria", com o auxílio de um **modelo emocional**, o sistema indica que a melodia passa essa emoção.

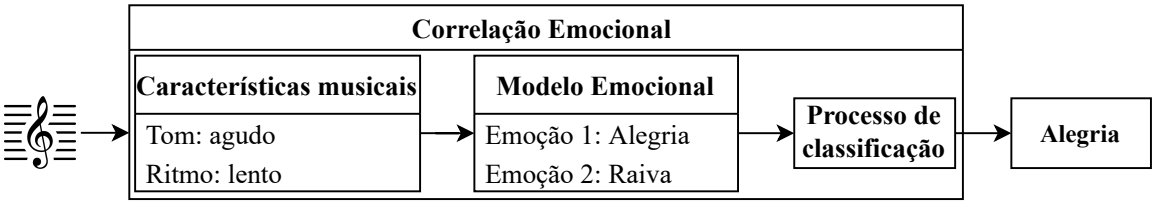


Figura 1: Processo de correlação entre características musicais e emoções. Elaborado por autores.

Sistemas AAC 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, proporcionando ao usuário uma maior imersão com a narrativa [Livingstone e Brown, 2005; Williams et al., 2015a]. No contexto da saúde, podem ser utilizados na terapia auxiliada por música. Com a técnica de *biofeedback*, os sentimentos do paciente são identificados e influenciam na transformação da trilha sonora, induzindo-o a sentir uma emoção desejada [Oliveira e Cardoso, 2008; Kirke et al., 2013b,a]. De forma geral, também podem transformar arquivos de dados (como MIDI) em composições mais atrativas; auxiliar compositores iniciantes; auxiliar indivíduos com dificuldades de expressar emoções a expressá-las através da música ou descobrir novos padrões algorítmicos para composição expressiva [Kirke e Miranda, 2009, 2011; Freitas e Guimarães, 2011b]. No entanto, a maior parte ainda se encontra a nível de protótipo e não há um modelo definitivo para a composição de melodias que passam todas as emoções dos modelos emocionais.

3. Modelo evolutivo afetivo

O Modelo Circumplexo (do inglês *Circumplex Model*) [James Russell, 1980] foi escolhido como modelo emocional. Trata-se de um modelo bidimensional, que classifica as emoções em termos de **valência** (*valence*) e **excitação** (*arousal*). É ilustrado pela Figura 2, e abrange oito emoções, situadas de forma circular a um ângulo de $45°$ uma da outra. A nomenclatura foi preservada em inglês para evitar ambiguidade. A valência diz respeito às emoções serem positivas ou negativas e a excitação está relacionada à intensidade em que essas emoções se manifestam.

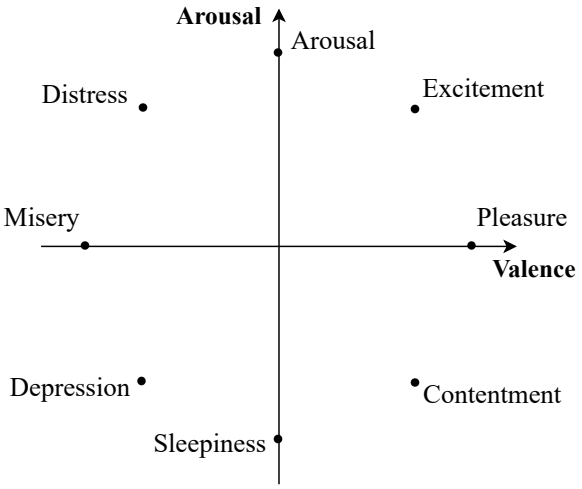


Figura 2: Modelo Circumplexo. Adaptado de [James Russell, 1980].

Implementando 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 do modelo de forma circular, conforme a Figura 2. A Seção 4 apresenta as definições das funções de valência e excitação, bem como as regras musicais aplicadas.

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 $\mathcal{M} = \{m_1, ..., m_n\}$, em que $m_i \in \mathbb{Z}$ é uma nota musical e $\mathcal{X} = \{x_1, ..., x_n\}$, 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 $\mathcal{C}$.

4. Implementação

O *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) [Deb et al., 2002] é implementado como o modelo multiobjetivo, com o auxílio da biblioteca Pareto[1] [Freitas, 2021], na linguagem C++. O NSGA-II é um algoritmo genético multiobjetivo, já utilizado em outros trabalhos de composição algorítmica para evoluir melodias e harmonias [Freitas e Guimarães, 2011a; 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 projeto está disponível no GitHub[2].

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, contém cópias da melodia de referência. Cada indivíduo é composto por uma melodia e o seu ritmo, representados de forma absoluta. A Figura 3 contém exemplos de indivíduos. Os valores das notas musicais estão no padrão *Musical Instrument Digital Interface* (MIDI) e todas elas possuem a mesma duração. O ritmo, denotado acima da melodia, é medido em Batidas Por Minuto (BPM). Para gerar uma população inicial diversa, parte dos indivíduos foi inicializada com melodias aleatórias e todos tiveram o ritmo aleatório. O algoritmo possui caráter exploratório, não existindo somente uma única solução ótima em relação às melodias geradas.

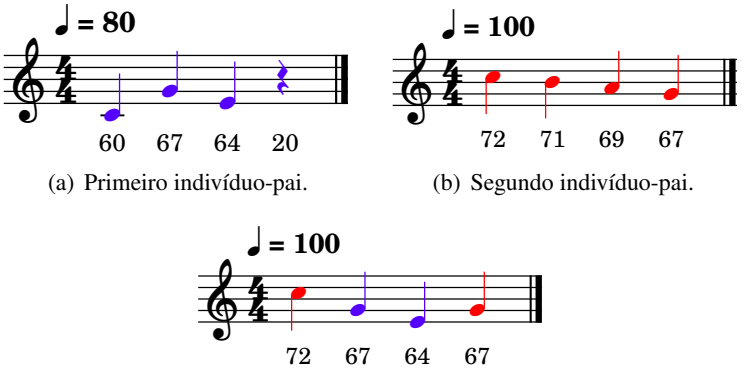
A Figura 3 exemplifica dois pares de indivíduos quaisquer, selecionados para a operação de ***crossover***. Um único filho é gerado sorteando um a um dentre os genes (notas musicais e ritmo), de qual pai será herdado. Já nos operadores de mutação, as transformações fazem parte de técnicas aplicadas por 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]. Para a mutação do ritmo, o seu valor absoluto aumenta ou diminui em uma unidade. Esses operadores são importantes para manter o controle sobre o resultado, procurando manter sentido musical para a melodia gerada.

A Figura 4 exemplifica os operadores de **mutação** para melodias propostos em [Freitas e Guimarães, 2011c] e [Freitas, 2011]. A escolha do operador de mutação a ser aplicado é arbitrária. Apenas nesse exemplo, a numeração acima do compasso indica qual operação foi realizada nas notas da melodia, de acordo com a seguinte descrição:

1. Mutação simples: subir ou descer a 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 ou mais sequências de notas dentro de um compasso.

As funções de avaliação (*fitness*) avaliam as características musicais do tom e do ritmo. O tom diz respeito às notas musicais, e pode ser agudo ou grave e ter variabilidade alta ou baixa. A sua relação com as emoções se dá por meio das variações tonais dentro de uma melodia [Williams et al., 2013]. No geral, o ritmo pode ser lento ou rápido. As correlações emocionais são investigadas nesse trabalho a partir da implementação de duas funções de avaliação baseadas nos métodos propostos para avaliação do tom em [Freitas et al., 2012] e uma função foi proposta para avaliação do ritmo.

[1] https://github.com/alandefreitas/pareto
[2] https://github.com/carlasanches/composer



(a) Primeiro indivíduo-pai. (b) Segundo indivíduo-pai.

(c) Filho gerado aleatoriamente.

Figura 3: Operação de *crossover*. Elaborado por autores.

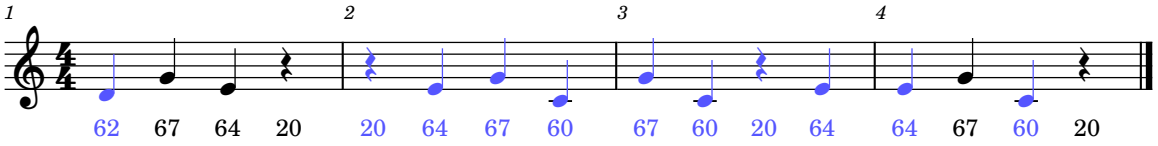


Figura 4: Mutações no indivíduo da Figura 3(a). Adaptado de [Freitas e Guimarães, 2011c; Freitas, 2011].

Todas as funções foram adaptadas conforme o que foi observado na literatura sobre as características musicais e seus efeitos nas emoções:

- **Distribuição tonal (d_t):** Indica a nota mais utilizada na melodia do indivíduo e pode ser obtida calculando a sua moda. Se a moda não existe, o valor zero é retornado. Na literatura, foram encontrados tons mais graves geralmente mais relacionados a valores baixos de excitação, e tons mais agudos associados a 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.

- **Variação tonal (v_t):** Número de tons 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, portanto, atribuída à valência, pois suas emoções são diferenciadas em positivas e negativas.

- **Velocidade rítmica (v_r):** Valor absoluto do ritmo da melodia, associado apenas ao eixo da excitação. O ritmo lento pode ter relação com baixos valores de valência e excitação. Ocupa o terceiro quadrante em modelos bidimensionais e está mais associado a emoções de depressão. O ritmo rápido está mais associado a valores médios a altos de excitação, ocupando o primeiro e segundo quadrante em modelos bidimensionais. Portanto, pode ser associado a emoções de raiva ou felicidade [Oliveira e Cardoso, 2009; Williams et al., 2017].

Os valores mínimo e máximo de d_t são definidos pelos limites inferior e superior determinados de acordo com o instrumento utilizado. O piano, por exemplo, abrange apenas os valores MIDI no intervalo $[21, 108]$. O valor da pausa é sempre definido como zero. Os valores de v_r estão no intervalo $[40, 208]$, abrangendo os valores em BPM de um metrônomo. Já o valor mínimo que v_t

pode assumir é 1 e o valor máximo é dado pelo tamanho da melodia. Para cada função, os valores de d_t, v_t e v_r são calculados e normalizados para o intervalo $[-1, 1]$. Em seguida, de acordo com a Equação 1, os valores de valência e excitação são definidos pela média dos seus valores normalizados. O número de características musicais associadas a cada eixo é denotado por n. Determinados os valores, estes passam pela função objetivo da Equação 2 e o indivíduo recebe seu valor final.

O problema apresentado na Seção 3 pode ser descrito como um problema de minimização, conforme a Equação 2. Porém, na prática, para encontrar as emoções no plano $\mathcal{C}$, os eixos v e a são maximizados e minimizados. Logo, cada ponto recebe o valor de quatro funções objetivo: A função $f_1(x)$ (Equação 3) maximiza a valência, $f_2(x)$ (Equação 4) minimiza a valência, $f_3(x)$ (Equação 5) maximiza a excitação e $f_4(x)$ (Equação 6) 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.

$$f(x) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i \tag{1}$$

$$\arg\min \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(x), f_2(x), f_3(x), f_4(x)) \tag{2}$$

Onde:

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

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

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

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

$$f_1(x) = \begin{cases} -v, & \text{se } v > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \tag{3}$$

$$f_2(x) = \begin{cases} v, & \text{se } v < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \tag{4}$$

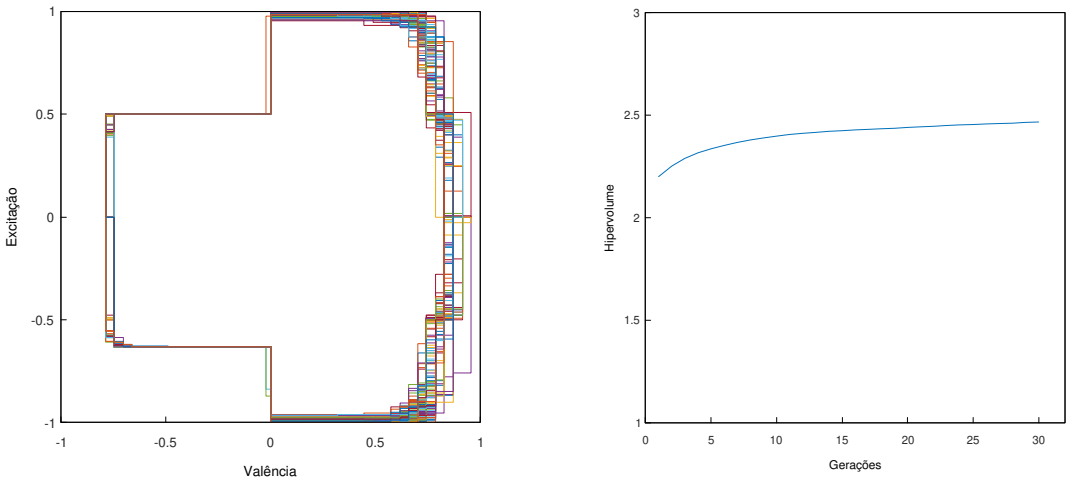
$$f_3(x) = \begin{cases} -a, & \text{se } a > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \tag{5}$$

$$f_4(x) = \begin{cases} a, & \text{se } a < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \tag{6}$$

5. Experimentos e Discussão

Os experimentos realizados 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. Nessa versão do trabalho, o usuário especifica a melodia desejada a partir de melodias pré-carregadas no sistema. Foram realizados experimentos com uma melodia simples, de 48 notas, que não contém harmonias. Em todos os experimentos os parâmetros foram definidos empiricamente. Aproximadamente 17% da população foi inicializada com melodias aleatórias. O tamanho da população foi de 1000 indivíduos e o critério de parada do algoritmo é o número máximo de iterações, definido como 30 iterações. Foram realizadas 100 execuções para o experimento. Todas as emoções do Modelo Circumplexo foram normalizadas no intervalo $[-1, 1]$. Os parâmetros do algoritmo foram definidos como 0.8 para a taxa de *crossover* e 0.3 para a taxa de mutação. Em média, cada execução demorou 3.46 segundos.

A Figura 5(a) mostra todas as fronteiras das 100 execuções do experimento. Os resultados são mais diversos no primeiro e quarto quadrantes, mas também é possível observar resultados no segundo e terceiro quadrantes. A Figura 5(b) apresenta o hipervolume médio das 100 execuções do algoritmo para cada geração, usando $(0, 0, 0, 0)$ como ponto de referência. Na primeira geração, o hipervolume médio foi 2.065 e na última evolução, o valor foi de 2.31571. A Tabela 1 apresenta o o número de melodias encontradas mais próximas a cada emoção do Modelo Circumplexo. Todas as melodias são únicas e um exemplo para cada emoção está disponível no repositório de resultados do projeto[3] e podem ser executados em qualquer programa que tenha suporte ao formato MIDI.



(a) Fronteiras das 100 execuções. (b) Hipervolume médio das 100 execuções.

Figura 5: Fronteiras de Pareto e hipervolume das 100 execuções do algoritmo.

O algoritmo não foi capaz de encontrar melodias exatamente em todos os pontos do Modelo Circumplexo. Porém, foi possível gerar transformações afetivas em uma melodia inicial, encontrando emoções em todos os quadrantes, obtendo vantagens sobre modelos que buscam resultados apenas no primeiro quadrante, como [Williams et al., 2017] e modelos mono-objetivo como [Santos e Freitas, 2022]. Considera-se, nesse caso, que as transformações são qualquer variação criada a partir da melodia inicial, sem analisar questões de originalidade. Várias melodias são geradas

[3] https://github.com/carlasanches/composer-results

Tabela 1: Número de melodias únicas geradas próximas a cada ponto alvo do Modelo Circumplexo.

Emoção	Ponto alvo	Nº de melodias
Pleasure	$(1.0, 0.0)$	1
Excitement	$(0.7, 0.7)$	1
Arousal	$(0.0, 1.0)$	1
Distress	$(-0.7, 0.7)$	430
Misery	$(-1.0, 0.0)$	6
Depression	$(-0.7, -0.7)$	5
Sleepiness	$(0.0, -1.0)$	1
Contentment	$(0.7, -0.7)$	1

como resultado final e o usuário pode escolher um resultado de acordo com a emoção que deseja passar com a composição. Um motivo para o modelo encontrar uma maior variedade de melodias no segundo quadrante é a falta de diversidade na fronteira de Pareto. Várias soluções se concentraram no mesmo ponto, próximas ao valor alvo de $(-0.7, 0.7)$, onde se concentra a maior parte dos pontos que representam a melodia inicial. A diversidade na fronteira de Pareto é importante nesse problema para maximizar o alcance de emoções.

Em relação à conformidade dos resultados com a emoção ou emoções esperadas, há alguns trabalhos que realizam experimentos com ouvintes, como [Bresin e Friberg, 2000; Oliveira e Cardoso, 2009; Livingstone et al., 2010; Oliveira e Cardoso, 2010; Williams et al., 2015b, 2017; Scirea et al., 2018; Ferreira e Whitehead, 2019; Cohen e Nitschke, 2019]. Para tanto, utiliza-se técnicas de *biofeedback*, com o auxílio de sensores, para coletar dados dos participantes e medir a emoção sentida [Kirke e Miranda, 2011; Daly et al., 2015] ou por meio de auto-relato. No entanto, o propósito deste trabalho não é avaliar a percepção do ouvinte, mas encontrar melodias que alcançam as emoções do Modelo Circumplexo, auxiliando o usuário a alcançar seu objetivo.

Conforme explicado na Seção 4, as funções avaliam as características musicais do tom e ritmo, de forma a gerar melodias que levam a correlatos emocionais no Modelo Circumplexo. Há estudos em que o AG não possui função de avaliação, sendo o próprio usuário o avaliador das melodias [Biles, 1994, 2002; Zhu et al., 2008], ou utilizam avaliação do usuário além da função de avaliação [Legaspi et al., 2007]. Essa é uma opção interessante, pois o que garante que a melodia de fato apresenta a emoção desejada, é a avaliação final do ouvinte. Assim, mesmo pessoas com pouco conhecimento em composição musical poderiam utilizar o sistema [Zhu et al., 2008].

6. Conclusões e Trabalhos Futuros

O presente trabalho reúne conceitos das áreas de música, psicologia e composição algorítmica para a implementação de um algoritmo transformativo no campo da Composição Algorítmica Afetiva. Para realizar transformações afetivas em melodias, é proposto um Algoritmo Genético multiobjetivo. Os experimentos indicam que é possível encontrar variações de melodias simples que passam emoções do Modelo Circumplexo em todos os quadrantes do modelo multiobjetivo. Porém, ainda há fatores que precisam ser aprimorados para melhorar a qualidade das melodias e a precisão das emoções passadas através delas.

Em trabalhos futuros, pretende-se implementar as características de articulação, dinâmica, modo, tempo 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]. A princípio, a implementação de estratégias para controlar as modificações realizadas nas melodias e aumentar a diversidade de

emoções no modelo multiobjetivo será priorizada. Do ponto de vista computacional, espera-se que as mudanças na implementação colaborem para a diversidade das soluções.

7. Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001; da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) - Brasil; do CNPq, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil e da Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP) - Brasil.

Referências

Biles, J. (1994). GenJam: A Genetic Algorithm for Generating Jazz Solos. In *ICMC Proceedings*.

Biles, J. A. (2002). Chapter 5 - genjam: Evolution of a jazz improviser. In Bentley, P. J. e Corne, D. W., editors, *Creative Evolutionary Systems*, The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence, p. 165–187. Morgan Kaufmann, San Francisco. ISBN 978-1-55860-673-9. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9781558606739500422.

Bresin, R. e Friberg, A. (2000). Emotional Coloring of Computer-Controlled Music Performances. *Computer Music Journal*, 24(4):44–63. ISSN 0148-9267, 1531-5169. URL https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/014892600559515.

Cohen, P. e Nitschke, G. (2019). Evolving music with emotional feedback. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, p. 135–136, Prague Czech Republic. ACM. ISBN 978-1-4503-6748-6. URL https://dl.acm.org/doi/10.1145/3319619.3321883.

Daly, I., Malik, A., Weaver, J., Hwang, F., Nasuto, S. J., Williams, D., Kirke, A., e Miranda, E. (2015). 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)*, p. 87–92, Colchester, United Kingdom. IEEE. ISBN 978-1-4673-9481-9. URL http://ieeexplore.ieee.org/document/7332705/.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., e Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197. ISSN 1089778X. URL http://ieeexplore.ieee.org/document/996017/.

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

Ferreira, L. e Whitehead, J. (2019). Learning to Generate Music With Sentiment. In *Proceedings of the 20th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR 2019*. URL https://zenodo.org/record/3527824. Publisher: Zenodo.

Freitas, A. R. R., Guimarães, F., e Barbosa, R. (2012). Ideas in automatic evaluation methods for melodies in algorithmic composition. *Proceedings of the 9th Sound and Music Computing Conference, SMC 2012*.

https://proceedings.science/p/157526?lang=pt-br

Freitas, A. (2021). Efficient user-oriented pareto fronts and pareto archives based on spatial data structures. *Swarm and Evolutionary Computation*, 65:100915. ISSN 2210-6502. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210650221000766.

Freitas, A. R. R. e Guimarães, F. (2011a). Melody Harmonization in Evolutionary Music Using Multiobjective Genetic Algorithms. In *Proceedings of the 8th Sound and Music Computing Conference*.

Freitas, A. R. R. e Guimarães, F. G. (2011b). GERAÇÃO DE MELODIAS ORIGINAIS USANDO COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA. In *X CONGRESSO BRASILEIRO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL*.

Freitas, A. R. R. e Guimarães, F. G. (2011c). Originality and diversity in the artificial evolution of melodies. In *Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation - GECCO '11*, p. 419, Dublin, Ireland. ACM Press. ISBN 978-1-4503-0557-0. URL http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=2001576.2001634.

Freitas, A. R. R. d. (2011). *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. URL http://www.repositorio.ufop.br/handle/123456789/2166. Accepted: 2013-02-14T18:14:32Z.

James Russell (1980). A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39:1161–1178.

Jeong, J. H. e Ahn, C. W. (2015). Automatic Evolutionary Music Composition Based on Multiobjective Genetic Algorithm. In *Proceedings of the 18th Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems - Volume 2*, volume 2, p. 105–115. Springer International Publishing, Cham. ISBN 978-3-319-13355-3 978-3-319-13356-0. Series Title: Proceedings in Adaptation, Learning and Optimization.

Juslin, P. N. e Laukka, P. (2004). 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. ISSN 0929-8215, 1744-5027. URL http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0929821042000317813.

Kirke, A. e Miranda, E. (2011). Combining EEG Frontal asymmetry studies with affective algorithmic composition and expressive performance models. In *Proceedings of the 2011 International Computer Music Conference*.

Kirke, A., Miranda, E., e Nasuto, S. J. (2013a). Artificial Affective Listening Towards A Machine Learning Tool For Sound-Based Emotion Therapy And Control. In *Proceedings of the Sound and Music Computing Conference*. URL https://zenodo.org/record/850216. ISBN: 9783832534721 Publisher: Zenodo.

Kirke, A., Miranda, E. R., e Nasuto, S. J. (2013b). 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, p. 490–499. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. ISBN 978-3-642-41247-9 978-3-642-41248-6. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-41248-6_29. Series Title: Lecture Notes in Computer Science.

https://proceedings.science/p/157526?lang=pt-br

Kirke, A. e Miranda, E. R. (2009). A survey of computer systems for expressive music performance. *ACM Computing Surveys*, 42(1):1–41. ISSN 0360-0300, 1557-7341. URL https://dl.acm.org/doi/10.1145/1592451.1592454.

Legaspi, R., Hashimoto, Y., Moriyama, K., Kurihara, S., e Numao, M. (2007). Music compositional intelligence with an affective flavor. In *Proceedings of the 12th international conference on Intelligent user interfaces - IUI '07*, p. 216, Honolulu, Hawaii, USA. ACM Press. ISBN 978-1-59593-481-9. URL http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1216295.1216335.

Liu, C.-H. e Ting, C.-K. (2017). Fusing Flamenco and Argentine Tango by evolutionary composition. In *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, p. 2645–2652, Donostia, San Sebastián, Spain. IEEE. ISBN 978-1-5090-4601-0. URL http://ieeexplore.ieee.org/document/7969627/.

Livingstone, S. R. e Brown, A. R. (2005). Dynamic response: real-time adaptation for music emotion. In *Proceedings of the second Australasian conference on Interactive entertainment*, IE '05, p. 105–111, Sydney, AUS. Creativity & Cognition Studios Press. ISBN 978-0-9751533-2-1.

Livingstone, S. R., Muhlberger, R., Brown, A. R., e Thompson, W. F. (2010). Changing Musical Emotion: A Computational Rule System for Modifying Score and Performance. *Computer Music Journal*, 34(1):41–64. ISSN 0148-9267, 1531-5169. URL https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/comj.2010.34.1.41.

Livingstone, S. R., Mühlberger, R., Brown, A. R., e Loch, A. (2007). Controlling musical emotionality: an affective computational architecture for influencing musical emotions. *Digital Creativity*, 18(1):43–53. ISSN 1462-6268, 1744-3806. URL http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/14626260701253606.

Lopes, H. (2017). *COMBINANDO REGRAS E PROPORÇÕES: UMA ABORDAGEM MULTI-OBJETIVO PARA COMPOSIÇÃO MUSICAL ALGORÍTMICA*. PhD thesis, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG).

Lopes, H. B., Cruzeiro Martins, F. V., Cardoso, R. T., e dos Santos, V. F. (2017). Combining rules and proportions: A multiobjective approach to algorithmic composition. In *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, p. 2282–2289, San Sebastian. IEEE. ISBN 978-1-5090-4601-0. URL https://ieeexplore.ieee.org/document/7969581/.

Oliveira, A. P. e Cardoso, A. (2008). Affective-Driven Music Production: Selection and Transformation of Music. In *Artech 2008. Proceedings of the 4th International Conference on Digital Arts*, p. 5.

Oliveira, A. P. e Cardoso, A. (2009). AUTOMATIC MANIPULATION OF MUSIC TO EXPRESS DESIRED EMOTIONS. In *Proceedings of the 6th Sound and Music Computing Conference*, p. 6.

Oliveira, A. P. e Cardoso, A. (2010). A musical system for emotional expression. *Knowledge-Based Systems*, 23(8):901–913. ISSN 09507051. URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0950705110001048.

https://proceedings.science/p/157526?lang=pt-br

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

Scirea, M., Eklund, P., Togelius, J., e Risi, S. (2018). Towards an experiment on perception of affective music generation using M eta C ompose. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, p. 131–132, Kyoto Japan. ACM. ISBN 978-1-4503-5764-7. URL https://dl.acm.org/doi/10.1145/3205651.3205745.

Scirea, M., Togelius, J., Eklund, P., e Risi, S. (2016). MetaCompose: A Compositional Evolutionary Music Composer. In *Evolutionary and Biologically Inspired Music, Sound, Art and Design*, volume 9596, p. 202–217. Springer International Publishing, Cham. ISBN 978-3-319-31007-7 978-3-319-31008-4. URL http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-31008-4_14. Series Title: Lecture Notes in Computer Science.

Scirea, M., Togelius, J., Eklund, P., e Risi, S. (2017). Affective evolutionary music composition with MetaCompose. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 18(4):433–465. ISSN 1389-2576, 1573-7632. URL http://link.springer.com/10.1007/s10710-017-9307-y.

Williams, D., Kirke, A., Eaton, J., Miranda, E., Daly, I., Hallowell, J., Roesch, E., Hwang, F., e Nasuto, S. (2015a). DYNAMIC GAME SOUNDTRACK GENERATION IN RESPONSE TO A CONTINUOUSLY VARYING EMOTIONAL TRAJECTORY. In *AES 56TH CONFERENCE ON AUDIO FOR GAMES*, p. 6.

Williams, D., Kirke, A., Miranda, E., Daly, I., Hallowell, J., Weaver, J., Malik, A., Roesch, E., Hwang, F., e Nasuto, S. (2015b). Investigating Perceived Emotional Correlates of Rhythmic Density in Algorithmic Music Composition. *ACM Transactions on Applied Perception*, 12(3):1–21. ISSN 1544-3558, 1544-3965. URL https://dl.acm.org/doi/10.1145/2749466.

Williams, D., Kirke, A., Miranda, E., Daly, I., Hwang, F., Weaver, J., e Nasuto, S. (2017). Affective Calibration of Musical Feature Sets in an Emotionally Intelligent Music Composition System. *ACM Transactions on Applied Perception*, 14(3):1–13. ISSN 1544-3558, 1544-3965. URL https://dl.acm.org/doi/10.1145/3059005.

Williams, D., Kirke, A., Miranda, E. R., Roesch, E., Daly, I., e Nasuto, S. (2015c). Investigating affect in algorithmic composition systems. *Psychology of Music*, 43(6):831–854. ISSN 0305-7356, 1741-3087. URL http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0305735614543282.

Williams, D., Kirke, A., Miranda, E. R., Roesch, E. B., e Nasuto, S. J. (2013). Towards Affective Algorithmic Composition. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Music & Emotion*. University of Jyväskylä, Department of Music. URL https://jyx.jyu.fi/handle/123456789/41592. Accepted: 2013-05-28T10:52:47Z.

Zhu, H., Wang, S., e Wang, Z. (2008). Emotional Music Generation Using Interactive Genetic Algorithm. In *2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering*, p. 345–348, Wuhan, China. IEEE. ISBN 978-0-7695-3336-0. URL http://ieeexplore.ieee.org/document/4721758/.

https://proceedings.science/p/157526?lang=pt-br