

GERAÇÃO DE MELODIAS ORIGINAIS USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Freitas, A. R. R.

Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)
alandefreitas@gmail.com

Guimarães, F. G.

Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)
fredericoguimaraes@ufmg.br

Resumo – Um dos maiores problemas quando se usam algoritmos genéticos para evoluir melodias é a criação de um medida de aptidão esteticamente ciente. Neste artigo, descreve-se uma nova abordagem com uma medida mínima de aptidão na qual um conjunto de bons indivíduos é retornado ao fim do processo. Detalhes sobre a implementação da população de compassos e alguns operadores genéticos são descritos neste trabalho antes que uma maneira implícita de se avaliar a aptidão seja dada. Define-se uma Matriz de Takeover para medir a relação entre diferentes gerações e seu compromisso entre originalidade e diversidade. Através desta Matriz de Takeover, o processo evolucionário em si pode ser usado com um critério em vez de se usar apenas ordinárias medidas individuais de aptidão. Os resultados mostram as implicações de se usar a abordagem proposta e demonstram que o algoritmo proposto é capaz de gerar boas melodias. O algoritmo pode ser usado não apenas para desenvolver novas ideias mas também para estender melodia criadas previamente com influência da população inicial.

Palavras-chave – Música Evolutiva, Composição Algorítmica, Algoritmos Genéticos.

Abstract – One of the greatest problems when using genetic algorithms to evolve melodies is creating an aesthetically conscious measure of fitness. In this paper, we describe a new approach with a minimum measure of fitness in which a set of good individuals is returned at the end of the process. Details about the implementation of a population of measures and some genetic operators are described in this work before an implicit way to evaluate fitness is given. We define a Takeover Matrix to measure the relationship between different generations and its compromise between originality and diversity. By means of this Takeover Matrix, the evolutionary process itself can be used as a criterion instead of using only ordinary individual measures of fitness. The results show the implications of using the proposed approach and demonstrate that the proposed algorithm is able to generate good sets of melodies. The algorithm can be used not only for developing new ideas but also to extend earlier created melodies with influence from the initial population.

Keywords – Evolutionary Music, Algorithmic Composition, Genetic Algorithms.

1. INTRODUÇÃO

Este artigo apresenta uma abordagem para composição algorítmica, um processo no qual padrões de métodos de composição, que não são sempre algorítmicos, são explorados para produzir música de maneira automática. Este é um processo interessante e estimulante que inclui desafios tais como a descoberta de novos padrões algorítmicos para composição assim como levanta questões em relação a conceitos pessoais sobre a definição de arte e o potencialidade de computadores para a produção de obras de arte.

Contudo, o cálculo da aptidão dos indivíduos na maior parte dos sistemas baseados em evolução para arte e música requerem julgamentos estéticos, que não são fáceis de se modelar e implementar na forma de algoritmos. Por este motivo, estes sistemas normalmente utilizam algum nível de interação com o usuário, que produz uma resposta ao sistema sobre julgamentos estéticos subjetivos, ver por exemplo [2–4]. Por outro lado, em obras baseadas em tempo, tais como animação e música, a avaliação interativa da aptidão pode demandar uma atenção significativa do mentor humano, que é sempre sujeito a ficar cansado, entediado, perder a atenção e outras questões relativas. Este aspecto é conhecido na literatura como *gargalo de aptidão* [7].

Dada esta dificuldade em se basear sistemas musicais na avaliação humana, alguns autores estudaram o desenvolvimento de sistemas automáticos, que seriam capazes de desenvolver obras de arte e música sem intervenção humana. Algumas ideias envolvem co-evolução [8], o desenvolvimento de métricas estéticas confiáveis [9], e a evolução de críticos adaptativos [10]. No contexto musical, um ideia interessante para tratar o gargalo de aptidão é apresentada por Biles em [7], onde ele elimina a aptidão do sistema evolucionário, levando a uma versão livre de aptidão de seu sistema. Seu algoritmo começa com uma população de

compassos selecionados de um banco de dados e evolui esta população usando operadores genéticos cuidadosamente projetados, sem qualquer avaliação da aptidão. As populações resultantes representam novas melodias originais.

O número de gerações necessário para a executar um algoritmo evolucionário livre de aptidão que está evoluindo uma melodia é arbitrário e depende muito na experiência do usuário. Se o número de gerações é pequeno, a melodia final se assemelha à população inicial, sem muita originalidade. É desejável que a solução final seja original em relação à melodia ou melodias iniciais, especialmente quando seu autor não é o usuário do algoritmo. Se o número de gerações é alto, um *takeover*¹ ocorrerá, mesmo com a ausência de uma função de aptidão, devido ao fenômeno de deriva genética. Definimos este equilíbrio como *compromisso entre originalidade e diversidade*: durante o processo evolutivo, a originalidade aumenta mas a diversidade diminui devido ao *takeover*, levantando as seguintes questões: (i) Como atingir um bom compromisso entre originalidade e diversidade na evolução artificial de melodias? (ii) Que critérios podem ser usados para selecionar uma melodia entre os vários candidatos gerados pelo processo evolutivo?

Neste contexto, apresenta-se neste trabalho um algoritmo evolucionário para evoluir melodias representadas por uma população de compassos, sem a intervenção de um mentor humano no processo. Nossa abordagem se diferencia de trabalhos passados pela combinação dos seguintes aspectos: (i) O gerador de melodias aqui proposto tem uma população de compassos e uma avaliação de aptidão mínima implícita, conforme a definição nas próximas seções. A população de cada geração representa uma única melodia; (ii) O processo de composição é o processo evolutivo em si e todos os indivíduos de todas as gerações são candidatos a estarem na melodia final; (iii) Operadores genéticos da literatura são adaptados aos detalhes de nosso esquema de representação; (iv) Um método para monitor o *takeover* é proposto e esta informação é utilizada para selecionar a geração cuja população formará a melodia final retornada pelo sistema evolucionário;

Com esta abordagem, tenta-se resolver o compromisso entre originalidade e diversidade em um sistema de música evolutiva. Evita-se a dificuldade da definição do número de gerações necessárias para executar o algoritmo simplesmente executando-o até que o *takeover* ocorra. Define-se então uma Matriz de *Takeover* para quantificar a relação entre melodias em diferentes gerações. Através da Matriz de *Takeover*, pode-se decidir qual melodia de todo o processo evolutivo será selecionada como melodia final, em vez de se usar apenas a avaliação de aptidão individual convencional. Esta decisão é baseada na variação da Matriz de *Takeover* durante o processo.

Apresentam-se alguns resultados experimentais usando a melodia da música *Samba de uma nota só* [11], composta por Tom Jobim e Newton Mendonça. Os resultados mostram que é possível encontrar um conjunto diverso de melodias, sendo útil não apenas para desenvolver ideias novas mas também para estender ideias anteriores, de um modo que seja competitivo com ideias criadas por humanos.

2. CONCEITOS E TERMINOLOGIA

Nesta seção apresenta-se algumas definições úteis que serão empregadas no resto do artigo. Mais detalhes sobre estes conceitos relacionados a teoria musical podem ser encontrados em [12].

Compassos: Um compasso é um segmento de tempo definido em música ocidental por um dado número de pulsos de uma dada duração. Em termos formais, um compasso pode ser especificado pelos elementos (η_i, t_i, δ_i) , onde η_i representa uma nota, t_i é seu momento de início, δ_i é sua duração e $i = 1, \dots, n$ é o número de notas no compasso. Neste trabalho, cada compasso é um indivíduo e se não há notas em um indivíduos, então este é considerado uma pausa.

Melodia: Uma melodia é uma sucessão linear de notas que são percebidas como uma entidade única. Em nosso sistema, a população de compassos formam uma melodia. Já que cada indivíduo representa um compasso, o objetivo principal não é exatamente procurar o melhor indivíduo, mas sim a evolução de uma boa população de indivíduos, pois no final do processo vários destes podem ser escolhidos de uma maneira musicalmente ciente para formar o resultado final.

Aptidão Implícita Mínima: Uma função de aptidão implícita mínima é uma função que implementa um conjunto mínimo de regras musicais e/ou restrições quando se analisa um dado indivíduo. Indivíduos recebem penalidade ou recompensas baseados na satisfação destas regras ou restrições. O problema se torna similar ao problema de satisfação de restrições [13]. Se regras demais são adicionadas à função de aptidão, a criatividade musical é impedida. É discutível se se deve aplicar um conjunto de regras pré-existentes ou tentar basear algoritmos no que compositores realmente fazem [14].

Takeover: Em algoritmos evolucionários, a palavra *Takeover* se refere ao fenômeno no qual a população se desmorona em cópias de um ou poucos indivíduos na população [15]. Normalmente, o tempo de *takeover* é o número de gerações (na média) que um *takeover* leva para ocorrer e tem sido utilizado para caracterizar diferentes métodos de seleção usados em algoritmos evolucionários, ver [16]. Neste artigo, indivíduos representam compassos e a população representa uma melodia. Neste contexto, o *takeover* ocorre quando todos os compassos da população são iguais e a habilidade de se gerar material é limitada à mutação. O *takeover* então leva a uma melodia com padrões repetitivos.

3. GERADOR MELÓDICO

O gerador melódico proposto neste artigo tem uma população de compassos e uma avaliação de aptidão implícita mínima. O processo de composição é o processo evolutivo em si e todos os indivíduos de todas as gerações são candidatos a estar na melodia final. Esta seção descreve o gerador de melodias implementado neste trabalho.

¹Em um algoritmo evolutivo, um *takeover* implica que todos os indivíduos são iguais e a população não apresenta diversidade alguma.

3.1 Representação

O delineamento do que pode ser considerado arte ocorre durante o projeto do algoritmo, já que uma estrutura não prevista pelo esquema de representação não será gerada. Se esta caracterização é feita pela especificação de regras, composição em um gênero particular de música se torna mais fácil pois que o espaço de busca pode ser convenientemente restrito.

O tamanho da representação de uma solução pode ser fixo ou variável, dependendo de suas necessidades. Às vezes, a representação pode ser óbvia mas isto não acontece frequentemente no processo de composição e um esquema de representação mau projetado pode levar a um espaços de busca que são difíceis de serem explorados e algoritmos de composição automática inúteis.

Neste trabalho, uma abordagem baseada na ordem das notas como a mostrada na Tabela 1, com alturas tonais representadas de forma absoluta, é utilizada. Cada coluna representa um evento e a matriz pode ser facilmente convertida em um arquivo MIDI.

Tabela 1: Representação de uma solução

| Faixa | Canal | Nota | Velocidade | Início | Término |
|-------|-------|------|------------|--------|---------|
| 1 | 1 | 60 | 90 | 0.0 | 0.5 |
| 1 | 1 | 62 | 95 | 0.5 | 1.0 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 1 | 1 | 74 | 93 | 10.5 | 11.0 |

As primeiras duas colunas representam a faixa e o canal usados para executar as respectivas notas. Todas as notas executadas pelo mesmo instrumento devem usar a mesma faixa e todas as notas executadas com o mesmo timbre devem usar o mesmo canal. Na coluna *nota*, um número não negativo representa uma nota, sendo 60 o dó central. Como um sistema de temperamento igual é usado, qualquer múltiplo de 12 representa um dó. Similarmente, qualquer múltiplo de 12 mais 2 representa um ré. Já que as notas são representadas com valores absolutos, os operadores genéticos terão liberdade para gerar qualquer nota, contrastando com esquemas de representação relativos baseados em escalas. Os valores de velocidade na quarta coluna podem ter 7 bits para controlar a intensidade com qual as notas serão executadas.

Por final, é necessário especificar quando uma nota é executado e quando ela para de soar. As colunas *Início* e *Término* usam unidades de tempo relativas. Considerando um compasso de 4 pulsos e que o tamanho de um compasso seja 2, o pulso 1 começa em 0,0, o pulso 2 começa em 0,5, o pulso 3 em 1,0 e assim por diante. Neste trabalho, cada compasso é um indivíduo e se não há notas em um indivíduo, este é considerado uma pausa. Os operadores trabalham basicamente com os valores das colunas 3, 5 e 6, que são relacionados aos parâmetros (η_i, t_i, δ_i) descritos anteriormente, com $\eta_i \in \{0, \dots, 127\}$, $t_i \in \mathbb{R}_+$, and $\delta_i \in \mathbb{R}_+^*$. Os outros valores são úteis para ter um esquema de representação que possa ser facilmente exportado para arquivos MIDI. Além disso, os valores de velocidade na população inicial podem ser herdados através das gerações.

Para representar o tempo e as durações de cada nota, um esquema de representação baseado na ordem das notas é utilizado. Deste modo, melodias são representadas por uma lista de elementos de altura tonal e tempo de início (η_i, t_i, δ_i) , criando a possibilidade de qualquer valor de tempo para t_i e δ_i . Este modelo tem feições que são diferentes das de uma estrutura de cromossomos baseada na posição das notas, tal como em [17]. Em abordagens baseadas em posição, cada gene representa uma fração de tempo e os indivíduos têm tamanho fixo. Cada gene tem um valor de η_i enquanto a posição deste gene em si define t_i . Além das notas, alguns valores adicionais são necessários para representar eventos de pausa e sustentação para parar ou manter as notas soando. Assim, o valor de δ_i pode ser definido.

Uma melodia com qualquer estrutura rítmica pode ser representada em um esquema baseado em ordem. Assim esta opção pareceu mais apropriada aos autores desde que uma das finalidades do algoritmo é gerar resultados com alguma relação estética com a população inicial. Além disso, outras implicações desta escolha acontecerão nos operadores genéticos, como descrito na subseção seguinte.

3.2 Operadores Genéticos

Os operadores genéticos são aplicados à população inicial e levam a material novo, com uma relação intrínseca que pode ser percebida pelo ouvinte com o estilo de música dos ascendentes.

Operadores genéticos são as principais ferramentas para a criação de novos indivíduos e eles podem ser guiados considerado conhecimento sobre o problema [18]. Operadores guiados corrigem o genótipo para não gerar soluções absurdas.

Em uma geração de melodias livre de aptidão, o ponto de cruzamento deve ser limitado a pontos musicalmente vantajosos, de acordo com análises do fenótipo. O cruzamento foi definido respeitando-se os pulsos dos compassos, que não podem ser quebrados, como mostrado na Figura 1.

Foi definido que a mutação apenas muda o valor de uma nota pela diferença de no máximo 2 semitons, para evitar que intervalos verticais longos demais sejam aleatoriamente gerados, o que seria um problema sério com a simples troca de bits. Como em qualquer problema complexo, faz sentido ter alguns operadores de mutação ocorrendo em paralelo. A Figura 2 mostra os operadores utilizados neste trabalho.

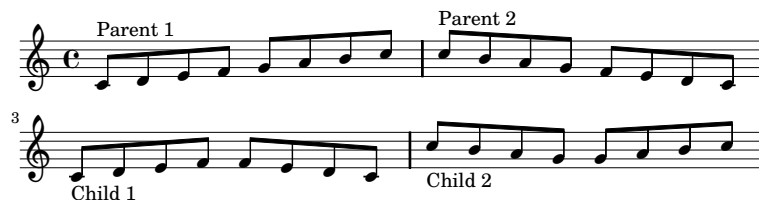


Figura 1: Cruzamento Musical Simples limitado aos pulsos.

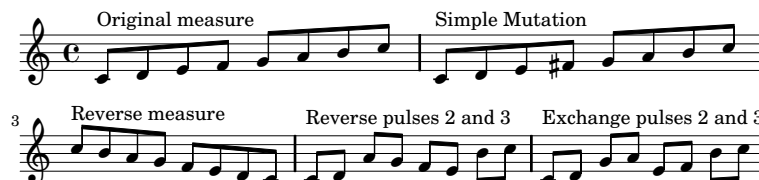


Figura 2: Operadores Genéticos utilizados neste trabalho.

Como nenhum operador que muda o tamanho dos compassos (como copiar partes ou apagar notas) foi utilizado neste trabalho, todos os operadores tem a mesma probabilidade de serem aplicados.

O uso de uma representação baseada na ordem das notas levam a algumas diferenças nos resultados destes operadores. Em um esquema baseado em posição, os genes representam notas mas também pausas e sustentações e estes eventos são também suscetíveis a serem mudados por estes operadores. Nestes casos, a aplicação dos operadores pode mudar os genes de uma maneira em que novas pausas e sustentações são geradas, modificando o número e duração de notas. Em contraste, em um esquema baseado em ordem, o tempo das notas pode ser mais facilmente herdado dos pais já que os elementos (η_i, t_i, δ_i) estão explicitamente definidos nos cromossomos.

3.3 A Matriz de Takeover

Como a maior parte dos indivíduos terá a mesma aptidão na maior parte do tempo, os melhores indivíduos não estarão necessariamente nas últimas gerações do algoritmo. De fato, estas soluções não são mesmo desejável, já que estas últimas gerações são caracterizadas por um *takeover*². A diversidade é por conseguinte pequena e há vários blocos similares de melodia na população. Já que a população representa a melodia, o *takeover* leva a uma melodia repetitiva e entediante, como a mostrada na Figura 3.

Figura 3: População na qual ocorreu um *takeover*.

O conjunto de compassos mais interessante não estará nas últimas gerações, já que haverá uma convergência para um *takeover* nelas, nem nas gerações iniciais, onde a população é ainda muito relacionada à melodia inicial. Definimos estes equilíbrio a ser tratado como compromisso entre originalidade e diversidade. Como a avanço das soluções de diversas para originais não ocorre em uma escala linear, apenas selecionar uma geração no meio destes extremos não é também a melhor escolha. Precisamos então de um critério melhor para selecionar uma melodia entre vários candidatos gerados pelo processo de composição evolutivo.

Originalidade e diversidade têm um papel importante na definição de uma boa melodia a ser retornada pelo algoritmo. O compromisso entre originalidade e diversidade entre as melodias de diferentes gerações pode ser uma alternativa para quantificar quão bom é um conjunto de indivíduos.

Dada a existência deste compromisso, nossa abordagem é parar a execução do algoritmo quando o *takeover* ocorre. Para manter a população longe de um *takeover* por um tempo um pouco maior, uma abordagem de manutenção é utilizada. Após uma geração, um de seus indivíduos é selecionado para ser mantido, o que significa que este indivíduo também será um candidato a procriar em uma geração futura. Um indivíduo de cada geração é aleatoriamente escolhido para ser um pai potencial na geração seguinte. Este estratégia evita uma rápida convergência do algoritmo.

²Mesmo sem a pressão seletiva causada pelas funções de aptidão, o *takeover* ocorre devido à deriva genética

Ao fim do algoritmo, deve-se identificar o melhor conjunto de melodias mas primeiro deve-se identificar um *takeover* para encerrar o método. Para encontrar um *takeover*, cada evento da população é marcado com um número que identifica de qual compasso da população inicial este evento vem, não importa se já tenha sido mutado. Um exemplo da aplicação de um cruzamento em uma população com os marcadores de população inicial é mostrado na Figura 4. Neste exemplo, os 3 primeiros compassos são a população inicial e os outros são resultados do cruzamento. É interessante notar que algum material genético foi perdido no processo (pulsos 3 e 4 do indivíduo 1 e pulsos 1 e 2 do indivíduo 3).

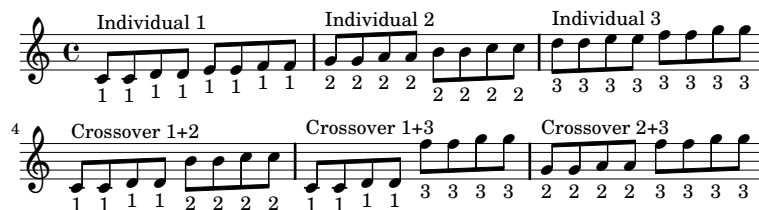


Figura 4: População com os marcadores de população inicial.

Um caso no qual é fácil identificar um *takeover* é quando todos os eventos da última geração vêm de apenas um indivíduo da primeira geração. Entretanto, isso não ocorre sempre pois indivíduos com material genético de vários compassos iniciais podem ocorrer repetidamente durante o processo, formando também um *takeover* que tem notas de vários indivíduos enquanto nenhum cruzamento é capaz de levar a novos indivíduos e um *takeover* pode ser igualmente declarado. Por esta razão, propomos uma Matriz de *Takeover*, definida em seguida.

Definição 1 (Matriz de *Takeover*) Para cada geração, uma matriz \mathbf{T} de dimensão $n \times p$ é gerada, onde n é o número de pulsos em cada compasso e p é o número de indivíduos. Cada elemento \mathbf{T}_{ij} desta matriz dá o percentual de valores da origem de cada evento, de acordo com os pulsos e os indivíduos da população inicial.

A Tabela 2 mostra exemplos da Matriz de *Takeover*. A Tabela 2(a) mostra \mathbf{T} para uma geração inicial, onde 25% das notas em cada pulso vêm de um respectivo indivíduo.

À medida que a população se aproxima de um *takeover*, estes percentuais se aproximam de 100%, o que significa que todas as notas deste pulso na população vêm do mesmo indivíduo da geração inicial. Na Tabela 2(b), todas as notas da suposta população no pulso 3 vêm do mesmo indivíduo 2 na geração inicial. Neste exemplo, o material genético do indivíduo 1 foi completamente perdido.

Tabela 2: Matriz de *Takeover* em dois casos diferentes

| | Pulso | Ind.1 | Ind.2 | Ind.3 | Ind.4 | | Pulso | Ind.1 | Ind.2 | Ind.3 | Ind.4 |
|----|-------|-------|-------|-------|-------|----|-------|-------|-------|-------|-------|
| a) | 1 | 25% | 25% | 25% | 25% | b) | 1 | 0% | 0% | 100% | 0% |
| | 2 | 25% | 25% | 25% | 25% | | 2 | 0% | 100% | 0% | 0% |
| | 3 | 25% | 25% | 25% | 25% | | 3 | 0% | 100% | 0% | 0% |
| | 4 | 25% | 25% | 25% | 25% | | 4 | 0% | 0% | 0% | 100% |

Notas mudadas não mudam a origem de uma nota porque isso tornaria mais difícil identificar um *takeover* enquanto soluções menos musical poderiam impedir que o algoritmo encerrasse. Quando um *takeover* ocorre, um indivíduo domina cada pulso da população e os valores da matriz não mudam de uma geração para a outra.

Como é importante ter uma solução final com alta diversidade tanto quanto original em relação à melodia inicial, principalmente quando seu autor não é o usuário do algoritmo, o compromisso entre estes objetivos nas gerações deve ser avaliado.

Para fazê-lo, durante o processo evolucionário, cada geração (da primeira até aquela na qual o *takeover* for declarado) recebe um valor definido como valor de compromisso. Este valor de compromisso é definido como:

1. O desvio padrão dos valores de cada pulso (cada linha da Matriz de *Takeover*) é calculado. Um alto desvio padrão em um pulso significa que a origem das notas deste pulso estão menos igualmente distribuídas do que estavam no começo do processo.
2. Os desvios padrões dos pulsos são somados para criar o valor de compromisso atribuído à geração corrente.

Matematicamente, o valor de compromisso c é dado por:

$$c = \sum_{i=1}^n \sigma_i = \sum_{i=1}^n \left[\sqrt{\frac{1}{p} \sum_{j=1}^p (\mathbf{T}_{ij} - \mu)^2} \right] \quad (1)$$

A Tabela ?? mostra o cálculo de um valor de compromisso de 0,85. O valor de compromisso é usado para monitor o processo, dando uma ideia da distribuição da origem das notas em uma geração específica. Se o valor deste desvio padrão acumulado é próximo de 0, as notas estão igualmente distribuídas e a geração corrente é provavelmente próxima à melodia inicial. Por outro lado, um alto valor de desvio acumulado pode indicar um *takeover* prestes a acontecer. Assim, é possível monitorar o avanço de uma melodia diversa na direção de uma melodia mais original, à medida que esta transformação não ocorre linearmente.

Ao fim do processo, como já explicado, o equilíbrio entre diversidade e originalidade deve ser tratado. Com os valores de compromisso dados pela Matriz de *Takeover*, é agora possível encontrar uma melodia que não está próxima demais de um *takeover* nem tão similar à melodia original que não possa ser considerada uma nova melodia. Para fazer isto, a mediana de todos os valores de compromisso pode ser usada para selecionar a geração da qual os compassos finais serão retornados como resultado. Gerações cujos valores de compromisso são próximos da mediana formam bons candidatos para ser o resultado retornado pelo algoritmo. Assim, seleciona-se arbitrariamente os indivíduos em uma geração com o valor mais próximo da mediana para ser retornado como uma nova melodia.

4. Experimentos e Discussão

Neste seção, descreve-se alguns experimentos feitos para entender melhor o funcionamento do algoritmo, seus valores de compromisso, *takeovers* e dar alguns exemplos de resultados possíveis. Diferentes melodias foram usadas para analisar algumas possibilidades do método.

O primeiro experimento envolve o desenvolvimento de uma nova melodia tendo 16 compassos retirados de *Samba de uma nota só* como referência para o algoritmo. Estes compassos são mostrados na Figura 5. Compassos 1-8 foram retirados do verso enquanto compassos 9-16 foram retirados do refrão. Esta pode ser considerada uma boa música para analisar o algoritmo já que o verso tem uma melodia muito simples, com apenas duas notas e um padrão rítmico muito repetitivo, enquanto o refrão, mais sofisticado, utiliza 9 das 12 notas possíveis.



Figura 5: 16 compassos de *Samba de uma nota só*.

Três experimentos diferentes foram feitos com esta melodia: usando (i) o verso, (ii) o refrão e (iii) ambos como população inicial. Começando com a melodia aqui definida como a mais simples, a Figura 6 mostra um resultado possível do algoritmo que usa os primeiros 8 compassos da melodia da Figura 5.



Figura 6: Um resultado usando o verso da música.

A melodia resultante compartilha várias similaridades com a população inicial de compassos, que são ritmicamente repetitivos. Todas as notas são executadas no começo de um pulso, com exceção do 4º pulso, que sempre tem primeiro uma pausa e então uma nota. O resultado tem também tão poucas notas quanto a população inicial.

Apesar deste primeiro resultado lembrar o estilo da melodia inicial, ele não simplesmente copia blocos de melodia da população inicial e não leva a uma melodia que não pode ser considerada uma nova.

Para contrastar o primeiro resultado com um mais complexo, a Figura 7 mostra resultados que usaram os compassos 9 a 16 como população inicial. Mais uma vez, o resultado final compartilha características com a população inicial tais como uma maior variedade de notas, sendo várias delas com a mesma duração (um oitavo de compasso). Também a extensão do alcance das notas é bastante similar, de ré sustenido a lá sustenido (usando 19 semitons) na população inicial e de fá a sol sustenido (usando 15 semitons) na melodia resultante.



Figura 7: Um resultado usando o refrão da música.

Comparando estes dois primeiros experimentos, tem-se evidência de como os resultados finais realmente compartilham feições com a população inicial. Mostra-se que este pode ser um modo factível de controle do algoritmo, em vez de se definir regras estritas para cada estilo particular de música.

A influência da estrutura rítmica da população inicial pode ser percebido à medida que a simplicidade com complexidade do ritmo dos resultados finais é mantida em ambos os casos. Mutações que alteram fortemente a estrutura rítmica da melodia podem facilmente levar a resultados menos musicais, especialmente quando muitas subdivisões de um pulso são permitidas como ponto de corte. Permitir apenas pontos de corte musicalmente relevantes é uma das razões pelas quais a musicalidade dos resultados é mantida.

Uma nova música poderia ser construída imitando o estilo da música original e partes desta nova música poderiam resultar do gerador de melodias com diferentes partes da música original. Mas algo diferente pode ser feito. Todas as partes da música podem ser usadas, formando resultados como o mostrado na Figura 8.



Figura 8: Um resultado usando todos os compassos como população inicial.

Nestes tipos de experimentos, usando estilos diferentes de melodias, é importante notar que o algoritmo não tem a capacidade de distinguir quais compassos pertencem a um estilo diferente e produzir uma nova melodia com alguns compassos em cada estilo. Em vez disso, as características dos diferentes compassos provavelmente vão se misturar e formar um “estilo” intermediário específico.

O estilo de uma música pode mudar consideravelmente se restrições são impostas a indivíduos por qualquer função tendenciosa de aptidão. Isso pode mudar características originais de uma melodia dando preferências a alguns certos indivíduos.

5. Conclusões

Talvez o principal fato a ser notado no desenvolvimento de sistemas evolucionários para composição algorítmica é que esta é uma tarefa na qual discussão no domínio relativo é estritamente necessária. Qualquer tentativa de criar um sistema composicional sem discussão sobre teoria musical não pode ser útil. O algoritmo proposto neste artigo mostra que é possível criar novas composições e misturar elementos conhecidos para criar músicas novas relacionadas. Apesar da influência da população inicial no resultado final, o modo como o algoritmo é controlado pode levar a resultados completamente novos já que nenhuma regra estrita (tal como uma função de aptidão convencional) é aplicada ao processo evolucionário.

A influência rítmica explica em parte o funcionamento do gerador de melodias e como ele gera música em gêneros similares, já que ele mantém uma grande parte da estrutura rítmica da população inicial. Isso não deve ser um problema de criatividade quando há um banco de dados de melodias grande o suficiente para cobrir vários tipos de estruturas melódicas de onde o gerador pode aprender. De fato, novas melodias criativas podem ser criadas das melodias iniciais. Ao final, pode ser muito difícil adivinhar qual melodia a população inicial representa.

Neste gerador de melodias, mudanças nas gerações têm mais importância que a procura de um resultado particular que satisfaz de maneira ótima um conjunto de regras específico. Assim, é mais significativo ter operadores musicalmente cientes que funções

de aptidão baseadas em regras que podem por outro lado remover alguma criatividade dos resultados. A Matriz de *Takeover* é assim uma boa abordagem nova desenvolvida para encontrar um bom conjunto de soluções relacionadas entre si.

Melodias, como um resultado de um processo criativo, não podem ser criadas baseando-se apenas em regras musicais simples. O sistema deve ter alguma experiência implícita sobre o que compositores humanos realmente fazem. Mais do isso, um processo para criar melodias com menos regras pode ser muito mais facilmente implementado e usado quando comparado a algoritmos que usam o artifício de um mentor humano para avaliar a população inteiro. Este algoritmo pode ser não apenas útil para desenvolver novas ideias mas também para estender ideias já previamente criadas que são competitivas com ideias criadas por humanos.

6. Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

REFERÊNCIAS

- [1] E. R. Miranda and J. A. Biles, editors. *Evolutionary Computer Music*. Springer, 2007.
- [2] J. Graf and W. Banzhaf. “Interactive evolution of images”. In *Proceedings of the Fourth Annual Conference on Evolutionary Programming*, edited by D. B. Fogel, pp. 53–65, 1995.
- [3] M. Lewis. “Aesthetic evolutionary design with data flow networks”. In *Proceedings of Generative Art*, Milan, Italy, 2000.
- [4] A. Moroni, J. Manzolli, F. V. Zuben and R. Gudwin. “Vox Populi: An Interactive Evolutionary System for Algorithmic Music Composition”. *Leonardo Music Journal*, vol. 10, pp. 49–54, 2000.
- [5] M. Lewis. “Evolutionary Visual Art and Design”. In *The Art of Artificial Evolution: A Handbook on Evolutionary Art and Music*, edited by P. Machado and J. Romero, pp. 3–37. Springer, 2008.
- [6] H. Takagi. “Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation”. *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 9, pp. 1275–1296, 2001.
- [7] J. A. Biles. “Autonomous GenJam: eliminating the fitness bottleneck by eliminating fitness”. In *GECCO-2001 Workshop on Non-routine Design with Evolutionary Systems*, 2001.
- [8] G. R. Greenfield. “Simulated aesthetics and evolving artworks: a coevolutionary approach”. *Leonardo*, vol. 35, no. 3, pp. 283–289, 2002.
- [9] B. J. Ross, W. Ralph and H. Zong. “Evolutionary Image Synthesis Using a Model of Aesthetics”. In *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2006*, pp. 1087–1094, Vancouver, BC, 2006.
- [10] P. Machado, J. Romero, M. L. Santos, A. Cardoso and B. Manaris. “Adaptive Critics for Evolutionary Artists”. In *Applications of Evolutionary Computing, EvoWorkshops 2004: EvoBIO, EvoCOMNET, EvoHOT, EvoISAP, EvoMUSART, and EvoSTOC*, volume 3005 of LNCS, pp. 437–446, Coimbra, Portugal, 2004. Springer.
- [11] A. C. Jobim and N. Mendonca. “Samba de uma nota só”, 1959.
- [12] M. Kennedy and J. Bourne. *The concise Oxford dictionary of music*. Oxford University Press, USA, 2004.
- [13] V. Kumar. “Algorithms for Constraint-Satisfaction Problems: A Survey”. *AI Magazine*, vol. 13, no. 1, pp. 32–44, 1992.
- [14] B. L. Jacob. “Algorithmic composition as a model of creativity”. *Organised Sound*, vol. 1, no. 3, pp. 157–165, 1996.
- [15] A. E. Eiben and J. E. Smith. *Introduction to Evolutionary Computing*. Natural Computing Series. Springer, 2003.
- [16] D. E. Goldberg and K. Deb. “A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms”. In *Foundations of Genetic Algorithms*, pp. 69–93. Morgan Kaufmann, 1991.
- [17] J. A. Biles. “Improvising with Genetic Algorithms: GenJam”. In *Evolutionary Computer Music*, pp. 137–169. Springer, 2007.
- [18] Z. Michalewicz and D. Fogel. *How to solve it: modern heuristics*. Springer-Verlag New York Inc, 2004.
- [19] T. Back, F. Hoffmeister and H.-P. Schwefel. “A survey of evolution strategies”. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 2–9, 1991.
- [20] G. Wiggins, G. Papadopoulos, S. P. Amnuaisuk and A. Tuson. “Evolutionary methods for musical composition”. In *Proceedings of the CASYS98 Workshop on Anticipation, Music and Cognition*, 1998.