

Sistema Computacional Aplicado ao Contraponto Musical

Rodrigo Schramm

Fernando Lewis de Mattos

Resumo: Na teoria musical, o contraponto é uma técnica compositiva que permite a adição de novas melodias a um *cantus firmus* por meio do uso de restrições lógicas. O algoritmo proposto neste artigo utiliza o método de aprendizagem por reforço *Q-Learning* para resolver o problema do contraponto de primeira espécie. Para realizar essa tarefa, é utilizado um conjunto de regras que geram recompensas e que atualizam iterativamente o modelo. Ao final de todo o processo, o sistema produz uma nova melodia adequada à melodia de referência. Esse artigo apresenta detalhes da implementação e uma breve discussão dos resultados.

Palavras-chave: Aprendizagem Autônoma de Música, Aprendizagem de Máquina, Contraponto Musical.

Abstract: In music theory, counterpoint is a compositional technique that allows you to add new melodies to an existing music part by the use of logic restrictions. The algorithm proposed in this paper uses the reinforcement learning algorithm *Q-learning* to solve the problem of composition of the first species counterpoint. To accomplish this task, a set of nine constraints are used to generate the rewards and update the model. The system converges to a solution that maximizes the reward using an iterative process. At the end of the entire process, the system produces a new melody that fits the reference part. This document presents the implementation details and a brief discussion about the obtained results.

Keywords: Music's autonomous learning, Machine's learning, musical counterpoint.

1. Introdução

O presente texto transita entre a Música e a Informática e está organizado em três seções principais. Na próxima, seção 2, serão apresentados alguns artigos referentes ao estado da arte. Na seção 3, serão apresentados aspectos musicais delimitadores, que serviram de critérios para a implementação do algoritmo proposto; e na seção posterior, seção 4, será detalhado o modelo implementado. Na seção 5, serão apresentados resultados do algoritmo para alguns exemplos de teste e, por fim, será apresentada uma breve conclusão. Seu objetivo é apresentar resultados parciais de uma

pesquisa em andamento, que busca alternativas facilitadoras ao estudo de contraponto, numa perspectiva educacional contemporânea, fazendo uso das novas tecnologias da informação e comunicação, com vistas a favorecer e agilizar o processo de ensino-aprendizagem deste conteúdo, em particular no contexto da educação a distância, mediada pela internet.

Dificuldades típicas do estudo de Contraponto tornam-se particularmente complexas sob essas condições. O software aqui apresentado, por exemplo, surgiu de necessidades operacionais decorrentes tanto da velocidade de respostas necessárias aos alunos durante o ensino do contraponto em ambiente virtual, como do acúmulo de trabalhos por serem corrigidos, no âmbito do curso Licenciatura em Música modalidade EAD da UFRGS e Universidades Parceiras (PROLICENMUS). Na matriz curricular deste curso, por princípio adequada ao atendimento concomitante de um grande contingente de alunos, a interdisciplina Sistemas de Organização Sonora (SOS) foi a origem e é o campo de testes, para o desenvolvimento deste projeto. Também será sua principal favorecida, à medida que é nela, que são oferecidas as unidades de estudo específicas de contraponto.

O estudo do contraponto define diretrizes para composição de melodias sobrepostas em duas ou mais vozes. Considerando também que há uma dependência harmônica entre as vozes, tais regras buscam delimitar o conjunto de notas que mais bem combinam entre si para formar uma estrutura eufônica. A expressão *punctus contra punctum*, derivado do latim e significando "ponto contra ponto" ou "nota contra nota" surgiu a partir da construção de novas vozes em relação à uma melodia referencial, conhecida como *cantus firmus*. Há vários níveis de complexidade no estudo do contraponto, sendo o contraponto de primeira espécie o mais simples. Neste tipo de contraponto, para cada nota do *cantus firmus*, há uma única contra nota na segunda voz. A utilização de computadores para efetuar a tarefa de composição não é recente. Em 1958 [1], já eram pesquisadas formas de realizar essa tarefa com auxílio de computadores digitais. Atualmente, com o desenvolvimento da área de aprendizagem de máquina, novos algoritmos estão sendo criados e envolvem diferentes aspectos musicais no processo de resolução do problema do contraponto. O contraponto de primeira espécie envolve um conjunto de princípios que estão intimamente ligados às propriedades da música, em especial, aos intervalos melódicos e harmônicos. Assim, na música tradicional, o processo compositivo de uma nova melodia (voz) baseia-se num conjunto de regras, as quais formam restrições que

servem de base para os algoritmos de aprendizagem no processo de criação da melodia do contraponto.

Durante a revisão bibliográfica, verificou-se que há um número muito pequeno de trabalhos relacionados ao problema proposto neste artigo, ou seja, trabalhos que propõem sistemas para composição focada no problema do contraponto musical. Isso mostra que o problema está em aberto e permite que novas técnicas sejam desenvolvidas para melhorar os exercícios de composição musical auxiliados por computador. O sistema desenvolvido utiliza como base o algoritmo de aprendizagem por reforço *Q-Learning*, o qual é largamente empregado na aprendizagem de máquina e se tem mostrado eficaz em processos compositivos autônomos, onde sistemas computacionais aprendem e devolvem soluções para processos criativos.

2. Estado da arte

Adiloglu e Alpaslan [2] desenvolveram um algoritmo que utiliza redes neurais artificiais para geração de melodias que respeitam as regras de contraponto de primeira espécie. A rede neural artificial proposta pelos autores possui uma camada de entrada, uma de saída e várias camadas ocultas. O contraponto é criado por pares consecutivos de notas que são representadas por nodos (e seus respectivos pesos) da rede. A rede foi treinada com diferentes melodias previamente classificadas como contraponto de primeira espécie. Os autores nomearam o sistema resultante de *Neuro Composer*.

Outra proposta que utiliza aprendizagem de máquina foi desenvolvida por Yilmaz e Telatar [3]. A técnica proposta por esses autores utiliza lógica *Fuzzy* para harmonizar melodias. Novamente, o algoritmo foi aplicado em problemas de contraponto de primeira espécie, ou seja, nota-contra-nota. O método desenvolvido pelos autores utiliza regras impostas pela teoria musical para regular as funções membro (*fuzzy membership functions*). Além disso, o método permite que o músico arranjador ou compositor possa aplicar suas preferências estilísticas ao resultado final, simplesmente ajustando as formas das funções membro.

Aguilera et al [4] desenvolveram um modelo probabilístico para o problema de contraponto musical. Os autores argumentam que o fato da técnica não ser determinística possibilita a geração de diferentes melodias para um mesmo *cantus firmus*. Isso é um fator relevante que está presente nas demais técnicas que utilizam outros algoritmos de aprendizagem [2] [3] [5], as quais incorporam também essa característica não determinística, geran-

do diferentes possibilidades. Esse é um ponto importante, pois permite que o algoritmo seja criativo e seu resultado, uma expressão artística. Em [4], os autores não se preocuparam com as características estilísticas da melodia e focaram apenas nas regras de contraponto e também no aspecto harmônico.

Visando considerar os aspectos estilísticos e também a forma da composição, Amnuaisuk [5] propôs um algoritmo baseado no aprendizado por reforço. O algoritmo utiliza Q-learning para aprender o melhor conjunto de notas que se encaixa ao *cantus firmus*. Em seu modelo, cada estado é uma nota do contraponto e uma ação é definida como um dos possíveis intervalos que a próxima nota (próximo estado) pode ter. A escolha da próxima nota leva em consideração o valor de utilidade do par $Q(s,a)$. A recompensa é calculada por meio de um conjunto de restrições que penaliza a escolha da próxima nota com base nos princípios de contraponto. Além das diretrizes de contraponto, a recompensa leva em consideração também o contexto harmônico obtido através da análise musical.

O trabalho de Amnuaisuk serviu de base para a implementação do algoritmo descrito neste artigo. Na próxima seção deste documento será descrito com maiores detalhes o modelo proposto para gerar melodias de contraponto de primeira espécie.

The image shows a musical score with four staves. The top staff is labeled 'Cantus Firmus (Tenor)' and contains a sequence of notes in a 4/4 time signature. Below it are three staves for 'Accompaniment (Bass)', each labeled as an alternative selection: 'Alternative 1 - Likelihood Based Selection', 'Alternative 2 - Likelihood Based Selection', and 'Alternative 3 - Likelihood Based Selection'. Each accompaniment staff shows a different rhythmic and harmonic accompaniment for the same cantus firmus melody.

Figure 1: Resultado obtido com o algoritmo proposto por Yilmaz e Telatar [3].

3. Aspectos Musicais

Para que se torne capaz de apresentar e operar com alternativas variadas diante de um mesmo estímulo, a máquina deve ser treinada. Sua aprendizagem decorre do estabelecimento de regras devidamente associadas a um conjunto de ações de reforços positivos ou negativos. As regras do treinamento pertinente ao caso são aquelas que conduzem a um *cantus firmus* dado. Os reforços, por sua vez, são decorrentes tanto de priorizações estabelecidas entre regras, como de exclusões de alternativas inadequadas,

eventualmente propostas pelo algoritmo. O conjunto de opções que emergem deste processo acabam por configurar melhores ou piores alternativas, do ponto de vista artístico e estilístico proposto. Tal controle externo é realizado por um especialista, cuja compreensão musical deve, ao longo do desenvolvimento do referido processo de aprendizagem de máquina, ir sendo absorvida por ela.

O principal critério (ou restrição) que deve ser observado é a presença de intervalos consonantes formados entre a nota *cantus firmus* e a contranota. O oposto também é verdadeiro. Então, tais fatos expressam a regra mais importante do contraponto de primeira espécie: dissonâncias são evitadas. Um segundo aspecto que deve ser observado é o contorno melódico formado pela voz que está sendo criada, cuja extensão, por um lado, não deve cruzar a voz do *cantus firmus* e também não deve possuir saltos intervalares melódicos muito grandes; por outro, deve priorizar movimentos contrários entre as vozes. Outros critérios também são importantes, como evitar a presença indesejada de intervalos de quintas e oitavas paralelas, por exemplo. Um inventário completo das diretrizes referentes ao contraponto de primeira espécie, na ordem em que foram priorizadas e no modo como foram inter-relacionadas foi sendo obtido ao longo do trabalho, conforme explicitado a seguir.

Partiu-se do conjunto de critérios convencionais, pertencentes à teoria da música, no âmbito do estudo do contraponto de primeira espécie, considerados em três grandes grupos: critérios referentes à nota escolhida como inicial e final, critérios referentes à combinação entre as vozes, ao relacionar o *cantus firmus* com a nova melodia criada; e critérios referentes aos movimentos melódicos de uma mesma voz, no caso, a correspondente à nova melodia criada.

Esses critérios podem ser hierarquicamente categorizados, da seguinte forma:

1. Nota inicial e final

- (a) Iniciar e terminar com a tônica no baixo.
- (b) Iniciar e terminar com a tônica na voz superior, sempre que possível.
- (c) Se não iniciar ou terminar com a tônica na parte superior, dar preferência (nesta ordem) por: quinta, terça e sexta.

2. Combinação entre as vozes

- (a) Evitar, sempre, quintas e oitavas paralelas.
- (b) Evitar, dentro do possível, mais de três intervalos paralelos iguais (por exemplo, até três terças paralelas)
- (c) Dar preferência por certo tipo de movimento, na relação entre as vozes, na seguinte ordem: contrário, oblíquo, direto e paralelo.

3. Movimento melódico na mesma voz

- (a) Grau conjunto
- (b) Salto de terça, quarta, quinta justa, sexta e oitava justa (nesta ordem de preferência). Evitam-se saltos dissonantes (aumentados ou diminutos, sétimas maiores ou menores). Após um salto em uma direção (ascendente ou descendente), preferir grau conjunto na direção oposta.

Os critérios anteriormente explicitados são regidos por quatro regras básicas, quais sejam:

- 1. Intervalos harmônicos devem ser obrigatoriamente formados por consonâncias.
- 2. Quintas e oitavas paralelas devem ser evitadas.
- 3. Movimento contrário e oblíquo devem ter preferência sobre movimentos diretos e paralelos; e
- 4. Movimento melódicos preferenciais são aqueles constituídos por graus conjuntos, pois saltos devem ser usados principalmente para gerar contraste melódico em relação aos graus conjuntos, e não como primeiras opções.

Avaliando, contudo, os resultados do algoritmo na fase de treinamento, percebeu-se que uma hierarquia de regras emergiu da configuração dos pesos das recompensas, no algoritmo de aprendizagem por reforço, conforme será visto na seção seguinte, em particular no tópico 4.2.

4. Modelo

A motivação para o uso de aprendizagem por reforço baseia-se na possibilidade de modelar o sistema como uma representação do processo

real de avaliação do resultado musical a partir dos princípios do contraponto, por um crítico. Assim, as ações do agente são penalizadas seguindo os critérios musicais do contraponto de primeira espécie. Tais penalizações conduzem o agente na tomada de decisões, onde, com o passar do tempo, ele obtém a convergência para escolha das notas mais adequadas na melodia de contraponto. Tal processo permite que, para cada rodada do programa, dada a presença de certa aleatoriedade na escolhas das ações (notas), uma nova melodia seja gerada, imprimindo assim uma característica artística à solução.

Para modelar o problema, foi escolhido o algoritmo *Q-learning*, o qual se adapta bem a esse tipo de abordagem. O algoritmo *Q-learning* é modelado por meio de um agente, um conjunto de estados S e um conjunto de ações A para cada estado. No caso do problema de contraponto, os estados são as possíveis notas musicais que formarão a melodia e as ações são interpretadas como a escolha da próxima nota. Ao executar uma ação, num determinado estado, há uma transição do estado atual para o próximo estado, que representa a nota escolhida de acordo com a ação.

Cada transição representa um passo e o total de passos representa um episódio. A quantidade de passos por episódio é igual ao total de notas da melodia do *cantus firmus*. Assim, como o contraponto é de primeira espécie e haverá uma contranota para cada nota da melodia de referência, cada passo representa a transição de uma nota para sua subsequente.

Por outro lado, como o espaço de estados é muito grande, é necessário restringir as possibilidades de escolha de notas para tornar o problema tratável. A restrição nesse caso foi feita utilizando-se um conjunto com apenas duas oitavas, porém, como poderá ser visto mais adiante, o sistema é configurável e permite facilmente a expansão do conjunto de possibilidades.

Ao executar uma ação $a \in A$, o agente move-se de um estado para outro e recebe uma recompensa, que é associada a cada par estado-ação. Essa recompensa é expressa numericamente e é positiva quando o movimento for adequado e negativa, em caso contrário. O objetivo do agente é maximizar o total de recompensas que ele recebe durante um episódio, ou seja, maximizar as recompensas ao colocar todas as notas da melodia de contraponto. Isso é feito aprendendo a ação ótima para cada estado.

O algoritmo *Q-learning* utiliza uma função para calcular a qualidade das combinações de um estado-ação: $Q: S \times A \rightarrow R$. Inicialmente, antes de iniciar o aprendizado, os pares em Q possuem valores arbitrários. Durante o treinamento, a cada recompensa recebida depois de ter executado uma

ação e troca de estado, o valor de $Q(s,a)$ é atualizado pela seguinte expressão:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha_t \times \left[R(s_t) + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t) \right] \quad (1)$$

onde α é a taxa de aprendizado e γ é o fator de desconto. O fator de desconto determina o peso no tempo presente dos valores dos reforços futuros. Como pode ser visto na equação de avaliação, o algoritmo *Q-learning* é baseado num simples processo iterativo, onde os valores de Q são atualizados a cada novo passo; ou seja, valores do passado são levados em consideração e, a cada passo, são atualizados por correções recebidas por intermédio de informações futuras. A tabela 1 apresenta um pseudocódigo do algoritmo *Q-learning*.

Tabela 1: Algoritmo *Q-learning*

Inicialização $Q(s,a)$ arbitrário
Repetir para cada episódio:
Inicializar s
Repetir para cada passo do episódio:
Escolher a de s usando a política ϵ -gulosa derivada de Q
Executar ação a , observar r ,
até s ser terminal ou o número máximo de passos for alcançado

4.1. Espaço estado-ação

A representação do espaço estado ação é o núcleo principal do algoritmo. No contexto do contraponto tonal de primeira espécie, utilizando a escala musical temperada, para cada nota do *cantus firmus* é possível selecionar uma nota dentre um conjunto total de $8 \times n$, onde n representa o número de oitavas consideradas. Por exemplo, para uma faixa de quatro oitavas, o número de possibilidades a cada estado é de 32 intervalos¹. Vi-

¹ São considerados apenas os intervalos referentes aos graus da escala. Alterações (sustenidos/bemóis) não são consideradas no contraponto de primeira espécie.

resultados gerados pelo algoritmo. Sempre que um critério não era obedecido, seu peso era aumentado.

Tabela 2: Regras para o cálculo da recompensa

Critérios/Restrições	Recompensa	
	Amnuaisuk [5]	Esta proposta
Quintas e oitavas paralelas	-0.1	-2
Cruzamento entre vozes	-0.1	-1
Espaçamento entre vozes maior que uma oitava	-0.1	-2
Notas repetidas	-0.1	-2
Sextas e terças paralelas	-0.1	-2
Saltos melódicos grandes	-0.1	-25
Dissonâncias	-0.1	-500
Progressões com intervalos consonantes	0.1	+150
Movimento contrário	0.1	15

É preciso uma nota explicativa para as regras *Dissonâncias* e *Progressões com intervalos consonantes*. Essas duas são as regras fundamentais que norteiam o algoritmo para gerar o contraponto em primeira espécie. A regra "Dissonâncias" evita intervalos considerados dissonantes. Por isso, na prática, a penalização com o peso negativamente grande exclui quase que totalmente a possibilidade da existência de tal tipo de intervalo. O oposto acontece com a regra "*Progressões com intervalos consonantes*", onde o peso positivamente grande empurra a convergência da solução para o conjunto de notas consonantes.

5. Testes e análise de resultados

O algoritmo foi implementado no MATLAB e os testes realizados foram supervisionados por um especialista. Assim, duas formas de avaliação foram utilizadas para verificar a acurácia do sistema. A primeira foi a convergência da soma da recompensa obtida ao final de cada episódio de treinamento. A segunda forma de avaliação levou em consideração as diretrizes do contraponto e também a qualidade musical da melodia gerada pelo algoritmo.

A figura 3 mostra o processo de convergência dos valores de Q (s,a) durante 100 episódios de treinamento. Durante os testes do programa, foi utilizado $\gamma=0.8$ como fator de desconto e $\alpha=0.5$ como taxa de aprendizado. Para tornar o algoritmo ϵ -guloso, utilizou-se $\epsilon=0.2$. O valor de α e ϵ decaem linearmente à medida que o número de episódios cresce.

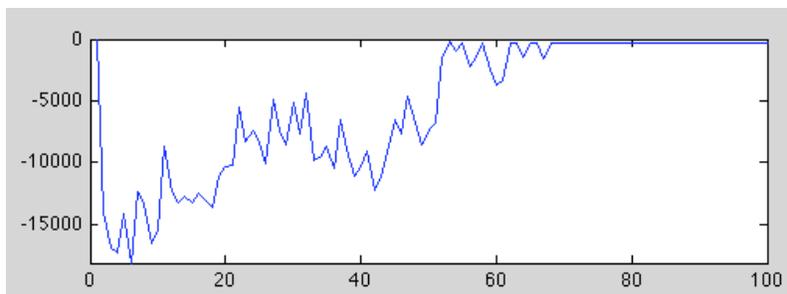


Figura 3: Convergência do algoritmo *Q-Learning* durante 100 episódios de treinamento.

O algoritmo foi testado com diferentes melodias e obteve resultados satisfatórios para a maioria delas. A partir destes resultados pode-se perceber que o sistema não consegue gerar melodias com contexto harmônico. Desta forma, para garantir que a melodia obedeça os critérios de contraponto em primeira espécie e também siga um encadeamento harmônico coerente, será necessário adicionar uma representação do contexto. A figura 4 ilustra o resultado da criação melódica pelo algoritmo proposto para a canção folclórica brasileira "Marcha Soldado", sem que já tenha sido associado ao processo de limitações harmônicas nem preferências estilísticas, de sensibilidade mais artística, pertinentes ao caso. De um ponto de vista mais convencional sobre o contraponto, o exemplo gerado pelo algoritmo tem alguns erros, como o final da primeira frase (segunda metade do segundo compasso), que deveria ser sobre um campo harmônico de dominante. Com o aprimoramento do algoritmo, serão oportunamente incluídos outros critérios como os que evitarão intervalos harmônicos de 4ª Justa da melodia em relação ao baixo, considerados como dissonância.



Figura 4: Resultado obtido com o algoritmo para a melodia da canção folclórica "Marcha Soldado", usada como *cantus firmus*. A melodia de contraponto foi criada na voz inferior.

6. Considerações finais

O algoritmo proposto neste trabalho utiliza aprendizado por reforço para solucionar o problema de composição por contraponto de primeira espécie. Mais especificamente, a técnica implementada é baseada no trabalho de Amnuaisuk [5] e utiliza *Q-Learning*. Para tanto, o algoritmo utiliza um conjunto de estados possíveis que estão relacionados com as notas do contraponto e as ações representam o ato de inserir uma nova nota na melodia. A recompensa do algoritmo de aprendizagem por reforço é feita de acordo com as avaliações das regras relativas ao contraponto de primeira espécie. Após um número determinado de episódios, o algoritmo converge para uma solução ótima não global, mas que respeita essas regras em diferentes soluções. A vantagem da solução não ser única é que o sistema permite, a cada novo treinamento, a criação de uma nova melodia, garantindo uma característica artística ao modelo. Também permite que, em caso de o software ser utilizado na correção de trabalhos de alunos, por exemplo, o mesmo forneça um grande conjunto de alternativas possíveis, detectando apenas erros reais.

Os estudos preliminares já realizados indicam que, de fato, o problema aqui proposto é atual, bastante relevante e tem muitas aplicações no contexto musical, servindo de apoio ao ensino e/ou à performance. A utilização do algoritmo *Q-learning* como solução de aprendizado por reforço para o problema do contraponto de primeira espécie mostrou-se possível e coerente com as abordagens tradicionais baseadas na teoria musical. Os testes mostraram que, para cada *cantus firmus*, o sistema cria um conjunto expressivo de possíveis melodias que respeitam as restrições impostas pelas regras de contraponto e que imprimem características artísticas às soluções. Como trabalhos futuros, pretende-se incluir o contexto harmônico ao sistema e também, por intermédio da supervisão de um especialista, adicionar um conjunto de testes para avaliar a acurácia do modelo.

Referências

- [1] HILLER JR. L. A. ; ISAACSON, L. M. Musical composition with a high speed digital computer. In: Audio Engineering Society Convention 9. Audio Engineering Society, 1957. v. 6, n. 3, p. 154-160.
- [2] ADILOGLU, K.; ALPASLAN, F. N. A machine learning approach to two-voice counterpoint composition. Knowledge-Based Systems, v. 20, n. 3, p. 300 - 309, 2007. ISSN 0950-7051.

- [3] YILMAZ, A. E.; TELATAR, Z. Note-against-note two-voice counterpoint by means of fuzzy logic. *Knowledge-Based Systems*, v. 23, n. 3, p. 256-266, 4 2010.
- [4] AGUILERA, G. et al. Automated generation of contrapuntal musical compositions using probabilistic logic in derive. *Mathematics and Computers in Simulation*, v. 80, n. 6, p. 1200 - 1211, 2010. ISSN 0378-4754.
- [5] PHON-AMNUAISUK, S. Generating tonal counterpoint using reinforcement learning. In: LEUNG, C.-S.; LEE, M.; CHAN, J. H. (Ed.). *ICONIP (1)*. [S.l.]: Springer, 2009. (Lecture Notes in Computer Science, v. 5863), p. 580-589. ISBN 978-3-642-10676-7.