

Pós-processamento	Nenhum	reclassificar regra add 1 regra add 2
atuação	75,7% 76,3%	76,6% 76,8%

**Tabela 4: Avaliação das estratégias de pós-processamento no conjunto de dados de validação usando o MFCC de-
scriptors. Desempenho é calculado como o percentual de tempo que a classi fi cação e as coincide anotação manuais.**

Pós-processamento	Nenhum	todos
atuação	77,6% 78,5%	

**Tabela 5: O desempenho do sistema em teste com o conjunto de dados sem pós-processamento e realizando
todas as estratégias de pós-processamento propostas, calculado como o percentual de tempo que a classi fi cação e as coincide
anotação manuais.**

Finalmente, o sistema foi usado para processar o conjunto de teste de alcançar um desempenho similar ao obtido no conjunto de validação. A Tabela 5 mostra os resultados sem pós-processamento e considerando todas as estratégias de pós-processamento.

5. Discussão e conclusões

A análise dos resultados obtidos indicam que esses descritores que modelam o conteúdo espectral do sinal de áudio eram as mais adequadas para o problema (MFCC, LFPC, espectral, PLPC). É interessante que um descritor simples como LFPC superou todos os outros conjuntos de recursos, mas MFCC, e que o propósito geral Spectral superou PLPC. Os resultados confirmam que HC não é capaz de discriminar voz cantando sons de outros instrumentos musicais harmônicas. O fraco desempenho obtido com os descritores Pitch é devido à utilização de um algoritmo de estimação de frequência fundamental monofônico. Pretendemos aplicar outros métodos de estimação passo em nosso trabalho futuro, que poderia lidar com áudio polifônicos e para desenvolver descritores passo que exploram cantando campo contorno voz características distintivas, tais como entonação. Em relação MFCC, a seleção de recursos realizado aponta que considerando delta COEF fi coeficientes pode melhorar o desempenho (2% sobre o conjunto de treinamento). No entanto, eles geralmente não são usados quando se aplica MFCC a este tipo de problema [Li e Wang, 2007], [Tsai e Wang, 2006]. Classi fi cação desempenho diminuiu significativamente em validação e teste em comparação com CV de 10 vezes sobre o conjunto de treino, o que não é surpreendente, porque os diferentes origens e variâncias de dados das bases de dados. Além disso, o sistema desenvolvido aproximadamente divide o áudio fi le em fragmentos, por isso dada a nossa abordagem de validação, podemos tomar esses resultados como pior caso ou estimativas limite mais baixo do desempenho do sistema. eles geralmente não são usados quando se aplica MFCC a este tipo de problema [Li e Wang, 2007], [Tsai e Wang, 2006]. Classi fi cação desempenho diminuiu significativamente em validação e teste em comparação com CV de 10 vezes sobre o conjunto de treino, o que não é surpreendente, porque os diferentes origens e variâncias de dados das bases de dados. Além disso, o sistema desenvolvido aproximadamente divide o áudio fi le em fragmentos, por isso dada a nossa abordagem de validação, podemos tomar esses resultados como pior caso ou estimativas limite mais baixo do desempenho do sistema. eles geralmente não são usados quando se aplica MFCC a este tipo de problema [Li e Wang, 2007], [Tsai e Wang, 2006]. Classi fi cação desempenho diminuiu significativamente em validação e teste em comparação com CV de 10 vezes sobre o conjunto de treino, o que não é surpreendente, porque os diferentes origens e variâncias de dados das bases de dados.

Estudamos o problema de detecção de voz em áudio música fi les por uma abordagem estatística cação classi fi e temos comparação, em condições equivalentes, o desempenho de vários tipos de descritores acústicos relatados para ser usado para o problema. Os resultados obtidos confirmam a utilidade do MFCC para este problema. Como resultado do nosso estudo, um sistema de detecção eficaz voz para processar áudio música popular fi les com um conjunto reduzido de descritores foi desenvolvido. É difícil comparar o desempenho alcançado com outros trabalhos de investigação porque não há nenhum conjunto de dados padrão para avaliação, mas os resultados obtidos são promissores e semelhantes aos relatados. Embora a nossa intenção principal foi comparar descritores já utilizados para esta tarefa, temos tentado combinar diferentes descritores, bem como diferentes ers fi classi. O desempenho global fi cação classi não foi melhorada para que os resultados não estão incluídos. Além disso, alguns outros descritores foram testadas sem sucesso. Nosso trabalho futuro vai seguir essa direção, pois é razoável esperar melhores resultados através da combinação de diferentes fontes de informação.

6. Agradecimentos

Este trabalho foi realizado durante um estágio no Grupo de Tecnologia TheMusic (MTG) financeiramente apoiada por Comisi' em Setorial de Investigaci' em Cient' fi ca, UdelaR. Primeiro autor é muito grato a todas as pessoas em o MTG por seu apoio e com o Dr. Alvaro Pardo para sua leitura cuidadosa deste artigo e suas sugestões.

Referências

- A. de Cheveign` e, H. Kawahara (2002). YIN, um estimador de frequencia fundamental para voz e música. *Jornal da Sociedade Acústica da América*, 111: 1917-1930.
- Berenzweig, A. e Ellis, D. (2001). Localizando segmentos voz dentro de sinais de música. *Proc. IEEE Workshop sobre Apps. de Sig. Proc. para ACOUS. e som, Mohonk NY, outubro de 2001*, página 4pp.
- Berenzweig, A., Ellis, D., e Lawrence, S. (2002). Usando segmentos de voz para melhorar artista classi fi cação De musica. *AES 22a Conferência Internacional*.
- Chilton, T. (1999). análise de discurso. Escola de Eletrônica e Ciências Físicas da Universidade de Surrey.
- Chou, W. e Gu, L. (2001). detecção de canto robusto em design discriminador discurso / música. *Internacional Conferência sobre Acústica, Fala e Processamento de Sinais*.
- Cook, PR (1990). *Identi fi cação de parâmetros de controle em um modelo trato vocal articulatório, com aplicações para a síntese de canto*. tese de doutorado, Stanford Univ., Stanford, CA.
- Ellis, DPW (2005). PLP e RASTA (e MFCC, e inversão) em Matlab. On-line de recursos da web: <http://www.ee.columbia.edu/~dpwe/recursos/Matlab/rastamat/>.
- Gerhard, D. (2002). análise característica acústica baseada em campo para a discriminação da fala e monofonic cantando. *Journal of the Canadian Acoustical Assosiation*, páginas 152-153.
- Herrera, P., Klapuri, A., e Davy, M. (2006). Automatic Classi fi cação de Pitched Instrumento Musical Soa. Em Klapuri, A. e Davy, M., editores, *Métodos de processamento de sinal para música transcrição*, páginas 163-200. Springer, New York.
- Kim, YE e Whitman, BP (2002). Cantor identi fi cação em gravações de músicas populares usando codificação de voz características. *Em Proceedings da Conferência Interacional sobre Informação da Música Retrieval*, páginas 164-169. Paris, França.
- Li, Y. e Wang, D. (2007). Separação de voz de acompanhamento musical para gravações mono. *IEEE Transactions on áudio, Fala e Processamento de Linguagem*.
- Li, Y. e Wang, DL (2005). Separação de voz de acompanhamento musical para gravações mono. Relatório Técnico OSU-CISRC-9/05-TR61, Departamento de Ciência da Computação e Engenharia, The Ohio State University, Columbus, Ohio, EUA.
- Maddage, NC, Wan, K., Xu, C., e Wang, Y. (Junho de 2004). Cantando detecção de voz utilizando o dobro-iterado Transformada de Fourier compósito. *Multimedia and Expo, 2004. ICME '04. 2004 Conferência Internacional IEEE*, páginas Página (s): 1347-1350 Vol.2.
- Maddage, NC, Xu, C., e Wang, Y. (2003). Uma abordagem cação classi fi-base svm de áudio musical. *Proc. Ismir*.
- Martin, KD (1999). *Som-Source Reconhecimento: A Teoria e Computacional Modelo*. tese de doutorado, MIT. Cambridge, MA.
- Novo, TL, Shenoy, A., e Wang, Y. (2004). detecção de voz na música popular. Relatório técnico, Departamento de Ciência da Computação da Universidade de Singapura, Singapura, Outubro de 2004.
- Rabiner, LR e Schafer, RW (1978). *Processamento Digital de Sinais de Voz*. Prentice Hall, New Jersey.
- Scheirer, ED e Slaney, M. (1997). Construção e avaliação de um discurso / música multifeature robusta discriminador. *ICASSP, Munique, Alemanha*.
- Shenoy, A., Wu, Y., e Wang, Y. (2005). Cantando detecção de voz para aplicação karaoke. *Visual Comunidades nicações e Processamento de Imagem de 2005, Proc. de SPIE*, página Vol. 5960.
- Sundberg, J. (1987). *A ciência da voz*. De Kalb, Il., Northern Illinois University Press.
- Tsai, WH e Wang, HM (2006). reconhecimento cantor automática de gravações de música popular através estimamção e modelagem de sinal solo vocal. *IEEE Transactions on Fala e Processamento de áudio, janeiro 2006.*, páginas Vol. 14, No 1.
- Tzanetakis, G. (2004). Song-especi fi c bootstrapping da estrutura de voz. Relatório Técnico, Departamento de ciência da computação da Universidade de Victoria.
- Witten, IH e Frank, E. (2005). *Data Mining: práticas ferramentas e técnicas de aprendizado de máquina*. 2º Edition, Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Zhang, T. (2002). Sistema e método para automática cantor identi fi cação. Relatório Técnico Labs HP.

Analizando progressões harmônicas com Harmin: the Music de Antônio Carlos Jobim

Giordano Cabral ¹, Robert Willey ²

¹ Laboratoire d'Informatique de Paris 6

Université Pierre et Marie Curie

² School of Music University of

Louisiana em Lafayette

Giordano.Cabral@lip6.fr, willey@louisiana.edu

Abstrato. Este artigo descreve uma ferramenta desenhada para a análise, recuperação e visualização de progressões harmônicas que visam fornecer ao usuário valiosas estatísticas e gráficos. Esta saída é destinado a ajudar os usuários a entender melhor o conteúdo harmônico de um conjunto de dados de música, espero causando o surgimento de resultados interessantes. A análise da música de Antônio Carlos Jobim motivou a criação da nossa ferramenta, e por esta razão é apresentada como estudo de caso. Nós também descrevem como esta ferramenta pode ser integrado a um sistema de acompanhamento, indo além da análise para os campos da música interativa e composição.

1. Preâmbulo

No ano passado, Robert Willey me contactado. Ele estava procurando por ferramentas de TI para auxiliar na análise a música de Antônio Carlos ("Tom") Jobim (Willey 2005). Como eu estava trabalhando em um sistema de acompanhamento bossa-nova, que precisava exatamente o tipo de informação que ele foi capaz de fornecer, fiquei imediatamente interessado em seu projeto. Ele é um pesquisador de música americana buscando dicas que podem apontar o caminho Jobim compôs, especialmente como suas cordas foram arranjados no piano, e, finalmente, como jogar o piano no estilo de Jobim.

Em seguida, começou a construir um conjunto de ferramentas que utilizam algumas técnicas herdadas do meu trabalho anterior (Cabral et al 2006 e Cabral 2005). Começamos testando as ferramentas com o grande corpus contendo a transcrição de um conjunto de songbooks de Jobim com autoridade: o Cancioneiro Jobim (Jobim 2005). Como não estávamos realmente certeza sobre o que essas ferramentas foram destinados para encontrar, desenvolvemos uma funcionalidade de cada vez, reavaliar a utilidade e capacidades das ferramentas de forma iterativa. No final, as ferramentas foram encontrados para ser flexível o suficiente para trabalhar com diferentes corpus.

O objetivo deste artigo é apresentar essas ferramentas em seu estágio atual. Esperamos que ele será útil para outros pesquisadores, de quem estamos ansiosos para receber feedback e sugestões sobre novas funcionalidades a serem implementadas.

2. Introdução

Uma das primeiras aplicações de programas de computador para a criação de música foi a composição automática por Lejaren Hiller do Illiac Suíte em 1957 (Hiller e Isaacson

1993). Desde aquela época os programas de computador têm sido usados para analisar o estilo de composição de uma série de compositores. O que torna a nossa ferramenta especial é a forma como ele é ajustado para responder a consultas específicas. Nós não só desenvolvemos uma ferramenta que extrai informações estatísticas a partir dos dados, mas também inventamos uma nova maneira de planejar harmonia que facilita a compreensão do caminho harmônico rastreado por uma canção, um conjunto de canções, um estilo ou o trabalho de um compositor (no nosso estudo de caso, o trabalho de Jobim). Além disso, integramos nossa ferramenta para um sistema de acompanhamento, o que nos permitiu interagir musicalmente com o conjunto de dados, bem como para compor novas harmonias Jobim-like.

Este artigo descreve esta ferramenta, e ilustra suas aplicações no estudo da música de Jobim. Ele é dividido em duas seções principais: o primeiro apresenta uma descrição da arquitetura da ferramenta, suas principais funcionalidades e formatos de dados; a segunda apresenta as experiências e os resultados que foram obtidos.

3. 1.0 Harmin

O conjunto de ferramentas desenvolvido é chamado Harmin. É feito de uma série de recursos, como mencionado acima. O sistema leva uma sequência harmônica como entrada e fornece várias saídas, destinados a ajudar a descoberta das regras, padrões e formas harmônicas fechados na sequência. As subseções a seguir explicam cada parte do Harmin.

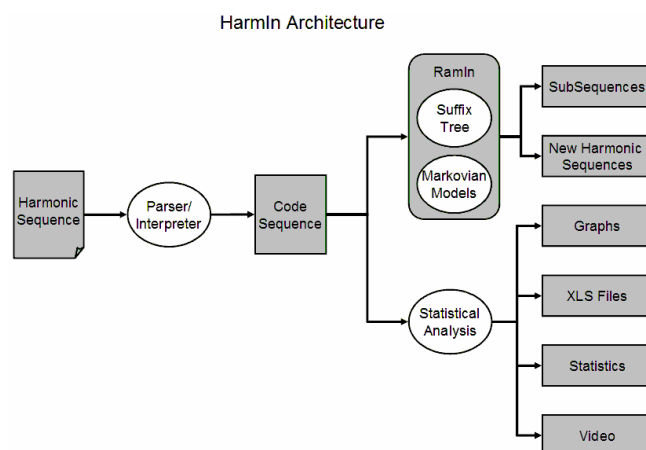


Figura 1. Harmin arquitetura.

3.1 A entrada: Harmônicas Sucessões e do Analisador

A entrada do sistema é uma sequência de harmônica. Esta sequência harmônica é um arquivo de texto, contendo uma sequência de nomes de acordes. Símbolos no banco de dados que não são relevantes para este estudo, como a repetição de um acorde "/", ou um descanso "X" são ignorados. O analisador é responsável por ler e interpretar o arquivo de entrada. Ele foi originalmente concebido para ler arquivos no formato definido por (Willey e Cabral 2007), mas na verdade ele é flexível para permitir que outras notações. O formato de dados esperado é formado por um ou mais cantos, cada uma composta por um cabeçalho e um corpo. O cabeçalho contém informações gerais (por exemplo, título, tempo, a chave compositor), e o corpo contém a lista de acordes. O cabeçalho pode ser omitido, então um arquivo simples com apenas uma sequência de acordes também é aceito pelo sistema. Mesmo tablatures pode ser lido corretamente. Se o usuário optar por ignorar os acordes não reconhecidos pelo sistema (para que ele irá ignorar as letras parte). Além disso, o usuário pode

redefinir os nomes de acordes reconhecidos pelo sistema. Normalmente, ele ou ela só vai acrescentar à lista de acordes conhecidos, mas ele / ela também pode especificar para não aceitar certos nomes. Isso pode ser feito de duas maneiras diferentes: ou o usuário edita um arquivo de texto (chords.ini), ou ele / ela responde a uma pergunta quando o sistema encontra um acorde que não reconhece.

A Figura 2 mostra um exemplo de uma sequência de entrada harmônica. A parte que vai de “título” para “chord_symbol_misprint_m88” é o cabeçalho. O corpo é envolvido pela “Página” e tags “feito”.

title	time	42	Cmaj7	G7(b9)	C
Imagina	3/4	bars	/	/	/
tempo	composer	100	/	/	/
moderato	TomJobinsChicoBuarque	comment	G7(b9)	C	E7(b9)
comment	arranged	chord_symbol_misprint_m88	/	/	Done
FIX_KEY	PauloJobim	Page	/	/	
key	volume	G7(b9)	Cmaj7	G7(b13b9)	
C	1	/	/	/	
major	page	/	/	/	

Figura 2. Exemplo de um ficheiro de entrada contendo uma sequência de harmônica.

3.2 Interpretação Regras

Para realizar a análise estatística, o sistema deve ter um conjunto de regras de interpretação, a fim de converter os nomes de acordes em classes de acordes reais. Isto é definido pelo usuário no mesmo arquivo “chords.ini” descrito acima. Na verdade, ao definir um nome do acorde aceito, o usuário também deve indicar a classe acorde ela se refere. A Figura 3 mostra um exemplo de um ficheiro de tais “chords.ini”. No caso o sistema não encontrar a regra de interpretação para um acorde na sequência harmônica de entrada, o usuário é solicitado a classificá-lo, aumentando continuamente o número de acordes definidos no arquivo chords.ini.

```
case {'', '7M', '7M(9)', '6', '6/9', '6(9)', '7M(#11)',
'7M(#5/9)', '7M(6/9)', 'maj7', 'maj7(9)', 'maj7(6)', '96',
'maj7(#9)', '96(#11)', '#5', '#(omit3)', '9', '9(#11)',
'add9', '6(#11)', 'maj7(#119)', 'maj7(#11)', '#(119)',
'13', '#(9)', '#(11)', 'maj7', 'b13', 'maj7(96)',
'maj7(13#119)', 'maj7(#5)', 'maj7(#9#5)', 'b9', '13#9',
'maj7(#5)', 'maj7(b5)', 'maj7(#116)', '6(#9)', '#(9#5)',
'maj7(69)', 'add9(#5)', 'b5', '69', '69(#11)', '9(no3)',
'add9omit3', 'maj7(139)', '6(11)', 'b6')
type = 0;

case {'7', '7(b9)', '7(9)', '7(#9)', '7(13)', '7(b13)',
'7(b9)', '7(b5)', '7(#11)', '7(#5)', '7(9)', '7(b9/b13)',
'7(9/#11)', '7(b9/#11)', '7(b5/b9)', '7(#119)', '7(13b9)',
'7(b13b9)', '7(#11b9)', '7(b9b5)', '7(#11#5)', '7(9#5)',
'7(b9#5)', '7(#9#5omit3)', '7(b13#9)', '7(13#9)',
'7(13#119)', '7(13#9)', '7(13#11)', '7(#11#9)', '7(139)',
'7(#9#5)', '7(b139)', '7(9#)', '7(11)', '7(#9b9)',
'7(13#11b9)', '7(omit3)', '7(b13b9)', '7(13#11#9)',
'7(#9b5)', '7(11#13b9)', 'b13#9', '7(13omit3)'}
type = 1;

case {'m', 'm6', 'm(b6)', 'min', 'm6(9)', 'm7M', 'm7M(9)',
'm(7M)', 'm(9)', 'm(maj7)', 'm96', 'm(11maj7)', 'm(add9)',
'm(9maj7)', 'm(11)', 'm9(maj7)', 'm(#5)', 'm9', 'm7',
'm7(b5)', 'm7(9)', 'm7(11)', 'm7(b5)', 'm7(b5/9)', 'min7',
'm74', 'm7(119)', 'min7(9)', 'm7(6)', 'm7(9b5)', 'm6(11)',
'm7(b9)', 'm(96)', 'm7(b13)', 'm7(96)', 'm7(69)',
'm6(119)', 'm7(b6)', 'm(7)', 'm(6maj7)', 'm7(13)',
'm7(139)', 'm7(11b5)', 'm7(#5)', 'm7(9#5)', 'm(b6add9)',
'm(9b6)', 'm7(omit5)', 'm7(13119)', 'm(119maj7)',
'm(maj76)'}
type = 2;

case {'*', 'b13', 'dim7', 'dim', 'dim7(b13)',
'dim(maj7)', 'dim(maj7)_Fm', 'dim7(9)'}
type = 3;

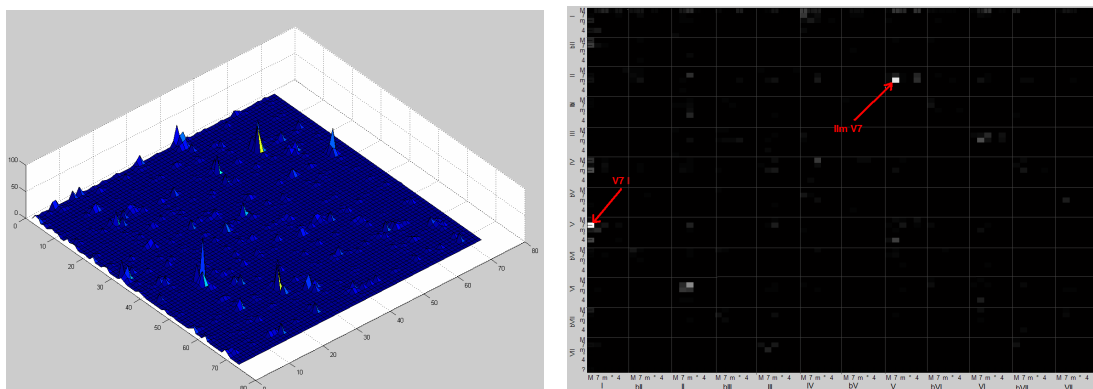
case {'7/4', '4/7(9)', '4/7', '4/7(13)', '7/4(b9)',
'4/7(b9)', 'aug', '74', '74(9)', '74(b9)', '74(b13)', '4',
'134', '4(add9)', '74(139)', '7(sus)', '4(96)', '4(b9)',
'74(1393)', '4(b9#5)'}
type = 4;

case {'7_C', '_C', '_Cb', '_C#', '_D', '_Db', '_D#', '_E',
'_Eb', '_E#', '_F', '_Fb', '_F#', '_G', '_Gb', '_G#', '_A',
'_Ab', '_A#', '_B', '_Bb', '_B#', '_Eb(add9)',
'_Ebm(add9)', '_Eb6', '_C6', '_m_Ab6', '_F6'}
type = 5;
```

Figura 3. Exemplos de interpretação das regras definidas no arquivo chords.ini.

3,3 RAMIN e a sequência de código

O analisador / intérprete gera um arquivo que pode ser lido pelo sistema Ramin. Ramin é um sistema de acompanhamento desenhado para encontrar e tocar acordes para acompanhar uma entrada melodia via microfone. RAMIN gera as linhas de corda através da simulação de um modelo de Markov que encapsula a distribuição de probabilidades de transições de acorde aprendidas a partir de uma sequência de entrada harmônica. Desde a nossa ferramenta transforma o harmônica entrada inicial



As Figuras 5a e 5b. Distribuição das transições de acorde, representados como um gráfico 3D (à esquerda) ou um 2D gráfico (à direita).

A Figura 6 mostra a mesma informação mas de uma forma mais legível, como também se pode seguir a sequência de transições. Os pequenos círculos representam os acordes, e as linhas conectando-os representam as transições. As raízes de acorde são apresentados a seguir o círculo de quintos dos ponteiros do relógio, de modo que o último gráfico geralmente torna-se mais simples. A qualidade do acorde varia de acordo com a sua distância a partir do centro, e tem uma cor diferente (no caso ilustrado na Figura 6, maior = azul, verde = dominante, menor = amarelo, diminuída = salmão, suspenso = roxo). A espessura e transparência das linhas indicam a frequência em que ocorreu cada transição acorde. Progressões que ocorreram menos de 1% do tempo foram omitidos para fazer o gráfico mais legível. A direcção da transição é indicado pela coordenada do vértice linha dentro do círculo. Cada linha inicia-se na parte superior de um círculo e aponta para a parte inferior. Por exemplo, na Figura 6, a linha grossa entre Vdom e Imaj indica uma transição frequente de acorde Vdom para Imaj.

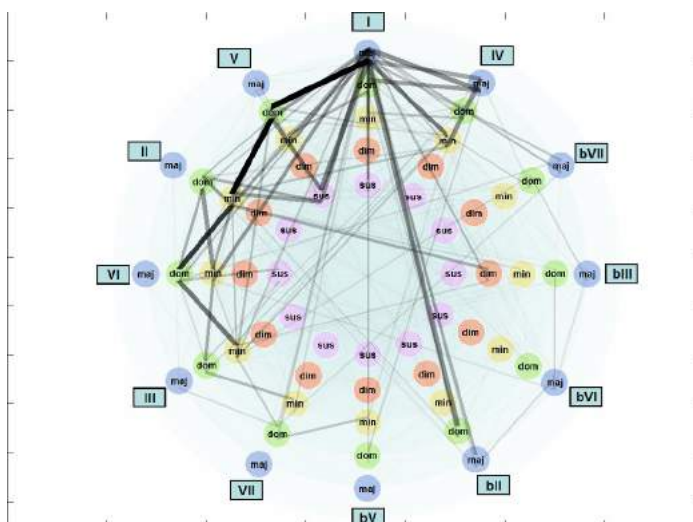


Figura 6. Harmin gráfico transição acorde.

Além de ser usado para a análise de música, deste gráfico pode ser utilizado na composição de música, uma vez que uma sequência de acorde podem ser produzidos seguindo um caminho de ligações acorde. Quanto mais se escolhe linhas mais grossas e mais opacos, mais a sequência resultante vai ser coerente com a harmonia de entrada.



animações de vídeo também pode ser criado mostrando a evolução destes gráficos sobre as músicas, o tempo, a chave, ou quaisquer outros juízes característica que o usuário seja pertinente. Alguns exemplos desses vídeos estão disponíveis em <http://willshare.com/jobim>.

4. Estudo de Caso: A música de Antônio Carlos Jobim

Para este estudo, foi utilizada a música de Antônio Carlos Jobim, inicialmente para quantificar a distribuição dos acordes e da variedade de progressões. Os experimentos foram realizados a fim de determinar quais abordagens para análise iria mostrar os melhores resultados. Separando a análise em grupos de canções em grande e músicas em menor reduziu o número e frequência de pares de transição acorde significativas, clarificar o texto e saída de análise gráfica.

Nós também desejava investigar o efeito de considerar modulações internas nas canções ou não. Os dados foram analisados e representação gráfica, levando a observações sobre como sua linguagem harmônica mudou ao longo de sua carreira, e que, eventualmente, desenvolveu técnicas gráficas que fizeram os dados fáceis de ler.

4.1. Cancioneiro Jobim


Os dados para este estudo foi entrou em arquivos do Microsoft Word correspondentes ao Cancioneiro Jobim série songbook, um conjunto de cinco volumes autorizada de aproximadamente 250 canções cobrindo completa de Jobim gravou obras, escritas por Antônio Carlos Jobim, Paulo Jobim, e uma equipe de arranjadores sob sua supervisão (Jobim 2001). Em seguida, um programa VBA converteu-o na seqüência de harmônica que serve como a entrada do sistema.

Os detalhes da representação de dados, bem como o processo de converter os arranjos para piano e acompanhando símbolos de acordes, e uma comparação preliminar da obra de Jobim com a dos Beatles é descrito em um documento separado enviado para a conferência (Willey e Cabral 2007). O banco de dados pode ser obtida a partir dos autores para fins de investigação.

4.2 tonalidade e Modulação

Todos os acordes são considerados em relação ao tom da música em que ocorrem. Por exemplo, uma corda principal D em uma música numa maior é considerada como sendo o mesmo como um acorde B em uma canção em F # maior. Isto segue o método utilizado no estudo das obras gravadas dos Beatles (Johansson, 1999) de transposição todas as músicas para a chave de C maior ou menor antes de iniciar a análise da KG Johansson. Desta forma, os dados de canções em chaves diferentes podem ser combinados.

Modulações na música são indicados na base de dados incorporado em meio aos dados de acorde. A análise pode incluir ou ignorá-los. A Figura 7 mostra um exemplo deste. Se modulações são considerados, o Eb, Ab e db7 seria, respectivamente, uma EU, uma IV, e uma bVII7. Caso contrário, esta sequência seria visto como um BIII, uma BVI, e uma bII7. No entanto, se modulações são consideradas, as transições de C para Bb7, e de Bb7 para Eb seria, respectivamente [Eu bVII7] e [V7 I]. Isto significa que o mesmo acorde (Bb7) seria considerado de forma diferente nas duas transições consecutivas (como um bVII7 no primeiro, como um V7 no segundo). A implementação corrente ignora a modulação, a fim de manter a representação das sequências de entrada de acorde.



Key: C Eb C

Chord: C F G C Bb7 Eb Ab Db7 C F G

With Modulation: I IV V I bVII7 I IV bVII7 I IV V

Ignoring Modulation: I IV V I bVII7 bIII bVI bII7 I IV V

Figura 7. Como tonalidade e a modulação pode ser considerado em Harmin.

4.3 Chords

Uma das inovações da bossa foi a inclusão de tons de acorde estendidos e alterados, aumentando a variedade de possíveis tipos de acorde. Por exemplo, existem vinte e três variedades de cordas menores presente devido a **permutações de adicionada 6, 9, 11, e / ou 13 e suas alterações. Na análise para o estudo destas extensões foram** ignorados, e os acordes foram agrupadas em cinco tipos: grandes, pequenas, 7 (dominantes), diminuiu, e suspenso. A redução de música a uma série de símbolos de acordes age como um filtro para a complexidade das composições, criando uma generalização que permite a análise estatística para encontrar tendências significativas. Se todas as combinações passo possível foram autorizados como entrada haveria tantas possibilidades que a análise não seria útil. **acordes de barra, tais como F # 7 / D que não resolvem inversões simples, polychords incomuns, como uma E_b tríade ao longo de um Cm 7 acorde (escrito como um símbolo da corda separada da outra por uma linha horizontal), ou** qualquer outro tipo não reconhecido foram deixados de fora da análise.

O mais comum nas canções em chaves principais, por ordem decrescente de frequência, foram encontrados para ser I, IIm, V7, VI7, IVm, IV, II7, IIm, VIm, Vsus, III7, IVB, bII, bVII7, BIII, bIII7, VISUS, III e VI. Uma análise das transições de um acorde para uma outra explicado a presença das cordas não-diatônicos tais como bII (subV7), bVII7 (V7 do biii), e bVI (subV7 do V). **No entanto, a ordem detém algumas surpresas, especialmente o IVm antes da sua IV, e os baixos posições do III e VI.**

4.4 progressões acordes

O foco da análise estatística foi analisar as transições entre pares de acordes, e ver como as progressões de acordes alterados ao longo dos cinco períodos na vida de composição de Jobim. O arranjo de acordes na música de teclas grandes exibir uma preponderância de movimento raiz por quartos e quintos, como pode ser visto na Figura 8a pelo número de linhas curtas que ligam os acordes na raios adjacentes (ou seja, entre os **acordes na Eu ou IV grupos). A exceção mais dramático para isso parece ser o movimento de distante bII para Eu** quase oposta em círculo. Esta é enganosa para os olhos, no entanto, uma vez

bII é realmente apenas um substituto para V, o vizinho de EU.



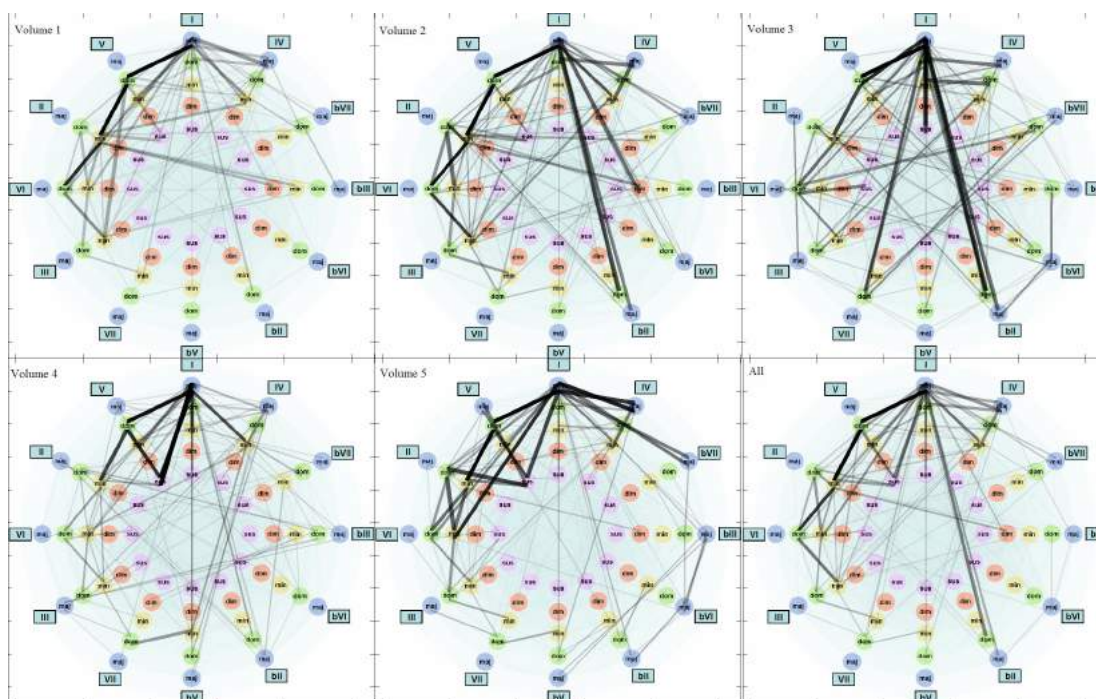
4,5 Subseqüências

[illegible]

Ainda assim, algumas surpresas surgiram, como a progressão < I17 IIm> entre o mais habitual. Outra constatação importante é que alguns acordes simples aparecem depois de sequências inteiras. Por exemplo, a III (35ª posição, 96 ocorrências) tem menos do que ocorrências da sequência < iii V7 / ii ii> (29ª posição, 104 ocorrências), e o VI (52ª posição, 63 ocorrências) tem menos do que ocorrências como sequências < BIII ° ii> (48ª posição, 70 ocorrências) e <Vii III7> (49ª posição, 68 ocorrências).

4.6 Mudança na progressões ao longo dos anos

A Figura 10 mostra a evolução da harmonia na música de Tom sobre os volumes da série Cancioneiro. O último gráfico refere-se à soma de todos os cinco volumes. O mais aparente mudança em progressões harmônicas ao longo do tempo foi observada a ocorrer entre os volumes 1 e 2, mostrado nas Figuras 10a e 10b. Isto marca uma grande mudança no vocabulário de Jobim, começando no volume 2, que abrangeu o período de bossa nova, reconhecida por sua rica harmonia. As ferramentas Harmin também gerou animações de vídeo mostrando o volume evolução em volume e música por música. Estes vídeos, bem como outro material está disponível no site <http://willshare.com/jobim>.



gráficos de transição Figura 10. acordes relacionados com canções em chaves principais dos 5 volumes do Cancioneiro Jobim.

4.7 Análise da maioria das canções famosas

A Figura 11 mostra a capacidade Harmin para comparar os conjuntos de dados. Ele pode apresentar o lado gráficos a lado, computar dados estatísticos, e gerar gráficos que mostram as diferenças entre os conjuntos de dados. A Figura 11 apresenta uma seleção de dezesseis canções mais famosas de Jobim em chaves principais (o conjunto de dados Hits, na Figura 11b), em comparação com todo o grupo de canções em chaves principais (Figura 11a). O conjunto de dados batidas parece ter mais modulações de chaves distantemente relacionadas, e mostra uma maior utilização de dominantes de substituição, o que resulta em linhas de baixo lisas. A Figura 11c mostra o gráfico da diferença entre eles. As linhas vermelhas representam uma mais elevada incidência de certas transições de acorde no primeiro conjunto de dados, linhas verdes representam uma incidência maior no segundo.

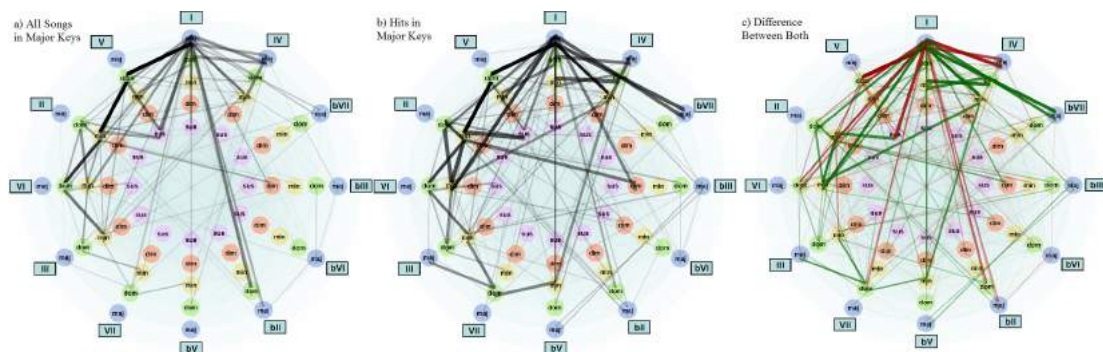


Figura 11. Comparação entre as transições de acordes em 16 das mais famosas canções de Jobim e o resto de sua obra. A 3ª gráfico traça a diferença entre eles.

4.8 Os conjuntos de dados Comparando

Seção 4.8 já exposta como Harmin pode ser usada para comparar conjuntos de dados. Foi realizado outro experimento nesse sentido, pretende-se comparar a música de Antônio Carlos Jobim com outros compositores ou estilos. Reunimos muitos tablatures de um site especialmente dedicado (Mvhp 2007). Então, criamos seis conjuntos de dados, três para compositores (The Beatles, Chico Buarque, Caetano Veloso), e três para gêneros musicais (respeitando a classificação dada pelo site: Axé, Forró, Funk Brasileiro). conjunto de dados dos Beatles é composto de 107 canções, Chico Buarque de 121, e Caetano Veloso de 122. O conjunto de dados Forró contém 121 músicas de 15 artistas, o conjunto de dados Axé contém 396 músicas de 16 artistas e as músicas Funk 25 por 8 artistas. Embora estes conjuntos de dados não são confiáveis e analisar-os pode levar a erros, apresentando os resultados ainda parece valer a pena.

A Figura 12 mostra gráficos comparativos entre sua música e que dos Beatles. A Figura 12a mostra a diferença no número de vezes que cada corda foi usado. Este gráfico revela que os Beatles utilizado muito mais determinados alguns tipos de cordas (valores negativos no histograma), enquanto Tom utilizada uma gama mais vasta de cordas (valores positivos no histograma). A Figura 12b mostra a diferença entre o número de vezes ocorreu cada transição acorde. pixels brancas indicam uma maior incidência de uma transição acorde em particular na música dos Beatles, pixels pretos indicam uma maior incidência na música de Jobim. A Figura 12c mostra a mesma diferença no gráfico transição acorde. Linhas verdes representam transições de acordes mais utilizados pelos Beatles, linhas vermelhas são os mais utilizados por Jobim.

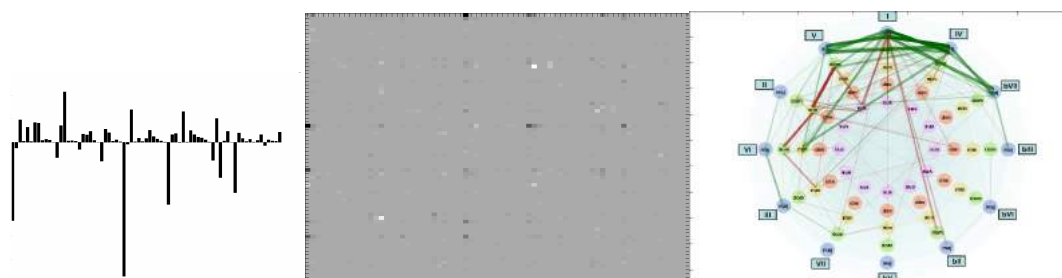


Figura 12. Comparação entre a música de Jobim e os Beatles.

Harmin também pode dar algumas estatísticas sobre a comparação. Por exemplo, a correlação ou a covariância dos dois conjuntos de dados, o desvio padrão de um grupo de conjuntos de dados, a soma

das diferenças absolutas entre dois conjuntos de dados, ou a soma do seu produto. A tabela abaixo apresenta os coeficientes de correlação entre eles. Nós podemos ver como o Axé e as harmonias do funk brasileiro são altamente correlacionados. Além disso, os dados apontam harmonias de Chico Buarque, sendo o mais correlacionada com Jobim, e curiosamente uma certa semelhança entre a harmonia de Caetano Veloso e que dos Beatles.

Major	Tom	Beatles	ChicoBuarque	Caetano	Forro	Axé	Funk
Tom	1,00000	0,47868	0,68656	0,61271	0,28819	0,57131	0,61775
Beatles	0,47868	1,00000	0,69512	0,85065	0,69558	0,83029	0,63504
Chico Buarque	0,68656	0,69512	1,00000	0,78441	0,51290	0,72072	0,62971
Caetano	0,61271	0,85065	0,78441	1,00000	0,69159	0,83953	0,68011
Forro	0,28819	0,69558	0,51290	0,69159	1,00000	0,84511	0,68511
Axé	0,57131	0,83029	0,72072	0,83953	0,84511	1,00000	0,87386
Funk	0,61775	0,63504	0,62971	0,68011	0,68511	0,87386	1,00000

Minor	Tom	Beatles	ChicoBuarque	Caetano	Forro	Axé	FunkCarioca
Tom	1,00000	0,44540	0,68752	0,59144	0,33371	0,34375	0,21177
Beatles	0,44540	1,00000	0,27671	0,65560	0,45967	0,39702	0,38435
Chico Buarque	0,68752	0,27671	1,00000	0,51849	0,38903	0,36033	0,23657
Caetano	0,59144	0,65560	0,51849	1,00000	0,48903	0,53617	0,37496
Forro	0,33371	0,45967	0,38903	0,48903	1,00000	0,62917	0,55129
Axé	0,34375	0,39702	0,36033	0,53617	0,62917	1,00000	0,52432
Funk Carioca	0,21177	0,38435	0,23657	0,37496	0,55129	0,52432	1,00000

Figura 13. Tabela com os coeficientes de correlação entre cada par de conjuntos de dados considerado.

A correlação entre matrizes de transição de acordes, no entanto, nem sempre explicar semelhanças ou divergências harmônicas. Mesmo se todas as matrizes são normalizados pelo número total de acordes em cada banco de dados, a escala pode afetar os resultados. Às vezes, uma grande diferença em uma certa transição acorde esconde muitas semelhanças. A principal característica harmônica de um compositor pode ser o uso de certos acordes em situações específicas, e como esses acordes podem Seldon aparecem, eles não terá impacto sobre o resultado final. Assim, a análise deve incluir todos os gráficos e estatísticas: o número de acordes usados, a variedade ea forma dos caminhos de transição de acordes, etc. Harmin não dá uma resposta para perguntas como “Qual compositor é mais parecida com Jobim?”, Mas ele fornece ao usuário com as ferramentas para analisar e chegar a suas próprias conclusões. Para demonstrar que, a relação dos três gêneros estudamos é mostrado na Figura 14. Na verdade, os gráficos parecem muito semelhantes embora muito diferente dos outros. Verifique nosso site para os gráficos completos e dados.

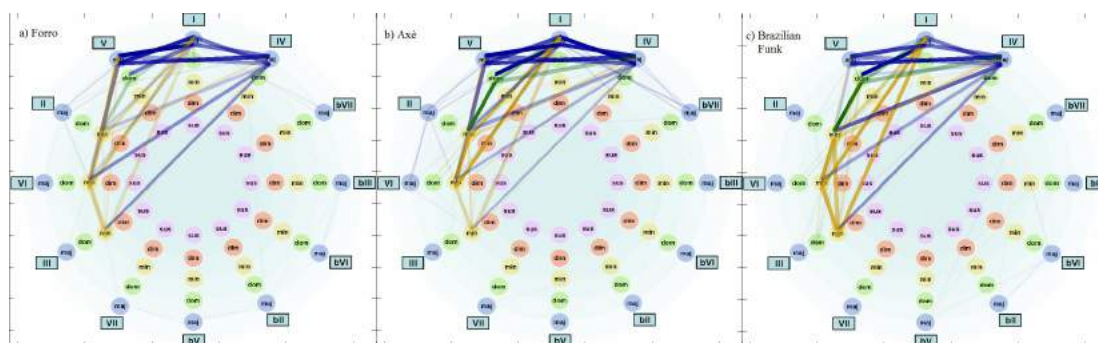


Figura 14. gráficos de transição de acordes para Forro, Axé, gêneros Funk brasileiras.

4.9 Geração de novas progressões

Uma característica final do Harmin experimentamos foi a sua capacidade de integração com Ramin, em seguida, usar seu poder de criar novas progressões de acordes, coerentes com a harmonia usado como entrada. RAMIN permite uma composição iterativo e interativo, enquanto o utilizador aceita ou rejeita continuações para uma dada sequência de entrada harmônica repetidamente. A Figura 15 abaixo mostra uma progressão feita com a ajuda de RAMIN.

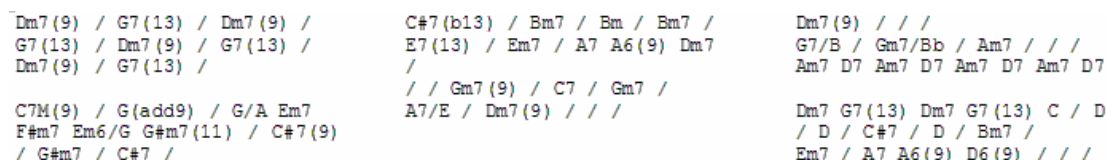


Figura 15. Uma nova progressão de acordes com base na análise de Jobim, feito com a ajuda de Ramin.

5. Conclusão

Este artigo apresentou um conjunto de ferramentas agrupadas sob o nome de Harmin, destinado a ajudar a análise de harmonia, especialmente progressões de acordes. As principais características do Harmin foram apresentados, juntamente com um estudo de caso com a música de Antônio Carlos Jobim, assim como algumas comparações entre ele e outros compositores. Um site que acompanha este papel (<http://willshare.com/jobim>) inclui dados de exemplo canção, gráficos coloridos e vídeos, e exemplos de áudio de sequências geradas.

6. Referências

- Cabral, G. e Briot, J.-P. e Pachet, F. parsing incremental para o tempo real sistemas de acompanhamento. Rastrear Especial sobre Inteligência Artificial em Música e Arte Conferência Internacional FLAIRS'2006 (AIMA'2006) Flórida Inteligência Artificial Research Society Conference 19, Florida Artificial Intelligence Research Society, Melbourne Beach, Florida, EUA, 2006.
- Cabral, G. Comping por Humming: Adaptação x continuité dans l'Interaction Musicale. Rapport de Pré-Soutenance de Tese, Paris de 2005.
- Cabral, G., Briot, J.-P., e Pachet, F. Impacto da Distância em Passo Classe perfil Computação. Em Proceedings of the 10º Simpósio Brasileiro de Computação Musical (SBCM 2005). Belo Horizonte, Brasil, 2005.
- Fujita, T. Os Beatles: Resultados completos. Milwaukee: Hal Leonard Publishing Corporation, 1993.
- Hiller, L. e Isaacson, L. "Composição Musical com uma alta velocidade Computador Digital", em máquinas de modelos de Música, Schwanauer, M. E Levitt, D. Eds, MIT Press, pp. 9-21, 1993. Reimpressão de artigo original no Journal of Audio Engineering Society de 1958.
- Jobim, AC Cancioneiro Jobim: obras completas, arranjos para piano, 5 volumes, Jobim, P., coordenação. Rio de Janeiro: Jobim Música de 2001.
- Johansson, KG. O Harmonic Linguagem dos Beatles, Vol STM-Online. 2, 1999. <http://www.musik.uu.se/ssm/stmonline/vol 2 1 / KGJO / index.html>
- Mvhp. MV Portal de Cifras, Website: <http://www.mvhp.com.br> de 2007.
- Willey, R. "Antônio Carlos (Tom) Jobim", Enciclopédia do som gravado no Estados Unidos, editado por Frank Hoffmann. New York: Routledge, 2005.
- Willey, R., e Cabral, G. Representando Harmonic de Antônio Carlos Jobim Progressões. Submetido ao 11º Simpósio Brasileiro de Computação Musical (SBCM 2007), São Paulo, 2007.