

Extracción de embocadura en Aliento/Arrugas

PROYECTO FINAL - PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES DE AUDIO - CURSO 2016
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA del *Instituto de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República.*

Juan Braga

11 de diciembre de 2016

1. Introducción

1.1. La Flauta Traversa

Técnicas extendidas y técnicas tradicionales *papurri*

1.2. Embocadura

El término embocadura refiere al aparato de producción de la excitación de la columna de aire, en conjunto a la técnica de soplido (Piston, 1955, Capítulo 6). Por ejemplo en el caso particular de la flauta ejecutada con técnica tradicional, los labios dirigen el flujo de aire directamente al bisel en el hueco del instrumento. De esta forma la turbulencia producida por la colisión, genera una excitación periódica en la columna de aire que provoca la resonancia del instrumento y un sonido tonal.

La embocadura es un elemento determinante del material sonoro ejecutado, siendo perceptible de forma auditiva a través de variaciones en la dinámica, altura y timbre (Dick, 1975, Capítulo 2). Las características sonoras quedan determinadas por los siguientes parámetros físicos de la ejecución del instrumento:

- **Ángulo de la flauta:** Por un lado afecta la altura de la ejecución. Al girar hacia el intérprete la altura baja, por el contrario sube al girar en el otro sentido. Por otro lado genera cambios en el timbre del material sonoro. Al girar hacia afuera (sentido opuesto al intérprete) mas allá del ángulo normal de ejecución, el sonido se vuelve primero más brillante y luego aumenta la prominencia del componente de ruido, en inglés se lo define como *Breathy*, se lo puede traducir al español como *Respirado*. Sin embargo al girar hacia el intérprete aumenta la energía de los parciales altos y disminuye la fundamental generando un sonido que se puede definir metafóricamente como *Filoso* o *Edgy* por su denominación en inglés.
- **Apertura de los labios:** La apertura de los labios determina la dispersión del flujo de aire. Aperturas pequeñas producen flujos puntuales, disminuyendo la dinámica y clarificando el sonido. Del otro lado aperturas mayores aumentan la intensidad y la naturaleza ruidosa.
- **Posición de los labios:** Una posición correcta de los labios genera que la embocadura tenga gran control del sonido. Si bien la posición de los labios, y los movimientos de los mismos en la ejecución es un aspecto personal del ejecutante, existen dos tipos básicos. Alturas bajas y/o dinámicas intensas aumentan con el movimiento de los bordes de los labios hacia afuera generando casi una sonrisa en el intérprete. En la segunda posición de los labios, los bordes se mueven hacia abajo en vez de hacia afuera, teniendo un efecto similar al mencionado anteriormente.
- **Presión de aire:** La presión de aire es controlada por el diafragma. Determina el nivel dinámico de la ejecución. La intensidad del aire es proporcional a la intensidad de la ejecución. Además afecta la altura del material sonoro, presiones de aire altas tienden a elevar la nota, mientras que presiones menores la disminuyen.

1.3. Aliento/Arrugas de Marcelo Toledo

Aliento/Arrugas es una obra para flauta travesa solista, compuesta por el argentino Marcelo Toledo. Incluye una cantidad de sonoridades exóticas mediante la ejecución del instrumento a través de técnicas extendidas.

Según el compositor la intención detrás es la exploración sonora del instrumento utilizando la respiración del intérprete como elemento de expresión orgánica (Candelaria et al., 2005).

- *Normal Embouchure*: Embocadura clásica de la flauta, donde el flujo de aire frente al bisel de la embocadura genera la excitación con pulsos periódicos de la columna de aire.
- *Blow Hole Covert*: El flujo de aire ingresa directo al tubo de la flauta, sin generar turbulencia contra el bisel de la embocadura. Los labios cubren el agujero del instrumento.
- *Breathy Embouchure*: La flauta se encuentra rotada hacia el lado contrario del intérprete, tomando como referencia la embocadura normal. Genera sonidos con orientación tonal pero con un gran componente ruidoso.

Figura 1: Notación de las embocaduras se observa en la parte superior de los sistemas. (a) *Blow Hole Covert*. (b) *Breathy Embouchure*. (c) *Normal Embouchure*. Fragmentos extraídos de la partitura de Aliento/Arrugas.

Teniendo en cuenta que la embocadura es un elemento determinante del material sonoro ejecutado perceptible de forma auditiva (Sección 1.2), se propone la extracción automática del tipo de embocadura a través del análisis computacional de grabaciones de la obra.

Se propone la resolución del problema con un enfoque de reconocimiento de patrones. Se procesa el audio como un *Bag of Frames* a partir del computo de descriptores numéricos. El principal desafío y cometido del

presente trabajo es encontrar los descriptores que extraigan las diferencias en la naturaleza sonora y permitan la separación de las embocaduras en el espacio de características.

2.2. Conjunto de Datos

Se cuenta con 5 grabaciones de diferentes intérpretes de la obra *Aliento/Arrugas*. Los intérpretes son: Pablo Somma, Emma Resmini, Claire Chase, Juan Pablo Quinteros y Ulla Suokko. Los archivos de audio se etiquetaron utilizando el software *Sonic Visualiser* (Cannam et al., 2010) dividiendo los archivos de audio en 5 clases:

- Silencio.
- Silencio con respiración del intérprete.
- Sonido generado con *Blow Hole Covert*.
- Sonido generado con *Breathy Embouchure*.
- Sonido generado con *Normal Embouchure*.

Las grabaciones de Claire Chase y Juan Pablo Quinteros que se obtuvieron para el presente trabajo sufrieron un proceso de compresión con pérdida, por lo que estos datos reciben un tratamiento distinto. No se utilizan para entrenar los algoritmos de clasificación, solo se utilizan como datos de test. Por lo que folds son de la siguiente forma:

- Cuando la grabación de test es la de Ulla Suokko, Pablo Somma o Emma Resmini, se entrena con las otras dos restantes. Metodología de *Leave One Out* por su denominación en Inglés.
- Por otro lado cuando la grabación de test es de Claire Chase o Juan Pablo Quinteros, el conjunto de entrenamiento esta compuesto por las tres grabaciones sin pérdida (i.e. la de Ulla Suokko, Pablo Somma y Emma Resmini).

En lo que sigue se utilizan únicamente las clases asociadas a cada una de las embocaduras. Queda por fuera del alcance de este trabajo, una etapa de pre-procesamiento para la segmentación del audio en fragmentos de actividad de la flauta y silencios (este problema se conocido como *Activity Detection* por su denominación en Inglés).

MOSTRAR LAS PROPORCIONES DE LAS CLASES! NO SEAS MALO!

2.3. Extracción de características

Se enlistan a continuación las características que se evalúan en la extracción automática de embocadura. Además se describe brevemente sus principales atributos.

2.3.1. Conjunto de características Espectrales y Armónicas

Se genera un vector compuesto por 5 características acústicas uni-dimensionales, para evaluación del desempeño en la extracción de embocadura. Entre los descriptores se optaron por 4 medidas espectrales y una medida de armónica de la señal de análisis, según la taxonomía de *features* acústicos propuesta en el libro de Klapuri and Davy (2007). Las características son:

- Voicing: Es una medida de periodicidad de la señal. Es el *feature* armónico del conjunto. Generalmente el Voicing se encuentra embebido en los algoritmos de extracción de pitch. En particular para el presente trabajo se computa como en la referencia: De Cheveigné and Kawahara (2002).
- Zero-Crossing Rate: Mide la cantidad de cruces por cero de la señal. Si bien es calculado en el dominio del tiempo, es una medida del contenido de alta frecuencia.
- Roll-off: Es el valor de frecuencia para el que la energía espectral acumulada supera una fracción denominada λ . En general λ se elige 95 % o 85 %.
- Centroid: Es el promedio en los bins de frecuencia ponderado por los valores de magnitud del espectro. Se puede pensar como el centro de masa en el espectro.
- Bandwidth: Es una medida de la dispersión espectral con respecto al centroide.

En todas las medidas acústicas recién mencionada es de relevancia la elección del largo de la ventana análisis, que define el compromiso entre estacionariedad de la señal y resolución en frecuencia.

2.3.2. Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

Los *Coefficientes Cepstrales de Frecuencia-Mel* fueron introducidos por Davis and Mermelstein (1980) en la resolución del problema de reconocimiento del hablante a partir de señales de voz (*Speaker Recognition* su denominación en Inglés). Estos coeficientes como características de un sistema de reconocimiento automático del hablante han demostrado tener de los mejores desempeños (Quatieri, 2002, Capítulo 14). A partir de ahí han sido utilizados en diversas problemáticas de clasificación que no involucran señales de voz hablada, con buenos resultados también como es el caso de reconocimiento de instrumentos (Klapuri and Davy, 2007, Capítulo 6). Su fortaleza radica en la incorporación del modelado psicoacústico de la audición humana mediante un banco de filtros basados en la escala Mel (Stevens et al., 1937) y la decorrelación que presentan los datos en el dominio de las *quefrecys*, dado por la aplicación de la Transformada Coseno. Son un buen descriptor para la extracción de aspectos tímbricos de la señal.

El cómputo de estas características cuenta con las etapas que se enlistan a continuación de manera conceptual:

- División de la señal en fragmentos mediante enventanado.
- Cálculo de la magnitud de la Transformada discreta de Fourier de tiempo corto (STFT).
- Filtrado de la señal con banco de filtros Mel.
- Cálculo de la energía para cada filtro del banco.
- Logaritmo de las energías.
- Transformada Coseno de los valores a la salida del Logaritmo.
- Liftrado* de la señal resultante en el dominio de las *quefrecys*, luego de la Transformada Coseno. Determina la cantidad de coeficientes, o en otras palabras la dimensión del espacio de características.

El cálculo de los coeficientes MFCC tiene los siguientes parámetros determinantes de su desempeño: En primer lugar el largo de las ventanas, que define el compromiso entre resolución temporal y espectral. En segundo lugar la cantidad de filtros del banco de filtros Mel, que se puede pensar como un submuestreo de la resolución espectral ya determinada por el largo del enventanado. Por último el *liftrado* de la señal a la salida de la Transformada Coseno que determina la cantidad de coeficientes efectivos previos al clasificador.

2.3.3. Linear Prediction Coefficients (LPC)

La técnica de análisis de señales de tiempo discreto por predicción lineal, tiene su aplicación en diversas áreas del conocimiento. Es parte de un problema más general denominado *identificación de sistemas* desarrollado en el área de control para el análisis de sistemas dinámicos. Supone que la señal de análisis es la salida $s[n]$ de un sistema lineal con entrada $u[n]$. Su fortaleza y versatilidad radica en la estimación de parámetros del sistema lineal que define el problema.

Su enunciado más general modela la señal de análisis como un proceso *Auto-Regresivo de Media Móvil (ARMA)* (Makhoul, 1975). En otras palabras, supone que la muestra actual de la señal de análisis puede ser expresada como una combinación lineal de las muestras pasadas de la salida, y la muestra actual y pasadas de la entrada:

$$s[n] = - \sum_{k=1}^p a_k s[n-k] + G \sum_{l=0}^p b_l u[n-l] \quad (1)$$

Ha sido utilizado para la resolución de problemas con señales de audio, en particular existe mucha literatura al respecto con la voz humana. Para voz hablada es de los métodos más poderosos, con diversas aplicaciones. La importancia de este método se basa tanto en la precisión de la estimación de parámetros del modelo de mecanismo de producción de voz, como en su relativo bajo costo computacional (Rabiner and Schafer, 1978, Capítulos 3 y 9).

Alineado con la utilización de LPC en problemas de señales de voz, se supone que es suficiente un modelo todo-polos para la extracción de características en el presente trabajo. De forma matemática a partir de la Ecuación 1 se escribe como $b_l = 0$ con $l = 1...p$. Los parámetros relevantes en el cómputo del descriptor son entonces, en primer lugar p asociado a la cantidad de polos del modelo *AR* y por otro lado el largo de las ventanas de análisis. Componiendo el vector de características por los coeficientes a_k con $k = 1...p$ (ver Ecuación 1).

2.3.4. Octave-based Spectral Contrast

El *Contraste Espectral por Octavas* fue desarrollado en el trabajo publicado por Jiang et al. (2002). Tiene como cometido ser una medida de las características relativas del espectro de la señal de análisis. Extrae la diferencia entre la prominencia de los picos en el espectro y los valles en cada octava de análisis por separado. Ha tenido buenos resultados en el problema de clasificación de estilo musical.

El cómputo de estas características tiene las siguientes etapas, que se enuncian de forma conceptual:

- a. División de la señal en fragmentos mediante inventanado.
- b. Cálculo de la magnitud de la Transformada discreta de Fourier de tiempo corto (STFT).
- c. Fitrado de la señal con banco de filtros por octava.
- d. Cálculo de la diferencia entre la energía en un entorno de los picos y de los valles en cada una de las octavas.
- e. Logaritmo de las diferencias del paso anterior.
- f. Transformada *Karhunen-Loeve* para representación de las características en base ortonormal y decorrelación entre las dimensiones.

A diferencia de *MFCC* y *LPC* que realizan un promediado de la información espectral, estos descriptores extraen la información relativa, mediante la comparación de picos y valles por octava. Los parámetros relevantes son en primer lugar el largo de la ventana de análisis, el entorno de los picos y valles denominado α en la literatura, y por último el número de octavas.

2.4. Primer análisis de la naturaleza acústica del problema

De los descripto en la Sección 1.2

3. Experimentos

Se evalúa la capacidad de los descriptores presentados en la Sección 2.3 en la separación de embocaduras. Para esto se utilizan tres clasificadores distintos para minimizar el bias que pueda existir entre los datos y un algoritmo en particular. Se trabaja con los algoritmos: *Random Forest* ($trees=10$), *Support Vector Machine* (*kernel lineal*) y *K-Nearest Neighbors* ($k=10$). En todos los casos se utilizan los parámetros por defecto ya que no es objetivo de este trabajo encontrar los valores óptimos de clasificación. La implementación se realiza mediante el módulo de *Python* llamado *Scikit Learn* (Pedregosa et al., 2011). En todos los casos los datos son preprocesados de manera de centrar en cero y escalar la varianza a uno, previo al clasificador.

Todos los experimentos se realizan con *5-fold cross validation* donde los folds son las diferentes interpretaciones de la pieza musical, como se detalla en la Sección 2.2. De esta forma se asegura que frames provenientes de la misma grabación no sean usados para train y test en un mismo experimento.

3.1. Primer experimento

3.2. Resultados

En lo que sigue se muestra el resultado del desempeño de los descriptores detallados en la Sección 2.3 para la extracción del tipo de embocadura.

PRIMERO MOSTRAR COMPARACIÓN ENTRE FEATURES!!!! LPC: Carece de modelado físico del problema que pueda validar y dar pistas de los parámetros relevantes SPECTRAL AND HARMONIC FEATURES: redundancia!!!!!! algún approach de decorrelación podría ayudar, pero hablar de la importancia del knowledge! Spectral contrast: anda bien y a priori podría ser mas suitable para el problema, pero debido a q mfcc funcionó mejor se sigue adelante

Y ME QUEDO CON MFCC PORQUE ES UN FIERRO PRESENTA DOS PROBLEMÁTICAS: NINGÚN FEATURE LOGRA SEPARAR BREATHY VS. BHC: se prueba solo con esas dos clases y mfcc20 (por simplicidad para el computo y clasificador) -LA CLASE TONAL QUE SERÍA LA MÁS SEPARABLE PRESENTA CONFUSIÓN QUE PODRÍA EVITARSE CON EL VOICING (?) : MFCC es un fierro pero a priori no tiene porque utilizar la información de periodicidad propiamente dicha. Parámetro relevante en la separación de estos tres tipos de embocadura. Se agrega voicing tipo yin De Cheveigné and Kawahara (2002)

3.3. Experimentos 2: Refinamiento MFCC

Compromiso resolución en frecuencia resolución temporal

Se identifica nuevamente el problema en la separación

Comparar confusión entre 2x2 y 3x3 en la separación de BHC y BREATHY

Discusión de agregar voicing, ver como mejora la matriz de confusión

3.3.1.

4. Trabajo a futuro

- Segmentación de audio, umbralizando los silencios y las respiraciones
- Salir del bag of frames, para utilizar la redundancia temporal
- Dejar Planteado el sistema completo! diagrama de bloques!

Referencias

- Candelaria, L., Costa-Giomi, E., and Hughes, P. (2005). Argentine music for flute with the employment of extended techniques: an analysis of selected works by eduardo bertola and marcelo toledo.
- Cannam, C., Landone, C., and Sandler, M. (2010). Sonic visualiser: An open source application for viewing, analysing, and annotating music audio files. In *Proceedings of the 18th ACM international conference on Multimedia*, pages 1467–1468. ACM.
- Davis, S. and Mermelstein, P. (1980). Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences. *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 28(4):357–366.
- De Cheveigné, A. and Kawahara, H. (2002). Yin, a fundamental frequency estimator for speech and music. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 111(4):1917–1930.
- Dick, R. (1975). *The other flute: a performance manual of contemporary techniques*. Oxford University Press.
- Jiang, D.-N., Lu, L., Zhang, H.-J., Tao, J.-H., and Cai, L.-H. (2002). Music type classification by spectral contrast feature. In *Multimedia and Expo, 2002. ICME'02. Proceedings. 2002 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 113–116. IEEE.
- Klapuri, A. and Davy, M. (2007). *Signal processing methods for music transcription*. Springer Science & Business Media.
- Makhoul, J. (1975). Linear prediction: A tutorial review. *Proceedings of the IEEE*, 63(4):561–580.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(Oct):2825–2830.
- Piston, W. (1955). *Orchestration*. Norton.
- Quatieri, T. (2002). *Discrete-time Speech Signal Processing: Principles and Practice*. Prentice-Hall signal processing series. Prentice Hall PTR.
- Rabiner, L. and Schafer, R. (1978). *Digital Processing of Speech Signals*. Prentice-Hall signal processing series. Prentice-Hall.
- Stevens, S. S., Volkman, J., and Newman, E. B. (1937). A scale for the measurement of the psychological magnitude pitch. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 8(3):185–190.