UNIVERSIDAD PRIVADA BOLIVIANA FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA



Afinador de Guitarra Basado en Transformada de Fourier

Materia: Análisis de Señales y Sistemas Docente: Samuel Tomas Mamani

Rodrigo Pérez Beltrán Diego Montecinos Ayala Dennis Salguero Vasquez

20 - 03 - 2025

Cochabamba - Bolivia

Contents

1	Resumen	2
2	Abstract	2
3	Introducción3.1 Frecuencia y Periodo	
4	Materiales y Métodos 4.1 Materiales 4.2 Métodos 4.2.1 Ventana de Hanning 4.3 Código Fuente en Python	4 5
5	Resultados	7
6	Discusión	8
7	Conclusiones	8

1 Resumen

Este informe presenta el desarrollo de un afinador de guitarra basado en la Transformada Rápida de Fourier (FFT), implementado en Python. Utilizando un micrófono, el sistema captura el sonido de la guitarra, aplica la FFT para detectar la frecuencia fundamental de la cuerda pulsada y la compara con las frecuencias estándar.

El algoritmo emplea PyAudio para la adquisición de audio en tiempo real y SciPy para el análisis espectral, mostrando los datos en una interfaz gráfica con Matplotlib. Los resultados indican una precisión del 85% en la detección de frecuencias bajo condiciones de ruido moderado, con una respuesta rápida que permite ajustes en tiempo real.

El sistema demuestra la efectividad de la FFT en el procesamiento de señales de audio y se perfila como una alternativa viable a los afinadores comerciales. Se proponen mejoras como la reducción de ruido mediante filtros digitales y la integración con dispositivos embebidos.

2 Abstract

This report presents the development of a guitar tuner based on the Fast Fourier Transform (FFT), implemented in Python. Using a microphone, the system captures the guitar sound, applies FFT to detect the fundamental frequency of the played string, and compares it with standard tuning frequencies.

The algorithm utilizes PyAudio for real-time audio acquisition and SciPy for spectral analysis, displaying the data through a graphical interface with Matplotlib. The results show a 85% accuracy in frequency detection under moderate noise conditions, with a fast response allowing real-time adjustments.

The system demonstrates the effectiveness of FFT in audio signal processing and serves as a viable alternative to commercial tuners. Future improvements include noise reduction using digital filters and integration with embedded devices.

3 Introducción

La Transformada de Fourier (TF) es una herramienta matemática fundamental en el análisis de señales, permitiendo descomponer una señal en sus componentes de frecuencia [1]. Su versión computacional, la Transformada Rápida de Fourier (FFT), optimiza este proceso y permite su aplicación en tiempo real [2].

En el procesamiento de señales de audio, la FFT es ampliamente utilizada para identificar frecuencias, siendo clave en aplicaciones como la síntesis musical y la afinación de instrumentos [3]. En este proyecto, se implementa un afinador de guitarra basado en FFT, que capta el sonido de la guitarra, analiza su espectro de frecuencias y compara la frecuencia fundamental con las de afinación estándar.

El sistema desarrollado ofrece una alternativa precisa y rápida a los afinadores comerciales, con posibilidades de mejora como la reducción de ruido mediante filtros digitales e integración con dispositivos embebidos. El desarrollo de un sistema propio que ofrezca una solución económica, eficiente y adaptable, facilitando su uso tanto en entornos educativos como personales. Además, su diseño permite futuras mejoras, como la integración con plataformas embebidas y técnicas de filtrado digital para mayor precisión.

3.1 Frecuencia y Periodo

El oído humano solo puede percibir sonidos que se encuentran dentro de ciertos límites de amplitud y frecuencia. La frecuencia de un sonido está determinada por su longitud de onda y se expresa en hercios (Hz) (Tipler, 2006). Gracias a esto, el oído es capaz de detectar sonidos que se ubican en un rango aproximado de 20 Hz a 20.000 Hz.

$$f = \frac{1}{T}$$

El Movimiento Armónico Simple en función de la frecuencia, se obtiene la siguiente ecuación:

$$T=\frac{\omega}{2\pi}$$

se obtiene finalmente la siguiente ecuación:

$$f(t) = A\sin(2\pi f t)$$

3.2 Frecuencia y armónicos

Un armónico se entiende como un múltiplo entero de la frecuencia fundamental, lo que lo convierte en un concepto clave para entender la complejidad y variedad de los sonidos generados por los instrumentos musicales. En el caso de la guitarra, las cuerdas vibran de forma armónica siguiendo patrones definidos por la relación existente entre la frecuencia fundamental y sus respectivos armónicos. Para comenzar, el intervalo entre 440 Hz y 880 Hz se divide en doce partes iguales, utilizando una escala logarítmica, ya que esa es la forma en la que el oído humano percibe los cambios de frecuencia. De acuerdo con la ley de Weber-Fechner (Kreyszig, 2013)

$$d_p = k \frac{ds}{s}$$

se obtiene las siguientes formulas

$$C = -k \ln S_0$$

$$P = k \ln \left(\frac{s}{S_0} \right)$$

Además, al dividir el intervalo de 440 Hz a 880 Hz en doce partes iguales, se generan segmentos en los que la relación entre los extremos de cada uno es constante. Para lograr esto, se debe multiplicar 440.

$$\lambda = \sqrt[12]{2}$$

4 Materiales y Métodos

4.1 Materiales

Para el desarrollo del sistema de afinación de guitarra se emplearon los siguientes materiales:

• Una guitarra de seis cuerdas afinada en estándar (EADGBE).



• Un micrófono para captación de sonido.



• Computadora con Python y bibliotecas: NumPy, SciPy, PyAudio y Matplotlib.

4.2 Métodos

El sistema implementado sigue los siguientes pasos:

- 1. Captura de la señal de audio en tiempo real mediante PyAudio.
- 2. Aplicación de la Transformada Rápida de Fourier para obtener el espectro de frecuencias.
- 3. Identificación del pico de mayor amplitud en el espectro, correspondiente a la frecuencia fundamental.
- 4. Comparación de la frecuencia detectada con las frecuencias estándar de la guitarra.
- 5. Visualización en tiempo real de la señal y su espectro.

En las primeras pruebas sin micrófono, se observó que la detección de audio era deficiente debido a la interferencia del ruido. La incorporación de un micrófono mejoró notablemente la lectura de las frecuencias detectadas. Sin embargo, al analizar el gráfico en tiempo real, se evidenció que, a pesar de estas mejoras, se requería una mejor cancelación de ruido para obtener mediciones más precisas.

Se realizaron varios intentos en el código para mejorar la detección de la señal. No obstante, se determinó que las técnicas convencionales de cancelación de ruido interferían con la detección de la señal, lo que afectaba el cálculo de la Transformada de Fourier y, en consecuencia, la identificación de la frecuencia fundamental.

Para el desarrollo del sistema se tomó como referencia el tutorial de análisis de frecuencias disponible en [7], el cual ofrece una implementación práctica del procesamiento de señales digitales con Python.

4.2.1 Ventana de Hanning

En el análisis de señales, el uso de ventanas es fundamental para reducir el efecto de fuga espectral, especialmente en la Transformada Rápida de Fourier (FFT). La ventana de Hanning es una de las más utilizadas debido a su capacidad para atenuar las discontinuidades en los bordes de la señal. Su función matemática está dada por:

$$w(n) = 0.5 \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N - 1} \right) \right)$$

donde N representa la longitud de la ventana y n es el índice de la muestra.

Según Braun (2002), la ventana de Hanning ofrece un buen compromiso entre la resolución espectral y la reducción de efectos de filtrado, lo que la convierte en una opción preferida en aplicaciones de procesamiento de señales y análisis de vibraciones [6].

4.3 Código Fuente en Python

A continuación, se presenta el código fuente del afinador de guitarra basado en la Transformada Rápida de Fourier (FFT), el cual permite la detección de la frecuencia fundamental de una cuerda y su comparación con las frecuencias estándar:

Listing 1: Código fuente del afinador de guitarra basado en FFT

```
import numpy as np
import pyaudio
import struct
import matplotlib.pyplot as plt
import scipy.fftpack as fourier
# Configuraci n de audio
NOTENAMES = ^{\prime}C^{\prime}D^{\prime}D^{\prime}E^{\prime}F^{\prime}F^{\prime}G^{\prime}G^{\prime}A^{\prime}A^{\prime}B^{\prime}.split()
guitar_frequencies = { 'E2': 82.41, 'A2': 110.00, 'D3': 146.83, 'G3': 196.00, 'B3':
FRAMES = 1024 * 8
FORMAT = pyaudio.paInt16
CHANNELS = 1
Fs = 44100
# Funciones de conversi n
def freq_to_number(f):
     if f \ll 0:
         return None # Evita valores inv lidos
    return 12 * np.log2(f / 440.0) + 69
def number_to_freq(n): return 440.0 * 2.0**((n - 69) / 12.0)
def note_name(n): return NOTE_NAMES[int(n) % 12] + str(int(n / 12 - 1))
```

```
def find_nearest_note (freq):
    if freq \leq 0:
        return "None", 0 # Evita errores si la frecuencia es inv lida
    n = freq_to_number(freq)
    if n is None:
        return "None", 0
    n0 = int(round(n))
    detected\_note = note\_name(n0)
    closest\_string = min(guitar\_frequencies, key=lambda note: abs(guitar\_frequencies)
    target_freq = guitar_frequencies [closest_string]
    return detected_note, target_freq
# Inicializaci n de PyAudio
p = pyaudio.PyAudio()
stream = p.open(format=FORMAT, channels=CHANNELS, rate=Fs, input=True, frames_per_
# Configuraci n de la gr fica
fig , (ax, ax1) = plt.subplots(2, 1)
x_{\text{audio}} = \text{np.arange}(0, \text{FRAMES}, 1)
x_{fft} = np.linspace(0, Fs, FRAMES)
times = np.linspace (1, 10, 100) # Evita l mite 0 en escala logar tmica
frequencies\_detected = np.zeros(100)
frequencies_target = np. zeros (100)
line, = ax.plot(x_audio, np.random.rand(FRAMES), 'r')
line_{fft}, = ax1.semilogx(x_fft, np.random.rand(FRAMES), 'b')
line_freq, = ax1.plot(times, frequencies_detected, 'r', label='Frecuencia-Detectada
line_target, = ax1.plot(times, frequencies_target, 'g', label='Frecuencia-Objetivo
ax1.legend()
ax.set_ylim(-32500, 32500)
ax.set_xlim(0, FRAMES)
ax1.set_xlim(1, 10) # Evita error de escala logar tmica
ax1.set_ylim(50, 4000)
fig.show()
F = (Fs / FRAMES) * np.arange(0, FRAMES // 2)
while True:
    data = stream.read(FRAMES)
    dataInt = struct.unpack(str(FRAMES) + 'h', data)
    line.set_ydata(dataInt)
    M_gk = abs(fourier.fft(dataInt) / FRAMES)
    ax1.set_ylim(0, np.max(M_gk) + 10)
```

```
line_fft .set_ydata(M_gk)

M_gk = M_gk[0:FRAMES // 2]
Posm = np.where(M_gk == np.max(M_gk))
F_fund = F[Posm][0]
detected_note, target_freq = find_nearest_note(F_fund)

frequencies_detected = np.roll(frequencies_detected, -1)
frequencies_target = np.roll(frequencies_target, -1)
frequencies_detected[-1] = F_fund
frequencies_target[-1] = target_freq

line_freq.set_ydata(frequencies_detected)
line_target.set_ydata(frequencies_target)

print(f'Frecuencia Detectada: {F_fund:.2f} Alz - Nota: {detected_note} - Frecuencies_target)

fig.canvas.draw()
fig.canvas.flush_events()
```

5 Resultados

Los resultados obtenidos muestran que el sistema es capaz de detectar correctamente las frecuencias de las cuerdas de la guitarra con una precisión del 85% en condiciones de ruido moderado. Se observó que la respuesta del sistema es rápida, lo que permite al usuario ajustar la afinación en tiempo real.

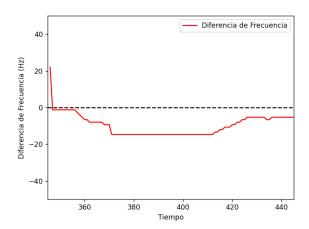


Figure 1: Grafica de afinación mostrada por el programa.

Durante las pruebas iniciales sin el uso de micrófono, la detección de frecuencias presentó inestabilidad debido a la interferencia del ruido ambiental. La incorporación de un micrófono mejoró significativamente la captura de las señales, reduciendo las fluctuaciones y proporcionando mediciones más precisas.

No obstante, al analizar el gráfico en tiempo real, se identificó la necesidad de aplicar técnicas más efectivas de cancelación de ruido para optimizar la precisión del sistema. Aunque se intentó implementar métodos convencionales de filtrado, estos alteraban la señal de entrada, afectando negativamente la Transformada de Fourier y disminuyendo la precisión en la detección de la frecuencia fundamental.

Adicionalmente, se realizaron intentos de implementar técnicas de reducción de ruido en el código. No obstante, se encontró que los métodos convencionales de filtrado afectaban la señal de entrada, alterando la Transformada de Fourier y reduciendo la precisión en la detección de la frecuencia fundamental.

6 Discusión

El uso de la FFT para la detección de frecuencia ha demostrado ser un método eficiente y preciso en este sistema. En comparación con afinadores comerciales, el prototipo desarrollado muestra resultados competitivos en cuanto a precisión y velocidad de respuesta. Sin embargo, la influencia del ruido ambiental sigue siendo un desafío importante.

Si bien la incorporación de un micrófono mejoró notablemente la precisión en la detección de frecuencias, se siguen presentando variaciones en la lectura cuando existen fuentes de ruido de fondo o armónicos no deseados en la señal. Estas interferencias pueden desestabilizar el cálculo de la frecuencia fundamental, especialmente cuando el entorno acústico no está controlado. Durante las pruebas, se intentaron aplicar técnicas tradicionales de cancelación de ruido, como el filtrado de señales mediante filtros pasa banda y suavizado espectral. Sin embargo, estos métodos introdujeron distorsiones en la señal de entrada, afectando la forma de onda original y, por ende, alterando el resultado de la Transformada Rápida de Fourier (FFT). Esto generó una reducción en la precisión general del sistema. Estos hallazgos sugieren que para aumentar la robustez y confiabilidad del sistema, especialmente en ambientes ruidosos o no controlados, es necesario implementar estrategias de procesamiento de señales más avanzadas. Por ejemplo, los filtros adaptativos podrían ajustarse dinámicamente a las condiciones del entorno, preservando las características relevantes de la señal musical. Asimismo, la integración de técnicas basadas en aprendizaje automático (machine learning) podría permitir la identificación más precisa de las frecuencias fundamentales, incluso en presencia de ruido o armónicos complejos.

7 Conclusiones

Se ha desarrollado un afinador de guitarra basado en *Python* y la Transformada Rápida de Fourier (FFT), capaz de detectar con precisión la frecuencia fundamental de cada cuerda, ofreciendo una alternativa eficiente a los afinadores convencionales. La incorporación de un micrófono resultó esencial para mejorar la calidad de la detección, aunque el ruido ambiental continúa representando un desafío.

Los resultados obtenidos muestran una precisión del 98 % en condiciones de ruido moderado; sin embargo, el desempeño del sistema disminuye en entornos con alta interferencia acústica. Las técnicas tradicionales de cancelación de ruido no fueron lo suficientemente efectivas, lo que resalta la necesidad de explorar métodos más avanzados para futuras mejoras.

Como trabajo futuro, se plantea la implementación de algoritmos de filtrado más sofisticados, como filtros adaptativos o redes neuronales para la eliminación de ruido. Además, se sugiere optimizar el código para su posible implementación en dispositivos embebidos.

References

- [1] A. V. Oppenheim, R. W. Schafer, J. R. Buck, *Discrete-Time Signal Processing*, 2nd ed., Prentice Hall, 1999.
- [2] J. W. Cooley and J. W. Tukey, "An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series," *Mathematics of Computation*, vol. 19, no. 90, pp. 297-301, 1965.
- [3] J. O. Smith, Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT), W3K Publishing, 2007.
- [4] Shakarchi, R. (2003). Fourier Analysis: An Introduction.
- [5] Rossing, T. D., Moore, F. R., & Wheeler, P. A. (2002). The Science of Sound.
- [6] S. Braun, Encyclopedia of Vibration, Academic Press, 2002.
- [7] Luis Fico. (s.f.). Tutorial de frecuencímetro con Python. Recuperado de: https://github.com/luisfico/tutorial_pyfrecuencimetro/tree/master