Análisis en el espectro temporal de un Holter Procesamiento de Señales — UBA Junio 2018

Federico Sebastián Sassone Luca Esteban Oller Fernando Gabriel Otero FEDERICO.SASSONE@HOTMAIL.COM OLLERR67@GMAIL.COM FERGABOT@GMAIL.COM

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina

Abstract

Buscamos utilizar los métodos de procesamiento de señales vistos en clase en un problema del mundo real. Para dicha tarea, analizaremos los datos crudos de un estudio de Holter realizado a un sujeto de pruebas durante 24hs. Procesaremos estos datos, los analizaremos en el espectro temporal y en el dominio de la frecuencia, concluiremos con algunos gráficos y contrastando nuestras hipótesis iniciales, analizando las señales obtenidas como resultado.

1. El conjunto de datos de entrada

Los datos de entrada serán los provistos por la cátedra. Un raw output de un estudio de Holter. Se utilizó un script en python para filtrar los datos, eliminando las mediciones que se consideraban erróneas. El output de dicho estudio, contaba con letras para distinguir y clasificar estos errores, por lo que se tuvo que filtrar la información. Para procesar dichos datos se utilizó el lenguaje R.

1.1. Estudio Holter

Es un estudio que consiste en colocar un dispositivo físico cerca del corazón del paciente. El mismo registra la duración de cada latido cardíaco durante un intervalo de 24 horas.

El estudio comenzó a las 15 horas de un día y finalizó al día siguiente en el mismo horario.

1.2. Interpolación

Primero se lee el archivo con formato .csv de salida de python sin filtrar los outliers desde R. Los datos obtenidos están en un dominio discreto, por lo que se pueden visualizar como puntos. El RR representa la cantidad de latidos del corazón del paciente.

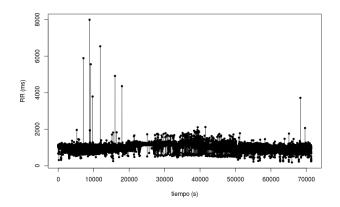


Figure 1. Datos orginales

De la figura anterior se puede observar claramente la presencia de los outliers que mencionábamos previamente, por lo que ahora leemos el archivo con los datos filtrados y obtenemos la siguiente imagen.

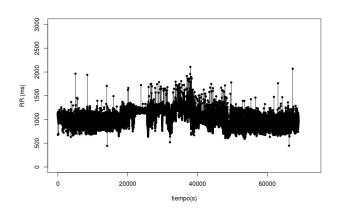


Figure 2. Puntos al quitar los outliers

Análisis en el espectro temporal de un Holter, Procesamiento de señales - UBA Junio 2018.

Se puede notar que en la figura 2 la presencia de outliers disminuyó considerablemente. Luego, procedemos a interpolar dichos datos, es decir pasar de un dominio discreto a un dominio continuo. Se obtienen curvas en lugar de puntos. Para la interpolación se decidió dividir el tiempo tomando un Δ_t de 0,25 segundos. Para ello se realizó el siguiente cálculo: RR/Δ_t tomándolo como entero, por lo que se obtiene un punto por cada Δ_t .

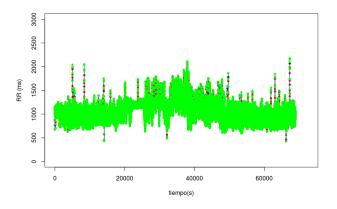


Figure 3. Interpolación de la señal limpia de outliers Se puede observar en la figura 3 que efectivamente se obtiene el resultado esperado, es decir, pasamos de un dominio discreto a uno continuo correctamente.

1.3. Filtrado Moving Average

Partimos de la hipótesis de que la frecuencia cardíaca era mayor en el día que en la noche, el estudio comienza a las 15 horas de un día hasta las 15 horas de otro, por lo que al graficar en función del período deberíamos ver un gráfico similar a una campana de Gauss.

Dada la gran cantidad de datos que tenía el set, para poder apreciar la tendencia y confirmar o refutar nuestra hipótesis, aplicamos el filtrado Moving Average.

El filtrado Moving Average (MA en adelante) consiste en promediar los distintos puntos de la muestra, para obtener la tendencia y suavizar la curva. Como se vio en clase, no hay un valor estándar o recomendado para obtener un buen filtrado MA, por lo que fuimos variando dicho valor hasta obtener una buena curva.

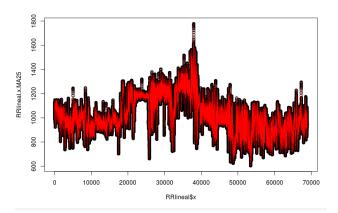


Figure 5. N = 25

Se puede ver que la figura anterior dista mucha de ser similar a una campana de Gauss, por lo que aumentaremos el N.

Gaussian Curve

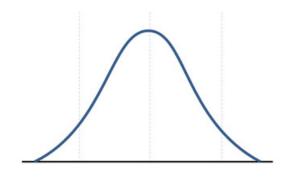


Figure 4. Campana de Gauss

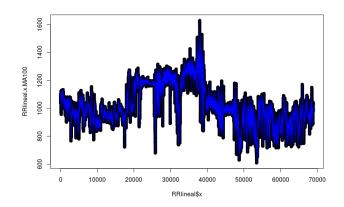


Figure 6. N = 100.

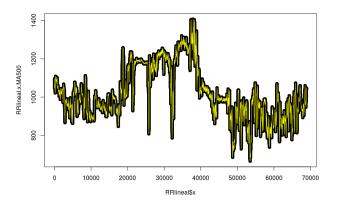


Figure 7. N = 500

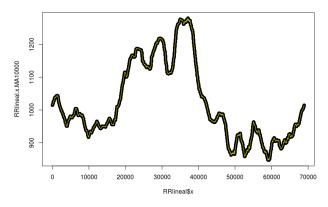


Figure 10. N = 10000

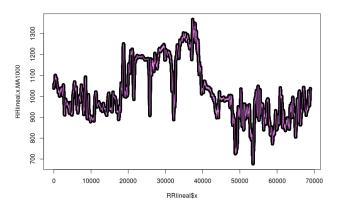


Figure 8. N = 1000

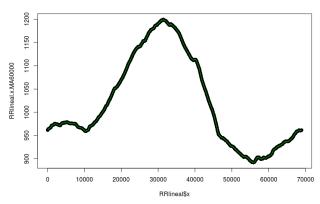


Figure 11. N = 60000

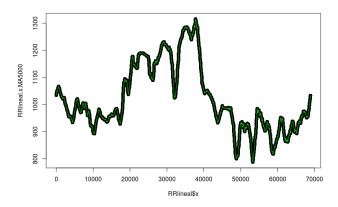


Figure 9. N = 5000

Se puede concluir que nuestra hipótesis era correcta, por lo que podemos afirmar que, efectivamente, la frecuencia cardíaca de este paciente disminuye durante la noche.

1.4. Descomposición en series temporales

Luego de validar la hipótesis anterior, procedimos a realizar un análisis con más técnicas vistas en la materia, en este caso, en el dominio del tiempo descompusimos la serie utilizando la serie original, la versión de filtrado MA de 10000 y la de 60000. La descomposición consiste en restarle a la curva original, el resultado de nuestro filtrado MA y así obtener el residuo.

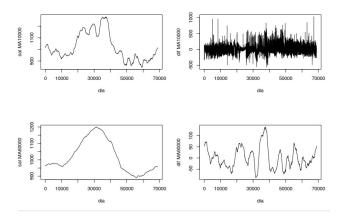


Figure 12. Descomposición de señales con N = 10000 y 60000

Las imágenes superiores corresponden a filtrado MA con N=10000. Y la de la parte derecha se corresponde con el residuo. Se puede notar que a pesar de ser residuo tiene cierta similitud con la curva original del interpolado.

Las imágenes inferiores corresponden a filtrado MA con $N=60000~\rm y$ su respectivo residuo. En este caso se puede notar que hay una diferencia notoria en el ruido que se le quitó a la interpolación original. Se ve bastante distinta que la versión de la que se partió e incluso distinto al residuo analizado anteriormente.

Luego, quisimos validar si el filtrado MA que habíamos hecho tenía sentido respecto de la interpolación. Para poder verificar se superpuso la curva del filtrado MA con $N=60000~\rm y$ la curva original. Esperábamos que la pendiente de las mismas sea similar y que el filtrado tomara valores dentro del rango de valores que tomaba la curva original.

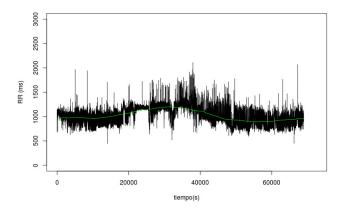


Figure 13. Interpolado con filtrado MA superpuesto

Se puede observar a partir de la figura anterior que la información obtenida del análisis de los datos coincide con la hipótesis planteada. La curva del filtrado MA tiene una similitud considerable con la del interpolado.

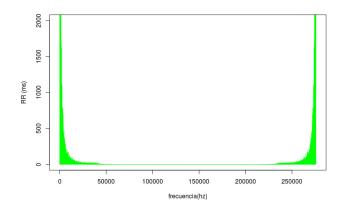
1.5. Conclusiones finales

Se puede concluir que en el presente trabajo hemos aprendido la utilidad que tiene el análisis de señales para la salud de un paciente. Podemos contrastar con un ejemplo real, algunos postulados médicos gracias a este análisis. Cabe destacar que el lenguaje R simplificó gran parte del cálculo matemático subyacente, gracias a sus librerías y su muy buena documentación de las mismas.

1.6. Anexo: Análisis en el dominio de la frecuencia de la señal

Posteriormente, se decidió analizar nuestro set de datos en el dominio de la frecuencia.

Para realizar dicho análisis aplicamos la transformada de Fourier a la interpolación. El resultado obtenido se puede apreciar en la siguiente figura.



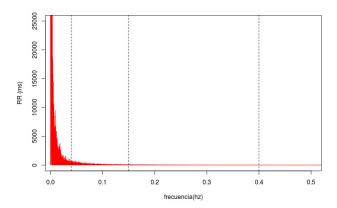
Figure~14.Señal resultante de aplicar transformada de Fourier

Se puede notar que los máximos de la función se obtienen en los valores más cercanos al cero y más cercanos a los valores más grandes del dominio.

Dado que nuestro Δ_t era de 0,25, la frecuencia de muestreo era de 4 Hz. Queremos obtener un Δ_f que se adecúe a nuestro modelo. Llegamos a que $\Delta_f = F_{muestreo}/N$ donde N es la cantidad de muestras que tiene nuestro dominio.

La siguiente figura ilustra el resultado, analizando desde 0 Hz hasta 0.5 Hz. La primer columna corre-

sponde a 0.04 Hz, rango donde comienza la banda low frequency, la segunda es el final de la misma en 0.15 y comienzo de high frequency hasta la tercer columna en 0.4 el final de high frequency.



Figure~15. Fourier analizado entre 0 y $0.5~\mathrm{Hz}$

Se puede observar que la mayor densidad de valores de nuestro gráfico está incluso antes de llegar a low frequency y va disminuyendo asintóticamente.