



UNIVERSIDAD DE TALCA
FACULTAD DE PSICOLOGÍA



**APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DE CUANTIFICACIÓN DE
RECURRENCIAS (RQA) A LAS FLUCTUACIONES EN LA
DILATACIÓN PUPILAR DURANTE UN EXPERIMENTO DE
APRENDIZAJE PREDICTIVO**

**Memoria patrocinada por el Programa de Investigación Asociativa
en Ciencias Cognitivas de la Universidad de Talca, y el Proyecto
FONDEQUIP EQM 190153 del Centro de Investigación en Ciencias
Cognitivas**

Proyecto de Memoria para optar al título de Psicólogo con Mención Educacional

Alumno

Emilio José Barra Rojas

Profesor Guía

Dr. Ramón Daniel Castillo Guevara

TALCA

Marzo del 2021

CONSTANCIA

La Dirección del Sistema de Bibliotecas a través de su unidad de procesos técnicos certifica que el autor del siguiente trabajo de titulación ha firmado su autorización para la reproducción en forma total o parcial e ilimitada del mismo.



Talca, 2022

Agradecimientos

En primera instancia agradezco el poder tener la oportunidad de realizar un trabajo alrededor de una temática que me apasiona desde muy pequeño: el aprendizaje. No creo que haya alguna cosa que me mueva más que el desentrañar y esclarecer las maravillas detrás de este y otros fenómenos cognitivos afines, y cómo a través de la investigación se pueden abordar las inquietudes que suscitan su estudio.

Agradezco también a los amigos que me hice en el camino, sin su apoyo y preocupación nada de lo que hice durante este período hubiese tenido valor alguno. En especial debo nombrar a Diego, Catalina y María de los Ángeles, quienes fueron mis pilares, con las que siempre pude contar y las que siempre prestaron oído y respuesta a mis problemas.

Agradecer a su vez a los y las académicas que me hicieron amar lo que hacemos, y que me dieron un montón de oportunidades para crecer y desarrollarme como profesional. Entre ellos puedo contar con las profesoras Loreto Cofré, Carolina Iturra y Andrea Araneda, y a los profesores Carlos Chico, Ángel Valenzuela y José Luis Ulloa.

Una mención especial claro está merece el profesor Ramón Castillo, con quien desde un principio me sentí guiado en el camino del saber. Agradecido por darme la oportunidad de trabajar con él todos estos años, de su paciencia y dedicación por lo que hace.

Por último, agradecer a mi padre, quien siempre estuvo ahí para apoyarme económicamente, y a mi madre, que incondicionalmente estuvo ahí para levantarme cada vez que las cosas se ponían cuesta arriba. No podría estar más agradecido por el amor, entrega y esperanza que sus ojos comunican.

Esta memoria fue patrocinada y financiada por el Programa de Investigación Asociativa (PIA) en Ciencias Cognitivas de la Universidad de Talca, y por el proyecto FONDEQUIP EQM190153 del Centro de Investigación en Ciencias Cognitivas de la Facultad de Psicología de la Universidad de Talca.

Resumen

La presente investigación implementa el análisis de cuantificación de recurrencias (RQA) para identificar las características dinámicas de la cognición. En concreto analiza una serie temporal de fluctuaciones en el diámetro pupilar, mientras las personas desarrollan una tarea experimental de aprendizaje predictivo.

Con ese fin, se elaboró un tutorial para poder ejecutar la técnica de análisis con variables continuas, tales como el diámetro pupilar. Además, esta técnica se implementó de manera preliminar en una muestra de estudiantes universitarios (N=5), que habían sido parte de un experimento de aprendizaje predictivo. Esta tarea constaba de una fase de pretest, dos fases de entrenamiento y una fase de post-test. Se seleccionaron estos sujetos porque su desempeño daba cuenta de un cambio en la forma como hacían las predicciones después de haber pasado de la fase de pretest a la fase de entrenamiento. Para efecto del análisis las series temporales originales de las fluctuaciones en el diámetro pupilar; fueron creadas series aleatorias, con fines de comparación. Al comparar la serie original con la aleatorizada, se encontraron diferencias en las medidas de recurrencia, tales como determinismo, entropía, entre otros.

Los resultados obtenidos a través de la metodología implementada se alejan de lo propuesto por el enfoque tradicional de las ciencias cognitivas, donde el foco está en la identificación de estructuras y representaciones a la base de la conducta. Estos, por el contrario, obedecen a una forma de entender la conducta como producto de interacciones entre varios componentes que operan en distintas escalas temporales, y que facilitan la emergencia de sistemas dinámicos complejos. Esta tesis brinda un nuevo punto de vista a la hora de entender cómo funcionaría la cognición y la conducta humana,

en especial el fenómeno del aprendizaje predictivo desde la perspectiva de los sistemas dinámicos.

Palabras clave: sistemas dinámicos, métodos no lineales, aprendizaje predictivo, pupilometría

Índice

Introducción.....	7
Marco teórico	9
Fenómenos cognitivos como sistemas dinámicos complejos.....	9
Propiedades de los sistemas dinámicos en la cognición humana	11
Análisis de cuantificación de recurrencias (RQA).....	18
Presencia de propiedades dinámicas de la cognición en tareas experimentales ...	27
El aprendizaje predictivo como un área a ser estudiada por medio de metodologías no lineales	29
Aprendizaje predictivo y la incidencia del ojo en el proceso	31
Problema y Objetivos	36
Objetivo General.....	36
Objetivos Específicos	36
Hipótesis	36
Método	37
Tipo de Estudio.....	37
Diseño de la investigación	38
Participantes.....	38
Instrumentos y definición de variables.....	39
Procedimiento.....	41

Resultados	43
Discusión.....	79
Reflexiones adicionales.....	83
Referencias	90
Anexo 1. Tutorial análisis de cuantificación de recurrencias (RQA)	101

Introducción

Los fenómenos cognitivos son considerados como “regularidades” tanto a nivel experimental como en contextos naturales (Feest, 2017). Este supuesto de regularidad se debe a la creencia que las personas poseen representaciones, relativamente estables de lo que ocurre en el mundo, y que estas representaciones poseen un valor explicativo de la conducta. Es decir, si un individuo tiene una representación de cómo es un determinado problema, sus acciones serán guiadas por dicha representación. Esta representación se va configurando en el transcurso del día del individuo y paulatinamente se estabiliza para darle regularidad a sus acciones.

Durante el último tiempo, dentro de las ciencias cognitivas se ha llegado a considerar a la cognición como un sistema dinámico auto-organizado (Stephen y Dixon, 2009). Lo anterior significa que la regularidad observada a la conducta quizás no sea debida a representaciones, tal como hasta ahora lo ha entendido la ciencia cognitiva tradicional (Thelen y Smith, 1994). La duda proviene de una serie de investigaciones, que muestran como la conducta humana expresa a distintos niveles características similares a las observadas por sistemas físicos, químicos y biológicos auto-organizados, y que un sistema basado en representaciones no puede explicar. Este puente entre sistemas de naturaleza inherentemente distinta se guía bajo el supuesto de que no hay pruebas de algún proceso metafísico que pueda distinguir a la materia viva de otro tipo de materia (Bak, 2013).

La posibilidad de que la cognición humana tiene una estructura que replica a los sistemas dinámicos complejos está sustentada en experimentos como los realizados por Gilden, Thornton y Mallon (1995). Ellos lograron determinar la existencia de “*1/f noise*”

en la representación de intervalos temporales y espaciales, en una tarea en donde los individuos debían replicar un objetivo espacial o temporal. A partir del análisis de los errores de estas réplicas, en donde se medía el tiempo que las personas demoraban al estimar cuanto se alejaban o se acercaban al objetivo real, se logró demostrar que estas variaciones expresan una variabilidad que no es aleatoria (white noise o ruido blanco) sino que seguía un patrón denominado conocido como “*pink noise*” o “*1/f noise*”. Como dicho ruido o variabilidad ha sido observada en sistemas físicos, químicos y biológicos que se auto-organizan, establecieron la posibilidad de que la cognición tiene organizaciones formales o fisiológicas que son comunes a los sistemas dinámicos complejos.

En este sentido, el presente documento busca esclarecer los componentes dinámicos de la cognición humana. La variable manipulada para identificar el componente dinámico del sistema fue la fluctuación en el diámetro pupilar (dilatación y contracción pupilar), determinando en qué forma deben ser procesadas las señales fisiológicas oculares para poder diferenciar a personas que transitan de un estado a otro. Esto, dentro de una tarea de aprendizaje predictivo, y por medio del análisis de cuantificación de recurrencias (RQA). Considerando lo anterior, es que se incluye dentro del documento un tutorial para introducir la metodología a la comunidad estudiantil.

Marco teórico

Fenómenos cognitivos como sistemas dinámicos complejos

El enfoque tradicional de las ciencias cognitivas pone su atención en la identificación de las partes que constituyen la arquitectura cognitiva, es decir, sus estructuras y las representaciones que contiene (Fodor, 1983). Por ejemplo, la visión puede descomponerse o dividirse entre sus componentes atencionales, de reconocimiento de estímulos en el entorno, de integración de esos estímulos, etc., y cada uno de estos componentes tendría una función separada independiente de su contexto (Treisman, 1993). En ese sentido, las diferencias en el desempeño como consecuencia de alguna manipulación experimental o diferencias individuales son reducidas a cambios en sus componentes en específico, siendo la suma de información que se traspasa por los componentes y el tiempo que se toma este procesamiento lo que se considera a la hora de medir en condiciones experimentales (Dietrich y Markman, 2003).

No obstante, han surgido perspectivas alternativas que dan espacio al rol de la emergencia en los procesos cognitivos, entendiendo esta emergencia como el surgimiento temporal, pero coherente, de nuevas formas de conducta a través de procesos intrínsecos que funcionan de manera regular (Maturana y Varela, 1987; Smith, 2005). La evidencia sugiere que los componentes detrás de cualquier proceso cognitivo no estarían tan rígidamente especializados y que, en cierto sentido, las interacciones entre estas y la emergencia de nuevos fenómenos serían más fundamentales para la cognición. La razón por la que se ha llegado a estas conclusiones proviene del trabajo de las propiedades de los sistemas complejos, de las que se obtendrían ideas para distinguir las dinámicas interactivas de la conducta cognitiva, evaluando las

distribuciones probabilísticas de la conducta del sistema evaluado (Holden, Van Orden y Turvey, 2009).

Según lo mencionado por Smith (2005), los sistemas complejos pueden describirse como un conjunto de elementos que están compuestos por elementos individuales “incrustados” entre sí y que, si se encuentran abiertos a un ambiente complejo, pueden exhibir conductas e interacciones coherentes con éste. Una particularidad de estos sistemas es que sus partes se coordinan sin un programa, agente ejecutivo o un plan preestablecido, ya que su coherencia se genera meramente por las relaciones que se crean entre sus componentes, y las oportunidades y restricciones ofrecidas por el ambiente (Bak, 2013). Así, estaríamos hablando de un sistema auto-organizado, en el que ningún elemento del que se compone tiene una prioridad causal, siendo partes individualizadas que constituyen el sistema las que cooperan entre sí para crear patrones dinámicos sincronizados que se mantienen en el tiempo (Kelso, 1995).

Esta auto-organización en los sistemas dinámicos se caracteriza por la relativa estabilidad de sus estados, siendo esta propiedad una de las más importantes en lo que respecta al estudio de la fenomenología cognitiva. En este sentido, los conceptos, representaciones simbólicas o proposicionales dentro de las estructuras cognitivas que no consideran el contexto ni la temporalidad dónde está la persona y que, por algunos teóricos, son considerados esenciales para explicar la estabilidad de la cognición humana (Piaget, 1963; Keil, 1989; Gelman y Coley, 1991; entre otros), se ven limitados ante un enfoque que sugiere que cada pensamiento es un evento único dado en un momento específico, abierto a un mundo en constante cambio, producido como consecuencia del carácter dinámico y no estacionario de la cognición: cognición y

conducta serían vistos como “patrones de respuesta autoorganizados a partir de la actividad adaptativa y coordinativa del organismo inserto en su ambiente físico y social” (Castillo y Kloos, 2015). Esta variabilidad y estabilidad propiciaría diversos grados de acoplamiento entre acción y percepción que, a medida que van ocurriendo ciertos eventos a través del tiempo que afecten en algún grado al organismo, se va volviendo más determinista (organizado), siendo aleatorio en un principio (Castillo y Kloos, 2015). Así, bajo estos supuestos, la cognición sería vista como un evento en el tiempo, constituida por varios sistemas heterogéneos con propiedades emergentes unidos entre ellos y el mundo en tiempo real. Bajo esta lógica, cualquier cambio a través del desarrollo del ser humano debería residir también en los cambios en tiempo real, en el devenir de eventos identificados que ocurran en el sistema en cosa de milisegundos o segundos, o el transcurso de días o semanas. Ante esto cabe preguntarse, ¿cómo se pueden describir y cuantificar los componentes y características dinámicas de la cognición humana bajo estas premisas?

Propiedades de los sistemas dinámicos en la cognición humana

Los fenómenos que tienen características de sistemas complejos o dinámicos expresan ciertas características cuantificables que propician la formación de patrones dinámicos, observables por medio del análisis de series temporales. Kelso (1995) refiere en una de sus obras específicamente al comportamiento auto-organizado del cerebro y la conducta humana, y cómo características de los sistemas dinámicos físicos son replicables y similares en la cognición humana. De esta forma, se dilucida la existencia de otros fenómenos que pueden desprenderse del análisis de la cognición humana, que

pueden visualizarse a través de distintas metodologías y técnicas que analicen las dinámicas del sistema.

A la base tenemos la formación de patrones, fenómeno del que debemos entender dos principios. El primero es la “complejidad de la sustancia”, donde podemos entender como un patrón se construye desde una cantidad no menor de componentes materiales. En nuestro caso tenemos al cerebro, un sistema composicionalmente complejo por excelencia (con aproximadamente 10^{10} neuronas, cada cual pudiendo tener 10^4 conexiones con otras neuronas). El segundo principio corresponde a la “complejidad de patrón”, caracterizando al sistema en términos de como un patrón determinado persiste bajo distintas condiciones ambientales (estabilidad) y cómo se adapta a cambios tanto externos como internos (adaptabilidad) (Kelso, 1995). Esto permitiría entender de qué y cómo se componen los sistemas dinámicos y qué propiedades les permiten mantenerse a través del tiempo.

Otro elemento que ha tenido gran incidencia en el estudio de la cognición humana como sistema dinámico es la presencia del “ruido rosa” en el análisis de series temporales. El “*pink noise*”, o “ruido rosa” en sistemas físicos es un “fenómeno fundamentalmente complejo que refleja una coordinación óptima entre componentes” (Van Orden, Kloos y Wallot, 2011). Puede expresarse como una forma de fluctuación temporal que tiene una densidad de poder inversamente proporcional a la frecuencia ($1/f$), que suele encontrarse en la mayoría de los sistemas físicos, químicos y biológicos. Esta fluctuación varía entre una predictibilidad intermedia entre el ruido blanco (que no tiene correlación en el tiempo, casi aleatorio), y el “*brownian motion*” (no hay una correlación entre los aumentos, estable) (Gilden, Thornton y Mallon, 1995). La incidencia

del ruido rosa no está del todo clara, dada la naturaleza dual del fenómeno, pudiendo presentarse tanto regular como irregularmente. Lo cierto es que su naturaleza no es ni regular ni aleatoria, sino que es un patrón fuertemente no lineal que existe entre los extremos del ruido blanco y el “*brownian motion*” (Nicolis y Rouvas-Nicolis, 2007; Sporns, 2007; Tsonis, 2008). La expresión del ruido rosa se ha evidenciado de distintas formas en el comportamiento humano, tales como su presencia en comportamientos que denotan destreza y salud (Kello, Anderson, Holden y Van Orden, 2008), como indicador de diferencias en el rendimiento de tareas experimentales en distintos estadios del desarrollo (Hausdorff, Zeman, Peng y Goldberger, 1999), y como indicador de cambios en el rendimiento al hacerse más complicadas algunas tareas experimentales (Kello, Beltz, Holden y Van Orden, 2007, Correl, 2008).

Otras características que pueden ser usadas para identificar sistemas dinámicos es analizar la forma como se distribuyen. Este análisis de distribuciones permitiría distinguir las dinámicas de interacción dominante de las dinámicas componente dominante. Algunos de ellos se basan en el análisis de distribuciones de probabilidad, mientras que otros tienen como objetivo identificar propiedades fractales y describir patrones de recurrencia en datos de series de tiempo extendidas, como tiempos de reacción, movimientos oculares, cambios posturales, etc. (Holden, Van Orden y Turvey, 2009; Riley y Turvey, 2002; Stephen y Mirman, 2010).

En términos generales, se sugiere que las distribuciones normales o gaussianas se derivan de aquellas respuestas que están expuestas a una amplia gama de fluctuaciones, relativamente débiles, que actúan aditivas independientemente unas de otras. Cuando se asume un efecto aditivo en sistemas que operan con dinámica de

componente dominante, los valores se ajustan a una distribución normal, mientras que los sistemas que trabajan con dinámica de interacción dominante tienden a generar valores que se ajustan a distribuciones de ley de potencia. Si los componentes interactúan de una forma diferente a la de un sistema aditivo, entonces los científicos requieren métodos de investigación apropiados para el otro tipo de interacción (Holden, Van Orden y Turvey, 2009, Riley y Turvey, 2002).

La dinámica de las variables aleatorias, que representan componentes que constituyen un sistema completo, puede adoptar una variedad de valores en un dominio arbitrario (Stephen y Mirman, 2010). El comportamiento del sistema depende del valor actual de las variables aleatorias y la relación entre todas ellas. En términos matemáticos, podemos identificar la suma y la multiplicación como dos relaciones básicas entre componentes. Estas relaciones son capaces de generar diferentes distribuciones como resultados. Por ejemplo, podemos suponer sistemas cuyos resultados dependen de dos variables aleatorias, a y b . Si de estas dos variables se seleccionan valores independientemente, y los valores se combinan en un proceso iterativo, el resultado de la suma de $a + b$ da lugar a una nueva variable que se distribuye normalmente, dado que los valores extremos tienen menor frecuencia y los valores cercanos a la tendencia central tienen mayor frecuencia. Por el contrario, si se multiplican los valores seleccionados de cada variable, $a * b$, el resultado es una distribución logarítmica normal. En esta distribución, los valores pequeños del producto entre $a * b$ son más comunes que los valores grandes. Esta distribución sesgada surge del hecho de que la multiplicación depende de manera no lineal de los valores de los elementos, donde el impacto de una variable depende del impacto de la otra. Por lo tanto, la magnitud del

efecto de una variable aleatoria será moderada por el valor de la otra. En este caso, el comportamiento del sistema definido como $a * b$ y la dinámica de interacción dominante depende mucho más del contexto, que está definido por la otra variable (Holden, Van Orden y Turvey, 2009; Stephen y Mirman, 2010).

Estas dos distribuciones, normal y lognormal, son dos extremos de un continuo. En un polo se ubican sistemas puramente aditivos con dinámica de componente dominante, representados por la distribución normal en la que la probabilidad p es la suma de dos variables aleatorias, $p = a + b$. En el otro extremo se ubican los sistemas puramente multiplicativos con dinámica de interacción dominante, representados por la distribución logarítmica normal. La distribución logarítmica normal representa la probabilidad p del producto de variables aleatorias escaladas logarítmicamente, $p = \log(a * b)$. La posibilidad de encontrar fenómenos cognitivos que encajen en estos dos extremos es muy difícil. Una posición menos ortodoxa asume que los fenómenos cognitivos se mueven entre estos dos rangos con diferentes niveles de aditividad y multiplicabilidad. En este continuo es posible encontrar modelos aditivos asimétricos como distribución gamma y distribución exponencial, que reflejan la suma de componentes independientes, pero con modestas distorsiones multiplicativas. Además, es posible encontrar distribuciones mucho más inclinadas que dan cuenta de un proceso multiplicativo en el que la probabilidad decae a una tasa constante. Estos valores toman la forma de una distribución de ley de potencias, con una débil independencia entre los componentes y un fuerte nivel de interacción entre ellos.

En resumen, siguiendo la clasificación propuesta por Stephen y Mirman, es posible afirmar que las distribuciones normales representan la suma de variables

independientes, las distribuciones gamma y exponenciales reflejan la suma de variables independientes con una distorsión multiplicativa sutil, la distribución logarítmica normal representa la multiplicación de variables independientes y las distribuciones de la ley de potencias representan la multiplicación de variables relacionadas.

Existen otros tipos de técnicas que permiten distinguir entre diferentes tipos de dinámicas en los sistemas. Para estos procedimientos, el acoplamiento de escalas de tiempo más pequeñas y más grandes se puede estudiar observando patrones correlacionales a largo plazo en muchos ensayos, una construcción matemática llamada fractales. Los fractales representan estructuras auto-similares con características funcionales y topográficas que se reproducen en miniatura en escalas cada vez más finas, y su organización, que asumen la forma de distribuciones de ley de potencia (Brown y Liebovitch, 2010, Holden, 2005; Holden, Van Orden y Turvey, 2009). La autosimilitud se cuantifica mediante parámetros que indexan las correlaciones en las fluctuaciones entre escalas. La estructura fractal -o correlación de ley de potencia de largo alcance- está presente en un ruido aparentemente no estructurado para una variedad de acciones coordinadas cuasi-rítmicas y rítmicas (Riley y Turvey, 2002). Esta tendencia a acoplarse se ha relacionado con la coordinación de un sistema entre diferentes escalas de tiempo (Gilden, 2001; Holden, 2005; Kello y Van Orden, 2009; Kloos y Van Orden, 2010; Van Orden, Holden y Turvey, 2003; para una visión diferente ver Hausdorff y Peng, 1996; Wagenmakers, Farrell y Ratcliff, 2005). El reconocimiento de la dinámica fractal de las acciones coordinadas es importante porque la presencia de la dinámica fractal significa que tales comportamientos se caracterizan mejor no por medidas estadísticas brutas calculadas en una escala de observación particular, sino por

cómo las medidas estadísticas como la varianza dependen de la escala de observación (Riley y Turvey, 2002).

Una técnica que captura organizaciones fractales es el análisis espectral. Este análisis asume que las frecuencias de comportamiento emitidas en diferentes momentos (por ejemplo, tiempos de reacción) pueden descomponerse en ondas sinusoidales de diferentes longitudes. Estas ondas se pueden trazar de acuerdo con la frecuencia y amplitud en un gráfico logarítmico en el que el eje horizontal representa la frecuencia y el eje vertical representa la amplitud de la onda. Los cambios lentos en la serie de datos son capturados por ondas sinusoidales de alta amplitud y baja frecuencia, y los cambios rápidos son capturados por ondas de baja amplitud y alta frecuencia. Luego se construye un espectro de potencia, con amplitud relativa en el eje vertical y frecuencia de cambio en el eje horizontal (en escalas log-log). La pendiente de la línea de regresión en el gráfico espectral define la relación de escala entre amplitud y frecuencia. El exponente fractal estimado (α) refleja el grado de correlaciones de largo alcance en las diferentes escalas de tiempo (Brown y Liebovitch, 2010; Holden, 2005). Si los módulos o subsistemas están operando como componentes aislados, la pendiente debe ser paralela al eje horizontal, y con un valor equivalente a 0, porque cada onda asociada a un componente en particular tiene una trayectoria aleatoria de las otras ondas (ruido blanco). Si las ondas reproducen la misma estructura a diferentes escalas, deben estar relacionadas y aparecer como una pendiente con un valor equivalente a -1 (ruido rosa o ruido $1/f$). Con ondas completamente independientes entre sí, podemos afirmar que el sistema tiene una dinámica de componente dominante, en la que cada subsistema trabaja en relativo aislamiento de los demás. Si las ondas están relacionadas en su

estructura, se asume que existe una dinámica de interacción dominante. Este patrón es característico de la organización fractal de sistemas físicos que se autoorganizan críticamente, y como este patrón fractal se ha observado en variables cognitivas y conductuales, se infiere que estas variables conductuales y cognitivas son sistemas críticamente autoorganizados (Van Orden, Holden y Turvey, 2003).

Análisis de cuantificación de recurrencias (RQA)

Una técnica que puede utilizarse para visualizar sistemas dinámicos corresponde al análisis de cuantificación de recurrencias (RQA). El RQA es un método estadístico no-lineal multidimensional, usado para descubrir atractores o puntos donde convergen trayectorias del sistema. Esto a partir de la observación de correlaciones tenues y sutiles patrones repetitivos (recurrencias) en series temporales en donde los datos contienen mucho ruido, son irregulares, no estacionarios, y coexisten con muchos factores que afectan su configuración (Riley y Turvey, 2002; Shockley, 2005; Orsucci, Giuliani, Webber Jr., Zbilut, Fonagy y Mazza, 2006; Marwan, Romano, Thiel y Kurths, 2007). Previo a la realización de este análisis, se debe responder al hecho de que para datos empíricos no sabemos la cantidad de dimensiones que son parte del sistema desde un principio, por lo que la visualización de recurrencias y la panorámica del sistema en su totalidad debe inferirse bajo ciertos supuestos matemáticos.

Así, la variable observada debe ser analizada de forma que se puedan capturar los componentes dinámicos de un sistema cuando este coexiste con datos que pueden no estar representando lo que realmente queremos medir (ruido) y sólo se dispone de una variable observable. Para poder capturar las dinámicas de un sistema en el que haya intervención de otras variables que forman (o no) parte de este, debemos valernos de

algún “teorema de incorporación de retardo” (*delay embedding theorem*). Estas fórmulas nos brindan las condiciones bajo las cuales un sistema dinámico caótico puede ser reconstruido a partir una secuencia de observaciones de un estado de un sistema dinámico, es decir, aislar una variable y extrapolarla a un sistema completo. En el caso del presente documento, el comportamiento de la pupila es una serie temporal que puede ser parte de una gran cantidad de variables que pueden estar incidiendo en el fenómeno del aprendizaje predictivo tomando al ojo como un indicador, tales como el movimiento de los ojos, parpadeos, tiempo de fijación en el objeto, comportamiento pupilar del ojo contrario al del análisis, etc. Si estas variables están relacionadas, puede generarse información adicional acerca del fenómeno entendiendo el funcionamiento integrado de estos procesos, a través de la representación de estos componentes en un espacio de fase (Wallot, 2017).

El espacio de fase (Figura 1) es un espacio multidimensional en el que cada componente (en este caso, correspondería a una serie temporal) contribuye a una dimensión de éste. Sin embargo, sólo tenemos una serie temporal para poder construir el espacio de fase, teniendo que inferir las dimensiones restantes. Esto suponiendo, claro está, la existencia de otras dinámicas latentes que se relacionen con la serie de tiempo observada, condición que suele presentarse en variables continuas (Wallot y Leonardi, 2018). Entonces, ¿cómo podemos esclarecer la incidencia de otras dimensiones en el sistema estudiado?

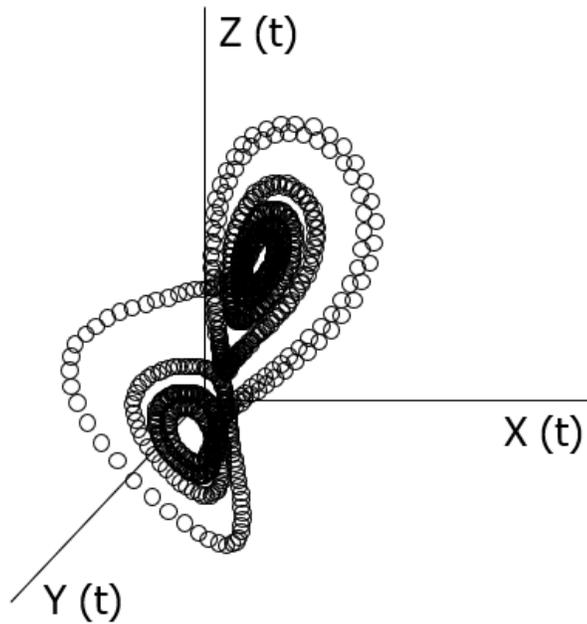


Figura 1. Ejemplo del espacio de fase de un sistema no lineal de variables y dimensiones conocidas, conocido como el atractor de Lorenz (Lorenz, 1963). En este, las variables X , Y y Z son conocidas, las cuales varían dependiendo del tiempo (t).

El teorema de incrustación de Takens (1981), provee las condiciones bajo las cuales una reconstrucción del espacio de fase del sistema es posible, por medio de una “incrustación retardada” (*time-delayed embedding*). Este método permite “recuperar” las dinámicas multidimensionales de un sistema desde una sola serie temporal graficando y comparando esta serie contra sí misma, bajo cierto “retardo” en el tiempo (Figura 2 y 3). Esto implica el supuesto de que la variable observada es influida por otras dentro de su espacio multidimensional y, por lo tanto, contiene información acerca de las otras variables involucradas. Para ello entonces deben establecerse los parámetros embebidos o de incrustación de la variable estudiada. Estos parámetros son las dimensiones embebidas (*embedding dimensions, m*), el retardo o demora (*delay, d*), y el radio (*radius, r*). Las dimensiones embebidas proporcionan un estimado de la dimensionalidad de las dinámicas derivadas de la serie temporal, esto es, cuántas

variables (dimensiones) latentes componen el sistema del que se observan los comportamientos dinámicos. En este caso, el comportamiento de la pupila es sólo una variable que indicaría cambios a nivel cognitivo, pero esta podría ser sólo una parte de un sistema multidimensional que estaría detrás de estos cambios, que funcionarían de forma interconectada. El parámetro de retardo ayuda a recuperar las dimensiones latentes usando el método de incrustación retardada. Este indicador toma en cuenta las propiedades muestrales de la serie temporal, encontrando puntos en esta que pueden ser usados para re-construir las dimensiones perdidas de forma más confiable. Por último, el radio especifica el intervalo entre los cuales dos valores son contados como recurrentes entre sí, lo que es necesario para este tipo de datos que usualmente nunca se repiten en sí mismos de forma perfecta, conteniendo en sí mismo mucho ruido (Wallot y Leonardi, 2018).

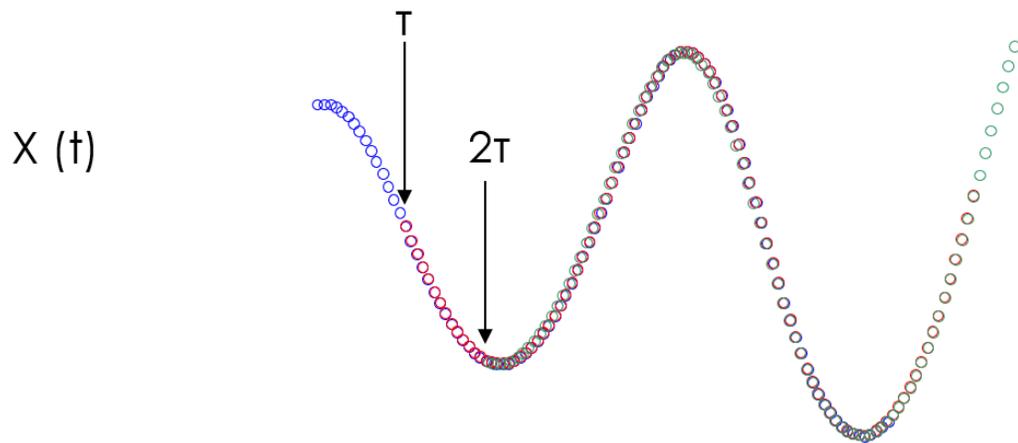


Figura 2. Aplicación de retardo en una serie temporal para la creación de dimensiones substitutas. La variable en la figura es X , que también varía dependiendo del tiempo (t), siendo el punto de datos 1 el inicio de la serie. Para la creación de las otras dimensiones, se aplica un retardo (τ). Entonces, para la dimensión substituta $X(t + \tau)$, el punto de datos $1 + \tau$ se convierte en el punto de datos 1, o el inicio de la serie para esta dimensión. De la misma forma, para la dimensión substituta $X(t + 2\tau)$, el punto de datos $1 + 2\tau$ se convierte en el inicio de la serie para esta dimensión.

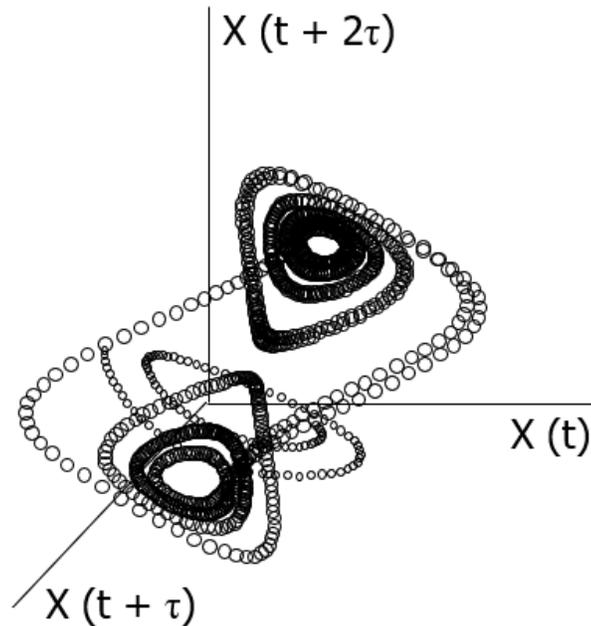


Figura 3. Ejemplo de un espacio de fase reconstruido del atractor de Lorenz, mediante el método de incrustación retardada. En éste, sólo la variable $X(t)$ es conocida, siendo las variables $X(t + \tau)$ y $X(t + 2\tau)$ dimensiones substitutas. Como se puede observar, el espacio de fase no es idéntico al real, pero es isomórfico (tiene la misma forma) al compararlos.

Un hecho al que debemos responder, como se estableció anteriormente, es que al analizar datos empíricos no sabemos la cantidad de dimensiones del sistema *a priori*. La dimensionalidad o cantidad de dimensiones debe ser estimada, así como también el parámetro de retardo necesario para poder reconstruir el espacio de fase del sistema. Para estimar esos parámetros debemos valernos de análisis complementarios al análisis de cuantificación de recurrencias. Para el parámetro de retardo (d) existe la función de información mutua promedio (AMI), que provee el retardo en donde la serie temporal es más independiente de sí misma, siendo este punto el que según la teoría entrega la información para una nueva dimensión en el espacio de fase. Las dimensiones embebidas (m) aplicadas dependen de lo que nos entregue este análisis, ya que al determinar el retardo podemos determinar la dimensionalidad del espacio de fase, estimando cuántas veces aplicamos este retardo (creando más dimensiones en el

sistema). Estas dimensiones pueden ser estimadas usando la función de los falsos vecinos más cercanos (Kennel, Brown y Abarbanel, 1992). Detrás de esto está la idea de que, si la serie temporal analizada no está apropiadamente embebida o incrustada en relación con la “verdadera” dimensionalidad de sus dinámicas, los valores de la serie temporal que son clasificados como recurrentes o similares deberían ser tratadas como no recurrentes (o son en realidad “falsos vecinos”). Cabe señalar que usualmente los altos niveles de ruido en los datos tienen a inflar el estimado de las dimensiones embebidas (Wallot y Leonardi, 2018).

Por último, considerando el estudio de una serie temporal con dinámicas complejas y con mucho ruido, debemos también establecer un umbral para el espacio de fase. Establecer un umbral es definir un rango, o lo que es lo mismo, establecer el radio (r) entre los que dos coordenadas en el espacio de fase reconstruido recurren, aun cuando sus valores no sean idénticos. Esta estimación no es fácil de determinar, excepto en variables nominales, ya que las recurrencias son establecidas bajo un mismo estado o valor exacto, pudiendo establecer como radio un valor cercano a 0, ya que esto permitiría contar como recurrente sólo a los valores realmente idénticos, con todo lo demás clasificado como no recurrente. Para series temporales altamente deterministas (menos aleatorios) un radio pequeño basta, ya que los valores suelen repetirse más recurrentemente al tener una estructura más predecible. No obstante, para series temporales con un alto componente de ruido o altamente estocásticas se precisa de un radio mayor para contar una cantidad suficiente de recurrencias. En general, se sugiere ajustar el radio a un nivel que permita que el porcentaje de recurrencias se encuentre entre un 1% a un 5% (Webber Jr. y Zbilut, 2005), permitiendo a las series temporales

altamente deterministas estar en el nivel más bajo de este estimado, mientras que a las series temporales más estocásticas se les puede brindar un margen mayor.

En síntesis, si tenemos sólo una serie temporal que nos brinda una sola dimensión del sistema estudiado, y queremos reconstruir o “recuperar” esta serie en su espacio de fase multidimensional, usamos copias sustitutas de la serie temporal original, que servirán para reconstruir las demás dimensiones, comparándolas entre sí con un retraso (estimado con el parámetro de retardo que arroje el análisis) que derive las coordenadas para cada punto en las trayectorias reconstruidas, y estableciendo un radio determinado entre las dimensiones involucradas que repercuta luego en las recurrencias de la variable estudiada. El gráfico multidimensional que resulte de aquello aproximará o dará estimaciones de las dinámicas topológicas del sistema multidimensional “real”. Así, esta versión embebida o incrustada de la serie temporal unidimensional será lo más cercano que podamos estimar acerca de las trayectorias multidimensionales del sistema en su totalidad (Wallot y Leonardi, 2018).

Ahora bien, nuestro interés, más que en el de la reconstrucción del espacio de fase, recae en el gráfico de recurrencias (RP), ya que es el que grafica sólo la serie temporal analizada, luego de reconstruido el espacio de fase y sus parámetros correspondientes. El RP es la representación gráfica del RQA, que reduce un espacio multidimensional a un espacio bidimensional generado artificialmente, evidenciándose propiedades geométricas y dinámicas de las trayectorias temporales que puede generar un sistema dinámico íntegro en su espacio multidimensional original (López, Camacho, García y Romero, 2001). Estas propiedades se conocen como variables de recurrencia, indicadores que surgen a partir de la aparición de patrones estructurales del sistema.

Dentro de los indicadores que podemos dilucidar por medio de la aplicación del RQA y la observación de los patrones del RP se encuentra el porcentaje de determinismo (%DET). El %DET posibilita obtener una medida del grado de estructura determinista del sistema. Este determinismo implica que los estados futuros del sistema están determinados por sus estados anteriores y presentes. Se caracteriza como la proporción de puntos de datos que se repiten como parte de dicha secuencia de puntos, y se puede utilizar como métrica para cuantificar el grado de aleatoriedad de un proceso cognitivo o conductual observado. Mientras más porcentaje de determinismo exhiba el sistema analizado, se puede predecir con mayor precisión el estado futuro del sistema, debido al conocimiento de los estados iniciales del mismo (Riley y Turvey 2002). En ese sentido, el proceso determinista de un sistema sería lo opuesto a un proceso aleatorio. Si los diversos subsistemas están operando aleatoriamente, sin ninguna recurrencia predecible, entonces la posibilidad de que los estados futuros del sistema sean determinados por estados pasados y presentes es cero. Los sistemas con este tipo de determinismo sugerirían que los componentes apenas interactúan y su funcionamiento se asemeja a una dinámica de componente dominante, mientras que niveles más altos de determinismo sugerirían que los subsistemas, en el espacio de fase del sistema, están acoplados para generar un patrón predecible de recurrencia. Es decir, los subsistemas operan con una dinámica de interacción dominante.

En ese sentido, el porcentaje de recurrencia (%REC) permite evidenciar las veces que el sistema recurre o vuelve a un mismo punto en el transcurso del análisis de la serie temporal. Si la variable analizada presenta un alto porcentaje de recurrencia, implica que el sistema se inclina por la estacionalidad. Esto quiere decir que vuelve a recurrir muchas

veces a un mismo punto sin mostrar dinamicidad en su comportamiento, tal como ocurre en las series temporales aleatorizadas (Marwan, Romano, Thiel y Khurts, 2007). Por el contrario, si el porcentaje de recurrencia es menor, implica que el sistema mostraría propiedades dinámicas, teniendo que valernos de otros indicadores, tanto cuantitativos como de observaciones derivadas del RP, para caracterizar de mejor manera la señal. Cabe destacar que para este indicador la estimación del radio (r) influye de forma directa, ya que mientras más margen se le brinde al parámetro más recurrencias contabiliza el RQA (Wallot y Leonardi, 2018), ya que para la construcción del gráfico de recurrencias se debe determinar qué valores o datos del espacio de fase reconstruido son recurrentes.

Por último, otros indicadores que podemos utilizar para describir las dinámicas del sistema analizado corresponden a la línea máxima (MAXLINE), línea media (MEANLINE), entropía (ENT), y el comportamiento de los patrones graficados en el RP. La MAXLINE y MEANLINE responden a la estabilidad que puede presentar el sistema: mientras más corta la línea o más bajo su promedio con respecto a la línea máxima, más caótica la señal, y mientras más larga o más alto su promedio, la señal es más estable. Al compararse entre distintas secuencias dentro de una misma serie temporal, puede ser informativa en términos de la fluidez del proceso de recurrencia (Fusaroli, Konvalinka y Wallot, 2014). La ENT representaría la incertidumbre o el grado de desorden de un sistema, basado en la entropía de la información de Shannon. En ese sentido, un sistema formado por componentes independientes sin una conexión aparente entre ellos representaría un comportamiento altamente entrópico, mostrando menos entropía mientras más acoplado esté el sistema (Castillo, Kloos, Holden y Richardson, 2015). Finalmente, es posible caracterizar las señales dependiendo de las líneas y patrones que

se presenten dentro del RP: líneas diagonales largas representan señales periódicas; líneas diagonales cortas representan señales caóticas; líneas sin ninguna tendencia diagonal representan señales estocásticas (azarosas); la homogeneidad de los datos (muchos puntos recurrentes en el RP) representa procesos estacionarios (recurren con frecuencia); el “desvanecimiento” o la concentración de puntos recurrentes en la esquina superior izquierda o esquina inferior derecha implica datos no estacionarios, lo que constituye un proceso con una tendencia particular; y si se presentan interrupciones (espacios blancos) implica que algunos estados del sistema son raros o fuera de lo común, usualmente representando algún tipo de transición (Marwan, Romano, Thiel y Khurts, 2007).

Considerando estos antecedentes y las intenciones del presente trabajo, se adjunta al documento el proceso de aplicación de un RQA, a una señal continua de fluctuaciones en el diámetro pupilar. En una primera fase se explica de manera didáctica como se estiman las medidas de recurrencia en un ejemplo hipotético de diez datos; a continuación, se describe la serie temporal, con base a la estructura del experimento; y finalmente se aplica el RQA a una señal real, correspondiente a una serie temporal de fluctuaciones de diámetro pupilar, en una persona que participó en un experimento de aprendizaje predictivo (Anexo 1).

Presencia de propiedades dinámicas de la cognición en tareas experimentales

Se han probado multitud de tareas en grandes ensayos y se han sometido a análisis distributivos, fractales y RQA. A partir de estos experimentos se ha demostrado que las series de respuestas muestran un patrón en el que es posible asumir una dinámica de interacción dominante. Algunos ejemplos incluyen tareas motoras (p. Ej.,

Caminar, estar de pie, hacer golpeteos, rastrear o sincronización sensoriomotora), tareas perceptivas (p. Ej., Tarea del cubo de Necker; búsqueda visual) o tareas cognitivas (p. Ej., Reconocimiento de palabras, categorización rápida, producción del habla, estimación del tiempo y rotación mental) (Gilden, 2001; Kello y Van Orden, 2009; Hollis, Kloos y Van Orden, 2009; Van Orden, Holden y Turvey, 2005). Complementariamente, como analogía con los sistemas físicos, se sugiere que el ruido $1/f$ no es una propiedad intrínseca de la cognición, sino que es una propiedad que depende de la interacción del sistema con elementos de contextos (Wagenmakers, Van der Maas, y Farrell, 2012). En estos contextos interactivos, los exponentes fractales han sido susceptibles a la manipulación de tareas y las capacidades de los sujetos. Por ejemplo, al introducir cambios en el intervalo entre estímulos en tareas de reacción simples, la pendiente disminuyó en magnitud, lo que refleja la aleatoriedad adicional (Holden, Choi, Amazeen y Van Orden, 2011). Por otro lado, los hallazgos han demostrado una clara organización fractal en tareas para las que las personas aumentan su experiencia después de un entrenamiento intensivo (Wijnants, Bosman, Hasselman, Cox y Van Orden, 2009). En otras palabras, los exponentes fractales, aunque ilustran la coordinación del sistema entre el organismo y el contexto, pueden necesitar interpretarse en el escenario de una tarea específica.

Para los investigadores vinculados al enfoque de sistemas dinámicos, la ciencia cognitiva basada en modelos representacionales no tiene elementos conceptuales que expliquen por qué este tipo de organización surge cuando los comportamientos contextualizados se despliegan en series de tiempo. Para los investigadores más radicales, este fenómeno es una evidencia de que el cerebro y el cuerpo están respondiendo como una entidad completa, y la separación de la mente en módulos es

solo un artefacto experimental (Van Orden, Holden y Turvey, 2003, 2005). En este sentido, un fenómeno que puede ser estudiado con el fin de reconocer la presencia de variables contextuales que intervengan en el desarrollo del sistema cognitivo, es el aprendizaje, por medio de distintas tareas y manipulaciones experimentales.

El aprendizaje predictivo como un área a ser estudiada por medio de metodologías no lineales

El aprendizaje es un constructo estudiado y definido desde una variedad de perspectivas, incluyendo distintas teorías, métodos y corrientes psicológicas. En términos relativos a la psicología cognitiva, podemos entender la presencia de dos perspectivas distintas: la Teoría cognitiva del aprendizaje tradicional (TCT) y la Teoría del aprendizaje situado (SLT). La primera, asume que el aprendizaje es un proceso que toma lugar dentro de la cabeza o dentro de nuestra mente, en el que las personas memorizan, entienden, y son capaces de reproducir e integrar pautas de comportamiento o habilidades específicas (Fox, 1997). La SLT, en cambio, entiende el aprendizaje como un fenómeno mental más complejo, integrando elementos que guardan relación directa con la situación en la que se encuentra el individuo, englobando así a la mente y el hecho de “vivir en este mundo” cómo parte de la actividad cognitiva. De esta manera, incorpora las relaciones entre personas, actividades y situaciones sociales, viéndose como una entidad teórica única que engloba a toda la situación (Lave y Wenger, 1991). Por otra parte, una definición más ajustada a la teoría de los sistemas dinámicos, pero que no alude de forma directa, es la de Fitts (1964), que define una “respuesta hábil” o la demostración de una habilidad en específico como una respuesta en la que hay una alta organización entre los elementos involucrados, tanto espacial como temporalmente. En

ese sentido, el autor menciona que el problema central en el estudio del aprendizaje de habilidades es cómo esa organización o patrones emergen, se producen o tienen lugar en el tiempo.

Una de las manifestaciones más rudimentarias del aprendizaje es la determinación de que un evento/elemento/acción predice o causa otra. El aprendizaje predictivo o causal se desarrolla en las personas desde una edad muy temprana, demostrando una habilidad extraordinaria para adquirir conocimientos de la estructura causal de lo que nos rodea (Bullock, Gelman y Baillargeon, 1982). Estos conocimientos son muy valiosos para el desarrollo de la conducta inteligente, haciéndonos capaces de hacer predicciones, reconocer fallas, planificar intervenciones y dar explicaciones (Buehner y Cheng, 2005).

En términos de la teoría de sistemas dinámicos, dentro de una tarea de aprendizaje se producirían cambios a nivel cognitivo en la medida en que se produzca la emergencia de un nuevo patrón cognitivo, produciéndose una autoorganización a distintos niveles entre cuerpo y mente (considerados sistemas físicos) o, dicho de otra forma, entre conducta y cognición, para disipar incertidumbre o entropía (Castillo y Kloos, 2015). Estos cambios pueden ser expresados de distintas formas, ya sea a través una aparición y desaparición rápida de patrones nuevos de conducta, una regresión a etapas previas en el desempeño de la tarea, la emisión de ruido fractal/ruido rosa y la aparición de patrones de recurrencias en series temporales (Castillo, Van Orden y Kloos, 2011; Malone, Castillo, Kloos, Holden y Richardson, 2014; Van Geert y Steenbeek, 2008; Van Orden, Holden y Turvey, 2003, 2005). Una variable que estaría detrás de la aparición de cambios a nivel cognitivo es el comportamiento del ojo, y específicamente la pupila, que

tendría cierta repercusión en la actividad cognitiva y podría manifestar características dinámicas.

Aprendizaje predictivo y la incidencia del ojo en el proceso

Observar no es una acción pasiva. Las personas estamos activamente buscando objetos de interés moviendo nuestro cuerpo, cabeza y ojos. Entre los distintos movimientos que realiza nuestro ojo para proveer a nuestro cerebro de la mejor imagen posible está la dilatación y la contracción pupilar. La pupila es una apertura transparente localizada en el centro del ojo, la que controla cuanta luz ingresa a nuestros ojos. El diámetro de una pupila humana varía entre 2 y 8 milímetros, cambiando su tamaño ante tres distintos tipos de estímulo: se contrae, en respuesta al brillo y a la fijación en objetos cercanos; y se dilata ante un aumento en la actividad cognitiva, tales como subidas en el *arousal* (“despertar de los sentidos”) ante estímulos, pensamientos o emociones, y esfuerzo mental en general. A esta última respuesta se le denomina respuesta pupilar psicosensoresal (PPR), dilatación refleja, dilatación relacionada-con-estimulación o dilatación relacionada-con-esfuerzo (Mathot, 2018).

A este respecto, la pupila como un indicador de procesos cognitivos ha sido relacionada con ansiedad (Simpson y Molloy, 1971; Nagai, Wada y Sunaga, 2002), atención selectiva (Hess y Polt, 1960; Libby, Lacey y Lacey, 1973), toma de decisiones (Einhäuser, Koch y Carter, 2010), cambio en las expectativas y sorpresa (Friedmann, Hakerem, Sutton y Fleiss, 1973; Gilzenrat, Nieuwenhuis, Jepma y Cohen, 2010), memoria (Magliero, 1983; Vo, Jacobs, Kuchinke, Hofmann, Conrad, Schacht y Hutzler, 2008), y aprendizaje (Jepma y Nieuwenhuis, 2011; Nassar, Rumsey, Wilson, Parikh, Heasley y Gold, 2012; Reinhard, Lachnit y Konig, 2006; Bijleveld, Custers y Aarts, 2009). En

relación con este último, se ha evidenciado en los últimos años que el comportamiento dinámico oculomotor guarda cierta correspondencia con el aprendizaje predictivo o causal. En específico, el comportamiento del diámetro pupilar ha sido investigado como un indicador de cambios representacionales, registrándose variaciones en el diámetro pupilar en tareas de resolución de problemas (Hess y Polt, 1964). y cambio perceptual (Einhäuser, Stout, Koch y Carter, 2008; Hupé, Lamirel y Lorenceau, 2009; Kietzmann, Geuter y König, 2011, Naber, Frasle y Einhäuser, 2011).

A este respecto Salvi, Simoncini, Grafman y Beeman (2020), propusieron que las variaciones en el diámetro pupilar y las microsacadas oculares pueden predecir el cambio representacional en las personas mientras resuelven un problema a través de la aparición de un *insight*. En la tarea debían resolver problemas de palabras compuestas-remotas-asociadas (CRA) (Bowden y Jung-Beeman, 2003), y si encontraban la solución en menos de 15 segundos, presionaban un botón, reportándole la solución al investigador. Luego, el sujeto experimental debía decir si encontró la solución “vía *insight*” (“la respuesta apareció súbitamente en mi mente antes de siquiera poder articular cómo es que encontré la solución”) o por un análisis más exhaustivo del problema (“deliberada y conscientemente probé con distintas palabras hasta encontrar la solución”). Durante todos los ensayos se monitorearon las microsacadas y dilatación del ojo derecho por medio de un *Eye Tracker (EyeLink 1000 Tower Mount)*. Los resultados arrojaron que los participantes que explicitaron haber tenido un *insight*, tenían entre un 57,5% y 60,5% más de probabilidades de un incremento en el tamaño de la pupila, mientras que las probabilidades de incremento de tamaño pupilar para los sujetos que dijeron haber resuelto el problema a través del análisis del problema fueron de entre un

12,2% a un 14,1%, sin importar si la respuesta era correcta o no en ambos casos. De esta manera, se pudo demostrar que la aparición de un *insight* en una tarea de resolución de problemas está asociada con un incremento en el tamaño del diámetro pupilar, independiente de si la solución era la correcta, reforzando la idea de que los “falsos *insights*” responden a la misma fenomenología que los “*insights* correctos”.

Stephen y colegas también han descrito el comportamiento ocular en tareas de aprendizaje predictivo en el marco de un programa de investigación focalizado en la explicación del fenómeno del *insight* (Dixon, Stephen, Boncoddó y Anastas, 2010; Stephen, Boncoddó, Magnuson, y Dixon, 2009; Stephen y Dixon, 2009; Stephen, Dixon y Isenhowe, 2009). En sus experimentos utilizaban una tarea denominada “sistema de engranajes”, en la cual los participantes debían observar en una pantalla engranajes interconectados, debiendo predecir en qué dirección se movería un engranaje objetivo, que se ubicaba en un extremo, cuando otro engranaje al otro extremo (engranaje impulsor) cambiaba su rotación en el sentido de las agujas del reloj o al sentido opuesto. En un principio se observó que los sujetos hacían sus predicciones por medio del seguimiento del movimiento de los engranajes con el dedo hasta llegar al engranaje objetivo, hasta que pasado un tiempo hacían sus predicciones sin los dedos, arguyendo haber descubierto una regla más abstracta. Esta se basaba en el número de engranajes incluidos en las interconexiones: si el número de engranajes era par, el movimiento del engranaje objetivo era opuesto al del engranaje impulsor; y si el número de engranajes era impar, ambos engranajes giraban en el mismo sentido. Los investigadores descubrieron que, en la transición desde la estrategia básica a la más sofisticada, se producían fluctuaciones en los niveles de entropía y el tipo de distribución de las

variables, tanto en los movimientos manuales como en el de los ojos. La entropía aumentaba antes del descubrimiento de la nueva estrategia, disminuyendo un tiempo después, ajustándose a la ley de potencia en términos de la distribución de la serie temporal. Esto sería análogo a lo que sucede en sistemas fisicoquímicos, en donde se produce una disolución de componentes (mayor entropía) y un decrecimiento abrupto (negentropía) previo a la aparición de una nueva configuración de los componentes del sistema.

Una de las tareas de aprendizaje predictivo en las que podría demostrarse la incidencia del ojo a la hora de ilustrar cambios a nivel de procesos cognitivos es la tarea del hundimiento de frascos, enmarcada dentro del paradigma de hundimiento de objetos. Este paradigma estudia el desarrollo del entendimiento de las personas sobre el hundimiento y flotación de objetos en el agua, siendo Inhelder y Piaget (1958) pioneros en su estudio. Piaget y sus colegas presentaron a niños distintos objetos de la vida diaria, preguntándoles luego si estos se iban a hundir o iban a flotar. En la actualidad, una de las tareas que se utilizan en este campo es la de los frascos, en donde se comparan un par de frascos de distintos tamaños y distintos pesos en su interior, teniendo los sujetos experimentales que predecir cuál de los objetos se hunde más rápido o más lento (Castillo, Kloos, Richardson y Waltzer, 2015; Kloos y Somerville, 2001; Penner y Klahr, 1996).

De esta manera, se presenta la inquietud de reconocer la presencia del comportamiento dinámico de la pupila como un indicador de cambio en los procesos cognitivos detrás de una tarea de aprendizaje predictivo, y cómo las metodologías no lineales como las usadas por Dixon y sus colegas, específicamente el análisis de

cuantificación de recurrencias (RQA), puede ayudarnos a entender estas dinámicas. El presente documento pretende introducir este tipo de metodologías, a través de un tutorial inserto en la estructura de este. Además, se pretende caracterizar las fluctuaciones que exhibiría el patrón de dilatación y contracción pupilar del ojo en personas que, tanto cuantitativamente como verbalmente, demostraron haber descubierto una estrategia eficiente para enfrentar una tarea de aprendizaje predictivo, específicamente la tarea de hundimiento de frascos.

Problema y Objetivos

Objetivo General

- Desarrollar un tutorial sobre la aplicación del análisis de cuantificación de recurrencias para caracterizar las fluctuaciones sutiles en el diámetro pupilar en una tarea de aprendizaje predictivo.

Objetivos Específicos

- Elaborar un manual de procedimiento paso a paso para analizar el patrón de recurrencia de las fluctuaciones de diámetro pupilar en personas que aprendieron a hacer predicciones correctas durante una tarea de aprendizaje predictivo
- Caracterizar las sutiles fluctuaciones en el patrón de dilatación y contracción pupilar durante una tarea de aprendizaje predictivo por medio de medidas tales como porcentaje de recurrencias, determinismo, línea máxima, entropía y patrones exhibidos en el gráfico de recurrencias.

Hipótesis

- Las fluctuaciones del diámetro pupilar presentan características dinámicas que pueden ser caracterizadas con el RQA.
- Las series temporales de diámetros pupilares originales serán diferentes en comparación a sus contrapartes aleatorias en cuanto a los niveles de porcentaje de recurrencias, determinismo, línea máxima, entropía y patrones exhibidos en el gráfico de recurrencias.

Método

Tipo de Estudio

Este estudio consiste en un análisis secundario de variables medidas en una serie de experimentos de aprendizaje predictivo. Dichas variables fueron el número de respuestas correctas, los tiempos de reacción, verbalizaciones de estrategia utilizada y la serie de fluctuaciones en el comportamiento ocular mientras las personas completaban el experimento.

En el estudio original se trabajó con respuestas verbales que fueron categorizadas, a la vez que se trabajaron con variables cuantitativas, como los tiempos de reacción y el número de respuestas correctas. Sin embargo, para efectos de este trabajo, se utilizaron estas como criterio selectivo para configurar una muestra aislada, con la intención de analizar posteriormente el comportamiento pupilar de los sujetos (dilatación y contracción), usada como variable cuantitativa continua sometida a un análisis de recurrencia. En este sentido, se remite el estudio a un alcance explicativo, de forma de determinar la presencia de algún cambio en el patrón de respuesta pupilar en el transcurso del experimento.

Por otro lado, el presente documento busca introducir la metodología de análisis de recurrencia, incluyendo en la estructura del documento un tutorial sobre la ejecución del procedimiento. Se utilizan para ello algunos datos del estudio, con la intención de que personas interesadas en métodos no lineales sean capaces de efectuar la técnica.

Diseño de la investigación

El diseño de la investigación de la cual se extrajeron los datos fue de carácter experimental. Los participantes fueron asignados de forma aleatoria a dos condiciones: predicción de hundimiento lento o rápido de los objetos. Esto implica que en la condición de hundimiento lento la pregunta era: ¿cuál de los dos frascos se hunde más lento?, y en la de hundimiento rápido era: ¿cuál de los dos frascos se hunde más lento? El experimento se configuró en una estructura temporal dividida en tres fases: pretest, con 60 ensayos, subdividido en pretest 1, 2 y 3, con 20 ensayos cada uno (PRE1, PRE2 Y PRE3); entrenamiento con retroalimentación, de 120 ensayos, subdividido en entrenamiento 1, 2, 3, 4, 5 y 6, con 20 ensayos cada uno (T1, T2, T3, T4, T5 Y T6); y posttest, con 60 ensayos, subdividido en posttest 1, 2 y 3, con 20 ensayos cada uno (POS1, POS2 Y POS3); teniendo un total de 240 ensayos por participante. La subdivisión responde a que, sin importar la fase en la que estuviese el participante, cada 20 ensayos debían responder a una pregunta relativa al criterio utilizado como toma de decisión al responder a la tarea (verbalización). Por lo tanto, cada participante respondió a 12 preguntas de forma verbal, categorizándose más tarde. En cada ensayo debían presionar una tecla del computador, que registraba la decisión tomada y el tiempo que les tomaba responder. Además, se registraron una serie de medidas oculares de interés con el instrumento Tobii Pro Glasses, entre ellos el diámetro pupilar, que luego se utilizarían para el análisis de recurrencia.

Participantes

La muestra original se compuso de 103 estudiantes universitarios (52 sujetos en la condición hundimiento rápido y 51 en la condición hundimiento lento), pertenecientes

a distintas carreras de la Universidad de Talca, con una edad de entre 18 a 29 años (\bar{X} = 21,5 años, SD = 2,02 años), y compuesta por 58 mujeres (31 en condición hundimiento rápido y 27 en condición hundimiento lento) y 45 hombres (21 en condición hundimiento rápido y 24 en condición hundimiento lento). A todos los participantes se le entregó un consentimiento informado previo a la realización del experimento, junto a información adicional como datos de contacto, en caso de solicitar más información. Se les entregó una gratificación monetaria por su participación.

Para efectos del presente estudio, se seleccionó una muestra de 5 personas de entre las y los participantes involucrados, con una edad de entre 19 a 23 años (\bar{X} = 20,6 años, SD = 1,52 años), y compuesta por 3 mujeres y 2 hombres. El criterio de selección para esta muestra se basó en las respuestas verbales dadas ante las preguntas, seleccionados por el cambio de criterio selectivo en la toma de decisión (desde una estrategia equivocada a la correcta), y el incremento de respuestas correctas al pasar del pretest 3 al entrenamiento con retroalimentación 1. Estos dos indicadores demostrarían que hubo un cambio en el rendimiento de los sujetos seleccionados, cambiando la estrategia de selección y aumentando el número de respuestas correctas, al obtener retroalimentación de la tarea en la transición desde el PRE3 al T1.

Instrumentos y definición de variables

El instrumento utilizado se trató de una prueba experimental, enmarcada dentro del paradigma de hundimiento de objetos. Su diseño ha sido replicado en diversas ocasiones, en versiones tanto físicas como virtuales (Castillo, Waltzer y Kloos, 2017). En este caso, se tuvo acceso a los datos del experimento en su versión virtual. La ejecución del experimento no varía en su configuración y, en específico, se utilizaron los datos del

experimento realizado en el año 2016 (Castillo, Waltzer y Kloos, 2017), desde donde se extrajeron las series temporales del diámetro pupilar.

El registro de respuestas, tiempos de reacción y el control de la presentación de estímulos fue controlado por el programa *E-Prime 1*. *E-Prime* (2004) es un programa creado para facilitar la realización de experimentos que usen ordenadores como una interfaz entre el sujeto y el experimentador. Permite ejecutar el experimento, recolectar los resultados, hacer análisis de datos básicos y exportarlos a otras plataformas. En este estudio se utilizó para ejecutar el experimento y recolectar datos sobre tiempos de reacción y proporción de respuestas correctas de los sujetos, lo que posteriormente derivó en la selección de la muestra para este estudio. Las medidas oculares fueron extraídas a través de los *Tobii Pro Glasses 2*, que fueron entregados al sujeto previo a la realización del experimento. Los *Tobii Pro Glasses 2* son unos *eye trackers* (rastreadores de ojos) móviles producidos por *Tobii AB*, que proporcionan información multimedia al mostrar en tiempo real lo que la persona está mirando, al tiempo en que también registra otras medidas oculares de interés (*Tobii AB*, s.f.). En este estudio los datos extraídos corresponden a la dilatación y contracción pupilar, los que fueron ingresados en el *Tobii Pro Glasses Analyzer*, software especializado en el procesamiento, análisis y exportación de datos y videos de *eye tracker*, habilitando su uso para volver a reproducir archivos multimedia, registro de eventos, mapeo y visualización de datos, y exportación de métricas (*Tobii AB*, 2016). Las métricas entregadas por el software, correspondientes al diámetro pupilar del ojo izquierdo de los sujetos estudiados, fueron procesadas en una aplicación llamada *Auto and Cross Recurrence Quantification Analysis*, que permitió realizar los análisis de cuantificación de

recurrencias respectivos. Este es un programa ejecutable compilado mediante el software *MATLAB*, interfaz matemático que incluye su propio lenguaje de programación y gráficas interactivas, que provee de capacidades computacionales flexibles y poderosas, para análisis de datos y visualización de datos, entre otras funciones (Mathworks, s.f.).

La variable estudiada corresponde al comportamiento pupilar del ojo izquierdo de los sujetos seleccionados. Esta se configura como una serie temporal, comprendiendo el diámetro de la pupila humana (que oscila entre 2 y 8mm) por cada dato recogido. El número de datos por serie depende de cuánto se haya demorado el sujeto en responder la tarea, pudiendo ser desde 47.000 datos efectivamente recogidos de 61.000 (20 minutos aproximadamente) hasta 73.000 datos efectivamente recogidos de 105.000 (35 minutos) en la muestra presentada. Esto considerando que los *Tobii Pro Glasses* pueden recoger hasta 50 muestras por segundo, presentando pequeños sesgos cada cierto tiempo debido a parpadeos prolongados o errores de hardware (Tobii AB, 2016), lo que no implica una incidencia notable en el análisis posterior.

Procedimiento

Los participantes ingresaron a una sala con un computador, en donde se les asignaba una condición aleatoria con respecto a las dos condiciones experimentales. Todo esto posterior a la entrega del consentimiento informado, contextualización, entrega de información relativa al experimento y recogimiento de datos personales. Todo este procedimiento estuvo a cargo de un asistente técnico del Laboratorio de Psicología Experimental Cognitiva, quien supervisaba que se lograra un desarrollo normal del experimento.

El asistente leyó en voz alta las instrucciones aparecidas en el monitor, clarificando cualquier duda que surgiese. Luego, el participante empezaba el experimento, apareciendo secuencias de imágenes que mostraban las distintas configuraciones de tamaño de frascos y discos de aluminio. Tanto en el pretest como el postest, se presentaba una imagen con dos frascos con discos de aluminio al costado de ellos por 1.500 segundos (1.5 segundos), apareciendo luego los mismos frascos con los discos en su interior. Ante ello, el participante debió pulsar una tecla, indicando cuál de los dos frascos se hundiría más rápido o lento (dependiendo de su condición) en un tanque de agua, eligiendo entre el objeto de la derecha o el de la izquierda. Las condiciones eran asignadas aleatoriamente, siendo estas, como se menciona anteriormente, hundimiento rápido (HF) o hundimiento lento (HS). La imagen se mantenía en la pantalla hasta que el participante tomara la decisión. Luego de realizar la predicción, comenzaba el ensayo siguiente, hasta completar los 60 ensayos aleatorios. Por otro lado, en la fase de entrenamiento con retroalimentación, se repite la estructura de los ensayos previos, diferenciándose en que, al finalizar una predicción, aparecía una tercera imagen durante 1.500 milisegundos (1.5 segundos), que mostraba la respuesta correcta de la predicción. Así, el participante podía comparar su predicción con el resultado correcto. Cada 20 ensayos, apareció una pregunta escrita en el monitor, relativa al criterio utilizado para tomar las decisiones durante los ensayos. El asistente anotaba las respuestas verbales, que se categorizarían más tarde.

Resultados

Las series temporales extraídas desde las medidas de diámetro popular en la tarea de hundimiento de objetos fueron sometidas a un análisis de cuantificación de recurrencias (RQA), por medio de una aplicación configurada a través del programa *MATLAB*. Se puede observar además que la serie original se compara con su contraparte aleatoria. Esto para determinar que la serie exhibe propiedades de sistemas dinámicos en comparación con una serie que no tiene relación entre sus componentes. Además de eso, para poder investigar cambios en las dinámicas dentro de las series temporales, se aplicó un análisis de cuantificación de recurrencias en ventanas (*Windowed RQA*). En este procedimiento la serie temporal se divide en “ventanas” adyacentes sin superponerse, compuestas por una cantidad de datos determinada, calculándose un RQA a cada una. Esta técnica es útil para detectar cambios en tareas extensas, en donde se espera un cambio cognitivo, sin muchas intervenciones (Wallot, 2017). En este caso, el análisis se llevó a cabo en ventanas sobrepuestas de 500 eventos o datos, las cuales se fueron desplazando en 10 eventos, de tal forma que el primer RQA se hizo con la ventana que tenía los eventos 1 al 500, la segunda del evento 10 al 510, la siguiente del evento 20 al 520, y así sucesivamente hasta completar la totalidad de eventos que había para cada participante.

La primera persona seleccionada, el ADULTO 337_HF, mostró los indicadores en las distintas fases del experimento, cómo se puede observar en la tabla 2.

Tabla 2

Indicadores extraídos del RQA aplicado al ADULTO 337_HF.

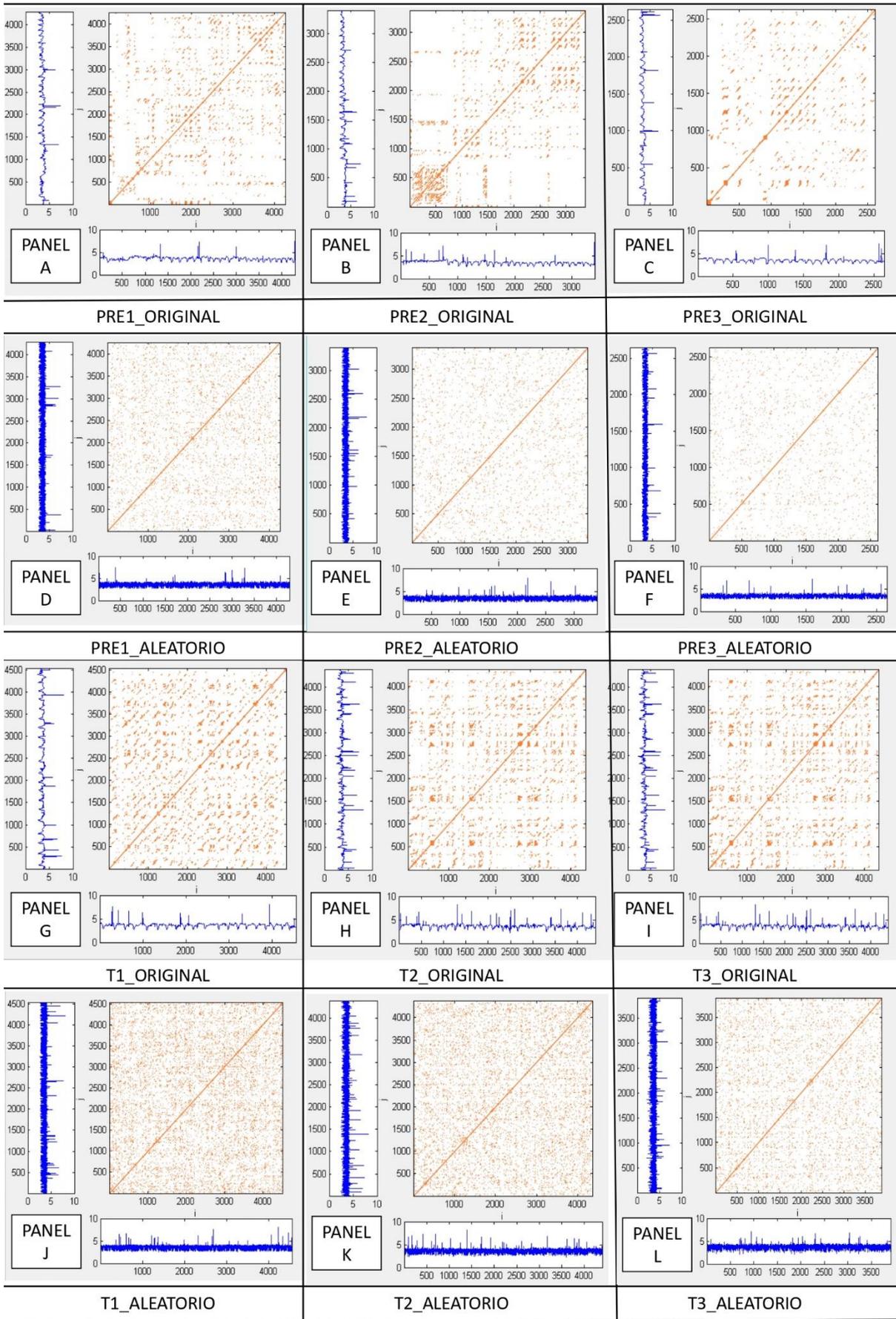
Indicadores	PRE1	PRE2	PRE3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	POS1	POS2	POS3
%REC Serie original	38%	55%	55%	55%	38%	37%	38%	41%	34%	32%	78%	50%
%REC Serie Aleatoria	2%	2%	3%	4%	4%	3%	5%	5%	3%	3%	4%	4%
%DET Serie original	80%	82%	84%	78%	71%	75%	71%	70%	70%	72%	81%	79%
%DET Serie Aleatoria	0%	0%	0%	13%	5%	8%	0%	5%	8%	13%	0%	0%
MaxLine Serie original	66	187	57	178	101	71	65	60	67	62	55	113
MaxLine Serie aleatoria	-	-	-	2	2	2	-	2	2	2	-	-
MeanLine Serie original	3,90	4,61	4,16	3,91	3,44	3,77	3,49	3,33	3,46	3,67	3,81	4,04
MeanLine Serie aleatoria	0	0	0	2	2	2	0	2	2	2	0	0
Entropía Serie original	2,61	2,95	2,79	2,57	2,29	2,49	2,32	2,25	2,29	2,45	2,59	2,65
Entropía Serie aleatoria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

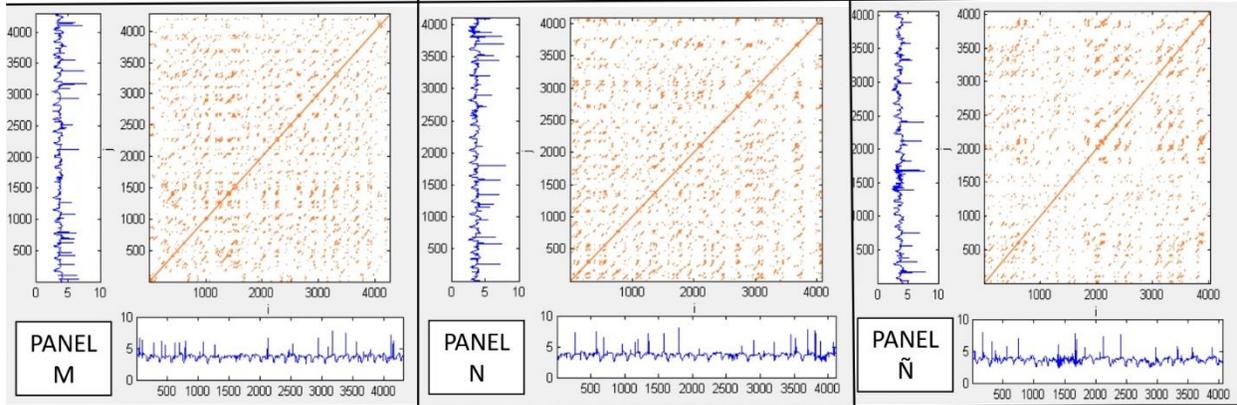
Como se puede observar, los indicadores reflejan una amplia diferencia entre la serie original y la serie aleatoria, evidenciando el comportamiento dinámico de la primera.

Gráficamente, las recurrencias del sujeto se configuraron como se observa en la figura 6. En los primeros tres paneles (A, B, C) se observan los patrones de recurrencia de la serie original de las fases de pretest. En el panel B, puede observarse un patrón en donde se encuentran más recurrencias en la esquina inferior izquierda. En los tres segmentos en los que ha sido dividido el pretest es detectable una estructura que difiere del patrón de la serie aleatorizada (paneles D, E, F). En el caso de los paneles G, H e I,

que representan las fases del test 1, 2 y 3, puede observarse también diferencias con respecto a su contraparte aleatoria (paneles J, K y L). Nuevamente, la representación del test 4, 5 y 6, en los paneles M, N y Ñ, pueden advertirse diferencias con respecto a la serie aleatoria de las mismas fases (paneles O, P y Q). Por último, con respecto a las fases de postest 1, 2 y 3, representados por los paneles R, S y T, pueden observarse diferencias en comparación a los paneles U, V y W, que representan a las fases aleatorias, exhibiendo el panel S un patrón en donde se ve un espacio blanco en forma de "L".

ADULTO 337_HF – DILATACIÓN PUPILAR

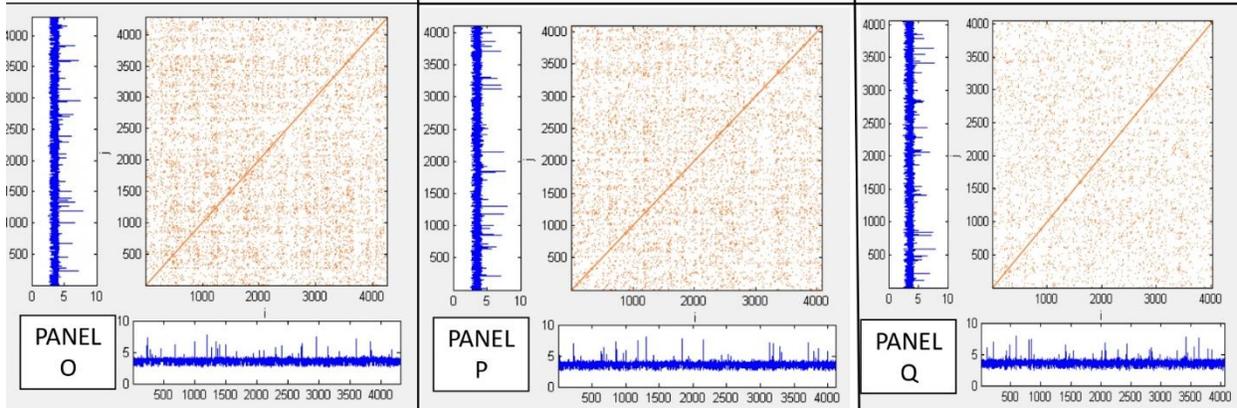




T4_ORIGINAL

T5_ORIGINAL

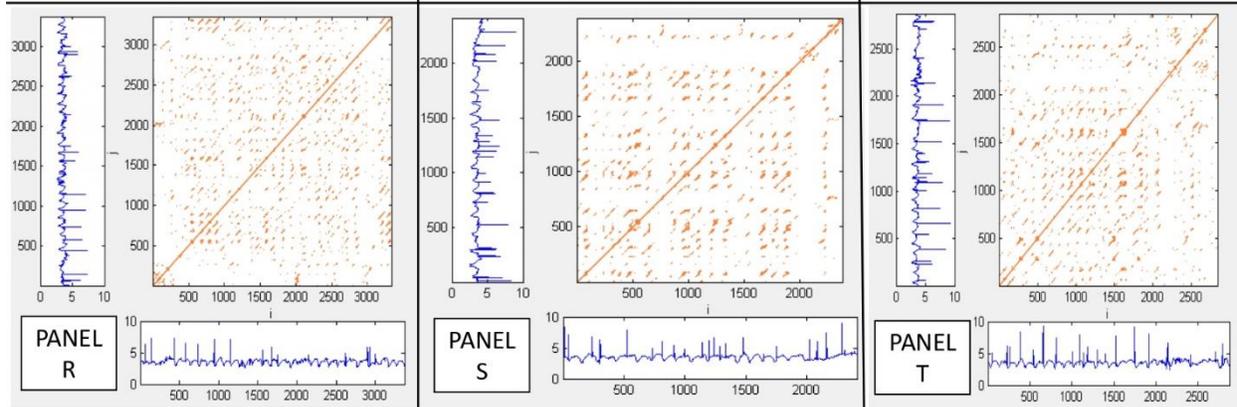
T6_ORIGINAL



T4_ALEATORIO

T5_ALEATORIO

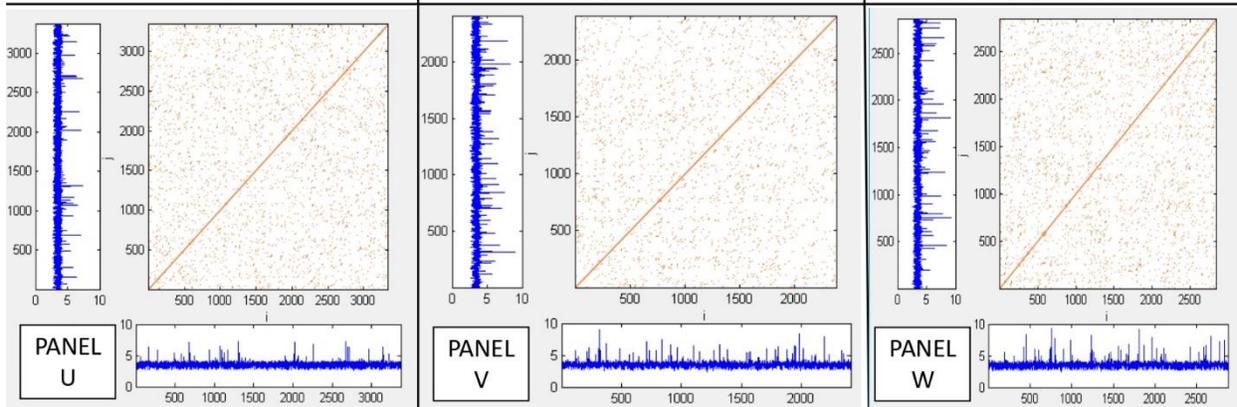
T6_ALEATORIO



POS1_ORIGINAL

POS2_ORIGINAL

POS3_ORIGINAL



POS1_ALEATORIO

POS2_ALEATORIO

POS3_ALEATORIO

Figura 16. Gráfico de recurrencias por fase del experimento del ADULTO 337_HF, tanto en su versión original como en la aleatorizada. Los paneles A, B, C; G, H, I; M, N, Ñ; R, S y T muestran la versión original, mientras que los paneles D, E, F; J, K, L; O, P, Q; U, V y W muestran la versión aleatorizada.

Con respecto al *Windowed RQA* aplicado, se pudieron observar patrones como los de las figuras que se presentan a continuación. En estos gráficos se proyecta el comportamiento de la variable estimada (%REC, DET, Entropía, entre otros) en la serie original (línea naranja) y en un intervalo construido a partir de un conjunto de 20 series aleatorizadas (línea azul y gris), extraídas de la misma serie original.

En las figuras 7, 8, 9, 10 y 11 es posible observar que los indicadores en su gran mayoría se encuentran por encima del intervalo de confianza, exceptuando el indicador de determinismo sobre el porcentaje de recurrencia, el cual fluctúa entre el límite inferior y superior del intervalo aleatorizado.

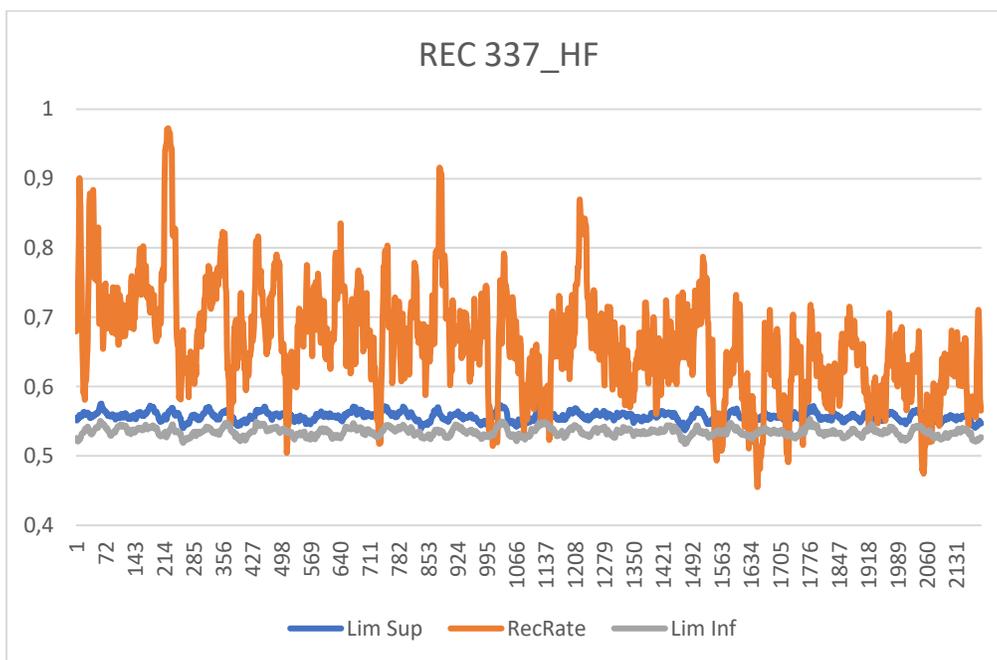


Figura 17. *Windowed RQA* aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de recurrencia en el sujeto ADULTO 337_HF.

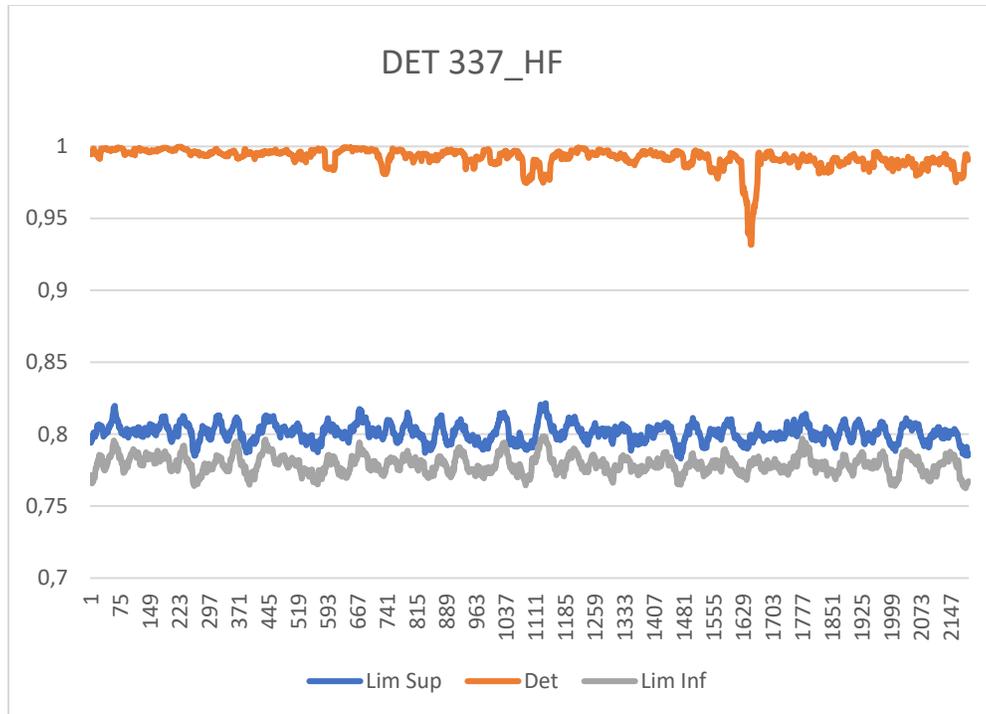


Figura 18. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de determinismo en el sujeto ADULTO 337_HF.

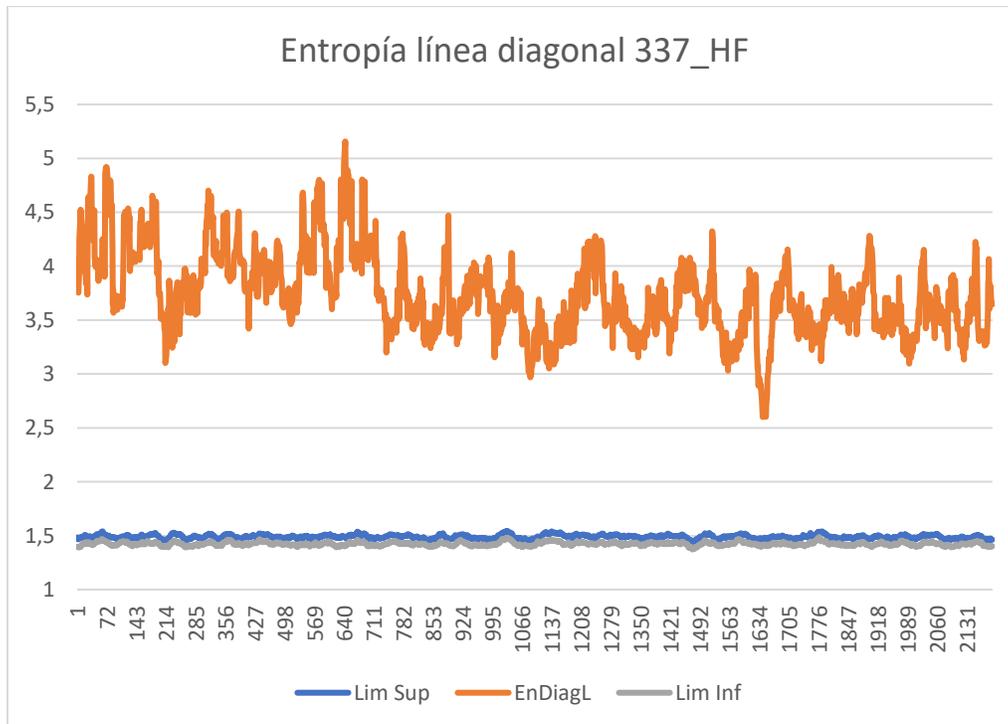


Figura 19. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de entropía línea diagonal en el sujeto ADULTO 337_HF.

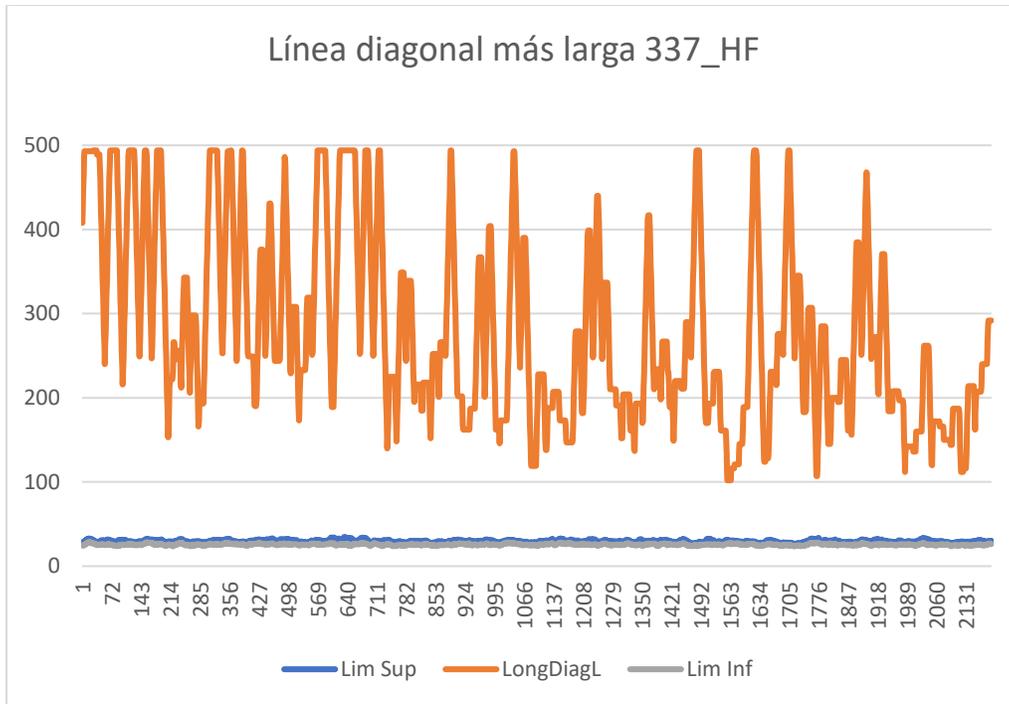


Figura 20. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de línea diagonal más larga en el sujeto ADULTO 337_HF.

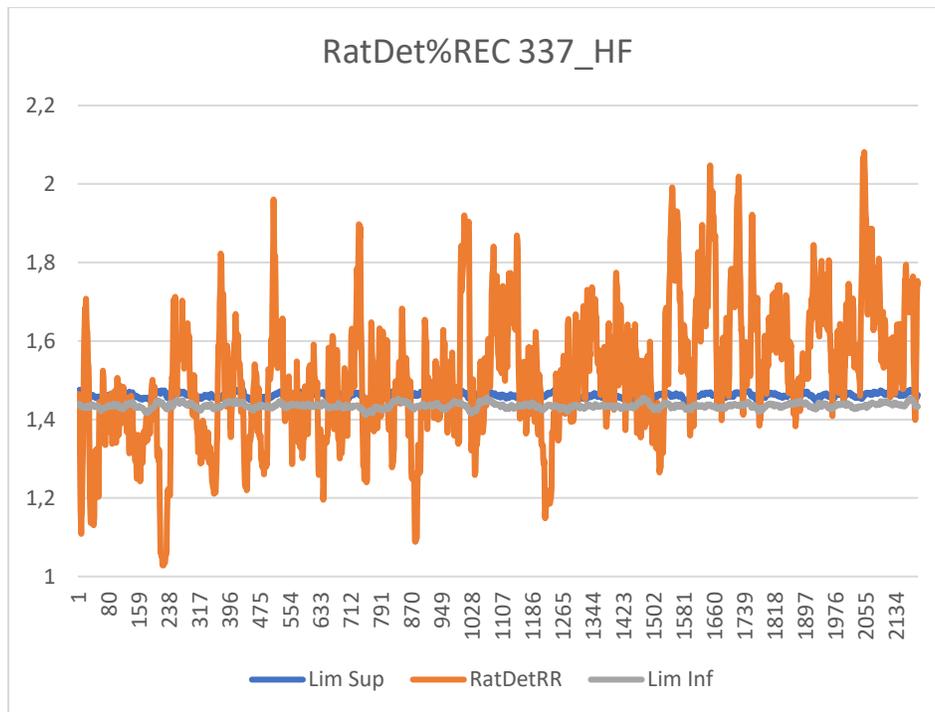


Figura 21. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador radio del determinismo sobre el porcentaje de recurrencia en el sujeto ADULTO 337_HF.

Por otro lado, el ADULTO 337_HS, mostró los indicadores por fase experimental descritos en la tabla 3.

Tabla 3

Indicadores extraídos del RQA aplicado al ADULTO 337_HS.

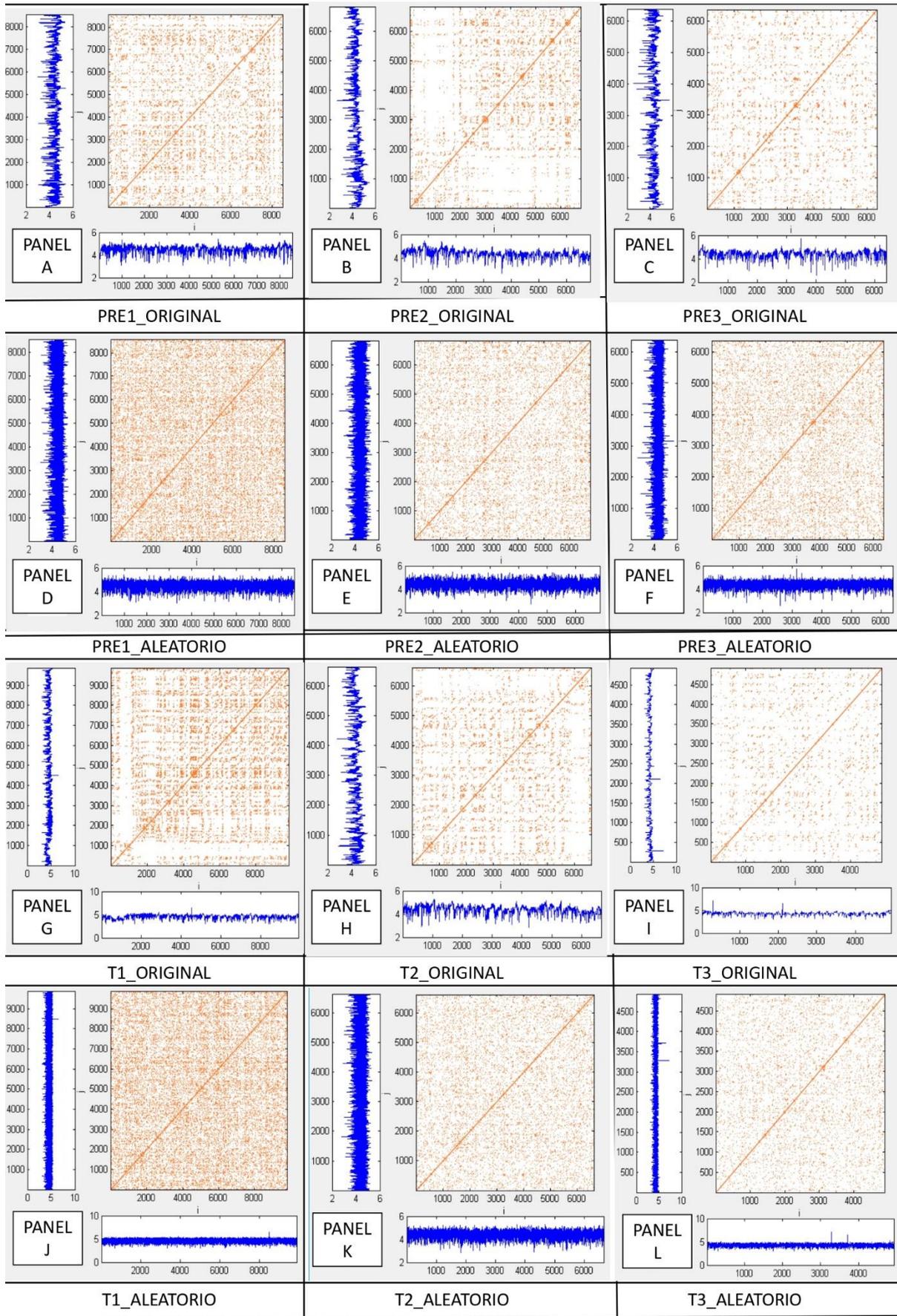
Indicadores	PRE1	PRE2	PRE3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	POS1	POS2	POS3
%REC Serie original	8%	9%	9%	11%	11%	11%	9%	10%	8%	10%	11%	11%
%REC Serie Aleatoria	3%	2%	3%	2%	2%	2%	2%	3%	2%	2%	2%	2%
%DET Serie original	55%	59%	62%	61%	64%	70%	62%	59%	58%	58%	69%	66%
%DET Serie Aleatoria	2%	4%	11%	3%	0%	7%	0%	7%	11%	10%	0%	0%
MaxLine Serie original	67	34	55	87	58	58	52	44	58	29	36	36
MaxLine Serie aleatoria	2	2	2	2	-	2	-	2	2	2	-	-
MeanLine Serie original	3,03	3,07	3,26	3,22	3,26	3,76	3,35	3,09	3,25	3,14	3,57	3,54
MeanLine Serie aleatoria	2	2	2	2	0	2	0	2	2	2	0	0
Entropía Serie original	1,95	2,02	2,12	2,05	2,12	2,41	2,18	1,99	2,10	2,05	2,41	2,35
Entropía Serie aleatoria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Como se puede observar, nuevamente se observan diferencias importantes entre la serie original y la serie aleatoria, lo que evidencia el comportamiento dinámico de la señal. Sin embargo, para el indicador de %REC, estas diferencias no son tan grandes, manteniéndose en un nivel bajo durante todas las fases experimentales.

Las recurrencias del sujeto se configuraron gráficamente como se puede observar en la figura 12. Al principio, pueden observarse los paneles A, B y C, se exhiben los

patrones de recurrencia de la serie original. En estos se puede observar la serie original del pretest, observándose diferencias con respecto a su homólogo aleatorizado (paneles D, E y F). El panel B presenta espacios blancos que pueden observarse a la izquierda y en la parte inferior del cuadro. Para los paneles G, H e I, correspondientes a las fases del test 1, 2 y 3, se presentan diferencias referidas a su parte aleatorizada (paneles J, K y L). El panel G muestra espacios blancos que simulan una forma de "L". Luego, para los paneles M, N y Ñ, representantes del test 4, 5 y 6, se denotan diferencias con respecto a los paneles O, P, y Q, los cuales representan su correspondiente serie aleatorizada. El panel M y N exhiben partes blancas en su interior, en el primero en distintas partes del gráfico, y el segundo formando una cruz. Por último, los paneles R, S y T, referidas a las fases de posttest, muestran también diferencias con respecto a la misma serie aleatorizada (paneles U, V y W).

ADULTO 337_HS – DILATACIÓN PUPILAR



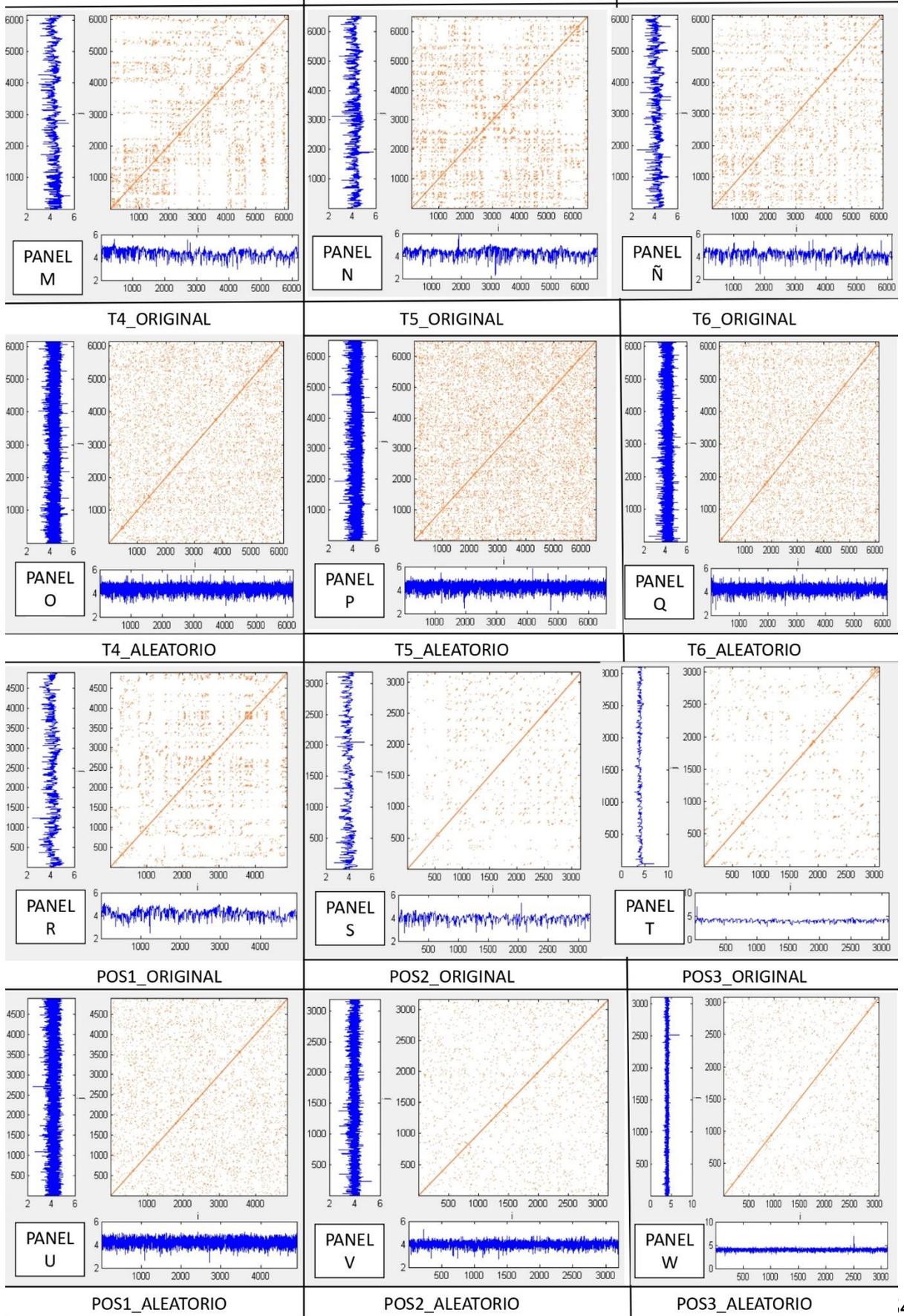


Figura 22: Gráfico de recurrencias por fase del experimento del ADULTO 337_HS, tanto en su versión original como en la aleatorizada. Los paneles A, B, C; G, H, I; M, N, Ñ; R, S y T muestran la versión original, mientras que los paneles D, E, F; J, K, L; O, P, Q; U, V y W muestran la versión aleatorizada.

El *Windowed* RQA aplicado, permitió caracterizar el patrón del sujeto como se puede observar en las figuras 13, 14, 15, 16 y 17. Los indicadores se muestran mayoritariamente por encima del intervalo de confianza aleatorizado exceptuando, nuevamente, el indicador de determinismo sobre el porcentaje de recurrencia, el cual se encuentra mayoritariamente bajo los límites inferior y superior del intervalo aleatorizado.

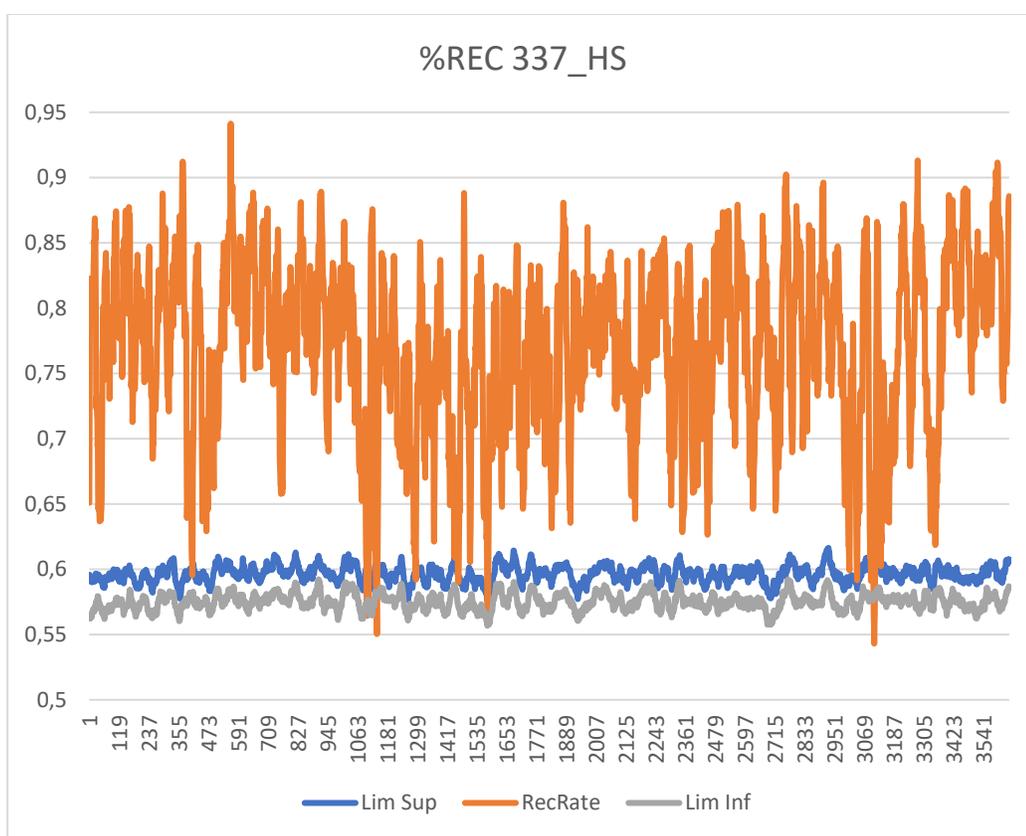


Figura 23. *Windowed* RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador recurrencia en el sujeto ADULTO 337_HS.

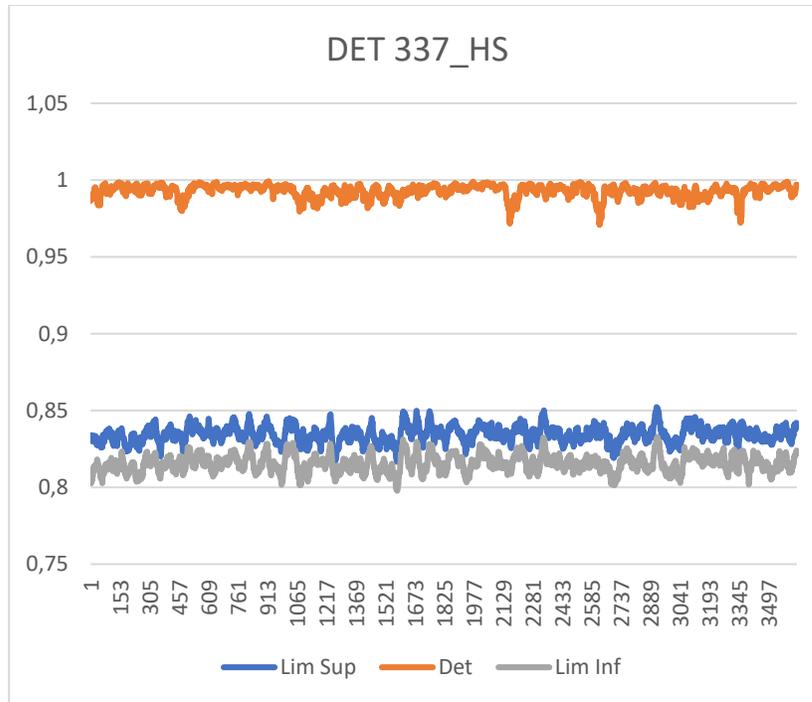


Figura 24. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador determinismo en el sujeto ADULTO 337_HS.

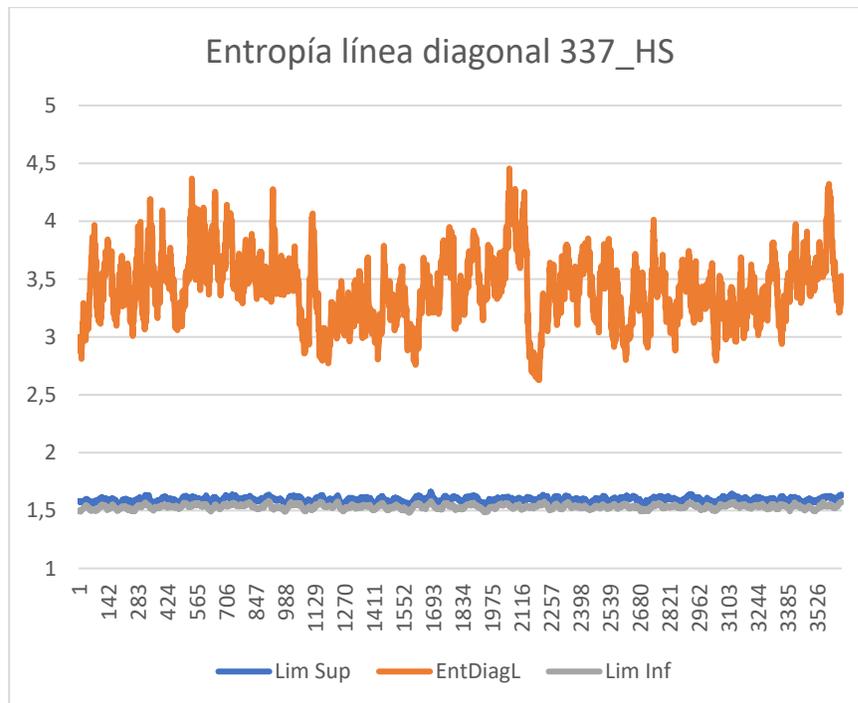


Figura 25. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador entropía línea diagonal en el sujeto ADULTO 337_HS.

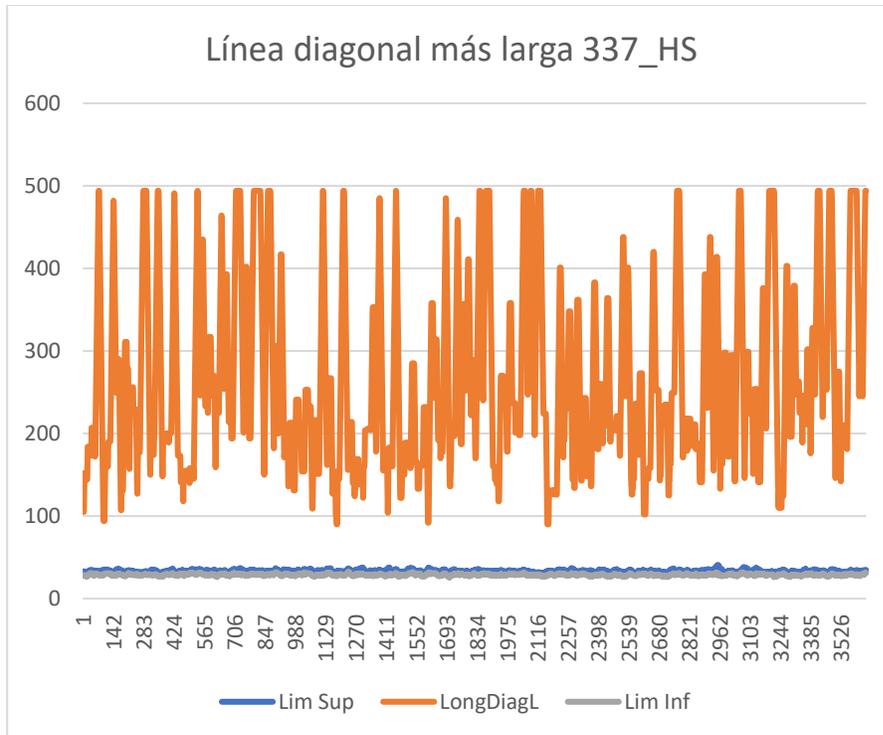


Figura 26. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador línea diagonal más larga en el sujeto ADULTO 337_HS.

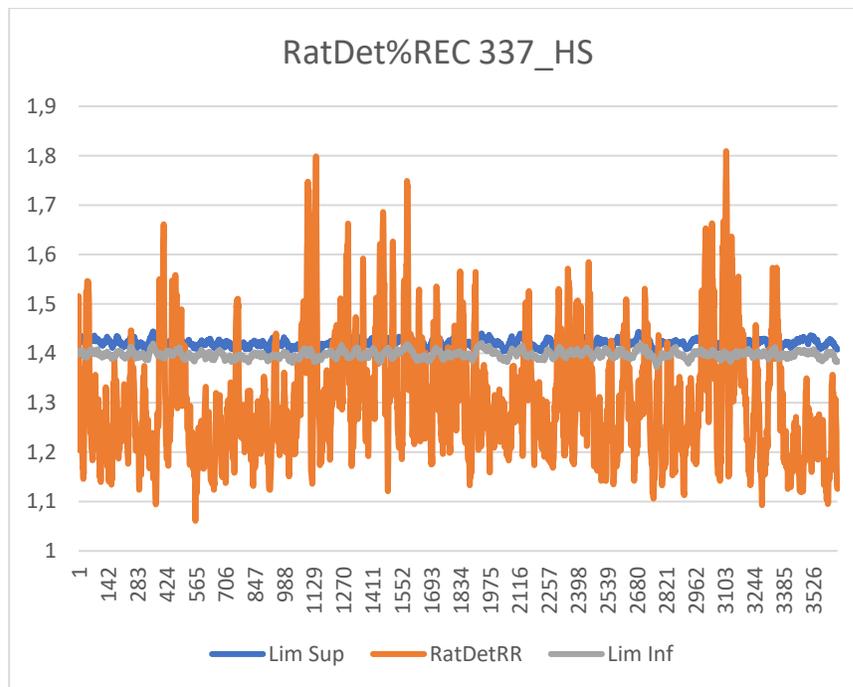


Figura 27. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador radio del determinismo sobre el porcentaje de recurrencia en el sujeto ADULTO 337_HS.

Con respecto al ADULTO 338_HF, se puede observar en la tabla 4 los indicadores por fase experimental.

Tabla 4

Indicadores extraídos del RQA aplicado al ADULTO 338_HF.

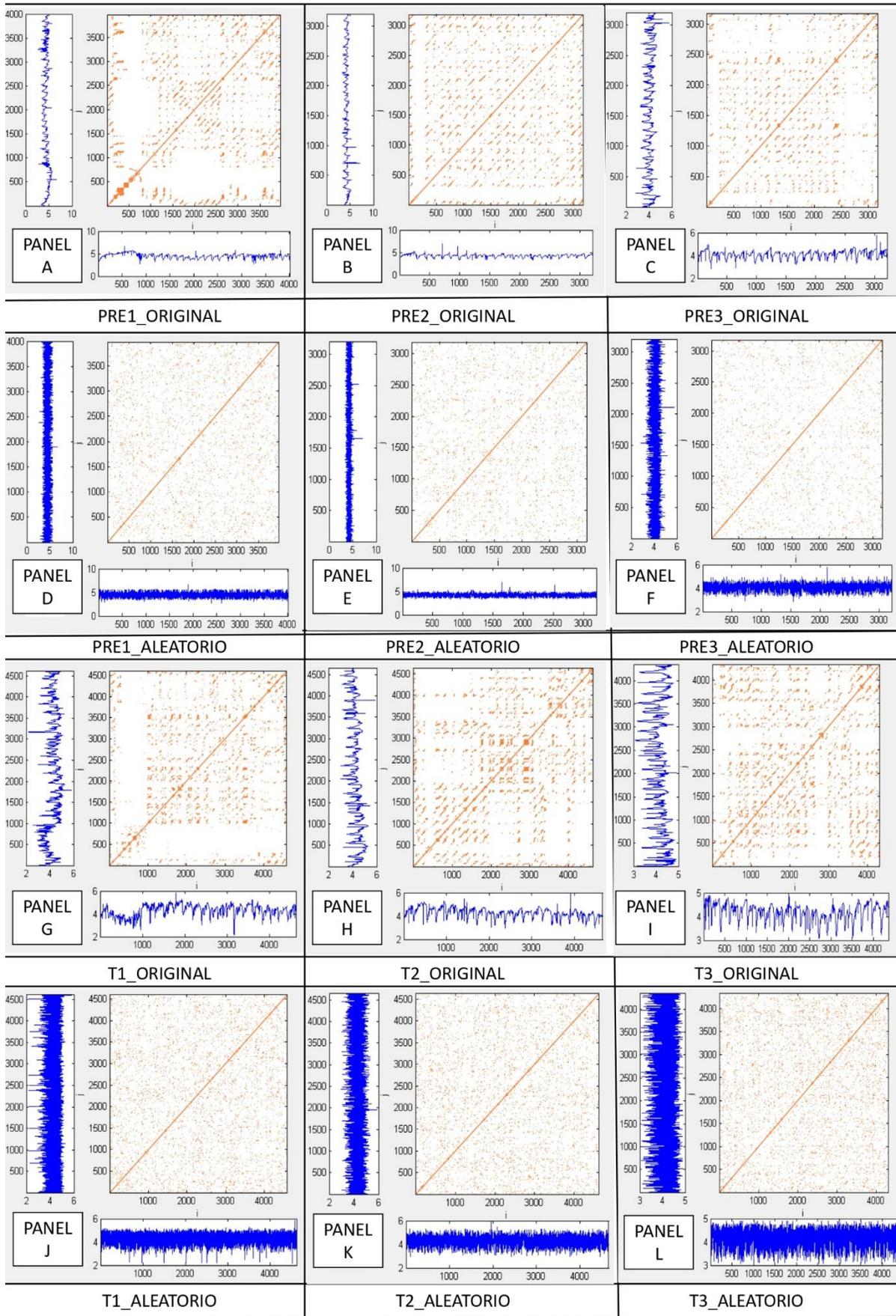
Indicadores	PRE1	PRE2	PRE3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	POS1	POS2	POS3
%REC Serie original	68%	59%	42%	32%	63%	58%	69%	65%	57%	54%	45%	35%
%REC Serie Aleatoria	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	2%	1%	2%
%DET Serie original	84%	83%	79%	73%	81%	81%	86%	84%	84%	82%	78%	79%
%DET Serie Aleatoria	0%	0%	0%	0%	0%	0%	11%	26%	9%	0%	0%	0%
MaxLine Serie original	134	66	68	110	98	80	159	132	117	100	53	60
MaxLine Serie aleatoria	-	-	-	-	-	-	2	2	2	-	-	-
MeanLine Serie original	4,54	4,63	3,93	3,72	4,20	4,08	4,81	4,69	4,39	4,25	3,79	4,00
MeanLine Serie aleatoria	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0
Entropía Serie original	2,88	2,97	2,63	2,44	2,74	2,69	3,02	2,91	2,82	2,77	2,53	2,66
Entropía Serie aleatoria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Los indicadores expuestos en la tabla indican de nuevo diferencias entre la serie original y la serie aleatoria, lo que expone el comportamiento dinámico de la señal.

El gráfico de recurrencias del sujeto puede observarse en la figura 18. En los paneles del inicio (paneles A, B y C), correspondientes a las fases de pretest 1, 2 y 3, se manifiestan diferencias haciendo comparaciones con respecto a su contraparte

aleatorizada en los paneles D, E y F. El panel A muestra una pequeña acumulación de puntos recurrentes en la parte inferior izquierda, así como también espacios blancos que forman una "L". Para los paneles G, H e I, los cuales corresponden a las fases del test 1, 2 y 3, encontramos diferencias también al compararlas con los paneles J, K, y L, que conciernen a las mismas fases aleatorizadas. El panel G muestra también una forma de "L" compuesta de espacios blancos. En los paneles M, N y Ñ, representantes del test 4, 5 y 6, se advierten diferencias al compararlas con su equivalente aleatorizado (paneles O, P y Q). Los paneles M y N exhiben patrones de espacios blancos que se asemejan a una "L". Finalmente, referido a las fases del postest 1, 2 y 3, exhibidas en los paneles R, S y T, se observan diferencias al compararlas con los paneles U, V y W, que corresponden a las fases aleatorizadas. Los paneles R, S y T muestran espacios en blanco sin un patrón particular.

ADULTO 338_HF – DILATACIÓN PUPILAR



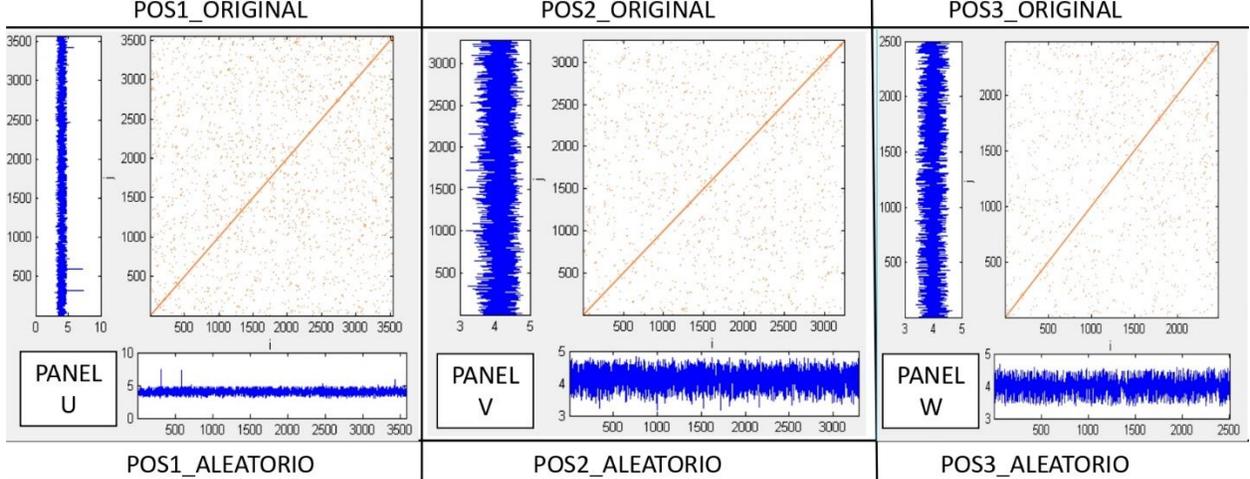
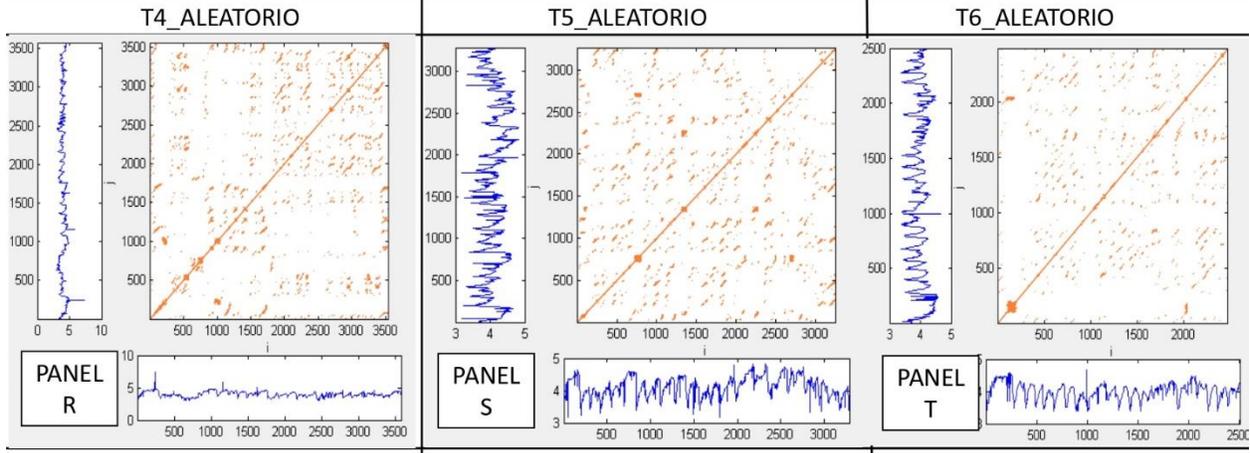
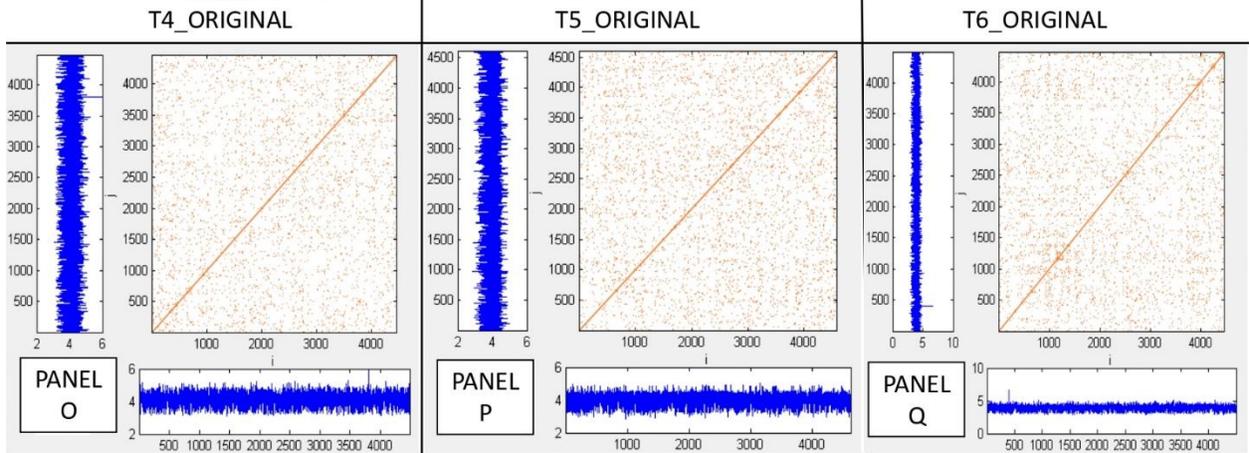
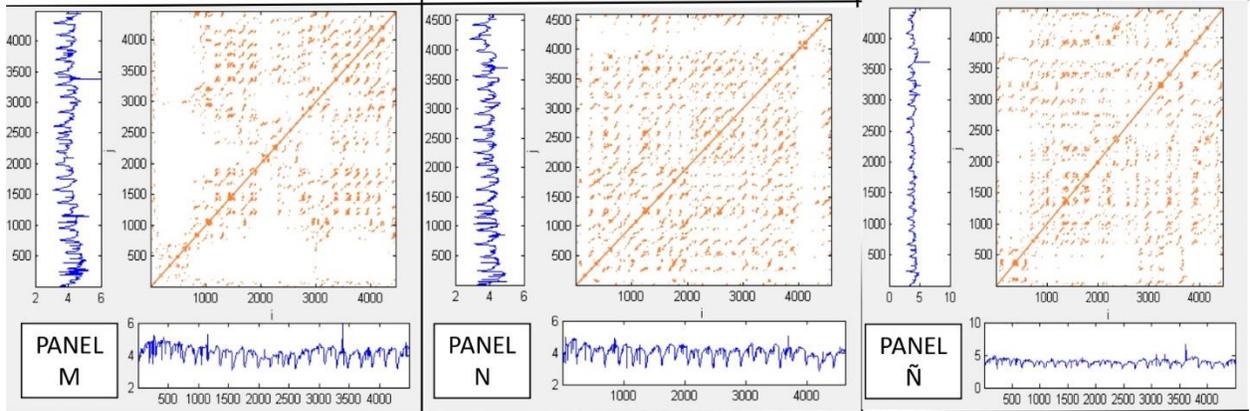


Figura 28: Gráfico de recurrencias por fase del experimento del ADULTO 338_HF, tanto en su versión original como en la aleatorizada. Los paneles A, B, C; G, H, I; M, N, Ñ; R, S y T muestran la versión original, mientras que los paneles D, E, F; J, K, L; O, P, Q; U, V y W muestran la versión aleatorizada.

El patrón dinámico del sujeto por ventanas puede observarse en las figuras 19, 20, 21, 22 y 23. En la mayoría de las figuras se puede exhibir que los indicadores se encuentran por encima de los intervalos aleatorizados, donde se observa una vez más que el indicador de determinismo sobre el porcentaje de recurrencia se encuentra oscilando entre el límite inferior y superior del intervalo aleatorizado.

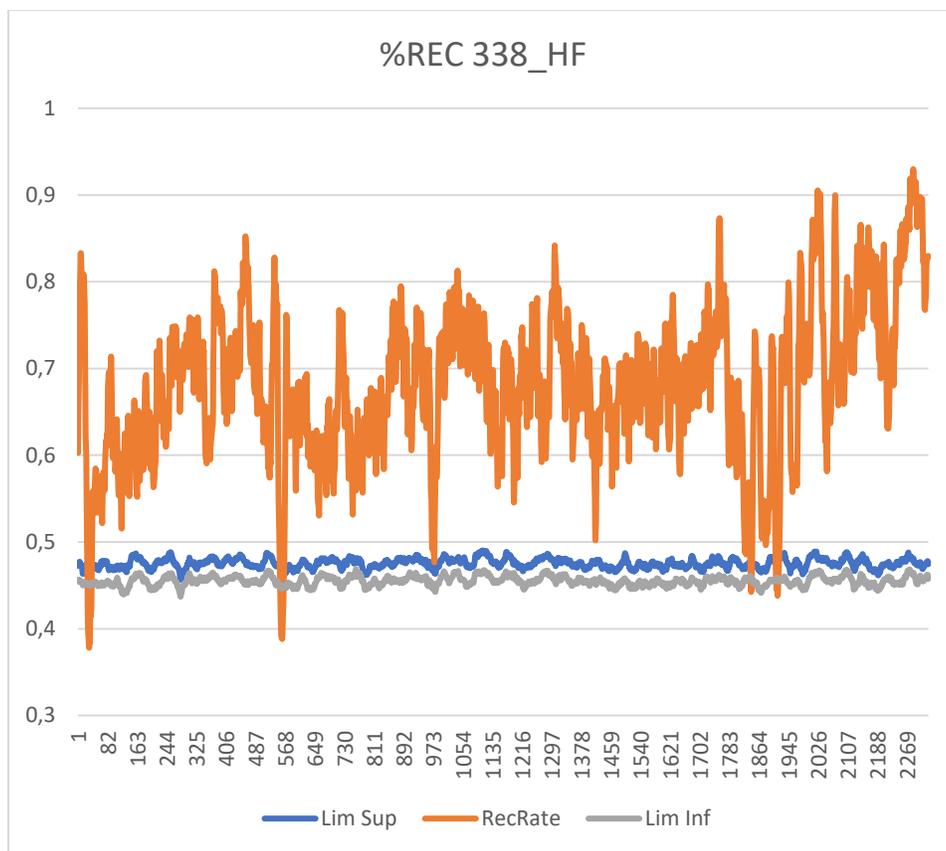


Figura 29. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de recurrencia en el sujeto ADULTO 338_HF.

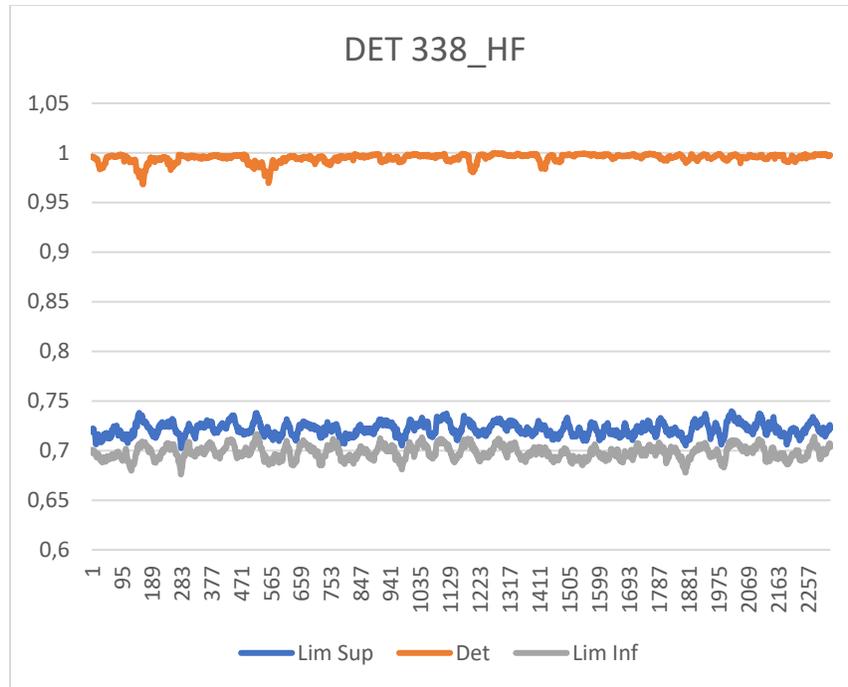


Figura 30. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de determinismo en el sujeto ADULTO 338_HF.

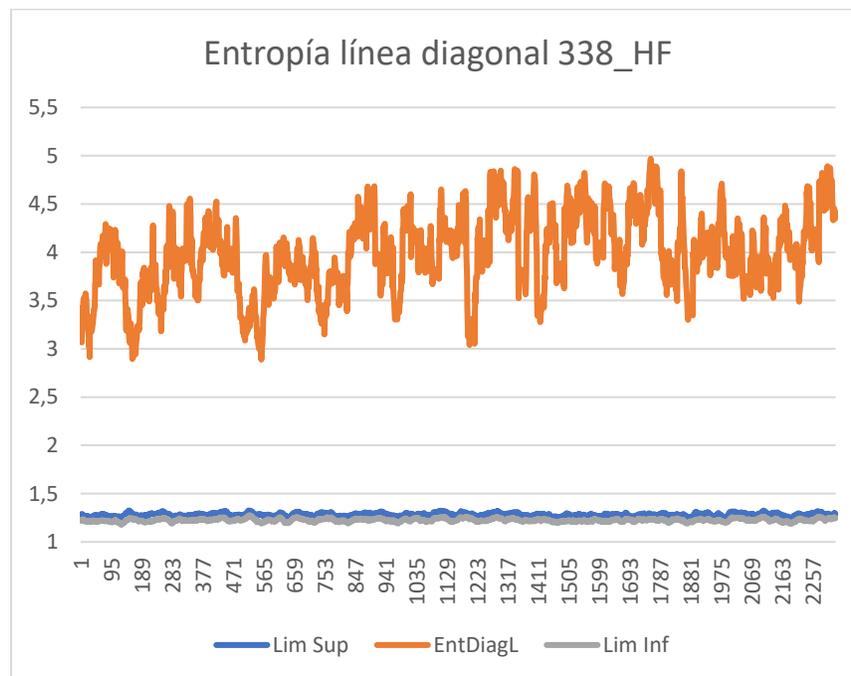


Figura 31. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador entropía línea diagonal en el sujeto ADULTO 338_HF.

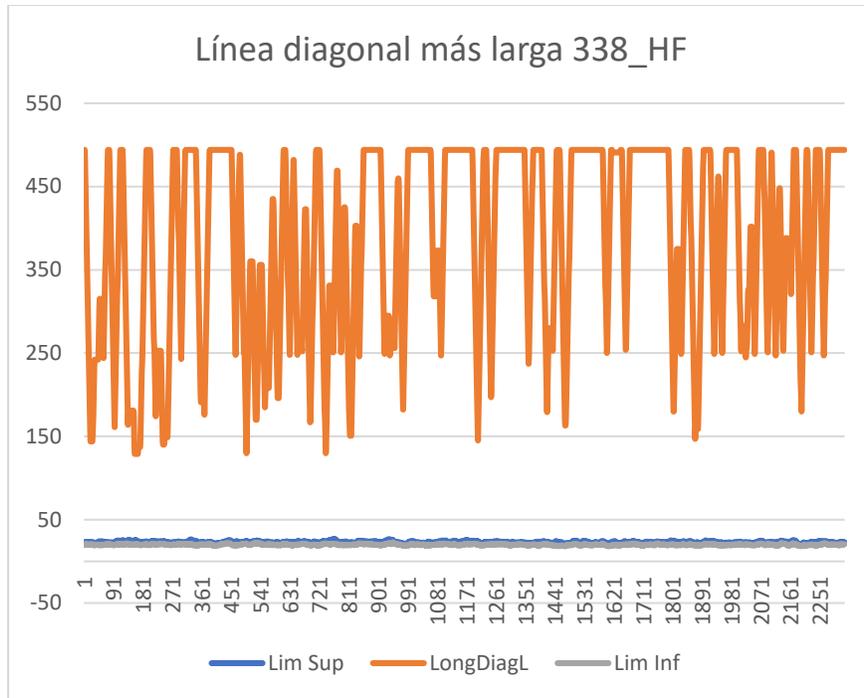


Figura 32. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador línea diagonal más larga en el sujeto ADULTO 338_HF.

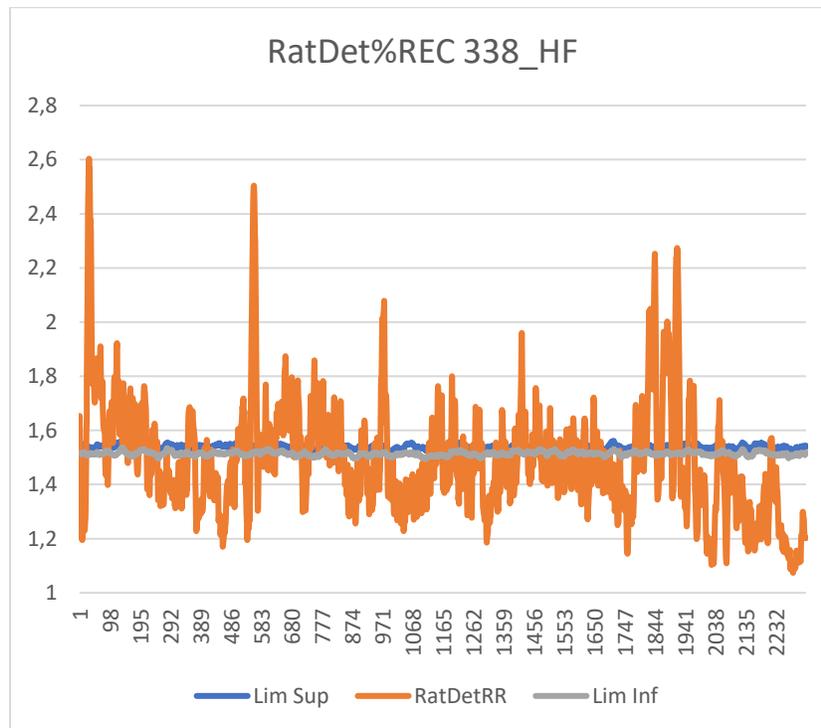


Figura 33. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador radio del determinismo sobre el porcentaje de recurrencia en el sujeto ADULTO 338_HF.

El sujeto ADULTO 340_HF, arrojó indicadores por fase experimental como los observados en la tabla 5.

Tabla 5

Indicadores extraídos del RQA aplicado al ADULTO 340_HF.

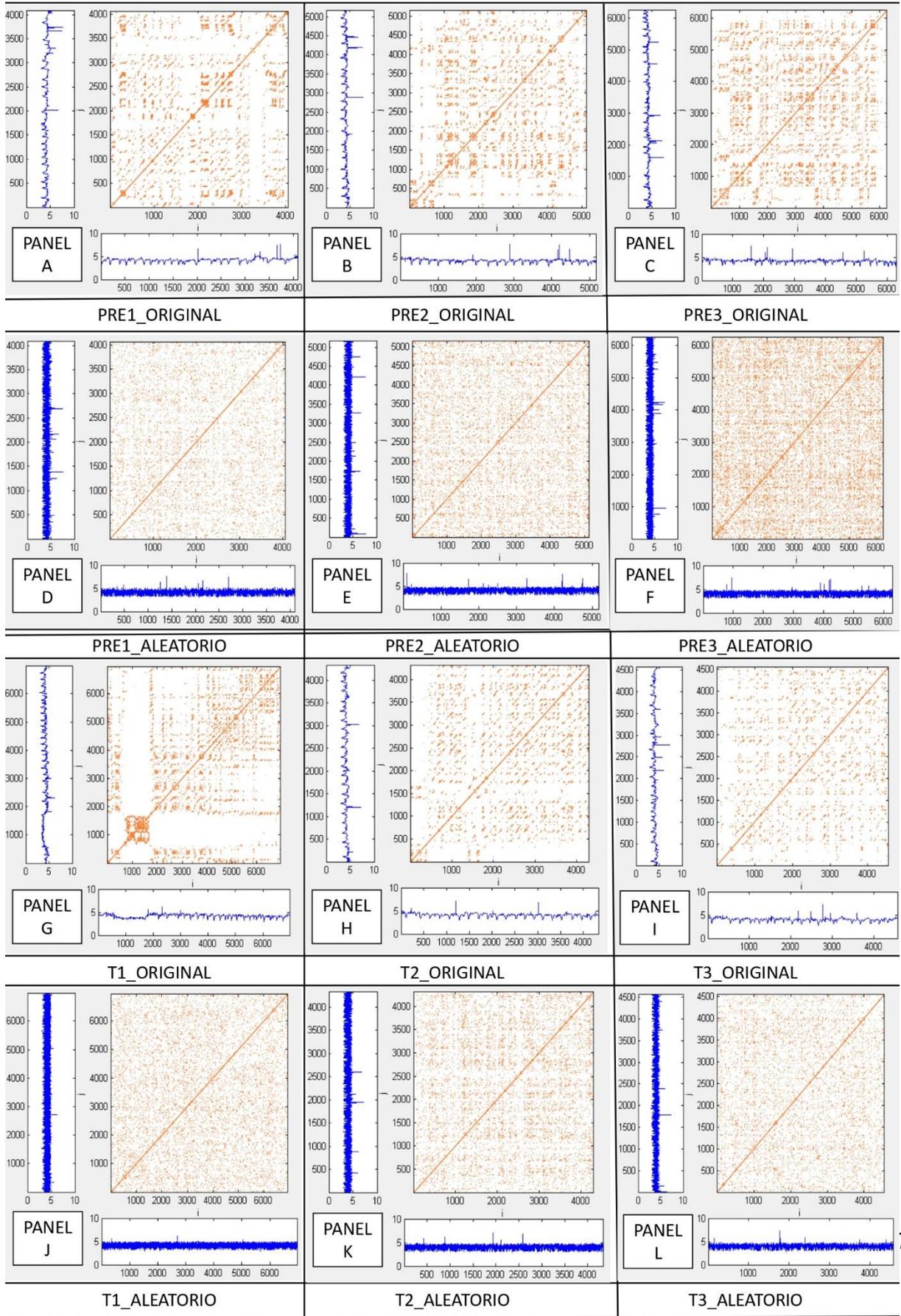
Indicadores	PRE1	PRE2	PRE3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	POS1	POS2	POS3
%REC Serie original	70%	55%	39%	42%	50%	36%	64%	46%	47%	32%	50%	48%
%REC Serie Aleatoria	4%	3%	4%	2%	4%	3%	3%	3%	2%	2%	3%	3%
%DET Serie original	80%	78%	74%	79%	80%	80%	85%	81%	84%	79%	77%	83%
%DET Serie Aleatoria	0%	13%	5%	5%	0%	6%	0%	8%	0%	36%	0%	0%
MaxLine Serie original	71	95	157	103	105	77	158	72	113	111	140	85
MaxLine Serie aleatoria	-	2	2	2	-	2	-	2	-	2	-	-
MeanLine Serie original	3,71	3,65	3,35	3,72	3,64	3,84	4,31	4,21	4,48	3,85	3,75	4,24
MeanLine Serie aleatoria	0	2	2	2	0	2	0	2	0	2	0	0
Entropía Serie original	2,51	2,48	2,25	2,51	2,48	2,57	2,84	2,75	2,91	2,56	2,50	2,79
Entropía Serie aleatoria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

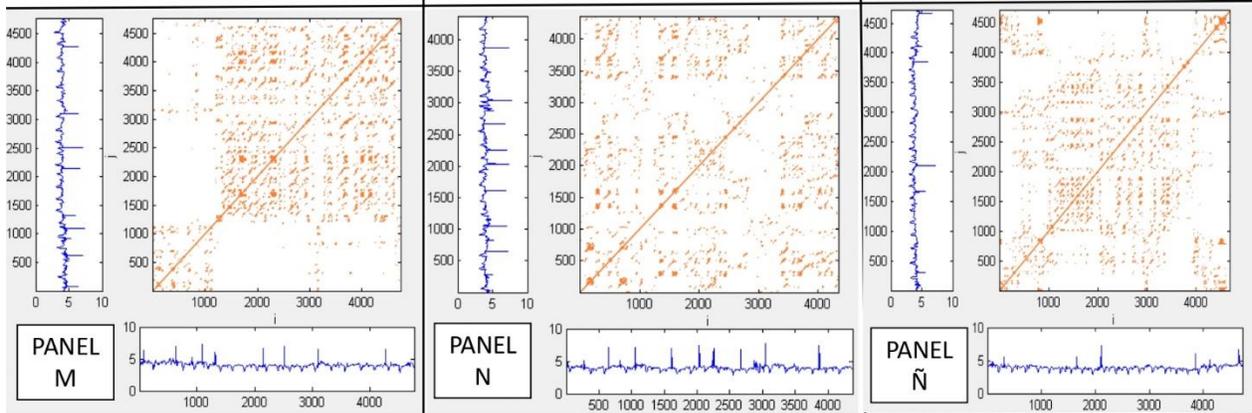
Al observar la tabla nuevamente podemos ver indicadores que exhiben una amplia diferencia entre la serie original y la serie aleatoria, lo que permite establecer el comportamiento dinámico de la señal.

En la figura 24, puede observarse el gráfico de recurrencias extraído del RQA del sujeto analizado. Al comienzo, en los paneles A, B y C, referidas a las fases de pretest 1, 2 y 3, se pueden apreciar diferencias al compararlas con los paneles D, E y F, que

representan a las fases aleatorizadas. En los paneles G, H e I, correspondientes a las fases de test 1, 2 y 3, se observan también diferencias al compararlas con su contraparte aleatorizada (paneles J, K y L). El panel G muestra un patrón muy notorio, en donde se aprecia un cúmulo de recurrencias en la parte inferior izquierda, además de una forma de "L", formada por espacios blancos. Los paneles M, N y Ñ, que refieren a las fases del test 4, 5 y 6, se pueden apreciar diferencias si se comparan con las mismas fases aleatorizadas (paneles O, P y Q). En los paneles M y Ñ se observan espacios blancos sin un patrón particular, mientras que en el panel N se puede apreciar una cruz de espacios blancos en la parte derecha. Por último, para las fases del postest 1, 2 y 3, observables en los paneles R, S y T, se pueden advertir diferencias comparándolas con los paneles U, V y W, sus fases aleatorizadas. En el panel R se observa una acumulación de recurrencias en la parte inferior izquierda, y espacios blancos sin patrón particular en los paneles S y T.

ADULTO 340_HS – DILATACIÓN PUPILAR

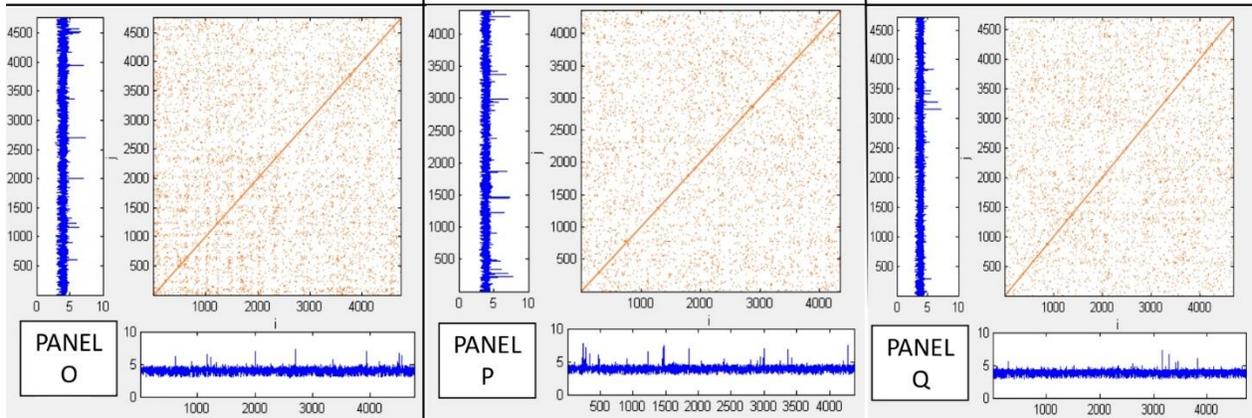




T4_ORIGINAL

T5_ORIGINAL

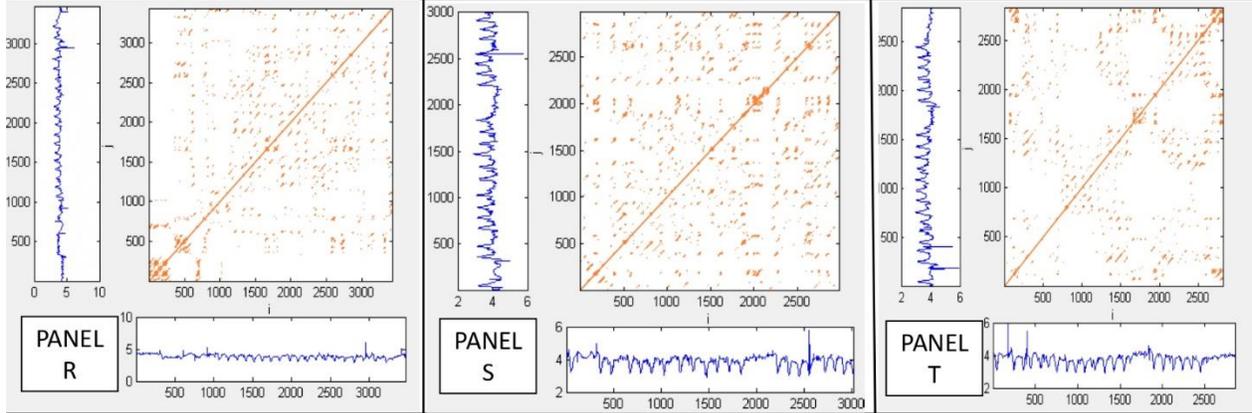
T6_ORIGINAL



T4_ALEATORIO

T5_ALEATORIO

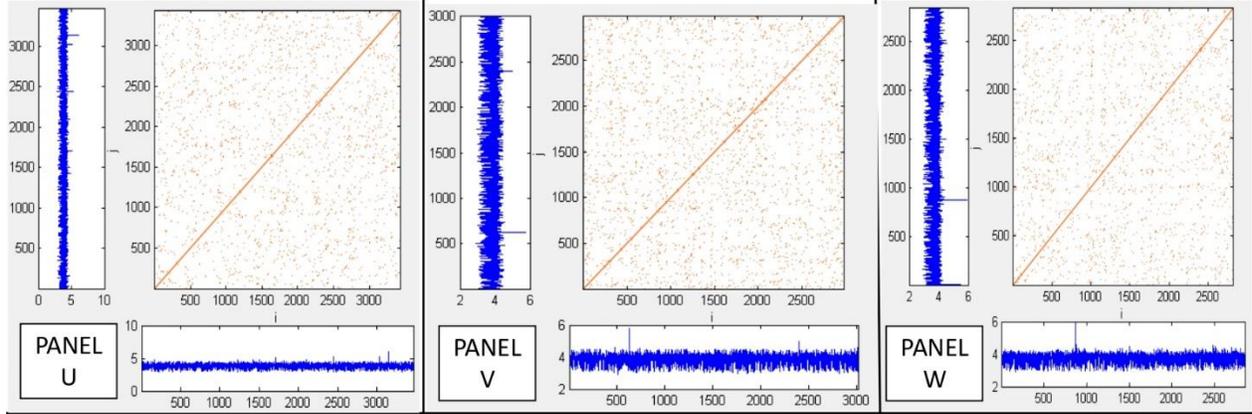
T6_ALEATORIO



POS1_ORIGINAL

POS2_ORIGINAL

POS3_ORIGINAL



POS1_ALEATORIO

POS2_ALEATORIO

POS3_ALEATORIO

Figura 34: Gráfico de recurrencias por fase del experimento del ADULTO 340_HS, tanto en su versión original como en la aleatorizada. Los paneles A, B, C; G, H, I; M, N, Ñ; R, S y T muestran la versión original, mientras que los paneles D, E, F; J, K, L; O, P, Q; U, V y W muestran la versión aleatorizada.

El *Windowed* RQA aplicado permitió caracterizar el patrón dinámico del sujeto como puede observarse en las figuras 25, 26, 27, 28 y 29. En este caso, se manifiesta en mayor parte indicadores por encima de los intervalos aleatorizados, exceptuando nuevamente el indicador de determinismo sobre el porcentaje de recurrencia, el que se encuentra entre los límites inferior e inferior del intervalo aleatorizado.

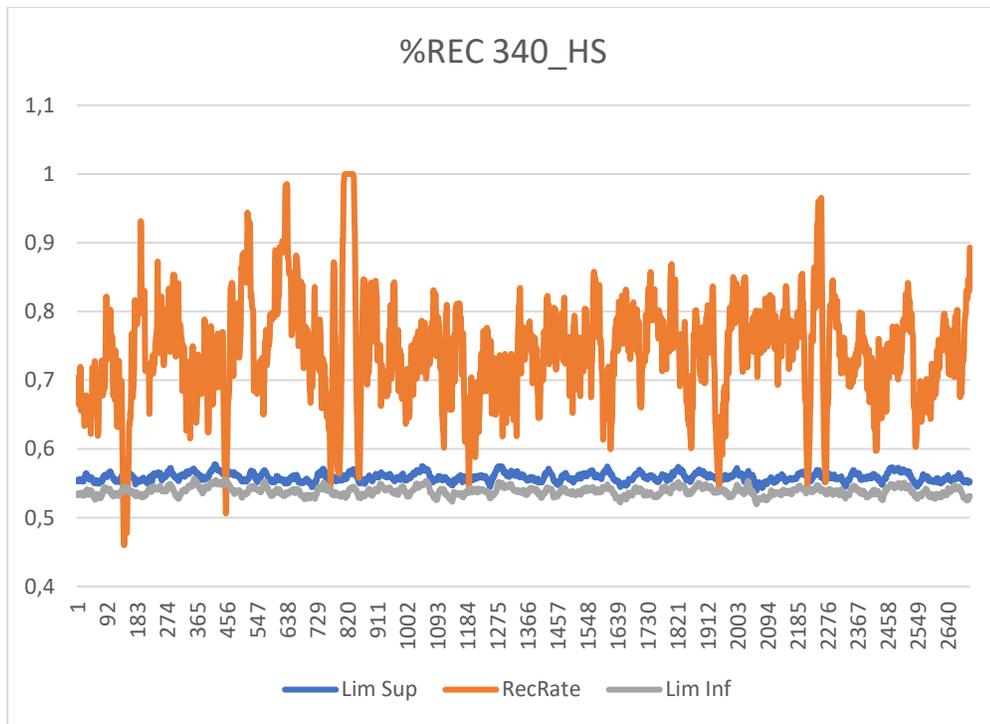


Figura 35. *Windowed* RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de recurrencia en el sujeto ADULTO 340_HS.

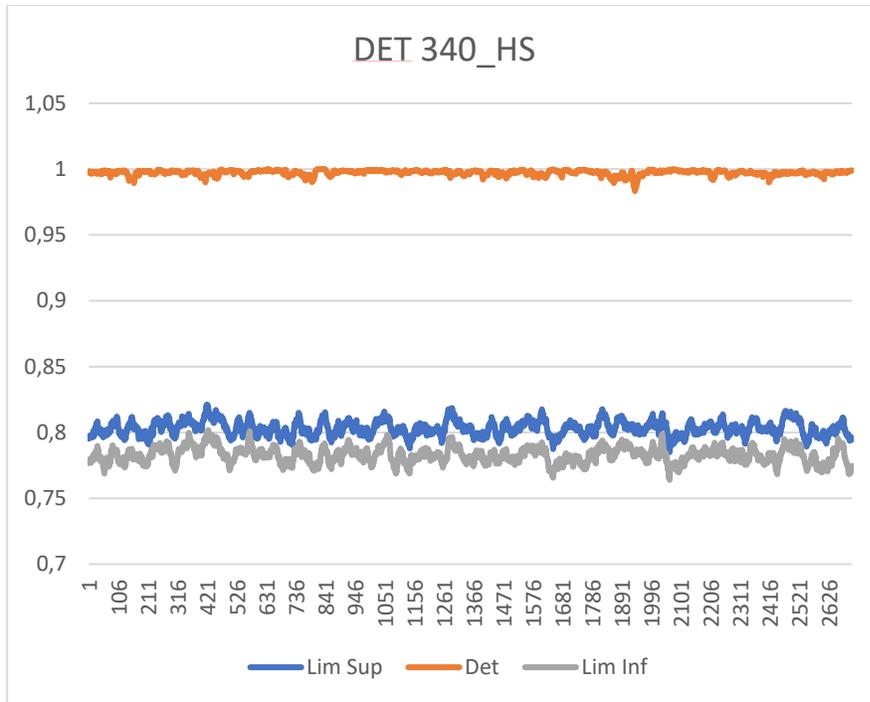


Figura 36. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de determinismo en el sujeto ADULTO 340_HS.

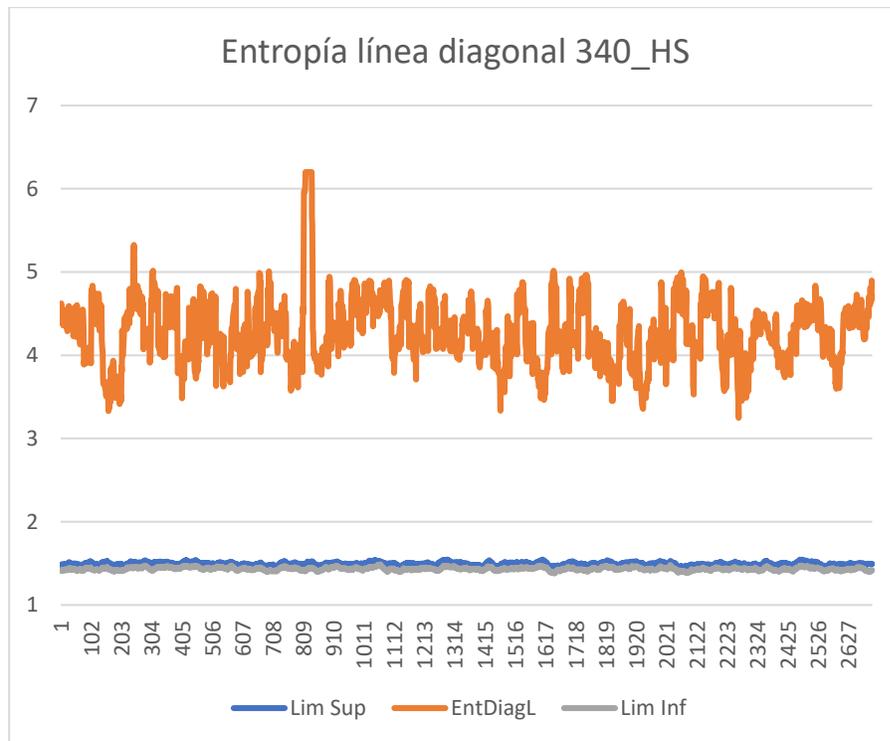


Figura 37. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador entropía línea diagonal en el sujeto ADULTO 340_HS.

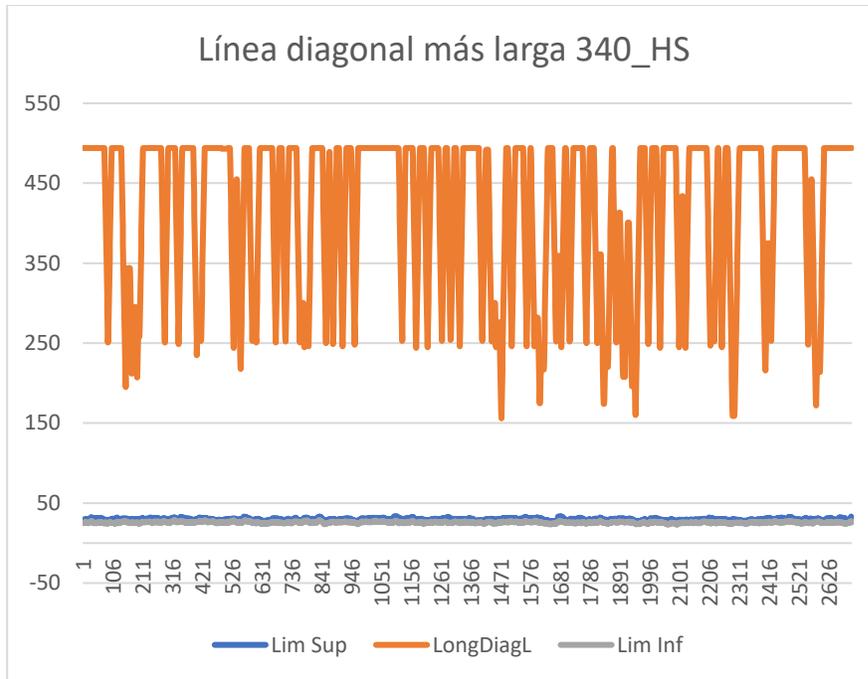


Figura 38. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador línea diagonal más larga en el sujeto ADULTO 340_HS.

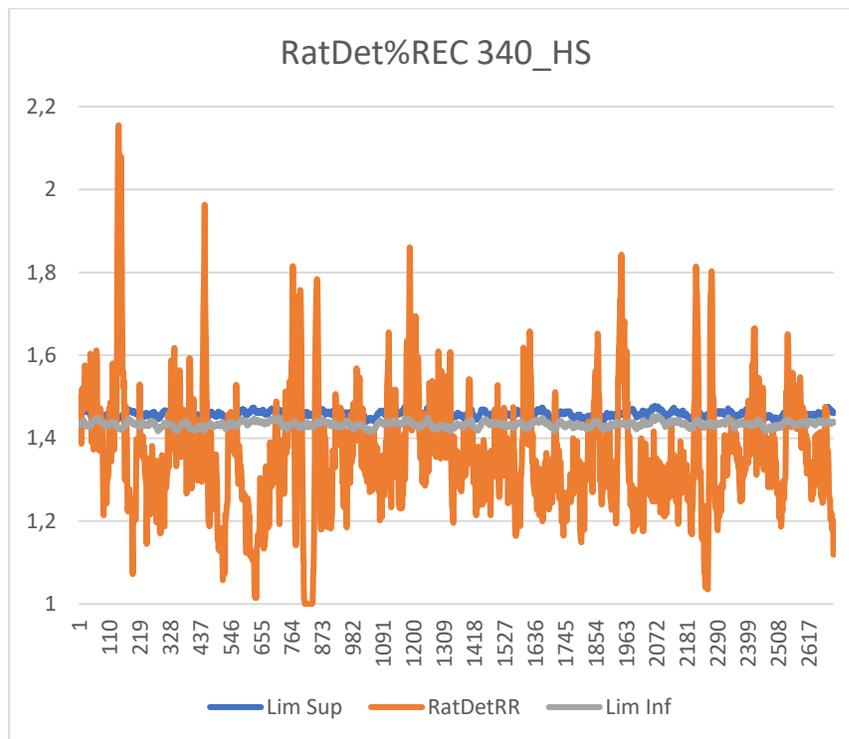


Figura 39. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador radio del determinismo sobre el porcentaje de recurrencia en el sujeto ADULTO 340_HS.

Finalmente, el sujeto ADULTO 348_HF, exhibió los indicadores expuestos en la tabla 6 por cada fase experimental.

Tabla 6

Indicadores extraídos del RQA aplicado al ADULTO 348_HF.

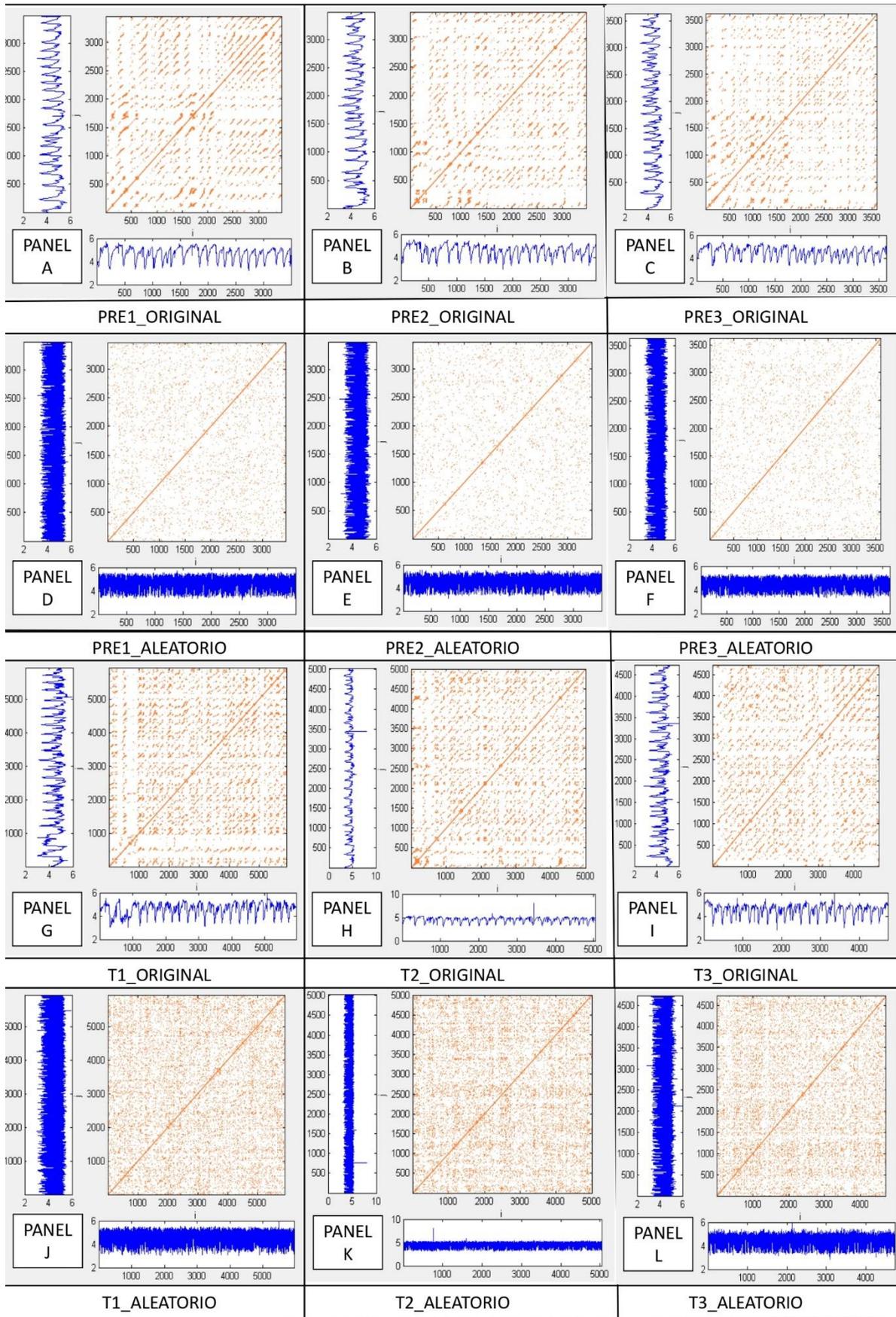
Indicadores	PRE1	PRE2	PRE3	T1	T2	T3	T4	T5	T6	POS1	POS2	POS3
%REC Serie original	99%	84%	57%	70%	50%	52%	44%	48%	49%	95%	63%	57%
%REC Serie Aleatoria	3%	2%	2%	3%	5%	5%	4%	4%	4%	2%	2%	2%
%DET Serie original	88%	86%	84%	85%	80%	81%	80%	78%	80%	89%	86%	83%
%DET Serie Aleatoria	3%	2%	2%	3%	5%	5%	4%	4%	9%	2%	2%	2%
MaxLine Serie original	100	102	68	168	108	66	72	63	92	175	99	66
MaxLine Serie aleatoria	2	-	-	-	2	2	-	2	2	-	-	-
MeanLine Serie original	4,80	4,37	4,15	4,29	3,70	3,90	3,89	3,77	3,93	4,91	4,69	4,04
MeanLine Serie aleatoria	2	0	0	0	2	2	0	2	2	0	0	0
Entropía Serie original	3,06	2,87	2,78	2,80	2,48	2,62	2,60	2,54	2,62	3,10	2,92	2,70
Entropía Serie aleatoria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Al observar la tabla vemos que los indicadores reflejan una amplia diferencia entre la serie original y la serie aleatoria, lo que expone el comportamiento dinámico de la señal

El gráfico de recurrencias correspondiente al sujeto puede observarse en la figura 30. Se puede observar en los paneles A, B y C, correspondientes a las fases del pretest 1, 2 y 3, se denotan diferencias al compararlas con su contraparte aleatorizada (D, E y

F). Para los paneles G, H e I, referidas a las fases del test 1, 2 y 3, pueden advertirse diferencias comparándolas con los paneles J, K y L, que corresponden a las fases aleatorizadas. En las fases del test 4, 5 y 6, representadas en los paneles M, N y Ñ, se observan diferencias si se comparan con sus equivalentes aleatorizados (paneles O, P y Q). Finalmente, al observar los paneles R, S y T, concernientes a las fases del postest 1, 2 y 3, se advierten diferencias al compararlas con los paneles U, V y W, las que representan a las fases aleatorizadas. El panel R muestra una acumulación de recurrencias en la parte inferior izquierda, y se observa un patrón de espacios blancos en forma de “L”.

ADULTO 348_HF – DILATACIÓN PUPILAR



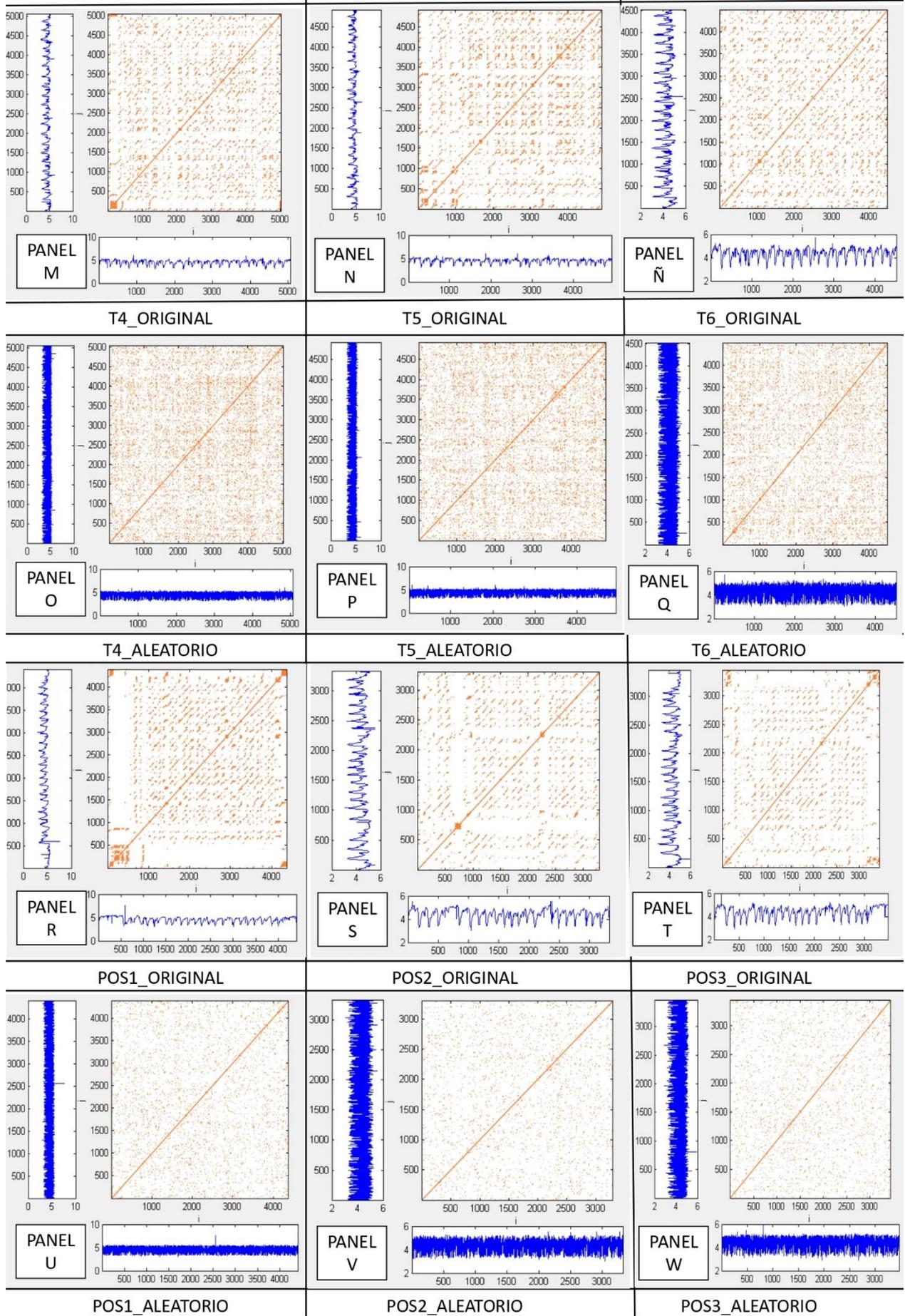


Figura 40. Gráfico de recurrencias por fase del experimento del ADULTO 348_HF, tanto en su versión original como en la aleatorizada. Los paneles A, B, C; G, H, I; M, N, Ñ; R, S y T muestran la versión original, mientras que los paneles D, E, F; J, K, L; O, P, Q; U, V y W muestran la versión aleatorizada.

El patrón dinámico del sujeto, graficado a través del *Windowed* RQA, puede observarse en las figuras 31, 32, 33, 34 y 35. Se puede advertir

En este caso, se manifiesta en mayor parte indicadores por encima de los intervalos aleatorizados, exceptuando nuevamente el indicador de determinismo sobre el porcentaje de recurrencia, el que se encuentra entre los límites inferior e inferior del intervalo aleatorizado.

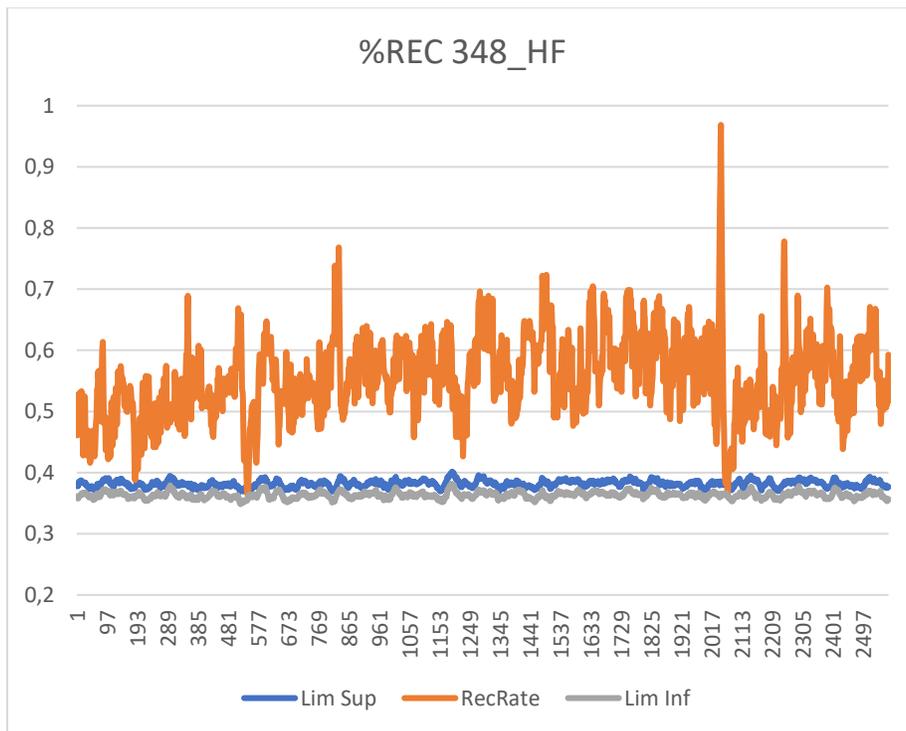


Figura 41. *Windowed* RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de recurrencia en el sujeto ADULTO 348_HF.

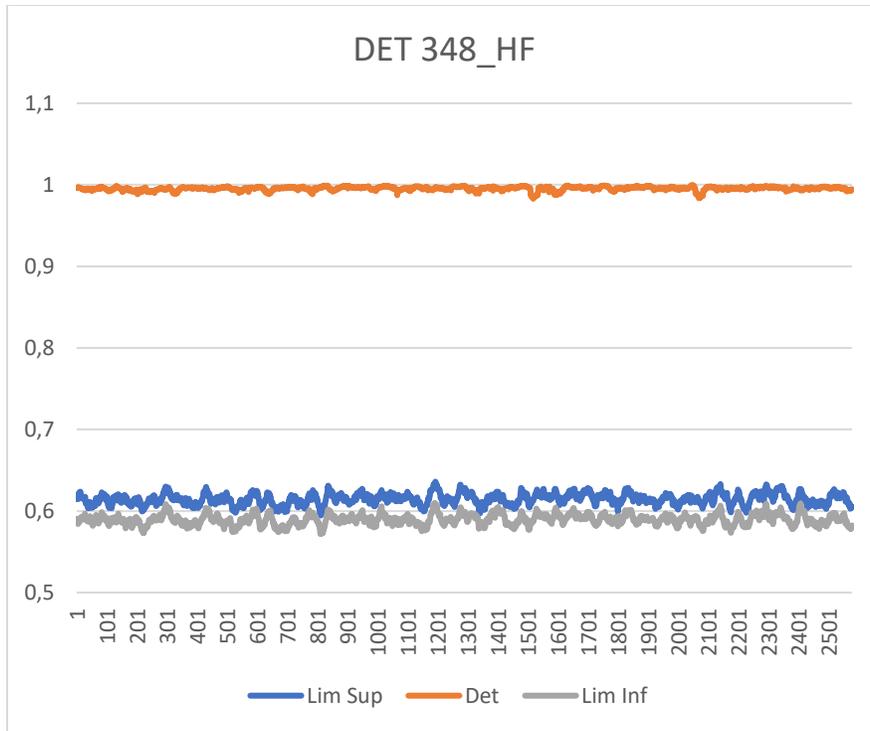


Figura 42. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador de determinismo en el sujeto ADULTO 348_HF.

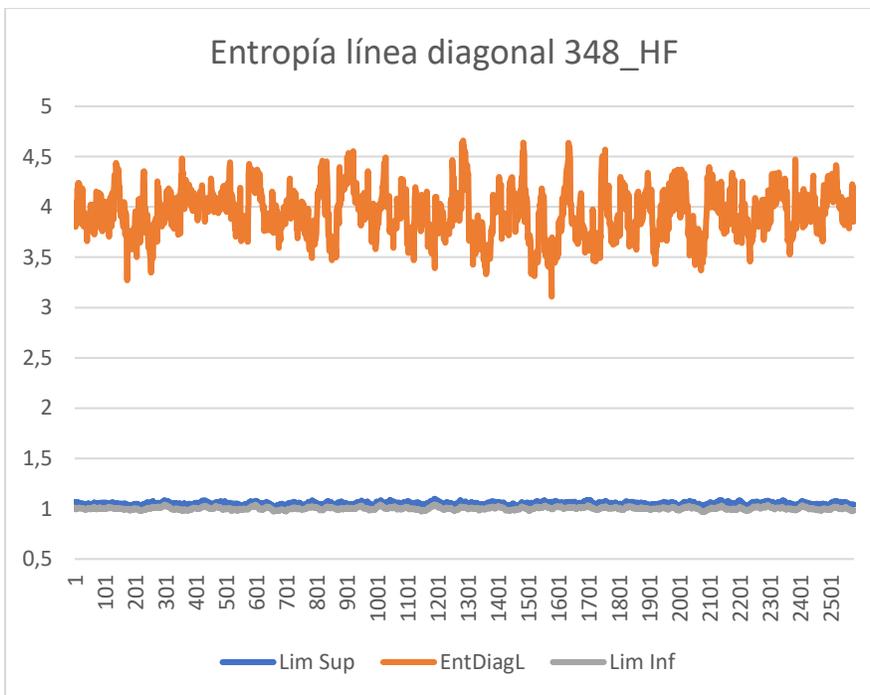


Figura 33. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador entropía línea diagonal en el sujeto ADULTO 348_HF.

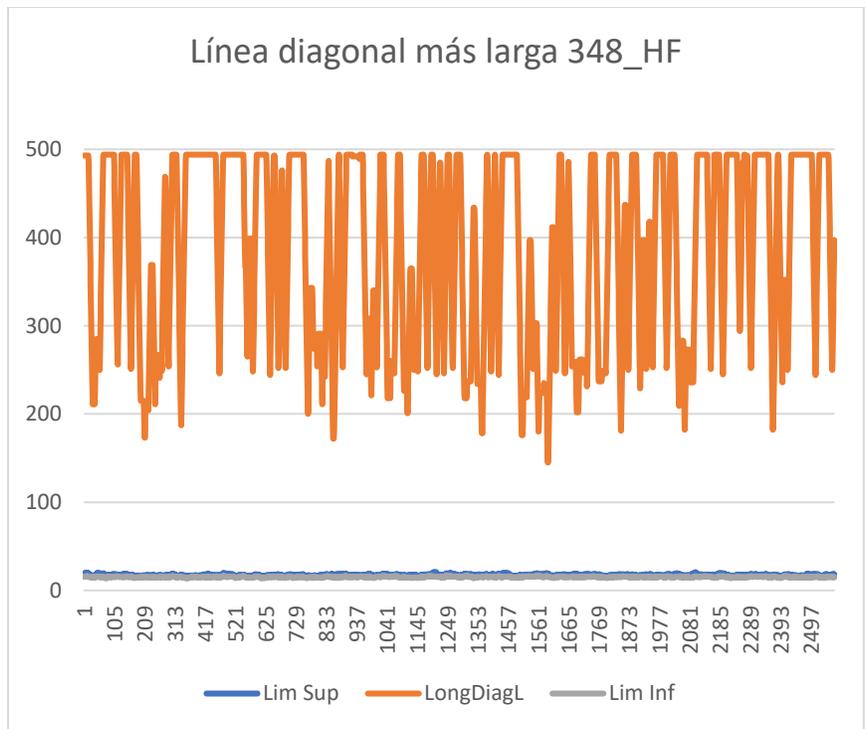


Figura 44. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador línea diagonal más larga en el sujeto ADULTO 348_HF.

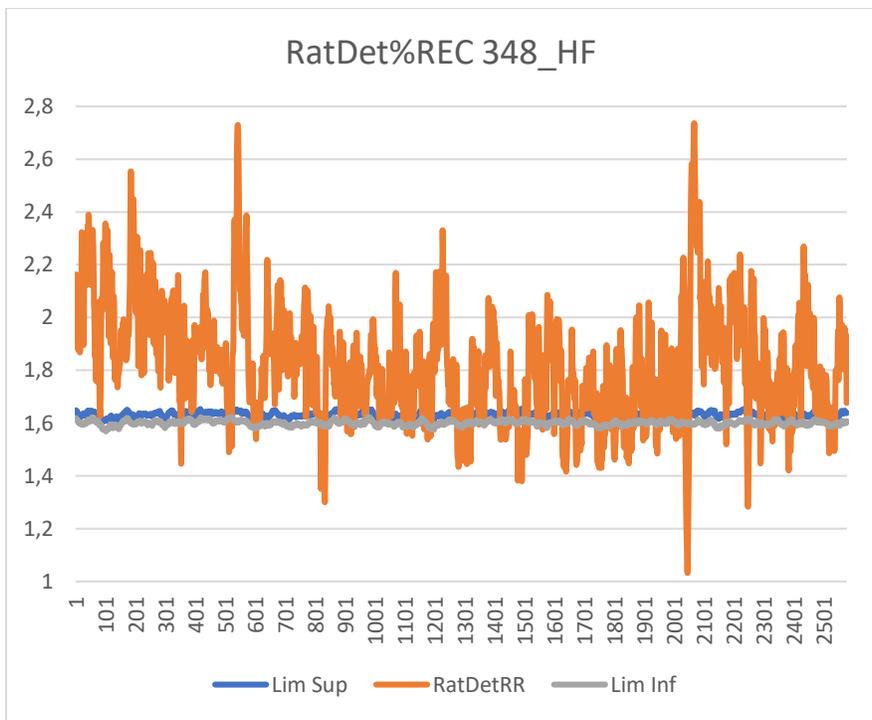


Figura 45. Windowed RQA aplicado a la serie original y series aleatorizadas (inferior y superior) sobre el indicador radio del determinismo sobre el porcentaje de recurrencia en el sujeto ADULTO 348_HF.

Discusión

La intención de este estudio fue presentar al RQA como un método que permite caracterizar las dinámicas de la actividad cognitiva humana. Esto mediante el análisis del comportamiento pupilar, en el marco de un experimento de aprendizaje predictivo en donde las personas debían aprender a realizar predicciones considerando ciertas propiedades de los objetos. Dicho experimento estaba constituido por tres fases. La primera de diagnóstico, denominada pretest; la segunda de entrenamiento con *feedback*, denominada *training*, y la última etapa denominada postest. A través del tutorial inserto en el documento, se pudo introducir el RQA para el análisis del diámetro pupilar. Ya con ello establecido, se pudo observar el comportamiento dinámico del diámetro pupilar en cada fase experimental, mediante la comparación de la serie temporal original con su contraparte aleatorizada. Complementariamente, mediante el Windowed RQA, se pudo evidenciar el comportamiento dinámico de varias medidas de recurrencia, tales como línea máxima, entropía, determinismo, entre otros; medidas que fueron igualmente comparadas con su contraparte aleatorizada. En ambos análisis, a nivel general, se pudieron establecer diferencias al comparar ambas series en todos los parámetros utilizados.

Las tablas presentadas expusieron las diferencias entre las series para los parámetros de %REC, %DET, MAXLINE, MEANLINE y ENT. En todas estas variables se pudo observar que, en la serie original, hubo fluctuaciones en el transcurso de las fases experimentales. En la serie aleatorizada esto no fue observado, manteniéndose todo el tiempo a un nivel bajo (cercano a 0). Esto indicaría que la serie original del

diámetro pupilar se comporta de manera distinta a lo sería una señal fisiológica cuyos eventos son independientes unos de otros.

En específico, en el caso del %REC, todos los participantes presentaron un mínimo de 32% en todas las fases experimentales, fluctuando su máximo entre un 70 a un 95%. Sin embargo, el ADULTO 337_HS exhibió porcentajes muy por debajo de los demás sujetos, fluctuando sus indicadores entre un 8 y un 11%. Las variaciones en los sujetos muestran que cada uno, aun cuando se presente esta dinamicidad en el comportamiento pupilar, se diferenciarían al ser una variable extraída de individuos distintos. Esto dejaría en evidencia el carácter idiosincrático del comportamiento dinámico pupilar, en vez de uno normativo o común para todas las personas. La baja recurrencia del ADULTO 337_HS denotaría una mayor presencia de propiedades dinámicas en la señal, al no recurrir en la misma de forma periódica, teniendo que valernos de otros indicadores para caracterizarla de mejor manera o, en su defecto, ajustar el radio, de forma que se puedan capturar más recurrencias. Sin embargo, la estimación de los parámetros embebidos fue la misma para todos los sujetos de forma que no se sesgara el análisis. De esta forma, esta disparidad sólo obedecería a diferencias individuales, debiendo valernos de otras medidas para una mejor caracterización de la señal.

Para el %DET, encontramos resultados que indican que las series temporales tienen como mínimo un 55% de determinismo a lo largo de las fases experimentales, y un máximo de un 89%. Para las series aleatorias, se vieron nuevamente niveles bajos, teniendo como mínimo un 0% hasta un máximo de 36%. Estos niveles de determinismo permitirían establecer que los estados futuros del sistema están determinados por

estados anteriores y presentes, por lo que los subsistemas creados en el espacio de fase estarían acoplados de forma que se genera un patrón medianamente predecible. Estos subsistemas, entonces, estarían operando bajo una lógica de interacción dominante, ya que estos niveles de determinismo expresarían que la variable estudiada, el comportamiento pupilar, estaría interactuando con otras involucradas durante el aprendizaje predictivo (Van Orden, Holden y Turvey, 2003).

Para las medidas de MAXLINE y MEANLINE, pudieron verse resultados que indican la estabilidad del sistema, sin cambios abruptos entre las fases experimentales. En su contraparte aleatoria, pudo observarse que las líneas diagonales son casi inexistentes, presentándose como máximo unas líneas de 2 datos de largo. Estas diferencias responden a las características dinámicas de la serie temporal original, ya que al aleatorizar los datos la estabilidad que presenta la serie se pierde al presentarse datos sin un comportamiento organizado.

Por último, en las medidas de ENT, se observó que la variable presentó como mínimo una entropía de 1.95, y un máximo de 3.10, presentándose un valor de 0 para su contraparte aleatoria. En este caso, estos valores responden a la relación que mantiene la variable con otros subsistemas. Los valores presentados en este indicador no son extremos ni tampoco pareciese haber grandes cambios entre una fase experimental y otra, por lo que el grado de desorden presentado en el sistema no interfiere en sus dinámicas ni en el acople con otros subsistemas involucrados.

Ahora bien, al observar los gráficos de recurrencia, es posible caracterizar de mejor manera los patrones presentados. Primeramente, se pudieron apreciar claramente las diferencias entre las series originales y las aleatorias, mostrándose patrones

determinados en la serie original, mientras que en las aleatorias no parece formarse ningún patrón en particular. En algunos paneles se pudo observar homogeneidad (muchos puntos recurrentes) en la parte inferior izquierda y la superior derecha, lo que implica la presencia de ciertos procesos estacionarios al inicio y al final de la fase experimental. Estos eventos se presentaron de forma leve y poco frecuente en los datos, por lo que no constituiría la aparición de un fenómeno en particular. Sin embargo, un patrón bastante frecuente en los datos fue la presencia de espacios blancos en algunas de las fases experimentales, que dieron como resultado figuras en forma de “L”, de cruz, y cuadrados pequeños. Estas alteraciones en los patrones presentados en los gráficos de recurrencia representarían estados transitivos a través del tiempo (Marwan, Romano, Thiel y Khurts, 2007).

Por último, el *Windowed RQA* aplicado permitió evidenciar las características dinámicas de la serie temporal original, al compararlas con un el límite superior e inferior de su contraparte aleatorizada. En todos los parámetros medidos se pudo apreciar de forma gráfica como la variable cambiaba constantemente a través del tiempo de forma similar en todos los sujetos analizados, manteniéndose por encima o entremedio de la serie aleatoria, que se mantuvo estable. El único indicador que no mostraba este comportamiento corresponde al indicador de determinismo sobre el porcentaje de recurrencia, el cual mostraba oscilaciones entre el límite inferior y superior del intervalo aleatorizado. Esto no necesariamente implica que se aleja de lo esperado para un sistema dinámico, ya que de todas maneras muestra cambios constantes durante toda la serie.

Estos resultados exhibirían como la cognición, usando al diámetro pupilar como indicador, exhibe propiedades dinámicas contrarias a un sistema sin conexión entre sus elementos. Así, se refuerza lo investigado por diversos autores dentro del área (Kelso, 1995; Gilden, Thornton y Mallon, 1995; Riley y Turvey, 2002; Van Orden, Holden y Turvey, 2003; Holden, Van Orden y Turvey, 2009; Stephen y Mirman, 2010), y en conjunto con el tutorial inserto en el documento, se contribuye de alguna manera a la divulgación de las metodologías no lineales dentro de la psicología cognitiva. A continuación, se presentan reflexiones, alcances y limitaciones adicionales a la luz de lo presentado en el documento, que permiten entender de mejor manera las implicancias del comportamiento dinámico del diámetro pupilar en el aprendizaje predictivo/causal, y como el uso de las metodologías no lineales puede abrirnos paso a un mejor entendimiento de la fenomenología cognitiva.

Reflexiones adicionales

Anteriormente se describe en qué medida el diámetro pupilar presenta un comportamiento dinámico ante una tarea de aprendizaje. En el marco del experimento realizado, la exhibición de los patrones vistos en los gráficos de recurrencias representaría un estado de transición (Marwan, Romano, Thiel y Khurts, 2007), presumiblemente experimentándose un cambio en la configuración del sistema producto de una disipación de entropía (Dixon, Stephen, Boncoddó y Anastas, 2010; Stephen, Boncoddó, Magnuson, y Dixon, 2009; Stephen y Dixon, 2009; Stephen, Dixon e Isenhower, 2009). Se podría apuntar entonces que la variable estudiada indicaría que el sistema cognitivo constantemente cambia de estado para poder ajustarse a posibles errores en la predicción de los eventos presentados, y cambiar de estrategia al darse

cuenta de que no es la correcta. En el experimento, los sujetos cambiaron su estrategia, teniendo un mejor rendimiento y explicitando verbalmente su cambio luego de exponerse a una fase en donde se les presenta retroalimentación del ejercicio. No obstante, estos cambios de estrategia no se replicarían en una fase experimental específica en los datos analizados, sino más bien en distintas etapas del experimento.

Como se planteó anteriormente, los cambios en el patrón de la conducta de pupilar se dieron en distintas etapas del experimento. Estos se dieron en todas las fases del experimento en algunos casos (ADULTO 337_HS; ADULTO 338_HF, ADULTO 337_HS), sólo durante el *training* (ADULTO 340_HS) y sólo un caso en donde este cambio en el patrón se da en el posttest (ADULTO 348_HF). Considerando aquello, podemos valernos de lo entregado por el *Windowed* RQA aplicado para ayudarnos a entender cómo se comportó la serie temporal en su totalidad. Este análisis exhibe que las fluctuaciones en el diámetro pupilar tienen componentes dinámicos que cambian momento a momento, no en una fase experimental específica. En este caso, las constantes fluctuaciones de la pupila durante la totalidad del experimento, sin una distinción ni diferencias aparentes entre fases experimentales en estos indicadores, evidenciarían características propias de los sistemas dinámicos. En este caso podemos reconocer que el sistema estaría adaptándose ante su ambiente, que en este caso corresponderían a los distintos estímulos que entrega la tarea. Ahora bien, ¿que podrían significar a nivel cognitivo estos cambios en el patrón comportamental y su constante adaptabilidad a través del tiempo?

Los patrones ilustrados en las tablas y gráficos de recurrencias que representarían algunos cambios de estado en el sistema cognitivo estarían relacionados con el

fenómeno del *insight*; mientras que la autoorganización entre subsistemas, evidenciada por el *Windowed* RQA, podría entenderse desde la teoría del aprendizaje situado. El *insight* es un proceso en el cual las personas aparecen con una solución inesperada y no intencionada ante una tarea (Knoblich, Ohlsson y Raney, 2001; Öllinger, Jones, Faber y Knoblich, 2012), lo que se expresa como un cambio rápido de estrategia, que permite entender de manera diferente el problema (Ohlsson, 1992, 2011). En el caso de los sujetos estudiados, este fenómeno podría estar expresándose en distintas intensidades en el gráfico de recurrencias, sin necesariamente estar vinculado con la respuesta verbal de las personas, ya que los “falsos *insights*” podrían responder a la misma fenomenología que los “*insights* correctos”, tal como demuestran Salvi, Simoncini, Grafman y Beeman (2020) al relacionar el aumento del diámetro pupilar ante la aparición de un *insight* en una tarea de aprendizaje predictivo. Esto quiere decir que los sujetos estudiados pudieron estar constantemente dudando de su rendimiento en distintas fases del experimento, teniendo constantemente nuevos entendimientos de la tarea o reformulaciones del problema presentado. Sin embargo, estos raciocinios pudieron haber no sido correctos o los sujetos pudieron no haber estado del todo seguros de sus pensamientos, por lo que no manifestaron este cambio conductual ni verbalmente hasta el momento en que se les dio retroalimentación de la tarea. Así, en los sujetos en los que se da el cambio en el patrón previo, durante y luego de la fase de retroalimentación, pudieron haberse enfrentado a varios cambios de estrategia previo a la inclinación por la correcta, los que siguieron dándose de forma frecuente durante el transcurso del experimento sin afectar en su rendimiento. En el caso del sujeto que presenta el cambio durante la fase de retroalimentación, pudo haberse propiciado gracias a este estímulo en

particular, lo que ayudó a tener un mejor desempeño en la tarea. Para el caso en que el cambio en el patrón se dio en las fases finales del experimento, puede darse una situación en la que se pudo haber tenido un buen rendimiento sin el sujeto tener conciencia de ello, llegando a tener un mejor entendimiento ya finalizando la tarea. Ahora bien, estas suposiciones podrían tener algunas connotaciones importantes en cómo entendemos el fenómeno del aprendizaje predictivo, no obstante, se precisaría de otras manipulaciones experimentales para esclarecer cualquier suposición derivada de la presente investigación.

Fuera de estos cambios en particular, el sistema cognitivo estaría fluctuando constantemente, como se puede ver en el *Windowed* RQA. Estas características adaptativas del sistema estarían vinculadas con la autoorganización del sistema consigo mismo y su entorno, y su relación de tipo interacción dominante (Holden, Van Orden y Turvey, 2009; Riley y Turvey, 2002; Stephen y Mirman, 2010). En otras palabras, los elementos que componen el sistema, incrustados o embebidos entre sí, empezarían a interactuar y exhibir conductas coherentes a su contexto, valiéndose de sus relaciones entre sus componentes y las limitaciones o disposiciones ambientales para su funcionamiento, gracias a su carácter emergente y autoorganizativo (Maturana y Varela, 1987; Smith, 2005). Los niveles de determinismo y estabilidad presentados en los datos evidenciarían también que, aun cuando se presentasen estas transiciones, el sistema vuelve a exhibir patrones regulares en el tiempo. De esta manera, puede pensarse que los sistemas y subsistemas presuntamente involucrados en la cognición estarían respondiendo e interactuando de manera conjunta para adaptarse ante la presentación de estímulos o estímulo en particular. Estos sistemas serían tanto internos (cerebro,

cuerpo) como externos (variables contextuales) al individuo, entendiendo así al aprendizaje como un fenómeno en el que se engloba la fenomenología mental y el ambiente en el que está inserta la persona (Lave y Wenger, 1991). Así, aun cuando no se pueda determinar la presencia de un estímulo en particular que propicie estos cambios a nivel cognitivo en nuestro caso, es reconocible que no sólo estaría involucrado el sujeto en la aparición de estas transiciones, debiendo valernos de más información para esclarecer el fenómeno estudiado.

Considerando lo anterior, se deben exponer algunos alcances y limitaciones. Si bien es cierto el análisis de la variable permite identificar su comportamiento dentro del sistema cognitivo y permite vincular estos resultados con el fenómeno estudiado, la pupila parece estar detrás de otros procesos cognitivos (Einhäuser, 2017), y presentarse también en otro tipo de contextos experimentales (Hess y Polt, 1964; Einhäuser, Stout, Koch y Carter, 2008, Hupé, Lamirel y Lorenceau, 2009; Kietzmann, Geuter y König, 2011, Naber, Frasle y Einhäuser, 2011). Sumado a esto, los tipos de comportamiento pupilar, tanto la contracción como la dilatación, están asociados con otras respuestas fisiológicas ante determinados estímulos, como la respuesta al brillo y la fijación en objetos cercanos, las que no guardarían relación aparente con una respuesta cognitiva como el PPR (Mathot, 2018). Es por esto por lo que determinar una relación causal entre el comportamiento pupilar y un proceso cognitivo en específico es difícil, aun cuando pareciese probable que algunos de los factores discutidos contribuyen a los cambios en el diámetro pupilar, al menos en algún punto del del tiempo.

Es en este último aspecto en el que el RQA o cualquier otra metodología no lineal contribuye a este campo de estudio, proveyendo de un análisis a la variable en su

totalidad y de forma continua, no desde algunos datos discretos. Esto reduciría algunas dificultades prácticas asociadas a la manipulación experimental del tamaño pupilar, tales como la manipulación experimental de la pupila sin la manipulación simultánea de factores externos. Además de ello, la reconstrucción del espacio de fase entregaría pistas de otras variables que podrían estar detrás del fenómeno estudiado, dando cabida a distintas interpretaciones sobre los distintos factores detrás del comportamiento pupilar y su relación con el sistema cognitivo.

Investigaciones futuras podrían remitir al análisis de esta variable manipulando diversas condiciones. Primeramente, podría compararse con otras medidas oculares o conductuales (como diámetro pupilar del ojo derecho, movimiento ocular, parpadeos, movimiento de los dedos al elegir el frasco correcto, etc.) en un CRQA (comparación de dos series temporales). De esta forma podrían incluirse más variables para determinar el proceso cognitivo en particular detrás de la dinámica del sistema o, en su defecto, estimar la presentación de un fenómeno global, *arousal* o esfuerzo cognitivo ante los estímulos presentados, que impliquen la autoorganización de los componentes que forman parte de un sistema general. También se podría analizar la forma en la que se distribuyen los datos por medio de otras metodologías, tales como el análisis espectral. Con éste se podría determinar la presencia de ruido rosa en los individuos estudiados. Así, se podría, por un lado, aportar más información con respecto a la coordinación del sistema y su contexto, considerando la manipulación experimental implementada (como en Holden, Choi, Amazeen y Van Orden, 2011 y Wijnants, Bosman, Hasselman, Cox y Van Orden, 2009), y por otro, investigar si el comportamiento de los sujetos de alguna manera refleja un rendimiento más eficiente a la hora de enfrentar la tarea,

comparándose con sujetos que no presentaron algún cambio y tuvieron un rendimiento más bajo.

En conclusión, el presente documento permite ampliar la visión con respecto al fenómeno del aprendizaje predictivo, a través del uso de metodologías alternativas a las tradicionalmente usadas en el área. Cabe destacar que una de las razones por la cual el uso de estos análisis no es tan predominante en todos los campos de estudio es debido a la falta de cursos o ramos especializados en las universidades, además de la falta de implementación de estas técnicas en programas estadísticos estándar, como SPSS, JAMOVI, etc. (Wallot y Leonardi, 2018), que alejan en definitiva la opción de hacer uso de ellas. Es por ello por lo que la elaboración de un tutorial enfocado en la aplicación de un RQA a una variable como el comportamiento pupilar puede, por un lado, despertar interés y acercar a estudiantes que vean en estos tipos de análisis una opción viable y útil para entender la fenomenología cognitiva y, por otro, entregar más fundamentos para la implementación de la enseñanza de estas técnicas en las mallas curriculares de las universidades.

Referencias

- Bak, P. (2013). *How nature works: the science of self-organized criticality*. Springer Science y Business Media.
- Bijleveld, E., Custers, R., y Aarts, H. (2009). The unconscious eye opener: Pupil dilation reveals strategic recruitment of resources upon presentation of subliminal reward cues. *Psychological Science*, *20*(11), 1313-1315.
- Bowden, E. M., y Jung-Beeman, M. (2003). Normative data for 144 compound remote associate problems. *Behavior research methods, instruments, y computers*, *35*(4), 634-639.
- Brown, C., y Liebovitch, L. (2010). *Fractal analysis* (Vol. 165). Sage.
- Buehner, M. J., y Cheng, P. W. (2005). Causal learning. En K. J. Holyoak y R. G. Morrison (Eds.), *Cambridge handbook of thinking and reasoning* (pp. 143–168). Cambridge, England: Cambridge University Press.
- Bullock, M., Gelman, R., y Baillargeon, R. (1982). The development of causal reasoning. En W. J. Friedman (Ed.), *The developmental psychology of time* (pp. 209–254). San Diego, CA: Academic Press.
- Castillo, R. D., Kloos, H., Holden, J. G., y Richardson, M. J. (2015). Long-range correlations and patterns of recurrence in children and adults' attention to hierarchical displays. *Frontiers in physiology*, *6*, 138.
- Castillo, R. D., Kloos, H., Richardson, M. J., y Waltzer, T. (2015). Beliefs as self-sustaining networks: drawing parallels between networks of ecosystems and adults' predictions. *Frontiers in psychology*, *6*, 1723.

- Castillo, R. D., Van Orden, G. y Kloos, H. (2011). The Embodiment of Time Estimation. En A. Vatakis, A. Esposito, M. Giagkou, F. Cummins y G. Papadelis (Eds.), *Time and Time Perception, Lecture Notes in Computer Science*, 6789 (pp. 196-206). Berlin Heidelberg: Springer-Verlag
- Castillo, R. D., Waltzer, T., y Kloos, H. (2017). Hands-on experience can lead to systematic mistakes: A study on adults' understanding of sinking objects. *Cognitive Research: Principles and Implications*, 2(1), 28.
- Castillo, R. D., y Kloos, H. (2015). Autoorganización y emergencia de patrones de conductas en el razonamiento y el aprendizaje desde la perspectiva de los sistemas dinámicos. *Límite. Revista Interdisciplinaria de Filosofía y Psicología*, 10(34), 3-11.
- Correll, J. (2008). 1/f noise and effort on implicit measures of bias. *Journal of personality and social psychology*, 94(1), 48.
- Dietrich, E. y Markman, A. (2003). Discrete thoughts: Why cognition must use discrete representations. *Mind and Language*, 18, 95–119.
- Dixon, J. A., Stephen, D. G., Boncoddò, R., y Anastas, J. (2010). The self-organization of cognitive structure. En *Psychology of Learning and Motivation* (Vol. 52, pp. 343-384). Academic Press.
- Einhäuser, W. (2017). The pupil as marker of cognitive processes. En *Computational and cognitive neuroscience of vision* (pp. 141-169). Springer, Singapore.
- Einhäuser, W., Koch, C., y Carter, O. L. (2010). Pupil dilation betrays the timing of decisions. *Frontiers in Human Neuroscience*, 4:18.

- Einhäuser, W., Stout, J., Koch, C., y Carter, O. (2008). Pupil dilation reflects perceptual selection and predicts subsequent stability in perceptual rivalry. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(5), 1704-1709.
- E-Prime (Nº de versión 1.1) [Software de computador]. (2004). Windows. Pittsburgh, Pennsylvania: Psychology Software Tools.
- Feest, U. (2017). Phenomena and objects of research in the cognitive and behavioral sciences. *Philosophy of Science*, 84(5), 1165-1176.
- Fitts, P. M. (1964). Perceptual-motor skill learning. En *Categories of human learning* (pp. 243-285). Academic Press.
- Fodor, J. A. (1983). *The modularity of mind*. MIT press.
- Fox, S. (1997). Situated learning theory versus traditional cognitive learning theory: Why management education should not ignore management learning. *Systems practice*, 10(6), 727-747.
- Friedman, D., Hakerem, G., Sutton, S., y Fleiss, J. L. (1973). Effect of stimulus uncertainty on the pupillary dilation response and the vertex evoked potential. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 34(5), 475-484.
- Fusaroli, R., Konvalinka, I., y Wallot, S. (2014). Analyzing social interactions: The promises and challenges of using cross recurrence quantification analysis. En N. Marwan (Ed.), *Translational recurrences: Springer proceedings in mathematics y statistics* (pp. 137-152). doi: 10.1007/978-3-319-09531-8_9.
- Gelman, S. A., y Coley, J. D. (1991). Language and categorization: The acquisition of natural kind terms. *Perspectives on language and thought: Interrelations in development*, 146-196.

- Gilden, D. L. (2001). Cognitive emissions of 1/f noise. *Psychological review*, 108(1), 33.
- Gilden, D. L., Thornton, T., y Mallon, M. W. (1995). 1/f noise in human cognition. *Science*, 267(5205), 1837-1839.
- Gilzenrat, M., Nieuwenhuis, S., Jepma, M., y Cohen, J. (2010). Pupil diameter tracks changes in control state predicted by the adaptive gain theory of locus coeruleus function. *Cognitive, Affective, y Behavioral Neuroscience*, 10(2), 252-269.
- Hausdorff, J. M., y Peng, C. K. (1996). Multiscaled randomness: A possible source of 1/f noise in biology. *Physical review E*, 54(2), 2154.
- Hausdorff, J. M., Zeman, L., Peng, C. K., y Goldberger, A. L. (1999). Maturation of gait dynamics: stride-to-stride variability and its temporal organization in children. *Journal of applied physiology*, 86(3), 1040-1047.
- Hess, E. H., y Polt, J. M. (1960). Pupil size as related to interest value of visual stimuli. *Science*, 132(3423), 349-350.
- Hess, E. H., y Polt, J. M. (1964). Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving. *Science*, 143(3611), 1190-1192.
- Holden, J. G. (2005). Gauging the fractal dimension of response times from cognitive tasks. *Contemporary nonlinear methods for behavioral scientists: A webbook tutorial*, 267-318.
- Holden, J. G., Choi, I., Amazeen, P. G., y Van Orden, G. (2011). Fractal 1/f dynamics suggest entanglement of measurement and human performance. *Journal of Experimental Psychology: Human perception and performance*, 37(3), 935.
- Holden, J. G., Van Orden, G. C., y Turvey, M. T. (2009). Dispersion of response times reveals cognitive dynamics. *Psychological Review*, 116, 318–342.

- Hollis, G., Kloos, H., y Van Orden, G. C. (2009). Origins of order in cognitive activity. In S. J. Guastello, M. Koopmans, y D. Pincus (Eds.), *Chaos and complexity in psychology: The theory of nonlinear dynamical systems* (p. 206–241). Cambridge University Press
- Hupé, J. M., Lamirel, C., y Lorenceau, J. (2009). Pupil dynamics during bistable motion perception. *Journal of vision*, 9(7), 10-10.
- Inhelder, B., y Piaget, J. (1958). *The growth of logical thinking from childhood to adolescence: An essay on the construction of formal operational structures* (Vol. 22). Psychology Press.
- Jepma, M., y Nieuwenhuis, S. (2011). Pupil diameter predicts changes in the exploration–exploitation trade-off: Evidence for the adaptive gain theory. *Journal of cognitive neuroscience*, 23(7), 1587-1596.
- Keil, F.C. (1989). *Concepts, kinds, and cognitive development*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Kello, C. T., Anderson, G. G., Holden, J. G., y Van Orden, G. C. (2008). The pervasiveness of 1/f scaling in speech reflects the metastable basis of cognition. *Cognitive Science*, 32(7), 1217-1231.
- Kello, C. T., Beltz, B. C., Holden, J. G., y Van Orden, G. C. (2007). The emergent coordination of cognitive function. *Journal of Experimental Psychology: General*, 136(4), 551.
- Kello, C. T., y Van Orden, G. C. (2009). Soft-assembly of sensorimotor function. *Nonlinear dynamics, psychology, and life sciences*, 13(1), 57.

- Kelso, J. S. (1995). *Dynamic patterns: The self-organization of brain and behavior*. MIT press.
- Kennel, M. B., Brown, R., y Abarbanel, H. D. (1992). Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction. *Physical review A*, 45(6), 3403.
- Kietzmann, T. C., Geuter, S., y König, P. (2011). Overt visual attention as a causal factor of perceptual awareness. *PloS one*, 6(7), e22614.
- Kloos, H., y Somerville, S. C. (2001). Providing impetus for conceptual change: The effect of organizing the input. *Cognitive Development*, 16(2), 737-759.
- Kloos, H., y Van Orden, G. (2010). Voluntary behavior in cognitive and motor tasks. *Mind and Matter*, 8(1), 19-43.
- Knoblich, G., Ohlsson, S., y Raney, G. E. (2001). An eye movement study of insight problem solving. *Memory & cognition*, 29(7), 1000-1009.
- Lave, J., y Wenger, E. (1991). *Situated learning: Legitimate peripheral participation*. Cambridge University Press.
- Libby, W., Lacey, B. y Lacey, J. (1973). Pupillary and cardiac activity during visual attention. *Psychophysiology*, 10(3):270–294
- López, A., Camacho, C., García, A., y Romero, J. (2001). El gráfico de recurrencia en el análisis de series temporales: el programa VRA (Visual Recurrence Analysis). *Revista Electrónica de Metodología Aplicada*, 6 (1), 1-12.
- Lorenz, Edward N. (1963). Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 20(2), 130–141. doi:10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2

- Magliero, A. (1983). Pupil dilations following pairs of identical and related to-be-remembered words. *Memory y Cognition*, 11(6), 609-615.
- Malone, M., Castillo, R. D., Kloos, H., Holden, J. G. y Richardson, M. J. (2014). Dynamic Structure of Joint-Action Stimulus Response Activity. *PLOS ONE*, 9(2), e89032. doi:10.1371/journal.pone.0089032
- Marwan, N., Romano, M. C., Thiel, M., y Kurths, J. (2007). Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics reports*, 438(5-6), 237-329.
- Mathot, S. (2018). Pupillometry: Psychology, Physiology and Function. *Journal of Cognition*, 1(1): 16, pp. 1–23. doi: <https://doi.org/10.5334/joc.18>
- Mathworks. (Sin fecha). MATLAB documentation. [Página web] Recuperado de <https://la.mathworks.com/help/matlab/>
- Maturana, H. R., y Varela, F. J. (1987). *The tree of knowledge: The biological roots of human understanding*. New Science Library/Shambhala Publications.
- Naber, M., Frässle, S., y Einhäuser, W. (2011). Perceptual rivalry: reflexes reveal the gradual nature of visual awareness. *PLoS One*, 6(6), e20910.
- Nagai, M., Wada, M., y Sunaga, N. (2002). Trait anxiety affects the pupillary light reflex in college students. *Neuroscience letters*, 328(1), 68-70.
- Nassar, M., Rumsey, K., Wilson, R., Parikh, K., Heasley, B., y Gold, J. (2012). Rational regulation of learning dynamics by pupil-linked arousal systems. *Nature neuroscience*, 15(7), 1040.
- Nicolis, G., y Rouvas-Nicolis, C. (2007) Complex systems. *Scholarpedia*, 2(11):1473.

- Ohlsson, S. (1992). Information-processing explanations of insight and related phenomena. En M. Keane & K. Gilhooly (Eds.), *Advances in the psychology of thinking* (pp. 1-44). London: Harvester-Wheatsheaf.
- Ohlsson, S. (2011). *Deep learning: How the mind overrides experience*. Cambridge: Cambridge University Press
- Öllinger, M., Jones, G., Faber, A. H., y Knoblich, G. (2013). Cognitive mechanisms of insight: the role of heuristics and representational change in solving the eight-coin problem. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 39(3), 931.
- Orsucci, F., Giuliani, A., Webber Jr, C., Zbilut, J., Fonagy, P., y Mazza, M. (2006). Combinatorics and synchronization in natural semiotics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 361(2), 665-676.
- Penner, D. E., y Klahr, D. (1996). The interaction of domain-specific knowledge and domain-general discovery strategies: A study with sinking objects. *Child development*, 67(6), 2709-2727.
- Piaget, J. (1963). *The origins of intelligence in children*. New York: W.W. Norton
- Reinhard, G., Lachnit, H., y König, S. (2006). Tracking stimulus processing in Pavlovian pupillary conditioning. *Psychophysiology*, 43(1), 73-83.
- Riley, M. A., y Turvey, M. T. (2002). Variability and determinism in motor behavior. *Journal of motor behavior*, 34(2), 99-125.
- Salvi, C., Simoncini, C., Grafman, J., y Beeman, M. (2020). Oculometric signature of switch into awareness? Pupil size predicts sudden insight whereas microsaccades

- problem-solving via analysis. *NeuroImage*, 116933. doi: 10.1016/j.neuroimage.2020.116933
- Shockley, K. (2005). Cross recurrence quantification of interpersonal postural activity. *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences*, 142-177.
- Simpson, H. M., y Molloy, F. M. (1971). Effects of audience anxiety on pupil size. *Psychophysiology*, 8(4), 491-496.
- Smith, L. (2005). Cognition as a dynamic system: Principles from embodiment. *Developmental Review*, 25(3-4), 278-298.
- Sporns, O. (2007) Complexity. *Scholarpedia*, 2(10):1623.
- Stephen, D. G., Boncoddò, R. A., Magnuson, J. S., y Dixon, J. A. (2009). The dynamics of insight: Mathematical discovery as a phase transition. *Memory y Cognition*, 37(8), 1132-1149.
- Stephen, D. G., Dixon, J. A., y Isenhowe, R. W. (2009). Dynamics of representational change: entropy, action, and cognition. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 35(6), 1811.
- Stephen, D. G., y Dixon, J. A. (2009). The self-organization of insight: Entropy and power laws in problem solving. *The Journal of Problem Solving*, 2(1), 6.
- Stephen, D. G., y Mirman, D. (2010). Interactions dominate the dynamics of visual cognition. *Cognition*, 115(1), 154-165.
- Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in turbulence. In *Dynamical systems and turbulence, Warwick 1980* (pp. 366-381). Springer, Berlin, Heidelberg.

- Thelen, E., y Smith, L. (1994). *MIT Press/Bradford book series in cognitive psychology. A dynamic systems approach to the development of cognition and action*. MIT Press.
- Tobii AB. (2016). *User's manual Tobii Pro Glasses Analyzer* (version 1.34).
- Tobii AB. (Sin fecha). Tobii Pro Glasses 2. [Página web] Recuperado de <https://www.tobii.com/es/products/tobii-pro-glasses-2/>
- Treisman, A. M. (1993). The perception of features and objects. En A. D. Baddeley y L. Weiskrantz (Eds.), *Attention: Selection, awareness, and control. A tribute to Donald Broadbent* (pp. 5–35). New York, NY: Oxford University Press.
- Tsonis, A. A. (2008). *Randomnicity: Rules and Randomness in the Realm of the Infinite*. World Scientific.
- Van Geert, P. y Steenbeek, H. (2008). A complexity and dynamic systems approach to developmental assessment, modeling and research. En A. M. Battro, K. W. Fischer y P. Léna (Eds.) *The educated brain: essays in neuro-education* (pp. 71-94). Cambridge U.K.: Cambridge University Press.
- Van Orden, G. C., Holden, J. G. y Turvey, M. (2003). Selforganization of cognitive performance. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132, 331-350.
- Van Orden, G. C., Holden, J. G. y Turvey, M. (2005). Human cognition and 1/f scaling. *Journal of Experimental Psychology: General*, 134, 117-123.
- Van Orden, G. C., Kloos, H., & Wallot, S. (2011). Living in the pink: Intentionality, wellbeing, and complexity. En *Philosophy of complex systems* (pp. 629-672). North-Holland.

- Vo, M. L. H., Jacobs, A. M., Kuchinke, L., Hofmann, M., Conrad, M., Schacht, A., y Hutzler, F. (2008). The coupling of emotion and cognition in the eye: Introducing the pupil old/new effect. *Psychophysiology*, *45*(1), 130-140.
- Wagenmakers, E. J., Farrell, S., y Ratcliff, R. (2005). Human cognition and a pile of sand: a discussion on serial correlations and self-organized criticality. *Journal of Experimental Psychology: General*, *134*(1), 108.
- Wagenmakers, E. J., Van der Maas, H. L., y Farrell, S. (2012). Abstract concepts require concrete models: Why cognitive scientists have not yet embraced nonlinearly coupled, dynamical, self-organized critical, synergistic, scale-free, exquisitely context-sensitive, interaction-dominant, multifractal, interdependent brain-body-niche systems. *Topics in Cognitive Science*, *4*(1), 87-93.
- Wallot, S. (2017). Recurrence quantification analysis of processes and products of discourse: A tutorial in R. *Discourse Processes*, *54*(5-6), 382-405.
- Wallot, S., y Leonardi, G. (2018). Analyzing multivariate dynamics using cross-recurrence quantification analysis (CRQA), diagonal-cross-recurrence profiles (DCRP), and multidimensional recurrence quantification analysis (MdRQA) –a tutorial in R. *Frontiers in psychology*, *9*, 2232.
- Webber Jr, C. L., & Zbilut, J. P. (2005). Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems. *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences*, *94*(2005), 26-94.
- Wijnants, M. L., Bosman, A. M., Hasselman, F. W., Cox, R. F., y Van Orden, G. C. (2009). 1/f scaling in movement time changes with practice in precision. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, *13*(1), 79-98

Anexo 1. Tutorial análisis de cuantificación de recurrencias (RQA)

Para una mejor comprensión de la metodología expuesta, se presenta un gráfico de recurrencias hecho de forma manual a partir de la variable analizada en el presente documento. Esta corresponde a la dilatación y contracción pupilar, tratada como serie temporal y que presumiblemente manifestaría propiedades de un sistema dinámico. La serie de datos corresponde a una medida continua, representado a través de la medida del diámetro pupilar en milímetros (mm). Para efectos ilustrativos, se utilizarán 10 datos de una serie temporal ficticia, lo que metodológicamente no es lo idóneo para capturar la estructura dinámica de un sistema, estimándose desde 800 datos hacia arriba para capturar y caracterizar su estructura. No obstante, servirá para poner en una perspectiva sencilla el método utilizado.

Primeramente, teniendo nuestra serie de datos, esta se despliega dentro de una gráfica de forma vertical y horizontal. Para una serie en la que se tenga la cantidad suficiente de datos, se deben utilizar programas específicos para la tarea. Para ejemplificar, se hará uso de Microsoft Excel, teniendo en cuenta que es una simulación ilustrativa con sólo 10 datos, como se puede ver en la figura 4.

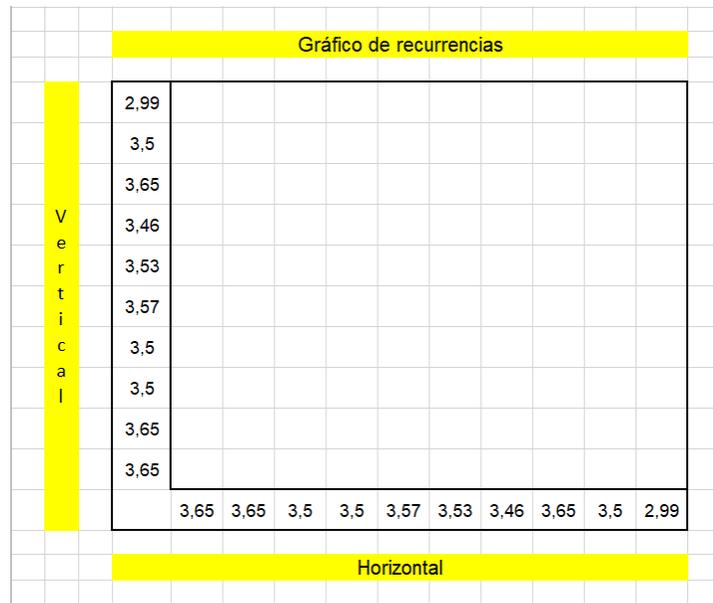


Figura 4. Ejemplo de un gráfico de recurrencias. Corresponde a una simulación de 10 datos ficticios de dilatación y contracción pupilar, dentro de una planilla de Microsoft Excel. Tanto en el eje X como en el eje Y se despliegan los diez datos ficticios que representarían el diámetro pupilar en milímetros (mm) a través de un determinado período de tiempo.

Al tener las dos series idénticas graficadas en los ejes, es posible identificar un gráfico de recurrencias. Si se toma el primer valor de la serie vertical (en este caso 3,65), y se compara con la serie horizontal, se destaca cada vez que el valor se repite. Esto graficaría una recurrencia, ya que el valor de la serie analizada se repite con respecto a la otra, mostrando como el sistema recurre a través del tiempo a una misma circunstancia que, en este caso, sería un mismo diámetro pupilar, tal como se muestra en la figura 5.

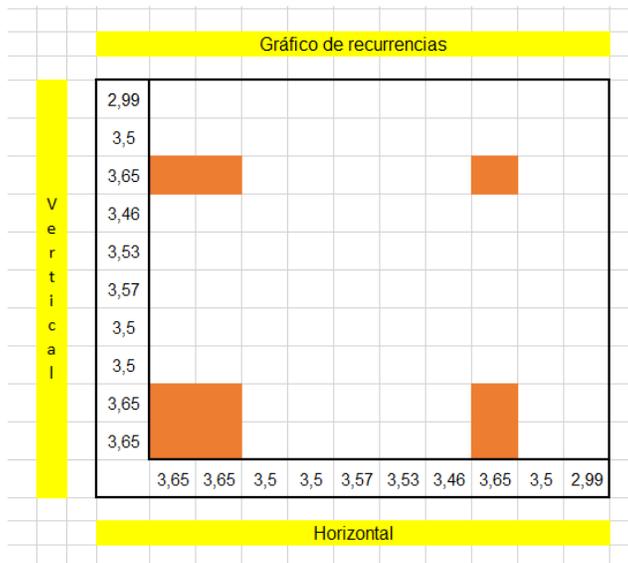


Figura 5. Conteo de puntos que coinciden al cruzar la misma cadena de datos tanto vertical como horizontalmente. En este caso se destaca la coincidencia del dato 3,65. Este procedimiento ejemplifica el concepto de recurrencia de un sistema.

Si se hace este mismo procedimiento de forma manual con cada valor en las series de datos, nos queda una gráfica con casillas destacadas que representan las recurrencias del sistema, quedando en blanco aquellas casillas que representan las no-recurrencias de este, como se puede ver en la figura 6.

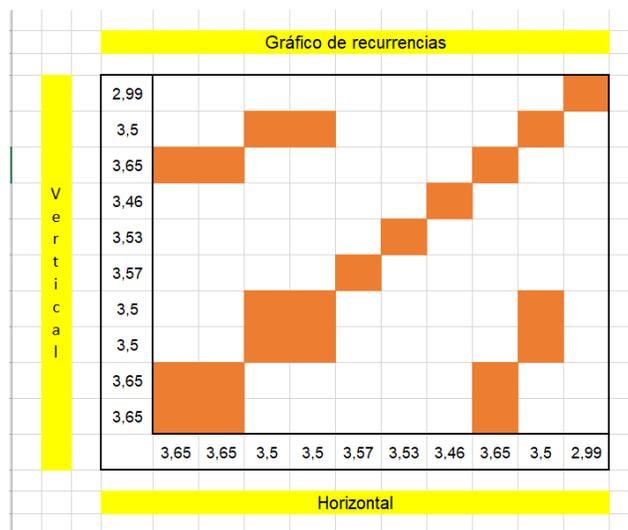


Figura 6. Conteo de puntos que coinciden al cruzar la misma cadena de datos tanto vertical como horizontalmente. En este caso se destacan todos los puntos coincidentes en el gráfico de recurrencias.

Como se puede observar, a través de estos gráficos se puede contabilizar la cantidad de recurrencias que ocurren en la primera fila de abajo hacia arriba en la serie vertical y viceversa. Esto debido a que este gráfico es simétrico con respecto a su línea diagonal principal que, como se puede observar, recorre en su totalidad desde la parte inferior izquierda hacia la esquina superior derecha. Esto ocurre siempre en gráficos de recurrencia en los cuales la secuencia trazada es la misma tanto horizontal como verticalmente. Al ser la misma serie temporal comparada consigo misma sin ningún retardo de tiempo, no se consideran como recurrencias en los análisis aplicados. Por ende, los cuadros que podrían haber sido recurrentes se reducen a 90 en vez de los 100 disponibles en el gráfico.

De esta manera, la cantidad de veces que el sistema recurre, o las veces que se destaca un punto de la gráfica, divididos por la totalidad de puntos posibles en el gráfico, evidencia el porcentaje de recurrencia (%REC). En el gráfico expuesto, se destacaron 12 cuadros de 90 cuadros posibles. Así, el porcentaje de recurrencia correspondería al siguiente:

$$\text{cuadros destacados} \div \text{total de cuadros disponibles} = \%REC$$

$$12 \div 90 = 13,33\%REC$$

Otra variable de recurrencia que puede desprenderse de este análisis es el porcentaje de determinismo (%DET). Esta puede calcularse mediante la suma de los puntos que forman diagonales adyacentes a la línea diagonal de recurrencias que divide el gráfico, dividido por la cantidad de puntos recurrentes en el gráfico sin contar la línea diagonal de en medio. En nuestro gráfico podemos encontrar 4 cuadros destacados que

La línea diagonal de mayor longitud en un gráfico de recurrencias, excluyendo a la línea de en medio, correspondería a la línea máxima (MAXLINE). En la figura 8, puede observarse que en nuestro gráfico esta línea máxima tiene una longitud de 2 puntos, o de dos cuadros destacados.



Figura 8. Representación de la línea diagonal de mayor longitud dentro del gráfico de recurrencias, excluyendo la línea diagonal principal (de en medio), destacada dentro del cuadrado punteado en rojo.

Una última variable que puede desprenderse de estos análisis corresponde a la entropía (ENT). Para ejemplificar su cálculo, tomaremos nuestra serie de 10 datos. En esta serie podemos encontrar 6 números (3.65, 3.5, 3.57, 3.53, 3.46, 2.99) y la frecuencia de aparición de cada uno de estos. Cada número, punto o dato dentro de la serie tiene su propia entropía, basada en la cantidad de veces que aparece en la serie, multiplicada por su logaritmo natural. Sumando todas estas entropías, obtenemos la entropía del sistema. La máxima incertidumbre o entropía de un sistema, se obtendría si cada número o dato apareciese la misma cantidad de veces dentro de una serie temporal. En sistemas

periódicos simples, en los que se puede observar líneas diagonales en su gráfico de recurrencias con una longitud equitativa, su entropía equivale a 0. Así, los valores más cercanos a 0 corresponderían a valores más entrópicos, y los valores más alejados a 0 expresarían menor entropía. En nuestro caso, la entropía de los datos correspondería a la siguiente:

Tabla 1

Simulación del cálculo de la entropía (ENT) para la serie de datos de ejemplo

Dilatación pupilar (mm)	Frecuencia f(X)	Probabilidad P(X)	Logaritmo natural (Ln)	Entropía (ENT)	Entropía Total	
2,99	1	0,1	-2,303	-0,230		
3,46	1	0,1	-2,303	-0,230		
3,5	3	0,3	-1,204	-0,361		
3,53	1	0,1	-2,303	-0,230		
3,57	1	0,1	-2,303	-0,230		
3,65	3	0,3	-1,204	-0,361		
				-11,618	-1,643	0,357

Nota: Al ser calculado mediante logaritmos, los valores expresados resultan en valores negativos, por lo que se suma 2 al valor resultante con la intención de que el resultado sea positivo.

Ya ejemplificado el cómo se graficarían las recurrencias con una cantidad de datos que permitan el entendimiento de la metodología de forma didáctica y sencilla, se procede con la presentación de datos reales. En la figura 9, podemos observar las dinámicas del diámetro pupilar del ADULTO 337_HS, participante de un experimento de aprendizaje predictivo de hundimiento de objetos. La serie temporal se compone de 73.341 datos recogidos durante la aplicación del experimento, exhibiendo el diámetro pupilar del ojo izquierdo en milímetros (mm). A simple vista, se puede advertir que los datos no se mantienen estables en el tiempo, sino que van cambiando en el transcurso del tiempo, con subidas y bajadas en determinadas secciones de la serie. Lo mismo se puede observar en la figura 10, en donde se puede apreciar la serie temporal del

ADULTO 338_HF. En este caso disponemos de menos datos (47.021) en comparación con el anteriormente mencionado, además de estar sometidos a distintas condiciones experimentales (véase el apartado de Metodología). Sin embargo, estas diferencias no parecen ayudar para diferenciar la estructura de la serie de datos, luciendo similares previo a la realización de cualquier análisis.

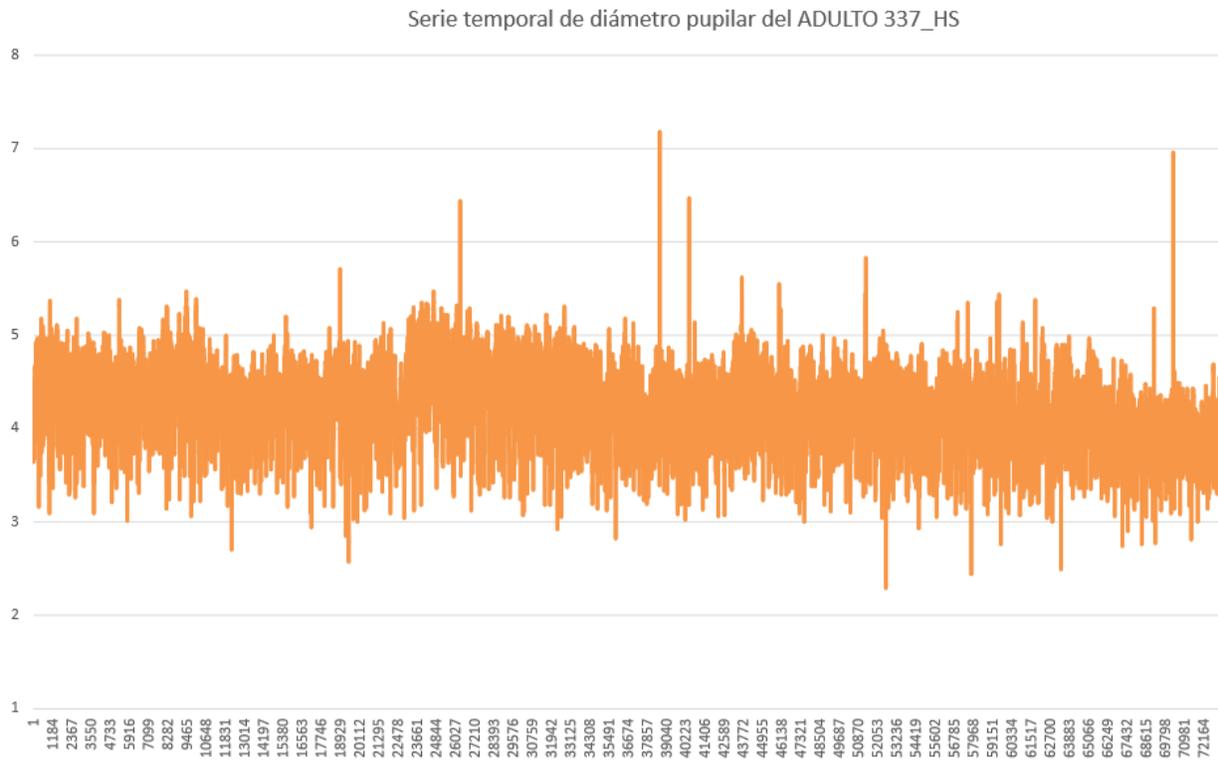


Figura 9. Serie temporal correspondiente al diámetro pupilar del ADULTO 337_HS durante la tarea de hundimiento de objetos.

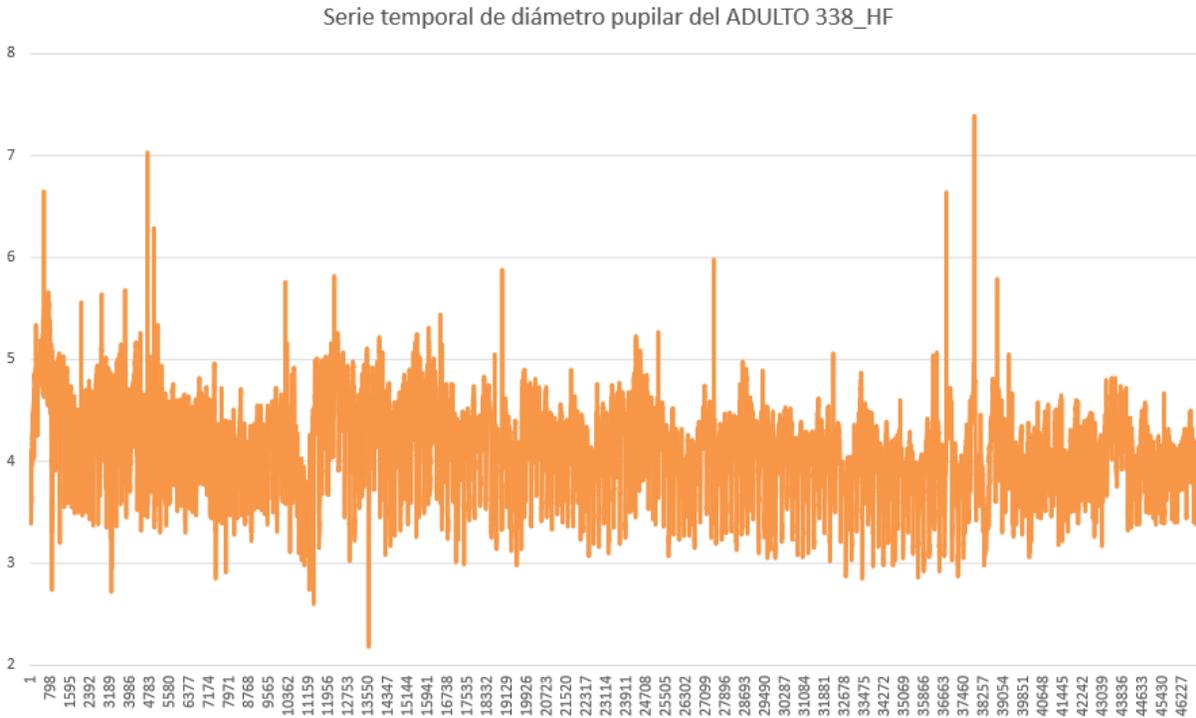


Figura 10. Serie temporal correspondiente al diámetro pupilar del ADULTO 338_HF durante la tarea de hundimiento de objetos.

Ahora bien, para el tratamiento de estas series temporales se precisa de software especializado para la tarea, que permita caracterizar y describir estas series temporales de forma más precisa, permitiendo establecer diferencias entre sujetos experimentales. Algunos autores han propuesto el uso de *R Studio* como una opción para la ejecución de este tipo de procedimientos estadísticos no lineales, proveyendo opciones para reconstruir espacios de fase, realizar análisis de cuantificación de recurrencias (RQA), análisis de cuantificación de recurrencias cruzado (CRQA), perfiles de recurrencia cruzada diagonal (DCRP), y análisis de cuantificación de recurrencia multidimensional (MdRQA) (Wallot y Leonardi, 2018). De todas formas, existe una variedad de opciones para ejecutar estos análisis, contando con varios paquetes, aplicaciones y compilaciones creadas en distintos softwares, como Python, MatLab, Julia, entre otros. Para efectos del siguiente tutorial, se presentarán los pasos a seguir haciéndose uso de un programa

compilado de forma exclusiva para la metodología expuesta, precisándose solamente del software *MATLAB Compiler Runtime 8.3* para poder abrir la aplicación. De esta forma, se acota el procedimiento y se prescinde de la descarga de paquetes específicos de R Studio, sus respectivas fórmulas y uso de lenguaje informático (que puede resultar un tanto complejo).

Tomando esto en consideración, se procede a ejemplificar el tratamiento de los datos con el PRE_1 del ADULTO 337_HF. Este es sólo el primer segmento de la serie temporal completa, ya que el análisis se estructuró de forma que se pudiese aplicar un RQA en cada fase experimental, con el fin de tener una visión más detallada de la serie y sus cambios a través del tiempo, y también para detectar la aparición de cambios en alguna fase en específico. En ese sentido, los datos son previamente procesados, creando marcas temporales que segmentan la serie, usando como criterio el cambio de fase experimental. Luego de ello, se exporta una hoja de Excel en donde se encuentran los datos etiquetados, para luego convertirlos a formato *.txt*, el cual soporta el programa utilizado.

Primeramente, se debe abrir la aplicación “*Auto- and Cross- Recurrence Quantification Analysis*” (Figura 11). Allí, se selecciona la opción “*Open File 1*”, considerando que sólo se analizará una variable. Luego de ello, se busca por medio del explorador de archivos del sistema operativo el archivo *.txt*, el cuál será sometido al análisis. En este caso, se busca el archivo PRE_1, en la carpeta del ADULTO 337_HF.

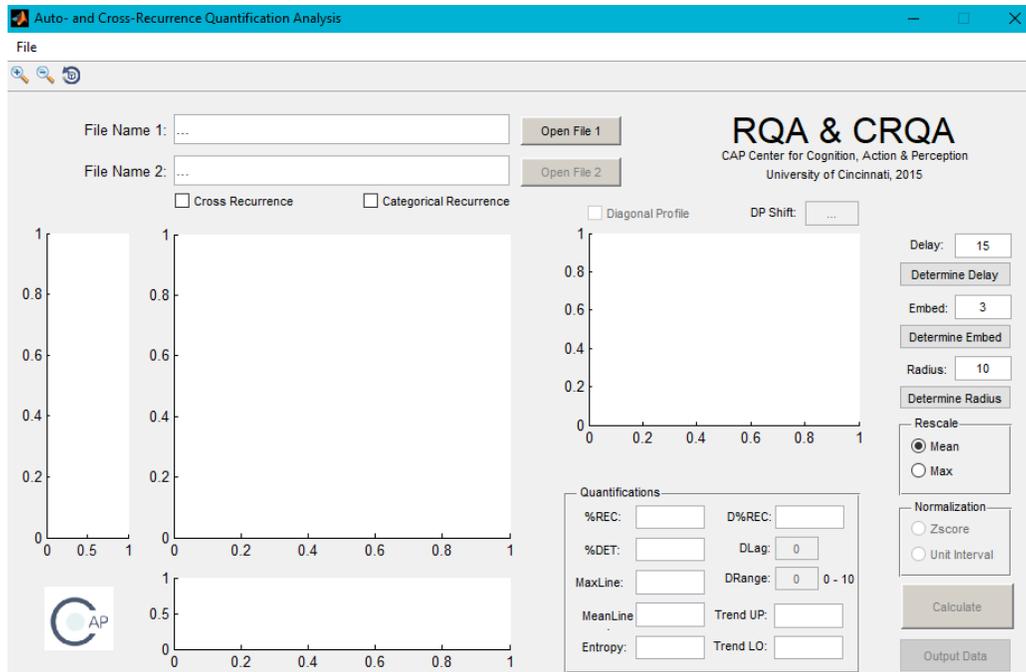


Figura 11. Interfaz de la aplicación “Auto- and Cross- Recurrence Quantification Analysis”.

Una vez abierto el archivo, se fijan los parámetros de retardo (d), dimensiones embebidas (m) y radio (r). Para ello, se selecciona “*Determine Delay*”, “*Determine Embed*” y “*Determine Radius*”, respectivamente. En estas, nuevamente se carga el archivo *.txt* por analizar. Los datos pueden someterse al análisis de información mutua promedio (AMI) (Figura 12), los “falsos vecinos” más cercanos (FNN) (Figura 13) y el radio del análisis de recurrencia (RAR) (Figura 14). Estos parámetros y su respectiva reconstrucción en el espacio de fase pueden calcularse también con *R Studio*, entregando resultados más gráficos en comparación con el programa utilizado (véase Wallot y Leonardi, 2018). De cualquier forma, los datos que nos brinden estos análisis nos permitirán “calibrar” el análisis de cuantificación de recurrencias, dependiendo de la naturaleza de la serie temporal analizada y su supuesta multidimensionalidad. Para los datos analizados, los parámetros que se ajustaban a la serie temporal estudiada

correspondían a $Delay=10$, $Embed=4$, y $Radius=10$, ya que son los estimados que más se acomodan a la naturaleza de la variable estudiada.

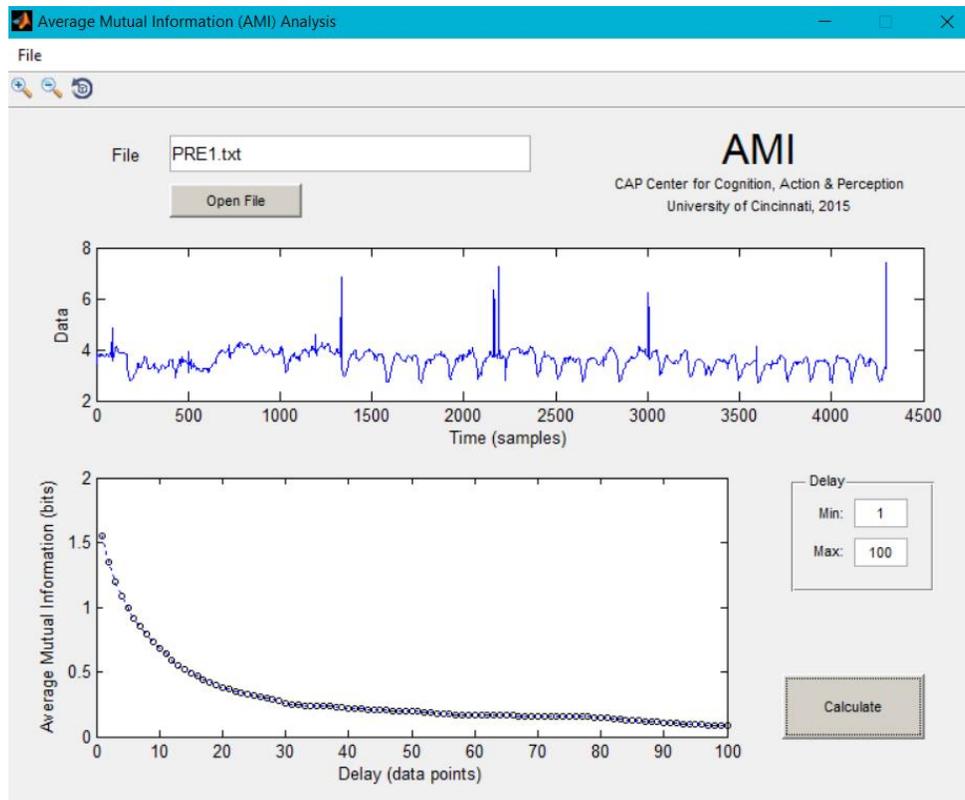


Figura 12. Interfaz del análisis de información mutua promedio (AMI), con los datos analizados del ADULTO 337_HF en la fase PRE_1 del experimento.

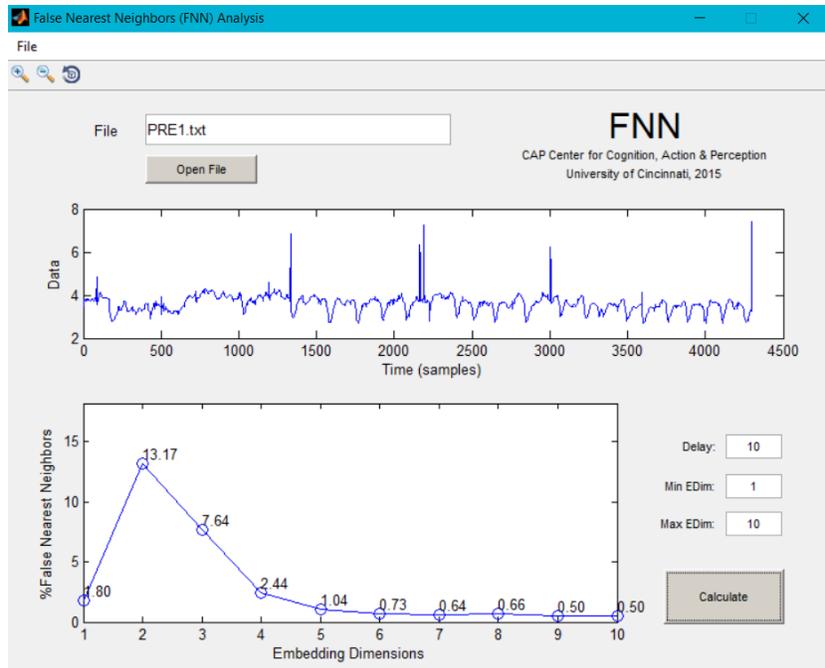


Figura 13. Interfaz del análisis de los “falsos vecinos” más cercanos (FNN), con los datos analizados del ADULTO 337_HF en la fase PRE_1 del experimento.

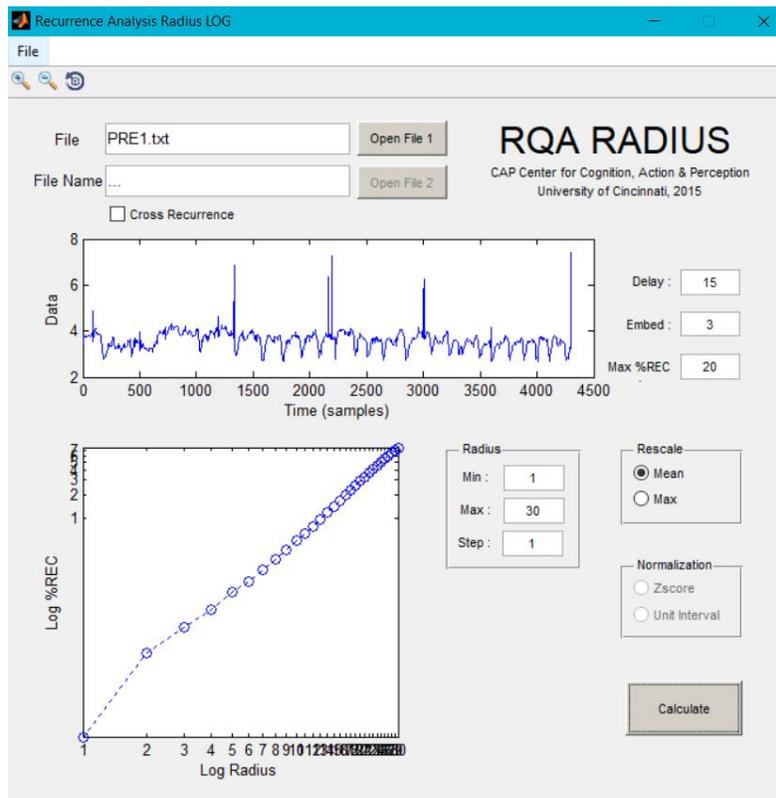


Figura 14. Interfaz del análisis para determinar el radio del análisis de recurrencia (RAR), con los datos analizados del ADULTO 337_HF en la fase PRE_1 del experimento.

Luego de ser establecidos los parámetros, se selecciona la casilla “*Calculate*”. El programa procede entonces a computar la matriz de recurrencias (Figura 15). Junto con el gráfico, el programa entrega un espacio de fase reconstruido, y las variables de recurrencia descritas con anterioridad. En el caso del PRE_1 del ADULTO 337_HF los datos entregados fueron: %REC= 0.3792; %DET= 79.8417; *MaxLine*= 66; *MeanLine*=3.8952; y *Entropy*= 2.6094.

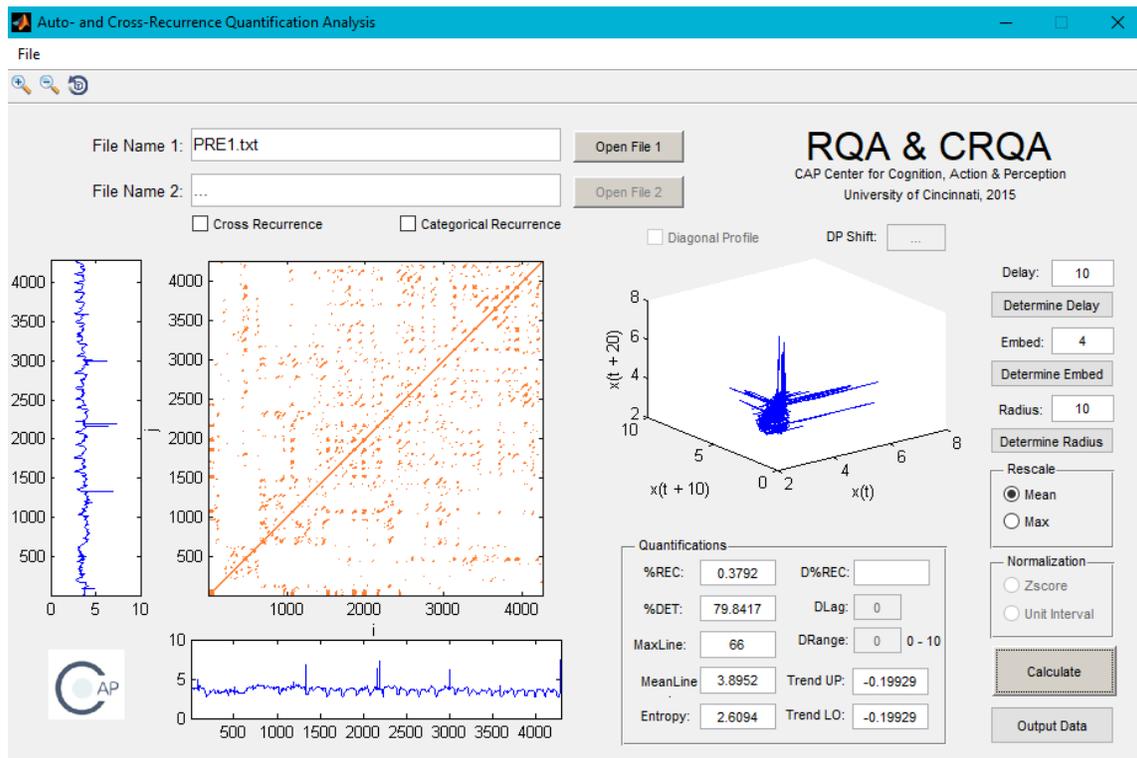


Figura 15. Interfaz del análisis de cuantificación de recurrencias (RQA) aplicado al ADULTO 337_HF en la fase PRE_1 del experimento. Se puede observar a la izquierda el gráfico de recurrencias (RP) con las series temporales a su costado izquierdo y por debajo; a la derecha se observa el espacio de fase reconstruido; y en la esquina inferior derecha se pueden observar las variables de recurrencia ya computadas (%REC, %DET, MaxLine, etc.).