

Tesis doctoral con mención internacional

**Características de Complejidad de la Dinámica Afectiva y su Relación
con el Bienestar Psicológico: Escalamiento Fractal, Biestabilidad y
Transiciones de Estado**

*(Complexity Features of Affect Dynamics and their Relation to Psychological Well-Being: Fractal
Scaling, Bistability, and State Transitions)*

presentada por:

Carmen Goicoechea Salas

bajo la supervisión de:

Dr. Daniel Sanabria Lucena

Dr. Pandelis Perakakis

Programa de Doctorado en Psicología

Departamento de Psicología Experimental



**UNIVERSIDAD
DE GRANADA**

Septiembre 2024

Editor: Universidad de Granada. Tesis Doctorales
Autor: Carmen Goicoechea Salas
ISBN: 978-84-1195-545-4
URI: <https://hdl.handle.net/10481/97403>

Agradecimientos

Esta tesis nace de un reto personal. Un reto lleno de subidas y bajadas de emociones, cambios de estado de ánimo y una montaña rusa de sentimientos... Pero para hablar de emociones, estados de ánimo y sentimientos, ya están las páginas que siguen a continuación. Así que voy a cambiar de registro, y en referencia a mi tierra, qué mejor manera de hacerlo que con una alegoría marinera.

Estos años han sido un viaje fascinante en barco, que no siempre ha tenido el viento a favor y que me ha enseñado a navegar por los mares de la investigación, unas veces en calma y otras, picado. Por suerte, he contado con la mejor de las compañías. La primera y más importante, la de mis directores. Dos personas a las que admiro y que más allá de acompañarme en cada objetivo conseguido, me han transmitido unos valores sobre los que construir una carrera investigadora de la que pueda sentirme orgullosa. Pandelis, gracias por enseñarme a navegar, no podría haber tenido mejor capitán. Me faltan palabras de agradecimiento, pero diré en una frase que nada de esto hubiera sido posible sin tus brillantes ideas ni tu absoluta implicación. Daniel, gracias por ser ancla y faro en esta travesía. Este trabajo ha llegado a buen puerto guiado por tu visión crítica y tu sensatez. Gracias a los dos por confiar en mí.

Este barco ha tenido el lujo de contar con una tripulación numerosa y variada, formada por un equipo multidisciplinar al que quiero expresar mi más sincera gratitud. Gracias al grupo de ingenieros formado por Oresti, Carlos, Héctor, Miguel, Claudia y Ciro. Vuestra labor en el desarrollo de la aplicación móvil y en la depuración de los datos ha sido crucial para esta tesis. Gracias a Vasilis, ecólogo experto en multiestabilidad. Tus conocimientos han aportado la base a una parte fundamental de este trabajo.

A lo largo de esta travesía, he tenido el privilegio de atracar en un puerto de primera categoría. Y es que un regalo inolvidable que me han brindado mis estudios de doctorado ha sido la oportunidad de viajar a Alemania y conocer al Prof. Stefan Hofmann. A nivel personal, agradezco su generosidad y la acogida recibida por él y por el equipo con el que coincidí. Gracias a Shalini, Marlon, Saida,

Maureen, Verena, Sebastián. Siempre recordaré con cariño mi estancia en Marburgo. A nivel de investigación, este proyecto ha llegado a ser lo que es gracias a la colaboración con ellos.

No podían faltar mi familia ni todas esas personitas que me acompañan en mi vida y que han mantenido el barco a flote, velando por mi bienestar. Gracias por llevar anclas, limpiar escotillas, reparar los desperfectos en cubierta, esperar con paciencia hasta avistar tierra firme... se me está yendo de las manos la alegoría. Gracias por estar a mi lado en cada paso, por celebrar conmigo cada pequeño logro, por ayudarme a levantarme y por animarme a seguir.

Para terminar, las compuertas de esta embarcación siempre estarán abiertas, así que gracias de antemano a aquellas y aquellos que dediquen algo de su tiempo a interesarse por este trabajo.

Financiación

Esta tesis ha sido financiada parcialmente a través de contratos predoctorales asociados a los proyectos: “MOnitorización y aNálisis InTeligente del compORtamiento físico, social y emocional de la población española para la caracterización y control del COVID-19 (MONITOR-COVID)”, Ref. CV20-29556, financiado por la Junta de Andalucía y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER 2014-2020); “HEPLAB: Los orígenes psicofisiológicos del potencial evocado por el latido cardiaco”, Ref. PGC2018-096655-A-I00, financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación a través de la Agencia Estatal de Investigación y cofinanciado por el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (Convocatorias “Proyectos de I+D de Generación De Conocimiento” y “Proyectos de I+D+i Retos Investigación” 2018); y, “POSTCOVID-AI: an Intelligent Framework to Scrutinise the Social, Behavioural and Emotional Impact of COVID-19”, Ref. SR20-00668, seleccionado en la Convocatoria de Investigación Social 2020 del Observatorio Social de La Caixa.

Índice

Índice de abreviaturas.....	I
Índice de tablas.....	II
Índice de figuras.....	III
Resumen	VI
Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1. El afecto.....	2
Conceptos y definiciones.....	2
Estructura psicométrica del afecto desde los modelos dimensionales.....	3
Relación entre afecto positivo y afecto negativo	7
1.2. La dinámica afectiva.....	9
Enfoque de investigación	10
Procedimiento de recogida de datos	11
Características del instrumento de medición	15
Medidas e índices estadísticos	16
1.3. La dinámica afectiva y el bienestar psicológico.....	18
Resultados contradictorios	19
1.4. La aportación del enfoque de los sistemas complejos al estudio de la dinámica afectiva.....	21
La naturaleza variable del afecto y su relación con el bienestar psicológico desde el enfoque de los sistemas complejos (GAP 1)	23
Desarrollo de nuevas métricas de la dinámica afectiva, basadas en el enfoque de los sistemas complejos, que capten aspectos únicos de su relación con el bienestar psicológico (GAP 2)	24
1.5. Objetivos de la tesis	25
Plan de investigación	25
Hipótesis.....	26
Estudios empíricos	27
Capítulo 2. La herramienta para la recogida de datos.....	29
2.1. Diseño y desarrollo.....	30
2.2. Implementación y evaluación	31
Capítulo 3. La variabilidad fractal en la dinámica afectiva	35
3.1. Introducción.....	36

3.2. Método.....	42
Participantes	42
Medida de afecto	44
Indicadores de bienestar psicológico.....	44
Preprocesamiento de los datos.....	47
Análisis de los datos	47
3.3. Resultados.....	49
Clustering de los participantes en función de sus patrones afectivos.....	49
Relación entre los distintos clusters y el bienestar psicológico.....	49
3.4. Discusión	53
Conclusiones	56
Capítulo 4. Biestabilidad y transiciones de estado en la dinámica afectiva (I)	58
4.1. Introducción.....	59
4.2. Método.....	63
Participantes	63
Medidas de afecto	64
Indicadores de bienestar psicológico.....	65
Preprocesamiento de los datos.....	66
Análisis de los datos	67
4.3. Resultados.....	73
Prevalencia de biestabilidad en la dinámica del afecto.....	73
Medición de la dinámica del cambio afectivo.....	74
Inferencia del bienestar a partir de la biestabilidad y de las métricas de cambio afectivo	77
4.4. Discusión	82
Limitaciones e investigación futura	86
Capítulo 5. Biestabilidad y transiciones de estado en la dinámica afectiva (II)	89
5.1. Introducción.....	90
5.2. Método.....	91
Participantes	91
Medidas de afecto	91
Indicadores de bienestar psicológico.....	92
Preprocesamiento de los datos.....	92

Análisis de los datos.....	93
5.3. Resultados.....	95
Prevalencia de biestabilidad en la dinámica del afecto.....	95
Medición de la dinámica del cambio afectivo.....	95
Inferencia del bienestar a partir de la biestabilidad y de las métricas de cambio afectivo	96
5.4. Discusión	100
Conclusión e investigación futura	101
Capítulo 6. Discusión general.....	102
Consideraciones metodológicas finales	106
Investigaciones futuras.....	108
Conclusiones finales.....	109
Capítulo 7. Mención internacional (Internacional PhD)	111
7.1. Summary	112
7.2. Conclusions.....	114
Referencias bibliográficas	116

Índice de abreviaturas

AIC: *Akaike Information Criterion*

ASM: *Affect Shift Magnitude*

ASR: *Affect Shift Ratio*

CA: *Core Affect*

CAS: *Complex Adaptive Systems*

EMA: *Ecological Momentary Assessment*

EME: *Emotional Meta-Experience*

ESM: *Experience Sampling Method*

ILD: *Intensive Longitudinal Data*

LASSO: *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*

MSA: *Measure of Sampling Adequacy*

PA: *Positive Affect*

PAQ: *Perception of Affective Quality*

PCA: *Principal Component Analysis*

P2N: *Positive to Negative*

NA: *Negative Affect*

N2P: *Negative to Positive*

RT: *Residence Time*

VAS: *Visual Analogue Scale*

Índice de tablas

Tabla 1.1. Instrumentos de medida de la estructura del afecto derivados de los modelos dimensionales.	7
Tabla 1.2. Resumen metodológico de algunos de los estudios sobre dinámica afectiva más significativos de 2012 a 2022.	12
Tabla 1.3. Medidas e índices más utilizados en el estudio de la dinámica afectiva	17
Tabla 3.1. Resumen detallado de cada estudio	43
Tabla 3.2. Estadísticos descriptivos de cada cluster.....	52
Tabla 3.3. Valores de chi-cuadrado y valores p de los indicadores de bienestar	52
Tabla 4.1. Resumen detallado de cada estudio	71
Tabla 4.2. Alfa de Cronbach de indicadores de bienestar psicológico.....	71
Tabla 4.3. Resumen de las métricas de cambio afectivo	72
Tabla 4.4. Coeficientes de los modelos de regresión LASSO	80
Tabla 5.1. Escalas y alfa de Cronbach de indicadores de bienestar psicológico	92
Tabla 5.2. Coeficientes de los modelos de regresión LASSO.....	98

Índice de figuras

Figura 2.1. Pantalla activada por la aplicación para la evaluación de la valencia afectiva. Medida de la dimensión de afecto de valencia, evaluada a través de la pregunta “¿Cómo te sientes ahora?”, en una escala analógica visual de “Muy mal” a “Muy bien”. Esta pregunta, entre otras, estaba programada para ser enviada por la aplicación diariamente en diferentes momentos.	33
Figura 2.2. Histograma de los participantes por día. A efectos de visualización, los participantes con un solo día de inscripción no se incluyen en esta figura. (Copiado de Bailon et al., 2020).	33
Figura 2.3. Mapas de calor del estado de ánimo. En la parte superior se muestra una imagen del mapa de calor generado con los datos de la valencia afectiva en las provincias españolas. En la parte inferior, puede verse el mapa de calor generado en los municipios de la provincia de Granada. Los valores rojos indican valencia negativa y los verdes valencia positiva.	34
Figura 3.1. Representaciones de estructura y dinámica autosimilares. El árbol matemático (izquierda) muestra autosimilitud espacial, con ramas autosimilares, de modo que la estructura a pequeña escala se asemeja a la forma a gran escala. La regulación saludable del ritmo cardíaco (derecha) muestra autosimilitud temporal, las fluctuaciones que genera son estadísticamente similares en diferentes escalas de tiempo. (Adaptado de Goldberger et al., 2002).	39
Figura 3.2. Ejemplos representativos de series temporales de participantes de distintos clusters. En la parte superior, el participante 59, perteneciente al cluster 4 del estudio español, muestra una señal caracterizada por invarianza de escala (R^2 alto) y correlación a largo plazo $1/f$ (α cerca de 1). En la parte central, se muestra la señal del participante 56, perteneciente al cluster 5 del estudio español. Esta señal se caracteriza por no mostrar invarianza de escala (R^2 bajo). En la parte inferior, la señal del participante 54, perteneciente al cluster 2 del estudio español, se caracteriza por invarianza de escala (R^2 alto) pero con correlaciones a largo plazo distintas al perfil $1/f$	50
Figura 3.3. Distribución de los clusters según los coeficientes α y R^2. En la parte izquierda, se ilustran las distribuciones de los participantes de cada estudio en los distintos clusters, según los parámetros α (coeficiente de correlación) y R^2 (coeficiente de determinación). En la parte central y derecha, se presentan las distribuciones de los distintos clusters, mediante boxplots, en función de los coeficientes α y R^2 , respectivamente.	51
Figura 4.1. Ilustración de biestabilidad. (a) Reconstrucción del paisaje de estabilidad hipotético de un lago utilizando el histograma de las observaciones empíricas de una sola variable (por ejemplo, la transparencia del agua). Los dos estados distintos del sistema están representados por cuencas de atracción (<i>basins of attraction</i>). La profundidad de una cuenca indica la “energía” necesaria para alcanzar el punto de inflexión (<i>tipping point</i>) y hacer la transición a un estado distinto. (b) Un paisaje de estabilidad alternativo generado por el mismo modelo genérico con variaciones de parámetros, que permite niveles intermedios de	

transparencia del agua y que resulta en un sistema monoestable con estabilidad reducida en el estado A.....62

Figura 4.2. Paisajes de estabilidad representativos de un participante

biestable y un participante monoestable. Ejemplos representativos de series temporales de valencia y distribuciones utilizadas para reconstruir el paisaje de estabilidad de un participante biestable (a) y un participante monoestable – positivo (b) del estudio español. A pesar de la caracterización monoestable, este participante sigue mostrando transiciones entre estados afectivos, aunque con una única cuenca de atracción en el régimen de afecto positivo. De hecho, el 96.7% de todos los participantes experimentaron transiciones entre afecto positivo y negativo, indicando la prevalencia de cambios afectivos en toda la muestra.....74

Figura 4.3. Métricas de cambio afectivo. (a) Ilustración de los componentes de una serie temporal de valencia utilizada para derivar las métricas de cambio afectivo. Las líneas discontinuas azules con doble flecha representan ocasiones de medición consecutivas en el régimen de afecto positivo (PA), que se promedian para obtener el tiempo de residencia positivo medio y su desviación estándar (mPRT y sdPRT). Del mismo modo, una línea discontinua roja con doble flecha indica un caso de ocasiones de medición consecutivas dentro del régimen de afecto negativo (NA), que se utiliza para calcular el mNRT y el sdNRT. Una línea discontinua azul con flecha simple indica una transición de afecto Positivo a Negativo (P2N). El número total de tales cambios se divide por el número total de ocasiones de medición en el régimen PA para calcular el ratio de cambio afectivo P2N (P2N-ASR). Las distancias entre dos ocasiones de medición consecutivas cuando ocurren cambios P2N se promedian para calcular la media y la desviación estándar de la magnitud del cambio afectivo P2N (mP2N-ASM y sdP2N-ASM). Asimismo, una línea discontinua roja con flecha única marca una transición de Negativo a Positivo (N2P), que se utiliza para calcular las correspondientes métricas N2P-ASR y N2P-ASM. (b) Análisis de componentes principales (PCA) que demuestra la separación de las métricas relacionadas con el tiempo (ASR y RT) y con la magnitud (ASM), explicando el 63,48% de la varianza total.....77

Figura 4.4. Predicción del bienestar a partir de las transiciones de afecto. (a y b) Coeficientes de regresión escalonada (*stepwise regression*) para cada indicador de bienestar incluido en los dos estudios. Las siglas de todos los indicadores de bienestar figuran en la Tabla 4.1. Los predictores abarcan la métrica del ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR), identificada sistemáticamente como un predictor robusto en regresiones LASSO anteriores (véase la Tabla 4.4), y los valores convencionales de media y desviación estándar de PA y NA. El símbolo "/" se utiliza para indicar discontinuidades en el eje y, introducidas para representar mejor gráficamente el rango completo de los diferentes predictores. (c) Análisis de importancia relativa de modelos lineales que ilustran el porcentaje de cada variable predictora a la varianza explicada en el bienestar. De nuevo, la métrica novedosa de P2N-ASR se compara con los valores de media y desviación estándar de PA y NA. 81

Figura 5.1. Interdependencias empíricas de las métricas de afecto. (a)

Representación de los resultados del análisis de componentes principales (PCA) de las métricas de cambio afectivo. El PCA demuestra la separación de las métricas relacionadas con el tiempo (*affect shift ratio* – ASR – y *residence time* – RT), y con la magnitud (*affect shift magnitude* – ASM), que representan el 65.61% de la varianza total. (b) Correlograma con los coeficientes de correlación entre todas las métricas de cambio afectivo, la media y desviación estándar intrapersonales de PA y NA....97

Figura 5.2. Predicción del bienestar a partir de las transiciones de afecto. (a)

Coefficientes de regresión escalonada (*stepwise regression*) para cada indicador de bienestar incluido en el estudio. Las siglas de todos los indicadores de bienestar figuran en la Tabla 5.1. Los predictores abarcan la métrica del ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR), identificada sistemáticamente como predictor robusto en regresiones LASSO anteriores (véase la Tabla 5.2), y los valores de media y desviación estándar de PA y NA. (b) Análisis de importancia relativa de modelos lineales que ilustran el porcentaje de cada variable predictora a la varianza explicada en el bienestar. De nuevo, la métrica novedosa de P2N-ASR se compara con los valores de media y desviación estándar de PA y NA. 99

Resumen

El curso que siguen las emociones, los estados de ánimo y los sentimientos a lo largo del tiempo, conocido como dinámica afectiva, es fundamental para comprender el desarrollo de psicopatologías y el bienestar psicológico (Houben et al., 2015; Trull et al., 2015). Sin embargo, el uso indistinto de conceptos (Ekkekakis, 2012), la aplicación errónea o injustificada de modelos teóricos a la hora de medir la experiencia afectiva (Brose et al., 2020; LaRowe et al., 2024), o el solapamiento en las métricas e índices estadísticos (Bos et al., 2019; Dejonckheere et al., 2019; Koval et al., 2013), ha dado lugar a una serie de resultados contradictorios respecto a la relación entre dinámica afectiva y bienestar psicológico. El objetivo principal de esta tesis es profundizar en la naturaleza del patrón de fluctuaciones afectivas momento a momento y clarificar la relación de los cambios afectivos con el bienestar psicológico.

La coexistencia de estudios que asocian el cambio afectivo con unos resultados de bienestar y salud pobres (p.ej., Gruber et al., 2013), con otras investigaciones que aportan evidencia del papel favorecedor de las fluctuaciones afectivas al ajuste y funcionamiento psicológico (p.ej., Waugh et al., 2011), genera una paradoja en torno al papel perjudicial o beneficioso de la variabilidad afectiva. De forma interrelacionada, un reciente meta-análisis (Dejonckheere et al., 2019) ha cuestionado el valor predictivo de una serie de índices y medidas de la dinámica afectiva en relación al bienestar psicológico, concluyendo que más allá de la media y la desviación estándar del afecto positivo y negativo, el resto de medidas no aportan información nueva ni son mejores predictores del bienestar psicológico.

Esta tesis parte de la idea de que aplicar conceptos, modelos y técnicas del enfoque de los sistemas complejos puede ser una perspectiva alternativa que complemente el abordaje de estos resultados controvertidos, arrojando luz sobre la naturaleza de los patrones afectivos, y aportando índices y métricas novedosas y únicas en relación al bienestar psicológico. Para este fin, primero se revisó la literatura sobre el afecto, su dinámica, su relación con el bienestar psicológico y la aplicación del enfoque de sistemas complejos al estudio de los patrones afectivos, cuyos puntos clave se explican en el Capítulo 1. A continuación, se diseñó una herramienta personalizada (aplicación móvil) para la recogida de datos

longitudinales intensivos de afecto, y se realizó un estudio que sirvió para su testeo. El desarrollo y la implementación de la herramienta se describen en el Capítulo 2. Para poner a prueba las hipótesis de partida, se llevaron a cabo tres estudios, diseñados siguiendo los principios de la evaluación ecológica momentánea (EMA), donde los participantes registraban su experiencia afectiva en diferentes momentos del día a través de una aplicación instalada en sus teléfonos móviles. La duración y la tasa de muestreo diaria fueron diferentes para cada estudio. La experiencia afectiva momentánea se evaluó a través de su dimensión básica de valencia o tono afectivo, mediante la pregunta “¿Cómo te sientes ahora mismo?” que se respondía a través de una escala visual analógica única bipolar de “muy mal” a “muy bien”.

La primera idea explorada fue la presencia de variabilidad fractal en la dinámica afectiva. Este tipo de variabilidad caracteriza a los sistemas adaptativos complejos (CAS), confiriéndoles unas propiedades adaptativas “ideales” a las demandas del entorno. Se analizaron series temporales afectivas de dos estudios diferentes y se calculó el marcador de complejidad de escalamiento fractal, mediante los coeficientes de invarianza de escala y correlaciones a largo plazo. Los resultados mostraron que algunos participantes exhibían un patrón afectivo con características equiparables al patrón de variabilidad de un CAS, invarianza de escala y autocorrelaciones del tipo $1/f$. Sin embargo, los resultados no ofrecieron evidencia acerca de asociaciones significativas entre el perfil de variabilidad fractal y los indicadores de bienestar incluidos en los estudios. La exploración de este marcador, la metodología empleada, los resultados obtenidos y las implicaciones de los hallazgos se describen en el Capítulo 3.

El segundo marcador de complejidad explorado fue la multiestabilidad, según la cual en un sistema coexisten dos o más estados, con transiciones abruptas entre ellos. Se reconstruyeron los paisajes de estabilidad de las series temporales afectivas de tres estudios diferentes, donde cada estudio sirvió para replicar los resultados previos. Además, se desarrollaron diez nuevas métricas de cambio afectivo (*affect shift metrics*) a partir de las características de tiempo y magnitud de las transiciones entre estados. Los resultados revelaron la presencia de biestabilidad en la dinámica afectiva en un porcentaje significativo de todas las

RESUMEN

muestras analizadas. Estos hallazgos suponen un enriquecimiento en el modelado del espacio afectivo, al complementar la idea ampliamente extendida de la existencia de referencia basal única a la que el sistema afectivo tiende a volver tras una perturbación (Kuppens et al., 2010). Además, los resultados ofrecieron evidencia robusta acerca del valor predictivo de una de las métricas desarrolladas, el ratio de cambio afectivo de positivo a negativo (P2N-ASR) en relación a una serie de indicadores de bienestar psicológico. La simplicidad en el cálculo y la implementación de la métrica P2N-ASR, la pueden convertir en una herramienta útil en intervenciones diseñadas para conocer el bienestar de las personas de forma fácil y directa. En los Capítulos 4 y 5 se describe la exploración de este marcador, la metodología utilizada, los resultados obtenidos y las implicaciones de estos hallazgos.

En conclusión, la presente tesis doctoral proporciona evidencia empírica sobre características de la dinámica afectiva poco o nada exploradas hasta el momento. Se abre un campo de investigación en el estudio de las fluctuaciones afectivas, basado en el análisis de los paisajes de estabilidad y la aplicación de las nuevas métricas de cambio afectivo, que puede resultar prometedor para el progreso de la ciencia afectiva. En el Capítulo 6 se discuten los resultados obtenidos de forma conjunta y se comentan posibles implicaciones y futuras líneas de investigación.

Capítulo 1. Introducción

1.1. El afecto

El interés por el afecto se remonta a los orígenes de la psicología. A finales del siglo XIX, Wilhelm Wundt describió el afecto como un ingrediente fundamental de la mente humana (Wundt, 1897). William James, por su parte, también concibió el afecto como una característica central de la conciencia (James, 1890). Sin embargo, no fue hasta la década de 1980 cuando se reconoció dentro de la psicología la importancia central del afecto en la experiencia humana. El crecimiento de las publicaciones en este área condujo a la aparición de un nuevo campo interdisciplinario, el campo de la ciencia afectiva (Gross & Barrett, 2013). Actualmente, tras décadas de investigación donde el afecto ha ido adquiriendo un protagonismo cada vez mayor sobre mecanismos cognitivos y conductuales, comienza a hablarse de la “era del afectivismo” (Dukes et al., 2021).

Conceptos y definiciones

La primera impresión de un recién llegado al campo de la ciencia afectiva es la diversidad de términos que se utilizan indistintamente en muchos casos, pero que expresan fenómenos afectivos diferentes aunque estrechamente relacionados (p.ej., sentimiento, afecto, emoción, estado de ánimo, estado emocional, estado afectivo, sentimiento afectivo, etc.). La falta de consenso en la definición y uso de los términos afectivos la hizo palpable James en sus escritos de finales del siglo XIX, quien destacó la tremenda variabilidad de experiencias afectivas humanas que se engloban bajo la misma palabra “emoción” (James, 1890). Un siglo después, algunos autores han seguido caracterizando este ámbito de estudio como un “caos conceptual y de definiciones” (Buck, 1990, p. 330). A todo esto hay que sumarle la problemática surgida en torno a la traducción¹ de términos emocionales a otros idiomas (Ortony, 2022; Wassmann, 2017).

Afortunadamente para el progreso de la ciencia afectiva, se han realizado importantes esfuerzos para diferenciar fenómenos afectivos (Schiller et al., 2023). Lo más habitual es encontrar la distinción de tres términos concretos: emoción, estado de ánimo y afecto (Alpert & Rosen, 1990; Batson et al., 1992; Ekkekakis, 2012). El término “emoción”, se utiliza para referir la experiencia afectiva

¹ Razón por la cual a lo largo del documento se mantendrán algunos términos originales en inglés.

desencadenada por un claro antecedente y que predispone a la acción. La duración de dicha experiencia es relativamente breve e incluye cambios en los sistemas conductual, experiencial, cerebral, autonómico y neuroendocrino (Scherer, 2005; Verduyn et al., 2015). El término “estado de ánimo” es menos claro, pero hay algunas características que lo diferencian de la emoción sobre las que parece haber consenso. La mayoría de las definiciones describen el estado de ánimo como una experiencia más duradera, global y difusa. Respecto a su función, los estudios indican que el estado de ánimo influye más en la cognición, enfatizando o minimizando el significado de nuestros eventos vitales emocionales (Morris, 1989; Neumann et al., 2001). Por último, el término “afecto” suele concebirse como una amplia rúbrica que ha llegado a significar “cualquier cosa emocional” (Feldman Barrett y Bliss-Moreau, 2009, p.167; Rosenberg, 1998, p.247); o como un simple término paraguas que incluye emoción y estado de ánimo (Kremer et al., 2020). Sin embargo, hay autores que han profundizado en el concepto de afecto y le han dotado de entidad propia. *Simple feeling* (Wundt, 1897), *feeling tone* (R. J. Larsen, 2000) o *core affect* (Russell, 2003) son algunas de las etiquetas utilizadas para este constructo que se refiere al componente subjetivo de la experiencia afectiva. Es un componente primitivo, básico e irreducible, desprovisto de estructuras cognitivas y motivacionales, que conforma el telón de fondo de la vida emocional de las personas. En palabras de Russell (2003), *core affect* se refiere a ese estado accesible a la conciencia, experimentado como un sentimiento único y simple (sentirse bien o mal, con energía o cansancio), que es el corazón pero no la totalidad, de una emoción, un estado de ánimo, o cualquier otro evento con carga emocional.

Estructura psicométrica del afecto desde los modelos dimensionales

A principios del siglo XX, Wundt introdujo la idea de dimensionalidad al afirmar que el estado afectivo momentáneo de una persona puede describirse a partir de características más básicas: la calidad y la intensidad. Posteriormente, los análisis empíricos de las experiencias afectivas (análisis de expresiones faciales y vocales, autoevaluaciones, juicio de similitud de palabras, calificaciones del diferencial semántico de términos, etc.) han dado lugar a varios modelos

psicométricos diferentes en cuanto al número de factores existentes y la relación entre ellos².

Modelos bidimensionales

Dentro de los modelos psicométricos que explican la estructura básica de la experiencia afectiva, la tradición bidimensional ha sido la más prominente. Sin embargo, no hay consenso sobre las dimensiones que componen el espacio afectivo. Esto supone una disgregación de los instrumentos de medida del afecto, ya que prácticamente cada modelo teórico ha desarrollado uno propio, basado en las dimensiones que defiende ([Tabla 1.1](#)).

Uno de los primeros y más influyentes modelos psicométricos del afecto fue propuesto por James A. Russell (1980). Este modelo, conocido como *circumplex model of affect*, organiza la estructura de los estados afectivos en un espacio circular formado por dos dimensiones bipolares y ortogonales³, conocidas comúnmente como valencia y *arousal*⁴. La dimensión de valencia, se refiere a la calidad hedónica de la experiencia afectiva, esto es, a lo placentera o agradable que una persona percibe esa experiencia subjetiva. En esta dimensión, los estados afectivos pueden ir desde niveles altamente desagradables (p.ej., *misery*) hasta niveles altamente placenteros (p.ej., *pleasure*). La dimensión de *arousal* se refiere al grado de activación o nivel de energía con el que una persona percibe su experiencia afectiva. En esta dimensión los estados afectivos pueden variar desde niveles bajos (p.ej., *sleepiness*) hasta niveles altos (p.ej., *arousal*). Russell utilizó dos tipos de evidencia para defender su modelo: por un lado, pruebas basadas en el análisis de la similitud percibida de 28 adjetivos que denotan emoción, y por otra

² Basándonos en nuestros objetivos de investigación, nos centramos en los modelos dimensionales ya que permiten obtener una representación del espacio afectivo en su totalidad, facilitando el mapeo de las experiencias afectivas y una comprensión más detallada de su naturaleza. Sin embargo, existen otras aproximaciones notables al estudio de las experiencias afectivas, como la categórica o la constructivista. Los modelos categóricos, defendidos por teóricos como Paul Ekman, Jaak Panksepp y Carroll E. Izard, postulan que los seres humanos están dotados evolutivamente de un conjunto discreto y limitado de emociones básicas, irreducibles a otros elementos. Estos modelos han sido ampliamente utilizados para explorar las diferencias entre emociones. Por su parte, los modelos constructivistas apoyados por investigadores que también han contribuido a la perspectiva dimensional, como Lisa Feldman Barrett y James Russell, rechazan la existencia de emociones básicas fijas. Las experiencias afectivas son concebidas como construcciones psicológicas que dependen de una variedad de factores, incluidos el conocimiento previo, las expectativas, el contexto sociocultural y el ambiente. Estos modelos han sido más empleados para entender los procesos que producen las emociones como resultado de la interacción de dichos factores.

³ La ortogonalidad implica que las dimensiones de valencia y *arousal* no están correlacionadas entre sí, lo que supone que cada una puede variar de manera independiente de la otra. Sin embargo, no existe consenso con respecto a la relación entre ambas dimensiones, siendo posible encontrar diferentes propuestas en la literatura (Kuppens et al., 2013). Un reciente estudio con una amplia muestra multicultural (N=8.590) ha arrojado luz sobre este debate, al encontrar que la dimensión de *arousal* aumenta cuando la valencia es positiva, pero no se observa cuando la valencia es negativa (Yik et al., 2023).

⁴ En este contexto, el término *arousal* (también conocido como activación o energía), hace referencia al *arousal* subjetivo, emocional o afectivo, que se desprende de los autorregistros, para así diferenciarlo del *arousal* fisiológico o corporal, que se detecta mediante medidas psicofisiológicas como la frecuencia cardíaca o la conductancia cutánea (Scherer, 2005).

parte, el análisis de componentes principales de los autoinformes de los estados afectivos actuales de 343 participantes.

Posteriormente, Watson y Tellegen (1985) aplicaron un análisis factorial sobre datos de autoinforme de estudios previos y de su propia investigación. Un alto nivel de convergencia entre diferentes soluciones factoriales dio como resultado un modelo de dos dimensiones unipolares e independientes, que inicialmente denominaron *positive affect* (PA) y *negative affect* (NA)⁵. Su modelo es realmente una variación del modelo psicométrico de Russell tras una rotación de ejes en torno a 45 grados (Yik et al., 1999). Tras esta rotación, PA se alinea con estados de alta valencia y alta activación, lo que implica sentimientos intensamente positivos y energizantes, como el entusiasmo por la vida. Por otro lado, NA se asocia con estados de baja valencia y alta activación, indicando estados emocionales intensamente negativos pero igualmente activos, como sentirse molesto o desagradablemente activado.

Otro autor que defiende la bidimensionalidad del afecto es Robert E. Thayer (1989). Su modelo se basó en el análisis factorial de datos de autoinforme obtenidos mediante listas de adjetivos de activación-desactivación. El modelo postula dos dimensiones bipolares y separadas, pero interrelacionadas, de *arousal*: *energetic arousal* (EA) y *tense arousal* (TA). Apoyándonos de nuevo en el solapamiento de este modelo con el modelo propuesto por Russell (Yik et al., 1999), la dimensión EA se extiende desde estados afectivos poco activantes y desagradables (p.ej., *tiredness*) hasta estados muy activantes y agradables (p.ej., *energy*). Un nivel alto de EA indica la predisposición o motivación para movernos y actuar, por ello Thayer (2012) se refería a este eje como *go system*. Esta dimensión se asocia con el sistema biológico y se ve influenciada por factores como la nutrición, el sueño, la actividad física o el estrés, entre otros. Por su parte, la dimensión TA abarca desde estados afectivos poco activantes y agradables (p.ej., *calmness*) hasta estados muy activantes y desagradables (p.ej., *tension*). Una TA alta predispone a la precaución, la espera o la detención ante la percepción de

⁵ Las dos dimensiones dominantes, *positive affect* (PA) y *negative affect* (NA), encontradas por Watson y Tellegen (1985) eran bipolares. La dimensión PA iba desde el afecto agradable de alta activación hasta el afecto desagradable de baja activación, mientras que la dimensión NA, lo hacía desde el afecto desagradable de alta activación hasta el afecto agradable de baja activación. Sin embargo, Watson y Tellegen consideraban que una experiencia afectiva implica cierto nivel de *arousal*, por lo que solo el extremo de cada dimensión caracterizado por una alta activación podía describirla. Por esta razón, ambas dimensiones fueron posteriormente renombradas como *positive activation* y *negative activation* (Watson et al., 1999).

peligro, real o imaginario. Thayer (2012) se refería a ella como *stop system*, y lo asoció más a la influencia de procesos motivacionales.

Modelos tridimensionales

Dentro del marco de los modelos dimensionales utilizados para analizar la estructura del afecto, es relevante destacar la existencia de perspectivas tridimensionales que trascienden a los ampliamente utilizados modelos bidimensionales. La idea de estructura afectiva tridimensional fue propuesta precisamente por Wilhelm Wundt (1897), pionero de los modelos dimensionales, y ha sido apoyada especialmente por parte de investigadores europeos (Matthews et al., 1990; Sjöberg et al., 1982; Wilhelm & Schoebi, 2007). La tradición tridimensional cuenta con un sólido respaldo empírico basado en análisis factoriales repetidos de listas de adjetivos (Schimmack & Grob, 2000; Schimmack & Reisenzein, 2002). También cuenta con herramientas propias diseñadas para medir el afecto ([Tabla 1.1](#)).

Los modelos tridimensionales del afecto proponen tres dimensiones afectivas básicas y bipolares: *pleasure-displeasure*, *awake-tiredness* y *tension-relaxation*. Dichas dimensiones están correlacionadas entre sí pero pueden variar por separado unas de otras, descartando la ortogonalidad (independencia) como una de sus características esenciales (Schimmack & Grob, 2000). La dimensión *pleasure-displeasure* correlaciona positivamente con la dimensión *awake-tiredness* y negativamente con la dimensión *tension-relaxation*. La combinación de las tres dimensiones proporciona información valiosa que se pierde en los modelos bidimensionales. Concretamente, una estructura bipolar informa acerca de si el nivel de activación es alto o bajo. Sin embargo, la estructura tridimensional permite diferenciar si un nivel de activación alto se experimenta de forma agradable (p.ej., *awake*) o desagradable (p.ej., *tension*), o si una baja activación se experimenta de forma placentera (p.ej., *relaxation*) o con disgusto (p.ej., *tiredness*).

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Tabla 1.1. Instrumentos de medida de la estructura del afecto derivados de los modelos dimensionales.

Modelos	Instrumento	Ítems	Referencia
Bidimensionales	Affect Grid	1	Russell et al., 1989
	PANAS	20	Watson et al., 1988
	AD-ACL	20	Thayer, 1986
Tridimensionales	UMACL	24	Matthews et al., 1990
	MDBF	24	Steyer et al., 1997

AD-ACL: Activation-Deactivation Adjective Checklist; MDBF: Multidimensional Mood State Questionnaire; PANAS: Positive Affect and Negative Affect Scale; UMACL: UWIST⁶ Mood Adjective Checklist

Relación entre afecto positivo y afecto negativo

La conceptualización realizada por los modelos revisados anteriormente conlleva otro debate fundamental sobre la estructura del afecto: la controversia sobre la relación existente entre afecto positivo (PA) y afecto negativo (NA). ¿Son PA y NA extremos de un mismo continuo, es decir, excluyentes entre sí, o son dimensiones independientes que pueden darse simultáneamente? ¿Sentirnos más felices, conlleva sentirnos menos tristes, y viceversa? o ¿podemos sentirnos felices y tristes al mismo tiempo? Conocido en la literatura como debate bipolar-bivariado o también estudiado bajo el término *mixed emotions*⁷, la controversia surgida hace casi 60 años (Bradburn, 1969) continúa hasta nuestros días (Moore & Martin, 2022).

Este debate ha derivado en el desarrollo de dos ramas teóricas, ambas con un sólido respaldo empírico (Reich et al., 2003). Los defensores de la hipótesis bipolar (Green et al., 1993; Russell, 2017; Russell & Carroll, 1999; Steyer & Riedl, 2004; Yik, 2007), mantienen que PA y NA son polos opuestos de una única dimensión y por lo tanto se excluyen mutuamente. El aumento de PA va acompañado de la disminución de NA, y viceversa. Los teóricos que defienden la hipótesis de independencia (Cacioppo & Berntson, 1999; J. T. Larsen, 2017; Watson

⁶ University of Wales Institute of Science and Technology.

⁷ La terminología en este campo es variada y confusa. Sin embargo, la mayor parte de la bibliografía sobre ciencias afectivas utiliza el término *mixed emotions* para referirse a experiencias emocionales positivas y negativas simultáneas (Moore & Martin, 2022).

& Tellegen, 1999), sostienen que PA y NA son dos dimensiones separadas y no correlacionadas. Cambios en PA proporcionan poca información sobre cambios en NA, y viceversa. En este caso, ambas dimensiones podrían experimentarse simultáneamente, motivo por lo que esta aproximación se conoce también como bivalente o co-ocurrente.

Muchos han sido los intentos de encontrar puntos en común entre ambas perspectivas. J.A. Russell, reconocido defensor de la hipótesis bipolar, ofrece varias explicaciones a la posibilidad de simultaneidad entre PA y NA (Russell, 2017). Su enfoque destaca la importancia de usar una terminología más específica para evitar la confusión conceptual y se centra en diferenciar los componentes de la reacción afectiva típica: el afecto central (CA, del inglés *core affect*), la percepción de la calidad afectiva (PAQ, del inglés *perception of affective quality*), y la meta-experiencia emocional (EME, del inglés *emotional meta-experience*). CA representa la experiencia subjetiva de sentirse bien o mal, y que subyace a cualquier episodio cargado emocionalmente, mientras que PAQ implica realizar juicios sobre aspectos, tanto positivos como negativos, del estímulo que provoca el CA. CA y PAQ suelen ir en la misma dirección (p.ej., me siento bien cuando escucho música agradable). Sin embargo, también pueden separarse (p.ej., me gusta asustarme con una película de terror). EME se refiere a la categorización que hace una persona de su estado actual de acuerdo con el guión mental que tiene asociado a una emoción específica (p.ej., tener una meta-experiencia emocional de tristeza es percibir que el estado actual que se está experimentando se parece al guión mental de la tristeza). Russell (2017) propone posibles explicaciones para la experiencia de emociones mixtas, que incluyen cambios rápidos en CA, la presencia de múltiples PAQs, o la categorización de experiencias afectivas basadas en EME.

Entre los autores que defienden la existencia de la simultaneidad afectiva, algunos han profundizado en la idea de que la relación entre PA y NA no es fija, sino que varía en un continuo que va desde la independencia hasta la bipolaridad afectiva, y esta característica difiere entre las personas y dentro de una misma persona (Ong et al., 2017). Estas ideas se fundamentan en el modelo dinámico del afecto (Zautra et al., 2002), el cual postula que en condiciones normales, PA y NA pueden experimentarse por separado y de manera simultánea, pero en periodos o

situaciones de estrés su relación se volvería bipolar. Este cambio en el espacio afectivo, de independiente a bipolar, se ha asociado con peores resultados en salud mental, como síntomas depresivos (Dejonckheere et al., 2018) o el trastorno límite de la personalidad (Coifman et al., 2012).

1.2. La dinámica afectiva

Una de las características definitorias de las experiencias afectivas es su naturaleza dinámica. Nuestro afecto está sujeto a cambios constantes, en respuesta a acontecimientos externos (Koval et al., 2015) o procesos reguladores internos (R. J. Larsen, 2000), a veces graduales en el curso de largos períodos de tiempo y otras más abruptos en horas, minutos o incluso segundos. El estudio de la dinámica afectiva⁸ tiene como objetivo conocer los patrones que subyacen a las fluctuaciones del afecto, los mecanismos involucrados y su implicación en el funcionamiento psicológico (Kuppens, 2015). El interés en este área de estudio tiene sus inicios documentados entre 1920 y 1930 (Cason, 1931; Dysinger, 1938; Flügel, 1925). Durante las siguientes décadas muchos han sido los esfuerzos por conocer la naturaleza y las características de la dinámica afectiva (Dorland & Brinker, 1973; Eid & Diener, 1999; Huba et al., 1976; R. J. Larsen, 1987; Larson et al., 1980; Wessman et al., 1960). En la actualidad, el boom tecnológico de principios del s. XXI que ha derivado en el uso generalizado de teléfonos móviles y el desarrollo de aplicaciones personalizadas, ha facilitado la implementación del enfoque dinámico, dando lugar a una oleada de estudios que analizan los aspectos temporales del afecto en el día a día de las personas.

Los estudios que investigan algún aspecto del afecto a lo largo del tiempo tienen protocolos muy variados, lo que dificulta la comparación de resultados entre estudios, contribuyendo al problema de la replicabilidad y obstaculizando el progreso de la ciencia en este ámbito (Brose et al., 2020; Pirla et al., 2023). ¿Qué se debe considerar a la hora de estudiar la dinámica afectiva? Aunque la respuesta a esta pregunta dependerá del objetivo de la investigación, hay algunas cuestiones básicas a considerar en relación al enfoque de investigación, al procedimiento de

⁸ El término “dinámica afectiva” parece ser el más común en la literatura para referirse al estudio de los patrones temporales del afecto, pero también se conoce como el estudio de la “variabilidad afectiva” (Larson et al., 1980). Sin embargo, variabilidad afectiva aparece en la literatura también con otra acepción que se refiere a una medida o índice específico (Eid & Diener, 1999; Murray et al., 2002), que suele calcularse con los estadísticos de la desviación estándar o de la varianza (ver [Tabla 1.3](#)). Otro término encontrado en la literatura para referirse a la dinámica temporal de la respuesta afectiva y al estudio de sus parámetros es “cronometría afectiva” (Davidson, 1998).

recogida de datos afectivos, a las características del instrumento de medición y a las medidas estadísticas utilizadas.

Enfoque de investigación

Ante una misma situación, dos personas pueden sentir dos experiencias afectivas diferentes (Kuppens et al., 2017), incluso una misma persona puede sentir diferentes experiencias ante dos situaciones similares (Erbas et al., 2019). Lo mismo ocurre con las trayectorias afectivas registradas durante un periodo de tiempo, que pueden mostrar características singulares, tanto entre personas como dentro de una misma persona (Davidson, 1998; Kuppens et al., 2007, 2013). Por tanto, una cuestión básica a la hora de estudiar la dinámica afectiva es contemplar estas diferencias individuales en la estructura momentánea del afecto y en los patrones afectivos a lo largo del tiempo.

El enfoque idiográfico, tiene como objetivo estudiar la variabilidad intraindividual o dentro de la persona. Tradicionalmente, ha estado unido al estudio de caso o de pequeños grupos, debido a sus exigentes requisitos metodológicos de medidas repetidas de un mismo individuo a lo largo del tiempo, resultando difícil su aplicación a muestras más amplias. Wessman et al. (1960) fueron unos de los primeros en realizar un estudio que implementaba la aproximación idiográfica al estudio de las fluctuaciones afectivas en una muestra de 25 estudiantes, que registraron sus autoevaluaciones de afecto cada noche. Actualmente, los dispositivos electrónicos portátiles (relojes inteligentes, ordenadores de bolsillo o teléfonos móviles) han permitido la recolección de datos de forma individualizada favoreciendo la implementación del enfoque idiográfico. Por nombrar algunos ejemplos, Wichers et al. (2012) realizaron un estudio que incluyó 610 participantes que registraron su estado afectivo utilizando un reloj digital y un cuadernillo, 10 veces durante 5 días consecutivos; o en un estudio llevado a cabo por Winter et al. (2020), contaron con la participación de 1152 personas que recibían notificaciones a través de mensajes de texto en sus teléfonos móviles personales, 4 veces al día durante 13 días consecutivos.

El enfoque idiográfico se puede complementar con el enfoque nomotético, que consiste en estudiar la variabilidad entre personas. En otras palabras, conocer los patrones afectivos a nivel individual permite analizar las diferencias entre

personas y encontrar perfiles afectivos a los que se ajusten los datos individuales en busca de generalizaciones y agrupación por clusters (Ong & Zautra, 2015). Este enfoque ha sido aplicado con especial interés en el contexto de la psicopatología, donde se han dedicado muchos esfuerzos a comprender los patrones afectivos disfuncionales en condiciones clínicas en comparación con controles sanos (p.ej., Nelson et al., 2018; Thompson et al., 2012). Los perfiles afectivos en población general también han sido estudiados bajo este enfoque (p.ej., Winter et al., 2020).

Procedimiento de recogida de datos

Teniendo en cuenta que el afecto va cambiando a lo largo del tiempo, tanto de forma progresiva, como en el caso de los estados de ánimo, como abrupta, aspecto más característico de las emociones, son necesarios datos que permitan captar dinámicas en una gama amplia de procesos afectivos. Los datos longitudinales intensivos (ILD, del inglés *intensive longitudinal data*), a diferencia de otros datos longitudinales, se caracterizan por un registro más frecuente, proporcionando mayor cantidad de medidas por individuo y más próximas en el tiempo (Hamaker et al., 2018). A pesar del uso extendido de los ILD, las diferencias en los protocolos (tasas de muestreo y duración) entre estudios que incluyen algún aspecto de la dinámica afectiva se evidencia al revisar la literatura⁹ ([Tabla 1.2](#)). Por nombrar algunas diferencias más llamativas, hay estudios que registran el estado afectivo de forma muy intensa en un periodo corto de tiempo (p.ej., Koval & Kuppens (2012) registran el afecto cada 15 minutos durante 12 horas, o Jones et al. (2023) que lo hacen cada 45 minutos durante dos días); mientras que otros estudios duran años y registran el afecto de una forma más dispersa (p.ej., Murray et al. (2002) registraron datos afectivos dos veces al año durante dos años; o Bonsall et al. (2012) que solicitaban un registro semanal durante un periodo de 220 semanas).

⁹ Un total de 24 estudios han sido escogidos tras una extensa revisión de la literatura en este campo y siguiendo los siguientes criterios: 1. En su título debía aparecer alguna referencia a aspectos temporales del afecto (p.ej. *affect dynamics*, *mood fluctuation*, *affect fluctuations*, *affective change*, *emotion dynamics*, *mood variability*, *emotional inertia*, *emotional switching*, etc.); 2. Estar publicados entre 2012 y 2022; 3. La muestra debía estar formada por población adulta y al menos una parte ser controles sanos; 4. Debían ser estudios EMA o ESM, esto es que la experiencia afectiva se registrara en el contexto cotidiano de la persona y en tiempo real; 5. La duración del estudio debía ser mínimo de dos días consecutivos; 6. Se tuvo en cuenta el índice de impacto de la revista en el momento de su publicación.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Tabla 1.2. Resumen metodológico de algunos de los estudios sobre dinámica afectiva más significativos de 2012 a 2022.

Estudio	Protocolo			Instrumento de medida					Dispositivo
	N	TM	Días	Ítems		Formato respuesta			
Thompson et al., 2012	106	8	7	11	Sad, anxious, angry, frustrated, ashamed, disgusted, guilty, happy, excited, alert, active	Likert	U	1-4	Hand-held electronic device
Grühn et al., 2013	109	5	7	20	Items from the PANAS	Likert	U	1-5	Palmtop
Koval et al., 2013	95	10	7	6	Happy, relaxed, sad, depressed, anxious, angry	VAS	U	1-100	Palmtop
Jacobs et al., 2013	251	10	5	10	Insecure, lonely, anxious, low, guilty, suspicious, cheerful, content, energetic, enthusiastic	Likert	U	1-7	Digital wristwatch + booklet
Stavrakakis et al., 2015	20	3	30	14	Talkative, enthusiastic, confident, cheerful, energetic, satisfied, happy, tense, anxious, distracted, restless, irritated, depressed, guilty	Likert	U	1-7	Hand-held electronic device
Koval et al., 2015	200	10	7	4	Angry, sad, anxious, depressed	VAS	U	0-100	Smartphone
Bornas et al., 2015	32	3	50	2	Bad-good; relaxed-anxious	VAS	B	0-100	Online tool
Houben, Vansteelandt, et al., 2016	64	10	8	1	Item from the Affect Grid	VAS	B	0-100	Palmtop
Keng & Tong, 2016	390	18	2	15	Amusement, anger, contentment, disgust, fear, frustration, guilt, hope, gratitude, joy, love, pride, sadness, serenity, shame	Likert	U	1-7	Palmtop
Tsanas et al. 2016	130	1	100	6	Anxious, elated, sad, angry, irritable, energetic	Likert	U	1-7	Participants' phone (app)
Lamers et al., 2018	287	4	14	2	Happy-sad; calm-anxious	Likert	B	1-7	PDA
Nelson et al., 2018	80	10	4	10	Sadness, fear, anger, rage, guilt, shame, disgust, joy, even temper, satisfaction	VAS	U	0-100	Smartphone

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Tabla 1.2. Continuación

Carr et al., 2018	54	10	4	6	Anxious, elated, sad, angry, irritable, energetic	Likert	U	0-6	Participants' phone (app)
Jenkins et al., 2018	83	4	13	12	Jittery, nervous, unhappy, sad, active, intense, enthusiastic, lively, happy, cheerful, relaxed, calm	Likert	U	0-4	Palmtop
Rowland et al., 2018	125	6	40	8	Happy, excited, relaxed, satisfied, anxious, angry, depressed, sad	VAS	U	0-100	Participants' phone (software)
Iijima et al., 2018	46	10	6	5	Items from the tension-anxiety scale of the POMS	Likert	U	0-4	Participants' phone (email)
Heininga et al., 2019	87	10	7	3	Euphoric, happy, relaxed	VAS	U	0-100	Smartphone
Bernstein et al., 2019	76	5	5	4	Cheerful, content, sad, anxious/worried	VAS	U	0-100	Participants' phone (app)
Winter et al., 2020	1152	4	13	2	Positive and negative	Likert	U	1-9	Participants' phone (text messages)
Schoevers et al., 2020	365	5	14	13	Satisfied, relaxed, upset, cheerful, irritated, listless, down, energetic, enthusiastic, nervous, bored, calm, anxious	Likert	U	1-7	Participants' phone (text messages)
Wen et al., 2020	95	5	7	9	Anxious, depressed, angry, bored, sad, happy, relaxed, active, interested	Likert	U	0-7	Participants' phone (app)
Ortiz et al., 2021	90	2	90	3	Sad-happy , relaxed-tense, tired-energetic	VAS	B	1-9	Paper
Burr et al., 2021	122	3	10	8	Happy, calm, enthusiastic, sad, dull, fearful, quit, aroused	Likert	U	1-5	Participants' phone (text messages)
Wirth et al., 2022	94	20	6	1	Negative-Positive	VAS	B	-3-+3	Participants' phone (link)

TM: tasa de muestreo al día; B: bipolar; U: unipolar; PANAS: Positive Affect and Negative Affect Scale; POMS: Profile of Mood States (McNair et al., 1971); VAS: visual analogue scale

Ante esta variedad metodológica es fácil que surjan preguntas del tipo ¿cuánto deben durar las observaciones para captar con precisión el estado afectivo medio o la propensión a experimentar cambios afectivos? ¿Qué tasa de muestreo deben tener dichas observaciones? Nuevamente, las respuestas a estas preguntas dependerán de los objetivos de estudio. Sin embargo, Pirla y colaboradores (2022) han desarrollado un framework para el estudio de la dinámica afectiva, que permite calcular el tamaño del efecto introduciendo la frecuencia en la tasa de muestreo y la duración del estudio, además del tamaño de la muestra.

Otro aspecto importante a considerar en la recogida de datos afectivos a lo largo del tiempo, además de la frecuencia y la duración, es su validez ecológica. Las técnicas conocidas bajo el término de metodología de muestreo de experiencias (ESM, del inglés *experience sampling method*; Larson & Csikszentmihalyi, 1983) o evaluación ecológica momentánea (EMA, del inglés *ecological momentary assessment*; Stone & Shiffman, 1994) permiten el registro en tiempo real de experiencias autoinformadas en la vida cotidiana de las personas. De este modo, se evita el sesgo de informes retrospectivos basados en información recordada que se sabe distorsiona la valoración de las experiencias pasadas (Lucas et al., 2021; Robinson & Clore, 2002). Además, este tipo de metodologías posibilitan el muestreo de características del entorno que puede cambiar con el tiempo y ser importante para explicar la variación en el proceso estudiado. De nuevo, el desarrollo de diferentes dispositivos portátiles ha favorecido la aplicación del ESM y de la EMA, facilitando el registro de datos ecológicamente válidos. Cada vez más estudios (ver [Tabla 1.2](#)) hacen uso de los teléfonos móviles personales de los participantes para el envío de emails o mensajes, o la instalación de aplicaciones desarrolladas específicamente para conocer el estado afectivo de las personas (p.ej., Bailon et al., 2019; Tsanas et al., 2016). De esta manera, se minimiza el esfuerzo por parte del encuestado y se facilita una recogida de datos rápida y a gran escala. Por ejemplo, en un estudio realizado por Lathia et al. (2017) 10,889 participantes registraron sus experiencias afectivas a través de una aplicación especialmente diseñada; o Pirla et al. (2022), analizaron los datos afectivos de una muestra de 7,016 personas que se descargaron una aplicación móvil dedicada a medir diversos aspectos del bienestar.

Características del instrumento de medición

Los modelos dimensionales del afecto aportan instrumentos de medidas específicos (ver [Tabla 1.1](#)), sin embargo a la hora de estudiar el afecto a lo largo del tiempo, es habitual adaptar los ítems y el formato de respuesta a las necesidades técnicas del estudio. Esta adaptación personificada da lugar a una amplia variedad de términos o descriptores emocionales utilizados como ítems para medir la experiencia afectiva (ver [Tabla 1.2](#)). Sin embargo, la falta de claridad respecto a la justificación conceptual o analítica en la selección de dichos ítems está resultando controvertida (Brose et al., 2020). El tipo de datos recogidos condiciona la interpretación de los resultados, por lo que debe hacerse de acuerdo con las premisas de un determinado modelo teórico y no al revés. Por poner un ejemplo, la medida de experiencia afectiva más empleada es el PANAS (vinculado al modelo de Watson & Tellegen, 1985), que se utiliza incluso en estudios que pretenden (explícitamente o no) evaluar todo el dominio afectivo. Sin embargo, el PANAS se centra en estados afectivos con alta activación y, por tanto, no es apropiado para evaluar experiencias afectivas caracterizadas por una baja activación (Barrett & Russell, 1999; Ekkekakis, 2012).

El formato de respuesta para evaluar los descriptores afectivos también varía de unos estudios a otros (ver [Tabla 1.2](#)). Los dos tipos de escalas más comúnmente utilizadas son la deslizante o visual analógica (VAS, del inglés *visual analogue scale*) y la de puntos o tipo Likert. Ambas escalas pueden ser unipolares, se basan en la ausencia o presencia de una sola entidad (p.ej. Evaluar cómo de feliz te sientes en este momento, en un rango de “nada en absoluto” a “extremadamente”); o bipolares, muestran términos opuestos en sus extremos y un punto intermedio (p.ej., Evaluar cómo te sientes en este momento, en un rango que va de “muy mal” a “muy bien”). La diferencia fundamental entre estos dos tipos de escala es que la VAS tiene un rango de respuesta continuo frente al rango de respuestas discretas de la escala Likert. Existe evidencia que apuntan a cierta superioridad de la VAS respecto a la escala Likert a la hora de medir cambios a lo largo del tiempo (Pfenning et al., 1995).

Medidas e índices estadísticos

Los primeros estadísticos que fueron empleados para caracterizar series temporales afectivas, fueron los valores promedio de afecto y su varianza (Cason, 1931; Dysinger, 1938; Flügel, 1925). Estos estadísticos descriptivos se establecieron como las dos dimensiones independientes y fundamentales de la estructura temporal del afecto, siendo etiquetas respectivamente como “nivel hedónico medio” y “variabilidad hedónica” (Wessman et al., 1960). Aunque las métricas del afecto promedio y su varianza se utilizan con frecuencia en estudios que abordan la dinámica afectiva, ambas son medidas estáticas o no dependientes del tiempo, ya que no son sensibles al patrón de los cambios afectivos momento a momento. Es como intentar apreciar la complejidad de una danza emocional a través de una sola fotografía. Durante la década de los 80 y principio de los 90, se empezaron a utilizar índices que sí tenían en cuenta el orden temporal de las mediciones afectivas, como la media de las diferencias cuadráticas sucesivas (MSSD) o el coeficiente de autocorrelación, que se emplean para calcular otras dos medidas muy populares en el estudio de la dinámica afectiva, conocidas como “inestabilidad afectiva” e “inercia emocional”, respectivamente. En la [Tabla 1.3](#) se muestra información detallada de las medidas mencionadas.

Además, en las últimas décadas han proliferado medidas adicionales que tratan de captar diferencias individuales en la dinámica del afecto. Por ejemplo, la “diferenciación emocional” se refiere a la tendencia de una persona a identificar, etiquetar y reportar una mayor variedad de emociones discretas (Kashdan et al., 2015). Cuando se estudia a nivel intraindividual, se conoce como “granularidad emocional” y se calcula mediante la correlación intraclase (p.ej., Barrett et al., 2001). Cuando se estudia a través de distintas situaciones, se conoce como “emodiversidad” y se emplean el coeficiente GINI o la entropía de Shannon para su cálculo (p.ej., Benson et al., 2018; Quoidbach et al., 2014). Otra medida ampliamente estudiada es el “dialecticismo emocional”¹⁰ o la tendencia de una persona a experimentar simultáneamente estados afectivos de valencia opuesta (sentimientos o emociones mixtas). Suele calcularse mediante el coeficiente de correlación entre afecto positivo y negativo (p.ej., Dejonckheere et al., 2018).

¹⁰ El dialecticismo emocional también se encuentra en la literatura bajo la etiqueta de “bipolaridad afectiva”. En este último caso, se resalta la tendencia a experimentar el afecto positivo y el negativo de forma polarizada como opuestos bipolares.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Tabla 1.3. Medidas e índices más utilizados en el estudio de la dinámica afectiva

Dependiente del tiempo	Medida dinámica afectiva	Definición	Índice ¹¹	Ecuación matemática	Interpretación
NO	Promedio	Tono afectivo medio de una persona durante un periodo de tiempo	Media	$M = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$	Promedio de los valores afectivos
	Variabilidad ¹²	Cantidad de cambio en la intensidad de las fluctuaciones afectivas en relación con su valor medio durante un periodo de tiempo	Varianza o desviación estándar	$Varianza = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - M)^2}{n - 1}$	Media de los cambios respecto al valor promedio afectivo
SI	Inestabilidad	Fluctuaciones frecuentes e intensas en la experiencia afectiva de una persona a lo largo del tiempo	MSSD o RMSSD	$MSSD = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{i+1} - X_i)^2}{n - 1}$	Media de los cambios entre observaciones sucesivas de afecto
	Inercia	Resistencia al cambio en la experiencia afectiva de una persona de un momento al siguiente	Autocorrelación	$ACORR = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - M)(X_{i+1} - M)}{\sum_{i=1}^n (X_i - M)^2}$	Correlación entre observaciones sucesivas de valores afectivos

MSSD: media de las diferencias cuadráticas sucesivas; *RMSSD*: raíz cuadrada de *MSSD*; X_i : valor de la experiencia afectiva en el momento i de la serie temporal; M : media de los valores de las experiencias afectivas; n : número total de puntos de datos en la serie temporal.

¹¹ Hay otros índices que se emplean para el cálculo de las diferentes medidas. Por ejemplo, para la variabilidad afectiva, también se utiliza la varianza o desviación estándar relativa (Mestdagh et al., 2018), y para la inestabilidad afectiva también se emplean índices como el PAC (*probability of acute change*) o el TKEO (*Teager-Kaiser energy operator*) (Pirla et al., 2023).

¹² En la literatura es posible encontrar el uso intercambiable de los términos variabilidad afectiva e inestabilidad afectiva. Por ejemplo, hay estudios que utilizan el índice *within-person variance* como medida de inestabilidad afectiva (Eid & Diener, 1999; Larson et al., 1980). Sin embargo, la varianza es un índice que no tiene en cuenta la sucesión de ocasiones de medida (dependencia temporal), una faceta básica de la inestabilidad afectiva.

1.3. La dinámica afectiva y el bienestar psicológico

El afán por desarrollar diferentes medidas e índices se basa en poder cuantificar aspectos únicos de la dinámica afectiva, que puedan aportar información novedosa y relevante sobre el bienestar de las personas. Esta información puede ayudar a identificar patrones afectivos patogénicos, predecir la gravedad y la trayectoria de los síntomas psicopatológicos o el desarrollo de nuevos trastornos, y abrir una ventana a la mejora de la toma de decisiones respecto a los tratamientos psicológicos (Bosley et al., 2019; Panaite et al., 2020; Sperry et al., 2020; Wichers et al., 2010). Particularmente, la nueva generación de terapias basadas en procesos, reconocen el dominio afectivo como una de las seis dimensiones fundamentales a tener en cuenta en el proceso terapéutico (Hofmann & Hayes, 2019). En la literatura científica, muchos son los estudios que tratan de conocer qué patrones temporales de cambio afectivo son característicos de condiciones psicopatológicas (Scott et al., 2020; Trull et al., 2015). Especial interés han despertado por su gran componente afectivo, el trastorno depresivo mayor y el trastorno bipolar (Nelson et al., 2018; Pe et al., 2015; Stapp et al., 2023; Thompson et al., 2012). Sin embargo, también existen investigaciones sobre características de las fluctuaciones afectivas en condiciones clínicas de otra índole, como el trastorno límite de la personalidad (Houben, Vansteelandt, et al., 2016), los trastornos de ansiedad (Bowen et al., 2004, 2006; Lamers et al., 2018; Schoevers et al., 2020), la esquizofrenia (So et al., 2023), e incluso en problemas de salud física (Jenkins et al., 2023; Jones et al., 2023).

De forma complementaria, conocer la relación entre dinámica afectiva y bienestar psicológico permite caracterizar los patrones de cambios afectivos que hay detrás del funcionamiento psicológico saludable y el ajuste óptimo a las circunstancias cambiantes de la vida (Houben et al., 2015; Koval et al., 2015); o saber qué medidas de la dinámica del afecto pueden predecir eficazmente el florecimiento y el bienestar psicológicos (Dejonckheere et al., 2019; Wirth et al., 2022). En esta línea, el interés por conocer la dinámica afectiva en población que no está sujeta a ninguna condición clínica es otro objetivo de estudio que está ganando mucha fuerza dentro de este campo (Schepers et al., 2019; Winter et al., 2020).

Resultados contradictorios

En esta búsqueda de relaciones entre dinámica afectiva y bienestar psicológico, las diferencias entre protocolos, el uso intercambiable de términos o la variedad de medidas e índices existentes, han dado lugar a una serie de resultados contradictorios.

Uno de estos resultados, gira en torno a la ambigüedad teórica en relación a la adaptabilidad del cambio emocional, que se plantea bajo la pregunta ¿es la variabilidad afectiva la firma de un sistema regulador alterado, fuente de malestar psicológico; o por el contrario, es un marcador de adaptación psicológica que promueve el bienestar? Otro de los resultados contradictorios surge a raíz del reciente cuestionamiento acerca del valor informativo de las diferentes medidas de dinámica afectiva respecto al bienestar psicológico (Dejonckheere et al., 2019) y hace plantear otra duda, ¿existen medidas, además de la media y la varianza, que capturen información única de nuestra vida emocional que sea crucial para comprender el bienestar?

La variabilidad afectiva ¿mala o buena para el bienestar psicológico? (GAP 1)

En la literatura coexisten dos nociones contrapuestas respecto a la naturaleza adaptativa o desadaptativa de las fluctuaciones afectivas (Houben et al., 2015). Una considera los cambios emocionales como signo de labilidad, perjudicial para un funcionamiento óptimo e indicador de bajo bienestar psicológico. Otra considera que las fluctuaciones afectivas emanan de su función adaptativa y reflejan la flexibilidad y el ajuste a los constantes cambios de la vida diaria, características de salud mental y bienestar psicológico.

La idea de que los cambios afectivos son un indicador negativo de salud, se sustenta bajo principios propios de enfoques como el paradigma homeostático o la teoría del equilibrio dinámico (Chow et al., 2005; Headey & Wearing, 1989). Según estas aproximaciones los sistemas que controlan los parámetros fisiológicos o regulan nuestro comportamiento pretenden reducir la variabilidad para mantener constantes unos valores que se consideran óptimos para el funcionamiento del organismo. En el campo de la ciencia afectiva ha predominado la idea de que el estado ideal es el de estabilidad afectiva, con un rápido retorno a una línea de base

óptima tras una perturbación emocional (Kuppens et al., 2010). Los individuos con poca capacidad de regulación emocional tienen un afecto menos estable (esto es, más variable) y esto se ha relacionado con peores indicadores de bienestar psicológico (Bowen et al., 2006; Gruber et al., 2013; Peeters et al., 2006), y de salud física (Jenkins et al., 2023; Ong & Steptoe, 2020).

De forma alternativa, y menos frecuente, hay estudios que asocian la variabilidad afectiva con buen ajuste y un funcionamiento psicológico óptimo. Larson et al. (1980) compararon registros afectivos diarios de adolescentes y concluyeron que aquellos que mostraban una mayor variabilidad en sus datos afectivos no presentaban un mayor desequilibrio ni una peor adaptación. Cowdry et al. (1991) estudiaron las fluctuaciones del afecto en cuatro grupos y descubrieron que, en comparación con los participantes sanos, los pacientes deprimidos tenían un estado de ánimo más estable. Esta asociación entre una menor variabilidad afectiva y personas con trastorno depresivo ha sido encontrada en otros estudios (Golier et al., 2001; Wefelmeyer & Kuhs, 1996). Más recientemente, un meta-análisis ha descartado que la variabilidad afectiva sea un sello distintivo del neuroticismo, que estaría caracterizado únicamente por altos niveles medios de afecto negativo (Kaloerinos et al., 2020). Sus resultados llaman la atención, ya que este rasgo de la personalidad se ha utilizado con frecuencia como sinónimo de inestabilidad emocional. Estos hallazgos que desligan la variabilidad afectiva de condiciones clínicas, van en la línea de las ideas defendidas por el enfoque de la flexibilidad afectiva (Hollenstein et al., 2013; Pessiglione et al., 2023), entendida como la capacidad de cambiar las respuestas afectivas en función del contexto (de manera flexible) para satisfacer las demandas de circunstancias ambientales que cambian con frecuencia (Waugh et al., 2011). Los individuos más flexibles se adaptarían con éxito a las circunstancias cambiantes de la vida, favoreciendo el bienestar psicológico (Kashdan & Rottenberg, 2010).

Dos visiones contrapuestas en torno a la relación entre los patrones de cambio afectivo y el bienestar psicológico. A pesar de que algunos teóricos han intentado integrar ambas visiones, alegando diferencias conceptuales y metodológicas entre los términos de variabilidad y flexibilidad en el afecto (Hardy & Segerstrom, 2017; McKone & Silk, 2022), el debate sigue abierto.

Medidas de la dinámica afectiva ¿son las medidas no dependientes del tiempo (media y varianza) las más informativas sobre el bienestar psicológico? (GAP 2)

La proliferación de medidas e índices surge con la motivación de cuantificar diferentes aspectos de la dinámica afectiva, y poder caracterizar de una forma más completa y exhaustiva su relación con el bienestar psicológico. Sin embargo, algunas de las conclusiones alcanzadas se han visto empañadas por el solapamiento estadístico y la interdependencia existente entre las diferentes medidas de dinámica afectiva propuestas (Bos et al., 2019; Hisler et al., 2020; Houben & Kuppens, 2020; Koval et al., 2013; Wendt et al., 2020).

Dejonckheere et al. (2019) realizaron un meta-análisis con datos de series temporales de afecto provenientes de 15 estudios. Su objetivo era conocer cómo las medidas dinámicas de afecto¹³ se interrelacionaban empíricamente y cuáles de ellas se relacionaban con el bienestar psicológico independientemente de las demás. Los resultados mostraron interdependencias significativas entre las medidas, indicando que las medidas más complejas no añadían mucho valor al predecir diferencias individuales en el bienestar, más allá de los niveles medios y la varianza del afecto. Los autores destacan que la superposición entre medidas genera redundancia y puede dar lugar a un campo de investigación disperso, creando una falsa sensación de progreso científico.

1.4. La aportación del enfoque de los sistemas complejos al estudio de la dinámica afectiva

Esta tesis se fundamenta en la idea de que estudiar la dinámica afectiva bajo el prisma de los sistemas complejos abre una nueva ventana para profundizar en nuestra comprensión de los patrones temporales de afecto. Especialmente, nos interesa explorar si este enfoque puede ayudar a revelar información única y valiosa que contribuya a esclarecer los hallazgos contradictorios presentes en la literatura actual.

El estudio de los denominados sistemas complejos abarca una amplia gama de enfoques interdisciplinarios, incluyendo campos tan diversos como la física, la biología y las ciencias sociales. A su vez, esta aproximación engloba diversas

¹³ Las medidas incluidas fueron: media, desviación estándar, desviación estándar relativa, MSSD, autorregresión, correlación PA-NA, correlación intraclase, densidad de red y coeficiente Gini.

teorías, entre ellas las de los sistemas dinámicos, las redes, el caos y las catástrofes. Dichos marcos teóricos se han aplicado al análisis de sistemas tan variados como los mercados financieros, el cerebro o los ecosistemas (Scheffer et al., 2009). La característica común de todos estos sistemas es la presencia de bucles de retroalimentación no lineales, que dan lugar a fluctuaciones aparentemente aleatorias y comportamientos inesperados o impredecibles. Sin embargo, los avances en el estudio multidisciplinario de sistemas complejos han generado métodos analíticos y métricas específicas para caracterizar los patrones de fluctuaciones en estos sistemas, lo que nos ayuda a comprender su organización estructural-funcional y, en algunos casos, incluso predecir transiciones abruptas hacia estados alternativos (Scheffer et al., 2012). Algunos ejemplos de marcadores de complejidad son la invarianza de escala o variabilidad fractal, refiriéndose a la propiedad por la cual un sistema exhibe la misma estructura o patrones de comportamiento en distintas escalas (Goldberger et al., 2002), y la multiestabilidad caracterizada por la capacidad de un sistema para existir en múltiples estados estables, o atractores, ofreciendo una diversidad de configuraciones posibles en las cuales el sistema puede permanecer o entre las cuales puede alternar (Feudel, 2008). Estos marcadores definen la estructura constitutiva del sistema y su dinámica a lo largo del tiempo, confiriéndole unas propiedades únicas, tales como sensibilidad a las condiciones iniciales (Ehlers, 1995), memoria a corto y largo plazo de la variabilidad, autoorganización y adaptabilidad (Goldberger, 1996), flexibilidad o resiliencia (Dakos & Kéfi, 2022).

En las últimas décadas, se han introducido en el ámbito de la psicología modelos teóricos y herramientas analíticas provenientes de la ciencia de los sistemas complejos. Por ejemplo, hay estudios que investigan los patrones de cambio en terapia desde enfoques como el de los sistemas dinámicos no-lineales (A. M. Hayes et al., 2007) o el de las redes complejas (Hofmann et al., 2016). Otros constructos psicológicos estudiados bajo el foco de los sistemas complejos han sido la resiliencia (Kuranova et al., 2020; Pincus & Metten, 2010), el autoconcepto (Marks-Tarlow, 1999; Nowak et al., 2000) y la autoestima (Delignières et al., 2004).

En el campo de la dinámica afectiva, la aplicación del enfoque de los sistemas complejos no es una novedad. Diversas investigaciones han aplicado

conceptos y técnicas derivados de esta aproximación al estudio del afecto a lo largo del tiempo (p.ej., Bonsall et al., 2012; Hannah, 1990; Möller & Leittier, 1987; Ortiz et al., 2021; Schuldberg & Gottlieb, 2002; Woyshville et al., 1999; Yeragani et al., 2003). Nuestra contribución se centra en abordar las dos cuestiones inconclusas, previamente mencionadas, que relacionan la dinámica afectiva con el bienestar psicológico. A continuación, presentamos un resumen de estas ideas, que se desarrollarán en profundidad en los capítulos centrales de esta tesis.

La naturaleza variable del afecto y su relación con el bienestar psicológico desde el enfoque de los sistemas complejos (GAP 1)

Hasta hace poco el estudio tanto de la fisiología como de la conducta humana ha estado dominado por el paradigma de la homeostasis, como se comentó anteriormente. Un sistema homeostático está caracterizado por un valor promedio que se considera óptimo, mientras que la varianza alrededor de este valor promedio refleja el funcionamiento de mecanismos del sistema que se ponen en marcha tras una perturbación para devolverlo a su nivel óptimo. Desde este punto de vista, una gran variabilidad (dispersión) se considera algo negativo: por ejemplo, la incapacidad del sistema para absorber la presión del entorno y mantenerse cerca de los valores óptimos de funcionamiento. Sin embargo, en las últimas décadas, el desarrollo de la rama de las matemáticas no-lineales ha demostrado que incluso los sistemas simples con pocos componentes pero que interactúan de forma no-lineal (cuyo funcionamiento se describe mediante ecuaciones diferenciales no-lineales) pueden generar un comportamiento altamente irregular e impredecible (Schuldberg, 2015). Las investigaciones sobre sistemas dinámicos complejos y adaptativos apuntan que el comportamiento de estos sistemas puede presentar alta variabilidad intrínseca, no necesariamente asociada a factores externos ni a cambios lineales en mecanismos internos. Esto significa que, incluso en ausencia de presión externa, el sistema puede generar un patrón complejo de variabilidad no estacionaria, caracterizado por varios puntos de estabilidad o incluso la total ausencia de estos. Este tipo de patrón de variabilidad invalida la noción de homeostasis como función óptima y, en general, el uso de medidas como el valor promedio o medidas derivadas de la dispersión con respecto a este valor promedio, aplicables exclusivamente a señales estacionarias caracterizadas por una distribución normal. Los sistemas complejos

que exhiben una variabilidad no estacionaria han entrado recientemente bajo el microscopio de la física estadística, la ecología y las ciencias de la complejidad, que han desarrollado nuevos métodos para estudiar dichos sistemas y encontrar nueva información sobre su función y organización dinámica, previamente inaccesible. En esta investigación exploramos la posible aportación de la perspectiva de los sistemas complejos a la comprensión de la relación entre la naturaleza variable del afecto y el bienestar psicológico.

Desarrollo de nuevas métricas de la dinámica afectiva, basadas en el enfoque de los sistemas complejos, que capten aspectos únicos de su relación con el bienestar psicológico (GAP 2)

El meta-análisis llevado a cabo por Dejonckheere et al. (2019) sostiene que la literatura existente no puede establecer hasta ahora relaciones significativas e independientes entre la dinámica afectiva y el bienestar psicológico. Este meta-análisis incluye algunas medidas derivadas de la aproximación de los sistemas complejos, como el coeficiente de autorregresión empleado como señal de alerta temprana (*early warning signal*), un concepto derivado de la teoría de las catástrofes (Van de Leemput et al., 2014), o la densidad de la red emocional basada en el enfoque de redes complejas (Bringmann et al., 2013). Sin embargo, en esta tesis proponemos que nuevas métricas pueden surgir del estudio de la dinámica afectiva desde el enfoque de los sistemas complejos, que puedan aportar información sobre aspectos únicos que se esconden detrás del patrón afectivo, y su relación (independiente) con el bienestar psicológico.

Cabe insistir en que las características que hacen único a nuestro mundo afectivo lo vuelven equiparable a otros sistemas complejos. Es dinámico; su continuo ir y venir, es una cuestión ampliamente aceptada (Kuppens, 2015). Es abierto; está influenciado por múltiples factores: el sueño y el ritmo circadiano (Golder & Macy, 2011), el ciclo menstrual (Meers & Nowakowski, 2020; Pierson et al., 2021), el contacto social (Krämer et al., 2023; Vogel et al., 2017), la actividad física (Bernstein et al., 2019; Lathia et al., 2017), la dieta (Arab et al., 2019), los factores climáticos (Hirakawa & Terao, 2021), y hasta el mercado de valores tiene su efecto en nuestros estados de ánimo (Lebedev et al., 2022). Además, nuestro sistema afectivo está interconectado con otros procesos cognitivos y fisiológicos,

como la *appraisal* (Kuppens et al., 2012), la memoria episódica (McClay et al., 2023), la rumiación (Hjartarson et al., 2021), la toma de decisiones (Taquet et al., 2016), o la tasa cardíaca (Petrova et al., 2021). La naturaleza compleja de nuestras emociones, estados de ánimo y cualquier fenómeno cargado de afectividad, puede encontrar en la ciencia de los sistemas complejos una ventana poco o nada explorada, que esconda información novedosa y valiosa sobre su dinámica, y su relación con el bienestar psicológico.

1.5. Objetivos de la tesis

El objetivo general de la presente tesis es profundizar y ampliar el conocimiento sobre la naturaleza y las características de la dinámica afectiva, y su relación con el bienestar psicológico, mediante la aplicación de enfoques basados en sistemas complejos. Particularmente queremos,

01. Explorar la presencia de dos marcadores de complejidad en el patrón de fluctuaciones del afecto: la invarianza de escala y la multiestabilidad.

02. Conocer si la presencia de estos indicadores en la dinámica afectiva aporta nuevas métricas que sean relevantes y que contribuyan a esclarecer los resultados paradójicos y las ambigüedades previamente encontradas en relación al bienestar psicológico.

Plan de investigación

El plan de investigación se organizó de la siguiente manera:

- Revisión de la literatura sobre la naturaleza y las características del afecto, con un enfoque especial en la dinámica afectiva, sus diversas formas de cuantificación y su relación con el bienestar psicológico (Capítulo 1).
- Diseño e implementación de una herramienta, basada en los principios de la evaluación ecológica momentánea, para la recolección de datos longitudinales intensivos de afecto y de indicadores de bienestar psicológico (Capítulo 2).
- Exploración del concepto de invarianza de escala en las series temporales afectivas autorregistradas, en relación a una serie de indicadores de bienestar psicológico (Capítulo 3).

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

- Exploración del concepto de multiestabilidad en el paisaje afectivo y su relación con una serie de indicadores de bienestar psicológico (Capítulos 4 y 5).
- Conclusión general sobre el impacto de la perspectiva de los sistemas complejos en la dinámica afectiva (Capítulo 6).

Hipótesis

La hipótesis principal de esta tesis se basa en la premisa de que la aplicación de conceptos, modelos teóricos y técnicas analíticas derivados del enfoque de los sistemas complejos puede contribuir a aclarar algunos resultados contradictorios existentes en el ámbito de la dinámica afectiva. Considerando la complejidad inherente a la naturaleza del afecto, sostenemos que este enfoque podría generar nuevos conocimientos sobre aspectos poco o nada explorados hasta el momento en la dinámica afectiva y su relación con el bienestar psicológico. Específicamente, formulamos tres hipótesis:

H1. La dinámica afectiva puede estar caracterizada por invarianza de escala, indicador de variabilidad que en el marco de los sistemas complejos se interpreta como flexibilidad y adaptabilidad. Según la evidencia preliminar, hipotetizamos que este perfil de variabilidad, conocido como fractal, será indicativo de un mejor ajuste y bienestar psicológico, ofreciendo más evidencia a la vertiente que asocia la variabilidad afectiva con resultados positivos (GAP 1, capítulo 3).

H2. La dinámica afectiva puede estar caracterizada por multiestabilidad, es decir, el patrón de fluctuaciones afectivas puede no tener un nivel promedio estable sino dos o más atractores con transiciones abruptas y frecuentes entre ellos. Aunque no existe evidencia previa, este comportamiento se ha asociado en otros sistemas a propiedades como la resiliencia, por lo que hipotetizamos que podría estar relacionado con el bienestar psicológico (GAP 1, capítulos 4 y 5).

H3. El estudio de la dinámica afectiva desde los fenómenos de la fractalidad y la multiestabilidad puede conducir al desarrollo de nuevas métricas que aporten información única en relación con el bienestar psicológico (GAP 2, capítulos 3, 4 y 5).

Estudios empíricos

Estudio 1

Este primer estudio se centró en la implementación y evaluación de una aplicación móvil personalizada, diseñada siguiendo los principios de la evaluación ecológica momentánea (EMA). La app permite monitorizar el afecto de los participantes en tiempo real y en sus contextos cotidianos. El desarrollo de esta herramienta fue posible gracias a la colaboración con un grupo de ingenieros del Centro de Investigación en Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones de la Universidad de Granada (CITIC-UGR) (Bailon et al., 2019, 2018). La fase de implementación de la app se realizó entre el 28 de marzo y el 21 de junio de 2020, coincidiendo con el brote de COVID-19 y las medidas de confinamiento asociadas. De todos los participantes en el estudio, un total de 44 personas proporcionaron datos durante 60 días consecutivos (Bailon et al., 2020), lo que permitió una evaluación detallada de la app en un contexto de uso real y prolongado.

Estudio 2

Este estudio se llevó a cabo en el seno de un proyecto más amplio, fruto de la colaboración con el grupo de ingenieros del CITIC-UGR. La participación en el estudio consistía en responder a una serie de preguntas enviadas a través de la app especialmente diseñada, la cual se instalaba en los teléfonos móviles personales de los participantes. La muestra (N=103) estaba compuesta por población general, seleccionada de forma estratificada para representar a la población española. Para explorar las hipótesis planteadas en esta tesis, se utilizaron los datos de la valencia afectiva, una de las dimensiones con las que se medía el afecto diario, que se registraba 6 veces al día. También se utilizaron los datos relativos a indicadores de bienestar psicológico, que se obtenían al principio del estudio a través de una serie de cuestionarios. La recogida de datos tuvo una duración de 29 días, del 16 de noviembre al 14 de diciembre de 2021.

Estudio 3

Los datos de este estudio fueron recogidos por un grupo de investigación alemán, liderado por el Prof. Stefan G. Hofmann, con el que se estableció una colaboración durante la estancia internacional llevada a cabo. El estudio empleó

metodología EMA, contó con una muestra de 60 estudiantes universitarios de Marburg (Alemania), y tuvo una duración de 21 días. La recogida de datos se llevó a cabo entre el 14 de septiembre y el 8 de diciembre de 2022. A través de una aplicación móvil, los participantes registraban, entre otros, datos sobre su afecto (5 veces al día) y varios indicadores de bienestar psicológico. El análisis de estos datos tuvo como objetivo replicar las hipótesis planteadas en esta tesis, en otra población y empleando un protocolo EMA distinto.

Estudio 4

Este estudio se desarrolló dentro del mismo proyecto que el Estudio 2, compartiendo la filosofía EMA mediante el uso de la aplicación móvil desarrollada para la recogida de datos, los criterios de reclutamiento de los participantes y la duración de 29 días. A diferencia del Estudio 2, se amplió la muestra (N= 384) y se adoptó un protocolo EMA menos exigente, registrando el afecto 3 veces al día en vez de 6. Los datos fueron recogidos del 11 de julio al 8 de agosto de 2023. El objetivo fue reevaluar las hipótesis planteadas en esta tesis, con una muestra más amplia y un protocolo EMA distinto.

Capítulo 2. La herramienta para la recogida de datos

2.1. Diseño y desarrollo

El estudio de la dinámica afectiva requiere una herramienta de recogida de datos que sea capaz de capturar una imagen lo más realista posible de las fluctuaciones afectivas. Las mediciones transversales, retrospectivas y de laboratorio restan calidad a la información tras los datos registrados para tal fin. Los datos longitudinales intensivos (ILD) favorecen una captura de imagen más precisa de la dinámica afectiva, no solo por ser recopilados a lo largo del tiempo sino también por hacerlo con una frecuencia mayor. Además, para reducir sesgos de memoria y ganar validez ecológica, la metodología de evaluación ecológica momentánea (EMA) ofrece la posibilidad de monitorizar las experiencias afectivas en tiempo real y en el entorno cotidiano de las personas. Gracias a la tecnología actual y al uso extendido de los *smartphones* entre la población, la implementación de herramientas digitales como método práctico y moderno de recogida de datos es una realidad floreciente.

En 2018 se inició una colaboración interdisciplinar con un grupo de ingenieros del Centro de Investigación en Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones de la Universidad de Granada (CITIC-UGR), con el propósito de desarrollar una aplicación móvil personalizada que permitiese el registro de ILD afectivos siguiendo los principios de la EMA (Bailon et al., 2019, 2018). El resultado de dicha colaboración ha sido una innovadora plataforma multimodal que permite el seguimiento en tiempo real de variables sociales, físicas y emocionales mediante la recopilación de información a través de una aplicación instalada en los teléfonos inteligentes de los participantes (Banos et al., 2023).

La aplicación permite el registro de datos autoinformados a través de cuestionarios digitales, tanto de forma puntual (al inicio o semanalmente) como de forma repetida, en diferentes momentos programados a lo largo del día. Esta información, comunicada directamente por el participante, está relacionada con su estado de salud, las emociones experimentadas y su bienestar subjetivo. Además, la aplicación está diseñada para registrar de forma pasiva datos de los sensores incorporados en el teléfono móvil, para controlar las variables del contexto de la vida cotidiana. Por ejemplo, niveles de luz ambiental para deducir patrones de sueño, niveles de audio del micrófono para detectar ruido ambiental, estado de la

pantalla para medir la interacción con el teléfono móvil, escaneos de WiFi/conectividad para rastrear la actividad social y datos de reconocimiento de actividad para determinar los niveles de actividad física.

Nuestra aportación al diseño de la herramienta consistió en la elaboración de los índices de afecto basándonos en modelos dimensionales (Russell, 2003; Schimmack & Grob, 2000) que permiten obtener una representación del espacio afectivo en su totalidad a partir de sus dimensiones más básicas. En la [Figura 2.1](#) se muestra una de las preguntas enviada por la aplicación, a través de la cual los participantes evaluaban su experiencia afectiva momentánea. Además, seleccionamos una serie de indicadores que abarcan tanto aspectos positivos como negativos del bienestar psicológico, incluyendo medidas de satisfacción con la vida, resiliencia y florecimiento (positivos), así como síntomas de depresión y de ansiedad e inflexibilidad psicológica (negativos). Estas medidas cuentan con un amplio historial de uso y están validadas en población española. Todas las variables que han formado parte de los análisis de la tesis están descritas en detalle en los capítulos de los estudios empíricos correspondientes.

2.2. Implementación y evaluación

La implementación de la herramienta coincidió con el brote de COVID-19. Entre el 28 de marzo y el 21 de junio de 2020, se llevó a cabo un proyecto de ciencia ciudadana con el objetivo de obtener datos longitudinales del estado afectivo de la población española. El fin último de la monitorización del afecto era proporcionar datos objetivos que ayudaran a comprender el impacto que estaba teniendo una situación sin precedentes, así como las medidas adoptadas, en el bienestar de la población (Bailon et al., 2020).

Alrededor de 1000 personas participaron voluntariamente, registrando datos sobre su estado de ánimo al menos en una ocasión. El registro se realizaba a través de la página web del proyecto o descargando la aplicación móvil diseñada específicamente para este propósito. La app enviaba notificaciones para el autorregistro del estado de ánimo en seis momentos pseudoaleatorios distribuidos a lo largo del día en intervalos de una hora (07:00–08:00, 10:00–11:00, 13:00–14:00, 16:00–17:00, 19:00–20:00, y 22:00–23:00). Además, la app permitía recoger datos de manera puntual, tanto al inicio del estudio (características

sociodemográficas y cuestiones relacionadas con COVID-19) como semanalmente (cuestiones de seguimiento relativas a posibles cambios a nivel laboral, de salud, etc.). Del total de participantes, 44 personas mantuvieron su participación durante 60 días consecutivos. En la [Figura 2.2](#) se presenta un histograma que ilustra el número de participantes en función del número mínimo de días que estuvieron registrados.

Los datos recogidos se podían visualizar en la página web del proyecto a través de mapas de calor que se actualizaban en tiempo real. En la [Figura 2.3](#) se muestra una captura de pantalla de estos mapas y a través del enlace https://public.tableau.com/views/MoodvariationsduringquarantineinSpainandgenderffects/Story1?:language=en-GB&:sid=&:display_count=n&:origin=viz_share_link, se pueden consultar los mapas de calor generados durante el estudio. Para la creación de estos mapas se empleó la herramienta *Tableau*, configurada para filtrar los datos afectivos según fecha y edad. Al colocar el cursor sobre un punto del mapa, se muestra información más detallada como el nombre de la provincia, la puntuación media del estado de ánimo, el número de participantes en dicha provincia y el número de registros realizados.

Este estudio¹⁴ nos permitió probar la app y finalizar su desarrollo para su uso en los siguientes estudios empíricos. En los estudios posteriores¹⁵ se añadieron más medidas subjetivas de autorregistro, como los cuestionarios iniciales sobre indicadores de bienestar psicológico o una medida diaria de reactividad emocional. Además, se incluyó el registro de datos objetivos a través de los sensores del teléfono. Sin embargo, siguiendo los objetivos de investigación planteados, en esta tesis nos centramos exclusivamente en el análisis de los datos afectivos y de bienestar psicológico, por lo que el resto de los datos no se mencionarán.

¹⁴ Estudio 1 de la presente tesis (ver apartado Estudios empíricos del Capítulo 1)

¹⁵ Estudios 2 y 4 de la presente tesis (ver apartado Estudios empíricos del Capítulo 1)

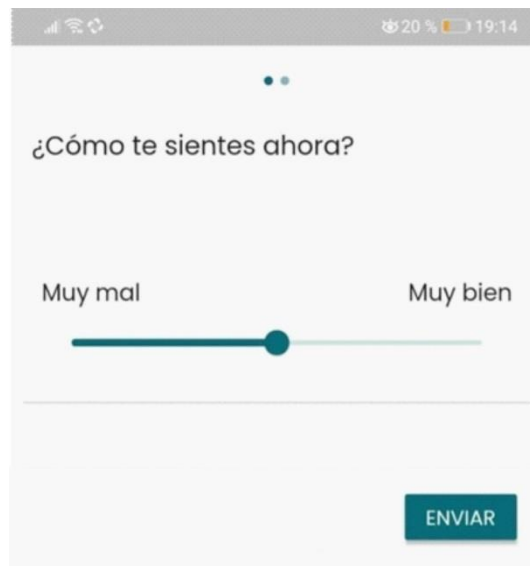


Figura 2.1. Pantalla activada por la aplicación para la evaluación de la valencia afectiva. Medida de la dimensión de afecto de valencia, evaluada a través de la pregunta “¿Cómo te sientes ahora?”, en una escala analógica visual de “Muy mal” a “Muy bien”. Esta pregunta, entre otras, estaba programada para ser enviada por la aplicación diariamente en diferentes momentos.

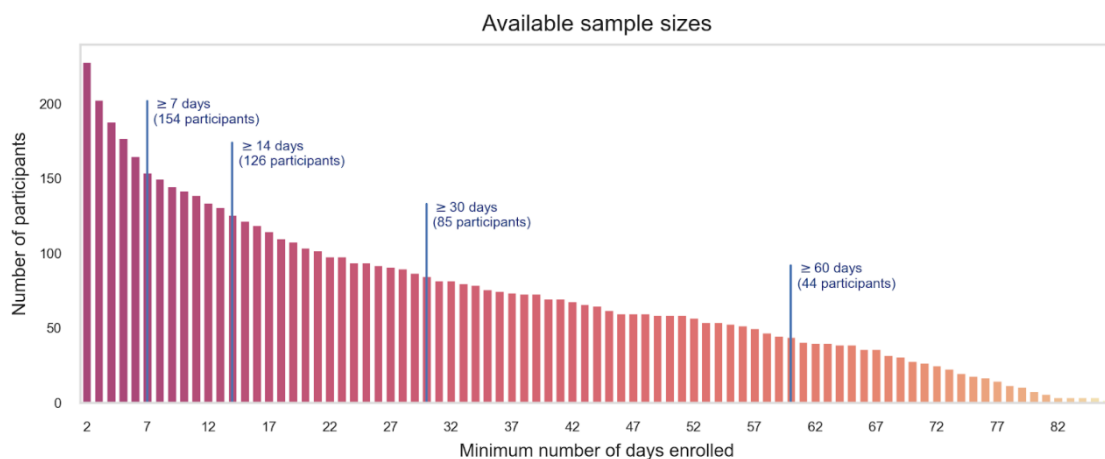


Figura 2.2. Histograma de los participantes por día. A efectos de visualización, los participantes con un solo día de inscripción no se incluyen en esta figura. (Copiado de Bailon et al., 2020).

CAPÍTULO 2. HERRAMIENTA

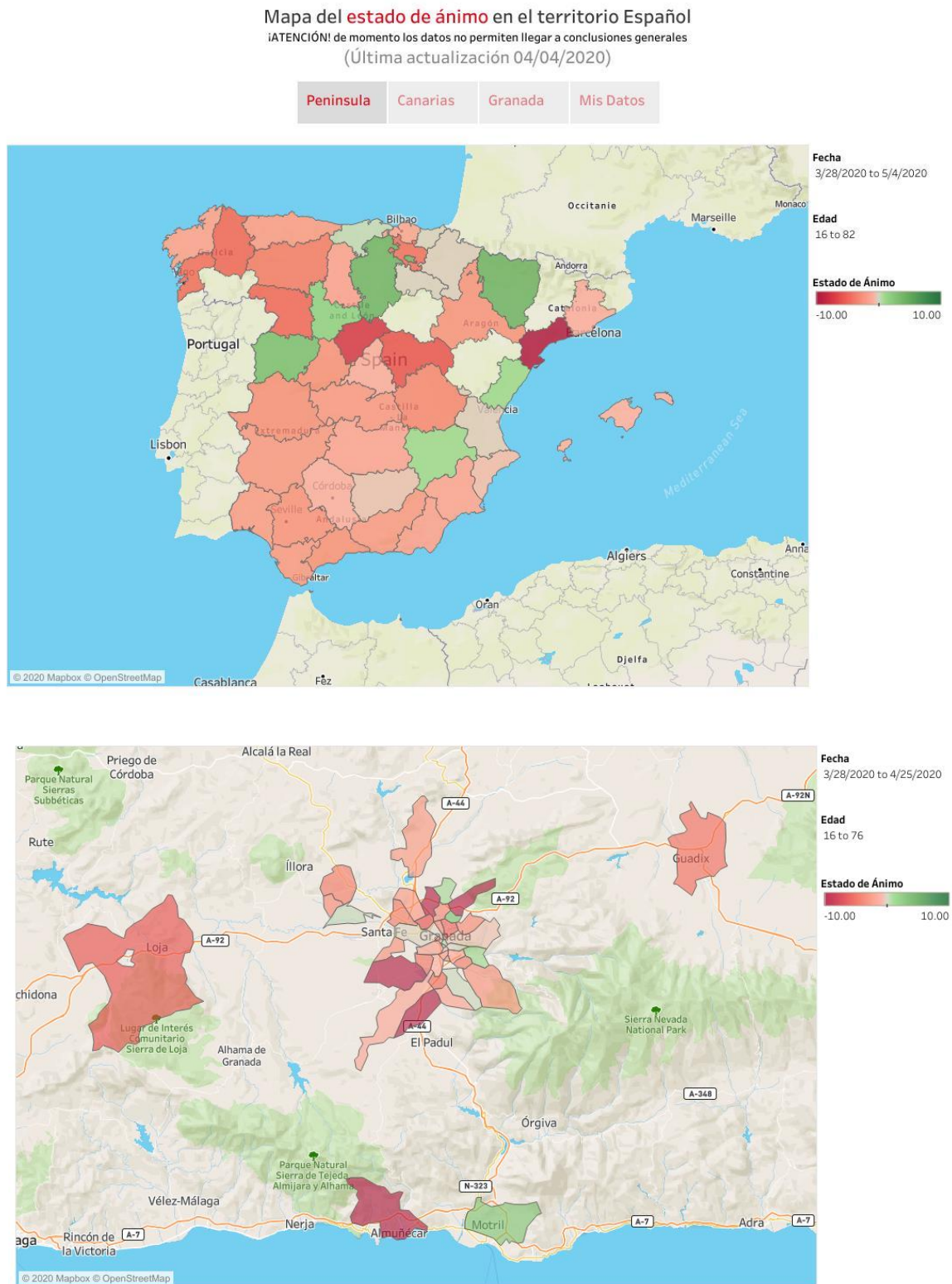


Figura 2.3. Mapas de calor del estado de ánimo. En la parte superior se muestra una imagen del mapa de calor generado con los datos de la valencia afectiva en las provincias españolas. En la parte inferior, puede verse el mapa de calor generado en los municipios de la provincia de Granada. Los valores rojos indican valencia negativa y los verdes valencia positiva.

Capítulo 3. La variabilidad fractal en la dinámica afectiva

3.1. Introducción

En este capítulo exploramos uno de los resultados contradictorios encontrados en la literatura de la dinámica afectiva. El objetivo es profundizar sobre la ambigüedad teórica del cambio emocional en relación a la adaptabilidad, y arrojar luz a la pregunta: ¿es la variabilidad afectiva perjudicial o beneficiosa para el bienestar psicológico?

Los cambios en la dinámica de un sistema se pueden interpretar como una señal de desviación del funcionamiento normal, o como un proceso adaptativo a las demandas externa e internas, dependiendo de las características y las funciones del sistema subyacente. Los sistemas homeostáticos tienen como función mantener constantes los parámetros que están bajo su control. Existen sistemas biológicos que siguen el principio de homeostasis, como el sistema amortiguador de bicarbonato que regula el equilibrio entre el ácido carbónico y el bicarbonato en la sangre para mantener constante la concentración de iones H^+ (pH). En este sistema regulatorio, los cambios en el nivel de los iones H^+ no son deseables e indican un fallo del mecanismo de control subyacente. Otro ejemplo es el sistema termorregulador que busca mantener la temperatura corporal dentro de un rango óptimo. Cuando la temperatura se eleva, se activan procesos de vasodilatación y sudoración para disipar el calor excesivo, mientras que en condiciones de hipotermia, la vasoconstricción y la termogénesis por temblor incrementan la producción de calor corporal. Sin embargo, otros sistemas biológicos se rigen por un principio diferente, a veces denominado alostasis, mediante el cual el funcionamiento óptimo del organismo se consigue a través del cambio. Un ejemplo de estos sistemas es el cardiovascular, que controla la tasa cardíaca. En este caso, el objetivo del sistema es adaptar la tasa cardíaca a las demandas constantemente cambiantes de flujo sanguíneo por los distintos sistemas de órganos del cuerpo. Estos sistemas suelen operar en diferentes escalas de tiempo. Por ejemplo, el sistema renina-angiotensina ajusta la presión sanguínea y el equilibrio de fluidos gradualmente, durante horas o días, mientras que el sistema respiratorio modula rápidamente la tasa cardíaca, en una escala de segundos, para satisfacer las demandas inmediatas de suministro de oxígeno y eliminación de dióxido de carbono. Por tanto, según la perspectiva homeostática la variabilidad es signo de

mal funcionamiento ya que aleja al sistema de su equilibrio, mientras que bajo la perspectiva alostática, la variabilidad subraya la capacidad de un organismo para anticipar, prepararse y manejar el cambio, enfatizando la adaptabilidad y el ajuste proactivo como claves para mantener el bienestar general y la funcionalidad.

El sistema afectivo también puede ser percibido como un sistema regulatorio que controla las respuestas emocionales para lograr el ajuste psicológico. De hecho, los cambios en el afecto, que conforman su dinámica, son importantes fuentes de información sobre el desarrollo tanto de psicopatologías como de bienestar psicológico (Houben et al., 2015; Trull et al., 2015). La cuestión es si el sistema afectivo es homeostático y se esfuerza por mantener siempre los niveles afectivos dentro de un rango óptimo, o si es alostático, generando fluctuaciones afectivas constantes para adaptarse a las demandas de un entorno cambiante. Ambos enfoques han sido adaptados y aplicados al estudio de la dinámica afectiva. El punto de vista homeostático, respaldado por diferentes modelos (p.ej., Chow et al., 2005; Headey & Wearing, 1989; Kuppens et al., 2010), mantiene que las variaciones en torno a los niveles medios del afecto (línea base) son indicativas de un funcionamiento deficiente del sistema afectivo regulador, lo que se traduce en labilidad emocional, inadaptación psicológica y una peor salud mental y física (Gruber et al., 2013; Jenkins et al., 2018). La visión alternativa alostática también ha sido explorada. Ortiz et al. (2015, 2019) encontraron que el patrón afectivo de personas sanas, en comparación con pacientes con trastorno bipolar, mostraba una alta variabilidad incluso en ausencia de estímulos. Bornas et al. (2015) identificaron patrones similares de fluctuaciones afectivas en distintas escalas temporales en adultos, lo que se alinea con la hipótesis del control alométrico. Fiol-Veny et al. (2017) encontraron los mismos resultados en población adolescente. Desde esta perspectiva, las respuestas afectivas serían el resultado de un complejo sistema regulador cuya función consistiría en mantener una variabilidad afectiva saludable que prepare al organismo ante circunstancias de malestar psicológico. Esta idea concuerda con los modelos que defienden la flexibilidad emocional (p.ej., Hollenstein et al., 2013; Pessiglione et al., 2023), según los cuales las fluctuaciones del afecto son el reflejo de la flexibilidad del sistema ante las demandas emocionales, favoreciendo la adaptación al entorno y

promoviendo el ajuste y el bienestar psicológicos (Kashdan & Rottenberg, 2010; Koole et al., 2015).

En la literatura sobre sistemas que muestran constantes cambios en su dinámica como señal de funcionamiento óptimo, se encuentran los sistemas adaptativos complejos (CAS, del inglés *complex adaptive systems*). Los CAS exhiben un tipo concreto de variabilidad que ha demostrado optimizar el uso de los recursos y maximizar la adaptabilidad. Específicamente, esta variabilidad permite que el sistema varíe a través de una amplia gama de escalas temporales en respuesta a las demandas de distintos sistemas. Como resultado, dicha variabilidad exhibe la característica de invarianza de escala (*scale-invariance*) o autosimilitud¹⁶ (Goldberger et al., 2002). En la [Figura 3.1](#) se ilustran representaciones esquemáticas de estructura (izquierda) y dinámica (derecha) autosimilares. A nivel espacial, la autosimilitud sugiere que un objeto muestra estructuras similares cuando se observa a diferentes escalas (p.ej., un árbol matemático o el brócoli). A nivel temporal, son las fluctuaciones las que, vistas a diferentes escalas o niveles de zoom, revelan un patrón similar (p.ej., la tasa cardíaca o las ondas electroencefalográficas). Existe un tipo particular de invarianza de escala, conocido como “ruido 1/f” en el cual no solo observamos una distribución de fluctuaciones en varias escalas temporales, sino también correlaciones a largo plazo, en las que los sucesos o valores dentro de una serie temporal son estadísticamente dependientes en escalas temporales largas. En términos más sencillos, los eventos pasados pueden influir en los futuros aunque estén separados por un periodo significativo de tiempo. Por ejemplo, las fluctuaciones pasadas de la tasa cardíaca influyen en los latidos futuros, contribuyendo a la variabilidad general (Ivanov et al., 2004). La presencia de correlaciones a largo plazo refleja la capacidad de un sistema para anticipar acontecimientos futuros basándose en patrones pasados (“efecto memoria”). El resultado de ambas características, invarianza de escala y un perfil de correlaciones 1/f, es un patrón complejo de variabilidad, presente incluso en ausencia de demandas, que capacita al sistema para absorber tanto pequeños cambios como grandes perturbaciones, reflejando su adaptabilidad al entorno cambiante.

¹⁶ La autosimilitud tiene su origen en el estudio de los fractales, de ahí que la variabilidad resultante también sea conocida como “variabilidad fractal”.

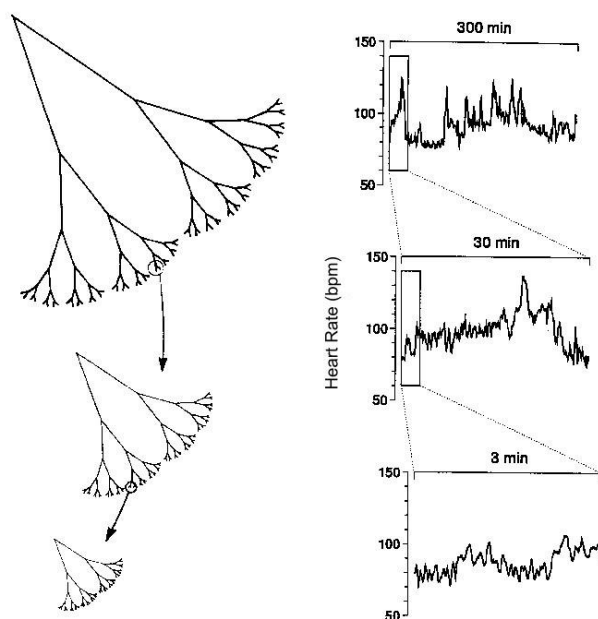


Figura 3.1. Representaciones de estructura y dinámica autosimilares. El árbol matemático (izquierda) muestra autosimilitud espacial, con ramas autosimilares, de modo que la estructura a pequeña escala se asemeja a la forma a gran escala. La regulación saludable del ritmo cardíaco (derecha) muestra autosimilitud temporal, las fluctuaciones que genera son estadísticamente similares en diferentes escalas de tiempo. (Adaptado de Goldberger et al., 2002).

Comprender mejor el comportamiento de los CAS y extraer características cuantitativas de su variabilidad, permite identificar qué patrones están asociados a un funcionamiento adaptativo y cuáles son indicativos de un funcionamiento subóptimo. Gracias a técnicas provenientes de la física estadística y de las matemáticas aplicadas es posible cuantificar las características de invarianza de escala y las correlaciones a largo plazo de una serie temporal no estacionaria. Aunque existen varios métodos (p.ej., *multiscale entropy*, *surrogate data analysis*, *power spectra analysis*), el más investigado y utilizado en una amplia variedad de disciplinas es el *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA; Peng et al., 1995). El algoritmo DFA integra la serie temporal registrada, con el fin de aumentar la sensibilidad a cambios estructurales a largo plazo, y la divide en ventanas de diferentes tamaños (n). En cada ventana se representa la tendencia, ajustando una línea o polinomio. Finalmente, se calcula la fluctuación alrededor de esa tendencia para cada ventana (F_n). El resultado se representa en un gráfico de ejes logarítmicos, donde una relación lineal entre F_n y n sugiere que la serie original exhibe invarianza de escala. La pendiente de esa línea, conocida como exponente de escala alpha (α), informa sobre las correlaciones a largo plazo presentes en la

serie analizada. Cuando α es igual a 0.5, la serie temporal no está autocorrelacionada, las variaciones futuras son independientes de las pasadas. Se trataría de una señal aleatoria o “ruido blanco”. Un valor de α superior a 1.5, indica que la serie temporal está altamente autocorrelacionada, las variaciones futuras dependen en gran medida de las pasadas. Ésta sería una señal más “rígida”, también conocida como “ruido browniano”. En el caso especial de α igual a 1, la serie analizada muestra un equilibrio entre la ausencia de correlación y alta correlación entre fluctuaciones pasadas y futuras. Este tipo de señal, que se sitúa entre la aleatoriedad y la rigidez, es conocida como “ruido rosa” (o $1/f$) y caracteriza a los CAS (Bak et al., 1987). Crucialmente, para determinar de forma correcta que la relación lineal encontrada revela la presencia de invarianza de escala en la serie analizada, es fundamental que exista un buen ajuste lineal. Por tanto, más allá del exponente α , es importante cuantificar la calidad del ajuste lineal entre F_n y n utilizando una métrica apropiada. Una buena opción es el coeficiente de determinación R^2 , que mide la proporción de la varianza en las fluctuaciones explicada por el tamaño de la escala. Bajos valores de R^2 serían indicativos de un mal ajuste entre F_n y n , e invalidarían la interpretación del exponente α como indicador de las correlaciones presentes en la serie temporal.

Nuestro mundo afectivo está expuesto a múltiples demandas, externas e internas, algunas de las cuales operan en diferentes escalas temporales (Ram et al., 2014). Un ejemplo claro es la influencia de los patrones estacionales, cuya duración aproximada es de 4 meses, y ha sido relacionada con trastornos del estado de ánimo, como el *seasonal affective disorder* (Rosenthal et al., 1984). Otro caso son los ciclos hormonales, como el ciclo menstrual. Su periodicidad de 28 días, también se ha vinculado a trastornos del estado de ánimo, tales como los *premenstrual mood disorders* (Meers & Nowakowski, 2020; Pierson et al., 2021). Por su parte, los ritmos circadianos (p.ej., ciclo sueño-vigilia, ritmos diurnos) influyen en el sistema afectivo en cuestión de horas (Carr et al., 2018; Murray et al., 2009). Esta variedad de escalas de tiempo y su impacto en el afecto, justifica la aplicación de este marco, conceptual y metodológico, como punto de partida para hipotetizar que las variaciones del sistema afectivo humano podrían tener una naturaleza compleja y adaptativa.

Si aplicamos las características propias de los CAS al sistema afectivo, podríamos suponer que la presencia de invarianza de escala puede indicar la posibilidad de que el sistema afectivo esté gestionando una amplia gama de experiencias emocionales sin quedarse estancado en ningún estado durante demasiado tiempo. Por su parte, la existencia de un perfil de correlaciones a largo plazo $1/f$, podría significar que los estados emocionales pasados ayudan a informar a las reacciones presentes, contribuyendo a mantener el sistema preparado para actuar de un modo adaptativo. Estas ideas no son completamente nuevas. Existen estudios que han brindado un respaldo inicial a que la concepción de la experiencia afectiva como resultado de un sistema regulador complejo que genera fluctuaciones en una amplia gama de escalas temporales, cuya complejidad disminuye en el caso de los trastornos del estado de ánimo (p.ej., Bornas et al., 2015; Combs et al., 1994; Fiol-Veny et al., 2017; Gottschalk et al., 1995; Heiby et al., 2003; Ortiz et al., 2015, 2019; Woyshville et al., 1999). A pesar de estas pruebas iniciales, las diferencias en las técnicas de análisis, las tasas de muestreo o la duración de los estudios, aún no permiten llegar a conclusiones firmes sobre el rango exacto de escalas que muestran invarianza estadística y autocorrelación a largo plazo, o sobre la relación de esta propiedad con la regulación emocional sana y patológica.

El presente estudio investiga si la dinámica temporal de las fluctuaciones afectivas momento a momento está caracterizada por un patrón de variabilidad fractal (invarianza de escala y señal $1/f$) y si la presencia de ese patrón se asocia con mejores resultados de bienestar psicológico. Para poner a prueba estas hipótesis, analizamos datos de dos estudios diferentes, basados en metodología de evaluación ecológica momentánea (EMA). El primer estudio incluyó una muestra de población general española ($N= 50$) que registró su estado afectivo mediante notificaciones en sus teléfonos móviles 6 veces al día durante un período de 29 días. El segundo estudio contó con una muestra de estudiantes universitarios alemanes ($N= 51$) que registraron su estado afectivo a través de notificaciones recibidas en sus teléfonos móviles 5 veces al día durante un período de 21 días. Tras extraer los coeficientes de determinación (R^2) y de autocorrelación (α) de las series temporales individuales de afecto, clasificamos a los participantes por

perfiles (*clusters*) según sus coeficientes. Posteriormente, analizamos la relación entre los perfiles y los indicadores de bienestar psicológico.

3.2. Método

Participantes

Para poner a prueba nuestras hipótesis de investigación, analizamos los datos de dos estudios EMA, denominados en lo sucesivo “estudio español” y “estudio alemán”¹⁷. Ambos estudios fueron aprobados por los comités éticos de sus respectivas instituciones: el Comité Ético de Investigación Humana de la Universidad de Granada en España (Referencia: 2214/CEIH/2021) y el Departamento de Psicología de la Universidad Philipps de Marburg en Alemania (Referencia: 2022-22v). Todos los participantes dieron su consentimiento informado tras recibir información completa sobre los estudios. La [Tabla 3.1](#) presenta un resumen detallado de cada conjunto de datos, incluida la información de los participantes, el protocolo EMA y los indicadores de bienestar disponibles.

El tamaño inicial de la muestra de 103 participantes en el estudio español, determinado por limitaciones de financiación, se redujo a 50 después del preprocesamiento de los datos (véase la sección correspondiente). Los participantes fueron reclutados, por una empresa de encuestas (QUANTICA Marketing Research), para representar a la población española en función del sexo, edad, localización geográfica e ingresos anuales. Los criterios de inclusión fueron tener más de 18 años de edad y ser usuario de Android, ya que la aplicación personalizada utilizada para la recolección de datos solo estaba disponible en este sistema operativo. Los datos se recopilieron entre el 16 de noviembre y el 14 de diciembre de 2021.

El estudio alemán contó con 60 participantes de Alemania, reclutados a través del portal en línea utilizado por el Departamento de Psicología de la Universidad de Philipps de Marburg, así como de folletos y carteles expuestos en el campus universitario. El tamaño de la muestra fue determinado por el plazo de reclutamiento basado en la disponibilidad y los recursos del equipo de investigación. Los participantes debían tener más de 18 años de edad y ser

¹⁷ Los estudios español y alemán se corresponden con los Estudios 2 y 3 de la presente tesis, respectivamente (ver Cap. 1).

hablantes nativos de alemán o poseer un nivel de competencia equivalente al nativo, ya que los cuestionarios se presentaban en ese idioma. Los datos se recogieron entre el 14 de septiembre y el 8 de diciembre de 2022. La muestra final analizada estuvo compuesta por 51 personas (ver sección de preprocesamiento).

Tabla 3.1. Resumen detallado de cada estudio

	Estudio Español	Estudio Alemán
Participantes		
N	50	51
% Mujeres	54	80
Edad	43.9±17.4 (18-69)	23.7±2.6 (19-32)
Protocolo EMA		
Días	29	21
Ocasiones	6	5
Indicadores de bienestar		
Satisfacción con la vida	SWLS.1	SWLS
Resiliencia	BRS	BRS
FloreCIMIENTO	FS	–
Síntomas Depresión	PHQ-9	DASS-21 (Depresión)
Síntomas Ansiedad	GAD-7	DASS-21 (Ansiedad)
Inflexibilidad Psicológica	AAQ-II	AAQ-II
AAQ-II: Acceptance and Action Questionnaire-II; BRS: Brief Resilience Scale; DASS-21: Depression, Anxiety and Stress Scale; FS: Flourishing Scale; GAD-7: Generalized Anxiety Disorder Scale; SWLS.1: one-item Satisfaction with Life Scale; SWLS: Satisfaction with Life Scale; PHQ-9: Patient Health Questionnaire-9		

Medida de afecto

Motivados por nuestra hipótesis teórica, nos centramos en las fluctuaciones del *core affect* (Russell, 2003), como el parámetro de salida más básico del sistema de regulación afectiva que siempre es accesible a la conciencia y no depende necesariamente de atribuciones cognitivas o de la presencia de estímulos concretos e identificables, ya sean internos o externos. De forma similar, para medir el afecto nos centramos en una de sus dimensiones fundamentales, la valencia, la cual se evaluó en ambos estudios mediante la pregunta "¿Cómo te sientes ahora mismo?" utilizando una única escala analógica visual bipolar que iba de -50 (muy mal) a +50 (muy bien). La elección de este instrumento de medición, directo e intuitivo, facilita una frecuencia de muestreo más intensa, que es crucial para el tipo de análisis necesario para cuantificar la propiedad de invarianza de escala (ver siguiente sección). Los participantes también respondieron a otras preguntas utilizando escalas visuales similares. Sin embargo, para los propósitos de este estudio, solo se utilizó la pregunta de valencia, mientras que las respuestas a otras preguntas sirvieron como medio para verificar el cumplimiento del protocolo.

Indicadores de bienestar psicológico

Se investigó el valor predictivo de la variabilidad fractal adaptativa, en seis indicadores de bienestar psicológico, cinco de los cuales eran comunes en los dos estudios (véase la [Tabla 3.1](#)). Estos indicadores abarcan tanto aspectos positivos como negativos del bienestar, incluyendo medidas de satisfacción con la vida, resiliencia y florecimiento (positivos), así como síntomas de depresión y de ansiedad e inflexibilidad psicológica (negativos).

Satisfacción con la vida

Se utilizaron dos instrumentos diferentes para evaluar la satisfacción vital percibida por las personas.

SWLS. El estudio alemán utilizó la *Satisfaction with Life Scale* (SWLS; Diener et al., 1985), que incluye cinco afirmaciones (p. ej., "En la mayoría de los aspectos, mi vida se acerca a mi ideal") que los participantes puntúan en función de su nivel

de acuerdo, en un rango de 1 (totalmente en desacuerdo) a 7 (totalmente de acuerdo). El alfa de Cronbach fue de 0.84.

Ítem único. En el estudio español se utilizó una escala de satisfacción con la vida de un solo ítem ("En general, ¿qué tan satisfecho está con su vida?") que va de 1 (muy insatisfecho) a 4 (muy satisfecho), y que se ha comprobado que tiene un rendimiento comparable al de la SWLS (Cheung & Lucas, 2014).

Resiliencia

La resiliencia, entendida como la capacidad de recuperarse del estrés, se evaluó en ambos estudios mediante la *Brief Resilience Scale* (BRS; Smith et al., 2008). Este cuestionario consta de seis afirmaciones (p. ej., "Tiendo a recuperarme rápidamente después de haberlo pasado mal") que los participantes puntúan en función de su nivel de acuerdo, que oscila entre 1 (totalmente en desacuerdo) y 5 (totalmente de acuerdo). El alfa de Cronbach fue de 0.71 en el estudio español y de 0.86 en el estudio alemán.

FloreCIMIENTO

El florecimiento o *flourishing*, aspecto eudaimónico del bienestar entendido como el éxito autopercebido en áreas importantes como las relaciones, la autoestima, el propósito y el optimismo, se evaluó en el estudio español mediante la *Flourishing Scale* (FS; Diener et al., 2010). Este instrumento de autoinforme incluye 8 ítems (p. ej., "Mi objetivo es conseguir una vida plena y significativa" o "Mis relaciones sociales son gratificantes y me ofrecen el apoyo que necesito"), que oscilan entre 1 (totalmente en desacuerdo) y 7 (totalmente de acuerdo). El alfa de Cronbach fue de 0.93.

Síntomas de depresión

Se utilizaron dos escalas continuas diferentes para evaluar los niveles de síntomas de depresión de los participantes.

PHQ-9. El estudio español utilizó el *Patient Health Questionnaire* (PHQ-9; Kroenke et al., 2001), que evalúa la frecuencia de nueve síntomas destacados de depresión experimentados en las últimas dos semanas (p. ej., "Te has sentido

decaído/a, deprimido/a o sin esperanzas"). Las escalas de los ítems van de 0 (nada en absoluto) a 3 (casi todos los días). El alfa de Cronbach fue de 0.87.

DASS-21 (Depresión). El estudio alemán utilizó la subescala de depresión de las *Depression, Anxiety and Stress Scales* (DASS-21; Lovibond & Lovibond, 1995), que consta de 7 ítems (p. ej., "Me sentí triste y deprimido") y se puntúa en un rango de 0 (nada en absoluto) a 3 (mucho o casi siempre). El alfa de Cronbach fue de 0.82.

Síntomas de ansiedad

Se utilizaron dos instrumentos distintos para evaluar los niveles de síntomas de ansiedad de los participantes.

GAD-7. El estudio español utilizó la *Generalized Anxiety Disorder Scale* (GAD-7; Spitzer et al., 2006), que es una herramienta de cribado de 7 ítems para síntomas de ansiedad general en diversos entornos y poblaciones. Cada ítem es una afirmación sobre la presencia de síntomas molestos relacionados con la ansiedad durante las dos últimas semanas (p. ej., "No has podido parar o controlar tu preocupación"). Las escalas de los ítems van de 0 (nada) a 3 (casi todos los días). El alfa de Cronbach fue de 0.91.

DASS-21 (Ansiedad). El estudio alemán utilizó la subescala de ansiedad del DASS-21 (Lovibond & Lovibond, 1995), que consta de 7 ítems (p. ej., "Tuve miedo sin razón") y se puntúa en un rango de 0 (nada en absoluto) a 3 (mucho o casi siempre). El alfa de Cronbach fue de 0.66.

Inflexibilidad psicológica

La inflexibilidad psicológica se refiere al nivel de evitación experiencial y se evaluó en ambos estudios mediante el *Acceptance and Action Questionnaire* (AAQ-II; Bond et al., 2011). Este cuestionario consta de siete afirmaciones (p. ej., "Me preocupa no ser capaz de controlar mis preocupaciones y sentimientos") que se valoran de 1 (nunca es verdad) a 7 (siempre es verdad). El alfa de Cronbach fue de 0.95 en el estudio español y de 0.9 en el estudio alemán.

Preprocesamiento de los datos

Para garantizar la calidad de los datos afectivos, realizamos una serie de pasos de preprocesamiento en ambos conjuntos de datos. En primer lugar, identificamos y marcamos como valores perdidos todas las ocasiones de medición en las que un participante dejó las opciones de respuesta predeterminadas (“0” en el estudio español y “50” en el estudio alemán) en las escalas analógicas visuales. Consideramos que estos casos tenían una alta probabilidad de ser mediciones no válidas, ya que era muy probable que los participantes no hicieran un verdadero esfuerzo por responder con precisión a las preguntas. Esto dio lugar a la sustitución de 356 ocasiones de medición en el conjunto de datos español y 35 en el conjunto de datos alemán por valores perdidos, los cuales fueron interpolados mediante un procedimiento lineal en la muestra final analizada. A continuación, excluimos a los participantes que mostraron un cumplimiento deficiente del protocolo EMA. En concreto, se eliminó a los participantes que completaron menos del 75% de las mediciones. Esto supuso la exclusión de 32 participantes de los 103 iniciales en el conjunto de datos español y de 0 participantes en el conjunto de datos alemán. A continuación, excluimos a los participantes con 6 o más ocasiones consecutivas de medición en la muestra española, y 5 o más en la muestra alemana (equivalentes a 24 horas o más) en las que se registraban valores extremos (-50, 50) o ninguna medición, suponiendo que tales patrones indicaban una falta de compromiso sincero con la tarea. Este criterio llevó a la exclusión de otros 21 participantes en el estudio español y 5 participantes en el estudio alemán. Finalmente, 4 participantes fueron excluidos de los 60 participantes iniciales del estudio alemán porque no respondieron correctamente a un ítem de la encuesta que servía como comprobación de validación.

Análisis de los datos

Los dos conjuntos de datos se analizaron por separado para tener en cuenta las diferencias en los protocolos EMA de cada estudio (véase la [Tabla 3.1](#)).

Extracción de los coeficientes α y R^2

Para extraer el coeficiente de autocorrelación α (α), aplicamos el *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) mediante una función customizada en R. En esta implementación del DFA, se aplicó un *detrending* lineal de primer orden y se

eligió como escala mínima una ventana de $n=4$ muestras y como escala máxima una ventana $n=N/4$, donde N es el tamaño total de la serie temporal. Se utilizó la función *lm* para realizar una regresión lineal entre n y F_n , donde F_n es la tendencia en las fluctuaciones de la serie vista bajo la ventana correspondiente. El exponente α es el coeficiente de esta regresión lineal. Además, utilizamos el coeficiente de determinación (R^2) de la regresión para cuantificar la calidad del ajuste de la regresión.

Clasificación de los participantes en función de los coeficientes alpha y R^2 (clustering)

Para seleccionar a los participantes con un buen ajuste lineal entre n y F_n (invarianza de escala) y un exponente α cerca de 1 (variabilidad $1/f$) se realizó un clustering utilizando el algoritmo *kmeans* del paquete *stats* en R. Previamente, los datos fueron estandarizados y usamos el *Hopkins statistic* (Lawson & Jurs, 1990) para testar la “clusterabilidad” de los datos, encontrando un valor superior a 0.5 en ambos estudios (0.71 en el estudio español y 0.83 en el estudio alemán), indicando que los datos son significativamente clusterizables.

Para determinar el número óptimo de clusters utilizamos una inspección visual que permitió aislar un cluster de participantes con las características deseadas (α cerca de 1 y alto R^2). Para ello seleccionamos 5 clusters en ambos conjuntos de datos.

Relación entre los clusters y los indicadores de bienestar psicológico

Para investigar la relación entre los distintos clusters y los indicadores de bienestar psicológico utilizamos la prueba no paramétrica de suma de rangos de Kruskal-Wallis para cada uno de los indicadores utilizando la función *kruskal.test* disponible en el paquete *stats* de R.

3.3. Resultados

Clustering de los participantes en función de sus patrones afectivos

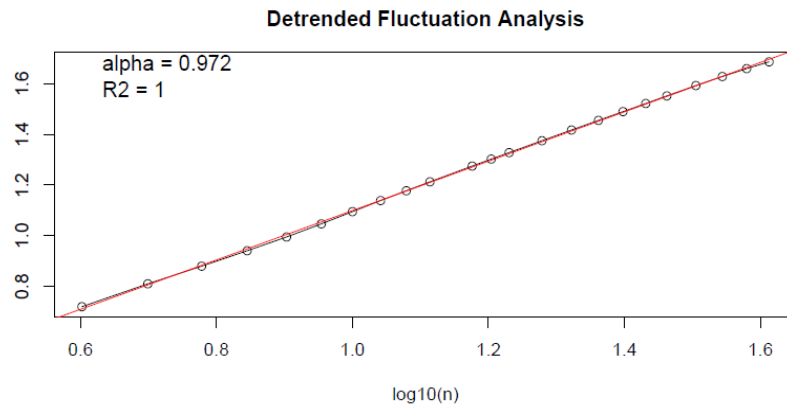
La extracción de los coeficientes de autocorrelación α y de determinación (R^2) nos permitió clasificar a los participantes por clusters según el tipo de correlaciones a largo plazo y su nivel de ajuste. Para cada estudio se seleccionaron cinco clusters. En la [Figura 3.2](#) se muestran ejemplos representativos de series temporales afectivas de distintos clusters tras aplicar el algoritmo DFA.

En el estudio español, el cluster 4, integrado por 9 participantes (18% del total), se caracterizó por un buen ajuste (R^2 alto) y correlaciones del tipo $1/f$ (α cerca de uno). Los clusters 1 y 5, que agruparon un total de 11 participantes (22%), presentaron un mal ajuste (R^2 bajo), lo cual significa que no muestran un perfil de variabilidad caracterizado por invarianza de escala. El resto de participantes (60%) evidenciaron invarianza de escala (R^2 alto), aunque con un perfil de correlaciones más cerca de la aleatoriedad ($\alpha = 0.5$) que del $1/f$. En el estudio alemán, el cluster 1, compuesto por 13 participantes (25.5% del total) mostró invarianza de escala y ruido $1/f$ (R^2 alto y α cerca de uno). Un grupo de 6 participantes (11.7%), pertenecientes al cluster 3, no exhibió un buen ajuste (R^2 bajo), por lo que se descartó la presencia de invarianza de escala. El 62.7% de los participantes restantes, mostró un buen ajuste (R^2 alto) pero con un patrón de correlaciones menos persistente ($\alpha = 0.74$ y 0.70) en los clusters 2 y 4, y más persistente, por encima del valor interpretado como óptimo de $1/f$ ($\alpha = 1.19$), en el cluster 5. La [Tabla 3.2](#) presenta los estadísticos descriptivos de cada cluster. La [Figura 3.3](#) muestra gráficamente la distribución de los clusters según los parámetros α y R^2 , y los boxplots de cada coeficiente según los distintos clusters en ambos estudios.

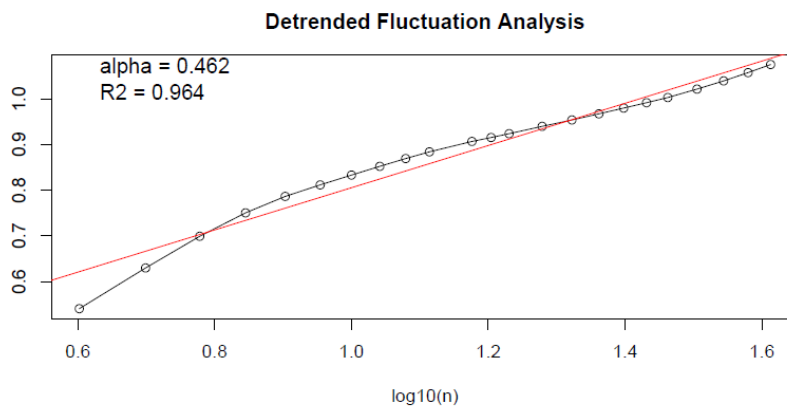
Relación entre los distintos clusters y el bienestar psicológico

Las pruebas de suma de rangos de Kruskal-Wallis no hallaron diferencias significativas entre los diferentes clusters con respecto a su capacidad de predecir los indicadores de bienestar. La [Tabla 3.3](#) presenta los valores de chi-cuadrado y los valores p obtenidos para cada indicador.

PID 59



PID 56



PID 54

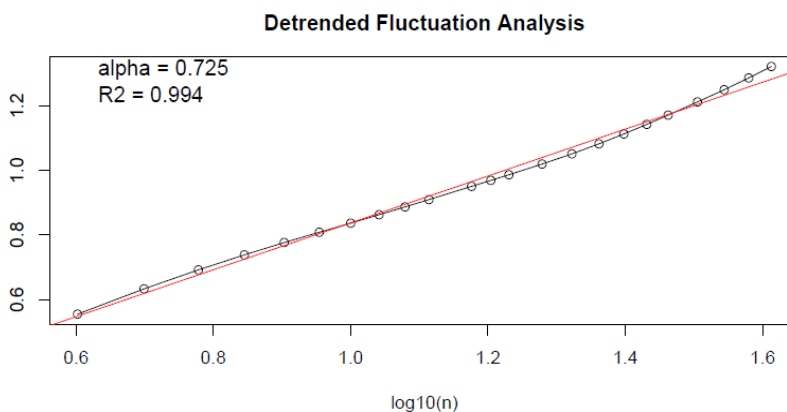
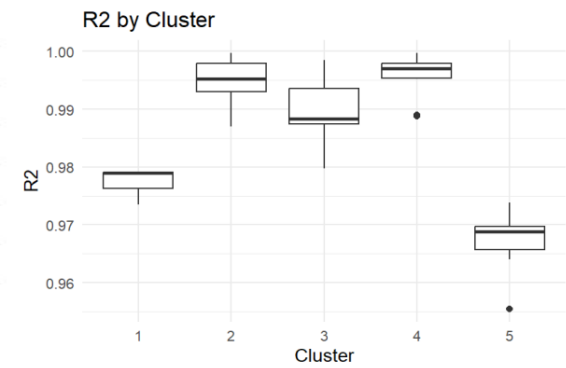
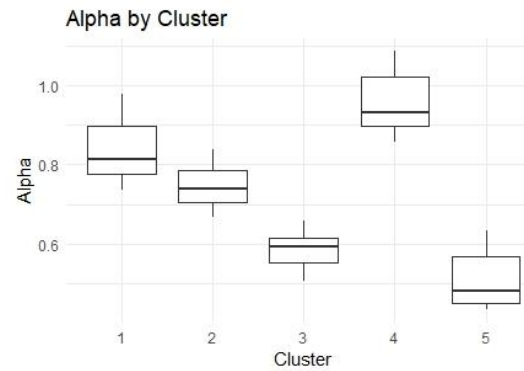
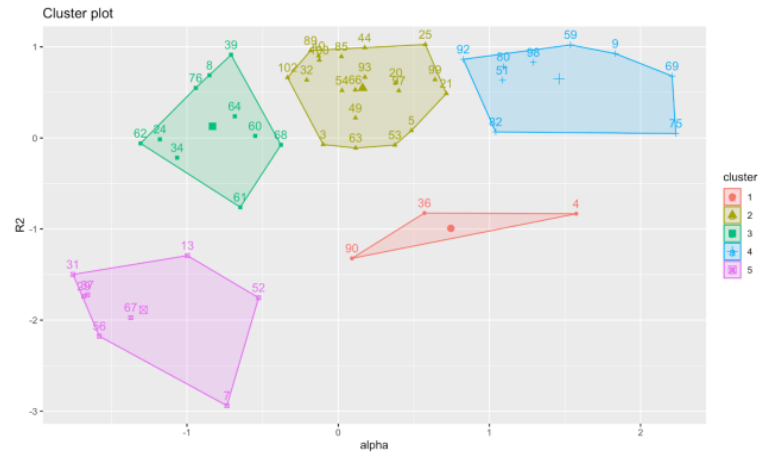


Figura 3.2. Ejemplos representativos de series temporales de participantes de distintos clusters. En la parte superior, el participante 59, perteneciente al cluster 4 del estudio español, muestra una señal caracterizada por invarianza de escala (R^2 alto) y correlación a largo plazo $1/f$ (alpha cerca de 1). En la parte central, se muestra la señal del participante 56, perteneciente al cluster 5 del estudio español. Esta señal se caracteriza por no mostrar invarianza de escala (R^2 bajo). En la parte inferior, la señal del participante 54, perteneciente al cluster 2 del estudio español, se caracteriza por invarianza de escala (R^2 alto) pero con correlaciones a largo plazo distintas al perfil $1/f$.

Estudio español



Estudio alemán

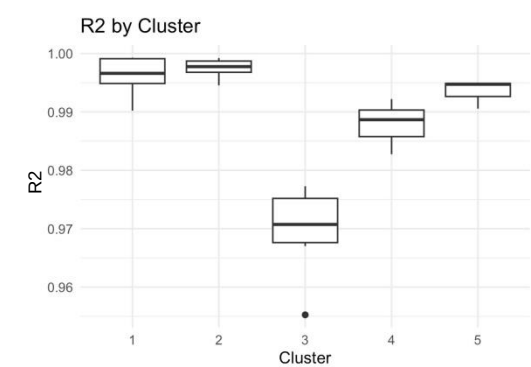
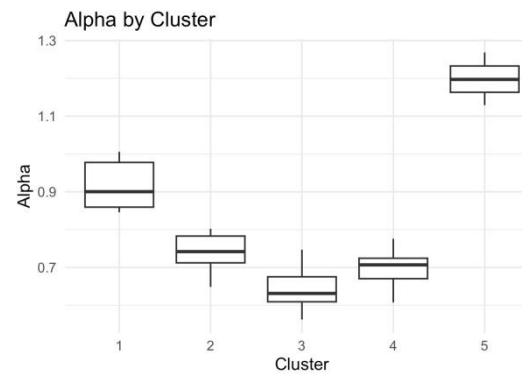
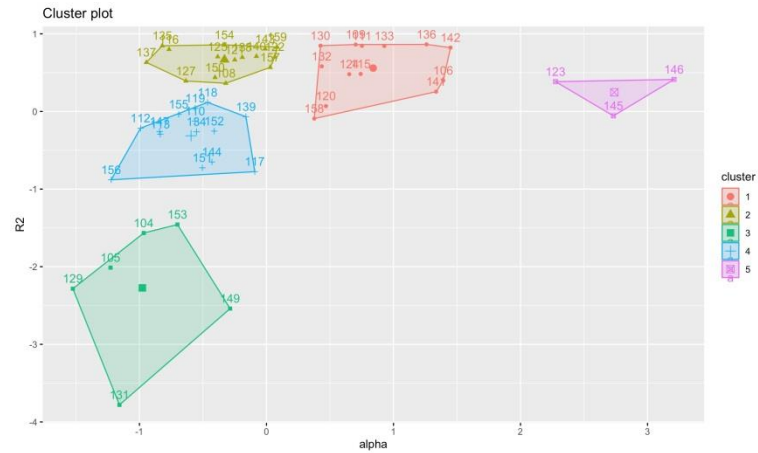


Figura 3.3. Distribución de los clusters según los coeficientes α y R^2 . En la parte izquierda, se ilustran las distribuciones de los participantes de cada estudio en los distintos clusters, según los parámetros α (coeficiente de correlación) y R^2 (coeficiente de determinación). En la parte central y derecha, se presentan las distribuciones de los distintos clusters, mediante boxplots, en función de los coeficientes α y R^2 , respectivamente.

Tabla 3.2. Estadísticos descriptivos de cada cluster

Alpha							R²				
Estudio	Cluster	mean	sd	min	median	max	mean	sd	min	median	max
Español	1	0.842931	0.123923	0.735829	0.814300	0.978664	0.977201	0.003180	0.973530	0.978993	0.979081
	2	0.747408	0.049627	0.666064	0.739739	0.838022	0.994374	0.004063	0.987045	0.995209	0.999725
	3	0.584789	0.047899	0.506848	0.593199	0.658918	0.989704	0.005435	0.979791	0.988311	0.998455
	4	0.960183	0.085496	0.856433	0.932260	1.086532	0.995528	0.003971	0.988815	0.997010	0.999673
	5	0.509989	0.077566	0.433701	0.479303	0.634749	0.967227	0.005612	0.955481	0.968801	0.973870
Aleman	1	0.914954	0.058817	0.845827	0.900358	1.005831	0.996390	0.003114	0.990223	0.996605	0.999287
	2	0.740449	0.049784	0.648709	0.741906	0.802256	0.997425	0.001538	0.994540	0.997759	0.999232
	3	0.644005	0.064966	0.562374	0.631369	0.747051	0.969540	0.008019	0.955249	0.970728	0.977279
	4	0.701138	0.045505	0.607447	0.706879	0.776005	0.988123	0.003022	0.982746	0.988668	0.992205
	5	1.198126	0.069583	1.129088	1.197048	1.268242	0.993432	0.002496	0.990553	0.994734	0.995008

Tabla 3.3. Valores de chi-cuadrado y valores p de los indicadores de bienestar

Estudio español							Estudio alemán				
	GAD	PHQ	AAQ	FS	BRS	SWLS.1	DASSa	DASSd	AAQ	BRS	SWLS
Chi-squared	4.6024	2.8504	5.0868	1.8657	9.5971	7.7953	1.9382	1.6019	4.259	1.3078	0.85328
P-value	0.3306	0.5832	0.2785	0.7604	0.04779	0.09937	0.7471	0.8085	0.3721	0.8601	0.9312

AAQ: Acceptance and Action Questionnaire-II; BRS: Brief Resilience Scale; DASSa: subscale anxiety Depression, Anxiety and Stress Scale (DASS-21); DASSd: subscale depression Depression, Anxiety and Stress Scale (DASS-21); FS: Flourishing Scale; GAD: Generalized Anxiety Disorder Scale; SWLS.1: one-item Satisfaction with Life Scale; SWLS: Satisfaction with Life Scale; PHQ: Patient Health Questionnaire-9

3.4. Discusión

En este estudio empleamos el algoritmo *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA; Peng et al., 1995) para analizar series temporales afectivas de participantes de dos muestras de poblaciones diferentes, una española y otra alemana. Nuestro primer objetivo fue explorar la presencia de un patrón de variabilidad equiparable al exhibido por sistemas complejos adaptativos (*complex adaptive systems* – CAS), caracterizado por invarianza de escala (fractal) y un tipo particular de correlaciones a largo plazo, conocido como “ruido 1/f” (Bak et al., 1987). Para ello, extrajimos los coeficientes de correlación alpha (α) y de determinación (R^2) de las series analizadas, que utilizamos para clasificar a los participantes en clusters. Los resultados indicaron la presencia de un patrón de variabilidad fractal 1/f en el 18% de la muestra del estudio español, y el 25.5% en el estudio alemán. Un 22% de la muestra española y un 11.7% de la muestra alemana, exhibieron un perfil caracterizado por ausencia de invarianza de escala. El resto de participantes, 60% en el estudio español y 62,7% en el estudio alemán, mostraron variabilidad fractal pero con correlaciones a largo plazo que diferían en su grado de persistencia con respecto al 1/f. Nuestro segundo objetivo fue conocer si los perfiles afectivos encontrados se asociaban con varias medidas de bienestar psicológico. La prueba de Kruskal-Wallis determinó que no existían asociaciones significativas entre los clusters afectivos y los indicadores de bienestar. En consecuencia, no se encontró evidencia a favor de la hipótesis de que los patrones que exhiben una variabilidad fractal 1/f están asociados a mejores resultados de bienestar.

Los resultados encontrados no respaldan la atractiva idea inicial, que sugería que las fluctuaciones afectivas son el reflejo de un sistema regulatorio que genera variabilidad intrínseca para adaptarse a las demandas a las que puede verse expuesto. Según este razonamiento, el sistema afectivo opta por no permanecer en ningún estado concreto durante demasiado tiempo, sino que va cambiando continuamente. Este comportamiento podría explicar por qué experimentamos cambios de humor repentinos, o sentimientos que parecen no estar acordes con el contexto del momento o ante los que no encontramos una explicación clara. Por ejemplo, sentirnos de un modo u otro al escuchar una misma canción o experimentar tristeza en un momento determinado sin un motivo

aparente. Según la hipótesis de la fractalidad afectiva, estos fenómenos podrían ser indicativos simplemente de nuestro sistema afectivo desempeñando su función de mantenernos preparados para adaptarnos eficazmente a los episodios emocionales de la vida. Dicho de otro modo, al experimentar con frecuencia leves “bajones” emocionales, una persona podría estar mejor preparada para afrontar choques emocionales más dramáticos en comparación con alguien acostumbrado a vivir en una “burbuja de felicidad”. Esto va en línea con algunas de las ideas defendidas en la literatura sobre resiliencia emocional que resaltan la importancia de ser flexible frente a ser siempre positivo (Aldao et al., 2015; Bonanno et al., 2004; Koole et al., 2015; Waugh et al., 2011).

A pesar de que el presente estudio no ha encontrado evidencia a favor de estas ideas, otros investigadores sí lo han hecho. Concretamente, la idea de que la variabilidad afectiva mostrase un patrón fractal $1/f$ fue explorada por primera vez, según nuestro conocimiento, por Combs et al. (1994). Estos autores analizaron series temporales afectivas mediante técnicas de estimación de la dimensión fractal y análisis espectral de frecuencia. Sus resultados revelaron estimaciones de dimensión fractal similares en todos los participantes. Aunque cada participante produjo patrones únicos, las gráficas de frecuencia desvelaron una periodicidad $1/f$ en un rango de horas específico. Más recientemente, Bornas et al. (2015) identificaron la presencia de invarianza de escala en series temporales de fluctuaciones afectivas en personas adultas. Utilizaron el método de agregación alométrica para extraer el exponente de escala h , calculado a partir de la relación entre la media y la desviación estándar de las series de tiempo afectivas a través de diferentes escalas temporales. Todos los participantes obtuvieron coeficientes h entre 0.5 y 1, lo que sugiere que los patrones afectivos analizados varían en múltiples escalas temporales, ofreciendo evidencia a favor de la hipótesis de control alométrico detrás de las respuestas afectivas (Bornas et al., 2015). Posteriormente, siguiendo un procedimiento similar, encontraron los mismos resultados en adolescentes (Fiol-Veny et al., 2017).

En cuanto a la investigación sobre la naturaleza del patrón afectivo y su relación con el funcionamiento óptimo, uno de los grupos pioneros fue el de Gottschalk et al. (1995). Estos autores evaluaron el grado de organización del

estado de ánimo a partir de las propiedades $1/f$ obtenidas mediante el análisis del espectro de potencia en pacientes con trastorno bipolar (BD) y controles sanos. El análisis de las series temporales afectivas evidenció que los espectros de potencia $1/f$ estaban presentes en ambos grupos. Sin embargo, el patrón del estado de ánimo de los pacientes con BD, sin ser periódico a largo plazo, estaba más organizado que el de los participantes sanos cuyo patrón fue mucho más complejo. Estos resultados apoyaron su hipótesis inicial de que el grado de organización del estado de ánimo varía inversamente con el estado funcional. Recientemente, Ortiz et al. (2015) emplearon la medida de entropía multiescala (*multiscale entropy*) para cuantificar el grado de orden y regularidad de las series afectivas (entropía) de pacientes con BD y controles sanos, teniendo en cuenta las similitudes entre diferentes escalas temporales. Sus resultados evidenciaron que los controles sanos, en comparación con los pacientes con BD, presentaban una mayor variabilidad afectiva, lo que sugiere que sus patrones eran más complejos y menos predecibles que los de los pacientes con BD. Este hallazgo se alinea con la idea de mecanismos regulatorios saludables basados en la alostasis. En un estudio posterior, analizaron las fluctuaciones afectivas de un grupo formado por familiares de primer grado no afectados de pacientes con BD. En línea con lo encontrado en pacientes con BD, el nivel de complejidad (entropía) de los familiares era menor que el de los controles sanos, lo que sugiere que una menor flexibilidad del sistema afectivo frente a las demandas puede tener un componente familiar (Ortiz et al., 2019).

La discrepancia entre nuestros hallazgos y la evidencia empírica previa a favor del valor adaptativo de la variabilidad afectiva, podría deberse a varios motivos, como las características propias de los estudios analizados. Por ejemplo, respecto al tamaño de las muestras de población analizadas, nuestros estudios incluyen 50 y 51 personas, respectivamente, mientras que en los estudios previos los tamaños varían desde las 5 personas incluidas en el estudio de Combs et al. (1994) hasta las 90 del estudio de Ortiz et al. (2019). Además, las muestras incluidas en nuestros análisis no cumplían ninguna condición clínica, mientras que algunos de los estudios mencionados analizaron también el patrón afectivo de grupos de población clínica (Gottschalk et al., 1995; Ortiz et al., 2015, 2019). Otras causas de discrepancia entre los resultados de los estudios pueden estar relacionadas con aspectos del protocolo de recogida de datos. Por ejemplo,

nuestros estudios tuvieron una duración de 29 y 21 días, respectivamente, mientras que la mayoría de los estudios previos contaron con duraciones más largas, como 50 días (Bornas et al., 2015), 90 días (Ortiz et al., 2015, 2019), 100 días (Fiol-Veny et al., 2017) o 2,5 años (Gottschalk et al., 1995). Respecto a las escalas de medida de la experiencia afectiva, aunque todos los estudios mencionados utilizaron escalas bipolares con un punto central neutro, como en nuestro caso, las diferentes etiquetas elegidas como puntos de anclaje pudieron haber influido en los resultados obtenidos. Por ejemplo, “lo peor que me he sentido nunca” y “lo mejor que me he sentido nunca” (Gottschalk et al., 1995). La tasa de muestreo es otro aspecto del protocolo de recogida de datos a considerar a la hora de interpretar los resultados. En nuestros estudios las tasas fueron de 6 y 5 veces al día, respectivamente, mientras que en los estudios previos variaba desde el registro cada 30 minutos de Combs et al. (1994) hasta la evaluación retrospectiva una vez al día de los pacientes del estudio de Gottschalk et al. (1995). En relación a las variables indicativas de bienestar también fueron diferentes a las seleccionadas en nuestros estudios (síntomas de depresión y ansiedad, inflexibilidad psicológica, florecimiento, resiliencia, satisfacción con la vida). Por ejemplo, Bornas et al. (2015) midieron niveles de ansiedad y estilo de regulación emocional, mientras que Ortiz et al. (2015, 2019) evaluaron niveles de ansiedad, energía y sueño. Por último, la variedad de técnicas de análisis empleadas ha podido también influir en la discrepancia de resultados. Mientras que en nuestros estudios los datos fueron analizados con DFA, en los estudios previos se emplearon diferentes métodos, como la estimación de la dimensión fractal (Combs et al., 1994), el análisis del espectro de potencia (Gottschalk et al., 1995), la agregación alométrica (Bornas et al., 2015; Fiol-Veny et al., 2017), o la entropía multiescala (Ortiz et al., 2015, 2019).

Conclusiones

Los resultados obtenidos en esta investigación no ofrecieron evidencia empírica a favor de la relación entre la variabilidad afectiva fractal y los índices de bienestar incluidos en los dos estudios. De haber existido un efecto de relación robusto, la solidez de la técnica analítica empleada (*Detrended Fluctuation Analysis*), así como el tamaño de las muestras analizadas (N=50 y N=51) obtenidas de dos estudios diferentes, habrían sido suficientes para detectarlo. A pesar de

CAPÍTULO 3. VARIABILIDAD FRACTAL

esto, todavía puede ser interesante explorar el efecto en series temporales afectivas de población clínica, donde el desvío de una variabilidad adaptativa puede resultar más evidente, con patrones de inflexibilidad caracterizados por constantes cambios abruptos o tendencias extremadamente rígidas, por nombrar algunos ejemplos.

En resumen, la atractiva idea de una variabilidad afectiva fractal con una función adaptativa no parece ser un fenómeno robusto según nuestros hallazgos. En los siguientes capítulos, exploramos la naturaleza de la dinámica afectiva y su relación con el bienestar psicológico desde una alternativa prometedora basada en el concepto de multiestabilidad y las transiciones entre estados.

Capítulo 4. Biestabilidad y transiciones de estado en la dinámica afectiva (I)

Este capítulo (con algunas modificaciones) ha sido publicado como: Goicoechea, C., Dakos, V., Sanabria, D., Heshmati, S., Westhoff, M., Banos, O., Pomares, H., Hofmann, S. G., & Perakakis, P. (in press). Bistability and Affect Shift Dynamics in the Prediction of Psychological Well-Being. Emotion.

4.1. Introducción

La primera hipótesis de esta tesis, que consideraba al sistema afectivo como un sistema complejo adaptativo, no fue respaldada por los datos. Los análisis realizados, detallados en el capítulo anterior, no proporcionaron evidencia concluyente sobre si la variabilidad afectiva es beneficiosa o perjudicial para el bienestar psicológico. En este capítulo, ponemos a prueba nuestra segunda hipótesis. Adoptando una perspectiva diferente dentro del enfoque de los sistemas complejos, investigamos otras características de las fluctuaciones del afecto pueden revelar aspectos clave sobre el bienestar. A continuación, detallaremos el enfoque metodológico adoptado y los resultados obtenidos.

Como ya se ha mencionado en capítulos previos, la naturaleza dinámica del afecto ha dado lugar a una amplia investigación sobre la relación entre los patrones de cambio afectivo momento a momento y el bienestar psicológico (Houben et al., 2015). Además de su carácter transitorio, otro atributo central que se encuentra en el corazón de todos los fenómenos afectivos es su tono hedónico, o valencia (Dukes et al., 2021). La valencia facilita la clasificación de los fenómenos afectivos, ya sea una emoción concreta, un sentimiento fugaz, o un estado de ánimo más duradero, en uno de dos estados diferentes: agradable, denominado afecto positivo (PA), y desagradable, comúnmente conocido como afecto negativo (NA)¹⁸.

La delimitación del afecto en dos estados distintivos permite trazar paralelismos con otros sistemas naturales complejos caracterizados por la coexistencia de múltiples estados estables (Feudel, 2008). La multiestabilidad significa que un sistema puede existir en dos o más estados habitualmente contrastados en las mismas condiciones, en las que pueden producirse transiciones bruscas de un estado estable al otro (Scheffer et al., 2001; Scheffer & Carpenter, 2003). Por ejemplo, los lagos pueden experimentar cambios repentinos entre estados de agua clara y turbia (Scheffer & Van Nes, 2007), mientras que los bosques tropicales pueden transformarse rápidamente en sabanas (Hirota et al.,

¹⁸ En este estudio utilizamos el término afecto positivo (PA) para referirnos a todos los estados afectivos con valencia positiva (p.ej., excitado, relajado, feliz), y afecto negativo (NA) para englobar todos los estados con valencia negativa (p.ej., angustiado, perezoso, triste). Esto está en consonancia con el *circumplex model of affect* (Russell, 1980), pero contrasta con la forma en que se conceptualizan PA y NA en el *rotated circumplex model* de Watson y Tellegen (1985), donde PA va desde una alta activación, valencia positiva (p.ej., excitado) a una baja activación, valencia negativa (p.ej., perezoso), y NA va desde una alta activación, valencia negativa (p.ej., angustiado) a una baja activación, valencia positiva (p.ej., relajado). Para un debate reciente sobre la omnipresencia de los malentendidos relacionados con esta cuestión, véase LaRowe et al. (2024).

2011). En la [Figura 4.1a](#), ilustramos el comportamiento multiestable a través del paisaje de estabilidad de un sistema (por ejemplo, un lago) que presenta dos estados distintos, representados como bolas (estados de agua clara o turbia) en dos valles separados correspondientes a las cuencas de atracción (*basins of attraction*) de cada estado. La cima que divide los dos valles marca el umbral que, una vez cruzado, desencadena un evento precipitante que provoca una transición de un estado a otro. La profundidad de cada cuenca de atracción representa la energía requerida para que el sistema alcance el punto de inflexión (*tipping point*) y cambie al estado alternativo. Empíricamente, es posible reconstruir un paisaje de estabilidad probabilístico asumiendo que el estado observado del sistema es el resultado de que el sistema haya visitado la mayor parte de su verdadero paisaje de estabilidad. El paisaje de estabilidad puede deducirse entonces a través de los modos dominantes de la densidad de probabilidad de los estados del sistema (Dakos & Kéfi, 2022). En la [Figura 4.1a](#), el sistema se limita a uno de los dos estados alternativos, resultando en dos pozos profundos y un punto de inflexión pronunciado. Sin embargo, en la [Figura 4.1b](#), observamos que el sistema también explora las regiones entre los dos pozos, lo que resulta en una estabilidad reducida para el estado A. A pesar de mostrar características del estado A (agua turbia), este comportamiento es menos estable, facilitando la transición del sistema al estado B (agua clara).

Partiendo de este marco, es posible hipotetizar que el afecto humano puede exhibir un comportamiento biestable caracterizado por cambios abruptos entre más de un estado estable, en este caso PA y NA. Intuitivamente, esto significaría que los individuos no recorren continuamente todo el espectro de estados emocionales, sino que tienden a permanecer dentro de regiones preferidas de afecto positivo o negativo. Condiciones externas o internas – como acontecimientos vitales significativos o cambios en la salud personal – pueden ejercer entonces suficiente presión para inducir transiciones repentinas, que desplacen a una persona bruscamente de su región habitual en un estado a una región preferida en el estado opuesto. Esta hipótesis no es totalmente nueva. Van de Leemput et al. (2014) aportaron evidencia inicial de transiciones entre estados depresivos y normales, y Houben, Vansteelandt, et al. (2016) acuñaron el término *emotional switching* para describir el fenómeno de transición entre PA y NA,

utilizando modelos de regresión para estimar tanto la propensión al cambio (la probabilidad de que ocurra un cambio de PA a NA, o viceversa) como la magnitud del cambio (la distancia entre ocasiones de medición adyacentes cuando ocurre un cambio de PA a NA, o viceversa) (Houben, Vansteelandt, et al., 2016). En un estudio posterior, ampliaron esta idea investigando la especificidad del *emotional switching* en el trastorno límite de la personalidad (Houben, Bohus, et al., 2016), mientras que otros dos estudios relevantes se centraron en el efecto moderador del mindfulness (Keng & Tong, 2016; Rowland et al., 2020).

A pesar de las pruebas empíricas iniciales que sugieren que el cambio afectivo¹⁹ puede ser una característica relevante de las experiencias afectivas, el fenómeno de la biestabilidad, indicado por la presencia de cuencas de atracción tanto en el afecto positivo como en el negativo, no ha sido investigado adecuadamente. En un reciente estudio, Haslbeck et al. (2023), identificaron una alta prevalencia de multimodalidad en las distribuciones de intensidad de distintas emociones (por ejemplo, *happy*, *excited*, *angry*, *anxious*, etc.), lo cual, como se explicó anteriormente, puede utilizarse para inferir comportamientos biestables (dos modos) o multiestables (más de dos modos). Sin embargo, esta aparente multiestabilidad dentro de emociones concretas difiere de la operacionalización de la biestabilidad entre PA y NA que proponemos aquí. Además, aunque la propensión y la magnitud de los cambios entre PA y NA han sido inferidas estadísticamente mediante modelos de regresión, no se han propuesto ni probado índices concretos de transiciones entre estados afectivos en la predicción del bienestar psicológico.

En este estudio, exploramos la prevalencia de biestabilidad entre PA y NA e investigamos si el comportamiento biestable y las características clave de las transiciones entre estados afectivos pueden utilizarse para predecir el bienestar psicológico. Para probar estas hipótesis, analizamos conjuntos de datos de dos estudios distintos de evaluación ecológica momentánea (EMA, del inglés *ecological momentary assessment*). El primer estudio incluye una muestra de población general española ($N = 65$), en la que los participantes informaron sus sentimientos

¹⁹ A lo largo de este documento nos referiremos al paso de un estado afectivo positivo a uno negativo, y viceversa, utilizando indistintamente los términos “cambio” y “transición”. Del mismo modo que en inglés, se utilizan indistintamente términos como *shift*, *switch*, o *transition*.

subjetivos seis veces al día durante un período de 29 días. El segundo estudio incluye a estudiantes universitarios de Marburg, Alemania ($N = 56$), quienes reportaron sus sentimientos subjetivos cinco veces al día durante 21 días. Después de determinar y codificar la presencia de biestabilidad en cada conjunto de datos, desarrollamos tres categorías de métricas, el ratio de cambio afectivo (ASR, del inglés *affect shift ratio*), el tiempo de residencia (RT, del inglés *residence time*) y la magnitud del cambio afectivo (ASM, del inglés *affect shift magnitude*), para cuantificar la información transmitida por las transiciones entre estados afectivos. Evaluamos la validez predictiva de la presencia de biestabilidad y de las características de los cambios afectivos en relación con predictores establecidos del bienestar psicológico, como la media y la desviación estándar de PA y NA dentro de la persona, que han resultado tener un poder predictivo superior en comparación con medidas de afecto más elaboradas y dependientes del tiempo (Dejonckheere et al., 2019).

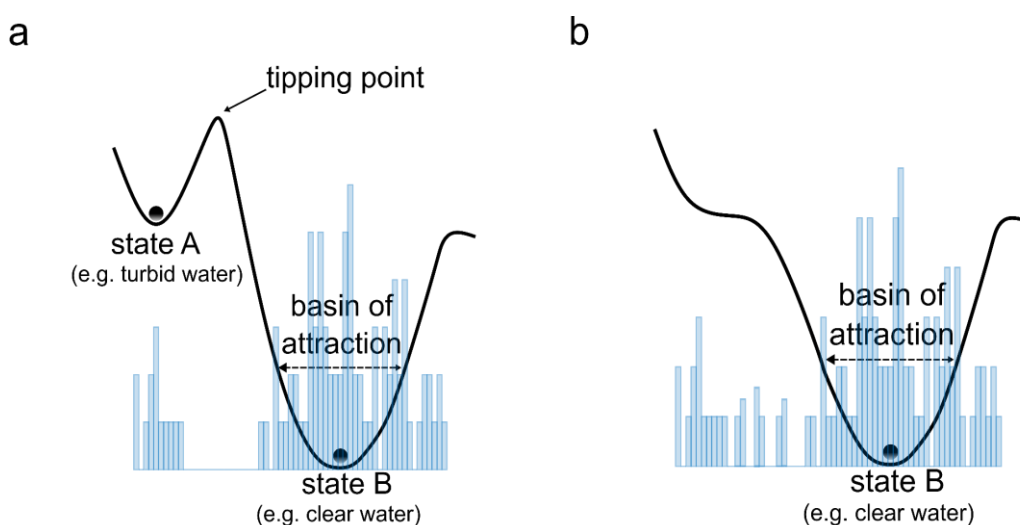


Figura 4.1. Ilustración de biestabilidad. (a) Reconstrucción del paisaje de estabilidad hipotético de un lago utilizando el histograma de las observaciones empíricas de una sola variable (por ejemplo, la transparencia del agua). Los dos estados distintos del sistema están representados por cuencas de atracción (*basins of attraction*). La profundidad de una cuenca indica la “energía” necesaria para alcanzar el punto de inflexión (*tipping point*) y hacer la transición a un estado distinto. (b) Un paisaje de estabilidad alternativo generado por el mismo modelo genérico con variaciones de parámetros, que permite niveles intermedios de transparencia del agua y que resulta en un sistema monoestable con estabilidad reducida en el estado A.

4.2. Método

Participantes

Para probar las hipótesis de investigación planteadas en este capítulo, analizamos las bases de datos de los dos estudios EMA examinados en el capítulo anterior, los cuales aquí también serán referidos como el “estudio español” y el “estudio alemán”²⁰. Ambos estudios fueron aprobados por los comités éticos de sus respectivas instituciones: el Comité Ético de Investigación Humana de la Universidad de Granada en España (Referencia: 2214/CEIH/2021) y el Departamento de Psicología de la Universidad Philipps de Marburg en Alemania (Referencia: 2022-22v). Todos los participantes dieron su consentimiento informado tras recibir información completa sobre los estudios. La [Tabla 4.1](#) presenta un resumen detallado de cada conjunto de datos, incluida la información de los participantes, el protocolo EMA y los indicadores de bienestar incluidos. Información adicional sobre los protocolos de evaluación de ambos estudios, estadísticas descriptivas y gráficos de distribución de cada indicador de bienestar están disponibles en el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024).

El tamaño inicial de la muestra de 103 participantes en el estudio español, determinado por las limitaciones de financiación, se redujo a 65 después del preprocesamiento de datos (véase la sección correspondiente). Los participantes fueron reclutados, por una empresa de encuestas (QUANTICA Marketing Research), para representar a la población española en función del sexo, edad, localización geográfica e ingresos anuales. Los criterios de inclusión fueron tener más de 18 años de edad y ser usuario de Android, ya que la aplicación personalizada utilizada para la recolección de datos solo estaba disponible en este sistema operativo. Los datos se recopilaron entre el 16 de noviembre y el 14 de diciembre de 2021.

El estudio alemán contó con 56 participantes de Alemania, reclutados a través del portal en línea utilizado por el Departamento de Psicología de la Universidad de Philipps de Marburg, así como de folletos y carteles expuestos en el campus universitario. El tamaño de la muestra fue determinado por el plazo de reclutamiento basado en la disponibilidad y los recursos del equipo de

²⁰ Los estudios español y alemán se corresponden con los Estudios 2 y 3 de la presente tesis, respectivamente (ver Cap. 1).

investigación. Los participantes debían tener más de 18 años de edad y ser hablantes nativos de alemán o poseer un nivel de competencia equivalente al nativo, ya que los cuestionarios se presentaban en ese idioma. Los datos se recogieron entre el 14 de septiembre y el 8 de diciembre de 2022.

A pesar de la falta de datos empíricos suficientes para calcular los requisitos de potencia para nuestras nuevas métricas de cambio afectivo, las curvas de potencia publicadas recientemente para la medida del afecto promedio recomiendan 100 participantes con 50 mediciones por participante para detectar una correlación de .3 al nivel de significancia de 0.05 (Pirla et al., 2023). Aunque el tamaño de nuestra muestra es más pequeño, el aumento sustancial en la frecuencia de medición en nuestros conjuntos de datos probablemente compensa esta limitación, lo que sugiere que nuestro estudio mantiene una potencia adecuada para detectar correlaciones significativas.

Medidas de afecto

En los dos estudios EMA incluidos en nuestro análisis, la valencia, una dimensión primaria del afecto que se refiere a la experiencia subjetiva generalizada que subyace a cualquier episodio con carga emocional y que consiste simplemente en sentirse bien o mal (Russell, 1980), se evaluó mediante la pregunta "¿Cómo te sientes ahora mismo?" utilizando una única escala analógica visual bipolar que iba de -50 (muy mal) a +50 (muy bien). Existe un amplio consenso teórico y apoyo empírico de que una escala bipolar de un solo ítem es una medida eficiente para estudiar los patrones dinámicos intraindividuales del afecto momentáneo (Cloos et al., 2023), y la más apropiada para describir de forma precisa y completa la valencia de los individuos en un momento dado (Russell, 2017; Russell & Carroll, 1999; Watson & Tellegen, 1999).

Este enfoque de medición, también utilizado por Houben, Vansteelandt, et al. (2016) para evaluar *emotional switching*, facilita la detección directa de transiciones entre PA y NA, identificadas como cruces del punto cero (neutro). En cambio, los métodos que infieren PA y NA a través de la experiencia de distintas emociones previamente etiquetadas como positivas o negativas, por ejemplo Houben, Bohus, et al. (2016), requieren un paso analítico adicional para deducir el estado afectivo general restando NA de PA. Esto implica una capa extra de análisis,

que potencialmente puede oscurecer la experiencia inmediata y la detección de los cambios afectivos.

La media y la desviación estándar dentro de la persona de PA y NA se obtuvieron a partir de la variable de valencia promediando por separado todos los valores de valencia positiva y negativa, respectivamente. Estos dos parámetros se eligieron como puntos de referencia basados en los resultados del meta-análisis de Dejonckheere et al. (2019). Sin embargo, en el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024) incluimos análisis adicionales que incorporan los parámetros de inercia e inestabilidad como las dos medidas de afecto dependientes del tiempo más prevalentes en la literatura. Debido a su naturaleza dependiente del tiempo, la inercia (medida como el coeficiente de autocorrelación) y la inestabilidad (medida como la raíz cuadrada de las diferencias sucesivas) se estimaron después de una interpolación lineal de los valores faltantes para todo el rango de la variable de valencia y no por separado para PA y NA.

En ambos estudios, se solicitó a los participantes que respondieran múltiples preguntas utilizando escalas visuales similares. Sin embargo, para los propósitos de este estudio, solo se analizó la escala de valencia, mientras que las respuestas a otras preguntas sirvieron como medio para verificar el cumplimiento del protocolo (consulte la sección de preprocesamiento de datos para más información).

Indicadores de bienestar psicológico

Investigamos el valor predictivo de la presencia de biestabilidad y de las métricas de cambio afectivo en seis indicadores de bienestar psicológico, cinco de los cuales eran comunes en los dos estudios (ver [Tabla 4.1](#)). Estos indicadores abarcan aspectos tanto positivos como negativos del bienestar, incluyendo medidas de satisfacción con la vida, resiliencia y florecimiento (positivos), así como síntomas de depresión, ansiedad e inflexibilidad psicológica (negativos)²¹. En la [Tabla 4.2](#) se muestran los coeficientes de fiabilidad para las escalas de cada indicador correspondientes a este estudio. A nivel informativo, cabe añadir que en el estudio español, el 27.69% de los participantes mostró síntomas significativos de depresión (PHQ ≥ 10), mientras que en el estudio alemán fue el 10.71% (DASSd

²¹ Para una descripción detallada de cada indicador consultar la sección de Método del Capítulo 3.

≥ 7). Los síntomas significativos de ansiedad fueron indicados por el 21.53% de los participantes en el estudio español ($GAD \geq 10$), en comparación con el 17.85% en el estudio alemán ($DASSa \geq 5$).

Preprocesamiento de los datos

Para garantizar la calidad de los datos afectivos, realizamos una serie de pasos de preprocesamiento en ambos conjuntos de datos. En primer lugar, reemplazamos todas las ocasiones de medición en las que un participante dejó las opciones de respuesta predeterminadas (“0” en el estudio español y “50” en el estudio alemán) en las escalas analógicas visuales por valores perdidos. Consideramos que estos casos tenían una alta probabilidad de ser mediciones no válidas, ya que era muy probable que los participantes no hicieran un verdadero esfuerzo por responder con precisión a las preguntas. Esto dio lugar a la sustitución por valores perdidos de 356 ocasiones de medición en el conjunto de datos español y 35 en el conjunto de datos alemán. A continuación, excluimos a los participantes que mostraron un cumplimiento deficiente del protocolo EMA. En concreto, se eliminó a los participantes con menos del 75% de las ocasiones de medición completadas²². Esto supuso la exclusión de 32 participantes de los 103 iniciales en el conjunto de datos español y de 0 participantes en el conjunto de datos alemán. A continuación, excluimos a los participantes con 20 o más ocasiones consecutivas de medición (equivalentes a más de tres días en la muestra española y a cuatro días en la muestra alemana) en las que registraban valores extremos (-50, 50) o ninguna medición, asumiendo que tales patrones indicaban una falta de compromiso sincero con la tarea. Este criterio llevó a la exclusión de otros 6 participantes en el estudio español y 0 participantes en el estudio alemán. Finalmente, 4 participantes fueron excluidos de los 60 participantes iniciales del estudio alemán porque no respondieron correctamente a un ítem de la encuesta que servía como comprobación de validación. Los 65 participantes restantes del estudio español tuvieron una tasa media de cumplimiento del 90% ($sd = 6\%$) y los 56 participantes restantes del estudio alemán tuvieron una tasa media de cumplimiento del 94% ($sd = 5\%$).

²² Para asegurarnos de que nuestros resultados son robustos frente a este criterio, repetimos los análisis principales (prevalencia de biestabilidad y regresiones LASSO) para un umbral menos estricto (65%). En el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024) proporcionamos tablas con los coeficientes de regresión para este umbral de exclusión diferente.

Análisis de los datos

Para tener en cuenta las diferencias en los protocolos EMA entre los dos estudios (véase la [Tabla 4.1](#)), la mayoría de los análisis se realizaron por separado para cada conjunto de datos. Así pues, el segundo conjunto de datos (estudio alemán) se utilizó como réplica para validar los resultados y aumentar la solidez de las conclusiones.

Prevalencia de biestabilidad

Para abordar la prevalencia de la biestabilidad en los dos conjuntos de datos, reconstruimos el paisaje de estabilidad probabilístico de cada participante utilizando análisis de potencial (Livina et al., 2010), que se basa en ajustar una función polinómica a la densidad de probabilidad de las series temporales de valencia individuales. Utilizamos la función *liv_potential()* del paquete *earlywarnings* en R para llevar a cabo este análisis. A continuación, identificamos las cuencas de atracción como mínimos locales del potencial ajustado empleando un enfoque de ventana deslizante. Para cada punto de datos, seleccionamos una ventana de 3 muestras adyacentes centradas en ese punto e identificamos el valor mínimo dentro de esa ventana. Un punto de datos se consideraba un mínimo local si su valor era menor que todos los demás valores dentro de la ventana. Los participantes se clasificaron como “Biestables” si se encontraba al menos un mínimo local en cada uno de los dos regímenes afectivos (PA y NA). Los participantes no biestables se clasificaron en cuatro categorías distintas: “Monoestable – Positivo”, si presentaban solo un mínimo en el régimen PA; “Monoestable – Negativo”, con un mínimo en el régimen NA; “Multiestable – Positivo”, si exhibían más de un mínimo solo en el régimen PA; y “Multiestable – Negativo”, si mostraban más de un mínimo solo en el régimen NA. Para probar la validez predictiva de la biestabilidad en relación con el bienestar psicológico, construimos el índice “Tipo”, que se trató como una variable categórica con dos niveles: 0 = no biestable y 1 = biestable. Por tanto, el coeficiente asociado con “Tipo” en la regresión LASSO refleja el efecto diferencial de ser biestable comparado con no ser biestable.

El efecto del parámetro del tamaño de la ventana puede apreciarse mediante una inspección visual de la densidad de probabilidad de valencia del

participante número 5 (PID=5), disponible en el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024). En este participante, el tamaño de ventana por defecto de 3 muestras identifica un mínimo local en el régimen NA, lo que lleva a clasificar al participante como “Biestable”. Sin embargo, aumentar el tamaño de la ventana a 5 muestras altera esta interpretación, ya que el mismo punto de datos ya no constituye un mínimo local, clasificando así al participante como “Monoestable”. Intuitivamente, se podría argumentar que visitar el régimen NA solo unas pocas veces durante la duración del estudio no es prueba suficiente de la existencia de una cuenca de atracción y podría considerarse más bien una desviación anómala de un estado estable único en el régimen PA. Dado que inevitablemente existe un elemento subjetivo sobre cuánta evidencia se requiere para identificar una cuenca de atracción en el contexto de la dinámica afectiva, repetimos nuestros análisis para una ventana que abarca 5 muestras adyacentes para tener en cuenta este enfoque más conservador. Esto redujo la prevalencia de biestabilidad del 61.5% al 49.2% en el estudio español y del 46% al 38% en el estudio alemán (véase la sección de resultados).

Desarrollo de métricas de cambio afectivo

Desarrollamos 10 métricas para cuantificar las características de frecuencia y magnitud de las transiciones afectivas de cada participante. Las etiquetas, descripciones y ecuaciones matemáticas de cada una de estas métricas se enumeran en la [Tabla 4.3](#).

Pruebas de confiabilidad

Estimamos la confiabilidad de las nuevas métricas de cambio afectivo calculando coeficientes de correlación entre la primera y segunda mitad de nuestros conjuntos de datos. La mayoría de las métricas novedosas demostraron correlaciones significativas, indicando una consistencia interna robusta y confiabilidad a través de diferentes intervalos de tiempo. Las tablas con los coeficientes de correlación y los valores p para cada conjunto de datos se incluyen en el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024).

Interdependencias empíricas

Realizamos un análisis de componentes principales (PCA, del inglés *principal component analysis*) para investigar las similitudes entre las métricas de cambio afectivo y comprender el grado en que representan dimensiones afectivas distintas. Antes del análisis, fusionamos los dos conjuntos de datos y evaluamos la idoneidad de los datos para el PCA utilizando la medida de adecuación de muestreo (MSA, del inglés *measure of sampling adequacy*) de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), la prueba de esfericidad de Bartlett y el determinante de la matriz de correlación para asegurar un tamaño de muestra adecuado, no identidad y ausencia de multicolinealidad, respectivamente. Los datos superaron todas las comprobaciones de validación: KMO MSA total= 0.71; prueba de Bartlett $p < 0.001$; determinante de la matriz de correlación > 0.0001 . Utilizamos las funciones *KMO()* y *cortest.bartlett()* del paquete *psych* de R y la función *det()* del paquete *base* de R para realizar estas comprobaciones de datos. A continuación, utilizamos la función *principal()* del paquete *psych* para realizar un PCA con dos factores y empleamos una rotación oblicua (*oblimin*) para examinar la correlación entre las dimensiones. El análisis se ejecutó con escalado y centrado de los datos. Para identificar el solapamiento entre las métricas de cambio afectivo y los valores de media y desviación estándar intrapersonales de PA y NA, calculamos una matriz de correlación usando correlaciones de Pearson.

Poder explicativo en la predicción del bienestar psicológico

Para determinar la combinación óptima de un amplio conjunto de predictores, realizamos una regresión LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*) para cada indicador de bienestar disponible en los dos conjuntos de datos. La regresión LASSO es una técnica de regularización que emplea un término de penalización en la suma de los valores absolutos de los coeficientes, lo que reduce algunos estimados de los coeficientes hacia cero, disminuyendo así la complejidad del modelo y protegiéndolo contra el sobreajuste. Este método tiene la ventaja añadida de proporcionar un grado de protección contra el error de Tipo I al realizar la selección de variables y reducir las posibilidades de incluir predictores irrelevantes en el modelo. Utilizamos el paquete *caret* de R para realizar una validación cruzada de 10 pliegues con el fin de

estimar el valor óptimo de λ (el parámetro de ajuste), que minimiza el error medio de validación cruzada. Con el valor óptimo de λ , utilizamos luego el paquete *glmnet* de R para ajustar el modelo de regresión LASSO a nuestros datos, lo que nos permitió identificar los predictores más relevantes y sus coeficientes de regresión asociados.

Además de la regresión LASSO, también llevamos a cabo una regresión múltiple escalonada (*stepwise multiple regression*) para respaldar los resultados obtenidos de las regresiones LASSO y garantizar que nuestros hallazgos sean robustos a través de diferentes técnicas de selección de variables. En nuestro análisis, utilizamos el criterio de información de Akaike (AIC, del inglés *Akaike Information Criterion*), disponible a través de la función *stepAIC()* del paquete *MASS* de R, para guiar el proceso de selección. Consideramos tanto pasos hacia delante como hacia atrás, permitiendo que las variables se añadieran o se eliminaran del modelo en cada iteración.

Finalmente, evaluamos la importancia relativa de las variables predictoras calculando la métrica Lindeman-Merenda-Gold (Sen et al., 1981), disponible a través del paquete *relaimpo* de R, que estima la contribución promedio de cada variable predictora a la varianza explicada al considerar todos los posibles ordenamientos de las variables en el modelo. Al normalizar las contribuciones, obtuvimos la importancia relativa de cada predictor expresada en porcentaje, indicando la proporción de la varianza total explicada atribuida a cada variable.

CAPÍTULO 4. BIESTABILIDAD Y TRANSICIONES (I)

Tabla 4.1. Resumen detallado de cada estudio

Participantes					Protocolo EMA		Indicadores de bienestar					
Estudio	N	% Mujeres	Edad	% Biestable	Días	Ocasiones	Satisfacción con la vida	Resiliencia	Florecimiento	Síntomas Depresión	Síntomas Ansiedad	Inflexibilidad Psicológica
Español	65	48	44.1±17 (18-69)	61.5	29	6	SWLS.1	BRS	FS	PHQ-9	GAD-7	AAQ-II
Alemán	56	79	23.9±2.7 (19-32)	46.0	21	5	SWLS	BRS	–	DASS-21 (Depresión)	DASS-21 (Ansiedad)	AAQ-II

AAQ-II: Acceptance and Action Questionnaire-II; BRS: Brief Resilience Scale; DASS-21: Depression, Anxiety and Stress Scale; FS: Flourishing Scale; GAD-7: Generalized Anxiety Disorder Scale; SWLS.1: one-item Satisfaction with Life Scale; SWLS: Satisfaction with Life Scale; PHQ-9: Patient Health Questionnaire-9.

Tabla 4.2. Alfa de Cronbach de indicadores de bienestar psicológico

Estudio	Indicadores de bienestar				
Español	PHQ-9	GAD-7	BRS	AAQ-II	FS
	0.87	0.91	0.72	0.95	0.91
Alemán	DASS-21d	DASS-21a	BRS	AAQ-II	SWLS
	0.81	0.64	0.85	0.89	0.82

AAQ-II: Acceptance and Action Questionnaire-II; BRS: Brief Resilience Scale; DASS-21: Depression, Anxiety and Stress Scale; FS: Flourishing Scale; GAD-7: Generalized Anxiety Disorder Scale; SWLS: Satisfaction with Life Scale; PHQ-9: Patient Health Questionnaire-9.

CAPÍTULO 4. BIESTABILIDAD Y TRANSICIONES (I)

Tabla 4.3. Resumen de las métricas de cambio afectivo

Métrica (abreviatura)	Descripción	Ecuación matemática
1. Positive to Negative Affect Shift Ratio (P2N-ASR)	Ratio de transiciones de PA a NA en relación con el número total de ocasiones de medición de PA.	$P2N-ASR_j = \frac{\sum_{t=1}^{T_j-1} \mathbb{I}(V_{jt}>0 \text{ and } V_{jt+1}<0)}{\sum_{t=1}^{T_j} \mathbb{I}(V_{jt}>0)}$
2. Negative to Positive Affect Shift Ratio (N2P-ASR)	Ratio de transiciones de NA a PA en relación con el número total de ocasiones de medición de NA.	$N2P-ASR_j = \frac{\sum_{t=1}^{T_j-1} \mathbb{I}(V_{jt}<0 \text{ and } V_{jt+1}>0)}{\sum_{t=1}^{T_j} \mathbb{I}(V_{jt}<0)}$
3. Mean Positive Residence Time (mPRT)	Duración media de las ocasiones de medición consecutivas de PA.	$mPRT_j = \frac{1}{TPAseq_j} \sum_{i=1}^{TPAseq_j} dPAseq_{ij}$
4. Standard deviation Positive Residence Time (sdPRT)	Desviación media de la duración media de las ocasiones de medición consecutivas de PA.	$sdPRT_j = \sqrt{\frac{1}{TPAseq_j} \sum_{i=1}^{TPAseq_j} (dPAseq_{ij} - mPRT)^2}$
5. Mean Negative Residence Time (mNRT)	Duración media de las ocasiones de medición consecutivas de NA.	$mNRT_j = \frac{1}{TNAseq_j} \sum_{i=1}^{TNAseq_j} dNAseq_{ij}$
6. Standard deviation Negative Residence Time (sdNRT)	Desviación media de la duración media de las ocasiones de medición consecutivas de NA.	$sdNRT_j = \sqrt{\frac{1}{TNAseq_j} \sum_{i=1}^{TNAseq_j} (dNAseq_{ij} - mNRT)^2}$
7. Mean Positive to Negative Affect Shift Magnitude (mP2N-ASM)	Magnitud media de las transiciones de PA a NA.	$mP2N-ASM_j = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}>0 \text{ and } V_{jt+1}<0) \cdot V_{jt} - V_{jt+1} }{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}>0 \text{ and } V_{jt+1}<0)}$
8. Standard deviation Positive to Negative Affect Shift Magnitude (sdP2N-ASM)	Desviación media de la magnitud media de las transiciones de PA a NA.	$sdP2N-ASM_j = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}>0 \text{ and } V_{jt+1}<0) \cdot (V_{jt} - V_{jt+1} - mP2N-ASM_j)^2}{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}>0 \text{ and } V_{jt+1}<0)}}$
9. Mean Negative to Positive Affect Shift Magnitude (mN2P-ASM)	Magnitud media de las transiciones de NA a PA.	$mN2P-ASM_j = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}<0 \text{ and } V_{jt+1}>0) \cdot V_{jt} - V_{jt+1} }{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}<0 \text{ and } V_{jt+1}>0)}$
10. Standard deviation Negative to Positive Affect Shift Magnitude (sdN2P-ASM)	Desviación media de la magnitud media de las transiciones de NA a PA.	$sdN2P-ASM_j = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}<0 \text{ and } V_{jt+1}>0) \cdot (V_{jt} - V_{jt+1} - mN2P-ASM_j)^2}{\sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I}(V_{jt}<0 \text{ and } V_{jt+1}>0)}}$

PA: afecto positivo; NA: afecto negativo; T: número total de ocasiones de medición; t: ocasión específica de medición; V: vector valencia; I(P): función de índice que toma el valor 1 si la afirmación P es verdadera y 0 si P es falsa; TPAseq: número total de secuencias de PA; TNAseq: número total de secuencias de NA; i: secuencia específica de PA o NA; dPAseq: duración (en ocasiones de medición) de la secuencia de PA; dNAseq: duración (en ocasiones de medición) de la secuencia de NA.

4.3. Resultados

Prevalencia de biestabilidad en la dinámica del afecto

Para examinar si la dinámica del afecto se caracteriza por la biestabilidad, reconstruimos el paisaje de estabilidad probabilístico de cada participante ajustando una función polinómica a la densidad de probabilidad de las series temporales de valencia individuales e identificando sus mínimos locales. Los participantes fueron clasificados como “Biestable” si se encontraba al menos un mínimo local en cada uno de los dos regímenes afectivos (PA y NA).

En el estudio español, clasificamos al 61.5% de los participantes como “Biestable”, al 18.5% como “Monoestable – Positivo”, al 18.5% como “Multiestable – Positivo” y al 1.5% como “Multiestable – Negativo”. El estudio alemán mostró una prevalencia ligeramente menor de biestabilidad, con un 46% de participantes clasificados como “Biestable”, un 39% como “Monoestable – Positivo”, un 5% como “Monoestable – Negativo”, un 7% como “Multiestable – Positivo”, mientras que un participante (PID=128) fue clasificado como “Indefinido” debido a la ausencia de mínimos locales identificables en el análisis potencial. Como se comentó en la sección de Método, repetimos este análisis para un criterio más conservador (tamaño de ventana de 5 muestras), lo que redujo la prevalencia de biestabilidad del 61.5% al 49.2% en el estudio español y del 46% al 38% en el estudio alemán. Las [Figuras 4.2a y 4.2b](#) muestran ejemplos de series temporales, distribuciones y funciones de energía para un participante “Biestable” y un “Monoestable – Positivo” del estudio español, respectivamente. Curiosamente, observamos que la ausencia de biestabilidad no indica una falta de transiciones entre afecto positivo y negativo. De hecho, 117 de los 121 participantes (96.7%) de ambos estudios experimentaron al menos un cambio de afecto de un régimen afectivo a otro. Para una visión completa de los gráficos individuales de todos los participantes, puede consultar el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024).

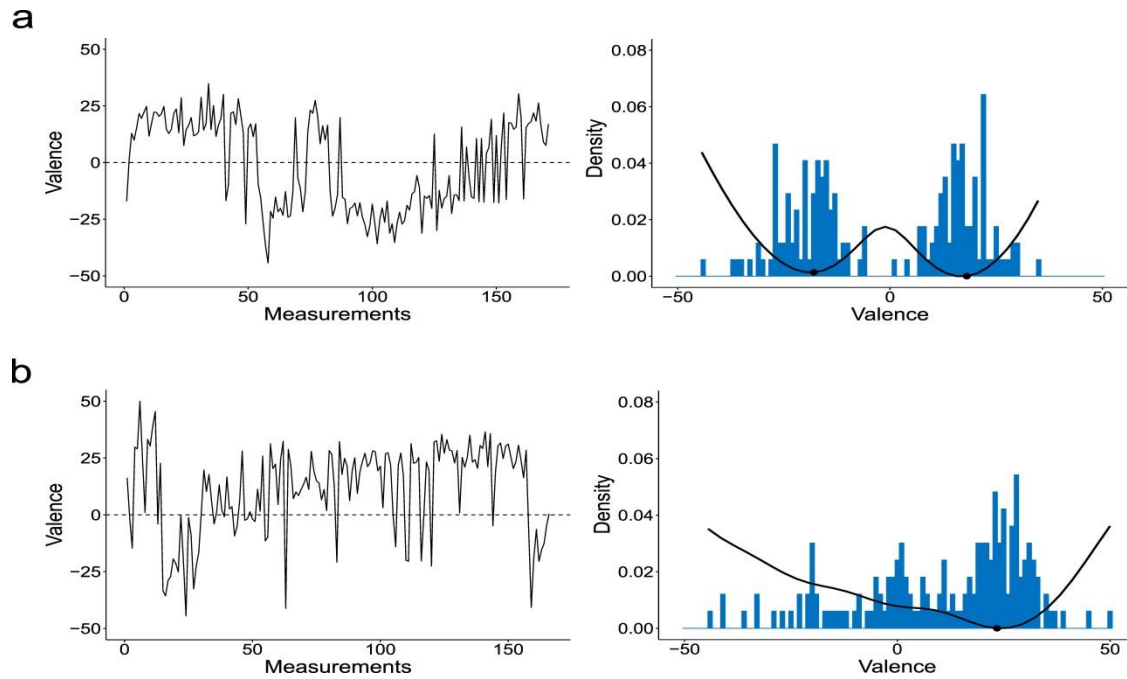


Figura 4.2. Paisajes de estabilidad representativos de un participante biestable y un participante monoestable. Ejemplos representativos de series temporales de valencia y distribuciones utilizadas para reconstruir el paisaje de estabilidad de un participante biestable (a) y un participante monoestable – positivo (b) del estudio español. A pesar de la caracterización monoestable, este participante sigue mostrando transiciones entre estados afectivos, aunque con una única cuenca de atracción en el régimen de afecto positivo. De hecho, el 96.7% de todos los participantes experimentaron transiciones entre afecto positivo y negativo, indicando la prevalencia de cambios afectivos en toda la muestra.

Medición de la dinámica del cambio afectivo

Además de identificar la prevalencia del comportamiento biestable, nuestro segundo objetivo fue desarrollar índices cuantitativos de las transiciones entre los estados afectivos primarios. Primero introdujimos el ratio de cambio afectivo (ASR, del inglés *affect shift ratio*) como el ratio de cambios entre PA y NA. Este ratio puede calcularse por separado para los cambios de PA a NA y de NA a PA, generando dos métricas distintas: P2N-ASR y N2P-ASR. Intuitivamente, estos índices cuantifican la propensión a las transiciones afectivas entre mediciones sucesivas. Específicamente, el P2N-ASR se calcula dividiendo el recuento total de cambios de PA a NA por el total de muestras en PA, indicando la probabilidad de que un afecto positivo (PA) cambie a un afecto negativo (NA) en la siguiente medición. Por el contrario, el N2P-ASR se obtiene dividiendo el recuento total de cambios de NA a PA por el total de muestras en NA, reflejando la probabilidad de que un afecto negativo (NA) transicione a un afecto positivo (PA) en la siguiente instancia. Ambos índices varían de 0 a 1, donde 0 significa ninguna posibilidad de

transición y 1 denota una transición segura. Nuestro segundo índice cuantificó la duración media que una persona permanece en un estado afectivo determinado antes de experimentar un cambio al estado afectivo alternativo. A esto lo denominamos tiempo de residencia (RT, del inglés *residence time*) medio positivo o negativo (mPRT o mNRT) y también calculamos su desviación estándar (sdPRT y sdNRT). Por último, diseñamos un índice para capturar la media y la desviación estándar de la magnitud del cambio afectivo (ASM, del inglés *affect shift magnitude*), produciendo otras cuatro métricas: mP2N-ASM, sdP2N-ASM, mN2P-ASM, sdN2P-ASM. La [Tabla 4.3](#) presenta una visión general de estas métricas, incluyendo las descripciones sustantivas y las ecuaciones matemáticas, mientras que la [Figura 4.3a](#) ilustra la lógica de su construcción.

Para investigar el posible solapamiento entre las métricas de cambio afectivo y determinar si expresan diferentes dimensiones de la dinámica del afecto, fusionamos los dos conjuntos de datos y realizamos un análisis de componentes principales (PCA) que incluyó las seis métricas relacionadas con el tiempo (P2N-ASR, N2P-ASR, mPRT, sdPRT, mNRT, sdNRT) y las cuatro métricas relacionadas con la magnitud (mP2N, sdP2N, mN2P, sdN2P). Los dos primeros ejes del PCA representaron el 63,48% de la varianza total, con las métricas relacionadas con el tiempo cargadas en el primer componente y las métricas relacionadas con la magnitud cargadas en el segundo componente ([Figura 4.3b](#)). A pesar de encontrar correlaciones significativas entre las métricas cargadas en el mismo componente, la baja correlación entre componentes ($r = 0.18$) indica que nuestras métricas de cambio afectivo cuantifican efectivamente dos aspectos distintos de la dinámica afectiva, uno relacionado con la frecuencia y el otro con la magnitud de los cambios entre estados afectivos.

A continuación, nos preguntamos cómo se relacionan la dinámica del cambio afectivo con las dos medidas de afecto que más predicen el bienestar psicológico: la media y la desviación estándar intrapersonales de PA y NA, así como dos medidas dependientes del tiempo ampliamente estudiadas, la inercia y la inestabilidad. La media de PA (mPA) mostró una correlación negativa con P2N-ASR ($r = -0.53$), y una correlación positiva con N2P-ASR ($r = 0.50$). Esto implica que, en nuestra muestra, los individuos con un PA medio más alto son menos

propensos a cambiar de PA a NA y, cuando ocurren tales transiciones, es más probable que vuelvan a PA. Del mismo modo, mPA también correlacionó negativamente con la media y la desviación estándar del tiempo de residencia en NA (mNRT: $r = -0.35$; sdNRT: $r = -0.39$), lo que implica de nuevo que los individuos con niveles medios de PA más altos tienden a "escapar" antes del régimen de NA y a experimentar menos variabilidad en el tiempo que pasan en este estado afectivo. En cuanto a la magnitud media de los cambios afectivos, mP2N y mN2P estuvieron ambos positivamente correlacionados con la media de PA ($r = 0.73$, $r = 0.75$, respectivamente), aludiendo a que los individuos con mayores cambios afectivos en ambas direcciones tienden a tener mayores niveles medios de PA. Estas correlaciones pueden entenderse intuitivamente si consideramos que un mayor promedio de PA implica generalmente emociones positivas más intensas. En consecuencia, un cambio a NA requeriría un cambio mayor en el estado afectivo, ya que el punto de partida en PA está más alejado del régimen de NA.

La inercia se correlacionó positivamente con mNRT ($r = 0.40$) y negativamente con N2P-ASR ($r = 0.63$), lo que respalda aún más su asociación con la maladaptación psicológica, sugiriendo una tendencia a quedar atrapados en estados afectivos negativos. Por otro lado, la inestabilidad se relacionó positivamente con sdP2N-ASM ($r = 0.55$), indicando una mayor variabilidad en la magnitud de las transiciones de PA a NA. En el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024), proporcionamos un correlograma con estos coeficientes de correlación, los cuales fueron todos estadísticamente significativos al nivel $p < 0.001$.

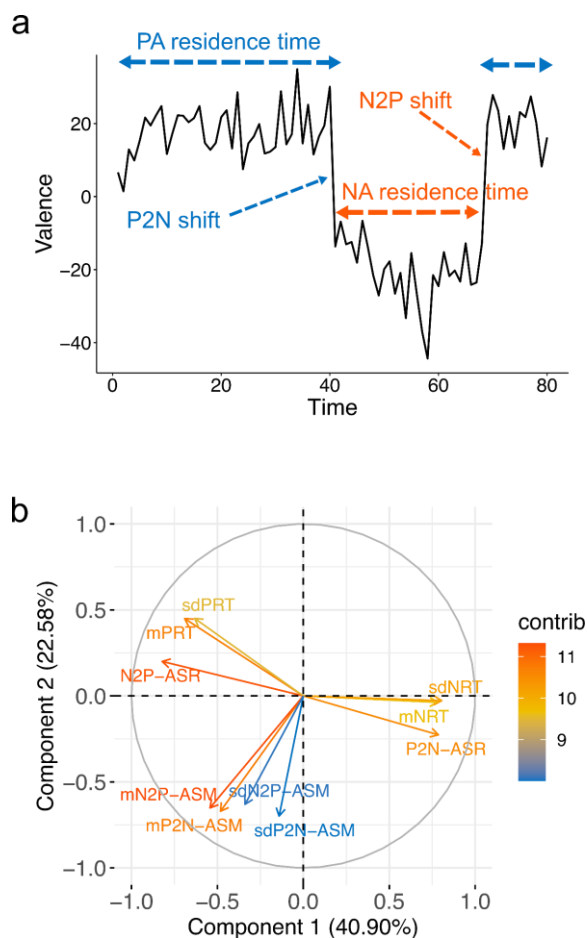


Figura 4.3. Métricas de cambio afectivo. (a) Ilustración de los componentes de una serie temporal de valencia utilizada para derivar las métricas de cambio afectivo. Las líneas discontinuas azules con doble flecha representan ocasiones de medición consecutivas en el régimen de afecto positivo (PA), que se promedian para obtener el tiempo de residencia positivo medio y su desviación estándar (mPRT y sdPRT). Del mismo modo, una línea discontinua roja con doble flecha indica un caso de ocasiones de medición consecutivas dentro del régimen de afecto negativo (NA), que se utiliza para calcular el mNRT y el sdNRT. Una línea discontinua azul con flecha simple indica una transición de afecto Positivo a Negativo (P2N). El número total de tales cambios se divide por el número total de ocasiones de medición en el régimen PA para calcular el ratio de cambio afectivo P2N (P2N-ASR). Las distancias entre dos ocasiones de medición consecutivas cuando ocurren cambios P2N se promedian para calcular la media y la desviación estándar de la magnitud del cambio afectivo P2N (mP2N-ASM y sdP2N-ASM). Asimismo, una línea discontinua roja con flecha única marca una transición de Negativo a Positivo (N2P), que se utiliza para calcular las correspondientes métricas N2P-ASR y N2P-ASM. (b) Análisis de componentes principales (PCA) que demuestra la separación de las métricas relacionadas con el tiempo (ASR y RT) y con la magnitud (ASM), explicando el 63,48% de la varianza total.

Inferencia del bienestar a partir de la biestabilidad y de las métricas de cambio afectivo

Evaluamos si la biestabilidad y las métricas de cambio afectivo podrían utilizarse para predecir una serie de indicadores de bienestar indexados en la [Tabla 4.1](#). Para determinar la combinación óptima de métricas de estabilidad y de afecto para cada indicador de bienestar, realizamos una serie de análisis de regresión LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*). Los modelos incluyeron el tipo de estabilidad (biestable o no biestable) y todas las nuevas métricas de cambio afectivo junto con la media y la desviación estándar intrapersonales de PA y NA, dos predictores bien establecidos del bienestar psicológico. La métrica P2N-ASR, que cuantifica el ratio de transiciones de afecto positivo a negativo, emergió como un predictor particularmente importante, ya que presentó el coeficiente más alto en la mayoría de los indicadores de bienestar en ambos estudios. Los coeficientes LASSO, mostrados en la [Tabla 4.4](#), revelan que

un mayor ratio de transiciones de afecto positivo a negativo fue predictivo de mayores niveles de ansiedad (GAD en el estudio español y DASSa en el estudio alemán), depresión (PHQ en el estudio español y DASSd en el estudio alemán), e inflexibilidad psicológica (AAQ en ambos estudios). En contraste, valores más altos de P2N-ASR predecían niveles más bajos de florecimiento psicológico (FS en el estudio español), menor resiliencia psicológica (BRS en ambos estudios) y menor satisfacción con la vida (SWLS en el estudio alemán). Adicionalmente, en el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024), incluimos los coeficientes LASSO con el cálculo del tipo de estabilidad basado en una ventana de 5 muestras (véase la sección de métodos sobre la prevalencia de la biestabilidad), o incluyendo la inercia y la inestabilidad como predictores. Tales condiciones no alteraron significativamente el hallazgo principal respecto a la validez predictiva del P2N-ASR.

A continuación, realizamos un análisis complementario utilizando regresiones escalonadas (*stepwise regressions*) basadas en el criterio de información de Akaike (AIC) para examinar con más detalle el valor predictivo de P2N-ASR en el contexto de la media y la desviación estándar de PA y NA. Los resultados, mostrados en las [Figuras 4.4a y 4.4b](#), están en línea y refuerzan nuestros hallazgos anteriores obtenidos de los modelos de regresión LASSO. Una vez más, P2N-ASR surgió como un predictor clave de los indicadores de bienestar en ambos estudios. En concreto, valores más altos de P2N-ASR se asociaron con niveles más altos de indicadores de bienestar negativos: ansiedad, depresión e inflexibilidad psicológica en el estudio español, y niveles más altos de depresión e inflexibilidad psicológica en el estudio alemán. Por el contrario, valores más altos de P2N-ASR se relacionaron con niveles más bajos de resultados positivos de bienestar: satisfacción con la vida en ambos estudios. Estos resultados enfatizan aún más la importancia de ASR como predictor del bienestar psicológico, demostrando la solidez de este hallazgo a través de diferentes técnicas de selección de variables. Las tablas con los coeficientes de todos los modelos de regresión se proporcionan en el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024).

Finalmente, tras identificar la importancia de P2N-ASR en la predicción del bienestar psicológico mediante los análisis de regresión LASSO y regresión

escalonada, investigamos más a fondo su contribución relativa en modelos de regresión lineal simple en comparación con los niveles de media y de desviación estándar de PA y NA. Con este fin, utilizamos el análisis de importancia relativa, que nos permitió cuantificar la proporción de la varianza total en la variable de resultado explicada por cada predictor, teniendo en cuenta las intercorrelaciones entre los predictores. Los hallazgos mostrados en la [Figura 4.4c](#) brindan un apoyo adicional a la importancia de P2N-ASR en la predicción del bienestar psicológico, ya que una vez más esta métrica emergió consistentemente como un contribuyente clave a la varianza explicada en la mayoría de los resultados de bienestar: ansiedad y depresión en el estudio español; ansiedad, depresión, inflexibilidad psicológica y satisfacción con la vida en el estudio alemán. Además, el análisis de importancia relativa también proporciona información sobre las contribuciones complementarias de otros predictores, principalmente la media y la desviación estándar de PA, en el contexto de la métrica ASR.

CAPÍTULO 4. BIESTABILIDAD Y TRANSICIONES (I)

Tabla 4.4. Coeficientes de los modelos de regresión LASSO

	Estudio Español						Estudio Alemán				
	GAD	PHQ	AAQ	FS	BRS	SWLS.1	DASSa	DASSd	AAQ	BRS	SWLS
Type					0.14	0.14		-0.79		0.34	
P2N-ASR	6.50	17.56	39.89	-6.78	-0.92		1.95	6.85	25.57	-3.54	-15.66
N2P-ASR			8.92		-1.04	0.07			-0.03	-0.93	1.24
mPRT					0.05	0.02					
sdPRT			-0.10							-0.07	
mNRT										0.91	
sdNRT			0.70		-0.05		0.56			-0.79	
mP2N-ASM		0.07					-0.01			0.01	
sdP2N-ASM			-0.16		0.01		-0.01	0.25			
mN2P-ASM										-0.01	
sdN2P-ASM		-0.08	-0.50	0.11	0.06	0.01	-0.01			-0.01	0.09
mPA						0.01				0.04	
sdPA			-0.34	0.49	0.04		-0.28			-0.03	0.45
mNA									0.13	-0.06	
sdNA			-0.13							0.01	0.20

P2N-ASR: Positive to Negative Affect Shift Ratio; N2P-ASR: Negative to Positive Affect Shift Ratio; mPRT: mean Positive Residence Time; sdPRT: standard deviation Positive Residence Time; mNRT: mean Negative Residence Time; sdNRT: standard deviation Negative Residence Time; mP2N-ASM: mean Positive to Negative Affect Shift Magnitude; sdP2N-ASM: standard deviation Positive to Negative Affect Shift Magnitude; mN2P-ASM: mean Negative to Positive Affect Shift Magnitude; sdN2P-ASM: standard deviation Negative to Positive Affect Shift Magnitude; mPA: mean Positive Affect; sdPA: standard deviation Positive Affect; mNA: mean Negative Affect; sdNA: standard deviation Negative Affect; GAD: Generalized Anxiety Disorder Scale; PHQ: Patient Health Questionnaire-9; AAQ: Acceptance and Action Questionnaire-II; FS: Flourishing Scale; BRS: Brief Resilience Scale; SWLS.1: one-item Satisfaction with Life Scale; DASSa: Anxiety subscale of the Depression, Anxiety and Stress Scale; DASSd: Depression subscale of the Depression, Anxiety and Stress Scale; SWLS: Satisfaction with Life Scale.

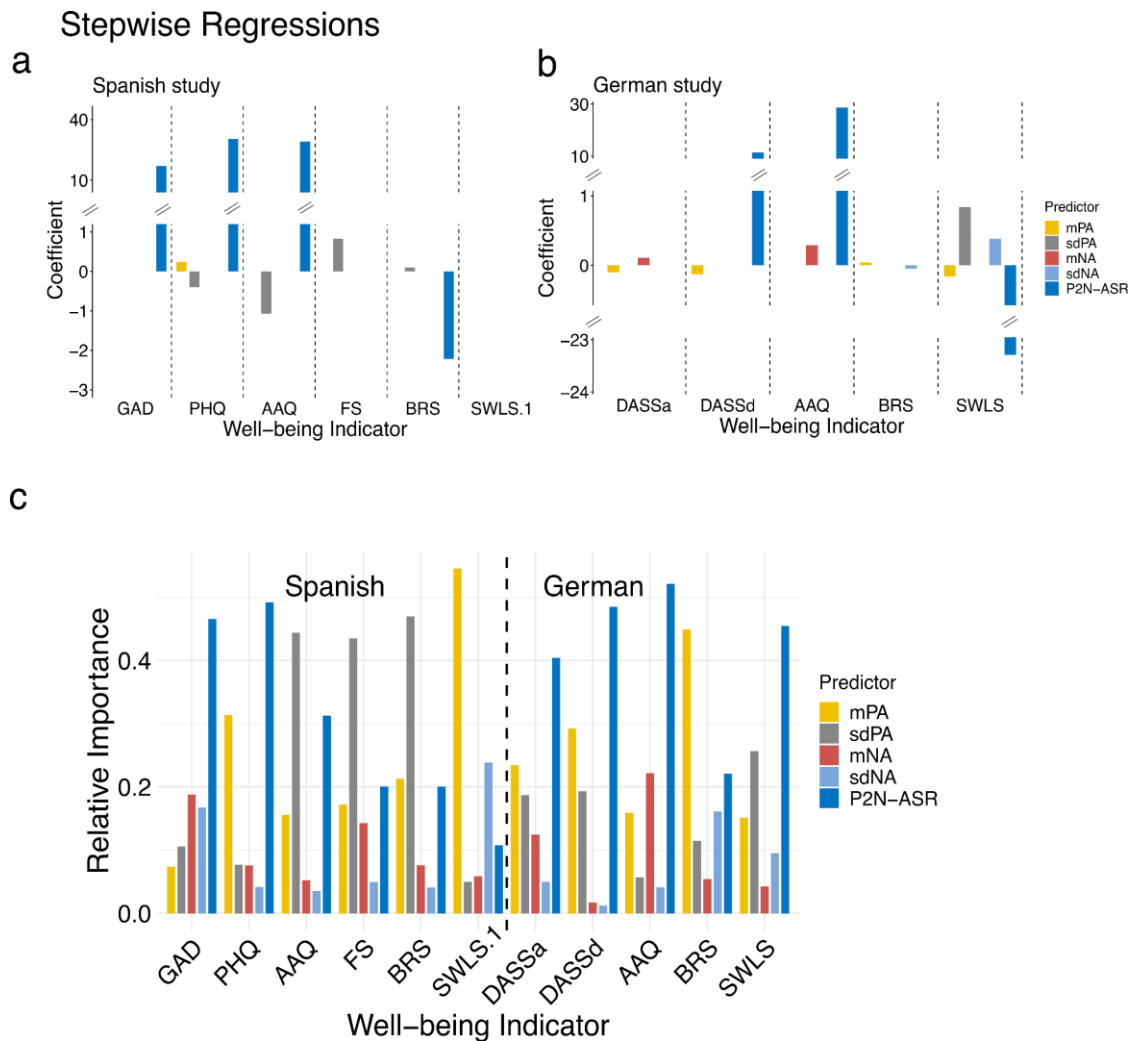


Figura 4.4. Predicción del bienestar a partir de las transiciones de afecto. (a y b) Coeficientes de regresión escalonada (*stepwise regression*) para cada indicador de bienestar incluido en los dos estudios. Las siglas de todos los indicadores de bienestar figuran en la [Tabla 4.1](#). Los predictores abarcan la métrica del ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR), identificada sistemáticamente como un predictor robusto en regresiones LASSO anteriores (véase la [Tabla 4.4](#)), y los valores convencionales de media y desviación estándar de PA y NA. El símbolo "/" se utiliza para indicar discontinuidades en el eje y, introducidas para representar mejor gráficamente el rango completo de los diferentes predictores. (c) Análisis de importancia relativa de modelos lineales que ilustran el porcentaje de cada variable predictora a la varianza explicada en el bienestar. De nuevo, la métrica novedosa de P2N-ASR se compara con los valores de media y desviación estándar de PA y NA.

4.4. Discusión

El objetivo de este estudio era doble. Inspirados por modelos que describen comportamientos biestables en sistemas naturales (Scheffer et al., 2001), primero tratamos de identificar la presencia de “cuencas de atracción” dentro de los dos dominios afectivos clave, afecto positivo (PA) y afecto negativo (NA). Para ello, adaptamos un enfoque de análisis del paisaje de estabilidad, desarrollado originalmente para sistemas ecológicos (Dakos & Kéfi, 2022), y lo aplicamos a datos de series temporales de valencia derivados de dos estudios EMA distintos – el “estudio español” y el “estudio alemán” – donde se solicitaba a los participantes que calificaran su estado afectivo actual en un continuo de muy negativo a muy positivo. Una cuenca de atracción se identificó como un modo distinto en la distribución empírica de las series temporales de valencia, que delimita un área del espacio afectivo que el individuo visita con más frecuencia que las áreas vecinas. Por lo tanto, una cuenca de atracción implica que las transiciones hacia y desde esta zona se producen de forma abrupta, lo que también sugiere que dichas transiciones requieren más energía. En términos psicológicos, podríamos decir que la existencia de una cuenca de atracción indica un estado afectivo que “atrapa” al individuo requiriendo un “empujón” interno o externo considerable para pasar a un estado alternativo. Esto contrasta con escenarios donde las distribuciones normales o sesgadas, aunque sin modos, apuntan a una experiencia afectiva más fluida, caracterizada por transiciones más suaves a lo largo del espectro afectivo.

Nuestros resultados revelaron un porcentaje significativo de individuos que mostraban al menos una cuenca de atracción en cada régimen afectivo, PA y NA. Este patrón, que denominamos “Biestable”, se observó en el 61.5% de los participantes del estudio español y en el 46% de los participantes del estudio alemán. A pesar de la diferencia en la prevalencia entre los dos estudios, los resultados indican colectivamente que la biestabilidad es una característica común de la dinámica afectiva. En una línea relacionada, Haslbeck et al. (2023) mostraron recientemente que las distribuciones multimodales son prevalentes incluso en las series temporales de emociones específicas que ocupan solo un régimen afectivo, ya sea positivo o negativo. En conjunto, estas observaciones tienen implicaciones significativas para nuestros intentos de modelar el espacio afectivo humano,

desafiando los modelos que describen el afecto como un sistema estable con un estado basal característico al cual retorna tras una perturbación emocional (Boker et al., 2008; Chow et al., 2005; Kuppens et al., 2010). En cambio, apoyan la idea de que son necesarios modelos más complejos, como el *affective Ising model* propuesto por Loossens et al. (2020), el *Flex3 model* de Hollenstein et al. (2013) o los *regime switching state-space models* descritos por Hamaker y Grasman (2012), para captar mejor la verdadera naturaleza de las experiencias emocionales.

Nuestro segundo objetivo fue evaluar si la biestabilidad afectiva y otras características clave de las transiciones entre el afecto positivo y negativo predicen resultados de bienestar. Desarrollamos métricas que cuantifican la frecuencia y la magnitud de los cambios afectivos en ambas direcciones: de PA a NA y de NA a PA (*affect shift ratio*, *residence time*, *affect shift magnitude*). Las regresiones LASSO, que incluyeron la presencia de biestabilidad, las nuevas métricas de cambio afectivo y los valores de la media y de desviación estándar de PA y NA, identificaron de forma consistente el ratio de cambio de afecto de PA a NA (P2N-ASR) como el mejor predictor de varios indicadores de bienestar. Los análisis de regresiones escalonadas (*stepwise regressions*) y de importancia relativa respaldaron aún más el poder predictivo de P2N-ASR en comparación con los niveles promedio y de desviación estándar de PA y NA, ampliamente considerados como el *gold standard* de las medidas de afecto (Dejonckheere et al., 2019)²³.

Mientras que estudios anteriores han utilizado modelos de regresión logística multinivel para examinar el *emotional switching* (Houben, Bohus, et al., 2016; Houben, Vansteelandt, et al., 2016), nuestra investigación introduce un conjunto de métricas fácilmente cuantificables e interpretables que se pueden utilizar en diferentes poblaciones y diseños de investigación, incluidos los entornos clínicos. El P2N-ASR, en particular, no solo es menos demandante en términos computacionales, sino también desde el punto de vista cognitivo. Su cálculo no requiere calificar las emociones en una escala continua (por ejemplo, calificar la felicidad de 1 a 10), sino simplemente clasificar el estado afectivo momentáneo de manera dicotómica como bueno o malo. Este enfoque evita la

²³ En el Material Suplementario online (Perakakis et al., 2024) presentamos las regresiones LASSO que incluyen la inestabilidad y la inercia como predictores y corroboran aún más la superior validez predictiva del P2N-ASR.

ambigüedad y la complejidad de diferenciar sutiles graduaciones en una escala de emociones, como discernir entre un 7 y un 8 en felicidad.

Muchos investigadores de la emoción podrían argumentar aquí que una evaluación bipolar del afecto es problemática, ya que excluye la posibilidad de sentimientos mixtos – por ejemplo, la experiencia simultánea de felicidad y tristeza (J. T. Larsen & McGraw, 2014). Sin embargo, estudios recientes que revisan la evidencia teórica y empírica a favor de la bipolaridad afectiva, argumentan que esto no excluye la aprobación de emociones con valencia opuesta en situaciones "agridulces" concretas (Russell, 2017; Tay & Kuykendall, 2017). En particular, la evidencia psicométrica revela que las personas que afirman sentirse "ambivalentes" muestran patrones de respuesta con una distribución de un solo pico, en lugar de bimodal, centrada en torno a la mitad de un continuo bipolar. Esto implica que la experiencia de ambivalencia o sentimientos mixtos puede ser captada de manera suficiente en una escala bipolar de un solo ítem (Tay & Kuykendall, 2017). De hecho, una cuenca de atracción cerca del centro del continuo de valencia bipolar podría indicar a un individuo con propensión a experimentar emociones mixtas o ambivalentes. Por el contrario, una experiencia afectiva polarizada podría caracterizarse por un patrón biestable, con dos atractores situados en los extremos del continuo.

Aunque sigue siendo cierto que una única escala bipolar no puede distinguir entre la experiencia de emociones mixtas y la ausencia de emoción o "no sentir nada en particular", la incorporación de un contexto adicional, como la inducción experimental del estado de ánimo o variables afectivas suplementarias (p.ej., *energetic* y *tense arousal*), podría ayudar a desentrañar estos estados afectivos. Esto sugiere que, al abordar las limitaciones inherentes a la medición bipolar de la valencia afectiva, el marco de análisis de estabilidad que introducimos aquí también puede ser valioso para los investigadores que exploran las diferencias individuales en la experiencia de emociones mixtas (p.ej., Rafaeli et al., 2007), o la polarización de los informes afectivos en poblaciones clínicas (p.ej., Coifman et al., 2012) o como resultado de parámetros contextuales como el estrés (p.ej., Zautra et al., 2002).

Además, las escalas bipolares de un solo ítem han demostrado ser instrumentos eficientes para estudiar los patrones dinámicos intraindividuales del afecto momentáneo, al tiempo que son indispensables para la investigación de datos longitudinales intensivos, ya que disminuyen la carga de los participantes, implican menos decisiones relativas a la selección de ítems o la composición de la escala, y facilitan la comparabilidad entre estudios longitudinales (Cloos et al., 2023; Lucas & Donnellan, 2012). En el caso particular de la evaluación de las transiciones entre PA y NA, un enfoque bipolar es metodológicamente más adecuado. Permite a los individuos identificar y reportar directamente su estado afectivo actual, en lugar de depender de que los investigadores hagan una inferencia indirecta, como por ejemplo, restar las intensidades de las emociones negativas de las positivas. Además, incluso si aceptamos que los intrincados matices del afecto no puedan ser completamente encapsulados por una sola métrica, y múltiples medidas podrían contribuir a una evaluación más exhaustiva, la realidad es que la simple pregunta, “¿Cómo te sientes?”, esperando una respuesta de bien o mal, es una pregunta universalmente entendida. Esta simple clasificación de bien o mal se ajusta a cómo las personas resumen y comunican naturalmente su estado afectivo en las interacciones cotidianas, lo que la hace más accesible y fácil de transmitir, un aspecto de gran valor en la práctica clínica (Abdel-Khalek, 2006).

Partiendo de la relevancia clínica del ASR como una medida sencilla pero informativa del afecto, también merece la pena considerar su potencial utilidad como señal de alerta temprana (EWS, del inglés *early warning signal*) (Van de Leemput et al., 2014). Las EWS son indicadores que pueden ayudar a identificar a personas en riesgo de desarrollar o experimentar un cambio significativo en su condición de salud mental (Hofmann et al., 2016; Wichers et al., 2020). Un ejemplo de EWS es el aumento del parpadeo entre diferentes estados, que podría indicar que el sistema se acerca a una transición crítica (Dakos et al., 2013; Scheffer et al., 2009). El ASR podría ser utilizado en la práctica clínica como una herramienta complementaria para el monitoreo de los trastornos del estado de ánimo, donde el aumento en la frecuencia de los cambios afectivos podría indicar el inicio de un episodio. Su integración en intervenciones digitales de salud mental podría generar alertas tanto para los pacientes como para los clínicos cuando se detecte

un aumento en la frecuencia de los cambios afectivos, facilitando la intervención temprana. Además, en poblaciones de alto riesgo, como aquellas en las fases prodrómicas de psicosis o con trastorno límite de la personalidad, el P2N-ASR podría ayudar a identificar un empeoramiento en la regulación emocional, permitiendo intervenciones terapéuticas más oportunas y específicas.

Es importante destacar que las métricas comunes de EWS desarrolladas para detectar transiciones en sistemas biestables (Dakos et al., 2012; Scheffer et al., 2015), como la varianza y la autocorrelación, implican evaluar las emociones en una escala, lo cual, como se discutió anteriormente, puede ser un reto para algunas personas. En contraste, el ASR, basado en respuestas binarias bien/mal, ofrece un enfoque más accesible e intuitivo para monitorizar el afecto y, posiblemente, anticipar la proximidad de un punto de inflexión que podría marcar una transición abrupta a un estado mental patológico.

Limitaciones e investigación futura

Nuestros resultados respaldan empíricamente la prevalencia de biestabilidad en la dinámica afectiva humana, un fenómeno que operacionalizamos con la presencia de cuencas de atracción tanto en el dominio afectivo positivo como en el negativo. Además, introdujimos un conjunto de métricas para capturar la frecuencia y la magnitud de las transiciones entre estados afectivos positivos y negativos. En particular, el ratio de cambio del afecto positivo al negativo (P2N-ASR) surgió como un importante predictor de una amplia gama de resultados de bienestar psicológico. Sin embargo, varias preguntas siguen abiertas para la exploración.

En primer lugar, es esencial replicar estos hallazgos preliminares relacionados con la prevalencia de la biestabilidad y el poder predictivo del ratio de cambio afectivo (ASR) en muestras más amplias y diversas. Específicamente, investigaciones futuras deberían examinar el impacto de distintos protocolos de evaluación ecológica momentánea (EMA), incluyendo aquellos con menos ocasiones de medición al día y un número total de días reducido. Por ejemplo, la disminución observada en la prevalencia en nuestro segundo conjunto de datos (del 61.5% al 46%) podría potencialmente estar influenciada por diferencias en los protocolos EMA, como menos mediciones diarias (5 en lugar de 6) y un periodo de

recogida de datos más corto (21 días en lugar de 29). La frecuencia de muestreo es especialmente crítica, ya que un menor número de mediciones por día podría pasar por alto transiciones afectivas de corta duración, reduciendo la capacidad de detectar biestabilidad y cambios afectivos. Por el contrario, frecuencias de muestreo más altas podrían mejorar la detección de estas dinámicas al capturar fluctuaciones temporales con mayor detalle. Al mismo tiempo, sería útil evaluar también la biestabilidad en estudios de mayor duración. Basamos nuestra caracterización de los paisajes de estabilidad individuales en el supuesto de que los participantes visitaron la mayoría de las partes de su verdadero paisaje de estabilidad durante el periodo de estudio. Una duración de estudio más prolongada podría revelar un paisaje más representativo de la verdadera experiencia afectiva de los individuos. Sin embargo, también es importante señalar que, aunque frecuencias de muestreo más altas y duraciones de estudio más largas probablemente mejoren la detección de biestabilidad y cambios afectivos, estudios futuros deberían centrarse en identificar los límites inferiores de la frecuencia de muestreo y la duración del estudio en los que el P2N-ASR siga siendo un predictor fiable del bienestar. Establecer estos umbrales es crucial, ya que permitirá a los investigadores equilibrar la necesidad de obtener datos precisos e informativos con la minimización de la carga para los participantes.

Alternativamente, las diferencias en los resultados entre las dos muestras podrían reflejar variaciones en la demografía cultural, de edad o de género. Aunque tanto Alemania como España comparten un trasfondo cultural occidental, los distintos contextos históricos y socioeconómicos de cada país podrían influir en la prevalencia observada de la biestabilidad y en la validez predictiva del P2N-ASR. De manera similar, el promedio de edad mayor de la muestra española y la composición predominantemente femenina del grupo alemán (ver [Tabla 4.1](#)) también podrían explicar las diferencias observadas en nuestros resultados. Para abordar eficazmente estos factores, los futuros estudios necesitan estar específicamente diseñados para controlar estas variables o incluir suficiente variación y tamaño de muestra para permitir su análisis como moderadores.

Es importante destacar que, aunque en nuestros estudios la presencia de biestabilidad no parecía estar relacionada con el bienestar psicológico, es crucial

comprobar esta relación en poblaciones clínicas. Hipotetizamos que los pacientes con trastornos mentales pueden mostrar cuencas de atracción pronunciadas en el régimen de afecto negativo y que cuantificar las características de estas cuencas podría ayudar y guiar las intervenciones terapéuticas. Por otro lado, identificar y cuantificar las cuencas de atracción en el régimen de afecto positivo podría proporcionar nuevos indicadores de resiliencia emocional, de forma similar a los que se emplean con éxito en los sistemas ecológicos (Scheffer et al., 2015).

Finalmente, futuros estudios deberían centrarse en los factores y acontecimientos de la vida que influyen o desencadenan transiciones entre estados afectivos. Aunque investigaciones anteriores han destacado el impacto de las experiencias estresantes en la dinámica del afecto (p.ej., Zautra et al., 2002), los conjuntos de datos analizados en este estudio no incluían medidas de estrés diario ni datos de eventos específicos. Para abordar esta laguna, investigaciones posteriores podrían centrarse en evaluaciones objetivas, por ejemplo, utilizando valoraciones de observadores (Connolly et al., 2007), aprovechando datos de sensores móviles para medir el contexto diario (p.ej., Bailon et al., 2019) en combinación con enfoques analíticos de redes (Lutz et al., 2018) y registrando variables psicofisiológicas mediante dispositivos ponibles (*wearables*) (Hoemann et al., 2023). Idealmente, estudios experimentales que induzcan contextos emocionales en entornos naturalistas, o el uso de herramientas idiográficas basadas en procesos biopsicosociales clave (S. C. Hayes et al., 2020), como la *Process-Based Assessment Tool* (PBAT; Ciarrochi et al., 2022), pueden ayudar a detectar las causas de las transiciones afectivas a nivel individual. Esta comprensión podría informar intervenciones clínicas adaptadas y sensibles al contexto, dirigidas a promover el bienestar y prevenir resultados adversos en la salud mental.

Capítulo 5. Biestabilidad y transiciones de estado en la dinámica afectiva (II)

5.1. Introducción

Los análisis previos, descritos en el capítulo 4, revelaron dos hallazgos novedosos y significativos con respecto a la dinámica afectiva. El primero fue que un porcentaje considerable de las personas de dos estudios diferentes (61.5% en un estudio español y 46% en un estudio alemán) mostró una conducta biestable en su dinámica afectiva. La biestabilidad se definió como la presencia de al menos una cuenca de atracción en el régimen afectivo positivo y otra en el negativo, y cambios abruptos entre ambas. El segundo hallazgo tuvo que ver con una de las nuevas métricas desarrolladas a partir de las características de las transiciones abruptas entre estados de valencia opuesta (ver [Tabla 4.3](#)). Concretamente, el ratio de cambio afectivo de positivo a negativo (P2N-ASR) resultó ser un predictor robusto del bienestar psicológico, destacando por encima de otras medidas de afecto ampliamente utilizadas en la literatura (media, desviación estándar, diferencias de medias cuadráticas y autocorrelación).

Con el objetivo de replicar estos hallazgos, se llevó a cabo un nuevo estudio²⁴. Siguiendo algunas de las recomendaciones planteadas en el capítulo anterior para futuras investigaciones, esta réplica conceptual de los estudios previos se caracterizó por tener una muestra más amplia (N=109) y un protocolo de evaluación ecológica momentánea (EMA) menos exigente, con tres mediciones al día en lugar de seis. Durante 29 días, los participantes registraron sus experiencias afectivas a través de la misma escala analógica visual bipolar empleada en los estudios anteriores. En primer lugar, analizamos los datos afectivos recopilados para determinar la prevalencia de biestabilidad en esta nueva muestra. A continuación, exploramos de nuevo si las métricas de cambio afectivo desarrolladas previamente representaban dimensiones afectivas distintas y si existía solapamiento con medidas de la dinámica afectiva empleadas tradicionalmente (media y desviación estándar). Por último, evaluamos el valor predictivo del tipo de estabilidad y de las nuevas métricas, con respecto al bienestar psicológico con estos nuevos datos, y nuevamente en comparación con medidas de la dinámica afectiva bien establecidas.

²⁴ Este estudio se corresponde con el Estudio 4 de la presente tesis (Ver apartado Estudios empíricos del Capítulo 1).

5.2. Método

Participantes

Para ampliar nuestros hallazgos previos, se llevó a cabo un nuevo estudio EMA, enmarcado dentro del mismo proyecto que el “estudio español” incluido en los capítulos 3 y 4, que fue aprobado por el Comité Ético de Investigaciones Humanas de la Universidad de Granada (Referencia: 2214/CEIH/2021). Todos los participantes firmaron un consentimiento informado para su participación tras haber obtenido información detallada acerca del estudio.

Los participantes fueron reclutados por la misma empresa de encuestas contratada para el primer estudio del proyecto (QUANTICA Marketing Research), que siguió los mismos criterios de selección. Específicamente, la muestra de participantes fue seleccionada para representar a la población española en función del sexo, edad, localización geográfica e ingresos anuales. Los criterios de inclusión fueron ser mayor de 18 años y usuario de Android, ya que la aplicación personalizada utilizada para la recolección de datos solo estaba disponible en este sistema operativo. De las 384 personas que compusieron la muestra inicial, se analizaron datos de 109 participantes (ver sección de preprocesamiento de los datos), de los cuales el 61% eran mujeres. El rango de edad estuvo comprendido entre 21 y 72 años (media=46; sd=14). Los datos se recogieron entre el 11 de julio y el 8 de agosto de 2023.

Medidas de afecto

Al igual que en estudios previos, se midió la valencia, una de las dimensiones básicas de la experiencia afectiva momentánea, mediante la pregunta “¿Cómo te sientes ahora mismo?”. Los participantes respondían en una escala analógica visual bipolar que iba de “muy mal” (-50) a “muy bien” (+50).

La media y la desviación estándar intrapersonales del afecto positivo (PA) y del afecto negativo (NA) se obtuvieron a partir de la variable de valencia promediando todos los valores de valencia positiva y negativa, respectivamente. Estos dos parámetros se eligieron como puntos de referencia de acuerdo con los resultados del meta-análisis de Dejonckheere et al. (2019), tal y como se justificó en el capítulo anterior.

Indicadores de bienestar psicológico

Para explorar el valor predictivo de la biestabilidad y de las características de las transiciones entre estados se emplearon una serie de indicadores de bienestar psicológico. Estos indicadores abarcan aspectos tanto positivos como negativos del bienestar, incluyendo medidas de satisfacción con la vida, resiliencia y florecimiento (positivos), así como síntomas de depresión, ansiedad e inflexibilidad psicológica (negativos)²⁵. En la [Tabla 5.1](#) se muestran las escalas empleadas para medir los indicadores, y el alfa de Cronbach de cada uno de ellos correspondiente al presente estudio. En relación con los niveles de sintomatología significativa, el 23.85% de los participantes informó síntomas significativos de depresión ($\text{PHQ} \geq 10$), y el 12.84% informó síntomas significativos de ansiedad ($\text{GAD} \geq 10$).

Tabla 5.1. Escalas y alfa de Cronbach de indicadores de bienestar psicológico

	Indicadores de bienestar					
	Inflexibilidad Psicológica	Resiliencia	Florecimiento	Síntomas Ansiedad	Síntomas Depresión	Satisfacción con la vida
Escalas	AAQ-II	BRS	FS	GAD-7	PHQ-9	SWLS.1
Alfa de Cronbach	0.93	0.84	0.84	0.88	0.87	--

AAQ-II: Acceptance and Action Questionnaire-II; BRS: Brief Resilience Scale; FS: Flourishing Scale; GAD-7: Generalized Anxiety Disorder Scale; PHQ-9: Patient Health Questionnaire-9; SWLS.1: one-item Satisfaction with Life Scale.

Preprocesamiento de los datos

Se llevaron a cabo una serie de pasos de preprocesamiento para garantizar la calidad de los datos afectivos. A diferencia del estudio anterior, no fue necesaria la sustitución de las respuestas predeterminadas en las escalas analógicas visuales por valores perdidos como parte del proceso de validación, ya que en la última actualización de la aplicación móvil diseñada, los participantes debían responder a cada una de las escalas para poder continuar. Por tanto, el primer paso del preprocesamiento de los datos fue excluir a los participantes que mostraron un

²⁵ Para una descripción detallada de cada indicador consultar la sección de Método del Capítulo 3.

cumplimiento deficiente del protocolo EMA. En concreto, se eliminó a los participantes que completaron menos del 65% de las mediciones. Esto supuso la exclusión de 134 participantes de los 384 iniciales. A continuación, excluimos a los participantes con 3 o más ocasiones consecutivas de medición (equivalentes a 24 horas o más) en las que se registraban valores extremos (-50, 50) o ninguna medición, suponiendo que tales patrones indicaban una falta de compromiso sincero con la tarea. Este criterio llevó a la exclusión de otros 140 participantes. Finalmente, un participante fue excluido al mostrar sus datos artefactos en el análisis de la biestabilidad, dando lugar a una muestra final de 109 participantes cuya tasa media de cumplimiento fue del 92% ($sd = 7\%$).

Análisis de los datos

Prevalencia de biestabilidad

La prevalencia de biestabilidad en este nuevo conjunto de datos se analizó siguiendo la misma metodología empleada en los estudios anteriores. Aplicamos el análisis del potencial (Livina et al., 2010) para reconstruir el paisaje probabilístico de estabilidad para cada participante. Para ello, ajustamos una función polinómica a la densidad de probabilidad de las series temporales individuales de valencia, utilizando la función *liv_potential()* del paquete *earlywarnings* en R. A continuación, aplicamos un enfoque de ventana deslizante para identificar las cuencas de atracción y determinar los mínimos locales, clasificando a los participantes en biestables y no biestables según la presencia de mínimos en ambos o solo en uno de los regímenes afectivos (PA y NA), respectivamente. Por último, construimos el índice binario “Tipo” para diferenciar a los participantes con comportamiento biestable de los que no, lo cual nos permitió evaluar la relación de la biestabilidad con el bienestar psicológico.

Interdependencias empíricas

Con el fin de confirmar que las métricas de cambio afectivo desarrolladas en nuestro trabajo anterior seguían representando dimensiones afectivas distintas, aplicamos un nuevo análisis de componentes principales (PCA, del inglés *principal component analysis*) para calcular las similitudes existentes entre las métricas de cambio en este nuevo conjunto de datos. Del mismo modo que en nuestros análisis previos, para asegurar la idoneidad de los datos para el PCA, antes de proceder con

el análisis evaluamos la adecuación del tamaño de muestra, la no identidad y la ausencia de multicolinealidad, utilizando la medida de adecuación de muestreo (MSA, del inglés *measure of sampling adequacy*) de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), la prueba de esfericidad de Bartlett y el determinante de la matriz de correlación, respectivamente. Los datos superaron todas las comprobaciones de validación: KMO MSA total = 0.7; prueba de Bartlett $p < 0.0001$; determinante de la matriz de correlación > 0.0001 , obtenidas mediante las funciones *KMO()* y *cortest.bartlett()* del paquete *psych* de R y la función *det()* del paquete base de R, respectivamente.

El PCA se realizó utilizando la función *principal()* del paquete *psych* con dos factores y empleando una rotación oblicua (oblimin) para examinar la correlación entre las dimensiones. El análisis se ejecutó con escalado y centrado de los datos. Para identificar el solapamiento entre las métricas de cambio afectivo y los valores de media y desviación estándar intrapersonales de PA y NA, calculamos una matriz de correlación usando correlaciones de Pearson.

Poder explicativo en la predicción del bienestar psicológico

El poder explicativo de los predictores incluidos en este estudio – tipo de estabilidad, métricas desarrolladas en nuestro trabajo anterior (ver [Tabla 4.3](#)), media y desviación estándar intrapersonales de PA y NA – fue examinado aplicando una regresión LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*) para cada indicador de bienestar, tal y como se explicó en el capítulo anterior. De igual modo, utilizamos el paquete *caret* de R para realizar una validación cruzada de 10 pliegues con el fin de estimar el valor óptimo de lambda (el parámetro de ajuste), que minimiza el error medio de validación cruzada. Con el valor óptimo de lambda, utilizamos luego el paquete *glmnet* de R para ajustar el modelo de regresión LASSO a nuestros datos, lo que nos permitió identificar los predictores más relevantes y sus coeficientes de regresión asociados.

Siguiendo el mismo procedimiento que en los análisis anteriores, los resultados obtenidos con las regresiones LASSO se complementaron con una regresión múltiple escalonada (*stepwise multiple regression*) y con la evaluación de la importancia relativa de las variables predictoras. Para llevar a cabo estos análisis, guíamos la selección de variables utilizando el criterio de información de Akaike (AIC, del inglés *Akaike Information Criterion*) a través de la función

stepAIC() del paquete *MASS* de R, y calculamos la métrica Lindeman-Merenda-Gold (Sen et al., 1981) disponible a través del paquete *relaimpo* de R, respectivamente.

5.3. Resultados

Prevalencia de biestabilidad en la dinámica del afecto

La reconstrucción del paisaje de estabilidad probabilístico de cada participante nos sirvió para caracterizar los patrones de afecto individuales como biestable o no. En este estudio, el 53.2% de los participantes fueron clasificados como “Biestable”, el 33.9% como “Monoestable – Positivo”, el 9.2% como “Multiestable – Positivo” y el 3.7% como “Monoestable – Negativo”.

Nótese que, como ya observamos en nuestros análisis anteriores, las transiciones entre afecto positivo y negativo no ocurrieron exclusivamente en participantes que mostraban un patrón afectivo biestable. Del total de la muestra analizada (N=109) 102 participantes (93.6%) experimentaron al menos un cambio de afecto de PA a NA, o viceversa.

Medición de la dinámica del cambio afectivo

Nuestros resultados previos ofrecieron evidencia de que las nuevas métricas de cambio afectivo expresaban distintas dimensiones de la dinámica del afecto, específicamente las relacionadas con el tiempo y la magnitud. Sin embargo, quisimos repetir los análisis con este nuevo conjunto de datos con el fin de reforzar la evidencia en contra del solapamiento entre las métricas de cambio afectivo. Para ello, realizamos un análisis de componentes principales (PCA) que incluyó las 10 métricas desarrolladas (ver [Tabla 4.3](#)). Los dos ejes del PCA representaron el 65.61% de la varianza total, con las métricas relacionadas con la magnitud en el componente 1 y las relacionadas con el tiempo en el componente 2. La [Figura 5.1a](#) representan gráficamente los resultados del PCA.

En relación al solapamiento entre las métricas de cambio afectivo, la media y la desviación estándar intrapersonales de PA y NA, los resultados de la matriz de correlaciones se muestran en la [Figura 5.1b](#). Tanto la media de PA (mPA) como de NA (mNA) mostraron correlaciones positivas con las medias de P2N-ASM ($r = 0.83$ y $r = 0.80$, respectivamente) y de N2P-ASM ($r = 0.82$ y $r = 0.81$, respectivamente). Esto implica que los individuos con niveles medios altos tanto de PA como de NA

son más propensos a experimentar cambios más grandes, tanto de PA a NA como de NA a PA. Las desviaciones típicas de PA (sdPA) y de NA (sdNA) correlacionaron, aunque de forma más moderada, con la desviación estándar de la magnitud de los cambios de PA a NA (sdP2N-ASM) ($r=0.61$ y $r=0.55$, respectivamente). Esto sugiere que las personas con una mayor variabilidad, tanto en PA como en NA, muestran una mayor variabilidad en la magnitud de los cambios de PA a NA. Este patrón se repite con la variabilidad en la magnitud de los cambios de NA a PA (sdN2P-ASM), pero únicamente en los casos de variabilidad en PA (sdPA) ($r=0.57$).

Inferencia del bienestar a partir de la biestabilidad y de las métricas de cambio afectivo

El segundo objetivo de este estudio fue replicar los resultados previos en cuanto al valor predictivo del tipo de estabilidad, de las nuevas medidas de cambio afectivo y de las medidas ya consolidadas de afecto (media y desviación estándar intrapersonales de PA y NA) en relación con los indicadores de bienestar psicológico. Al igual que en los análisis anteriores, se utilizaron análisis de regresión LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*) para determinar la combinación óptima de estabilidad y métricas de afecto para cada indicador de bienestar.

En la [Tabla 5.2](#) se muestran los coeficientes LASSO para el nuevo conjunto de datos analizado. En consonancia con los hallazgos previos, la métrica consistente en el ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR) destacó notablemente como el mejor predictor en 5 de los 6 indicadores de bienestar. Específicamente, los coeficientes LASSO indicaron que niveles más altos de P2N-ASR fueron predictivos de niveles más altos de ansiedad (GAD), depresión (PHQ), e inflexibilidad psicológica (AAQ), y de niveles más bajos de florecimiento psicológico (FS) y satisfacción con la vida (SWLS).

Siguiendo el procedimiento de nuestros análisis previos, complementamos las regresiones LASSO con dos tipos de análisis adicionales: la regresión escalonada (*stepwise regression*) según el criterio de información de Akaike (AIC), y la importancia relativa. La [Figura 5.2a](#) muestra los resultados de la regresión escalonada. El P2N-ASR emergió como el mejor predictor en todos los resultados de bienestar, tal y como evidenciaron los modelos LASSO. Los resultados del

análisis de importancia relativa, presentados en la [Figura 5.2b](#), confirman la importancia de la métrica P2N-ASR como contribuyente a la varianza explicada en los indicadores de bienestar relacionados con ansiedad (GAD) e inflexibilidad psicológica (AAQ). En el caso de los síntomas depresivos (PHQ), destacó la desviación estándar del afecto negativo (sdNA), mientras que en el florecimiento psicológico (FS) y en la satisfacción con la vida (SWLS) lo hizo la desviación estándar del afecto positivo (sdPA). En relación con la resiliencia (BRS), el predictor que más varianza explicó fue la media del afecto positivo (mPA). Estos resultados ofrecen información complementaria sobre las contribuciones de los predictores convencionales a las métricas de cambio afectivo.

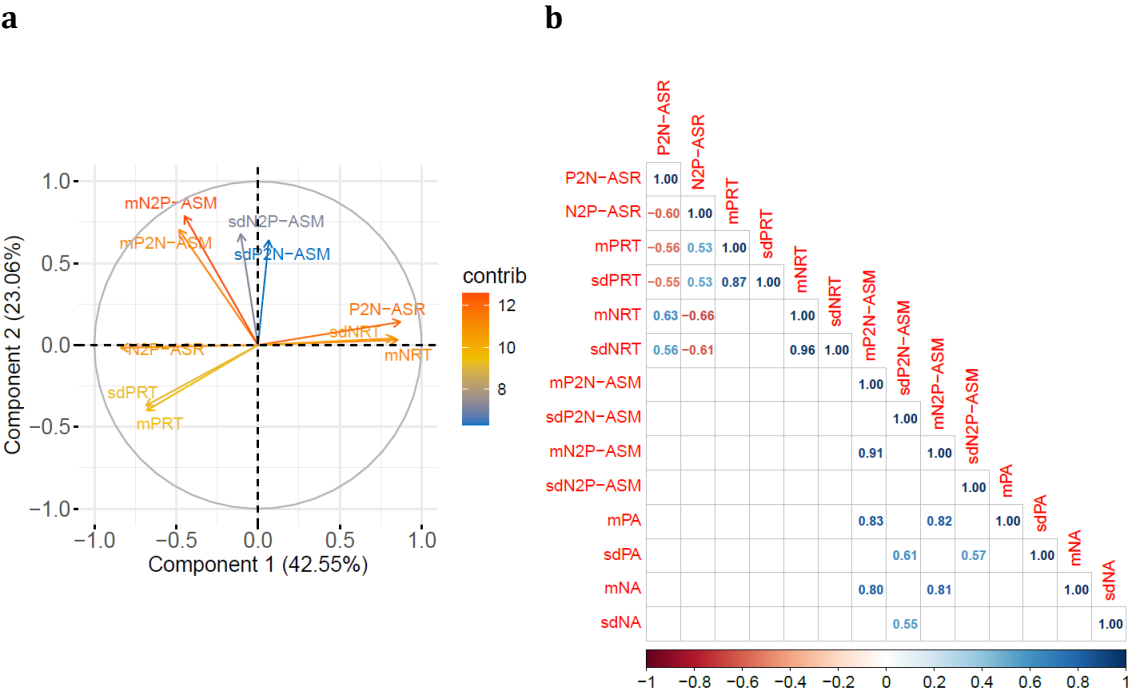


Figura 5.1. Interdependencias empíricas de las métricas de afecto. (a) Representación de los resultados del análisis de componentes principales (PCA) de las métricas de cambio afectivo. El PCA demuestra la separación de las métricas relacionadas con el tiempo (*affect shift ratio* – ASR – y *residence time* – RT), y con la magnitud (*affect shift magnitude* – ASM), que representan el 65.61% de la varianza total. (b) Correlograma con los coeficientes de correlación entre todas las métricas de cambio afectivo, la media y desviación estándar intrapersonales de PA y NA.

Tabla 5.2. Coeficientes de los modelos de regresión LASSO

		Indicadores de bienestar					
		GAD	PHQ	AAQ	FS	BRS	SWLS.1
Affect shift	Type						
	P2N-ASR	2.88	2.53	7.29	-3.13		-0.14
	N2P-ASR	-2.16					
	mPRT						
	sdPRT						
	mNRT						
	sdNRT						
	mP2N-ASM						
	sdP2N-ASM						
	mN2P-ASM	-0.01					
	sdN2P-ASM						
Mean/sd	mPA			-0.04	0.06		0.01
	sdPA				0.26		0.02
	mNA						
	sdNA	0.07	0.10				

P2N-ASR: Positive to Negative Affect Shift Ratio; N2P-ASR: Negative to Positive Affect Shift Ratio; mPRT: mean Positive Residence Time; sdPRT: standard deviation Positive Residence Time; mNRT: mean Negative Residence Time; sdNRT: standard deviation Negative Residence Time; mP2N-ASM: mean Positive to Negative Affect Shift Magnitude; sdP2N-ASM: standard deviation Positive to Negative Affect Shift Magnitude; mN2P-ASM: mean Negative to Positive Affect Shift Magnitude; sdN2P-ASM: standard deviation Negative to Positive Affect Shift Magnitude; mPA: mean Positive Affect; sdPA: standard deviation Positive Affect; mNA: mean Negative Affect; sdNA: standard deviation Negative Affect; GAD: Generalized Anxiety Disorder Scale; PHQ: Patient Health Questionnaire-9; AAQ: Acceptance and Action Questionnaire-II; FS: Flourishing Scale; BRS: Brief Resilience Scale; SWLS.1: one-item Satisfaction with Life Scale.

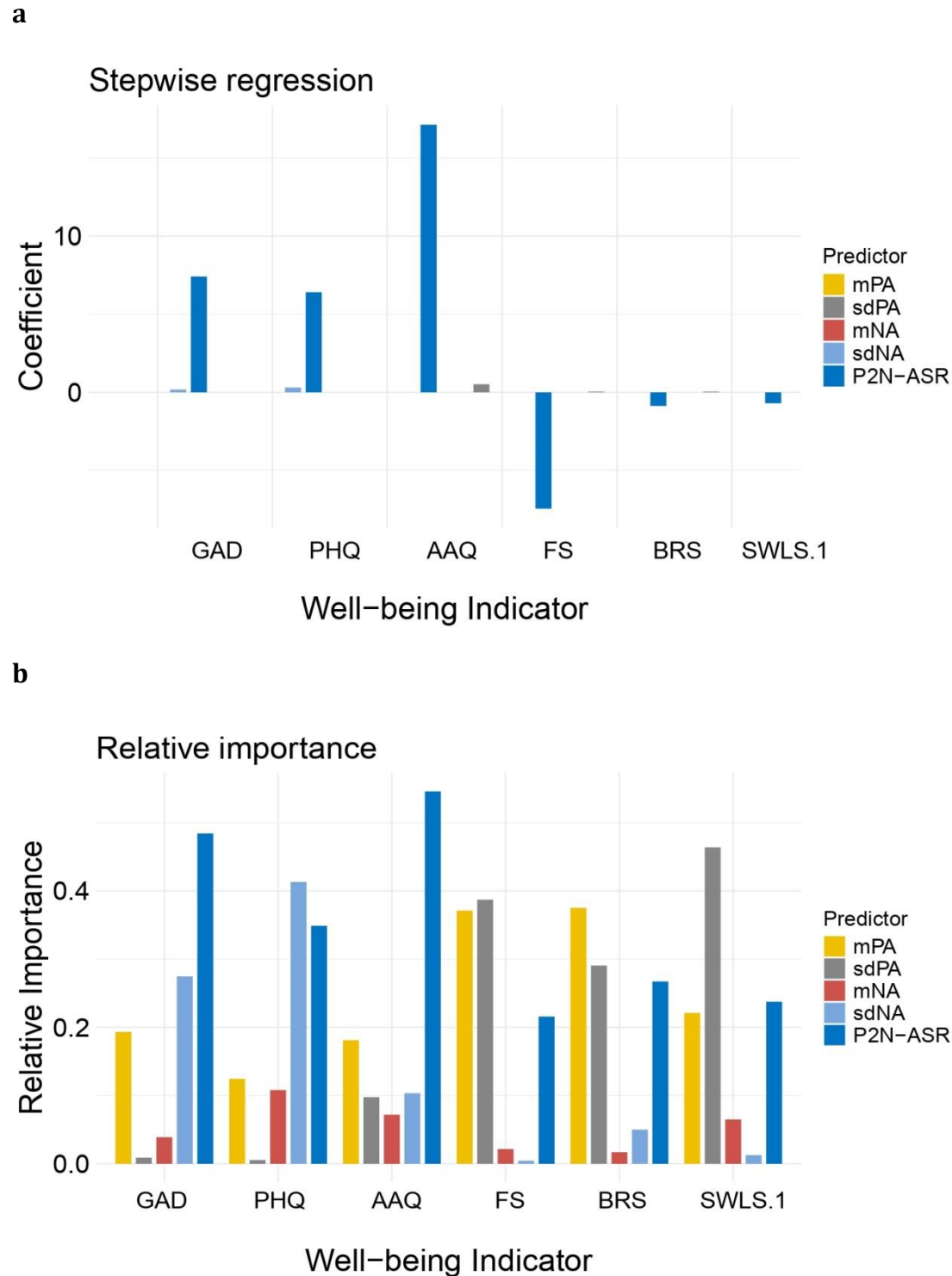


Figura 5.2. Predicción del bienestar a partir de las transiciones de afecto. (a) Coeficientes de regresión escalonada (*stepwise regression*) para cada indicador de bienestar incluido en el estudio. Las siglas de todos los indicadores de bienestar figuran en la [Tabla 5.1](#). Los predictores abarcan la métrica del ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR), identificada sistemáticamente como predictor robusto en regresiones LASSO anteriores (véase la [Tabla 5.2](#)), y los valores de media y desviación estándar de PA y NA. (b) Análisis de importancia relativa de modelos lineales que ilustran el porcentaje de cada variable predictora a la varianza explicada en el bienestar. De nuevo, la métrica novedosa de P2N-ASR se compara con los valores de media y desviación estándar de PA y NA.

5.4. Discusión

El objetivo de este estudio fue replicar y ampliar los hallazgos de nuestra investigación anterior, atendiendo a algunas de las limitaciones mencionadas. Concretamente, el presente estudio explora la presencia de biestabilidad en la dinámica afectiva y el valor predictivo de las métricas de cambio afectivo previamente desarrolladas, con una muestra más amplia y una tasa de muestreo menos exigente. Para ello, se analizaron series temporales de valencia de una muestra de 109 personas, seleccionadas de la población general española. Durante 29 días, los participantes registraron sus experiencias afectivas, tres veces al día, mediante la misma pregunta y opciones de respuesta que en los estudios previos (“¿Cómo te sientes ahora mismo?” en una escala visual analógica bipolar de “muy mal” a “muy bien”).

La reconstrucción de los paisajes de estabilidad en este nuevo conjunto de datos volvió a evidenciar la presencia de una conducta biestable en la dinámica afectiva en un porcentaje significativo de la muestra. Más de la mitad de los participantes (53.2%) mostraron al menos una cuenca de atracción en cada uno de los regímenes afectivos, positivo y negativo. En otras palabras, estas personas tienden a dirigirse a zonas concretas de su espacio afectivo, tanto en el área positiva como negativa, y no de forma indistinta en otras direcciones. Como ocurriera en nuestros estudios previos, la tendencia a establecerse en determinadas zonas del espectro afectivo, en lugar de regresar a un mismo punto de referencia, surge de nuevo como un comportamiento común en la dinámica afectiva de una parte significativa de la muestra. La réplica de estos resultados en una muestra más amplia aporta solidez a este hallazgo, que tiene implicaciones importantes para el correcto modelado del espacio afectivo, apoyando el empleo de modelos teóricos más complejos, como mencionamos en el capítulo anterior.

En relación al valor predictivo de las métricas de cambio afectivo desarrolladas en nuestro trabajo anterior, el ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR) volvió a destacar como mejor predictor de bienestar psicológico, por encima del resto de métricas de cambio afectivo y de medidas bien establecidas, como la media y la desviación estándar de PA y NA, en este nuevo conjunto de datos. La obtención de estos resultados con una tasa de muestreo

menos exigente (tres mediciones al día) favorece la aplicación de esta métrica, especialmente en el contexto clínico, al reducir significativamente la carga de los participantes.

Conclusión e investigación futura

Este estudio, concebido como una réplica conceptual de los estudios llevados a cabo previamente, ha ofrecido nueva evidencia a favor de la biestabilidad como fenómeno común en la dinámica afectiva y de la robustez de la métrica P2N-ASR como predictor del bienestar psicológico. Tal y como señalamos en el capítulo anterior, se abren dos focos de interés para futuros estudios, como explorar la biestabilidad y las métricas de cambio afectivo en población clínica, o conocer los factores y acontecimientos de la vida que influyen o desencadenan transiciones entre estados afectivos.

En el siguiente capítulo discutiremos de forma conjunta y general los principales hallazgos de los estudios incluidos en la presente tesis, sus posibles implicaciones y las potenciales investigaciones futuras. Además, profundizaremos en ciertos aspectos teóricos que consideramos necesarios para una comprensión integral del contenido desarrollado.

Capítulo 6. Discusión general

En la presente tesis doctoral hemos aplicado conceptos y técnicas provenientes del enfoque de los sistemas complejos para profundizar en la naturaleza de las fluctuaciones afectivas momento a momento, y clarificar su relación con el bienestar psicológico. En la actualidad, existe un amplio consenso acerca de que no sólo es importante saber “cómo de bien o mal se siente una persona”, sino que detrás de “cómo varían sus sentimientos a lo largo del tiempo” se esconde información fundamental sobre su salud. A pesar de la cantidad de investigaciones que tratan de dilucidar, teórica y cuantitativamente, el papel de la dinámica afectiva en el bienestar psicológico, aún no está claro qué características del cambio afectivo hacen que sea beneficioso o perjudicial. Los análisis presentados en esta tesis representan un intento de explorar si los marcadores de complejidad de escalamiento fractal y multiestabilidad pueden caracterizar el patrón afectivo, y si su cuantificación puede proporcionar nuevas métricas con un valor informativo único respecto al bienestar de las personas.

Los múltiples factores a los que está expuesto nuestro mundo afectivo (eventos de la vida diaria, horas de sueño, condiciones meteorológicas, contacto social, etc.) sirvieron de base para hipotetizar sobre la existencia de un patrón complejo de fluctuaciones afectivas generado por un mecanismo regulador interno, cuya función sería mantener el sistema más flexible y adaptativo ante perturbaciones y demandas. En línea con estudios previos (p.ej., Combs et al., 1994; Gottschalk et al., 1995), nuestros análisis de series temporales afectivas de dos estudios EMA evidenciaron la presencia de un patrón complejo caracterizado por escalamiento fractal (invarianza de escala y un tipo particular de correlaciones a largo plazo) en un porcentaje de los participantes de ambos estudios (18% estudio español; 25,5% estudio alemán). Sin embargo, no se encontró evidencia a favor de una asociación significativa entre dicho perfil afectivo y los indicadores de bienestar psicológico incluidos en ambos estudios.

El segundo marcador de complejidad explorado fue la multiestabilidad. En el caso del afecto, su ampliamente reconocida división en dos regímenes afectivos, el positivo y el negativo, asentó la base para explorar la prevalencia de una conducta biestable. Los análisis de la estabilidad de series temporales afectivas evidenciaron la presencia de, al menos, una cuenca de atracción en cada régimen

afectivo en un porcentaje significativo de las muestras de población de tres estudios EMA (61,5% primer estudio español; 46% estudio alemán; 53,2% segundo estudio español). Este hallazgo ofrece una visión alternativa a la idea de que el nivel de afecto tiende a volver a un único punto de referencia, o línea base, tras una perturbación. Es importante considerar el comportamiento biestable para generar modelos del espacio afectivo más integradores.

Sin embargo, el hallazgo más relevante incluido en esta tesis tiene que ver con las métricas desarrolladas para cuantificar las transiciones entre estados afectivos y discernir su relación con el bienestar psicológico. De todas las medidas incluidas, tanto basadas en los marcadores de complejidad analizados (coeficientes alpha y de determinación, tipo de estabilidad, otras características de tiempo y magnitud de las transiciones) como las empleadas tradicionalmente (media, desviación típica, autocorrelación, raíz cuadrada de las diferencias sucesivas), el ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR) ha resultado ser la métrica más predictiva del bienestar psicológico. Esta métrica indica la propensión de un estado de afecto positivo (PA) a cambiar a negativo (NA) en la siguiente medición. Puede variar entre 0 y 1, donde 0 significa ninguna posibilidad de transición y 1 denota una transición segura. En esta tesis, el valor predictivo del P2N-ASR ha quedado evidenciado en tres bases de datos diferentes recopiladas cada una en un año distinto (2021, 2022, 2023) y que ha dado lugar a una muestra total de 230 personas (62,7% mujeres), provenientes de España y Alemania. Además, el protocolo de cada estudio era diferente, tanto en duración (estudios españoles 29 días y estudio alemán 21 días) como en tasa de muestreo (6, 5 y 3).

Según nuestros resultados una mayor propensión a cambiar de un estado positivo a uno negativo (valores más altos de P2N-ASR) se relaciona con peores resultados de bienestar psicológico, evaluado mediante distintos indicadores (síntomas de ansiedad y depresión, inflexibilidad psicológica, resiliencia, satisfacción con la vida y florecimiento). Para calcular el P2N-ASR se considera por un lado, el número de transiciones de PA a NA (numerador) y por otro, la cantidad total de veces que se ha estado en PA (denominador). Por tanto, una mayor tendencia a cambiar de PA a NA (nivel de P2N-ASR alto) puede deberse tanto a un elevado número de transiciones de PA a NA como a una reducida cantidad total de

momentos en PA. Es importante recordar que estos resultados se obtuvieron con población general. Sin embargo, con población clínica podrían ser diferentes y la métrica de ratio de cambio de afecto negativo a positivo (N2P-ASR) podría cobrar más protagonismo. Por ejemplo, en pacientes con trastorno depresivo mayor cuyo número de momentos en el régimen afectivo negativo sería elevado, una mayor propensión de transiciones de afecto negativo a positivo (puntuaciones altas de N2P-ASR) podría convertirse en el mejor predictor de bienestar.

En relación a nuestras otras dos métricas novedosas de cambio afectivo, la magnitud del cambio (ASM), o la cantidad de cambio que una persona experimenta cuando pasa de un régimen afectivo al otro; y el tiempo de residencia (RT), o la duración que una persona permanece en un estado afectivo determinado antes de experimentar un cambio al estado afectivo alternativo, los análisis mostraron una menor relevancia a la hora de predecir el bienestar. Este hallazgo, considerado conjuntamente con los resultados del P2N-ASR, puede interpretarse de modo que independientemente de cuál sea el grado de intensidad de la valencia positiva experimentado antes de pasar a un estado de valencia negativa o de cuánto tiempo se haya permanecido en el régimen afectivo positivo antes de transitar al negativo, respectivamente, es el hecho mismo de cambiar de PA a NA lo que mejor se asocia con el bienestar. Todo ello sin obviar que las correlaciones entre métricas indicaron que cuanto más tiempo se pasa en un estado positivo (mayor mPRT) menor es la propensión a cambiar de positivo a negativo (valores bajos de P2N-ASR). Del mismo modo, cuanto más tiempo se pasa en un estado negativo (mayor mNRT), mayor es la propensión a cambiar de PA a NA (valores altos de P2N-ASR).

Pero quizás, el hallazgo más revelador tiene que ver con que el P2N-ASR sea el mejor predictor de bienestar por encima de la media y la desviación estándar intrapersonales de PA y NA, consideradas las mejores establecidas según el meta-análisis reciente de Dejonckheere et al. (2019). Aunque las correlaciones entre el P2N-ASR y estas medidas evidenciaron que las personas con un nivel alto de PA medio son menos propensas a cambiar de PA a NA, la elección del P2N-ASR como mejor predictor del bienestar a través de distintas técnicas analíticas, puede interpretarse de modo que independientemente de cuál sea el nivel medio afectivo y los cambios en la intensidad afectiva a lo largo del tiempo, lo más informativo

respecto al bienestar futuro de una persona es su propensión al cambio de positivo a negativo. Esta conclusión se ve reforzada con la ausencia de relación estadísticamente significativa entre la magnitud del cambio afectivo y el bienestar, comentada previamente, que puede traducirse en que el nivel de intensidad de la experiencia afectiva no es tan informativo a la hora de predecir el bienestar. Este hallazgo es el más inesperado y significativo del presente trabajo, ya que las escalas numéricas han sido ampliamente empleadas para cuantificar los niveles subjetivos de PA y NA. Esta forma de conocer el estado emocional de las personas se ha establecido casi de manera exclusiva, basándose en que era la mejor hasta el momento, a pesar de su interpretación paradójica y su grado de dificultad a la hora de entender la diferencia, por ejemplo, entre un 6 y un 9 en el ítem relativo a “sentirse triste” (Kaiser & Oswald, 2022). Ahora, con el resultado aquí descrito respecto al P2N-ASR, se abre una ventana hacia una cuantificación del estado afectivo fácil y directa. Aunque aún falta confirmación experimental, con un simple “bien” o “mal” a la pregunta “¿Cómo te sientes ahora mismo?”, se podría prescindir de la necesidad de especificar numéricamente en qué punto nos encontramos.

Consideraciones metodológicas finales

Merece la pena incidir que en los estudios incluidos en esta tesis se empleó una escala única bipolar para evaluar la experiencia afectiva. A pesar de ser una medida eficiente para estudiar los patrones generales del afecto a lo largo del tiempo (Cloos et al., 2023), para muchos investigadores el uso de una escala bipolar única resulta controvertido por el hecho de “forzar” la polarización de las personas a la hora de informar sobre su experiencia afectiva, y no dar cabida a informar sobre sentimientos mixtos o ambivalentes (co-ocurrencia de emociones positivas o negativas). Este razonamiento ha conllevado que el uso de escalas unipolares para medir PA y NA por separado se haya convertido en el estándar en la investigación afectiva (ver revisión de [Tabla 1.2](#)). El uso extendido de este tipo de escalas ha podido influir en el creciente número de hallazgos, poco cuestionados hasta la fecha, sobre los distintos niveles de correlación entre PA y NA, así como, a la propia conceptualización de las emociones mixtas. Sin embargo, hay evidencia psicométrica que respalda que el uso de la escala bipolar única no descarta la posibilidad de informar de sentimientos ambivalentes o mixtos (Tay &

Kuykendall, 2017), aunque para ello haya que emplear medidas complementarias, pero eso dependerá del objetivo de investigación. Las elecciones metodológicas deben juzgarse en términos de su idoneidad para evaluar constructos particulares basados en marcos teóricos sólidos. En este sentido, la escala única bipolar se consideró la más apropiada, tal y como se ha detallado en los capítulos correspondientes, para investigar la fractalidad, la biestabilidad y las transiciones afectivas, que constituyen el alcance de esta tesis.

En relación al constructo evaluado en los estudios, la valencia afectiva, y al marco teórico del que proviene, también procede hacer una puntualización. En la introducción de esta tesis quedó destacado que a la hora de captar la experiencia afectiva momentánea, la variedad de etiquetas y el número de términos empleados como ítems es tan variado casi como los estudios que se han llevado a cabo (ver revisión de estudios resumida en la [Tabla 1.2](#)). En teoría la elección del constructo a medir se basa en un modelo teórico, y como ya se mencionó, los modelos dimensionales del afecto facilitan el mapeo de las experiencias afectivas al permitir obtener una representación del espacio afectivo en su totalidad. Sin embargo, habría que matizar que dicha “totalidad” es relativa y depende del modelo en cuestión. Concretamente, en el *circumplex model of affect* de Russell (1980) la dimensión de valencia abarca todo el espectro afectivo, mientras que la variante rotacional de dicho modelo propuesta por Watson & Tellegen (1985), se centra en estados afectivos de alta activación. Sin embargo, una reciente revisión (LaRowe et al., 2024) ha dejado en evidencia que existe una tendencia extendida a emplear una interpretación errónea del modelo rotado. Muchos estudios basándose en esta mala interpretación de la variante rotacional del *circumplex model of affect*, emplean de forma intercambiable los términos “Happiness” y “Positive Affect”, cuando en realidad “Positive Affect” se refiere a estados de alta activación mientras “Happiness” se sitúa en una zona con activación neutral, y por tanto no está considerada dentro del “Positive Affect” propuesto en el modelo original. Para evitar la acumulación de resultados mal fundamentados, en la revisión recomiendan utilizar los términos “Activación Positiva/Negativa” y “Valencia Positiva/Negativa” para diferenciar claramente los constructos a medir (LaRowe et al., 2024). Para evaluar la experiencia afectiva en los estudios incluidos en esta tesis, nos basamos en el modelo de Russell (1980), y más específicamente se

escogió como constructo la valencia afectiva. Nuestro objetivo era captar esta cualidad de la experiencia afectiva, independientemente del nivel de arousal, obteniendo así una representación total del espacio afectivo basada en el tono hedónico.

Investigaciones futuras

Los hallazgos descritos en la presente tesis plantean una serie de preguntas que podrían ser exploradas en futuras investigaciones.

Una de las principales líneas de investigación es el estudio de las causas que provocan y los factores que influyen en las transiciones afectivas. Además de las medidas subjetivas de autoinforme, el uso de datos objetivos, obtenidos de medidas psicofisiológicas (p.ej., la tasa cardíaca) o de los sensores integrados en el teléfono móvil (p.ej., el reconocimiento de actividad física), pueden proporcionar información contextual sobre eventos, internos o externos, que desencadenan el paso de un régimen afectivo al otro. El uso de herramientas idiográficas basadas en procesos biopsicosociales, como la *Process-Based Assessment Tool* (PBAT; Ciarrochi et al., 2022), permite la monitorización de procesos de selección, variación y retención de conductas relacionadas con seis dominios diferentes: afecto, atención, cognición, salud física, conexión social y motivación. La información proporcionada por esta herramienta abre otra vía prometedora de estudios futuros sobre las causas y los factores que influyen en las transiciones de estado.

Otra línea de investigación importante para el futuro es la exploración de las métricas en población clínica. Como se ha mencionado, en los tres estudios incluidos en esta tesis, las muestras de población fueron seleccionadas sin considerar condiciones clínicas. Por lo tanto, el estudio del potencial de las métricas de cambio afectivo en un contexto clínico está aún por clarificar. Hipotetizamos que en el análisis de datos afectivos de población clínica, el ratio de cambio de afecto negativo a positivo (N2P-ASR) adquirirá un protagonismo destacado a la hora de predecir resultados de bienestar. Además, aunque la variable “tipo de estabilidad” no se asoció con resultados de bienestar en este trabajo, hipotetizamos que el análisis de la estabilidad de los patrones afectivos de población clínica puede llevar a resultados en los que sean más prevalentes perfiles en el régimen afectivo negativo (como los “monoestable-negativo” o los

“multiestable-negativo”), y que profundizar en las características de estos perfiles puede resultar útil para llevar a cabo intervenciones clínicas.

Conclusiones finales

En conjunto, los análisis realizados en esta tesis aportan información nueva y valiosa acerca de la naturaleza de las fluctuaciones afectivas momento a momento y su relación con el bienestar psicológico. Las conclusiones finales pueden resumirse en los siguientes puntos:

1. El patrón de variabilidad afectiva fractal $1/f$ no se asoció con las medidas de bienestar.

El marcador de complejidad de escalamiento fractal obtenido tras los análisis de la invarianza de escala y de las correlaciones a largo plazo de las series temporales de valencia afectiva sirvió para caracterizar distintos perfiles afectivos (21,7% de la muestra total mostró el perfil de variabilidad afectiva fractal $1/f$). Ninguno de los perfiles, ni el equiparable al propio de los CAS, se asoció a mejores resultados en los indicadores de bienestar incluidos en los estudios. No pudieron extraerse métricas basadas en el marcador de complejidad de la variabilidad afectiva fractal que aportasen valor predictivo respecto al bienestar psicológico.

2. La biestabilidad puede ser una característica común en algunos patrones de la dinámica afectiva.

Los paisajes probabilísticos de estabilidad evidenciaron la presencia de una conducta biestable en un porcentaje significativo de la población examinada (53,6% de la muestra total). Por lo que, esta característica debe ser considerada a la hora de modelar el espacio afectivo.

3. La nueva métrica de ratio de cambio de afecto positivo a negativo (P2N-ASR) resalta como predictor del bienestar psicológico.

La métrica consistente en el ratio de cambio de afecto positivo a negativo se desmarca como un poderoso predictor de bienestar. Su bajo nivel de demanda a nivel cognitivo y computacional, la convierten en una alternativa prometedora para su uso tanto en contextos de investigación como clínicos.

CAPÍTULO 6. DISCUSIÓN GENERAL

En conclusión, recorrer el camino de la complejidad ha desvelado hallazgos que nos acercan a una mejor comprensión de la naturaleza del patrón afectivo momento a momento y, curiosamente, nos ha llevado a una métrica simple e intuitiva con potencial para predecir el bienestar de las personas.

Capítulo 7. Mención internacional (Internacional PhD)

Summary

The course that emotions, moods, and feelings follow over time, known as affect dynamics, is fundamental for understanding the development of psychopathologies and psychological well-being (Houben et al., 2015; Trull et al., 2015). However, the indiscriminate use of concepts (Ekkekakis, 2012), the erroneous or unjustified application of theoretical models when measuring affective experience (Brose et al., 2020; LaRowe et al., 2024), or the overlap in statistical metrics and indices (Bos et al., 2019; Dejonckheere et al., 2019; Koval et al., 2013), has resulted in a series of contradictory findings regarding the relationship between affect dynamics and psychological well-being. The main objective of this thesis is to delve into the nature of the pattern of moment-to-moment affective fluctuations and clarify the relationship between affective changes and psychological well-being.

The coexistence of studies that associate affective change with poor well-being and health outcomes (e.g., Gruber et al., 2013), with other research providing evidence of the beneficial role of affective fluctuations on psychological adjustment and functioning (e.g., Waugh et al., 2011), creates a paradox regarding the detrimental or beneficial role of affective variability. Interrelatedly, a recent meta-analysis (Dejonckheere et al., 2019) has questioned the predictive value of a series of indices and measures of affect dynamics in relation to psychological well-being, concluding that beyond the mean and standard deviation of positive and negative affect, the rest of the measures do not provide new information nor are better predictors of psychological well-being.

This thesis is based on the idea that applying concepts, models, and techniques from the complex systems approach can be an alternative perspective that complements the approach to these controversial results, shedding light on the nature of affective patterns, and providing novel and unique indices and metrics related to psychological well-being. To this end, the literature on affect, its dynamics, its relationship with psychological well-being, and the application of the complex systems approach to the study of affective patterns was first reviewed, with key points explained in Chapter 1. Subsequently, a customized tool (mobile application) was designed for the collection of intensive longitudinal affect data,

and a study was conducted to test it. The development and implementation of the tool are described in Chapter 2. To test the initial hypotheses, three studies were conducted, designed following the principles of ecological momentary assessment (EMA), where participants recorded their affective experience at different times of the day through an application installed on their mobile phones. The duration and daily sampling rate were different for each study. Momentary affective experience was assessed through its basic dimension of valence or affective tone, using the question "How do you feel right now?" which was answered using a unique bipolar visual analogue scale from "very bad" to "very good."

The first idea explored was the presence of fractal variability in affect dynamics. This type of variability characterizes complex adaptive systems (CAS), giving them "ideal" adaptive properties to environmental demands. Affective time series from two different studies were analyzed, and the fractal scaling complexity marker was calculated using scale invariance coefficients and long-term correlations. The results showed that some participants exhibited an affective pattern with characteristics comparable to the variability pattern of a CAS, scale invariance, and $1/f$ -type autocorrelations. However, the results did not provide evidence of significant associations between the fractal variability profile and the well-being indicators included in the studies. The exploration of this marker, the methodology used, the results obtained, and the implications of the findings are described in Chapter 3.

The second complexity marker explored was multistability, according to which two or more states coexist in a system, with abrupt transitions between them. The stability landscapes of affective time series from three different studies were reconstructed, where each study served to replicate previous results. Additionally, ten new affect shift metrics were developed based on the time and magnitude characteristics of the transitions between states. The results revealed the presence of bistability in affect dynamics in a significant percentage of all analyzed samples. These findings enrich the modeling of affective space by complementing the widely extended idea of the existence of a unique baseline reference to which the affective system tends to return after a perturbation (Kuppens et al., 2010). Furthermore, the results provided robust evidence about

the predictive value of one of the developed metrics, the positive to negative affect shift ratio (P2N-ASR), in relation to a series of psychological well-being indicators. The simplicity in calculating and implementing the P2N-ASR metric can make it a useful tool in interventions designed to easily and directly assess people's well-being. In Chapters 4 and 5, the exploration of this marker, the methodology used, the results obtained, and the implications of these findings are described.

In conclusion, this doctoral thesis provides empirical evidence about characteristics of affect dynamics that have been little or not explored until now. It opens a research field in the study of affective fluctuations, based on the analysis of stability landscapes and the application of new affect shift metrics, which can be promising for the progress of affective science. In Chapter 6, the results obtained are jointly discussed, and possible implications and future research directions are commented on.

Conclusions

In summary, the analyses conducted in this thesis provide new and valuable insights into the nature of moment-to-moment affective fluctuations and their relationship with psychological well-being. The final conclusions can be summarized as follows:

1. The fractal $1/f$ pattern of affective variability was not associated with measures of well-being.

The fractal scaling complexity marker obtained from the analyses of scale invariance and long-term correlations of affective valence time series was used to characterize different affective profiles (21.7% of the total sample showed the fractal $1/f$ pattern of affective variability). None of the profiles, including those comparable to complex adaptive systems, were associated with better outcomes in the well-being indicators included in the studies. Metrics based on the complexity marker of fractal affective variability did not provide predictive value regarding psychological well-being.

2. Bistability may be a common feature in some affect dynamics patterns.

The probabilistic landscapes of stability showed the presence of a bistable behavior in a significant percentage of the examined population (53.6% of the total sample). Therefore, this characteristic should be considered when modeling the affective space.

3. The new metric of positive to negative affect shift metric (P2N-ASR) stands out as a predictor of psychological well-being.

The metric consisting of the ratio of positive to negative affect change emerges as a powerful predictor of well-being. Its low cognitive and computational demand makes it a promising alternative for use in both research and clinical contexts.

In conclusion, exploring the path of complexity has revealed findings that bring us closer to a better understanding of the nature of moment-to-moment affective patterns and, intriguingly, has led us to a simple and intuitive metric with the potential to predict people's well-being.

Referencias bibliográficas

- Abdel-Khalek, A. M. (2006). Measuring happiness with a single-item scale. *Social Behavior and Personality*, 34(2), 139–150.
- Aldao, A., Sheppes, G., & Gross, J. J. (2015). Emotion Regulation Flexibility. *Cognitive Therapy and Research*, 39(3), 263–278. <https://doi.org/10.1007/s10608-014-9662-4>
- Alpert, M., & Rosen, A. (1990). A semantic analysis of the various ways that the terms “affect,” “emotion,” and “mood” are used. *Journal of Communication Disorders*, 23(4–5), 237–246. [https://doi.org/10.1016/0021-9924\(90\)90002-G](https://doi.org/10.1016/0021-9924(90)90002-G)
- Arab, A., Mehrabani, S., Moradi, S., & Amani, R. (2019). The association between diet and mood: A systematic review of current literature. *Psychiatry Research*, 271(April 2018), 428–437. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2018.12.014>
- Bailon, C., Damas, M., Pomares, H., Sanabria, D., Perakakis, P., Goicoechea, C., & Banos, O. (2019). Smartphone-Based Platform for Affect Monitoring through Flexibly Managed Experience Sampling Methods. *Sensors*, 19(15), 3430. <https://doi.org/10.3390/s19153430>
- Bailon, C., Damas, M., Pomares, H., Sanabria, D., Perakakis, P., Goicoechea, C., & Banos, O. (2018). Intelligent Monitoring of Affective Factors Underlying Sport Performance by Means of Wearable and Mobile Technology. *UCAmI 2018*, 2(19), 1202. <https://doi.org/10.3390/proceedings2191202>
- Bailon, C., Goicoechea, C., Banos, O., Damas, M., Pomares, H., Correa, A., Sanabria, D., & Perakakis, P. (2020). CoVidAffect, real-time monitoring of mood variations following the COVID-19 outbreak in Spain. *Scientific Data*, 7(1), 365. <https://doi.org/10.1038/s41597-020-00700-1>
- Bak, P., Tang, C., & Wiesenfeld, K. (1987). Self-organized criticality: An explanation of 1/f noise. In *Physical Review Letters* (Vol. 59, Issue 4, pp. 381–384).
- Banos, O., Bailon, C., Damas, M., Goicoechea, C., Pomares, H., Rodriguez, C., & Villalonga, C. (2023). Assessing Well-Being in Spain in the Post-COVID Era: A Population Study Using Mobile Sensors and Experience Sampling. *The Fifteenth International Conference on EHealth, Telemedicine, and Social Medicine (ETELEMED 2023)*.
- Barrett, L. F., & Bliss-Moreau, E. (2009). Affect as a Psychological Primitive. *Advances in Experimental Social Psychology*, 41(3), 167–218.

- Barrett, L. F., Gross, J., Christensen, T. C., & Benvenuto, M. (2001). Knowing what you're feeling and knowing what to do about it: Mapping the relation between emotion differentiation and emotion regulation. *Cognition & Emotion*, 15(6), 713–724. <https://doi.org/10.1080/02699930143000239>
- Barrett, L. F., & Russell, J. A. (1999). The Structure of Current Affect. *Current Directions in Psychological Science*, 8(1), 10–14. <https://doi.org/10.1111/1467-8721.00003>
- Batson, C. D., Shaw, L. L., & Oleson, K. C. (1992). Differentiating affect, mood, and emotion: Toward functionally based conceptual distinctions. In M. S. Clark (Ed.), *Emotion* (pp. 294–326). Sage Publications, Inc.
- Benson, L., Ram, N., Almeida, D. M., Zautra, A. J., & Ong, A. D. (2018). Fusing biodiversity metrics into investigations of daily life: Illustrations and recommendations with emodiversity. *Journals of Gerontology - Series B Psychological Sciences and Social Sciences*, 73(1), 75–86. <https://doi.org/10.1093/geronb/gbx025>
- Bernstein, E. E., Curtiss, J., Wu, G. W. Y., Barreira, P. J., & McNally, R. J. (2019). Exercise and emotion dynamics: An experience sampling study. *Emotion*, 19(4), 637–644. <https://doi.org/10.1037/emo0000462>
- Boker, S. M., Leibenluft, E., Deboeck, P. R., Virk, G., & Postolache, T. T. (2008). Mood Oscillations and Coupling Between Mood and Weather in Patients with Rapid Cycling Bipolar Disorder. *International Journal of Child Health and Human Development : IJCHD*, 1(2), 181–203. <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022202X15370834>
- Bonanno, G. A., Papa, A., Lalande, K., Westphal, M., & Coifman, K. (2004). The Importance of Being Flexible. *Psychological Science*, 15(7), 482–487. <https://doi.org/10.1111/j.0956-7976.2004.00705.x>
- Bond, F. W., Hayes, S. C., Baer, R. A., Carpenter, K. M., Guenole, N., Orcutt, H. K., Waltz, T., & Zettle, R. D. (2011). Preliminary Psychometric Properties of the Acceptance and Action Questionnaire-II: A Revised Measure of Psychological Inflexibility and Experiential Avoidance. *Behavior Therapy*, 42(4), 676–688. <https://doi.org/10.1016/j.beth.2011.03.007>
- Bonsall, M. B., Wallace-Hadrill, S. M. A., Geddes, J. R., Goodwin, G. M., & Holmes, E. A. (2012). Nonlinear time-series approaches in characterizing mood stability and mood instability in bipolar disorder. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 279(1730), 916–924. <https://doi.org/10.1098/rspb.2011.1246>

- Bornas, X., Balle, M., Morillas-Romero, A., & Aguayo-Siquier, B. (2015). Allometric control of daily mood and anxiety fluctuations. *Motivation and Emotion*, 39(4), 571–579.
<https://doi.org/10.1007/s11031-015-9471-4>
- Bos, E. H., de Jonge, P., & Cox, R. F. A. (2019). Affective variability in depression: Revisiting the inertia–instability paradox. *British Journal of Psychology*, 110(4), 814–827.
<https://doi.org/10.1111/bjop.12372>
- Bosley, H. G., Soyster, P. D., & Fisher, A. J. (2019). Affect dynamics as predictors of symptom severity and treatment response in mood and anxiety disorders: Evidence for specificity. *Journal for Person-Oriented Research*, 5(2), 101–113.
<https://doi.org/10.17505/jpor.2019.09>
- Bowen, R., Baetz, M., Hawkes, J., & Bowen, A. (2006). Mood variability in anxiety disorders. *Journal of Affective Disorders*, 91(2–3), 165–170.
<https://doi.org/10.1016/j.jad.2005.12.050>
- Bowen, R., Clark, M., & Baetz, M. (2004). Mood swings in patients with anxiety disorders compared with normal controls. *Journal of Affective Disorders*, 78(3), 185–192.
[https://doi.org/10.1016/S0165-0327\(02\)00304-X](https://doi.org/10.1016/S0165-0327(02)00304-X)
- Bradburn, N. M. (1969). *The Structure of Psychological Well-Being*. Chicago: Aldine.
https://doi.org/10.5980/jpnjurol1928.62.8_616
- Bringmann, L. F., Vissers, N., Wichers, M., Geschwind, N., Kuppens, P., Peeters, F., Borsboom, D., & Tuerlinckx, F. (2013). A Network Approach to Psychopathology: New Insights into Clinical Longitudinal Data. *PLoS ONE*, 8(4).
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0060188>
- Brose, A., Schmiedek, F., Gerstorf, D., & Voelkle, M. C. (2020). The measurement of within-person affect variation. *Emotion*, 20(4), 677–699.
<https://doi.org/10.1037/emo0000583>
- Buck, R. (1990). Mood & Emotion: a comparison of five contemporary views. *Psychological Inquiry*, 1(4), 330–336.
- Burr, D. A., Castrellon, J. J., Zald, D. H., & Samanez-Larkin, G. R. (2021). Emotion dynamics across adulthood in everyday life: Older adults are more emotionally stable and better at regulating desires. *Emotion*, 21(3), 453–464.
<https://doi.org/10.1037/emo0000734>
- Cacioppo, J. T., & Berntson, G. G. (1999). The Affect System: Architecture and Operating

- Characteristics. *Current Directions in Psychological Science*, 8(5), 133–137.
<https://doi.org/10.1111/1467-8721.00031>
- Carr, O., Saunders, K. E. A., Tsanas, A., Bilderbeck, A. C., Palmius, N., Geddes, J. R., Foster, R., Goodwin, G. M., & De Vos, M. (2018). Variability in phase and amplitude of diurnal rhythms is related to variation of mood in bipolar and borderline personality disorder. *Scientific Reports*, 8(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-19888-9>
- Cason, H. (1931). General curves and conditions of feeling. *Journal of Applied Psychology*, 15(2), 126–148. <https://doi.org/10.1037/h0073836>
- Cheung, F., & Lucas, R. E. (2014). Assessing the validity of single-item life satisfaction measures: results from three large samples. *Quality of Life Research*, 23(10), 2809–2818. <https://doi.org/10.1007/s11136-014-0726-4>
- Chow, S. M., Ram, N., Fujita, F., Boker, S. M., & Clore, G. (2005). Emotion as a thermostat: Representing emotion regulation using a damped oscillator model. *Emotion*, 5(2), 208–225. <https://doi.org/10.1037/1528-3542.5.2.208>
- Ciarrochi, J., Sahdra, B., Hofmann, S. G., & Hayes, S. C. (2022). Developing an item pool to assess processes of change in psychological interventions: The Process-Based Assessment Tool (PBAT). *Journal of Contextual Behavioral Science*, 23(February), 200–213. <https://doi.org/10.1016/j.jcbs.2022.02.001>
- Cloos, L., Ceulemans, E., & Kuppens, P. (2023). Development, validation, and comparison of self-report measures for positive and negative affect in intensive longitudinal research. *Psychological Assessment*, 35(3), 189–204.
<https://doi.org/10.1037/pas0001200>
- Coifman, K., Berenson, K. R., Rafaeli, E., & Downey, G. (2012). From negative to positive and back again: Polarized affective and relational experience in borderline personality disorder. *Journal of Abnormal Psychology*, 121(3), 668–679.
<https://doi.org/10.1037/a0028502>
- Combs, A., Winkler, M., & Daley, C. (1994). A Chaotic Systems Analysis of Rhythms in Feeling States. *The Psychological Record*, 44(3), 359–368.
- Connolly, J. J., Kavanagh, E. J., & Viswesvaran, C. (2007). The convergent validity between self and observer ratings of personality: A meta-analytic review. *International Journal of Selection and Assessment*, 15(1), 110–117. <https://doi.org/10.1111/j.1468->

- Cowdry, R. W., Gardner, D. L., O'Leary, K. ., Leibenluft, E., & Rubinow, D. R. (1991). Mood variability: a study of four groups. *American Journal of Psychiatry*, 148(11), 1505–1511. <https://doi.org/10.1176/ajp.148.11.1505>
- Dakos, V., Carpenter, S. R., Brock, W. A., Ellison, A. M., Guttal, V., Ives, A. R., Kéfi, S., Livina, V., Seekell, D. A., van Nes, E. H., & Scheffer, M. (2012). Methods for detecting early warnings of critical transitions in time series illustrated using simulated ecological data. *PLoS ONE*, 7(7). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0041010>
- Dakos, V., & Kéfi, S. (2022). Ecological resilience: What to measure and how. *Environmental Research Letters*, 17(4). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac5767>
- Dakos, V., van Nes, E. H., & Scheffer, M. (2013). Flickering as an early warning signal. *Theoretical Ecology*, 6(3), 309–317. <https://doi.org/10.1007/s12080-013-0186-4>
- Davidson, R. J. (1998). Affective Style and Affective Disorders: Perspectives from Affective Neuroscience. *Cognition and Emotion*, 12(3), 307–330. <https://doi.org/10.1080/026999398379628>
- Dejonckheere, E., Mestdagh, M., Houben, M., Erbas, Y., Pe, M., Koval, P., Brose, A., Bastian, B., & Kuppens, P. (2018). The bipolarity of affect and depressive symptoms. *Journal of Personality and Social Psychology*, 114(2), 323–341. <https://doi.org/10.1037/pspp0000186>
- Dejonckheere, E., Mestdagh, M., Houben, M., Rutten, I., Sels, L., Kuppens, P., & Tuerlinckx, F. (2019). Complex affect dynamics add limited information to the prediction of psychological well-being. *Nature Human Behaviour*, 3(5), 478–491. <https://doi.org/10.1038/s41562-019-0555-0>
- Delignières, D., Fortes, M., & Ninot, G. (2004). The fractal dynamics of self-esteem and physical self. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 8(4), 479–510.
- Diener, E., Emmons, R. A., Larsen, R. J., & Griffin, S. (1985). The Satisfaction With Life Scale. *Journal of Personality Assessment*, 49(1), 71–75. https://doi.org/10.1207/s15327752jpa4901_13
- Diener, E., Wirtz, D., Tov, W., Kim-Prieto, C., Choi, D. won, Oishi, S., & Biswas-Diener, R. (2010). New well-being measures: Short scales to assess flourishing and positive and negative feelings. *Social Indicators Research*, 97(2), 143–156. <https://doi.org/10.1007/s11205-009-9493-y>

- Dorland, J., & Brinker, N. (1973). Fluctuations in human mood (a preliminary study). *Journal of Interdisciplinary Cycle Research*, 4(1), 25–29.
<https://doi.org/10.1080/09291017309359364>
- Dukes, D., Abrams, K., Adolphs, R., Ahmed, M. E., Beatty, A., Berridge, K. C., Broomhall, S., Brosch, T., Campos, J. J., Clay, Z., Clément, F., Cunningham, W. A., Damasio, A., Damasio, H., D'Arms, J., Davidson, J. W., de Gelder, B., Deonna, J., de Sousa, R., ... Sander, D. (2021). The rise of affectivism. *Nature Human Behaviour*, 5(7), 816–820.
<https://doi.org/10.1038/s41562-021-01130-8>
- Dysinger, D. W. (1938). The fluctuations of mood. *The Psychological Record*, 2(4), 115–123.
<https://doi.org/10.1007/bf03393214>
- Ehlers, C. I. (1995). Chaos and Complexity (Commentary). *Archives of General Psychiatry*, 52, 960–964. <https://doi.org/10.1016/B978-008044910-4.00412-0>
- Eid, M., & Diener, E. (1999). Intraindividual Variability in Affect: reliability, validity and personality correlates. *Journal of Personality and Social Psychology*, 76(4), 662–676.
- Ekkekakis, P. (2012). Affect, Mood and Emotion. In *Measurement in sport and exercise psychology* (pp. 321–332).
- Erbas, Y., Ceulemans, E., Blanke, E. S., Sels, L., Fischer, A., & Kuppens, P. (2019). Emotion differentiation dissected: between-category, within-category, and integral emotion differentiation, and their relation to well-being. *Cognition and Emotion*, 33(2), 258–271. <https://doi.org/10.1080/02699931.2018.1465894>
- Feudel, U. (2008). Complex dynamics in multistable systems. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 18(6), 1607–1626.
<https://doi.org/10.1142/S0218127408021233>
- Fiol-Veny, A., De la Torre-Luque, A., Balle, M., & Bornas, X. (2017). Allometric Control of Affective Fluctuations in Early Adolescents: Their Association with Anxiety Symptoms and Temperament Traits. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 21(3), 255–266. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28601111>
- Flügel, J. C. (1925). A quantitative study of feeling and emotion in everyday life. *British Journal of Psychology*, 15(4), 318–355.
- Goldberger, A. L. (1996). Non-linear dynamics for clinicians: Chaos theory, fractals, and complexity at the bedside. *Lancet*, 347(9011), 1312–1314.
[https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(96\)90948-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(96)90948-4)

- Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Peng, C. K., & Stanley, H. E. (2002). Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99(SUPPL. 1), 2466–2472. <https://doi.org/10.1073/pnas.012579499>
- Golder, S. A., & Macy, M. W. (2011). Diurnal and Seasonal Mood Vary with Work, Sleep, and Daylength Across Diverse Cultures. *Science*, 333(6051), 1878–1881. <https://doi.org/10.1126/science.1202775>
- Golier, J. A., Yehuda, R., Schmeidler, J., & Siever, L. J. (2001). Variability and severity of depression and anxiety in post traumatic stress disorder and major depressive disorder. *Depression and Anxiety*, 13(2), 97–100. <https://doi.org/10.1002/da.1022>
- Gottschalk, A., Bauer, M., & Whybrow, P. (1995). Evidence of chaotic mood variation in bipolar disorder. *Archives of General Psychiatry*, 52, 947–959.
- Green, D. P., Goldman, S. L., & Salovey, P. (1993). Measurement Error Masks Bipolarity in Affect Ratings. *Journal of Personality and Social Psychology*, 64(6), 1029–1041. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.64.6.1029>
- Gross, J. J., & Barrett, L. F. (2013). The emerging field of affective science. *Emotion*, 13(6), 997–998. <https://doi.org/10.1037/a0034512>
- Gruber, J., Kogan, A., Quoidbach, J., & Mauss, I. B. (2013). Happiness is best kept stable: Positive emotion variability is associated with poorer psychological health. *Emotion*, 13(1), 1–6. <https://doi.org/10.1037/a0030262>
- Grühn, D., Lumley, M. A., Diehl, M., & Labouvie-Vief, G. (2013). Time-based indicators of emotional complexity: Interrelations and correlates. *Emotion*, 13(2), 226–237. <https://doi.org/10.1037/a0030363>
- Hamaker, E. L., Asparouhov, T., Brose, A., Schmiedek, F., & Muthén, B. (2018). At the Frontiers of Modeling Intensive Longitudinal Data: Dynamic Structural Equation Models for the Affective Measurements from the COGITO Study. *Multivariate Behavioral Research*, 53(6), 820–841. <https://doi.org/10.1080/00273171.2018.1446819>
- Hamaker, E. L., & Grasman, R. P. P. P. (2012). Regime Switching State-Space Models Applied to Psychological Processes: Handling Missing Data and Making Inferences. *Psychometrika*, 77(2), 400–422. <https://doi.org/10.1007/s11336-012-9254-8>
- Hannah, T. (1990). Does chaos theory have application to psychology? The example of

- daily mood fluctuations. *Network*, 8(3), 13–14.
- Hardy, J., & Segerstrom, S. C. (2017). Intra-individual variability and psychological flexibility: Affect and health in a National US sample. *Journal of Research in Personality*, 69, 13–21. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2016.04.002>
- Haslbeck, J., Ryan, O., & Dablander, F. (2023). Multimodality and skewness in emotion time series. *Emotion*. <https://doi.org/10.1037/emo0001218>
- Hayes, A. M., Laurenceau, J. P., Feldman, G., Strauss, J. L., & Cardaciotto, L. A. (2007). Change is not always linear: The study of nonlinear and discontinuous patterns of change in psychotherapy. *Clinical Psychology Review*, 27(6), 715–723. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2007.01.008>
- Hayes, S. C., Hofmann, S. G., & Ciarrochi, J. (2020). A process-based approach to psychological diagnosis and treatment: The conceptual and treatment utility of an extended evolutionary meta model. *Clinical Psychology Review*, 82(August), 101908. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2020.101908>
- Headey, B., & Wearing, A. (1989). Personality, Life Events, and Subjective Well-Being: Toward a Dynamic Equilibrium Model. *Journal of Personality and Social Psychology*, 57(4), 731–739. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.57.4.731>
- Heiby, E. M., Pagano, I. S., Blaine, D. D., Nelson, K., & Heath, R. A. (2003). Modeling Unipolar Depression as a Chaotic Process. *Psychological Assessment*, 15(3), 426–434. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.15.3.426>
- Heininga, V. E., Dejonckheere, E., Houben, M., Obbels, J., Sienaert, P., Leroy, B., Van Roy, J., & Kuppens, P. (2019). The dynamical signature of anhedonia in major depressive disorder: Positive emotion dynamics, reactivity, and recovery. *BMC Psychiatry*, 19(1), 1–11. <https://doi.org/10.1186/s12888-018-1983-5>
- Hirakawa, H., & Terao, T. (2021). Impact of climate factors, especially temperature and relative humidity on mood fluctuations in bipolar spectrum disorder. *Bipolar Disorders*, 1–3. <https://doi.org/10.1111/bdi.13161>
- Hirota, M., Holmgren, M., van Nes, E. H., & Scheffer, M. (2011). Global Resilience of Tropical Forest. *Science*, 334(October), 232–235.
- Hisler, G. C., Krizan, Z., DeHart, T., & Wright, A. G. C. (2020). Neuroticism as the intensity, reactivity, and variability in day-to-day affect. *Journal of Research in Personality*, 87, 103964. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2020.103964>

- Hjartarson, K. H., Snorrason, I., Bringmann, L. F., Ogmundsson, B. E., & Olafsson, R. P. (2021). Do daily mood fluctuations activate ruminative thoughts as a mental habit? Results from an ecological momentary assessment study. *Behaviour Research and Therapy*, 140. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2021.103832>
- Hoemann, K., Wormwood, J. B., Barrett, L. F., & Quigley, K. S. (2023). Multimodal, Idiographic Ambulatory Sensing Will Transform our Understanding of Emotion. *Affective Science*, 4(3), 480–486. <https://doi.org/10.1007/s42761-023-00206-0>
- Hofmann, S. G., Curtiss, J., & McNally, R. J. (2016). A Complex Network Perspective on Clinical Science. *Perspectives on Psychological Science*, 11(5), 597–605. <https://doi.org/10.1177/1745691616639283>
- Hofmann, S. G., & Hayes, S. C. (2019). The Future of Intervention Science: Process-Based Therapy. *Clinical Psychological Science*, 7(1), 37–50. <https://doi.org/10.1177/2167702618772296>
- Hollenstein, T., Lichtwarck-Aschoff, A., & Potworowski, G. (2013). A model of socioemotional flexibility at three time scales. *Emotion Review*, 5(4), 397–405. <https://doi.org/10.1177/1754073913484181>
- Houben, M., Bohus, M., Santangelo, P., Ebner-Priemer, U. W., Trull, T. J., & Kuppens, P. (2016). The specificity of emotional switching in borderline personality disorder in comparison to other clinical groups. *Personality Disorders: Theory, Research, and Treatment*, 7(2), 198–204. <https://doi.org/10.1037/per0000172>
- Houben, M., & Kuppens, P. (2020). Emotion Dynamics and the Association With Depressive Features and Borderline Personality Disorder Traits: Unique, Specific, and Prospective Relationships. *Clinical Psychological Science*, 8(2), 226–239. <https://doi.org/10.1177/2167702619871962>
- Houben, M., Van Den Noortgate, W., & Kuppens, P. (2015). The relation between short-term emotion dynamics and psychological well-being: A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 141(4), 901–930. <https://doi.org/10.1037/a0038822>
- Houben, M., Vansteelandt, K., Claes, L., Sienaert, P., Berens, A., Sleuwaegen, E., & Kuppens, P. (2016). Emotional switching in borderline personality disorder: A daily life study. *Personality Disorders: Theory, Research, and Treatment*, 7(1), 50–60. <https://doi.org/10.1037/per0000126>
- Huba, G. J., Lawlor, W. G., Stallone, F., & Fieve, R. R. (1976). The use of autocorrelation

- analysis in the longitudinal study of mood patterns in depressed patients. *British Journal of Psychiatry*, 128(2), 146–155. <https://doi.org/10.1192/bjp.128.2.146>
- Iijima, Y., Takano, K., & Tanno, Y. (2018). Attentional bias and its association with anxious mood dynamics. *Emotion*, 18(5), 725–735. <https://doi.org/10.1037/emo0000338>
- Ivanov, P. C., Chen, Z., Hu, K., & Eugene Stanley, H. (2004). Multiscale aspects of cardiac control. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 344(3-4 SPEC. ISS.), 685–704. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.08.016>
- Jacobs, N., Menne-Lothmann, C., Derom, C., Thiery, E., van Os, J., & Wichers, M. (2013). Deconstructing the familiarity of variability in momentary negative and positive affect. *Acta Psychiatrica Scandinavica*, 127(4), 318–327. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0447.2012.01924.x>
- James, W. (1890). *The Principles of Psychology*. New York: Holt.
- Jenkins, B. N., Hunter, J. F., Cross, M. P., Acevedo, A. M., & Pressman, S. D. (2018). When is affect variability bad for health? The association between affect variability and immune response to the influenza vaccination. *Journal of Psychosomatic Research*, 104(May 2017), 41–47. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychores.2017.11.002>
- Jenkins, B. N., Ong, L. Q., Lee, H. Y., Ong, A. D., & Boehm, J. K. (2023). Affect variability and physical health: The moderating role of mean affect. *Applied Psychology: Health and Well-Being*, May, 1–19. <https://doi.org/10.1111/aphw.12459>
- Jones, D. R., Ruiz, J. M., Schreier, H. M. C., Allison, M. A., Uchino, B. N., Russell, M. A., Taylor, D. J., Smith, T. W., & Smyth, J. M. (2023). Mean affect and affect variability may interact to predict inflammation. *Brain, Behavior, and Immunity*, 109(January), 168–174. <https://doi.org/10.1016/j.bbi.2023.01.008>
- Kaiser, C., & Oswald, A. J. (2022). The scientific value of numerical measures of human feelings. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(42), 1–7. <https://doi.org/10.1073/pnas.2210412119>
- Kalokerinos, E. K., Murphy, S. C., Koval, P., Bailen, N. H., Crombez, G., Hollenstein, T., Gleeson, J., Thompson, R. J., van Ryckeghem, D. M. L., Kuppens, P., & Bastian, B. (2020). Neuroticism may not reflect emotional variability. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 117(17), 9270–9276. <https://doi.org/10.1073/pnas.1919934117>
- Kashdan, T. B., Barrett, L. F., & McKnight, P. E. (2015). Unpacking Emotion Differentiation.

- Current Directions in Psychological Science*, 24(1), 10–16.
<https://doi.org/10.1177/0963721414550708>
- Kashdan, T. B., & Rottenberg, J. (2010). Psychological flexibility as a fundamental aspect of health. *Clinical Psychology Review*, 30(4), 865–878.
<https://doi.org/10.1016/j.cpr.2010.03.001>
- Keng, S. L., & Tong, E. M. W. (2016). Riding the tide of emotions with mindfulness: Mindfulness, affect dynamics, and the mediating role of coping. *Emotion*, 16(5), 706–718. <https://doi.org/10.1037/emo0000165>
- Koole, S., Schwager, S., & Rothermund, K. (2015). Resilience is more about being flexible than about staying positive. *Behavioral and Brain Sciences*, 38(May), e109.
<https://doi.org/10.1017/S0140525X14001599>
- Koval, P., Brose, A., Pe, M., Houben, M., Erbas, Y., Champagne, D., & Kuppens, P. (2015). Emotional inertia and external events: The roles of exposure, reactivity, and recovery. *Emotion*, 15(5), 625–636. <https://doi.org/10.1037/emo0000059>
- Koval, P., & Kuppens, P. (2012). Changing emotion dynamics: Individual differences in the effect of anticipatory social stress on emotional inertia. *Emotion*, 12(2), 256–267.
<https://doi.org/10.1037/a0024756>
- Koval, P., Pe, M., Meers, K., & Kuppens, P. (2013). Affect dynamics in relation to depressive symptoms: Variable, unstable or inert? *Emotion*, 13(6), 1132–1141.
<https://doi.org/10.1037/a0033579>
- Krämer, M. D., Roos, Y., Schoedel, R., Wrzus, C., & Richter, D. (2023). Social dynamics and affect: Investigating within-person associations in daily life using experience sampling and mobile sensing. *Emotion*. <https://doi.org/10.1037/emo0001309>
- Kremer, L., Klein Holkenborg, S. E. J., Reimert, I., Bolhuis, J. E., & Webb, L. E. (2020). The nuts and bolts of animal emotion. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 113(January), 273–286. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2020.01.028>
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (2001). The PHQ-9. *Journal of General Internal Medicine*, 16(9), 606–613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>
- Kuppens, P. (2015). Its about Time: A Special Section on Affect Dynamics. *Emotion Review*, 7(4), 297–300. <https://doi.org/10.1177/1754073915590947>

- Kuppens, P., Champagne, D., & Tuerlinckx, F. (2012). The dynamic interplay between appraisal and core affect in daily life. *Frontiers in Psychology*, 3(OCT), 1–8. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2012.00380>
- Kuppens, P., Oravecz, Z., & Tuerlinckx, F. (2010). Feelings Change: Accounting for Individual Differences in the Temporal Dynamics of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 99(6), 1042–1060. <https://doi.org/10.1037/a0020962>
- Kuppens, P., Tuerlinckx, F., Russell, J. A., & Barrett, L. F. (2013). The relation between valence and arousal in subjective experience. *Psychological Bulletin*, 139(4), 917–940. <https://doi.org/10.1037/a0030811>
- Kuppens, P., Tuerlinckx, F., Yik, M., Koval, P., Coosemans, J., Zeng, K. J., & Russell, J. A. (2017). The Relation Between Valence and Arousal in Subjective Experience Varies With Personality and Culture. *Journal of Personality*, 85(4), 530–542. <https://doi.org/10.1111/jopy.12258>
- Kuppens, P., Van Mechelen, I., Nezlek, J. B., Dossche, D., & Timmermans, T. (2007). Individual differences in core affect variability and their relationship to personality and psychological adjustment. *Emotion*, 7(2), 262–274. <https://doi.org/10.1037/1528-3542.7.2.262>
- Kuranova, A., Booij, S. H., Menne-Lothmann, C., Decoster, J., Van Winkel, R., Delespaul, P., De Hert, M., Derom, C., Thiery, E., Rutten, B. P. F., Jacobs, N., van Os, J., Wigman, J. T. W., & Wichers, M. (2020). Measuring resilience prospectively as the speed of affect recovery in daily life: A complex systems perspective on mental health. *BMC Medicine*, 18(1), 1–11. <https://doi.org/10.1186/s12916-020-1500-9>
- Lamers, F., Swendsen, J., Cui, L., Husky, M., Johns, J., Zipunnikov, V., & Merikangas, K. R. (2018). Mood reactivity and affective dynamics in mood and anxiety disorders. *Journal of Abnormal Psychology*, 127(7), 659–669. <https://doi.org/10.1037/abn0000378>
- LaRowe, L. R., Connell Bohlen, L., & Williams, D. M. (2024). There is no happiness in positive affect: the pervasive misunderstanding of the rotated circumplex model. *Frontiers in Psychology*, 15(March). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1301428>
- Larsen, J. T. (2017). Holes in the Case for Mixed Emotions. *Emotion Review*, 9(2), 118–123. <https://doi.org/10.1177/1754073916639662>
- Larsen, J. T., & McGraw, A. P. (2014). The Case for Mixed Emotions. *Social and Personality*

- Psychology Compass*, 8(6), 263–274. <https://doi.org/10.1111/spc3.12108>
- Larsen, R. J. (1987). The Stability of Mood Variability: A Spectral Analytic Approach to Daily Mood Assessments. *Journal of Personality and Social Psychology*, 52(6), 1195–1204. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.52.6.1195>
- Larsen, R. J. (2000). Toward a Science of Mood Regulation. *Psychological Inquiry*, 11(3), 129–141. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1103_01
- Larson, R., & Csikszentmihalyi, M. (1983). New directions for naturalistic methods in the behavioral sciences. In H. T. Reis (Ed.), *The Experience Sampling Method* (pp. 41–56). San Francisco: Jossey-Bass.
- Larson, R., Csikszentmihalyi, M., & Graef, R. (1980). Mood variability and the psychosocial adjustment of adolescents. *Journal of Youth and Adolescence*, 9(6), 469–490. https://doi.org/10.1007/978-94-017-9094-9_15
- Lathia, N., Sandstrom, G. M., Mascolo, C., & Rentfrow, P. J. (2017). Happier people live more active lives: Using smartphones to link happiness and physical activity. *PLoS ONE*, 12(1), 1–13. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0160589>
- Lawson, R. G., & Jurs, P. C. (1990). New index for clustering tendency and its application to chemical problems. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 30(1), 36–41. <https://doi.org/10.1021/ci00065a010>
- Lebedev, A. V., Abé, C., Acar, K., Deco, G., Kringelbach, M. L., Ingvar, M., & Petrovic, P. (2022). Large-scale societal dynamics are reflected in human mood and brain. *Scientific Reports*, 12(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-08569-3>
- Livina, V. N., Kwasniok, F., & Lenton, T. M. (2010). Potential analysis reveals changing number of climate states during the last 60 kyr. *Climate of the Past*, 6(1), 77–82. <https://doi.org/10.5194/cp-6-77-2010>
- Loossens, T., Mestdagh, M., Dejonckheere, E., Kuppens, P., Tuerlinckx, F., & Verdonck, S. (2020). The affective Ising model: A computational account of human affect dynamics. *PLoS Computational Biology*, 16(5), 1–27. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1007860>
- Lovibond, P. F., & Lovibond, S. (1995). The structure of negative emotional states: Comparison of the Depression Anxiety Stress Scales (DASS) with the Beck Depression and Anxiety Inventories. *Behaviour Research and Therapy*, 33(3), 335–343. [https://doi.org/10.1016/0005-7967\(94\)00075-U](https://doi.org/10.1016/0005-7967(94)00075-U)

- Lucas, R. E., & Donnellan, M. B. (2012). Estimating the Reliability of Single-Item Life Satisfaction Measures: Results from Four National Panel Studies. *Social Indicators Research, 105*(3), 323–331. <https://doi.org/10.1007/s11205-011-9783-z>
- Lucas, R. E., Wallsworth, C., Anusic, I., & Donnellan, M. B. (2021). A direct comparison of the day reconstruction method (DRM) and the experience sampling method (ESM). *Journal of Personality and Social Psychology, 120*(3), 816–835. <https://doi.org/10.1037/pspp0000289>
- Lutz, W., Schwartz, B., Hofmann, S. G., Fisher, A. J., Husen, K., & Rubel, J. A. (2018). Using network analysis for the prediction of treatment dropout in patients with mood and anxiety disorders: A methodological proof-of-concept study. *Scientific Reports, 8*(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-25953-0>
- Marks-Tarlow, T. (1999). The Self as a Dynamical System. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences, 3*(4), 311–345.
- Matthews, G., Jones, D. M., & Chamberlain, A. G. (1990). Refining the measurement of mood: The UWIST Mood Adjective Checklist. In *British Journal of Psychology* (Vol. 81, Issue 1, pp. 17–42). <https://doi.org/10.1111/j.2044-8295.1990.tb02343.x>
- McClay, M., Sachs, M. E., & Clewett, D. (2023). Dynamic emotional states shape the episodic structure of memory. *Nature Communications, 14*(1), 6533. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-42241-2>
- McKone, K. M. P., & Silk, J. S. (2022). The Emotion Dynamics Conundrum in Developmental Psychopathology: Similarities, Distinctions, and Adaptiveness of Affective Variability and Socioaffective Flexibility. In *Clinical Child and Family Psychology Review* (Issue 0123456789). Springer US. <https://doi.org/10.1007/s10567-022-00382-8>
- McNair, D., Lorr, M., & Droppleman, L. (1971). *Manual for the Profile of Mood States*. San Diego: Educational and Industrial Testing Service.
- Meers, J. M., & Nowakowski, S. (2020). Sleep, premenstrual mood disorder, and women's health. *Current Opinion in Psychology, 34*, 43–49. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2019.09.003>
- Mestdagh, M., Pe, M., Pestman, W., Verdonck, S., Kuppens, P., & Tuerlinckx, F. (2018). Sidelineing the mean: The relative variability index as a generic mean-corrected variability measure for bounded variables. *Psychological Methods, 23*(4), 690–707. <https://doi.org/10.1037/met0000153>

- Möller, H. J., & Leittier, M. (1987). Optimizing a nonlinear mathematical approach for the computerized analysis of mood curves. *Psychopathology*, 20(5–6), 255–267.
<https://doi.org/10.1159/000284509>
- Moore, M. M., & Martin, E. A. (2022). Taking Stock and Moving Forward: A Personalized Perspective on Mixed Emotions. *Perspectives on Psychological Science*, 17(5), 1258–1275. <https://doi.org/10.1177/17456916211054785>
- Morris, W. (1989). *Mood: The Frame of Mind*. New York: Springer- Verlag.
<https://doi.org/10.1007/978-1-4612-3648-1>
- Murray, G., Allen, N. B., & Trinder, J. (2002). Longitudinal investigation of mood variability and the ffm: Neuroticism predicts variability in extended states of positive and negative affect. *Personality and Individual Differences*, 33(8), 1217–1228.
[https://doi.org/10.1016/S0191-8869\(01\)00217-3](https://doi.org/10.1016/S0191-8869(01)00217-3)
- Murray, G., Nicholas, C. L., Kleiman, J., Dwyer, R., Carrington, M. J., Allen, N. B., & Trinder, J. (2009). Nature's Clocks and Human Mood: The Circadian System Modulates Reward Motivation. *Emotion*, 9(5), 705–716. <https://doi.org/10.1037/a0017080>
- Nelson, J., Klumpparendt, A., Doeblner, P., & Ehring, T. (2018). Everyday Emotional Dynamics in Major Depression. *Emotion, Advance on*. <https://doi.org/10.1037/emo0000541>
- Neumann, R., Seibt, B., & Strack, F. (2001). The influence of mood on the intensity of emotional responses: Disentangling feeling and knowing. *Cognition & Emotion*, 15(6), 725–747. <https://doi.org/10.1080/02699930143000266>
- Nowak, A., Tesser, A., Vallacher, R. R., & Borkowski, W. (2000). Society of Self: The Emergence of Collective Properties in Self-Structure. *Psychological Review*, 107(1), 39–61. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.107.1.39>
- Ong, A. D., & Steptoe, A. (2020). Association of Positive Affect Instability with All-Cause Mortality in Older Adults in England. *JAMA Network Open*, 3(7).
<https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2020.7725>
- Ong, A. D., & Zautra, A. J. (2015). Intraindividual variability in mood and mood regulation in adulthood. In M. Diehl, K. Hooker, & M. Sliwinski (Eds.), *Handbook of intraindividual variability across the lifespan* (pp. 198–215). New York, NY: Routledge.
- Ong, A. D., Zautra, A. J., & Finan, P. H. (2017). Inter- and intra-individual variation in emotional complexity: methodological considerations and theoretical implications. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 15, 22–26.

<https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.05.018>

- Ortiz, A., Bradler, K., Garnham, J., Slaney, C., & Alda, M. (2015). Nonlinear dynamics of mood regulation in bipolar disorder. *Bipolar Disorders*, 17(2), 139–149.
<https://doi.org/10.1111/bdi.12246>
- Ortiz, A., Bradler, K., Garnham, J., Slaney, C., McLean, S., & Alda, M. (2019). Nonlinear dynamics of mood regulation in unaffected first-degree relatives of bipolar disorder patients. *Journal of Affective Disorders*, 243(August 2018), 274–279.
<https://doi.org/10.1016/j.jad.2018.09.034>
- Ortiz, A., Bradler, K., Mowete, M., MacLean, S., Garnham, J., Slaney, C., Mulsant, B. H., & Alda, M. (2021). The futility of long-term predictions in bipolar disorder: mood fluctuations are the result of deterministic chaotic processes. *International Journal of Bipolar Disorders*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40345-021-00235-3>
- Ortony, A. (2022). Are All “Basic Emotions” Emotions? A Problem for the (Basic) Emotions Construct. *Perspectives on Psychological Science*, 17(1), 41–61.
<https://doi.org/10.1177/1745691620985415>
- Panaite, V., Rottenberg, J., & Bylsma, L. M. (2020). Daily Affective Dynamics Predict Depression Symptom Trajectories Among Adults with Major and Minor Depression. *Affective Science*, 1(3), 186–198. <https://doi.org/10.1007/s42761-020-00014-w>
- Pe, M., Kircanski, K., Thompson, R. J., Bringmann, L. F., Tuerlinckx, F., Mestdagh, M., Mata, J., Jaeggi, S. M., Buschkuhl, M., Jonides, J., Kuppens, P., & Gotlib, I. H. (2015). Emotion-Network Density in Major Depressive Disorder. *Clinical Psychological Science*, 3(2), 292–300. <https://doi.org/10.1177/2167702614540645>
- Peeters, F., Berkhof, J., Delespaul, P., Rottenberg, J., & Nicolson, N. A. (2006). Diurnal mood variation in major depressive disorder. *Emotion*, 6(3), 383–391.
<https://doi.org/10.1037/1528-3542.6.3.383>
- Peng, C. K., Havlin, S., Stanley, H. E., & Goldberger, A. L. (1995). Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos*, 5(1), 82–87. <https://doi.org/10.1063/1.166141>
- Perakakis, P., Sanabria, D., & Goicoechea, C. (2024). *Bistability and Affect Shift Dynamics in the Prediction of Psychological Well-Being*. Open Science Framework.
<https://osf.io/xqm84>
- Pessiglione, M., Heerema, R., Daunizeau, J., & Vinckier, F. (2023). Origins and consequences

- of mood flexibility: a computational perspective. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 147(February), 105084. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2023.105084>
- Petrova, K., Nevarez, M. D., Rice, J., Waldinger, R. J., Preacher, K. J., & Schulz, M. S. (2021). Coherence Between Feelings and Heart Rate: Links to Early Adversity and Responses to Stress. *Affective Science*, 2(1), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s42761-020-00027-5>
- Pfennings, L., Cohen, L., & van der Ploeg, H. (1995). Preconditions for Sensitivity in Measuring Change: Visual Analogue Scales Compared to Rating Scales in a Likert Format. *Psychological Reports*, 77(2), 475–480. <https://doi.org/10.2466/pr0.1995.77.2.475>
- Pierson, E., Althoff, T., Thomas, D., Hillard, P., & Leskovec, J. (2021). Daily, weekly, seasonal and menstrual cycles in women’s mood, behaviour and vital signs. *Nature Human Behaviour*. <https://doi.org/10.1038/s41562-020-01046-9>
- Pincus, D., & Metten, A. (2010). Nonlinear dynamics in biopsychosocial resilience. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 14(4), 353–380.
- Pirla, S., Taquet, M., & Quoidbach, J. (2023). Measuring affect dynamics: An empirical framework. *Behavior Research Methods*, 55(1), 285–300. <https://doi.org/10.3758/s13428-022-01829-0>
- Quoidbach, J., Gruber, J., Mikolajczak, M., Kogan, A., Kotsou, I., & Norton, M. I. (2014). Emodiversity and the emotional ecosystem. *Journal of Experimental Psychology: General*, 143(6), 2057–2065. <https://doi.org/10.1037/a0038025>
- Rafaeli, E., Rogers, G. M., & Revelle, W. (2007). Affective synchrony: Individual differences in mixed emotions. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 33(7), 915–932. <https://doi.org/10.1177/0146167207301009>
- Ram, N., Conroy, D. E., Pincus, A. L., Lorek, A., Rebar, A., Roche, M. J., Coccia, M., Morack, J., Feldman, J., & Gerstorf, D. (2014). Examining the Interplay of Processes Across Multiple Time-Scales: Illustration With the Intraindividual Study of Affect, Health, and Interpersonal Behavior (iSAHIB). *Research in Human Development*, 11(2), 142–160. <https://doi.org/10.1080/15427609.2014.906739>
- Reich, J. W., Zautra, A. J., & Davis, M. (2003). Dimensions of Affect Relationships: Models and Their Integrative Implications. *Review of General Psychology*, 7(1), 66–83. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.7.1.66>
- Robinson, M. D., & Clore, G. L. (2002). Belief and feeling: Evidence for an accessibility

- model of emotional self-report. *Psychological Bulletin*, 128(6), 934–960.
<https://doi.org/10.1037/0033-2909.128.6.934>
- Rosenberg, E. L. (1998). Levels of analysis and the organization of affect. *Review of General Psychology*, 2(3), 247–270. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.2.3.247>
- Rosenthal, N. E., Sack, D. A., Gillin, J. C., Lewy, A. J., Goodwin, F. K., Davenport, Y., Mueller, P. S., Newsome, D. A., & Wehr, T. A. (1984). Seasonal Affective Disorder. *Archives of General Psychiatry*, 41, 72–80. <https://doi.org/10.1080/15398285.2013.780576>
- Rowland, Z., Wenzel, M., & Kubiak, T. (2020). A mind full of happiness: How mindfulness shapes affect dynamics in daily life. *Emotion*, 20(3), 436–451.
<https://doi.org/10.1037/emo0000562>
- Russell, J. A. (1980). A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161–1178.
- Russell, J. A. (2003). Core Affect and the Psychological Construction of Emotion. *Psychological Review*, 110(1), 145–172. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.110.1.145>
- Russell, J. A. (2017). Mixed Emotions Viewed from the Psychological Constructionist Perspective. *Emotion Review*, 9(2), 111–117.
<https://doi.org/10.1177/1754073916639658>
- Russell, J. A., & Carroll, J. M. (1999). On the bipolarity of positive and negative affect. *Psychological Bulletin*, 125(1), 3–30. <https://doi.org/10.1037//0033-2909.125.1.3>
- Russell, J. A., Weiss, A., & Mendelsohn, G. A. (1989). Affect Grid: A Single-Item Scale of Pleasure and Arousal. *Journal of Personality and Social Psychology*, 57(3), 493–502.
<https://doi.org/10.1037/0022-3514.57.3.493>
- Scheffer, M., Bascompte, J., Brock, W., Brovkin, V., Carpenter, S. R., Dakos, V., Held, H., Van Nes, E. H., Rietkerk, M., & Sugihara, G. (2009). Early-warning signals for critical transitions. *Nature*, 461(7260), 53–59. <https://doi.org/10.1038/nature08227>
- Scheffer, M., Carpenter, S., Foley, J. A., Folke, C., & Walker, B. (2001). Catastrophic shifts in ecosystems. *Nature*, 413(6856), 591–596. <https://doi.org/10.1038/35098000>
- Scheffer, M., & Carpenter, S. R. (2003). Catastrophic regime shifts in ecosystems: Linking theory to observation. *Trends in Ecology and Evolution*, 18(12), 648–656.
<https://doi.org/10.1016/j.tree.2003.09.002>

- Scheffer, M., Carpenter, S. R., Dakos, V., & Van Nes, E. H. (2015). Generic Indicators of Ecological Resilience: Inferring the Chance of a Critical Transition. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 46(September), 145–167.
<https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-112414-054242>
- Scheffer, M., Carpenter, S. R., Lenton, T. M., Bascompte, J., Brock, W., Dakos, V., Van De Koppel, J., Van De Leemput, I. A., Levin, S., Van Nes, E. H., Pascual, M., & Vandermeer, J. (2012). Anticipating critical transitions. *Science*, 338(6105), 344–348.
<https://doi.org/10.1126/science.1225244>
- Scheffer, M., & Van Nes, E. H. (2007). Shallow lakes theory revisited: Various alternative regimes driven by climate, nutrients, depth and lake size. *Hydrobiologia*, 584(1), 455–466. <https://doi.org/10.1007/s10750-007-0616-7>
- Schepers, S. A., Russell, K., Berlin, K. S., Zhang, H., Wang, F., & Phipps, S. (2019). Daily mood profiles and psychosocial adjustment in youth with newly diagnosed cancer and healthy peers. *Health Psychology, Advance on*, 1–9.
<https://doi.org/10.1037/hea0000810>
- Scherer, K. R. (2005). What are emotions? and how can they be measured? *Social Science Information*, 44(4), 695–729. <https://doi.org/10.1177/0539018405058216>
- Schiller, D., Yu, A. N. C., Alia-Klein, N., Becker, S., Cromwell, H. C., Dolcos, F., Eslinger, P. J., Frewen, P., Kemp, A. H., Pace-Schott, E. F., Raber, J., Siltan, R. L., Stefanova, E., Williams, J. H. G., Abe, N., Aghajani, M., Albrecht, F., Alexander, R., Anders, S., ... Leonie, L. (2023). The Human Affectome. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 105450.
<https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2023.105450>
- Schimmack, U., & Grob, A. (2000). Dimensional models of core affect: A quantitative comparison by means of structural equation modeling. *European Journal of Personality*, 14(4), 325–345. [https://doi.org/10.1002/1099-0984\(200007/08\)14:4<325::AID-PER380>3.0.CO;2-I](https://doi.org/10.1002/1099-0984(200007/08)14:4<325::AID-PER380>3.0.CO;2-I)
- Schimmack, U., & Reisenzein, R. (2002). Experiencing Activation: Energetic Arousal and Tense Arousal Are Not Mixtures of Valence and Activation. *Emotion*, 2(4), 412–417.
<https://doi.org/10.1037/1528-3542.2.4.412>
- Schoevers, R. A., Van Borkulo, C. D., Lamers, F., Servaas, M. N., Bastiaansen, J. A., Beekman, A. T. F., Van Hemert, A. M., Smit, J. H., Penninx, B. W. J. H., & Riese, H. (2020). Affect fluctuations examined with ecological momentary assessment in patients with current or remitted depression and anxiety disorders. *Psychological Medicine*, 1–10.

<https://doi.org/10.1017/S0033291720000689>

Schuldberg, D. (2015). What is optimum variability? *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 19(4), 553–568.

Schuldberg, D., & Gottlieb, J. (2002). Dynamics and Correlates of Microscopic Changes in Affect. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 6(3), 231–257.
<https://doi.org/10.1023/A:1015063927555>

Scott, L. N., Victor, S. E., Kaufman, E. A., Beeney, J. E., Byrd, A. L., Vine, V., Pilkonis, P. A., & Stepp, S. D. (2020). Affective Dynamics Across Internalizing and Externalizing Dimensions of Psychopathology. *Clinical Psychological Science*, 8(3), 412–427.
<https://doi.org/10.1177/2167702619898802>

Sen, P. K., Lindeman, R. H., Merenda, P. F., & Gold, R. Z. (1981). Introduction to Bivariate and Multivariate Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 76(375), 752. <https://doi.org/10.2307/2287559>

Sjöberg, L., Svensson, E., & Persson, L. (1982). Mood and expected achievement. *Social Behavior and Personality*, 10(1), 5–10. <https://doi.org/10.2224/sbp.1982.10.1.5>

Smith, B., Dalen, J., Wiggins, K., Tooley, E., Christopher, P., & Bernard, J. (2008). The brief resilience scale: Assessing the ability to bounce back. *International Journal of Behavioral Medicine*, 15(3), 194–200. <https://doi.org/10.1080/10705500802222972>

So, S. H., Chau, A. K. C., Chung, L. K., Leung, C., Chong, G. H., Chang, W. C., Mak, A. D., Chan, S. S., Lee, S., & Sommer, I. E. (2023). Moment-to-moment affective dynamics in schizophrenia and bipolar disorder. *European Psychiatry*, 1–38.
<https://doi.org/10.1192/j.eurpsy.2023.2438>

Sperry, S. H., Walsh, M. A., & Kwapil, T. R. (2020). Emotion dynamics concurrently and prospectively predict mood psychopathology. *Journal of Affective Disorders*, 261(March 2019), 67–75. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2019.09.076>

Spitzer, R. L., Kroenke, K., Williams, J. B. W., & Löwe, B. (2006). A brief measure for assessing generalized anxiety disorder: The GAD-7. *Archives of Internal Medicine*, 166(10), 1092–1097. <https://doi.org/10.1001/archinte.166.10.1092>

Stapp, E. K., Zipunnikov, V., Leroux, A., Cui, L., Husky, M. M., Dey, D., & Merikangas, K. R. (2023). Specificity of affective dynamics of bipolar and major depressive disorder. *Brain and Behavior*, 13(9), e3134. <https://doi.org/10.1002/brb3.3134>

- Stavrakakis, N., Booij, S. H., Roest, A. M., de Jonge, P., Oldehinkel, A. J., & Bos, E. H. (2015). Temporal dynamics of physical activity and affect in depressed and nondepressed individuals. *Health Psychology, 34*, 1268–1277. <https://doi.org/10.1037/hea0000303>
- Steyer, R., & Riedl, K. (2004). Is it possible to feel good and bad at the same time? New evidence on the bipolarity of mood-state dimensions. In K. van Montfort, J. Oud, & A. Satorra (Eds.), *Recent developments on structural equation models: Theory and applications* (pp. 197–220). Dordrecht, The Netherlands: Kluwer. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-1958-6_11
- Steyer, R., Schwenkmezger, P., Notz, P., & Eid, M. (1997). *Der Mehrdimensionale Befindlichkeitsfragebogen (MDBF) [The multidimensional mood state questionnaire]*. Göttingen: Hogrefe.
- Stone, A. A., & Shiffman, S. (1994). Ecological momentary assessment (EMA) in behavioral medicine. *Annals of Behavioral Medicine, 16*(3), 199–202. <https://doi.org/10.1093/abm/16.3.199>
- Taquet, M., Quoidbach, J., De Montjoye, Y. A., Deseilles, M., & Gross, J. J. (2016). Hedonism and the choice of everyday activities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 113*(35), 9769–9773. <https://doi.org/10.1073/pnas.1519998113>
- Tay, L., & Kuykendall, L. (2017). Why Self-Reports of Happiness and Sadness May Not Necessarily Contradict Bipolarity: A Psychometric Review and Proposal. *Emotion Review, 9*(2), 146–154. <https://doi.org/10.1177/1754073916637656>
- Thayer, R. E. (1986). Activation-Deactivation Adjective Check List: Current Overview and Structural Analysis. *Psychological Reports, 58*(2), 607–614. <https://doi.org/10.2466/pr0.1986.58.2.607>
- Thayer, R. E. (1989). *The biopsychology of mood and arousal*. Oxford University Press.
- Thayer, R. E. (2012). Moods of Energy and Tension That Motivate. *The Oxford Handbook of Human Motivation, March 2018*, 1–20. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780195399820.013.0023>
- Thompson, R. J., Mata, J., Jaeggi, S. M., Buschkuhl, M., Jonides, J., & Gotlib, I. H. (2012). The everyday emotional experience of adults with major depressive disorder: Examining emotional instability, inertia, and reactivity. *Journal of Abnormal Psychology, 121*(4), 819–829. <https://doi.org/10.1037/a0027978>

- Trull, T. J., Lane, S. P., Koval, P., & Ebner-Priemer, U. W. (2015). Affective Dynamics in Psychopathology. *Emotion Review*, 7(4), 355–361.
<https://doi.org/10.1177/1754073915590617>
- Tsanas, A., Saunders, K. E. A., Bilderbeck, A. C., Palmius, N., Osipov, M., Clifford, G. D., Goodwin, G. M., & De Vos, M. (2016). Daily longitudinal self-monitoring of mood variability in bipolar disorder and borderline personality disorder. *Journal of Affective Disorders*, 205, 225–233. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2016.06.065>
- Van de Leemput, I. A., Wichers, M., Cramer, A. O. J., Borsboom, D., Tuerlinckx, F., Kuppens, P., van Nes, E. H., Viechtbauer, W., Giltay, E. J., Aggen, S. H., Derom, C., Jacobs, N., Kendler, K. S., Van der Maas, H. L. J., Neale, M. C., Peeters, F., Thiery, E., Zachar, P., & Scheffer, M. (2014). Critical slowing down as early warning for the onset and termination of depression. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(1), 87–92. <https://doi.org/10.1073/pnas.1312114110>
- Verduyn, P., Delaveau, P., Rotgé, J. Y., Fossati, P., & Van Mechelen, I. (2015). Determinants of Emotion Duration and Underlying Psychological and Neural Mechanisms. *Emotion Review*, 7(4), 330–335. <https://doi.org/10.1177/1754073915590618>
- Vogel, N., Ram, N., Conroy, D. E., Pincus, A. L., & Gerstorf, D. (2017). How the social ecology and social situation shape individuals' affect valence and arousal. *Emotion*, 17(3), 509–527. <https://doi.org/10.1037/emo0000244>
- Wassmann, C. (2017). Forgotten Origins, Occluded Meanings: Translation of Emotion Terms. *Emotion Review*, 9(2), 163–171.
<https://doi.org/10.1177/1754073916632879>
- Watson, D., Clark, L. A., & Tellegen, A. (1988). Development and validation of brief measures of positive and negative affect: The PANAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(6), 1063–1070. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.54.6.1063>
- Watson, D., & Tellegen, A. (1985). Toward a Consensual Structure of Mood. *Psychological Bulletin*, 98(2), 219–235. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.98.2.219>
- Watson, D., & Tellegen, A. (1999). Issues in dimensional structure of affect--Effects of descriptors, measurement error, and response formats: Comment on Russell and Carroll (1999). *Psychological Bulletin*, 125(5), 601–610.
<https://doi.org/10.1037//0033-2909.125.5.601>
- Waugh, C. E., Thompson, R. J., & Gotlib, I. H. (2011). Flexible emotional responsiveness in

- trait resilience. *Emotion*, 11(5), 1059–1067. <https://doi.org/10.1037/a0021786>
- Wefelmeyer, T., & Kuhs, H. (1996). Diurnal Mood Variation in Melancholic Patients and Healthy Controls. *Psychopathology*, 29(3), 184–192.
<https://doi.org/10.1159/000284990>
- Wen, X., An, Y., Li, W., Du, J., & Xu, W. (2020). How could physical activities and sleep influence affect inertia and affect variability? Evidence based on ecological momentary assessment. *Current Psychology*, 03 June.
<https://doi.org/10.1007/s12144-020-00803-3>
- Wendt, L. P., Wright, A. G. C., Pilkonis, P. A., Woods, W. C., Denissen, J. J. A., Kühnel, A., & Zimmermann, J. (2020). Indicators of Affect Dynamics: Structure, Reliability, and Personality Correlates. *European Journal of Personality*, 34(6), 1060–1072.
<https://doi.org/10.1002/per.2277>
- Wessman, A. E., Ricks, D. F., & Tyl, M. M. (1960). Characteristics and concomitants of mood fluctuation in college women. *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, 60(1), 117–126. <https://doi.org/10.1037/h0048479>
- Wichers, M., Peeters, F., Geschwind, N., Jacobs, N., Simons, C. J. P., Derom, C., Thiery, E., Delespaul, P., & van Os, J. (2010). Unveiling patterns of affective responses in daily life may improve outcome prediction in depression: A momentary assessment study. *Journal of Affective Disorders*, 124(1–2), 191–195.
<https://doi.org/10.1016/j.jad.2009.11.010>
- Wichers, M., Peeters, F., Rutten, B. P. F., Jacobs, N., Derom, C., Thiery, E., Delespaul, P., & van Os, J. (2012). A time-lagged momentary assessment study on daily life physical activity and affect. *Health Psychology*, 31(2), 135–144.
<https://doi.org/10.1037/a0025688>
- Wichers, M., Smit, A. C., & Snippe, E. (2020). Early warning signals based on momentary affect dynamics can expose nearby transitions in depression: A confirmatory single-subject time-series study. *Journal for Person-Oriented Research*, 6(1), 1–15.
<https://doi.org/10.17505/jpor.2020.22042>
- Wilhelm, P., & Schoebi, D. (2007). Assessing mood in daily life: Structural validity, sensitivity to change, and reliability of a short-scale to measure three basic dimensions of mood. *European Journal of Psychological Assessment*, 23(4), 258–267.
<https://doi.org/10.1027/1015-5759.23.4.258>

- Winter, T., Conner, T. S., & Jose, P. E. (2020). Identifying Profiles of Affective Change: An Ecological Momentary Assessment of Flourishers. *Emotion*.
<https://doi.org/10.1037/emo0000741>
- Wirth, M., Voss, A., Wirth, S., & Rothermund, K. (2022). Affect dynamics and well-being: explanatory power of the model of intraindividual variability in affect (MIVA). *Cognition and Emotion*, 36(2), 188–210.
<https://doi.org/10.1080/02699931.2021.1993148>
- Woyshville, M. J., Lackamp, J. M., Eisengart, J. A., & Gilliland, J. A. M. (1999). On the meaning and measurement of affective instability: Clues from chaos theory. *Biological Psychiatry*, 45(3), 261–269. [https://doi.org/10.1016/S0006-3223\(98\)00152-8](https://doi.org/10.1016/S0006-3223(98)00152-8)
- Wundt, W. (1897). *Outline of psychology*. Translated by C.H. Judd. Leipzig: Wilhelm Engelmann (Reprinted Bristol: Thoemmes, 1999); first published in German as Wundt, W. (1896). *Grundriss der Psychologie*. Leipzig: Wilhelm Engelmann.
- Yeragani, V. K., Pohl, R., Mallavarapu, M., & Balon, R. (2003). Approximate entropy of symptoms of mood: An effective technique to quantify regularity of mood. *Bipolar Disorders*, 5(4), 279–286. <https://doi.org/10.1034/j.1399-5618.2003.00012.x>
- Yik, M. (2007). Culture, gender, and the bipolarity of momentary affect. *Cognition and Emotion*, 21(3), 664–680. <https://doi.org/10.1080/02699930600823702>
- Yik, M., Mues, C., Sze, I. N. L., Kuppens, P., Tuerlinckx, F., De Roover, K., Kwok, F. H. C., Schwartz, S. H., Abu-Hilal, M., Adebayo, D. F., Aguilar, P., Al-Bahrani, M., Anderson, M. H., Andrade, L., Bratko, D., Bushina, E., Choi, J. W., Cieciuch, J., Dru, V., ... Russell, J. A. (2023). On the relationship between valence and arousal in samples across the globe. *Emotion*, 23(2), 332–344. <https://doi.org/10.1037/emo0001095>
- Yik, M. S. M., Russell, J. A., & Barrett, L. F. (1999). Structure of self-reported current affect: Integration and beyond. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77(3), 600–619.
<https://doi.org/10.1037/0022-3514.77.3.600>
- Zautra, A. J., Berkhof, J., & Nicolson, N. A. (2002). Changes in affect interrelations as a function of stressful events. *Cognition and Emotion*, 16(2), 309–318.
<https://doi.org/10.1080/02699930143000257>