

Computacionalismo después del dinamicismo y el enactivismo: Una respuesta mecanicista

Computationalism After Dynamicism and Enactivism: A Mechanistic Response

Gabriel Salas Candia¹✉, Mario Villalobos², Eric Pezoa Campos³

Resumen

Este artículo examina dos objeciones influyentes al computacionalismo: la objeción dinamicista, según la cual la computación no logra captar la temporalidad constitutiva de la cognición, y la objeción enactivista, según la cual los sistemas computacionales son heterónomos y, por ello, incompatibles con la autonomía propia de los sistemas cognitivos. El objetivo es mostrar que tales objeciones no bastan para descartar una caracterización computacional del sistema nervioso si la noción de computación se formula en términos mecanicistas. En este marco, un sistema computacional se entiende como un mecanismo cuya función es manipular vehículos medio-independientes de acuerdo con una regla. Sobre esa base, se argumenta que una caracterización computacional mecanicista del sistema nervioso es compatible con una caracterización de éste como sistema dinámico y autónomo. Ello se debe a que sus mecanismos operan sobre vehículos neurales cuyo papel funcional depende de rasgos temporalmente estructurados, como la tasa y el timing de los trenes de spikes, de modo que la temporalidad pasa a formar parte de la individuación misma del proceso computacional. A su vez, esta caracterización no entra en conflicto con la autonomía del sistema nervioso, porque la noción mecanicista de computación no exige heteronomía, organización lineal de input-output ni metas impuestas externamente. La conclusión es que las objeciones basadas en temporalidad y autonomía no excluyen, por sí solas, una caracterización computacional mecanicista del sistema nervioso.

Palabras clave: *computacionalismo, enactivismo, dinamicismo, mecanicismo, sistema nervioso*

Abstract

This paper examines two influential objections to computationalism: the dynamical objection, according to which computation fails to capture the temporality of cognition, and the enactivist objection, according to which computational systems are heteronomous and therefore incompatible with the autonomy proper to cognitive systems. The aim is to show that these objections are not sufficient to rule out a computational characterization of the nervous system if the notion of computation is formulated in mechanistic terms. On this view, a computational system is understood as a mechanism whose function is to manipulate medium-independent vehicles according to a rule. Against this background, the paper argues that a mechanistic computational characterization of the nervous system is compatible with a characterization of it as a dynamic and autonomous system. This is because its mechanisms operate on neural vehicles whose functional role depends on temporally structured features, such as spike rate and spike timing, so that temporality becomes part of the individuation of the computational process itself. In turn, this characterization does not conflict with the autonomy of the nervous system, because the mechanistic notion of computation does not require heteronomy, a linear input-output organization, or externally imposed goals. The conclusion is that objections based on temporality and autonomy are not, by themselves, sufficient to exclude a mechanistic computational characterization of the nervous system.

Keywords: *computationalism, enactivism, dynamicism, mechanism, nervous system*

1 Facultad de Filosofía y Humanidades, Universidad de Chile, Chile, 2 Escuela de Psicología y Filosofía, Universidad de Tarapacá, Chile

3 Facultad de Humanidades, Universidad de Santiago de Chile, Chile ✉ e-mail: gabriel.salas@ug.uchile.cl



EL COMPUTACIONALISMO, LAS CRÍTICAS DINAMICISTA Y ENACTIVISTA, Y CÓMO RESPONDER A ELLAS

La noción de computación ha jugado un rol central en el desarrollo de la ciencia cognitiva. Desde los modelos tempranos clásicos, digitales simbólicos (Newell & Simon, 1976), pasando por los neuralmente inspirados, conexionistas subsimbólicos (Rumelhart et al., 1986), hasta los más contemporáneos de carácter estadístico predictivo (Hohwy, 2020), los modelos computacionales han dominado el campo de teorización e investigación en ciencia cognitiva. Bajo la idea fundacional rectora, instalada a mediados del siglo XX, de que los sistemas cognitivos son sistemas computacionales, la ciencia cognitiva, a pesar de su dinamismo interno y diversidad teórica, se ha mantenido hasta el día de hoy como un programa de investigación esencialmente computacional.

Con todo, a pesar de su predominio histórico —o quizás precisamente por ello—, el computacionalismo ha acumulado a lo largo de los años una no despreciable cantidad de detractores y voces disidentes. En su mayoría, dichas voces han planteado críticas en sentido más bien negativo, señalando esta o aquella falencia en el modelo, pero no han propuesto una alternativa de reemplazo para la ciencia cognitiva. Sin embargo, desde hace unas cuantas décadas, un conjunto de corrientes teóricas, precursoras o constituyentes del llamado enfoque 4E (Newen et al., 2018), ha venido articulando una crítica sustantiva al computacionalismo en sentido positivo, esto es, ofreciéndose como un programa de investigación alternativo y viable para la ciencia cognitiva. Dentro de este enfoque, el dinamicismo y el enactivismo¹ destacan por su radicalidad crítica y su nivel de elaboración teórica.

La crítica central del dinamicismo, orientada esencialmente al computacionalismo clásico simbólico, consiste en que la cognición, por ser un fenómeno que ocurre en tiempo real, exige una explicación especificada en términos de perfiles temporales (e. g., duraciones, ritmos, sincronías), perfiles que los modelos computacionales, por su naturaleza, no podrían capturar adecuadamente (van Gelder & Port, 1995; van Gelder, 1998). Por su parte, la crítica de fondo del enactivismo es que los sistemas cognitivos son sistemas autónomos, *i. e.*, definidos por su autoorganización y por la naturaleza endógena de sus procesos, mientras que los sistemas computacionales, de tipo tanto clásico-simbólico como conexionista subsimbólico, son heterónomos y, por tanto, inadecuados para explicar la cognición (Thompson, 2007; Varela et al., 2017).

Estas críticas en particular se levantan, además, sobre un punto crítico más amplio y compartido. Tanto dinamicistas como enactivistas entienden la cognición como un fenómeno esencialmente no representacional, situado y corporizado, hecho que los lleva a sospechar fuertemente del computacionalismo, al que ven (incorrecta aunque justificadamente, hasta cierto punto) como un programa intrínsecamente comprometido con una visión representacional y abstracta de la cognición.

Tomadas en conjunto, estas críticas configuran al computacionalismo como un programa profundamente incompatible con el dinamicismo y el enactivismo.

Frente a este escenario se han elaborado diversas respuestas que intentan mitigar o neutralizar el anticomputacionalismo del dinamicismo y el enactivismo. El presente trabajo se inserta en esa línea y pretende ofrecer una respuesta, en comparación a lo ya hecho por autores como Eliasmith, Colombo y Piccinini, entre otros, más directa y admisible para las preocupaciones teóricas dinamicistas y enactivistas.

En el caso de la crítica dinamicista, podemos distinguir un conjunto de respuestas característicamente indirectas, que no atacan el punto constitutivo de la temporalidad, y

¹ Se suele distinguir al menos tres versiones de enactivismo: la clásica o autopoietica, la sensoriomotora y la radical (Ward et al., 2017). En este artículo, nos referiremos exclusivamente a la versión clásica, que es la que elabora la crítica más sustantiva, a nuestro entender, del computacionalismo.

otras que, acercándose o yendo al punto constitutivo, lo hacen sosteniendo una concepción representacional de la computación neural, difícil de admitir para el dinamicismo.

La tesis dinamicista, recordemos, afirma que la cognición es dinámica, no computacional, y que debe estudiarse según la teoría de sistemas dinámicos, y no según la teoría computacional, *porque es temporal*. Una respuesta directa a esta crítica debiera objetar este supuesto, mostrando que la cognición, al contrario de lo que asume el dinamicista, se reconoce como computacional, al menos en buena parte, precisamente en virtud de sus rasgos temporales. La mayor parte de la reacción computacionalista ha optado, sin embargo, por una estrategia indirecta, intentando mostrar que el dinamicismo y el computacionalismo no son incompatibles, o que pueden complementarse desde sus respectivos enfoques y variables de interés. [Dietrich y Markman \(1998\)](#), por ejemplo, tempranamente abogaron por la complementariedad de los enfoques, argumentando que mientras el computacionalismo aplica y es útil en el nivel del procesamiento de información, el dinamicismo aplica y es útil en el nivel del sustrato cognitivo (sistema nervioso). [Colombo \(2009\)](#), reconociendo la condición situada (*embedded*) de la cognición reclamada por el dinamicismo a nivel conductual-organísmico, argumentó que se puede insertar en ella, sin fricción teórica, la explicación computacional a nivel cerebral. [Isaac \(2018\)](#), por otro lado, recurriendo a la noción de computación analógica, mostró que el modelamiento computacional puede acomodar la condición corporizada y situada de la cognición reclamada por el dinamicismo. Y más recientemente, [Colombo y Piccinini \(2024\)](#), haciendo un recuento de estos y otros estudios, argumentaron que, en la compleja tarea de explicar la cognición en sus distintos aspectos y niveles, no hay tal dicotomía entre los enfoques computacional y dinámico, pues ambos aportan en su propia forma a la comprensión del fenómeno.

Estas respuestas han contribuido a desmontar en gran medida las visiones que plantean al computacionalismo y al dinamicismo como enfoques incompatibles, y son valiosas en ese sentido. Sin embargo, no van al núcleo del desafío planteado por el dinamicista, quien, aun aceptando estos análisis, puede insistir todavía en que la explicación computacional no incorpora en sí misma, interna y constitutivamente, la temporalidad, y que por tanto, siendo la cognición un fenómeno temporal, dicha explicación, si bien puede coexistir con la explicación dinámica, no es la más adecuada. El dinamicista quizás esté dispuesto a aceptar que el computacionalismo puede ser complementado con aspectos o constreñimientos dinámicos temporales, pero seguirá insistiendo en que la naturaleza misma, interna, de la explicación computacional es constitutivamente atemporal.

Confrontar esto último supone situar la temporalidad al interior y al centro del mecanismo computacional como tal. Mostrarle al dinamicista, contra su tesis, que es precisamente la temporalidad de la cognición la que justifica la explicación computacional. El dinamicista, para obtener una respuesta directa, necesita que se le muestre que la cognición es computacional y que debe estudiarse computacionalmente, en parte importante precisamente *por su naturaleza temporal*. Para ello, primero, hay que hacer evidente para el dinamicista que la cognición es un fenómeno temporal en más de un sentido, y segundo, que (al menos) uno de esos sentidos es constitutivo de ella. Esto es, que su temporalidad, la de los patrones globales emergentes, de las trayectorias en el espacio de estados, siendo importante o incluso esencial, no agota la temporalidad del fenómeno cognitivo. Que hay (al menos) otra temporalidad igualmente relevante, a nivel de los mecanismos neurales, que es constitutiva de la cognición y que lo es en tanto computación.

En esa línea, las elaboraciones de [Eliasmith \(2003\)](#) y [Piccinini \(2015\)](#), que han destacado el carácter esencialmente temporal del procesamiento informacional neural,

son particularmente relevantes. Estos trabajos sí llegan (o se acercan considerablemente) al punto argumentativo que puede responder directamente la objeción dinamicista, pero lo hacen desarrollando una forma teórica que resulta problemática para el dinamicista. En su modelo R&D; (representacional y dinámico), [Eliasmith \(2003\)](#) identifica en detalle el carácter temporalmente estructurado de la codificación neural, distinguiendo los subtipos de *timing code*, *rate code* y *synchrony code*, entre otros. Sin embargo, en el modelo, dicha temporalidad estructurada confiere al procesamiento neural no su carácter computacional, sino lo que Eliasmith asume como su carácter representacional. La codificación temporal, según Eliasmith, es la forma en que el sistema nervioso fija y transmite representaciones acerca del mundo, idea esta difícilmente admisible para el dinamicista, quien, como vimos, concibe la cognición en términos esencialmente no representacionales. Idea que, por lo demás, aun impactando muy cerca, no da todavía en el blanco del desafío dinamicista, *i. e.*, mostrar no meramente que la cognición puede ser computacional y *complementariamente* temporal, sino también que, allí donde la temporalidad importa, es computacional en forma constitutiva precisamente gracias a ella, no a pesar de ella.

La teoría que logra esto último es el modelo mecanicista de la computación, al permitir que los mecanismos neurales sean reconocidos como computacionales precisamente por el carácter constitutivamente temporal de sus codificaciones y vehículos de manipulación ([Piccinini, 2015](#))². El modelo, sin embargo, si bien da con este punto constitutivo, no ha construido desde ahí, pudiendo hacerlo, una versión de computacionalismo neural que sea admisible para el dinamicismo. Piccinini, para tomar la voz más representativa de este enfoque, luego de argumentar que los vehículos neurales son genuinamente computacionales en virtud de su estructura temporal, añade inmediatamente que son también genuinamente representacionales, *i. e.*, que poseen contenido semántico intrínseco, no derivado ([Piccinini, 2022](#)). Esta concepción, por más que busque la conciliación con el dinamicismo (y el enactivismo) señalando que la condición situada y corporizada del agente cognitivo es lo que confiere contenido semántico a los vehículos neurales ([Piccinini, 2022](#)), fricciona inevitablemente con el antirrepresentacionalismo de aquel.

Aunque la teoría mecanicista de la computación, como se verá en la sección 3, tiene todos los recursos para dar una respuesta directa, constitutiva y admisible (*i. e.*, no representacional) a la crítica dinamicista, no la ha desarrollado hasta ahora. Tal paso es el que intentamos dar en este trabajo.

En cuanto a la crítica enactiva, quizás el antecedente más relevante lo ofrecen los trabajos de [Villalobos y Dewhurst \(2016, 2017; Dewhurst & Villalobos, 2017\)](#), quienes han mostrado que un sistema computacional canónico, como lo es la máquina de Turing, puede cumplir en principio los criterios de autonomía que fija el enactivismo, desmontando así la presunta incompatibilidad que el enactivismo plantea entre sistemas autónomos y sistemas computacionales. Adicionalmente, centrándose en la idea enactivista de que el representacionalismo cognitivo tiene su raíz profunda en el realismo metafísico, los mismos autores han mostrado que nada impide que un sistema computacional opere en un marco metafísico no realista (*e. g.*, constructivista radical), liberando así al computacionalismo de sus tradicionales compromisos representacionales y haciéndolo compatible con el antirrepresentacionalismo enactivista ([Villalobos & Dewhurst, 2018](#)).

En el presente trabajo queremos avanzar en esta línea, pero situando la demostración en el sentido que importa al enactivista. Villalobos y Dewhurst han

² El mecanicismo, como se explicará más adelante, no establece que la temporalidad sea la única dimensión computacionalmente relevante. Lo que el modelo aporta es el marco teórico que permite reconocer, dada la evidencia neurocientífica disponible, que la temporalidad efectivamente cumple un rol constitutivo en buena parte del procesamiento computacional neural.

mostrado que un sistema computacional canónico puede ser al mismo tiempo autónomo. Lo que falta, para responder directamente a la crítica enactiva, es mostrar que un sistema autónomo canónico, como lo es por ejemplo el cerebro, puede ser al mismo tiempo computacional. Villalobos y Dewhurst (2017, 2018) han declarado explícitamente que su ejercicio demostrativo no pretende establecer que el cerebro o el sistema nervioso sean sistemas computacionales. Y efectivamente, de la demostración de que un sistema computacional como la máquina de Turing puede ser un sistema autónomo no se sigue en forma inmediata u obvia que un sistema autónomo, como por ejemplo el cerebro, pueda ser un sistema computacional. El enactivista está en su legítimo derecho a exigir que se le presente evidencia sobre la bidireccionalidad de la demostración que realizan Villalobos y Dewhurst, sobre todo si objeta —como podría hacerlo— que el sistema nervioso, por tratarse de un sistema biológico que no opera con bits ni con algoritmos, no es asimilable a una máquina de Turing, aunque esta admita una caracterización autónoma. A esta legítima exigencia intentamos atender aquí.

Para desarrollar nuestra propuesta utilizaremos los recursos del modelo mecanicista de la computación, específicamente en la versión de Piccinini (2015, 2020). Que adoptemos este marco, cabe advertirlo inmediatamente, no implica que lo defendamos como la teoría correcta de la computación³. Nuestra propuesta, en ese sentido, es deliberadamente condicional: si se acepta como válido el marco mecanicista de la computación física, entonces existe un sentido claro en el que el sistema nervioso puede caracterizarse como un sistema computacional no representacional, recogiendo constitutivamente la exigencia temporal del dinamicismo y respetando la autonomía del enactivismo. En específico, para exponer anticipadamente el núcleo de nuestra tesis, sostenemos que el sistema nervioso (i) puede caracterizarse como un sistema computacional no representacional en tanto sistema de mecanismos cuyo rol funcional es operar sobre vehículos medio-independientes según una regla; (ii) en una parte importante y bien atestiguada de su procesamiento, dichos vehículos —centralmente, los trenes de *spikes* individuados por tasa y *timing* — se individuán, en su carácter medio-independiente, en virtud de su estructura temporal; (iii) tales vehículos no requieren portar contenido semántico para ser y operar como vehículos computacionales; y (iv) el carácter autónomo del sistema en su conjunto solo cualifica, no impide, su realización como sistema computacional.

De tener éxito, nuestra argumentación habrá respondido las críticas dinamicista y enactivista consideradas aquí, en una forma más directa y admisible que la ofrecida hasta el momento. No habrá establecido, sin embargo (pues no es nuestra ambición), la conciliación entre el enfoque computacional de la cognición y los enfoques dinámico y enactivo. Temporalidad y autonomía son, sin duda, nociones centrales en las críticas dinamicistas y enactivas, así como lo es su concepción no representacional de la cognición. De allí que concentremos el presente análisis en ellas. Pero, como hemos advertido, no son las únicas. Hay otras líneas de objeción que requerirían su propio tratamiento si la meta fuese llegar a una conciliación completa y efectiva con el computacionalismo (Casper & Artese, 2022).

A continuación revisaremos brevemente las críticas dinamicista y enactivista de la computación (sección 2), luego el modelo mecanicista de la computación (sección 3), para pasar a responder finalmente a dichas críticas (secciones 4 y 5). En la sección 6 se recapitulan los puntos centrales de nuestra propuesta.

³ La teoría mecanicista no es la única opción disponible para caracterizar la computación física. La propuesta semántica defendida por Shagrir (2022), por ejemplo, constituye una alternativa robusta y vigente. Sin embargo, precisamente por su carácter semántico-representacional, dicha propuesta no se ajusta al tipo de respuesta que aquí queremos dar. Tampoco la teoría mecanicista, en su versión piccininiana, está libre de problemas internos. Por ejemplo, su dependencia de una noción teleológica de función y su exigencia de medio-independencia siguen estando en disputa filosófica (Mollo, 2019; Garson, 2017; Dewhurst, 2018; Maley, 2023, 2025; Drayson, 2025).

LAS OBJECIONES DEL DINAMICISMO Y EL ENACTIVISMO

La objeción dinamicista: temporalidad

La objeción dinamicista parte de la constatación básica de que la cognición es un fenómeno temporal:

One central fact about natural cognitive processes is that they always happen in time, which means not merely that (...) they occupy some extent of actual time, but that details of timing (durations, rates, rhythms, etc.) are critical to a system that operates in a real body and environment (van Gelder, 1995, p. 379).

La cognición es un fenómeno inherentemente temporal y, sin embargo, observa el dinamicismo, la ciencia cognitiva se empeña en estudiarlo y entenderlo a través de un modelo explicativo esencialmente atemporal: la computación.

Los modelos computacionales, señala el dinamicismo, especifican secuencias de estados discretos (por los que debe pasar un sistema) y reglas de transición entre dichos estados. Con ello, la estructura explicativa queda fijada exclusivamente por el orden y la forma de las transiciones, mientras que el tiempo aparece, a lo sumo, como el marco externo en el que se ejecuta la secuencia especificada. En ese sentido, los modelos computacionales resultan estáticos respecto de variables temporales: pueden describir qué estados siguen a cuáles, pero no incorporan como constitutivas del proceso propiedades tales como duraciones, ritmos o sincronías, que son las relevantes, observa el dinamicismo, para el caso de fenómenos inherentemente temporales, tales como la cognición (van Gelder, 1995). La temporalidad relevante en este análisis, adviértase, no se satisface con el conteo de pasos de un algoritmo computacional ni con la mera ocupación de un intervalo de tiempo, porque, como insisten los dinamicistas, procesos con la misma secuencia de estados pueden diferir cognitivamente (y conductualmente) en forma no trivial si difieren en su *timing*.

En contraste con el computacionalismo, los modelos de sistemas dinámicos especifican cómo los procesos de un sistema se desenvuelven en el tiempo, cobrando aquí las variables temporales, consecuentemente, un papel central. El foco está en la evolución del sistema en tiempo real, típicamente descrita como una trayectoria en un espacio de estados determinado por un conjunto de variables del sistema. En este marco, propiedades como frecuencias, fases, tasas de cambio, estabilidad e inestabilidad y patrones de sincronización son decisivas para explicar la conducta del sistema, porque son rasgos del modo en que el sistema cambia y se coordina con su entorno (Kelso, 1995; Beer, 2000; Chemero, 2023; Favela, 2020). La conclusión que extrae el dinamicismo es que los sistemas cognitivos, *e. g.*, el cerebro y el sistema nervioso en general, al desplegar sus procesos en tiempo real mediante variables de estructura temporal, son sistemas dinámicos y deben ser entendidos y modelados como tales, no como sistemas computacionales (van Gelder, 1995). Dicho en otros términos: porque la cognición es un fenómeno temporal, (i) es un fenómeno dinámico y debe estudiarse según la teoría de sistemas dinámicos, y (ii) no es un fenómeno computacional y no debe estudiarse según la teoría computacional⁴.

⁴ Si bien la crítica dinamicista se pretende válida para el computacionalismo en general, aplica directamente solo a la versión cognitivista clásica, que concibe la computación como manipulación de símbolos según reglas de transformación especificadas, efectivamente, en términos estrictamente secuenciales, sin considerar restricciones de *timing* del proceso (Fodor, 1980; Newell & Simon, 1976). Este alcance restringido de la crítica dinamicista fue señalado tempranamente por Eliasmith (1997).

La objeción enactivista: autonomía

El corazón de la crítica enactivista se basa en dos ideas: (i) los sistemas genuinamente cognitivos son sistemas autónomos y (ii) los sistemas computacionales (típicamente invocados en ciencia cognitiva) son sistemas heterónomos. La distinción entre autonomía y heteronomía, en la acepción técnica del enactivismo, involucra varias condiciones y puede plantearse en distintos niveles⁵. Para lo que aquí nos interesa —que es, recordemos, encarnarnos en el nivel del sistema nervioso— podemos tomar el siguiente contraste general:

Traditional computational systems, cognitivist or connectionist, are heteronomous. (...) An autonomous system, however, is defined by its endogenous, self-organizing and self-controlling dynamics, does not have inputs and outputs in the usual sense, and determines the cognitive domain in which it operates (Thompson, 2007, p. 43).

La autonomía tiene que ver esencialmente con la capacidad de autogobierno del sistema (es decir, de dictar sus propias normas o reglas) y la capacidad de crear su propio dominio cognitivo o de significado. La marca del sistema autónomo es que su organización, dinámica y función están determinadas en forma endógena. Es el propio sistema el que define su espacio de problemas o tareas y el que le da significado a su entorno.

Los sistemas computacionales, en la visión enactiva, violan estas condiciones y son por tanto sistemas heterónomos; son instruidos desde fuera, siguen reglas externas y están funcionalmente abiertos, *i. e.*, su identidad sistémica se define en términos de la transformación de ciertas entradas (*inputs*) en ciertas salidas (*outputs*). Por todo ello, el significado de sus operaciones (su semántica) es asignado e interpretado desde fuera (*i. e.*, por un usuario); no crean su propio dominio cognitivo.

Yendo al caso particular del sistema nervioso, el contraste con el sistema computacional cobra un carácter más específico:

[T]he nervous system is an autonomous dynamic system: it actively generates and maintains its own coherent and meaningful patterns of activity, according to its operation as a circular and reentrant network of interacting neurons. The nervous system does not process information in the computationalist sense, but creates meaning (Thompson, 2007, p. 13).

Acá aparece la idea de que el sistema nervioso se organiza como una red circular, operacionalmente cerrada. Es decir, una red en la que los *outputs* efectores reentran a la red vía *inputs* sensores, generando un patrón de actividad coherente y automantenido. De ahí la idea, como vimos en la cita anterior, de que los sistemas autónomos no tienen *inputs* ni *outputs* en el sentido usual, pues lo que desde fuera puede verse como un *output* o una salida del sistema es, en verdad, un *input* que reentra al sistema, cerrándolo sobre sí mismo (Villalobos & Ward, 2015). Aparece, además, la idea de que el sistema nervioso no procesa información en el sentido computacional. Esto quiere decir, dada la identificación que el enactivismo establece entre sistema computacional y sistema heterónimo, que el sistema nervioso procesa información, pero no en forma heterónoma sino autónoma. El sistema nervioso sigue sus propias reglas de procesamiento (en vez de seguir programas externos) y crea (no recibe como dado) el valor epistémico o semántico de la información que procesa.

En síntesis, en la medida en que el sistema nervioso es un sistema autónomo, no puede ser entendido, observa el enactivista, como un sistema computacional, toda vez

⁵ En la caracterización clásica de la autonomía, esta involucra condiciones de precariedad y adaptatividad (Di Paolo & Thompson, 2024) que no es del todo claro que apliquen (o cómo) al sistema nervioso.

que la caracterización de los sistemas computacionales supone heteronomía. Con esto, el enactivista pretende inhabilitar el uso del vocabulario computacional para caracterizar los procesos cognitivos y también para caracterizar la naturaleza de los procesos neuronales, habida cuenta de que se concibe al sistema nervioso como sistema autónomo.

EL COMPUTACIONALISMO MECANICISTA Y EL SISTEMA NERVIOSO COMO SISTEMA COMPUTACIONAL

El computacionalismo mecanicista reformula la noción de computación a partir de la teoría mecanicista de la explicación científica (Machamer et al., 2000; Glennan, 2017; Kohár, 2023; Craver, 2025). En lo que sigue, asumiremos cierta familiaridad del lector con esta propuesta y la revisaremos brevemente solo en la medida en que nos permite articular el punto de nuestro argumento.

Según la definición canónica de Piccinini (2015, 2020), un sistema computacional es un mecanismo funcional cuya función es manipular vehículos medio-independientes de acuerdo con una regla. La definición condensa tres condiciones mínimas. La primera, *funcionalidad*, exige que el mecanismo contribuya causalmente a metas de, o estipuladas por, un organismo biológico, sea de modo intrínseco (ancladas naturalmente en su biología) o extrínseco (asignadas desde fuera). La segunda, *medio-independencia*, exige que las propiedades funcionalmente relevantes del vehículo no se fijen por peculiaridades del sustrato material, sino por grados de libertad preservables a través de realizaciones físicas distintas. Por último, la condición de la *regla*, exige una regularidad estable en la transformación de vehículos, expresable usualmente —aunque no necesariamente— como una función matemática de *inputs* a *outputs*. De estas tres, es la medio-independencia la que juega el rol decisivo para distinguir la clase de los sistemas genuinamente computacionales de los meramente funcionales y reglados.

Notemos inmediatamente que la definición mecanicista de computación no contempla ni invoca ningún elemento representacional o semántico. Lo que confiere a los vehículos el estatus computacional es únicamente su carácter medio-independiente. El modelo admite y reconoce, por supuesto, que muchos vehículos computacionales pueden, adicionalmente, portar algún valor semántico, pero ello es dejado solo como una versión facultativa del mecanismo (Piccinini, 2015). Esto es importante porque significa que el modelo deja, desde el principio, el espacio para que un sistema computacional concreto pueda ser genuinamente computacional sin ser representacional (punto sensible de cara al dinamicismo).

Veamos cómo se aplican las condiciones del modelo en el caso del sistema nervioso. Primero, en un organismo biológico, todos los órganos y sistemas fisiológicos son funcionales en sentido intrínseco. Esto es, tienen sus funciones instaladas naturalmente por evolución y desarrollo ontogenético. El sistema nervioso, siendo un sistema biológico más entre los otros, cumple con esta condición en forma directa. Segundo, los procesos, operaciones o transformaciones que los distintos sistemas biológicos llevan a cabo son reglados (i. e., exhiben regularidad estable) también en forma natural, dadas las restricciones estructurales y metas biológicas instaladas evolutiva y ontogenéticamente. Por ejemplo, el sistema digestivo no transforma sus vehículos químicos en forma azarosa o indeterminada. Por el contrario, sus productos o *outputs* guardan una relación sistemática tanto con la composición concreta de lo que se ingiere como con las propias condiciones estructurales del sistema. Y así funcionan en general todos los órganos y sistemas fisiológicos del organismo. El sistema nervioso, en tanto sistema biológico originado y desarrollado bajo los mismos imperativos que el resto de

los sistemas, cumple también con la condición de la regla en forma natural. Los mecanismos de neurotransmisión, neuromodulación y plasticidad de las conexiones cumplen el rol de establecer dependencias regulares en el procesamiento neural (Dayan & Abbott, 2001). Hasta aquí lo que se puede decir en términos generales sobre las condiciones de función y regla.

El desafío central del computacionalismo mecanicista es mostrar que los vehículos que manipula el sistema nervioso son medio-independientes. Para ello, necesita, primero, identificar qué variables neurales cumplen el rol de vehículo en el sentido relevante y luego explicar por qué ellas son medio-independientes⁶.

En el modelo de Piccinini (2020), los vehículos relevantes del procesamiento neural son los trenes de *spikes*, cuya significación funcional depende principalmente de dos aspectos dinámicos: la tasa o *rate* de disparo y el *timing* de disparo (Piccinini & Bahar, 2013; Piccinini, 2020). Un tren de *spikes* es una secuencia temporal de potenciales de acción (*i. e.*, señales discretas transmitidas interneuronalmente mediante la sinapsis). La tasa de disparo corresponde, de manera estándar, al número de *spikes* promedio por unidad de tiempo. El *timing* de disparo corresponde a la posición temporal de cada *spike* y a sus relaciones de latencia y sincronía con otros *spikes*. Estas magnitudes se prestan a una individuación medio-independiente, señala el argumento mecanicista, porque lo que el circuito explota y manipula, en último término, son los grados de libertad definidos por patrones de ocurrencia en el tiempo, no las peculiaridades materiales del tejido que implementa dichos patrones (más adelante se ofrece un argumento ingenieril que refuerza o complementa esta tesis). Lo funcionalmente relevante en el procesamiento y transmisión de señales neurales, insiste Piccinini (2020), es el valor medible de la tasa o el *timing* de trenes de *spikes* respecto de un espacio de estados posibles⁷.

Nótese que, si esto es así —adelantando el mensaje que de aquí se desprende para el dinamicismo—, entonces la temporalidad no es un mero detalle de implementación ni un marco externo al procesamiento neural, sino un rasgo constitutivo de la computación neuronal y, en consecuencia, de la explicación computacional neural de la cognición.

La idea de que el sistema nervioso manipula vehículos medio-independientes cobra sentido si se atiende a la diversidad de interacciones del sistema y a su función integradora⁸. El cerebro integra señales provenientes de medios físicamente diversos (ondas electromagnéticas, presión mecánica, ondas sonoras, señales químicas, etc.) y, para integrarlas, debe traducirlas a vehículos compartidos que puedan ser manipulados en todas las rutas y circuitos de la maquinaria neural. La existencia de variables neurales capaces de cumplir ese rol, con independencia de la fuente de la señal, encaja con la idea de que los vehículos computacionales son variables definidas de manera medio-independiente. Lo relevante, nuevamente, es qué grados de libertad preserva el sistema a través de realizaciones distintas y cómo los explota para sostener capacidades (Piccinini, 2020).

⁶ En el cuadro completo, el modelo necesita identificar no solo la naturaleza medio-independiente de los vehículos neurales, sino también las transformaciones que sobre ellos el sistema lleva a cabo, y hacerlo con un nivel de detalle suficiente como para construir una explicación mecanicista propiamente tal (Piccinini & Scarantino, 2011; Miłkowski, 2013; Piccinini, 2018).

⁷ Una consecuencia importante, según Piccinini, es que esta clase de computación no encaja en los formalismos estándar de computación digital y computación analógica tal como se definen en teoría de la computabilidad. La computación analógica suele exigir señales continuas y la digital suele exigir cadenas de dígitos. En cambio, las señales neurales típicas combinan rasgos graduados, como variaciones continuas a escala de tasa o de variables sinápticas, con elementos funcionales discretos, los *spikes*. Por eso, señala Piccinini, los vehículos neurales no son simplemente señales continuas ni meras cadenas de dígitos, sino una clase *sui generis* de vehículo computacional (Piccinini & Bahar, 2013).

⁸ En esta argumentación, pese a que no forma parte de la definición de computación, Piccinini apela al procesamiento de información en el sistema nervioso. Sin embargo, esta imputación informacional no implica compromiso con el contenido representacional en el sentido fuerte, sino que se refiere a la información mutua (en el sentido estadístico) que portan las señales neurales respecto de su origen sensorial.

Otro refuerzo al argumento proviene de la ingeniería computacional. Si, como plantea Piccinini, lo funcionalmente relevante de los trenes de *spikes* depende principalmente de su tasa y *timing*, y no de las características concretas del sustrato material neuronal, entonces sistemas con otros sustratos, si logran replicar dichos vehículos y sus transformaciones, deberían configurarse como sistemas computacionales con capacidades similares a las del sistema nervioso. El paradigma de computación neuromórfica explota justamente esa posibilidad de realización (Kudithipudi et al., 2025). Su objetivo es extraer los principios funcionales de neuronas y redes biológicas y trasladarlos a un *hardware* artificial más eficiente que el digital, conocido como redes neuronales de *spikes* (SNN). Una estrategia central implementa redes neuronales de *spikes* en dispositivos electrónicos y usa *rate coding* y *temporal coding* como esquemas de codificación para procesamiento de información en circuitos de silicio (Rathi et al., 2023). Si esas propiedades dinámicas pueden realizarse en un medio no biológico y se usan para construir sistemas indudablemente computacionales, entonces el criterio de medio-independencia queda satisfecho de manera más o menos directa. El éxito práctico del programa aporta una razón adicional para aceptar la caracterización computacional del cerebro, ya que el rendimiento obtenido se explica por la transferencia de principios de funcionamiento neural a arquitecturas computacionales artificiales, y sería difícil entender dicho éxito si esos principios de funcionamiento no tuvieran una naturaleza computacional en primer lugar.

RESPONDIENDO AL DINAMICISMO

En esta sección nos centraremos en responder directamente a la crítica dinamicista, enfocándonos en la temporalidad (o, mejor dicho, las temporalidades) de la cognición. Pero antes debemos consignar un parámetro teórico fundamental que queda asegurado con el modelo mecanicista y que hace a la respuesta que vamos a dar acá, en principio, admisible para el dinamicista. Y es que, si hemos de seguir lo que el modelo nos acaba de presentar (sección 3), vemos que el carácter computacional del sistema nervioso es acreditable, en forma suficiente, en virtud de la naturaleza medio-independiente (temporal) de sus vehículos, con absoluta prescindencia de cualquier elemento semántico o representacional. Estos últimos no han sido invocados, porque no necesitan serlo, para acreditar al sistema nervioso como sistema computacional. Es decir, si el dinamicista aceptase la argumentación mecanicista hasta acá, no tendría ya ningún obstáculo, al menos de índole representacional o semántica, que le impidiese reconocer el estatus computacional del sistema nervioso. Este parámetro teórico de admisibilidad enmarca y es válido para lo que vamos a exponer a continuación.

Temporalidad computacional

El modelo mecanicista establece que los mecanismos computacionales operan sobre vehículos medio-independientes, pero no fija *a priori* en qué dimensión física dichos vehículos son efectivamente manipulados, pues esto depende del mecanismo particular considerado en cada caso. Los grados de libertad que un vehículo ofrece pueden ser de muy distinta índole: cantidades o ratios de distancia física, grados de rotación espacial, de fuerza o de presión, entre otros. Determinar cuáles efectivamente están en juego en un mecanismo dado es, por tanto, una cuestión empírica, abierta al examen de la

⁹ Los teóricos del modelo mecanicista, pudiendo articular esta respuesta, han elaborado hasta ahora argumentos menos directos. Por ejemplo, se señala que todo sistema físico es dinámico, de modo que cualquier realización física de un sistema computacional es trivialmente un sistema dinámico (Miłkowski, 2013, 2017; Piccinini, 2020). O se señala también que la modelación dinámica puede integrarse en explicaciones mecanicistas, por lo que no habría incompatibilidad general entre dinamicismo y mecanicismo (Kaplan & Bechtel, 2011).

ciencia que estudie dicho mecanismo. Para el caso del sistema nervioso, lo que el modelo mecanicista reconoce, en sintonía con la evidencia neurocientífica y en vindicación de la preocupación dinamicista, es que una parte importante del procesamiento neural manipula grados de libertad de índole *temporal* —tasas y *timings* de los trenes de *spikes*—. Es decir, que el sistema nervioso es un sistema computacional, en buena parte, en virtud de ser un sistema temporalmente estructurado. He ahí la respuesta directa a la crítica dinamicista⁹.

El modelo no establece, adviértase, que la temporalidad sea la única dimensión computacionalmente relevante en el sistema nervioso. El mecanicismo es enteramente compatible con que otras estrategias computacionales —notablemente la codificación poblacional, donde la variable funcionalmente relevante puede no ser primariamente temporal— estén también en juego en el procesamiento neural.

Lo relevante para nuestro argumento es que la temporalidad esté constitutivamente, y no accesoriamente, participando en una parte importante del procesamiento computacional neural. Eso basta para responder al dinamicista y eso es lo que ofrece el modelo mecanicista.

Esta respuesta, sin embargo, requiere ser especificada. La temporalidad, como toda variable, puede ser recogida y analizada en distintas formas, escalas y niveles, según el foco explicativo o la teoría de base que la considere. Y la cognición, por su parte, es un fenómeno temporal en más de un sentido, aspecto o nivel. La temporalidad del dinamicismo es la articulada por la teoría de sistemas dinámicos, enfocada en trayectorias en espacios de estado, ecuaciones diferenciales acopladas, atractores, y sincronía metaestable entre variables del sistema y su entorno (Kelso, 1995; Tognoli & Kelso, 2014; Tognoli et al., 2020; Beer, 2000; Favela, 2020). La temporalidad del computacionalismo mecanicista, por su parte, es la de los vehículos sobre los que opera el procesamiento neural y sus reglas de transformación, y se centra en propiedades tales como duraciones, tasas, latencias, *timings* y sincronías. Estas nociones de temporalidad no son equivalentes (ni hay que presuponer que alguna pueda o deba reducirse necesariamente a la otra). La primera describe la trayectoria global del sistema como un todo; la segunda especifica propiedades funcionalmente relevantes de los mecanismos componentes. Nuestro punto, por tanto, no es que la temporalidad del vehículo computacional capture, o sea equivalente a, la temporalidad dinámica. Nuestro punto es que la temporalidad computacional que el mecanicismo identifica *en el sistema nervioso*, no siendo la del dinamicismo, vale de todas formas para responder a la objeción dinamicista de que la explicación computacional, especialmente cuando se aplica a los sistemas cognitivos, es constitutivamente atemporal. En el modelo mecanicista, las tasas y *timings* de *spikes* son magnitudes temporales constitutivas del vehículo computacional neural y, por tanto, del proceso computacional como tal.

Esta tesis cobra sustancia cuando se atiende a la diversidad de esquemas de codificación neural (Zhu, Chen et al., 2025). La codificación por tasa (*rate coding*) representa información en la frecuencia media de disparo integrada sobre una ventana temporal. La codificación temporal agrupa esquemas que explotan el *timing* preciso de los *spikes*: (i) codificación por tiempo del primer disparo (*time-to-first-spike*, TTFS), en la que la latencia entre el inicio del estímulo y el primer *spike* es inversamente proporcional a la intensidad del estímulo; (ii) codificación por intervalo entre *spikes* (*inter-spike interval*, ISI), que asigna valor informacional a la distancia temporal entre disparos sucesivos; y (iii) codificación por fase, en la que la información se codifica en la posición relativa del *spike* respecto de un ritmo oscilatorio de referencia (Zhu, Chen et al., 2025). A nivel poblacional, la codificación por sincronía distribuye información en patrones espaciotemporales que no se reducen a la actividad de células individuales (Engel et al., 2001). En todos estos esquemas, las propiedades funcionalmente relevantes del vehículo neural son magnitudes definidas sobre el tiempo físico real. Esto

es, no son definidas sobre un tiempo de cómputo abstracto ni un conteo de pasos algorítmico, sino sobre duraciones y latencias medibles en escalas que van de los milisegundos a los cientos de milisegundos.

Casos concretos lo ilustran. En la percepción táctil, los aferentes mecanorreceptivos se agrupan en clases que codifican distintos aspectos del estímulo mediante combinaciones específicas de tasa, *timing* y sincronía poblacional. Los aferentes pacinianos codifican vibraciones de alta frecuencia con patrones de *spikes* sincronizados con el ciclo de la vibración mecánica, de modo que la frecuencia se reconstruye directamente como una propiedad de *timing* del tren de *spikes*. Lo que el sistema integra y manipula son precisamente estas estructuras temporales: eliminar el *timing* del análisis no produciría una versión simplificada del mismo cómputo, sino la ausencia de cómputo identificable en absoluto. Algo análogo ocurre en la corteza visual: registros en V1 y LM de ratón muestran que, al considerar la estructura temporal fina de los trenes de *spikes* —en escalas de decenas de milisegundos—, la codificación de estímulos visuales resulta más discriminable y la precisión de decodificación aumenta consistentemente respecto de lo que se obtiene considerando solo la tasa (Zhu, He et al., 2025).

La misma lógica aplica a las reglas de los mecanismos computacionales neurales. La normalización divisiva, descrita como generalizada en circuitos neurales (Carandini & Heeger, 2012; Piccinini, 2020), escala la respuesta de cada neurona por una función de la actividad agregada de una vecindad neuronal calculada sobre ventanas temporales específicas —típicamente de 10 a 100 ms—. La identidad de la regla depende constitutivamente de qué escala temporal se elija, *i. e.*, cambiar la escala cambia la operación. Otras operaciones canónicas —filtrado pasa-bajos, detección de coincidencia, integración temporal en el tronco encefálico, hipocampo y otras regiones (Eliasmith, 2003)— exhiben la misma característica: son reglas cuya identidad operacional depende de relaciones temporales entre los vehículos sobre los que actúan.

La centralidad de la temporalidad se ve reforzada también por el desarrollo de las redes neuronales de *spikes* (SNN) en computación neuromórfica. Estos sistemas, que implementan en silicio los principios funcionales de las redes neurales biológicas, dependen crucialmente de esquemas de codificación temporal para alcanzar su rendimiento. Kim et al. (2023) muestran que las SNN entrenadas para tareas de reconocimiento desarrollan espontáneamente una *concentración temporal de la información*. Esto es, a medida que avanza el entrenamiento, la información (medida vía información de Fisher) se concentra progresivamente en los primeros pasos temporales y este perfil resulta determinante para la robustez del sistema. Estudios comparativos entre SNN y redes convencionales muestran, además, que la codificación TTFS reduce la latencia de procesamiento y amplía el rango de frecuencias modulables, haciendo a las SNN especialmente adecuadas para el procesamiento de señales con estructura temporal compleja (Zhu, Chen et al., 2025). Si los principios funcionales que se transfieren desde el sistema nervioso biológico a estas arquitecturas —reconocidas sin controversia como computacionales— son precisamente los principios de codificación temporal, entonces la temporalidad de los vehículos neurales no puede separarse de su estatus computacional sin perder lo que hace al sistema funcionar.

¿Integración explicativa de temporalidades?

Hemos advertido que la temporalidad vehicular computacional no equivale ni sustituye a la temporalidad dinámica. Pero también quisiéramos advertir que, en tanto temporalidad, ella abre una posibilidad de articulación con el dinamicismo que pareciera ir más allá de la mera compatibilidad o complementariedad explicativa. Puede decirse que el computacionalismo y el dinamicismo son compatibles si no se estorban ni

se anulan mutuamente en la explicación de la cognición, y que son complementarios si uno de ellos, o ambos mutuamente, contribuyen con su propia variable explicativa al *target* explicativo del otro (e. g., la complementariedad señalada por Colombo, 2009).

Pero si el dinamicismo y el computacionalismo hablan, aunque sea en su propio dialecto y nivel, un mismo lenguaje, el de la temporalidad, entonces estamos probablemente ante algo más cercano a lo que podríamos denominar integración explicativa. La descripción mecanicista detalla cómo se transforman trenes de *spikes* mediante operaciones canónicas temporalmente reguladas; la descripción dinámica captura patrones de configuración y acoplamiento del sistema como un todo. El mecanicismo captura la temporalidad como tasas y *timings* de *spikes*; el dinamicismo, como frecuencias, fases y trayectorias en espacios de estado. Lo que el dinamicismo asumía que el computacionalismo no podía capturar resulta ser, ahora, la variable que ambos enfoques atienden y capturan a su manera.

Esto puede entenderse como una apertura a una posible vía de integración explicativa, por ejemplo, de tipo constitutivo (Craver, 2007). En este marco, las propiedades de nivel superior reciben su explicación apelando a la organización y el funcionamiento de los mecanismos de nivel inferior (Bechtel & Richardson, 2010). En principio, los patrones temporales globales que el dinamicismo describe a nivel del sistema cerebral en su conjunto podrían dar cuenta de su existencia, al menos parcialmente, apelando a los mecanismos computacionales temporalmente individuados del nivel neural subyacente. Cómo exactamente podría darse una integración explicativa entre el computacionalismo mecanicista neural y el dinamicismo es una discusión que excede los propósitos del presente artículo. Pero la posibilidad de integración, allí donde el dinamicismo veía originalmente exclusión, no es un resultado menor.

Algunos ejercicios colaborativos recientes son sugerentes al respecto. Kotler et al. (2025), en un estudio neurodinámico que cuenta con la coautoría de Friston y Kelso, articulan la dinámica de coordinación metaestable con el principio de energía libre de la inferencia activa. Como ha argumentado Korbak (2021), el principio de energía libre puede leerse como una teoría computacional en sentido mecanicista: la minimización de energía libre constituye una operación inferencial especificable computacionalmente. En nuestra lectura, lo que Kotler et al. plantean como una articulación complementaria entre dinámica metaestable y procesamiento predictivo podría leerse en un sentido más fuerte, como apuntando hacia una integración constitutiva, en la que la dinámica metaestable que ellos modelan a nivel del sistema cerebral global se vuelve, en principio, inteligible como resultado de las operaciones temporalmente individuadas del procesamiento predictivo en el nivel neural subyacente. El estudio de Millidge et al. (2023), que analiza redes de codificación predictiva en las que las actividades neuronales y la plasticidad sináptica operan localmente sobre secuencias dinámicas de estímulos, podría interpretarse también en la misma dirección. Estas redes son computacionales en sentido mecanicista —manipulan vehículos medio-independientes según reglas locales— y dinámicas a la vez —su evolución se describe como trayectoria en un espacio de estados—.

Lo relevante para nuestro punto es que en estos modelos las propiedades temporales globales del procesamiento no se postulan como un nivel separado, sino que surgen de la organización temporal de los componentes computacionales subyacentes. Es justamente el tipo de articulación internivel que el marco explicativo mecanicista podría hacer inteligible (Stinson & Sullivan, 2017), y que nuestra propuesta sobre la temporalidad constitutiva de los vehículos computacionales neurales podría respaldar.

En síntesis, la caracterización computacional mecanicista del sistema nervioso hace suya constitutivamente, en su propio registro vehicular, la dimensión temporal reclamada por el dinamicismo, y lo hace de una forma que no necesita compromisos representacionales. La individuación temporal de vehículos y reglas abre, además, una

posible vía de integración con la explicación dinámica del sistema, en la medida en que ambos modelos descansan en variables del mismo tipo, aunque capturadas en escalas y formas distintas. La propuesta mecanicista no solo resiste la objeción dinamicista de atemporalidad, sino que, potencialmente, vuelve inteligible por qué los desarrollos contemporáneos en neurociencia computacional pueden articularse con los modelos dinámicos del cerebro sin que ello implique reducción de los unos a los otros ni mera coexistencia metodológica.

RESPONDIENDO AL ENACTIVISMO

Según el enactivismo, el sistema nervioso es un sistema autónomo, mientras que los sistemas computacionales son heterónomos. Por lo tanto, sostiene el enactivismo, no es correcto caracterizar al primero en términos de los segundos. La condición autónoma del sistema nervioso, recordemos, se funda esencialmente en el carácter endógeno de su organización y funcionamiento. El sistema, tal como lo indica el concepto mismo de autonomía, se da sus propias normas y reglas de funcionamiento. Su organización operacional circular o reentrante, en la que no hay *inputs* ni *outputs*, refuerza su carácter autónomo como generador de sus propios patrones de actividad. Esto se traduce, en el plano cognitivo, en que el sistema crea su propio dominio cognitivo, informacional o de significado. ¿Es todo esto incompatible con caracterizar el sistema nervioso como un sistema computacional? No, creemos, si se asume el modelo mecanicista de la computación y si se aclaran las preocupaciones teóricas y los conceptos que el enactivismo tiene en mente.

El contraste que el enactivista postula es con los sistemas heterónomos. Estos son sistemas que siguen normas, reglas o instrucciones exógenas; han sido diseñados u organizados por agentes externos (no son autoorganizados). Tales sistemas no crean su propio dominio cognitivo, pues su espacio de problemas y tareas está especificado desde fuera, con *inputs* y *outputs* cuyo valor funcional está fijado de forma exógena. Si hay procesamiento de información, como al parecer asumen los enactivistas que es el caso con los sistemas computacionales¹⁰, se trata de información cuyo contenido semántico y valor epistémico también se especifica desde fuera.

Como hemos visto, el modelo mecanicista establece que un sistema es computacional si opera como un mecanismo cuya función es manipular vehículos medio-independientes según una regla. Establece, además, que el sistema nervioso es un tipo de mecanismo computacional, pues tiene la función de manipular vehículos medio-independientes, *i. e.*, trenes de *spikes*, en forma reglada. Pues bien, nada en esta concepción, hasta donde podemos ver, contraviene o bloquea los criterios que el enactivismo establece en su noción de autonomía. O, dicho de otro modo, nada, al menos en la letra de la formulación mecanicista, prescribe que los sistemas computacionales sean necesariamente heterónomos.

Primero, la concepción mecanicista de la computación es enteramente neutra respecto del origen o de la forma en que se constituyen las condiciones que hacen computacional a un sistema (función, medio-independencia del vehículo y regla). Nada en ella indica que tales condiciones deban instalarse de forma exógena o endógena. Segundo, no se pronuncia respecto de la organización operacional del sistema. Esta puede, en principio, tomar cualquier forma: lineal, operacionalmente abierta (con *inputs* y *outputs*), o circular, reentrante, operacionalmente cerrada (sin *inputs* ni

¹⁰ El enactivismo tiende a concebir que la computación implica una serie de procesos o propiedades, tales como procesamiento de información o manipulación de representaciones, que la teoría mecanicista no toma como condiciones necesarias. Por ejemplo, el modelo de Piccinini considera que el procesamiento de información es un elemento facultativo, no necesario, de los mecanismos computacionales. Lo mismo, como ya se ha visto, con el estatus representacional o semántico de los vehículos.

outputs). Veamos estos puntos.

La función de un sistema computacional puede establecerse de forma extrínseca o intrínseca. Ciertamente, la forma más familiar para nosotros es aquella en la que el diseñador, o el usuario, le asigna la función computacional a un dispositivo tecnológico (e. g., calculadora, ordenador). Pero la función también puede establecerse perfectamente de forma endógena y ser intrínseca al mecanismo. Es decir, puede ser de origen puramente biológico. Recuérdese que, en el mecanicismo de Piccinini, la función de los mecanismos, incluidos los computacionales, tiene siempre su fundamento último en las metas naturales del organismo biológico¹¹.

Lo mismo vale para las condiciones de medio-independencia del vehículo y de la regla. El modelo mecanicista es enteramente neutro respecto de la forma, endógena o exógena, en que dichas condiciones se establecen. Lo único que exige para la caracterización computacional es que el rol del sistema nervioso, en tanto órgano biológico, sea el de integrar y procesar señales en virtud solo de propiedades cuantitativamente especificables de la actividad neural, lo cual no establece en principio el propósito de este procesamiento de señales ni el tipo de organización causal (secuencial o circular) que constituye.

Desde el punto de vista del modelo mecanicista, el hecho de que el sistema nervioso sea un sistema cuya organización, estructura, función, reglas de operación, etc., sean endógenamente establecidas solo cualifica, no impide, el estatus computacional de sus mecanismos. Es decir, los atributos que el enactivismo adscribe al sistema nervioso pueden bien tomarse como elementos de su organización que un modelo computacional adecuado debiese capturar.

Con respecto a la condición de clausura operacional que el enactivismo señala como marca de autonomía del sistema nervioso, también podemos observar que no hay, en la noción mecanicista de computación, ningún elemento que la prohíba. Los mecanismos computacionales, como cualquier otro mecanismo, pueden asumir distintas configuraciones organizativas: lineales, circulares, en red, etc. Un mecanismo computacional puede perfectamente organizarse mediante circuitos de recurrencia y bucles de retroalimentación en los que no hay *inputs* ni *outputs*. Como hemos señalado anteriormente, Piccinini (2020) plantea que, en estricto rigor, la organización *input-output* es facultativa, no necesaria, para el mecanismo computacional.

En síntesis, si el sistema nervioso es un sistema computacional en el sentido mecanicista, nada impide que sea un sistema autónomo en el sentido enactivo. O, dicho de otro modo, para defender su punto de que el sistema nervioso es un sistema autónomo, el enactivista no necesita rechazar el estatus computacional de aquel. La dimensión que distingue entre sistemas autónomos y heterónomos es independiente de la dimensión que distingue entre sistemas computacionales y no computacionales. Y, a su vez, como hicimos ver al inicio de esta sección, la discusión sobre la concepción cognitiva del sistema nervioso es independiente de la discusión sobre su condición como sistema computacional. Todas las propiedades cognitivas que el enactivismo deriva de la autonomía del sistema nervioso, a saber, la creación de su propio dominio cognitivo, de su propia significación, de su propia información, son perfectamente defendibles para el enactivismo sin necesidad de rechazar el carácter computacional del sistema como tal.

¹¹ Aunque aquí no nos detendremos en el punto, cabe consignar que la noción normativa de función en el mecanicismo de Piccinini tiene afinidad con el enfoque biogénico y teleológico de propiedades normativas del enactivismo.

CONCLUSIÓN

En este artículo hemos intentado avanzar, en dos direcciones, sobre lo ya elaborado en la discusión referente a las críticas dinamicista y enactivista contra el computacionalismo. En cuanto al dinamicismo, hemos intentado dar una respuesta no solamente directa y constitutiva a la objeción de la temporalidad, sino también teóricamente admisible para sus compromisos no representacionales. Hemos sostenido que la temporalidad del mecanicismo computacional, aun no siendo equivalente a la que articulan las herramientas formales de la teoría de sistemas dinámicos, es una temporalidad genuina y constitutiva del procesamiento neural, suficiente para satisfacer la exigencia dinamicista de que el tiempo debe estar en el centro de la explicación cognitiva. Frente al enactivismo, hemos intentado avanzar sobre los resultados de Villalobos y Dewhurst (2016, 2017, 2018), dando el paso que esos trabajos dejaron expresamente abierto: mostrar que un sistema canónicamente cognitivo y autónomo (como lo es el sistema nervioso) puede ser al mismo tiempo, bajo una interpretación teóricamente justificada, un sistema computacional.

Conviene, finalmente, precisar el alcance de nuestro argumento. No hemos intentado demostrar que el sistema nervioso es computacional ni que el computacionalismo es la teoría correcta de la cognición. Tampoco hemos pretendido establecer que toda explicación dinámica o toda noción de autonomía deba especificarse en términos computacionales, ni hemos pretendido proclamar una conciliación general entre computacionalismo, dinamicismo y enactivismo.

Lo que hemos sostenido es que, bajo el marco mecanicista, las objeciones basadas en la temporalidad, la autonomía y el carácter no representacional de la cognición, tal como han sido típicamente formuladas en el dinamicismo y el enactivismo, no bastan, por sí solas, para descartar una caracterización computacional del sistema nervioso. Otras razones, independientes de las objeciones examinadas aquí, podrían sin embargo sostener la crítica del dinamicismo y el enactivismo contra el computacionalismo en ciencia cognitiva (Casper & Artese, 2022).

REFERENCIAS

- Bechtel, W., y Richardson, R. C. (2010). *Discovering complexity: decomposition and localization as strategies in scientific research*. MIT Press.
- Beer, R. D. (2000). Dynamical approaches to cognitive science. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(3), 91-99. [https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(99\)01440-0](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(99)01440-0)
- Carandini, M., y Heeger, D. J. (2012). Normalization as a canonical neural computation. *Nature Reviews Neuroscience*, 13(1), 51-62. <https://doi.org/10.1038/nrn3136>
- Casper, M. O., y Artese, G. F. (2022). Maintaining coherence in the situated cognition debate: what computationalism cannot offer to a future post-cognitivist science. *Adaptive Behavior*, 30(1), 3-17. <https://doi.org/10.1177/1059712320967053>
- Chemero, A. (2023). Abduction and deduction in dynamical cognitive science. *Topics in Cognitive Science*. <https://doi.org/10.1111/tops.12692>
- Colombo, M. (2009). Society for the Study of Artificial Intelligence and the Simulation of Behaviour, Proceedings of the 2nd Symposium on Computing and Philosophy. 16-21.
- Colombo, M., y Piccinini, G. (2024). *The computational theory of mind*. Cambridge University Press.
- Craver, C. F. (2007). *Explaining the brain: mechanisms and the mosaic unity of neuroscience*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199299317.001.0001>
- Craver, C. F. (2025). *Mechanistic explanation*. En Frank, M. C., y Majid, A. (Eds.), *Open encyclopedia of cognitive science* (pp. 1-10). MIT Press. <https://doi.org/10.21428/e2759450.98d525c7>
- Dayan, P., y Abbott, L. F. (2001). *Theoretical neuroscience. Computational and Mathematical modeling of neural systems*. MIT Press.

- Dewhurst, J. (2018). Computing mechanisms without proper functions. *Minds and Machines*, 28(3), 569-588. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9474-5>
- Dewhurst, J., y Villalobos, M. (2017). The enactive automaton as a computing mechanism. *Thought: A Journal of Philosophy*, 6(3), 185-192. <https://doi.org/10.1002/tht3.247>
- Di Paolo, E. A., y Thompson, E. (2024). *The enactive approach*. En Shapiro, L., y Spaulding, S. (Eds.), *The Routledge handbook of embodied cognition* (pp. 85-97). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003322511-10>
- Dietrich, E., y Markman, A. B. (1998). All information processing entails computation, or, if A. R. Fisher had been a cognitive scientist... *Behavioral and Brain Sciences*, 21(5), 637-638.
- Drayson, Z. (2025). Defending the medium-independence of computation. *Mind & Language*, 40(4), 458-467. <https://doi.org/10.1111/mila.12536>
- Eliasmith, C. (1997). Computation and dynamical models of mind. *Minds and Machines*, 7(4), 531-541. <https://doi.org/10.1023/A:1008296514437>
- Eliasmith, C. (2003). Moving beyond metaphors: understanding the mind for what it is. *The Journal of Philosophy*, 100(10), 493-520. <https://doi.org/10.2307/3655596>
- Engel, A. K., Fries, P., y Singer, W. (2001). Dynamic predictions: oscillations and synchrony in top-down processing. *Nature Reviews Neuroscience*, 2(10), 704-716. <https://doi.org/10.1038/35094565>
- Favela, L. H. (2020). Dynamical systems theory in cognitive science and neuroscience. *Philosophy Compass*, 15(8), e12695. <https://doi.org/10.1111/phc3.12695>
- Fodor, J. A. (1980). Methodological solipsism considered as a research strategy in cognitive psychology. *Behavioral and Brain Sciences*, 3(1), 63-73. <https://doi.org/10.1017/S0140525X00001771>
- Garson, J. (2017). A generalized selected effects theory of function. *Philosophy of Science*, 84(3), 523-543. <https://doi.org/10.1086/692146>
- Glennan, S. (2017). *The new mechanical philosophy*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198779711.001.0001>
- Hohwy, J. (2020). New directions in predictive processing. *Mind & Language*, 35(2), 209-223. <https://doi.org/10.1111/mila.12281>
- Isaac, A. (2018). Embodied cognition as analog computation. *Reti, Saperi, Linguaggi*, 2, 239-262. <https://www.rivisteweb.it/doi/10.12832/92298>
- Kaplan, D. M., y Bechtel, W. (2011). Dynamical models: an alternative or complement to mechanistic explanations? *Topics in Cognitive Science*, 3(2), 438-444. <https://doi.org/10.1111/j.1756-8765.2011.01147.x>
- Kelso, J. A. S. (1995). *Dynamic patterns: the self-organization of brain and behavior*. MIT Press.
- Kim, Y., Li, Y., Park, H., Venkatesha, Y., Hambitzer, A., y Panda, P. (2023). Exploring temporal information dynamics in spiking neural networks. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 37(7), 8308-8316. <https://doi.org/10.1609/aaai.v37i7.25902>
- Kohár, M. (2023). *Neural machines: a defense of non-representationalism in cognitive neuroscience*. Springer. 31-51. https://doi.org/10.1007/978-3-031-26746-8_3
- Korbak, T. (2021). Computational enactivism under the free energy principle. *Synthese*, 198(7), 2743-2763. <https://doi.org/10.1007/s11229-019-02243-4>
- Kotler, S., Mannino, M., Friston, K., Buzsáki, G., Kelso, J. A. S., y Dumas, G. (2025). Pathfinding: a neurodynamical account of intuition. *Communications Biology*, 8(8), 1214. <https://doi.org/10.1038/s42003-025-08612-9>
- Kudithipudi, D., Schuman, C., Vineyard, C. M., Pandit, T., Merkel, C., Kubendran, R., Aimone, J. B., Orchard, G., Mayr, C., Benosman, R., Hays, J., Young, C., Bartolozzi, C., Majumdar, A., Cardwell, S. G., Payvand, M., Buckley, S., Kulkarni, S., Gonzalez, H. A., ...S Furber, S. (2025). Neuromorphic computing at scale. *Nature*, 637(8047), 801-812. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-08253-8>
- Machamer, P., Darden, L., y Craver, C. F. (2000). Thinking about mechanisms. *Philosophy of Science*, 67(1), 1-25. <https://doi.org/10.1086/392759>
- Maley, C. J. (2023). Medium independence and the failure of the mechanistic account of computation. *Ergo an Open Access Journal of Philosophy*(10). <https://doi.org/10.3998/ergo.4658>
- Maley, C. J. (2025). Declaring independence from medium independence. *Mind & Language*, 40(4), 448-457. <https://doi.org/10.1111/mila.12543>
- Miłkowski, M. (2013). *Explaining the computational mind*. MIT Press.
- Miłkowski, M. (2017). Objections to computationalism. A short survey.
- Millidge, B., Tang, M., Osanlouy, M., y Bogacz, R. (2023). *bioRxiv*.

- <https://doi.org/10.1101/2023.05.15.540906>
- Mollo, D. C. (2019). Are there teleological functions to compute? *Philosophy of Science*, 86(3), 431-452. <https://doi.org/10.1086/703554>
- Newell, A., y Simon, H. A. (1976). Computer science as empirical inquiry: symbols and search. *Communications of the ACM*, 19(3), 113-126. <https://doi.org/10.1145/360018.360022>
- Newen, A., De Bruin, L., y Gallagher, S. (2018). *The Oxford handbook of 4E cognition*. Oxford University Press.
- Piccinini, G. (2015). *Physical computation: a mechanistic account*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199658855.001.0001>
- Piccinini, G. (2018). Computation and representation in cognitive neuroscience. *Minds and Machines*, 28(1), 1-6. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9461-x>
- Piccinini, G. (2020). *Neurocognitive mechanisms: explaining biological cognition*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198866282.001.0001>
- Piccinini, G. (2022). Situated neural representations: solving the problems of content. *Frontiers in Neuroinformatics*, 16(16). <https://doi.org/10.3389/fnbot.2022.846979>
- Piccinini, G., y Bahar, S. (2013). Neural computation and the computational theory of cognition. *Cognitive Science*, 37(3), 453-488. <https://doi.org/10.1111/cogs.12012>
- Piccinini, G., y Scarantino, A. (2011). Information processing, computation, and cognition. *Journal of Biological Physics*, 37(1), 1-38. <https://doi.org/10.1007/s10867-010-9195-3>
- Rathi, N., Chakraborty, I., Kosta, A., Sengupta, A., Ankit, A., Panda, P., y Roy, K. (2023). Exploring neuromorphic computing based on spiking neural networks: algorithms to hardware. *ACM Computing Surveys*, 55(12), 1-49. <https://doi.org/10.1145/3571155>
- Rumelhart, D. E., y McClelland, J. L. (1986). (vol. 1). *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition*. MIT Press.
- Shagrir, O. (2022). *The nature of physical computation*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780197552384.001.0001>
- Stinson, C., y Sullivan, J. A. (2017). *Mechanistic explanation in neuroscience*. En Glennan, S., y Illari, P. (Eds.), *The Routledge handbook of mechanisms and mechanical philosophy* (pp. 375-388). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315731544-28>
- Thompson, E. (2007). *Mind in life: biology, phenomenology, and the sciences of mind*. Harvard University Press.
- Tognoli, E., Benites, D., y Kelso, J. A. S. (2020). A blueprint for the study of the brain's spatiotemporal patterns. *Journal of Behavioral and Brain Science*, 10(7), 281-322. <https://doi.org/10.4236/jbbs.2020.107018>
- Tognoli, E., y Kelso, J. A. S. (2014). The metastable brain. *Neuron*, 81(1), 35-48. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2013.12.022>
- Van Gelder, T. (1995). What might cognition be, if not computation? *The Journal of Philosophy*, 92(7), 345-381. <https://doi.org/10.2307/2941061>
- Van Gelder, T. (1998). The dynamical hypothesis in cognitive science. *Behavioral and Brain Sciences*, 21(5), 615-628. <https://doi.org/10.1017/S0140525X98001733>
- Port, R. F., y van Gelder, T. (1995). *It's about time: an overview of the dynamical approach to cognition*. En Port, R. F., y van Gelder, T. (Eds.), *Mind as motion: explorations in the dynamics of cognition* (pp. 1-43). MIT Press.
- Varela, F. J., Thompson, E., y Rosch, E. (2017). *The embodied mind, revised edition: cognitive science and human experience*. MIT Press.
- Villalobos, M., y Dewhurst, J. (2016). Cognición, computación y sistemas dinámicos: vías para una posible integración teórica. *Límite*, 11(36), 20-31. <https://revistalimite.uta.cl/index.php/limite/article/view/57>
- Villalobos, M., y Dewhurst, J. (2017). Why post-cognitivism does not (necessarily) entail anti-computationalism. *Adaptive Behavior*, 25(3), 117-128. <https://doi.org/10.1177/1059712317710496>
- Villalobos, M., y Dewhurst, J. (2018). Enactive autonomy in computational systems. *Synthese*, 195(5), 1891-1908. <https://doi.org/10.1007/s11229-017-1386-z>
- Villalobos, M., y Ward, D. (2015). Living systems: autonomy, autopoiesis and enaction. *Philosophy & Technology*, 28(2), 225-239. <https://doi.org/10.1007/s13347-014-0154-y>
- Ward, D., Silverman, D., y Villalobos, M. (2017). Introduction: the varieties of enactivism. *Topoi*, 36(3), 365-375. <https://doi.org/10.1007/s11245-017-9484-6>
- Zhu, Z., Chen, K., Lin, W., Yan, H., Liang, L., Wang, G., Song, X., Zhang, C., y Wang, Z. (2025). Recent advances in spike-based neural coding for tactile perception. *Microsystems & Nanoengineering*, 11(11), 212-212. <https://doi.org/10.1038/s41378-025-01074-3>

Zhu, H., He, F., Zolotavin, P., Patel, S., Tolia, A. S., Luan, L., y Xie, C. (2025). Temporal coding carries more stable cortical visual representations than firing rate over time. *Nature Communications*, 16(16), 7162. <https://doi.org/10.1038/s41467-025-62069-2>