

Dinámica del error de concordancias plurales en un corpus de cuatro aprendientes italianos de español L2

The dynamics of agreement errors in a corpus of four Italian learners of Spanish L2

Pablo Ezequiel Marafioti

Universidad Nacional de Córdoba (Argentina)

kenavo38@yahoo.com

RESUMEN

Se propone analizar la evolución de la producción de concordancia plural en cuatro aprendientes italianos de español L2, en un estudio de caso longitudinal, mediante el marco teórico de los sistemas dinámicos. Se crearon dos series temporales para cada alumno, tipificando la producción según: no error, error de género, de no inserción de -e- epentética ("-es"), de plural y mixtos. Luego dichas series se abordaron mediante técnicas no lineales cuantitativas que involucraban entropías y análisis de recurrencias. El objetivo consistió en encontrar periodos de transición en la dinámica del error e identificar sesiones donde se promoviera el aprendizaje.

Palabras clave: lengua segunda, sistemas complejos, concordancia, número, plural

ABSTRACT

This article analyzes the evolution in the production of plural agreement in four Italian learners of Spanish L2, a longitudinal case study, using the dynamical systems approach. Two time series for each student were created, tagging production of agreement with: no error, gender error, error due to no insertion of epenthetic -e- ("-es"), plural error and mixed error. Then these series were treated with quantitative nonlinear techniques involving entropies and recurrence analysis. The main goal consisted in finding transitions periods in error dynamics and identifying sessions in which learning was promoted.

Keywords: second language, complex systems, agreement, number, plural

1. GÉNERO, NÚMERO Y CONCORDANCIA EN ESPAÑOL

La categoría gramatical del GÉNERO asigna sustantivos a dos (o más) clases y es una propiedad léxica inherente al nombre. Dicha asignación puede basarse en criterios semánticos, morfológicos o fonológicos (Corbett, 1991). En español algunos sustantivos animados poseen su género basado en alguna característica de su referente, como por ejemplo el sexo biológico (criterio semántico): (a) *el hombre / la mujer*; (b) *el gat-o / la gat-a*. En (a) la asignación a las clases "femenino" y "masculino" se expresa mediante bases léxicas diferentes; en cambio, en (b) la misma base léxica toma diferentes morfemas para expresarla; es decir que el criterio resulta también morfológico. En lo concerniente al criterio fonológico, a modo de ejemplo, las formas en *-i* y *-u* tienden a ser masculinas (*el espíritu, el taxi, pero: la tribu*). Además, los segmentos *-ma* y *-ta* también determinan la pertenencia al masculino (*el problema, el planeta*). Formalmente, los nombres terminados en *-a* son en general femeninos (96.3 %) y los terminados en *-o*, masculinos (99.8 %) [Alarcón, 2011]. Sin embargo, existen formas menos prototípicas que asignan ambas clases; aquellas en *-e*: *el puente, la suerte*, y en consonante: *el camión, la canción*; así como excepciones infrecuentes del tipo: *la mano, la foto, el día, la radio*. Incluso hay casos donde el cambio de clase implica un cambio de significado: *el libro / la libra; el capital / la capital*. Si bien los nombres en español solo se asignan a una de las clases de género, casi todos ellos pueden exhibir la categoría gramatical de NÚMERO en sus rasgos 'singular' o 'plural'. Formalmente, el plural de los nombres acabados en vocal no acentuada se forma añadiendo *-s* (*libros, barcos*); mientras que agregan *-es* aquellos acabados en consonante (*relojes, paredes*), a través de inserción fonológica de una *-e-* epentética. Los que finalizan en *-e* acentuada solo admiten plural en *-s* (*bebés, cafés*), mientras que las demás vocales acentuadas tienden a presentar dobles (*esquí / esquís; tabú / tabúes*). Por otro lado, los nombres terminados en vocal inacentuada seguida de */-s/* no varían (*lunes, tórax, crisis, hipótesis*). En general en los sustantivos concretos y contables, la oposición singular / plural indica cuantificación ('uno' / 'más de uno') de un *mismo* referente. En cambio, en los nombres de sustancia, abstractos y colectivos, su pluralización apunta en su mayoría a un referente distinto y/o conlleva un significado diferente: (a) contable / incontable: *algodón / algodones*; (b) abstracto / persona u evento: *autoridad / autoridades, locura / locuras*; (c) plural estilístico: *gente / gentes*. Asimismo, los plurales que refieren a objetos complejos no son significativos (*tijera / tijeras*); mientras que en otros casos cambia completamente el referente al pluralizarse (*esposa / esposas*). Por último, existen algunas formas sin plural (*fe, salud*). A diferencia del género (inherente al nombre), el número es transcategorial: lo pueden manifestar sustantivos, verbos, adjetivos, artículos y pronombres. En general, adjetivos, artículos y pronombres forman el plural siguiendo las reglas morfofonológicas arriba descriptas; a excepción de las formas invariables en los relativos: *lo que, lo cual, cuanto*; los interrogativos: *qué, cuánto*; y los indefinidos: *nada, ninguno/a, cada, más, menos, demás*. Todos los demostrativos, posesivos y artículos cuentan con formas de singular y plural, dejando de lado a las formas neutras *esto, eso, aquello, lo* (Ambadiang, 1999).

La concordancia se define como una relación entre rasgos sub-léxicos (pares 'valor: atributo') de los ítems léxicos (O' Grady, 2005). En español dichos rasgos son 'persona', 'número' y 'género', junto a sus valores. Corbett (2006) denomina *controlador* al ítem léxico que determina la concordancia y *objetivo* al elemento cuya forma es determinada por aquel. Se denomina *dominio* al entorno sintáctico en el cual ocurre la concordancia. La

concordancia se establece por covarianza sistemática de rasgos. En el presente trabajo el controlador será nominal, presente y expresará sus rasgos abiertamente. Por otra parte, los objetivos consistirán en artículos (definidos e indefinidos), adjetivos y pronombres (demostrativos, posesivos, indefinidos). Usarán morfemas ligados (flexión) para expresar concordancia; con marcado obligatorio; usando morfología regular, productiva y con diferentes grados de aliteración. Concuerdan con un solo controlador obligatoriamente. Los dominios relevantes serán el sintagma nominal; el sintagma verbal (predicativo) y la oración subordinada. La concordancia se considerará asimétrica (el género y número de los objetivos dependen del controlador nominal). En lo que atañe a la concordancia a larga distancia, se considerarán como tales aquellas del adjetivo (en función predicativa) con el controlador con verbos copulativos (*ser, estar, parecer, quedar, etc.*), también dentro de una oración subordinada relativa. El caso de elipsis en posición predicativa no será considerado como a larga distancia sino como local [*Los libros interesantes son los [libros] rojos*]. Tampoco se considerará la concordancia en la voz pasiva con *ser* pero sí con *estar* [*Las mesas están servidas*].

2. SISTEMAS DINÁMICOS EN L2

Un *sistema dinámico* es aquel que cambia en el tiempo. El sistema posee un conjunto de componentes que interactúan de una forma determinada para generar un *estado* particular (Larsen Freeman y Cameron, 2008). Un *estado* se define como un patrón de actividad determinado del sistema en un punto determinado del tiempo. Los componentes pueden ser entidades, procesos e incluso otros (sub-)sistemas. Si un sistema se cataloga como *simple*, dichos componentes se hallan conectados de una manera que resulta en un comportamiento predecible y sin cambios abruptos. Ello quiere decir que una vez especificadas las reglas que gobiernan el sistema, es posible conocer sus estados futuros. Por otro lado, un sistema que es *complejo* conlleva una serie de características que lo diferencian de sus contrapartes simples. A saber:

- (1) Heterogeneidad. Los componentes del sistema pertenecen a tipos diferentes y podrían ser incluso otros sistemas complejos.
- (2) Dinamismo. Los componentes y su forma de interactuar entre sí cambian con el tiempo.
- (3) Falta de anidamiento. Las variables se relacionan con otras que se hallan en otros niveles. No obstante, dicha relación no puede pensarse como «jerárquica» ya que la influencia entre las variables puede funcionar en cualquier dirección.
- (4) Proceso iterativo. El sistema es afectado por flujos provenientes del ambiente y por el estado previo del sistema.
- (5) Falta de linealidad. En un sistema lineal la relación entre los elementos está fija y el cambio es constante y proporcional al input recibido. Por otra parte, un escenario no lineal es aquel donde las relaciones entre elementos del sistema se mueven constantemente y el cambio no es proporcional.
- (6) Interacción con el ambiente. El ambiente o contexto es el origen de la información (recursos) necesaria para que el sistema lleve a cabo la dinámica. Sin embargo, dichos recursos son escasos. Existe un flujo constante de información del ambiente hacia el sistema y viceversa. Esta «apertura» quiere decir que el sistema permite la salida o entrada de energía; con lo cual, el contexto mismo forma parte del sistema y contribuye a su complejidad. Asimismo, el sistema ajusta de modo constante su

respuesta a los cambios del ambiente; o sea, se adapta a transformaciones del contexto.

(7) Auto-organización. Se produce un incremento de complejidad por medio de la creación de nuevas formas. Dichas formas no se hallaban codificadas en las condiciones iniciales. En consecuencia, el sistema se auto-organiza generando patrones más complejos. Esto se realiza al costo de consumir energía del ambiente (porque es sistema es abierto). Además, se depende de la disponibilidad de información en el ambiente.

(8) Fractalidad. Es un patrón que existe en un nivel de escala del sistema y también para cualquier otro nivel de escala. El sistema se vuelve similar a sí mismo.

Varios artículos han explorado la relación entre los sistemas dinámicos complejos y la adquisición de lenguas extranjeras: Larsen Freeman (1997, 2011, 2015), Lowie (2013); De Bot et al. (2007, 2013); Jiménez-Ramírez (2020).

Un alumno, al aprender una lengua, crea variabilidad, o sea, produce nuevas formas que no están codificadas en el input: "errores". La interacción entre los parámetros de un sistema dinámico eventualmente hace que surja una coordinación entre ellos, emergiendo un patrón coherente que se perpetúa en el tiempo: el atractor; que se representa como puntos recurrentes en una región del espacio de fase. Es decir que los alumnos vuelven a cometer patrones de errores recurrentes; incluso quedando atrapados en un estado de bimodalidad (por ejemplo, un alumno italiano podría cometer el error *los alemanos / alemanes*, aplicando la estrategia de aprendizaje "-i" > "-os": "tedesch-i" > "aleman-os"). O bien, si la adquisición avanza, se acercan a una región del estado de fase cuyos patrones son muy similares a los del hablante nativo en la misma situación de comunicación y con el mismo objetivo pragmático. El sistema también se podría apartar de ciertos estados, los cuales constituyen "repulsores" en el espacio de fase. Sin embargo, los atractores poseen diferentes grados de fuerza; de ahí que los alumnos persistan en la reproducción de determinado patrón antes de saltar a un patrón diferente.

Las condiciones iniciales de cada alumno son distintas, y, por lo tanto, los trayectos de aprendizaje también. Esto es así porque un estado del sistema depende del anterior, o sea, depende del conocimiento (habilidades) adquirido por el estudiante en particular. En otras palabras, las condiciones de los diferentes subsistemas (fonológico, morfológico, sintáctico, etc.) en un punto temporal determinan la producción en el siguiente. El aprendizaje depende asimismo de los recursos del "ambiente cognitivo": memoria de trabajo, atención, motivación, esfuerzo, etc.; y el estado del sistema se adapta a cambios en dichos factores. El sistema puede ser "perturbado" en cualquier momento por transformaciones repentinas del "ambiente cognitivo".

Los alumnos adaptan, pues, su producción al contexto, que es cambiante; lo cual desencadena fluctuaciones y variabilidad. Ello equivale a decir que el aprendizaje no resulta lineal: un estudiante no aprende completamente un patrón para luego pasar al siguiente. En consecuencia, no es plausible pensar el aprendizaje desde la metáfora de una «escalera», en la cual los aprendientes pasan por estadios discretos de menor a mayor complejidad en sentido ascendente, partiendo de un "escalón inicial" y llegando a un "escalón final" o estado nativo (Larsen-Freeman, 2006). No existen estadios discretos sin variabilidad; estos son atractores en los que determinadas formas dominan en frecuencia sobre otras.

Además, se encuentran factores que son decisivos para el comportamiento del sistema. Estos se denominan variables controladoras, ya que, más allá de un cierto valor (punto crítico) el sistema sufre un cambio cualitativo (bifurcación) y se reorganiza hacia una nueva

configuración de atractores. El atractor inicial se vuelve inestable y comienza a fluctuar cada vez más, llevando a saltos y discontinuidades. Como resultado *emergen* nuevos patrones que, eventualmente, se vuelven estables. Cerca del atractor hay linealidad y continuidad; en cambio, cerca de una transición se observan discontinuidad y saltos (variabilidad). En suma, opera un mecanismo acumulativo de competencia entre las formas hasta atravesar el punto crítico, lo cual dispara el cambio de dinámica (Larsen- Freeman y Cameron, 2008). Por ejemplo, en el contexto de un locativo puede dominar la forma *estar*, y en el contexto de los adjetivos psico-físicos la forma de *ser*: *está en su casa porque *es enfermo*; en el cambio de fase observaríamos gran variabilidad entre *ser* y *estar* con dichos adjetivos; luego la dinámica se estabilizaría -con algunas perturbaciones que llevarán a errores, por supuesto- en una nueva configuración *estar + lugar / + adjetivos psico-físicos*. Recuérdese asimismo que los atractores no son irreversibles porque dependen de las condiciones del ambiente. Por ejemplo, luego de años de práctica, las configuraciones de *estar + lugar / + adjetivos psico-físicos / + adjetivos léxicos* (*el libro está ahí / mi amigo está contento; es un chico listo - la cena está lista*) pueden lograr precisión arriba del 85% (atractor más estable) pero las del tipo *está triste porque lo dejó la novia / es un niño triste* seguramente experimentarían mucha más variabilidad (atractor menos estable).

La auto-organización, es decir, el hecho de que el sistema avance hacia nuevas configuraciones estables y no presentes en las condiciones iniciales, implica una reorganización en la información. Aprender significa que la información se vuelva más clara, que haya más certidumbre, ya que los atractores que emergen tienden a la estabilidad, hay menos períodos de intermitencia de error. Para usar el ejemplo anterior, en el contexto del locativo y del adjetivo psico-físico, el aprendiente usará con más probabilidad *estar* que *ser*. Al auto-organizarse, el sistema del aprendiente reduce la incertidumbre (donde tenía más dudas sobre qué forma utilizar ahora tendrá menos) y la complejidad de lo aprendido (lo que era difícil ahora es más fácil).

El aprendiente no es un mero receptor pasivo de input. En lugar de «input», es mejor hablar de *affordances* o percepción de oportunidades de aprendizaje. Se trata de relaciones aprendiente-entorno comunicativo, que el mismo aprendiente percibe como posibilidad o potencialidad de aprendizaje. Una vez detectada la oportunidad en la interacción comunicativa, el aprendiente pasará a la acción adaptando los recursos de expresión de los cuales dispone. Dichas potencialidades para la acción son percibidas por los aprendientes mientras están activos; o sea, participando de actividades y tareas comunicativas. No es que las características del input (frecuencia, saliencia, etc.) por sí solas promuevan la adquisición. Resulta esencial que el aprendiente note que una forma frecuente del input lo ayudará a mejorar. Lo que no se perciba como oportunidad para la acción, aunque sea frecuente, constituye «ruido». En consecuencia, lo más frecuente, saliente, menos ambiguo, etc. no necesariamente se adquiere antes (Larsen- Freeman, 2015).

Por otra parte, los sistemas son iterativos: lo que resulta de una iteración se usa como punto de partida para la siguiente. Lo que promueve la adquisición es la repetición de los mismos eventos de uso del lenguaje a lo largo de tareas comunicativas diferentes. La repetición no es vista como replicación exacta sino como mecanismo de generación de variabilidad (Larsen Freeman, 2012). No repetir el mismo evento de lenguaje de la misma forma crea más opciones como recursos para expresión de significados. Cada actividad comunicativa conlleva sus propios objetivos. La repetición de construcciones en actividades diferentes permite que el aprendiente las adapte a los nuevos objetivos comunicativos. En suma, la iteración, al generar variabilidad, provee de opciones para adaptarse a nuevos contextos y satisfacer diferentes necesidades comunicativas.

3. ANTECEDENTES

Los artículos que han seguido este enfoque se han centrado en producción escrita; generalmente buscando evidencia de que la adquisición de lenguas segundas se rige efectivamente por los principios de los sistemas dinámicos arriba descritos. Varios de ellos han usado también el modelo ecológico de Paul Van Geert (1994, 1995, 2003); en el cual las variables interactúan entre sí por medio de varias relaciones funcionales y compiten por la disponibilidad de recursos limitados (memoria de trabajo, atención, motivación, tiempo invertido en el aprendizaje, conocimiento pre-existente, etc.). Estos recursos ejercen un efecto de curvatura en lo que otra de forma sería un crecimiento exponencial de dichas variables. Las relaciones entre éstas pueden ser: (a) de soporte: ambas se desarrollan al unísono porque se refuerzan mutuamente (correlación positiva); (b) de competición: cuando una crece la otra decrece debido a la competición entre ellas (correlación negativa); (c) condicional: se necesita que una variable llegue a un cierto nivel para que la otra empiece a crecer.

Verspoor, Lowie y Van Dijk (2008) estudiaron las producciones escritas a lo largo de dos años en un estudiante holandés de inglés L2 (nivel superior). La relación entre la longitud media de los SNs y el ratio palabras / verbos finitos (ambas medidas de complejidad) fue en general de apoyo mutuo; sin embargo, al principio de la trayectoria se registró un poco de competición entre las variables. Esto significa que, si bien en general la complejidad de los SNs aumenta junto a la oracional, al principio el aprendiente buscó complejizar produciendo SNs más largos a expensas de oraciones con verbos finitos, una estrategia común en holadés.

Ellis y Ferreira (2009) encontraron, en estudiantes de inglés L2, evidencia de distribuciones de Zipft; las cuales siguen una ley de potencia, que constituye un posible índice de fractalidad. Examinaron la adquisición de tres tipos de construcciones: (a) Verbo + locativo: *come here!*; (b) Verbo + objeto + locativo: *put it over there*; (c) Verbo + objeto1 + oobjeto2 (ditransitiva): *give the book to me / give me the book*. Hallaron evidencia de ley de potencia en la distribución de los tipos de verbos usados en cada construcción tanto en el input como en el output. Es decir que la frecuencia de cada tipo de verbo era inversamente proporcional a su posición en la tabla de frecuencias para cada construcción en particular. Además, comparando los verbos pertenecientes a cada construcción, el tipo de verbo de más frecuencia en el input era siempre mucho más frecuente que los otros verbos, resultaba ser además altamente prototípico y de significado genérico. O sea, un input que sigue la distribución de Zipft ayuda a optimizar el aprendizaje ofreciendo ejemplares prototípicos, frecuentes y ampliamente aplicables a varios contextos. Con dichos verbos el aprendiente se forma «una construcción marco», a partir de la cual puede reclutar los otros verbos para cada construcción.

Caspi (2010) siguió durante diez meses a cuatro estudiantes de inglés L2 de nivel avanzado. Consideró cuatro niveles jerarquizados de conocimiento de vocabulario de menor a mayor uso en producción: (1) reconocimiento; (2) recuperación de la memoria; (3) producción controlada; (4) producción libre. Halló que los niveles (1) y (2) más pasivos se apoyaban entre sí; en cambio, los más activos (3) y (4) competían entre sí. También estudió las variables de precisión y complejidad en la sintaxis y el léxico en producción escrita. Encontró que las variables de precisión y complejidad en el dominio léxico evidenciaban competición débil, mientras que en el dominio sintáctico se reforzaban entre sí. Por otro lado, la competición más fuerte se produjo entre la precisión léxica y la complejidad sintáctica.

Spoelman y Verspoor (2010) investigaron el desarrollo del sistema de casos en un estudiante holandés principiante de finés L2. A pesar de que el sistema de casos constituye un desafío de aprendizaje, la precisión se mantuvo entre el 80-100 %. La tasa de error superó el 10 % solamente en el partitivo y el nominativo singular, notorios por su morfología no transparente y complejidad semántica. Hallaron dos etapas de adquisición, con aumento de variabilidad en la vecindad de una transición de fase de una etapa a la otra. Por un lado, la complejidad en el nivel de la palabra evidenció relaciones de mutuo refuerzo con la complejidad tanto a nivel del SN como de la oración. Por otro lado, la complejidad en la palabra estuvo en competición con la de la oración, estabilizándose al final.

Eskildsen (2012) estudió a dos aprendientes hispano hablantes de inglés L2 (Carlos y Valerio). Eran datos longitudinales de entre dos años y medio y tres años. Se focalizó en la adquisición de la negación. Las trayectorias de aprendizaje de ambos fueron diferentes. En el caso de Carlos, se caracterizó por: alta frecuencia de la fórmula «I don't know»; una competencia entre los patrones «SUJETO don't VERBO» (correcto) y «SUJETO no VERBO» (incorrecto). Valerio también exhibió alta frecuencia de «I don't know». No obstante, ello y a diferencia de Carlos, al principio dominó el patrón «SUJETO don't VERBO por sobre «SUJETO no VERBO». Luego la dominancia se dio a la inversa; y, al final, el patrón «SUJETO no VERBO» bajó su frecuencia hasta casi desaparecer. En consecuencia, las trayectorias fueron específicas de los aprendientes y no se conformaban a estadios «universales» de adquisición.

Baba y Nitta (2013) estudiaron la fluidez (cantidad de palabras) en producciones escritas con tiempo limitado (10 minutos). Siguió a dos estudiantes japoneses de inglés L2 durante un año académico. Hallaron evidencia de al menos una transición / bifurcación en cada estudiante según cuatro índices: (a) saltos repentinos de frecuencia en los datos; (b) aumento de la variabilidad cerca de la transición de fase; (c) presencia de un elemento de «catálisis» que empuja al sistema hacia un nuevo estadio; (d) cambios cualitativos en el modo de escribir. Los índices (a) y (b) se analizaron cuantitativamente y los otros cualitativamente. Por ejemplo, se observaron (a partir de comentarios de los alumnos para cada composición) como elementos catalizadores la auto-confianza y la facilidad del tópico elegido. En cuanto a cambios cualitativos, se notó, por ejemplo, que, en la segunda etapa, se producían escritos con más párrafos y más sintéticos; o bien subdividiéndolos con subtópicos.

Lowie et al. (2014) también encontraron evidencia de fractalidad en el aprendizaje, detectando «ruido rosa». Por medio de un análisis espectral, la variabilidad fue analizada relacionando la magnitud de los cambios en el sistema con la frecuencia en la que éstos ocurren. Si todas las magnitudes de cambio ocurren con igual frecuencia, entonces el patrón es totalmente estocástico e impredecible, asociado al «ruido blanco». En el extremo opuesto, si la magnitud del cambio es completamente (inversamente) proporcional a la frecuencia de ocurrencia, se observa un comportamiento hiper-regulado o «ruido marrón». El «ruido rosa» es la situación óptima de organización u coordinación entre subsistemas (ya que permite la adaptación rápida), que se encuentra entre ambos extremos. A lo largo de 6 años se estudiaron los tiempos de reacción de un individuo en una tarea para nombrar palabras en holandés (L1) e inglés (L2). Los resultados arrojaron, previsiblemente, más coordinación («ruido rosa») en L1 que en L2, pero también un aumento de la coordinación en L2 a medida que se incrementaba el nivel de competencia del aprendiente. Además, luego de un período de práctica intensiva en la L2, los datos evidenciaban incluso una tendencia hacia el «ruido rosa», interpretado como incremento en la auto-organización del sistema de aprendizaje.

4. CORPUS Y VARIABLES CREADAS

Se analizaron datos de cuatro casos de estudiantes de español como lengua extranjera. Se trató de cuatro alumnos adultos, de lengua nativa italiana, estudiantes del Instituto Cervantes de Milán en el año académico 2008/09. Cada alumno poseía un nivel distinto de competencia lingüística (según el Marco Común Europeo de Referencia). Se hicieron entrevistas de 30 minutos entre el alumno y el investigador (autor de este trabajo). La tarea consistió en una conversación no estructurada, sobre temas acordes al nivel de competencia del sujeto. Dichas entrevistas tuvieron lugar aproximadamente cada 20 días, según la disponibilidad de los alumnos. Cada alumno realizaba simultáneamente el curso de español. Hubo entre doce y catorce entrevistas por alumno. El *corpus* estuvo constituido por los siguientes conjuntos de transcripciones: SONIA (nivel A1/A2): 12 transcripciones; NATI (nivel B1): 14 transcripciones; JAKO (nivel B2): 14 transcripciones; MIRKA (nivel C1): 12 transcripciones. El cuadro que sigue muestra el perfil de cada alumno.

Alumno	Nivel	Profesión	L1	Horas de español previas	Otras L2 estudiadas
SONIA	A1 / A2	Investigadora	Italiano	0 horas	alemán -inglés
NATI	B1	Empleada	Italiano	120 horas	Francés – inglés
JAKO	B2	Estudiante	Italiano	240 horas	Inglés
MIRKA	C1	Programadora	Italiano	360 horas	Japonés – inglés

Tabla 1. Perfil de los sujetos

La codificación y transcripción de los datos se hizo mediante el formato CHAT, siguiendo a Mac Whinney (2020). El siguiente constituye un ejemplo de transcripción del aprendiente SONIA (sesión 2):

```

1 @Begin
2 @Languages: spa
3 @Participants: STU Sonia Participant, INV Pablo Investigator
4 @ID: spa | sonia | | |female| | |Participant| |
5 @ID: spa | sonia | | |male| | |Investigator| |
6 *INV: háblame de tus amigos .
7 *STU: yo tengo muchos amigos [*0] .
8 *STU: Marina es fotógrafa .
9 *STU: ella quiere hacer fotos .
10 *STU: y para hacer fotos ella va a Londres (.) a París (.) a Madrid (.) a
    Berlino@s:ita a Roma .
11 *STU: por le@s:ita grande ciudades [*3] de Europa .
[...]
```

Cada concordancia se codificó con dos términos, pero pudiendo haber más términos “objetivo”: por ejemplo, en *los libros azules* se codificaron dos instancias: *los libros* y *libros*

azules. Se anotaron a continuación etiquetas en el corpus para realizar el conteo posterior. Son las siguientes: (i) [*0] = ausencia de error; (ii) [*1] = errores en el género; (iii) [*2] = errores debidos al uso de la terminación “(-e-)s”: (a) por no tomar en cuenta la última consonante de la raíz léxica, que exige un plural con “e” epentética en -(e)-s; (b) por uso en contexto incorrecto u omisión en correcto; (iv) [*3] = errores de plural, o sea ausencia de -s; (v) [*4] = errores mixtos por acumulación de los anteriores. Por ejemplo:

56 *STU: *leer o hablar con muchos personas* [*1]. → error de género: muchas personas. [SONIA, sesión 1]

148 *STU: *después les@s:ita eh@fp después las doce hay muchos trenos* [*2] → error de -e- epentética: muchos trenos. [SONIA, sesión 7]

293 *STU: *si pero los veneciano* [*3] *conocen donde ir por comprar mejor*. → error de plural: los venecianos. [SONIA, sesión 5]

144 *STU: *por les joven* [*4]. → error por acumulación: para los jóvenes. [SONIA, sesión 2]

El conteo se hizo con el programa CLAN (Mac Whinney, 2020). Se codificaron 1857 concordancias en total. Se crearon dos tipos de series con niveles idénticos (0, 1, 2, 3, 4) a las etiquetas descritas. La primera serie calificaba cada instancia de concordancia con dichas etiquetas. En cambio, en la segunda se calificaba el error de cada término de la concordancia; o sea, en una serie bi-variada. Así, por ejemplo, las primeras cuatro instancias de SONIA son: “muchos personas”, “muchos pueblos”, “mucho pensadores”, “otros autores”. En la primera serie se codifica como [1 0 3 0]; en cambio en la segunda es: SERIE_1 = [1 0 3 0] (primer término); SERIE_2 = [0 0 0 0] (segundo término).

5. OBJETIVOS

Los objetivos del presente trabajo son: (i) Aplicar a un corpus oral longitudinal técnicas de análisis no lineales; (ii) Identificar sesiones donde se promueve la adquisición; (iii) Descubrir posibles saltos cualitativos (bifurcaciones que reorganizan el aprendizaje); esto implica detectar posibles transiciones entre regímenes de errores. Se responderán las siguientes preguntas: (i) ¿Qué regímenes de dinámica diferente es posible identificar?; (ii) En particular, ¿cuáles sesiones destacan frente al resto por tener una mejor dinámica del error?; (iii) si hay un cambio en el aprendizaje, ¿Dónde se encuentra la transición?

Se llevó a cabo el análisis en R (R Core Team, 2017). El código empleado se encuentra en: https://github.com/pablomarafioti/PabloMarafioti/tree/master/dinamica_de_error/R%20scripts

6. MÉTODOS

Para analizar los datos se utilizaron las técnicas cuantitativas no lineales que se describen en los apartados que siguen.

6.1. El plano entropía – complejidad

En el campo de la teoría de la información (Cover y Thomas, 1991), la información de un evento en particular (“errores”, “ítems correctos”, etc.) está definida como el logaritmo (en base 2, si la unidad es el *bit*) de la probabilidad de dicho evento: $\log_2[p(x)]$. Los eventos improbables nos dan mayor información que los probables (nos “sorprenden” más). La entropía de *Shannon* sobre una función de masa de probabilidad (FMP) de la serie de los eventos¹: $\vec{\pi} = \{\pi_1, \dots, \pi_n\}$ reza: $-\sum_{i=1}^n p(\pi_i) \log_2 p(\pi_i)$. La entropía de permutación [*permutation entropy*] fue originariamente propuesta por Bandt & Pompe (2002). En lugar de tomar como base para el cálculo de la entropía de *Shannon* palabras W de longitud L , ellos propusieron asignar a cada palabra un patrón ordinal obtenido por comparación de los valores (símbolos) adyacentes que contiene la palabra W . Más formalmente (ver: Zanin et al., 2012; Ribeiro et al., 2012), considérese una serie de tiempo $\{x_t: t = 1, \dots, N\}$ y en cada punto s de dicha serie, un vector (palabra W) compuesto por D valores subsiguientes: $s \mapsto (x_s, x_{s+1}, \dots, x_{s+(D-2)}, x_{s+(D-1)})$. D se denomina *dimensión* y define el largo del vector/palabra. A cada palabra se asocia luego un patrón ordinal en términos de la permutación $\pi = (r_0, r_1, \dots, r_{D-1})$ del vector $(0, 1, \dots, D-1)$ de forma que se cumpla el orden creciente: $x_{s+r_0} \leq x_{s+r_1} \leq \dots \leq x_{s+r_{(D-2)}} \leq x_{s+r_{(D-1)}}$. Por ejemplo, para la serie $\{3,6,8,9,5,10,2\}$ y con $D = 2$ tenemos para $s = 1$ la palabra (3,6) que ya se encuentra en orden creciente, produciendo el patrón $\pi = (01)$. Para $s = 2$, la palabra (6,8) también produce $\pi = (01)$; en cambio para $s = 4$ obtenemos la palabra (9,5); que puesta en orden creciente es (5,9), y se le asigna el patrón $\pi = (10)$. Se habrá notado entonces que para $D = 2$, solo es posible un patrón creciente o uno decreciente, es decir, $\vec{\pi} = \{\pi_1 = (01), \pi_2 = (10)\}$; en general los posibles patrones para cada D siguen al factorial $D!$ si los valores de la serie son diferentes entre sí (no se repiten). El siguiente paso consiste en generar las probabilidades para cada patrón, siguiendo: $p(\pi_i) = \frac{\#\{s: s < N-D+1; s \in \pi_i\}}{N-D+1}$, donde $\#$ representa las frecuencias absolutas de cada patrón π posible. Se forma entonces la FMP $\vec{\pi} = \{p(\pi_1), \dots, p(\pi_{D!})\}$. Se define pues la entropía de permutación $H_s[P]$ en términos de la entropía de *Shannon* para los patrones π normalizada sobre el logaritmo de los patrones π posibles como sigue:

$$H_s[P] = -\frac{1}{\log_2 D!} \sum_{i=1}^{D!} p(\pi_i) \log_2 p(\pi_i)$$

Como se usa el logaritmo en base dos, está expresada en bits. La FMP para el ejemplo es: $\vec{\pi} = \left\{p(\pi_1 = 01) = \frac{4}{6}, p(\pi_2 = 10) = \frac{2}{6}\right\}$. Con lo cual se tiene: $H_s[P] = -\frac{1}{\log_2(2)} \left(\frac{4}{6} \log_2 \frac{4}{6} + \frac{2}{6} \log_2 \frac{2}{6}\right) = 0,9183$.

La medida de complejidad asociada (Lamberti et al., 2004; Ribeiro et al., 2012) está definida como el producto de la entropía de Shannon normalizada $H_s[P]$ y una medida de desequilibrio $Q_j[P, P_e]$, la denominada distancia de *Jensen - Shannon*, y que mide el grado de separación entre la distribución efectiva $P = \vec{\pi}$ de los patrones ordinales y una hipotética distribución uniforme de éstos: $P_e = \left\{\frac{1}{D!}\right\}$. Formalmente:

$$C_{sj}[P] = Q_j[P, P_e] H_s[P]$$

$$Q_j[P, P_e] = \frac{S\left[\frac{P + P_e}{2}\right] - \frac{S[P]}{2} - \frac{S[P_e]}{2}}{Q_{max}}$$

$$Q_{max} = -\frac{1}{2} \left[\frac{D! + 1}{D!} \log_2(D! + 1) - 2 \log_2(2D!) + \log_2(D!) \right]$$

La última expresión es la distancia máxima entre P y P_e cuando uno de los componentes de P tiene probabilidad 1 y los demás, probabilidad 0. Con esto es posible investigar la dinámica del sistema de aprendizaje en el plano $\vec{H}_s \times \vec{C}_{js}$. Una situación de máximo / mínimo conocimiento-incertidumbre no es compleja; o sea, sencillamente existe completo orden o desorden; por ello muchas medidas de complejidad (C) asignan $C = 0$ cuando H es mínima o máxima. A través del plano de incertidumbre / complejidad $H \times C$, podemos crear el espacio de fase del sistema de aprendizaje de un aprendiente, en el que cada estado (sesión) es un punto en dicho plano; e investigar el movimiento / trayectoria hacia, por ejemplo, un punto atractor que representa al "hablante nativo" (ausencia de error) o bien una región de atracción que represente al nivel superior, una vez cruzado un punto crítico.

Cabe preguntarse por la significancia de las medidas. Si se calculan las medidas H_s^{ruido} y C_{js}^{ruido} para un proceso de ruido estas deberían dar cercanas a uno para la entropía y cercanas a cero para la complejidad. Se genera una muestra de ruido para cada sesión (de tamaño n igual al de la sesión). Luego, se comparan los vectores con los valores de entropía H_s con H_s^{ruido} y C_{js} con C_{js}^{ruido} para cada aprendiente mediante un test de permutación para tendencia central con dos muestras *independientes* [Boninni et al., 2014]. Si se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias (diferencia de medias igual a cero) entre los datos observados y los que provienen de datos sin estructura, entonces se concluye que los datos observados poseen información relevante.

6.2. Análisis de cambio de punto

"Change Point Analysis" es una metodología que sirve para estimar el punto de una serie en el cual cambian las propiedades estadísticas de dicha serie. Se usará el método no paramétrico propuesto por Dehling et al. (2018), útil para series de datos no independientes y asimétricos. Se supone que las observaciones $(X_n)_{n \geq 1}$ provienen del modelo $X_n = \mu_n + Y_n$, donde $(\mu_n)_{n \geq 1}$ es una secuencia de constantes desconocidas y $(Y_n)_{n \geq 1}$ es un proceso estacionario con media cero. Dadas las observaciones X_1, \dots, X_n , se desea testear la hipótesis nula de que el proceso es estacionario: $H_0: \mu_1 = \dots = \mu_n$ contra la alternativa H_1 de que existe un punto k en el tiempo en el cual la locación (mediana) cambia: $\exists k: k \in \{1, \dots, n-1\}$ tal que $\mu_1 = \dots = \mu_k \neq \mu_{k+1} = \dots = \mu_n$. Para cada punto k se calcula el siguiente estadístico basado en el estimador de Hodges-Lehmann² entre la serie segmentada entre dos grupos $[1, k]$ y $[k+1, n]$ y se elige el máximo en valor absoluto:

$$T_n = \sqrt{n} \max_{1 \leq k \leq n} \frac{k}{n} \left(1 - \frac{k}{n} \right) | \text{med}\{(X_j - X_i): 1 \leq i \leq k, k+1 \leq j \leq n\} |$$

El estimador rechaza la hipótesis nula para valores (negativos o positivos) grandes del estadístico. Se calculó la entropía de permutación H_s ($D = 3$) por medio de una ventana móvil de largo $w = 80$ para cada aprendiente. Ya que los datos de la serie creada por la

ventana móvil no son independientes, se aplicó el método explicado para descubrir un punto de cambio de locación³.

6.3. Análisis cuantitativo de recurrencias

Recurrence Quantification Analysis o *RQA*, por sus siglas en inglés (Eckmann et al., 1987; Webber y Zbilut, 2005; Marwan et al., 2007; Webber y Marwan, 2015; Webber, Ioana y Marwan, 2016; Huffaker et al., 2017) es una técnica que permite medir propiedades de atractores en el espacio de fase [phase space] reconstruido. Los atractores se definen en términos de regiones en el espacio (multi-)dimensional que son visitadas una y otra vez por el sistema dinámico. *RQA* mide el grado de nuevas visitas del sistema en dichas regiones y computa ciertas medidas basadas en dichas recurrencias. El método fue introducido por Eckmann et al. (1987). Supóngase una trayectoria de vectores en el espacio de fase. Los componentes de estos vectores son parámetros. La evolución del sistema está representada por una serie de estos vectores, que representan su trayectoria. Sin embargo, en los datos reales por lo general no todos los parámetros necesarios para construir el espacio de fase pueden ser medidos; es decir que a menudo se tiene a disposición solamente un observable medido de modo discreto. Pero, si el sistema depende de más parámetros, o sea, si existe en un espacio multi-dimensional, ¿cómo reconstruirlo a partir de una sola variable observada? La solución yace en el hecho de que todas las variables de un sistema dinámico determinístico están relacionadas. Por ende, si en el tiempo τ solamente se conoce el valor de una variable x , entonces otra medida de dicha variable en $t + \tau$ (τ representa el *embedding delay*) portará implícitamente información sobre otras variables del sistema. Entonces, conociendo τ , si se deben obtener, por ejemplo, tres variables que actúen en el sistema, es posible reconstruir un vector tridimensional $(x(t), x(t + \tau), x(t + 2\tau))$. En general tenemos: $y_t = (x(t), x(t + \tau), x(t + 2\tau), \dots, x(t + (m - 1)\tau))$; donde m es la dimensión y τ , el retraso. Cada y_t es un punto en el espacio de fase reconstruido. Luego se calculan las distancias entre dichos puntos (entre los puntos en $t = i$ y $t = j$): $\delta_{ij} = \|y_i - y_j\|$. Se pueden usar diferentes normas para la distancia: *Euclídea*, *Manhattan*, etc. Dos puntos se declaran recurrentes si la distancia calculada es menor a un cierto radio ϵ : $\|y_i - y_j\| < \epsilon$. Entonces un gráfico de recurrencia [*RP*, *recurrence plot*, por sus siglas en inglés] se basa en las siguientes condiciones en una matriz de recurrencias:

$$\mathbf{R}_{i,j} = \theta(\epsilon - \|y_i - y_j\|); y_i \in \mathbb{R}^m; i, j = 1, \dots, N.$$

En donde: N es el número de estados de la trayectoria y_i , ϵ es el radio de recurrencia, $\|\cdot\|$ es una norma para calcular la distancia y θ es la función *Heaviside*:

$$\begin{cases} \theta(x) = 0 & x > \epsilon \\ \theta(x) = 1 & x < \epsilon \end{cases}$$

Por lo tanto, para todos los estados recurrentes (todos los y_i que se encuentran en el vecindario definido por el radio ϵ), $\mathbf{R}_{ij} = 1$, y se representa mediante un punto oscuro; alternativamente el estado no recurre y $\mathbf{R}_{ij} = 0$, representado por un punto blanco. Ya que un estado siempre recurre con sí mismo porque la distancia es cero, $\mathbf{R}_{ii} = 1$, la diagonal de la matriz se llama línea de identidad [*line of identity*, *LOI*, por sus siglas en inglés]. La matriz es simétrica respecto a dicha diagonal: $\mathbf{R}_{ij} = \mathbf{R}_{ji}$. Supongamos ahora que se tienen dos sistemas dinámicos, cada uno representado por las trayectorias x_i e y_i en el mismo espacio m -dimensional. El gráfico de cros-recurrencias [*CRP*, *cross-recurrence plot*] es una

extensión bi-variada del *recurrence plot* que permite cuantificar comportamientos similares en la evolución de dichas trayectorias. En este caso las distancias se computan entre ambas trayectorias. Luego el gráfico se construye en modo análogo al anterior:

$$R_{ij}^{x,y} = \theta(\epsilon - \|x_i - y_j\|); x_i, y_i \in \mathbb{R}^m; i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M.$$

El gráfico de recurrencia ilustra ahora cuándo un estado de un sistema "recurre" con un estado del otro sistema. La diagonal principal se llama "línea de sincronización" [*LOS, line of synchronization*], en la cual no necesariamente los sistemas visitan los mismos estados. A continuación, se presentan algunas de las medidas que se han propuesto para cuantificar la matriz de recurrencias.

(1) Recurrencia [Recurrence Rate; RR]. Porcentaje de puntos que recurren en la matriz R, incluyendo o no a la *LOI* (diagonal principal). En el caso del CRP debe estar la diagonal principal si se desea investigar el grado de sincronización entre ambos sistemas.

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}$$

(2) Determinismo [Determinism, DET]. Porcentaje de puntos recurrentes que forman líneas diagonales, incluyendo o no a la *LOI*:

$$DET = \frac{\sum_{l=d_{min}}^N l P_D(l)}{\sum_{l=1}^N l P_D(l)}$$

Donde: d_{min} es la longitud mínima para que la secuencia sea considerada como línea diagonal en el conteo, l es la longitud de cada línea y $P(l)$ es el *histograma* de frecuencias absolutas de las líneas diagonales. Para $d_{min} = 1$, $DET = 1$. DET mide la predictibilidad del sistema: cuanto más alto, más se parece a un sistema periódico. En sistemas caóticos las diagonales son cortas; en sistemas periódicos, largas; y en el ruido aleatorio no existirían en principio, salvo algunas de corta longitud que aparecen por azar. Observar que: $\sum_{l=1}^N l P_D(l) = \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}$.

(3) Línea diagonal máxima [maximal diagonal line length; D_{max}]. Es simplemente la longitud máxima de las líneas diagonales: $D_{max} = \arg \max_l P_D(l)$. Una línea diagonal de largo l indica que un segmento de una trayectoria (o sistema) está cerca durante l pasos de tiempo de otro segmento de la misma trayectoria (o de la trayectoria del otro sistema en CRP) que se encuentra en un tiempo diferente. Por ende, cuánta más divergencia, más cortas serán las líneas diagonales. Su inversa ($\frac{1}{L_{max}}$) es la medida llamada *DIV*, la cual cuantifica dicha divergencia.

(4) Línea diagonal promedio [average diagonal line length; $\langle D \rangle$]. Es la longitud media de las líneas diagonales. Es el tiempo promedio en el cual dos segmentos de una trayectoria están cerca uno del otro. Se interpreta como tiempo promedio de predicción.

$$\langle D \rangle = \frac{\sum_{l=d_{min}}^N l P_D(l)}{\sum_{l=d_{min}}^N P_D(l)}$$

(5) LAM [Laminarity]. Análogamente a *DET*, es el ratio entre los puntos recurrentes que forman parte de líneas verticales u horizontales y el número total de puntos recurrentes. El análisis separado de líneas horizontales y verticales cobra especial relevancia en el *CRP* ya que se observan comportamientos en dos sistemas diferentes. Se define como:

$$LAM_V = \frac{\sum_{l=v_{min}}^N lP_V(l)}{\sum_{l=1}^N lP_V(l)} ; LAM_H = \frac{\sum_{l=h_{min}}^N lP_H(l)}{\sum_{l=1}^N lP_H(l)}$$

Donde: $v_{min}; h_{min}$ es la longitud mínima para que la secuencia sea considerada como línea vertical / horizontal en el conteo, l es la longitud de cada línea y $P_V(l); P_H(l)$ es el *histograma* de frecuencias absolutas de las líneas verticales / horizontales. Está relacionada con periodos de *laminaridad* del sistema, es decir, con segmentos de tiempo en los cuales no hay intermitencia. La laminaridad indica por cuánto tiempo el sistema está "atrapado" expresando recurrencias, o sea en un mismo estado, desde el punto de vista del (sub)sistema vertical (en el eje vertical) o del (sub)sistema horizontal (en el eje horizontal).

(6) Línea horizontal (vertical) promedio [trapping time; TT]. Es la longitud media de las líneas verticales u horizontales. Indican en tiempo promedio en el cual el (sub)sistema vertical u horizontal se encuentra "atrapado" en un mismo estado de recurrencias. Si TT_V es alto, el sistema del eje vertical tiende a estar atrapado por tiempos prolongados en recurrencias con puntos del sistema en el eje horizontal en tiempos diferentes. Análogamente, para TT_H alto, el sistema en el eje horizontal está atrapado en el mismo comportamiento recurrente que coincide con el otro sistema en algún punto diferente de tiempo.

$$TT_V = \frac{\sum_{l=v_{min}}^N lP_V(l)}{\sum_{l=v_{min}}^N P_V(l)} ; TT_H = \frac{\sum_{l=h_{min}}^N lP_H(l)}{\sum_{l=h_{min}}^N P_H(l)}$$

La Figura 1 ilustra el gráfico de recurrencias para los datos de las sesiones de SONIA 2 y 12 (Tabla 2). En el gráfico se traza una línea donde hay un error. El "Array1" (serie del primer término de concordancia) está en el eje horizontal y el "Array2" (serie del segundo término de concordancia), en el vertical. Las franjas negras son "1" en la matriz de recurrencia; en cambio las blancas son "0". Dado que en el "Array1" hay tres errores, hay tres franjas blancas de ceros y en el "Array 2" hay cuatro. Obsérvese que en el primer gráfico hacia arriba hay una "franja doble" en el "Array2" ya que se trata de dos errores seguidos. Las líneas horizontales (verticales) de ceros significan que hay un error (falta de recurrencia) en el término i -ésimo del *Array* en cuestión, y que dicho término i -ésimo tampoco recurre con todos los términos j -ésimos del otro *Array*. La línea diagonal es la llamada "línea de sincronización". En la sesión 12 solamente se comete un error en el *Array1*. Por eso solamente hay una franja vertical. Es fácil ver que un alumno sin errores tendría el gráfico completamente pintado de negro. Para datos categóricos los gráficos del tipo "mosaico", como en el ejemplo, aparecen comúnmente.

Sesión 2	Array1: 0 3 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
	Array2: 0 0 0 0 0 0 0 4.1 0 0 0 0 0 3.1 2.1 0 3.1
Sesión 12	Array1: 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 3 0 0 0 0 0 0
	Array2: 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

Tabla 2. Datos de las sesiones 2 y 12 de SONIA

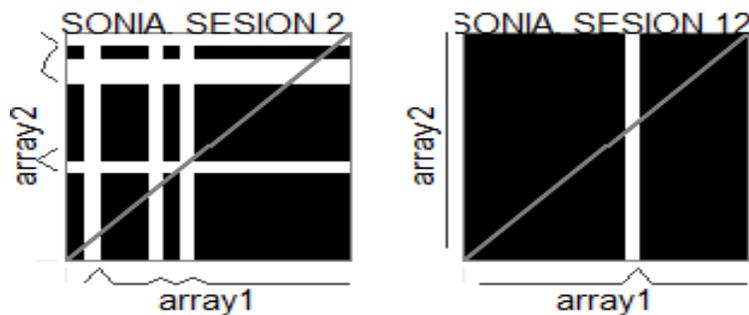


Figura 1. Gráficos de recurrencia para SONIA, sesiones 2 y 12

Con el objetivo de establecer la confianza con la cual una determinada medida logra detectar una transición en la dinámica del sistema o un desvío de esta, se hizo correr una ventana móvil (con o sin superposición) y se calcularon las medidas para cada ventana; precisamente para ser capaz de detectar dichos cambios. Marwan et al. (2013) sugirieron el siguiente método, para rechazar la hipótesis nula H_0 : "la dinámica del sistema no cambia en el tiempo". La estructura de la matriz de recurrencias se mantiene relativamente constante. Lo cual implica que la medida derivada de recurrencia M tiene una distribución con media $\mu(M)$ y varianza $\sigma(M)$ no nulas, aunque desconocidas. Solamente es aplicable a medidas que dependan de líneas (diagonales, horizontales, verticales). Se parte de los histogramas de frecuencias de las líneas $P(l)$. Habrá uno para cada ventana. Se los combina a todos para formar un histograma global de líneas $P_{global}(l)$. Luego se lleva a cabo un remuestreo a partir de dicho histograma global para crear un nuevo histograma $P^*(l)$ y se calcula la medida deseada M^* . Se repite el procedimiento B veces con el fin de obtener una distribución empírica de la medida y derivar los percentiles los percentiles $\frac{\alpha}{2}$ y $1 - \frac{\alpha}{2}$. Se define un intervalo de confianza del $100 - \alpha$ % como el rango entre dichos percentiles. La ventana se declara de dinámica diferente si el valor de la medida se ubica *fuera* del intervalo de confianza. Notar que la correspondiente medida se asigna a la ventana $w[i]$; con lo cual, si se detecta allí un cambio de dinámica, este habrá ocurrido presumiblemente en los datos originales entre los tiempos i e $i + w - (m - 1)\tau$ (si $m = 1$, $\tau = 1$ el intervalo es $[i, i + w]$).

7. ANÁLISIS DE DATOS

La Tabla 3 muestra las frecuencias absolutas y relativas (redondeadas al segundo decimal) de error, y el número de casos de concordancias por sesión y totales, por alumno. En las secciones siguientes se analizan los datos según cada método.

Aprendiente	SONIA			NATI			JAKO			MIRKA		
	Fa	C	Fr	Fa	C	Fr	Fa	C	Fr	Fa	C	Fr
1	2	4	0.5	12	30	0.4	6	26	0.23	12	80	0.15
2	6	18	0.33	10	16	0.62	10	52	0.19	13	39	0.33
3	4	19	0.21	5	21	0.24	1	30	0.03	21	64	0.33
4	14	42	0.33	2	13	0.15	6	28	0.21	15	62	0.24
5	11	42	0.26	6	18	0.33	8	41	0.2	8	34	0.24
6	7	25	0.28	18	47	0.38	2	30	0.07	10	47	0.21
7	3	28	0.11	13	37	0.35	9	37	0.24	30	81	0.37

8	7	37	0.19	19	38	0.5	8	32	0.25	7	35	0.2
9	5	26	0.19	7	27	0.26	8	51	0.16	27	74	0.36
10	1	19	0.05	14	37	0.38	5	18	0.28	17	52	0.33
11	6	34	0.18	7	29	0.24	7	47	0.15	22	48	0.46
12	1	18	0.06	9	28	0.32	1	32	0.03	19	75	0.25
13	--	--	--	6	22	0.27	5	27	0.19	--	--	--
14	--	--	--	3	27	0.11	0	13	0	--	--	--
TOTAL	67	312	0.21	131	390	0.33	76	464	0.16	201	691	0.29

Tabla 3. Frecuencias de error (absolutas y relativas) por alumno y sesiones. Fa: frecuencia absoluta; Fr: frecuencia relativa; C: casos

7.1. Plano entropía – complejidad

Se utilizó la respuesta categórica con los valores $\{0,1,2,3,4\}$ y se la consideró como cuantitativa discreta a los efectos de aplicar ambas medidas. Se calcularon H_s y C_{js} para cada sesión de cada aprendiente. Se estableció $D = 2$ ya que hay sesiones con pocos datos⁴. Se evaluó la significatividad de las medidas mediante el procedimiento detallado en párrafo anterior.

En la Figura 2 se muestra el plano entropía-complejidad para todos los aprendientes. Se ha ubicado en cada sesión su proporción de errores y se establecieron las siguientes franjas de frecuencia relativa de error: (i) $f_{error} \leq 0.20$; (ii) $0.21 \leq f_{error} \leq 0.35$; (iii) $f_{error} > 0.35$. Se ubicó el atractor "sin error" en el punto ($H_s = 0, C_{js} = 0$) y el del "error" en el punto ($H_s = 1, C_{js} = 0$). Se observa que para $H_s < 0.55$ la mayoría de los puntos coincide con la primera franja. En contraste, para $H_s > 0.80$ la mayoría de los puntos está en la tercera franja. Por lo tanto, se estableció el punto crítico (arbitrario) $f_{error} = 0.21$ para designar aquel punto más allá del cual se ingresa en el "cuenca de atracción" del atractor "no error"; y el punto crítico (arbitrario) $f_{error} = 0.35$ para designar aquel punto más allá del cual se ingresa en el "cuenca de atracción" del atractor "error". La región intermedia se designó de "transición" entre ambos regímenes. La Tabla 5 muestra los resultados para cada aprendiente. Se ilustra en la Figura 3 la ubicación de los valores para el aprendiente SONIA. En la tabla se muestran también los p-valores del test de permutación para dos muestras independientes entre los datos obtenidos y aquellos generados con ruido (primera línea): se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias para todos los aprendientes, con lo cual se considera que las medidas son informativas.

La Tabla 4 ubica las sesiones de los aprendientes en cada régimen. JAKO es el aprendiente con más sesiones en el régimen "NO_ERROR"; además, la sesión 14 corresponde al punto del atractor ("no error"); y posee más sesiones cercanas a dicho punto. No hay sesiones en la región "ERROR". Nótese además que hay tanto sesiones iniciales como finales en la región "NO_ERROR". Por lo tanto, JAKO solamente consolida su nivel de competencia, que es el más alto de los cuatro. SONIA, a pesar de haber hecho un curso de nivel A, evidencia solamente un par de sesiones en la región "ERROR"; además son las dos sesiones iniciales de la serie en dicha región. Por ende, SONIA está dejando el atractor del "ERROR". MIRKA se encuentra todavía en la región del "ERROR" en tres sesiones, tanto del principio, del medio y del final de la serie. Por lo tanto, la atracción al error es fuerte. NATI parece estar en una situación similar: con sesiones del principio, medio y final de la serie en la región del "ERROR", pero con una sesión más en la región "NO_ERROR", incluida la última. En resumen, el plano entropía-complejidad confirma el orden de competencia: JAKO > SONIA > NATI > SONIA.

	NO_ERROR	TRANSICIÓN	ERROR
SONIA	3,7,10,12	4,5,6,8,9,11	1,2
NATI	4,5,14	1,3,6,8,9,11,13	2,7,10,12
JAKO	1,2,3,6,9,12,14	4,5,7,8,10,11,13	
MIRKA	1,8	2,4,5,6,9,10,12	3,7,11

Tabla 4. Sesiones en cada región del plano entropía-complejidad

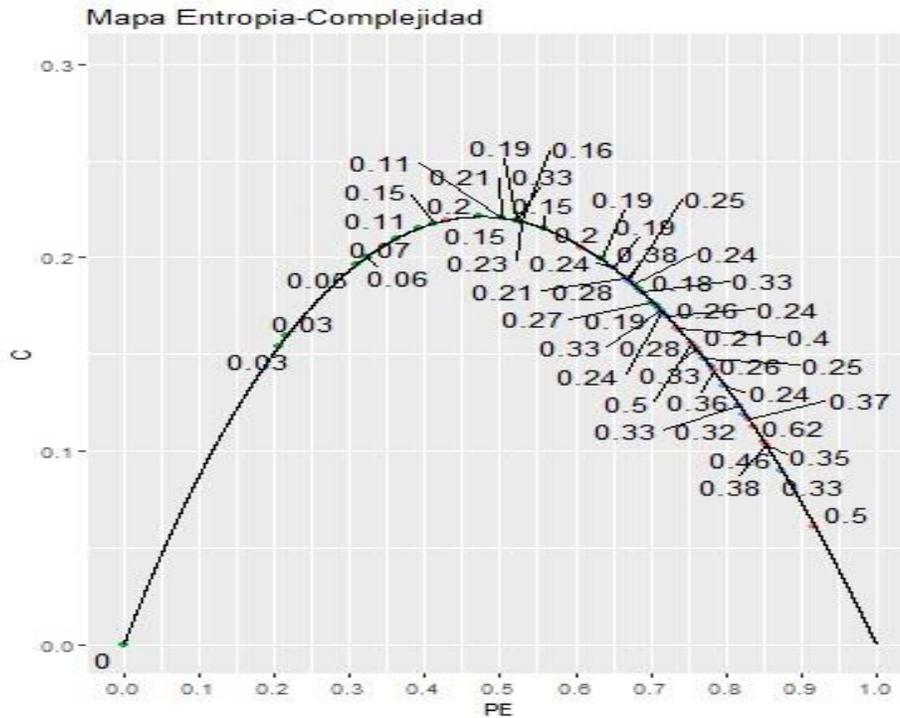


Figura 2. El plano entropía-complejidad para todos los aprendientes. Se señaló la proporción de error correspondiente a la sesión; EP: entropía de permutación H_s ; C: complejidad C_{js}

PE.Sonia	C.Sonia	PE.Nati	C.Nati	PE.Jako	C.Jako	PE.Mirka	C.Mirka
(0.011)	(< 0.001)	(< 0.001)	(< 0.001)	(< 0.001)	(< 0.001)	(< 0.001)	(< 0.001)
0.92	0.06	0.74	0.16	0.53	0.22	0.47	0.22
0.87	0.09	0.84	0.11	0.52	0.22	0.69	0.18
0.50	0.22	0.72	0.17	0.22	0.16	0.82	0.12
0.76	0.15	0.41	0.22	0.76	0.15	0.71	0.17
0.71	0.17	0.52	0.22	0.61	0.20	0.80	0.13
0.74	0.16	0.67	0.19	0.36	0.21	0.67	0.19
0.50	0.22	0.85	0.10	0.65	0.20	0.85	0.11
0.65	0.19	0.75	0.16	0.77	0.15	0.43	0.22

0.63	0.20	0.78	0.14	0.53	0.22	0.78	0.14
0.31	0.20	0.85	0.10	0.67	0.19	0.71	0.17
0.68	0.18	0.68	0.19	0.56	0.21	0.88	0.09
0.32	0.20	0.83	0.12	0.21	0.15	0.67	0.19
		0.70	0.18	0.71	0.18		
		0.39	0.21	0.00	0.00		

Tabla 5. Medidas de Entropía de Permutación (PE) y Complejidad (C) para cada aprendiente

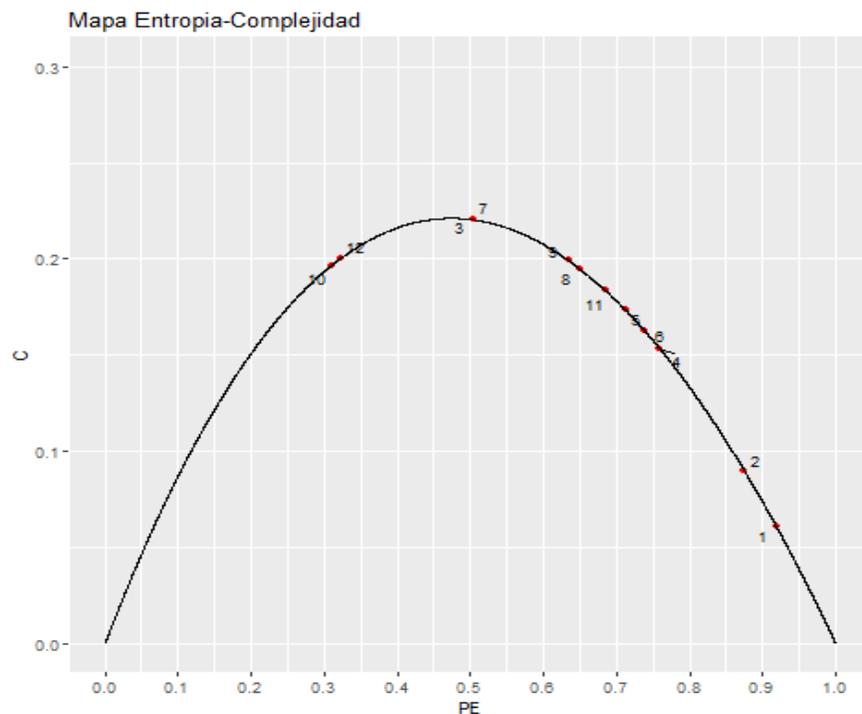


Figura 3. El plano entropía-complejidad para el aprendiente SONIA. EP: entropía de permutación H_s ; C: complejidad C_{j_s}

7.2. Análisis de cambio de punto

Las gráficas que siguen [Figura 4] muestran la ubicación del cambio de locación para cada aprendiente. Las líneas punteadas marcan la separación entre las sesiones. Notar que cada punto i representa la entropía de la serie temporal original en los puntos $[i, i + w]$. Los cambios en locación indican cambios en la dinámica (línea sólida vertical). Para SONIA el cambio se produce entre finales de la sesión 5 y mediados de la sesión 8 (ventana de puntos [112,192]); para NATI, durante las sesiones 5 y mediados de la 7 (ventana de puntos [82,162]); en JAKO, durante el periodo entre las sesiones 9 y principios de la 11 (ventana de puntos [280,360]). Por último, para MIRKA; entre las sesiones 2 y principios de la 3 (ventana de puntos [61,141]). Sin embargo, nótese que el p-valor del estadístico en MIRKA es $p = 0.047$. Recuérdese también que cuanto más baja H_s menos errores hay en la

ventana. Por lo tanto, se observa que SONIA y JAKO cambian a una mejor dinámica; pero NATI y MIRKA, a una peor.

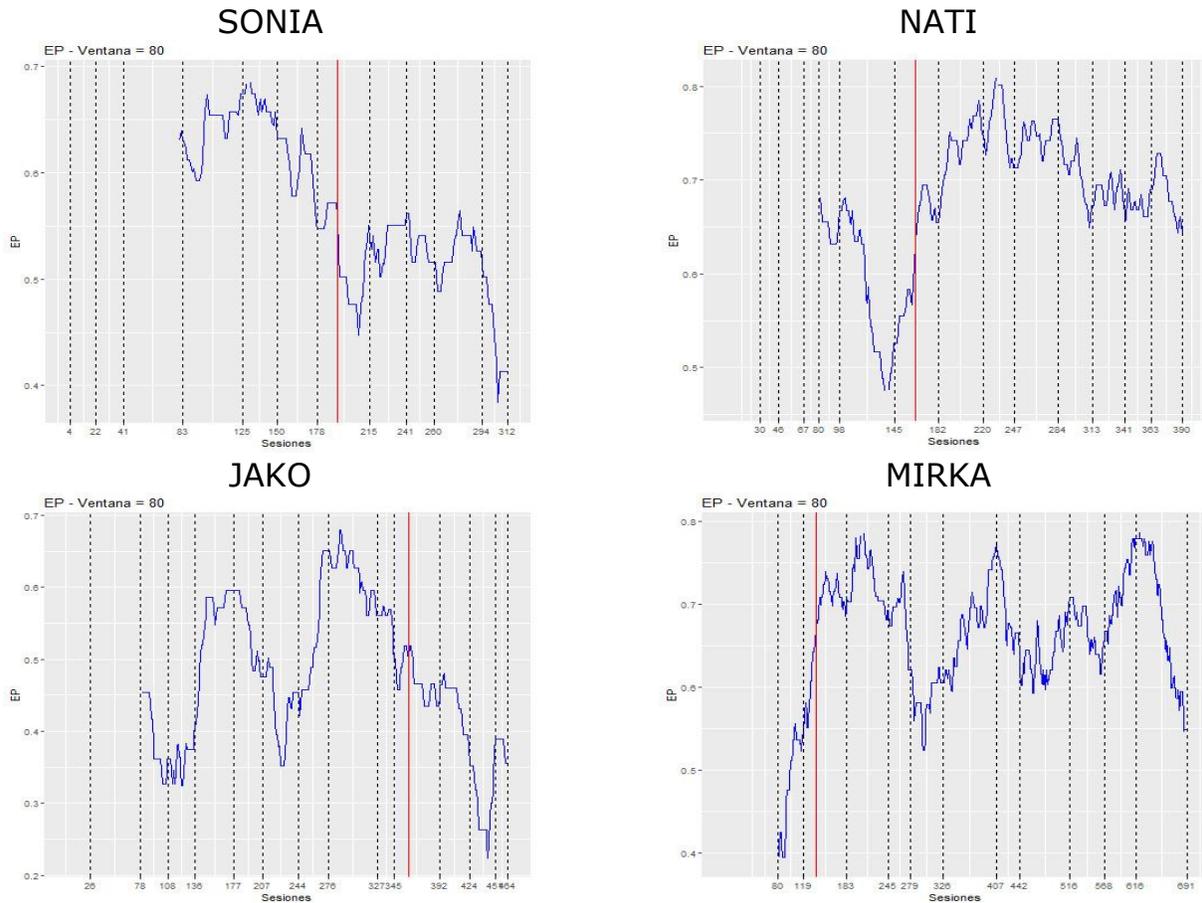


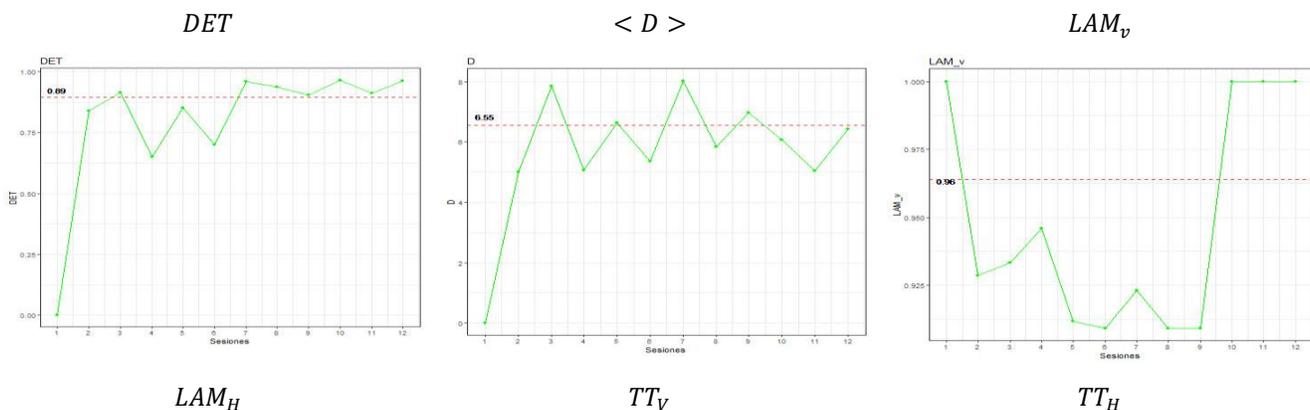
Figura 4. Ventana móvil de $H_s(D = 3)$ para cada aprendiz. Las líneas punteadas marcan separación entre sesiones y la roja el lugar de la serie donde se estima el cambio en la locación

7.3. Análisis cuantitativo de recurrencias

Para cada alumno, se creó una serie temporal bi-variada con categorías por tipo de error en el alfabeto usual $A = \{0, 1, 2, 3, 4\}$, discriminado por término de concordancia. Por ejemplo, la instancia *grande ciudades* [SONIA, sesión 2, línea 12] le corresponde el error $[3, 0]$ ya que hay un error de plural en el primer término y ningún error en el segundo término. Es decir que se consideraron dos sub-sistemas dinámicos en proceso de sincronización. Como el interés radicó en evaluar la sincronización entre instancias correctas en ambos términos, se sumó una pequeña cantidad constante de 0.1 a los datos del segundo término que no tuvieran la categoría "0". De este modo solamente se considerarían recurrentes los pares $[0, 0]$ y no los pares de repetición de error (por ejemplo $[3, 3]$). Se llevó a cabo un análisis de cros-recurrencias por alumno y para cada sesión, con los siguientes parámetros: $m = 1$, $\tau = 1$, $\epsilon = 0.0001$. El largo mínimo para considerar como línea (diagonal, vertical, horizontal) fue $l = 3$. Para detectar posibles cambios de dinámica se utilizó el método descrito en Marwan et al. (2013), el cual se detalló más arriba. Se consideraron las medidas: *DET*

[determinismo], $<D>$ [línea diagonal promedio], LAM_V [laminaridad vertical], LAM_H [laminaridad horizontal], TT_V ["trapping time" vertical], TT_H ["trapping time" horizontal]⁵.

Las Figuras 5 a 8 muestran los resultados de las medidas de recurrencia según las sesiones para los cuatro aprendientes. La línea punteada marca el límite superior del intervalo puntual de confianza del 95 % [el número en negrita especifica el cuantil correspondiente en la distribución de *bootstrap*], más allá del cual se considera un cambio en la dinámica. Lo primero que salta a la vista es que las medidas no necesariamente coinciden en cuanto al cambio de dinámica en una determinada sesión. Por lo tanto, se adoptó una estrategia de "consenso". Se discretizaron las medidas en: (i) "1" = "cambia la dinámica" (arriba del límite superior del I.C. 95 %), (ii) "0" = "no cambia la dinámica". Luego se sumaron las medidas para cada sesión. Se declaró un cambio de dinámica si dicha suma resultaba ≥ 4 . Por ejemplo, en la sesión 1 de SONIA solamente la medida LAM_V supera el límite superior, por ende, allí no habría cambio de dinámica. Entonces los conteos por sujeto quedan: (1) SONIA = [1 0 4 1 2 0 5 4 4 4 3 4]; NATI = [1 0 1 5 3 3 2 0 3 1 1 1 3 6]; JAKO = [3 3 6 1 1 6 1 0 3 2 3 5 2 4]; MIRKA = [6 4 1 3 2 5 0 5 0 2 0 4]. Según este criterio, SONIA cambia la dinámica en las sesiones 3,7,8,9,10,12; NATI, en las sesiones 4,14; JAKO, en las sesiones 3,6,12,14; y MIRKA, en las sesiones 1,2,6,8,12. Las medidas tienen valores más bajos para NATI y MIRKA, como es esperable. Un cambio en la dinámica del error *no* implica necesariamente que el alumno haga menos errores. Por ejemplo, en las sesiones 2 y 3 de MIRKA se comete un 33 % de error; sin embargo, la laminaridad y el "trapping time" verticales son mayores en la segunda sesión. Esto significa que el sistema del primer término de la concordancia se encuentra "atrapado" más tiempo en el atractor de lo "correcto". Además, es más alta la línea diagonal promedio, lo cual indica que en media segmentos de ambos términos de la concordancia están más cerca por más tiempo que en la sesión tres. En general, la suma de las medidas posee una alta correlación negativa con las proporciones de error. Según el test no paramétrico de *Spearman*: (i) SONIA: $\rho_s = -0.803$ ($p < 0.01$); (ii) NATI: $\rho_s = -0.651$ ($p < 0.05$); (iii) JAKO: $\rho_s = -0.824$ ($p < 0.001$); (iv) MIRKA: $\rho_s = -0.894$ ($p < 0.0001$).



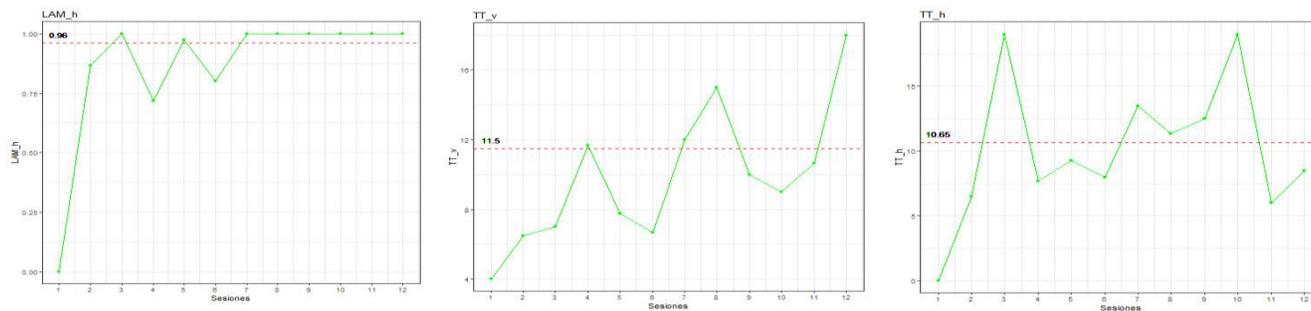


Figura 5. Medidas de recurrencia (SONIA)

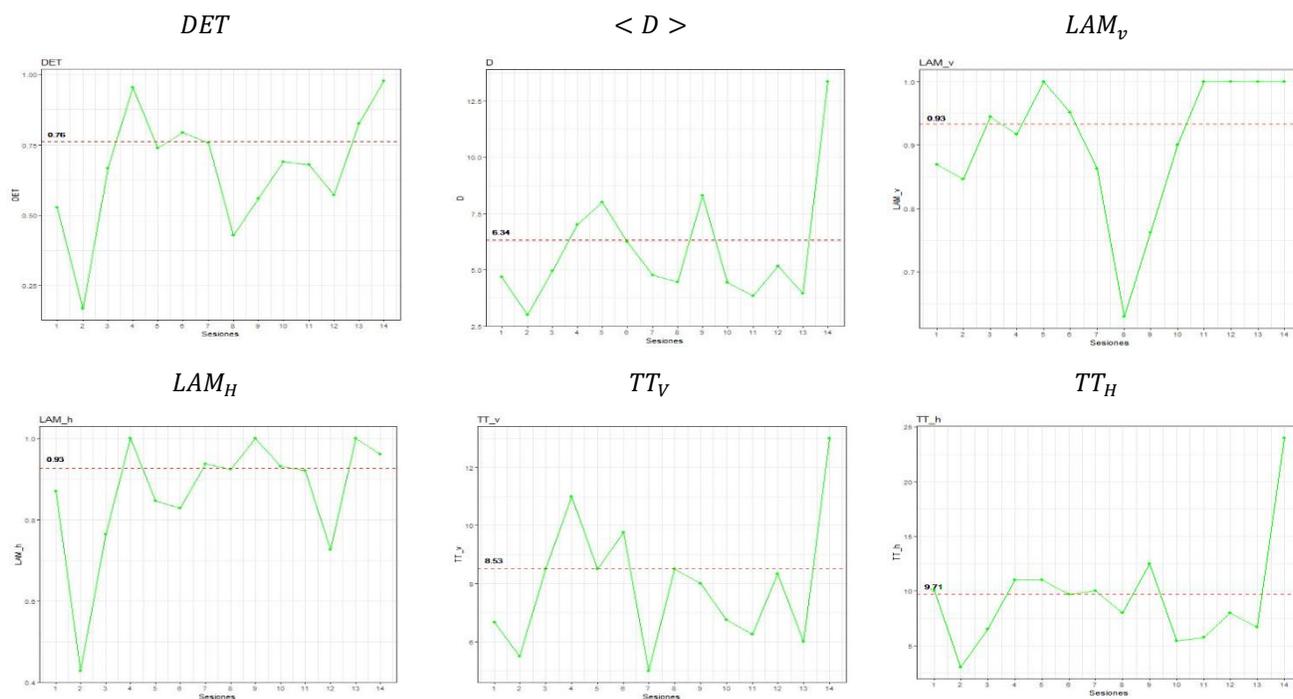
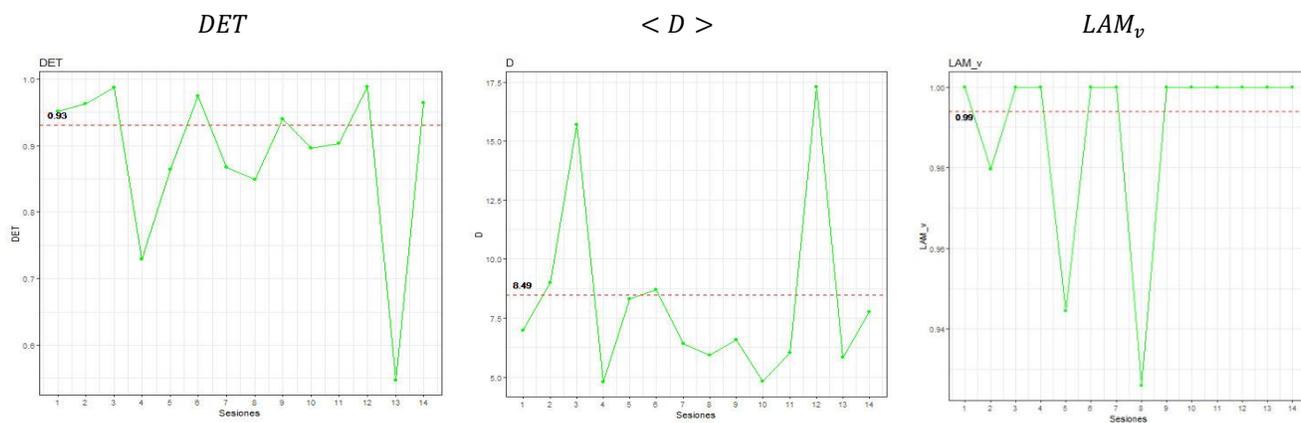


Figura 6. Medidas de recurrencia (NATI)



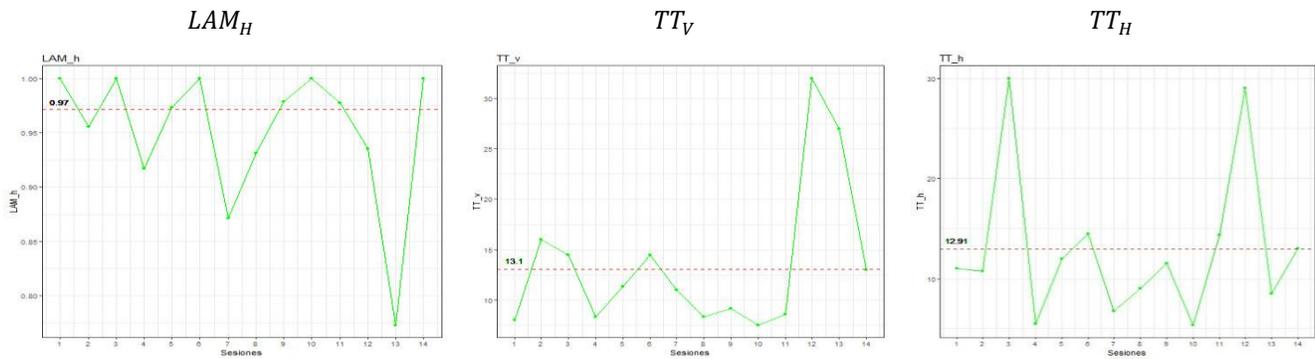


Figura 7. Medidas de recurrencia (JAKO)

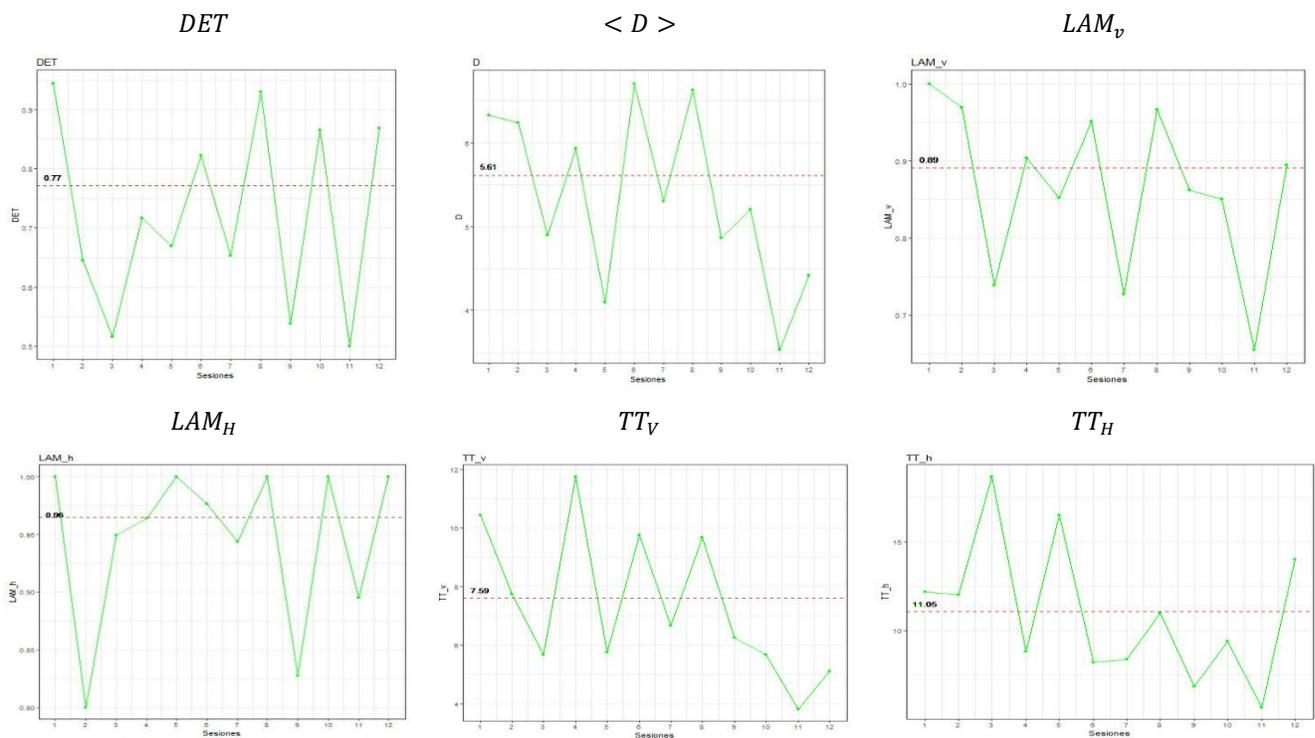


Figura 8. Medidas de recurrencia (MIRKA)

8. CONCLUSIONES

El siguiente Cuadro muestra los resultados surgidos de la aplicación de las técnicas, que responden a las preguntas hechas al principio del trabajo. En el plano *Entropía-Complejidad*, tanto JAKO como SONIA están pasando del régimen de TRANSICIÓN al de NO_ERROR, con JAKO más avanzado. En contraste, para NATI y MIRKA se hallan más sesiones en el tránsito del régimen ERROR al de TRANSICIÓN. El análisis con RQA reveló más sesiones con cambio de dinámica (por ejemplo, más períodos de laminaridad) en SONIA y MIRKA. O sea que MIRKA, aunque comete más errores, estos están más lejos en el tiempo durante más

sesiones que en NATI. El análisis de *change point* arrojó un cambio hacia la sesión 8 en SONIA, y hacia la 11 en JAKO, dirigiéndose ambos hacia un nivel superior de competencia. En NATI parece haber un cambio entre las sesiones 5-7, y en MIRKA en 2-3, pero en ambas hacia un peor nivel de competencia. El principal problema del análisis de este trabajo fue que las técnicas utilizadas requieren gran cantidad de datos, con lo cual se tuvo que recurrir a ventanas móviles de largo ancho. Esto dificultó a su vez la identificación más precisa de particulares sesiones donde se hallen las transiciones posibles.

Pregunta	Técnica	SONIA	NATI	JAKO	MIRKA
¿Regímenes?	Plano E-C	TRANS. NO_ERROR	→ ERROR → TRANS.	TRANS. NO_ERROR	→ ERROR → TRANS.
¿Sesiones con cambio de dinámica?	RQA	3,7,8,9,10,12	4,14	3,6,12,14	1,2,6,8,12
¿Transiciones?	Entropía	5-8	5-7	9-11	2-3

Tabla 6. Resultados de las técnicas

A diferencia de la mayoría de los estudios del área, en este trabajo se han aplicado técnicas cuantitativas de análisis del ámbito de los sistemas complejos a un corpus oral longitudinal de errores de concordancias plurales en español como lengua extranjera. La teoría de los sistemas dinámicos nos invita a considerar al lenguaje como fenómeno complejo y emergente. La no linealidad del aprendizaje no predice etapas fijas de adquisición. SONIA y JAKO realizan una transición hacia un atractor de error débil, pero se encuentra evidencia de cambio de dinámica tanto hacia las primeras sesiones como hacia las últimas, es decir que no hay un cambio lineal "de menor a mayor". A través del lenguaje creativo el aprendiente crea variación (errores). Al principio dicho aprendiente puede no estar consciente de encontrarse atrapado en un atractor del error. Si el profesor provee *feedback*, puede ayudar a elevar el nivel de atención respecto del atractor del error. El primer paso es darse cuenta de que se está en la "cuenca de atracción" de un atractor del error. Si al principio, el estudiante no se auto-corrige; es preciso dejarlo continuar con la creación de lenguaje y ayudarlo con más *feedback*. Eventualmente los ciclos de repetición del error van a durar cada vez menos. Es decir, el atractor se debilitará. Se observará mayor nivel de laminaridad en instancias correctas y recurrencias de error más alejadas en el tiempo. Véase como ejemplo la sesión octava de SONIA respecto del plural de "profesor". En este caso el aprendiente se auto-corrige inmediatamente. De hecho, las instancias en las que se usa "profesores" a lo largo de la sesión son: *los profesores [línea 170]* > *los profesores [línea 287]* > *los profesores [línea 294]* > *los profesor [línea 386]* > *los profesores [línea 390]*. O sea que la instancia incorrecta es simplemente una pequeña *perturbación*: el sistema vuelve de inmediato al atractor estable. Introducir *feedback* aquí no serviría de nada. Pero obsérvese en cambio la trayectoria de "alemanes" en SONIA: *los alemanos [sesión 3, línea 178]* > *alemanes ingenuos [sesión 3, línea 197]* > *los alemanos [sesión 4, línea 186]* > *los estudiantes alemanes [sesión 4, línea 193]* > *los alemanos [sesión 8, línea 40]* > *los alemanios [sesión 9, línea 67]* > *los alemanos [sesión 9, línea 72]* > *los alemanos [sesión 9, línea 127]*. En este caso parece haber inclusive bimodalidad: se salta del atractor correcto al del error con cuasi-periodicidad. Aquí el atractor del error es fuerte y se requeriría un *feedback*. No se sabe cuándo se producirá una bifurcación que produzca un cambio cualitativo en el sistema y ayude al aprendiente a avanzar en la

adquisición. Sin embargo, la variabilidad del error es condición para que dicha bifurcación se produzca. Las bifurcaciones están precedidas de un aumento de la incertidumbre (disminución de la entropía), como se observa en el análisis de cambio de punto. El profesor debería dejar que el aprendiente se equivoque; no corregir inmediatamente, e intervenir cuando se observen periodos cortos de laminaridad para los errores.

NOTAS

1 Una función de masa de probabilidad (FMP) asocia a cada tipo de símbolo del alfabeto $\mathcal{A} = \{A_1, \dots, A_n\}$ presente en una serie, una probabilidad $\vec{\pi} = \{p(\pi_1), \dots, p(\pi_n)\}$, de manera que sus valores estén en el rango $0 \leq p(\pi_i) \leq 1$ y sumen 1.

2 Dados dos grupos independientes de observaciones X_1, \dots, X_{n_1} y Y_1, \dots, Y_{n_2} el estimador de *Hodges-Lehmann* se define como la mediana de sus diferencias: $\text{med}\{(Y_j - X_i): 1 \leq i \leq n_1, 1 \leq j \leq n_2\}$.

3 Se utilizó el paquete *robts* de *R*.

4 Amigó y et al., (2008) proponen la relación $\mathcal{L} \geq 5D!$ (\mathcal{L} es el largo de la serie), con $D = 2$ se tiene $\mathcal{L} \geq 5(2!) = 10$. La única sesión con $n \leq 10$ es la primera de SONIA.

5 Se utilizaron las librerías de *R* "casnet" y "crqa" para los cálculos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alarcón, I. (2011). Spanish grammatical gender under complete and incomplete acquisition: early and late Bilinguals' linguistic behavior within the noun phrase. *Bilingualism: Language and Cognition*, 14(3), pp. 332-350.
- Ambadiang, T. (1999). La Flexión Nominal. Género y Número. En: I. Bosque y V. Demonte, eds., *Gramática descriptiva de la lengua española: entre la oración y el discurso, morfología*. Madrid: Espasa Calpe, pp. 4843-4914.
- Amigó, J., Zambrano, S. y Sanjuán, M. (2008). Combinatorial detection of determinism in noisy time series. *Europhysics Letters*, 83(6), 60005.
- Baba, K. y Nitta, R. (2013). Phase Transitions in Development of Writing Fluency from a Complex Dynamic Systems Perspective. *Language Learning*, 64(1), pp. 1-35.
- Bandt, Christoph y Bernd Pompe (2002). Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series. *Physical review letters*, 88(17), 174102.
- Caspi, T. (2010). *A Dynamic Perspective on Second Language Development*. Tesis doctoral, Universidad de Groningen.
- Corbett, G. (1991). *Gender*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Corbett, G. (2006). *Agreement*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Cover, T. y Thomas, J. (1991). *Elements of Information Theory*. New York: Wiley.
- De Bot, K., Lowie, W., Thorne, S. y Verspoor, M. (2013). Dynamic Systems Theory as a comprehensive theory of second language development. En: M^a del Pilar García Mayo, M. Junkal Gutierrez Mangado y M. Martínez Adrián, eds., *Contemporary Approaches to Second Language Acquisition*. Benjamins, pp. 199-220.
- De Bot, K., Lowie, W. y Verspoor, M. (2007). A Dynamic Systems Theory approach to second language acquisition. *Bilingualism: Language and Cognition*, 10(1), pp. 7-21.
- Dehling, H., Fried, R. y Wendler, M. (2018). *A Robust Method for Shift Detection in Time Series*. <http://martin-wendler.de/publications/>.
- Eckmann, J. P., Kamphorst, S. O. y Ruelle, D. (1987). Recurrence plots of dynamical systems. *Europhys. Lett. (EPL)*, 4(9), pp. 973-977.

- Ellis, N. y Ferreira-Jr., F. (2009). Construction Learning as a Function of Frequency, Frequency, Distribution, and Function. *The Modern Language Journal*, 93(3), pp. 370-385.
- Eskildsen, S. (2012). L2 negation constructions at work. *Language Learning*, 62, pp. 335-372.
- Huffaker, R., Bittelli, M. y Rosa, R. (2017). *Nonlinear Time Series Analysis with R*. Oxford University Press-
- Jiménez-Ramírez, J. (2020). El español es un caos: apuntes sobre las implicaciones de los sistemas complejos para el aprendizaje de L2 más allá de las redes lingüísticas. *Revista Nebrija de Lingüística Aplicada a la Enseñanza de Lenguas (RNAEL)*, 14(28), pp. 132-150.
- Lamberti, P. W., Martin, M. T., Plastino, A. y Rosso, O. A. (2004). Intensive entropic non-triviality measure. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 334(1), pp. 119-131.
- Larsen Freeman, D. (2006). The Emergence of Complexity, Fluency, and Accuracy in the Oral and Written Production of Five Chinese Learners of English. *Applied Linguistics*, 27(4), pp. 590-619.
- Larsen Freeman, D. (2011). A Complexity Theory Approach to Second Language Development/Acquisition. En: D. Atkinson, ed., *Alternative approaches to second language acquisition*. New York: Routledge, pp. 48-72.
- Larsen Freeman, D. (2012). On the roles of repetition in language teaching and learning. *Applied Linguistics Review*, 3.
- Larsen Freeman, D. (2015). Complexity Theory. En: B. Van Patten y J. Williams, eds., *Theories in second language acquisition: an introduction*, 2da ed. Routledge, pp. 227-244.
- Larsen Freeman, D. y Cameron, L. (2008). *Complex Systems and Applied linguistics*. Oxford: Oxford University Press.
- Lowie, W. (2013). Dynamic Systems Theory Approaches to Second Language Acquisition. En: C. A. Chapelle, ed., *The Encyclopedia of Applied Linguistics*, Oxford: Wiley-Blackwell.
- Lowie, W., Plat, R. y De Bot, K. (2014). Pink Noise in Language Production: A NonLinear Approach to the Multilingual Lexicon. *Ecological Psychology*, 26(3), pp. 216-228.
- Mac Whinney, B. (2020). *The Childes Project: Tools for Analyzing Talk, Part 1 & 2* [pdf]. <https://talkbank.org/manuals>
- Marwan, N., Romano, M. C., Thiel, M. y Kurths, J. (2007). Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*, 438, pp. 237-329.
- Marwan, N., Schinkel, S. y Kurths, J. (2013). Recurrence Plots 25 years later, gaining confidence in dynamical transitions. *Europhys. Lett.*, 101.
- R Development Core Team. (2017). R: a language and environment for statistical computing. Vienna, Austria. URL: <http://www.R-project.org>.
- Ribeiro, H. V., Zunino, L, Mendes, R. S. y Lenzi, E. K. (2012). Complexity-entropy causality plane: a useful approach for distinguishing songs. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(7), pp. 2421-2428.
- Spoelman, M. y Verspoor, M. (2010). Dynamic patterns in development of accuracy and complexity: a longitudinal case study in the acquisition of Finnish. *Applied Linguistics*, 31, pp. 532-553.
- Van Geert, P. (1994). *Dynamic Systems of development: change between complexity and chaos*. London: Harvester Wheatsheaf.
- Van Geert, P. (1995). Growth dynamics in development. En: R. F. Port y T. J. Van Gelder, eds., *Mind as motion: Explorations in the dynamics of cognition*, pp. 313-338.
- Van Geert, P. (2003). Dynamic systems approach and modeling of developmental processes. En: J. Valsiner y K. J. Conolly, eds., *Handbook of developmental psychology*. Sage, pp. 640-672.
- Verspoor, M., Lowie, W. y Van Dijk, M. (2008). Variability in second language from a dynamic systems perspective. *The Modern Language Journal*, 92, pp. 214-231.
- Webber, C. L. (Jr.) y Zbilut, J. P. (2005). Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems. En: M. A. Riley y G. C. Van Orden, eds., *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences*. pp 26-94.
- Webber, C. L. (Jr.) y Marwan, N. (2015). *Recurrence Quantification Analysis*. Springer.

- Webber, C. L. (Jr.), Ioana, C. y Marwan, N. (eds.) (2016). *Recurrence Plots and Their Quantifications: Expanding Horizons*. Springer.
- Zanin, M., Zunino, L., Rosso, O. A. y Papo, D. (2012). Permutation Entropy and Its Main Biomedical and Econophysics Applications: A Review. *Entropy*, 14(8), pp. 1553-1577.