



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

Programa de Maestría y Doctorado en Música

Facultad de Música

El ÍLeMus (Índice de Legibilidad Musical).

Un nuevo modelo cognitivo matemático para la medición de la legibilidad en música escrita

TESIS

**QUE, PARA OPTAR POR EL GRADO DE
DOCTOR EN MÚSICA (Cognición Musical)**

PRESENTA

PATRICIO F. CALATAYUD

MIEMBROS DEL COMITÉ TUTOR

PABLO PADILLA LONGORIA, IIMAS-UNAM, MÉXICO

MARÍA DEL MAR GALERA-NÚÑEZ, UNIVERSIDAD DE SEVILLA, ESPAÑA

GABRIELA PÉREZ-ACOSTA, FaM-UNAM, MÉXICO

MÉXICO, CIUDAD DE MÉXICO, MARZO, 2024



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

ÍNDICE

Resumen.....	4
Abstract.....	5
Agradecimientos.....	6
Dedicatoria.....	6
Declaratoria.....	7
Listas.....	8
Figuras.....	8
Tablas.....	9
Ecuaciones.....	9
Capítulo 1. Introducción.....	11
1.1 Problemática.....	14
1.2 Justificación.....	15
1.3 Objeto de estudio.....	16
1.4 Trabajo previo.....	17
1.5 Esquema de la tesis.....	19
1.6 Diseño metodológico.....	20
1.7 Limitaciones generales.....	21
Capítulo 2. Marco teórico.....	21
2.1 Lectura musical.....	22
2.2 Medición de la lectura musical.....	27
2.3 Memoria de trabajo.....	28
2.3.1 Las Unidades de Lectura Musical.....	30
2.4 Legibilidad.....	31
2.5 Medición de la legibilidad.....	33
2.6 Notación musical de la Práctica Común.....	35
2.7 Música y Matemáticas.....	37
2.7.1 Notación musical y Matemáticas.....	38
2.7.2 Teoría de Conjuntos.....	39
2.7.3 Dimensiones Físico Matemáticas.....	40
2.7.4 Teoría de la Información y Cognición.....	43
2.7.5 Energía libre.....	45
2.7.6 Entropía.....	46
2.8 Complejidad y Dificultad.....	49
2.9 Legibilidad y Aprendizaje Computacional.....	52
2.10 Rendimiento y Legibilidad.....	52
Capítulo 3. Marco experimental.....	54
3.1 Un indicador para evaluar la complejidad intrínseca en notación musical de la Práctica	

Común.....	57
3.2 Algoritmo para los indicadores del ÍLeMus.....	69
3.3 Estudio de caso (in silico).....	75
3.4 Tres niveles de dificultad (in silico).....	78
3.5 Diez niveles de dificultad (in silico e in vitro).....	86
3.6 Evaluación con músicos lectores experimentados (in vitro).....	93
Capítulo 4. Conclusiones generales.....	105
4.1 Conclusiones particulares.....	105
4.3 Operacionalización del índice.....	112
4.2 Trabajo futuro, prospectiva y expansión del índice.....	113
Referencias.....	115
5.1 Literatura.....	115
5.2 Partituras.....	123
5.3 Páginas de internet.....	124
Anexos.....	125
6.1 Referencias literarias para la revisión en el indicador.....	125
6.2 Definiciones de clases de notación musical para el algoritmo.....	127
6.3 Cálculo de ponderación de la notación musical según la literatura.....	129
6.4 Resultados de dos modelos de ponderación (Estrada-García, 2002).....	130
6.5 Documentos de registro para el último experimento.....	132

ÍLeMus (Índice de Legibilidad Musical)

Un nuevo modelo basado en cognición musical para la medición de complejidad en partituras escritas

La lectura —descubri— precede a la escritura. Una sociedad puede existir —muchas, de hecho, existen— sin escribir, pero ninguna sin leer. (Manguel, 2014: 21)

Resumen

Introducción. La legibilidad musical es un campo poco estudiado y la necesidad de un análisis cuantitativo de la música crece cada día. En este trabajo construimos un Índice de Legibilidad Musical que evalúa la complejidad de la música escrita, basados en ejercicios previos al respecto. En conjunto con matemáticas de la Teoría de la Información e inspirados en las fórmulas de legibilidad para textos literarios, elaboramos un algoritmo que analiza la música escrita con notación musical de la Práctica Común.

Objetivos. Construir un índice de legibilidad confiable y útil para la comunidad musical. Seleccionar los elementos de la notación musical que sean pertinentes para una medición de este tipo. Con ellos construir un modelo que evalúe la complejidad en música escrita, teniendo presente cómo se estudia la lectura musical. Terminar validando el mismo con una serie de experimentos *in silico* e *in vitro*.

Metodología. Comenzando con una construcción de un subconjunto de notación musical de la Práctica Común, subdividimos la partitura en Unidades de Lectura Musical para comprender mejor cómo el músico lee un gesto escrito. A cada segmentación se le da un valor único, resultado de la relación estadística entre densidad y diversidad, calculada mediante la Teoría de la Información matemática. Con estos valores y basados en la literatura en cognición musical y dificultad de lectura, diseñamos cinco indicadores que reflejan la dificultad cuantitativa en la lectura musical. Finalmente, realizamos una serie de experimentos para validar los indicadores.

Resultados. Tenemos una herramienta que mide la complejidad en música escrita y está correlacionada con la dificultad en la lectura. Evidenciamos cómo el índice (que llamamos ÍLeMus) cumple los requisitos reportados en la literatura en cognición musical y Teoría de la Información para ser una herramienta viable para mejorar los criterios de legibilidad en música escrita.

D.

C.

Palabras clave: Cognición musical, Teoría de la información, legibilidad, notación musical.

Abstract

Introduction.

Methodology.

Results.

Keywords: Musical cognition, information theory, readability, musical notation.

Agradecimientos

A mi esposa, hijos, madre, hermanos, suegros, cuñados y amigos.

Operación y manejo de recursos. Enrique Nava, Director del Posgrado en Música, UNAM; Mónica Sandoval, Secretaria Administrativa y Jasmín Ocampo, Secretaria Técnica.

Colegas y maestros. A los compañeros del posgrado que, aunque viniendo de una disciplina tan lejana, me apoyaron mucho: Jorge Soto, Fátima Ávila, Sonia Cerejudo... En especial a Coral Guerrero, quien me dio la oportunidad de poder pensar como un especialista en cognición. Por supuesto no podría haber hecho esto sin Pablo Padilla Longoria, quién siempre ha acogido ideas y propuestas no convencionales; Gabriela Pérez-Acosta que me guió como una gurú en Cognición Musical y corrigió el trabajo de forma íntegra y profesional; Mar Galera-Núñez que sin su carácter y generosidad no hubiera llegado a la rigurosidad y simplificación que marca su trabajo. También

agradezco al dr. Óliver López quien me sacó de varios apuros notables en probabilidad y *Machine Learning*.

Programación. Mi gurú Christian Bañuelos, Alex Hernández Rosas, Daniel Schiffman (P5js), el equipo de *OpenSheetMusicDisplay* (OSMD), y stackoverflow.

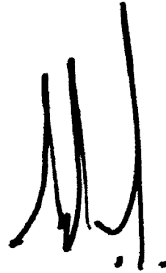
Estadística. Josh Starmer; ¡BAM!

Dedicatoria

Como siempre, a los míos. A los cercanos que omiten la distancia.

Declaratoria

Declaro conocer el Código de Ética de la Universidad Nacional Autónoma de México, plasmado en la Legislación Universitaria. Con base en las definiciones de integridad y honestidad ahí especificadas, aseguro mediante mi firma al calce que el presente trabajo es original y enteramente de mi autoría. Todas las citas de, o referencias a, la obra de otros autores aparecen debida y adecuadamente señaladas, así como acreditadas mediante los recursos editoriales convencionales.

A handwritten signature in black ink, consisting of several vertical strokes and loops, representing the name Patricio F. Calatayud.

Patricio F. Calatayud

Listas

Todos los diseños son del autor, salvo cuando se indique lo contrario.

Figuras

1. Dibujo que ilustra el ángulo de elementos reconocibles en el ser humano a partir de un ojo. Redibujado desde Ishiguro y Rekimoto (2011). (Pág. 24)
2. Modelo de visión de partituras: 1. zona “foveal”; 2. zona “parafoveal”, y 3. zona “periférica”. Redibujado desde Sheridan et al. (2020). (P. 24)
3. Esquema de lectura musical medido por estudios cognitivos según Jensen, 2016. (P. 28)
4. Extracto de un mapa de calor (heatmap) hecho para medir las fijaciones que realiza un músico. Tomado de Viljoen & Foxtrot (2020). (P. 29)
5. Esquema de la Memoria de Trabajo en este contexto. (P. 30)
6. Diagrama expandido sobre la definición inicial de la legibilidad. (P. 33)
7. Esquema modificado (ver: Fig. 3), incluyendo la legibilidad como mediación en la decodificación del ícono, posterior a la percepción inteligente y antes de la interpretación. (P. 33)
8. Dos ejemplos para la ubicación del tactus en la definición de la ULM. El A sobre el pulso y el B sobre la cantidad de notas. (P. 37)
9. Esquema e implementación de una TC para la notación musical de un gesto. Los conjuntos son A. Figura rítmica... (P. 40)
10. Una transcripción de *Estrellita* de Manuel M. Ponce que muestra las tres dimensiones paramétricas del Cabezal. (P. 43)
11. A la izquierda, diagrama de relación entre Complejidad y Dificultad, tomado de Hattie (2008). A la derecha... (P. 52)
12. Descripción gráfica de la evolución del aprendizaje de notación musical. (P. 60)
13. Relación entre Preferencia y Ordinalidad para los elementos escogidos de la notación de la PC. (P. 64)
14. Diagrama para el indicador Cantidad de tinta. 0 representa ausencia de información, mientras que 1 indica lo escrito. (P. 72)
15. Diagrama comparando dos ejemplos para el indicador Quintas. (P. 72)
16. Diagrama para contrastar dos ejemplos para el indicador Bits por ULM. (P. 73)
17. Diagrama para el indicador Energía libre. (P. 73)
18. Diagrama general del algoritmo para obtener los indicadores del ÍLeMus (estos están sombreados, ubicando su aparición). (P. 74)
19. Transcripción de *Ah vous dirai-je, Maman*. (P. 74)
20. Transcripción digital de los compases 26-29 del segundo movimiento *Largo*, del *3er. Concierto para piano y orquesta* de Beethoven op. 37. (P. 76)
21. Ejemplo de la segmentación del primer compás en tres pulsos determinados por el nivel de tactus escogido. (P. 76)
22. Transcripción digital de los compases 26-29 del segundo movimiento *Largo*, del *3er. Concierto para piano y orquesta* de Beethoven op. 37... (P. 77)
23. Diagrama de la segunda intervención. (P. 82)
24. Diagrama del mejor árbol. Éste corresponde al nuevo orden de dificultad propuesto en base a los indicadores del ÍLeMus. (P. 85)
25. Diagrama del diseño y la posterior intervención. (P. 88)
26. Diagrama de perfiles, mostrando la distribución de inconcordancias entre los pares de ordenaciones. (P. 92)

27. Lista de los estímulos en orden. Nótese que la acumulación de alteraciones está separada entre sostenidos y bemoles. (P. 97)
28. Primera corrida con todos los intervalos. Los primeros 20 (los dos primeros sistemas) se identifican y los segundos 20 se interpretan con el instrumento... (P. 98)
29. Esquema del diseño experimental implementado. (P. 99)
30. 7 Intervalos diatónicos simples, sin alteración... (P. 100)
- 31-34. 4 imágenes para entrenar que sirven de base. (P. 100)
35. Explicación del puntaje SAT. (P. 102)
- 36-43. Comparación entre los indicadores del ÍLeMus (Bits por ULM y Quintas en líneas gris claro)... (P. 103)
- 44-45. Gráficas que combinan los 4 valores del experimento para los estímulos... (P. 104)
46. Gráfico que muestra los promedios entre los sostenidos y bemoles... (P. 104)
47. Esquema de la medición lograda mediante el ÍLeMus. El B es nuestro modelo. (P. 107)

Tablas

1. Criterios de organización para el conjunto seleccionado de notación musical (Pág. 63)
2. Resultados de los cálculos de ponderación... (P. 67)
3. Listado de las clases implementadas, junto con su Ponderación entrópica. (P. 74)
4. Etapas, acciones y valores que resultan de la aplicación del algoritmo en la transcripción. (P. 74)
5. Resultados del cálculo comparado del indicador Cantidad de tinta. (P. 77)
6. Ordenación de complejidad para los niveles 1 a 3... (P. 79)
7. Descripción estadística de los datos. (P. 81)
8. Valores de correlación para cada indicador con respecto a la ordenación IMSLP. (P. 83)
9. Nueva ordenación de dificultad, tomando en cuenta los indicadores del ÍLeMus y el IMSLP pero... (P. 83)
10. Ordenación de complejidad para las partituras de los niveles 3 a 12. (P. 88)
11. Datos del proceso de reordenamiento (las coincidencias están destacadas). (P. 89)
12. Ordenación de dificultad hecho por los profesores de flauta... (P. 89)
13. Comparación entre las tres ordenaciones. (P. 90)
14. Distribución de las inconcordancias entre las ordenaciones. (P. 91)
15. Preguntas y respuestas para los flautistas. Aquellas que son Sí están con "X"... (P. 93)
16. Comparación entre Intervalos y las distintas Armaduras según la cantidad de sostenidos y bemoles. (P. 105)
17. Listado de referencias bibliográficas, tomadas como referencia para el análisis estadístico. (P. 125)
18. Indicadores de Preferencia y Ordenamiento para cada clase de notación musical de la PC. (P. 129)
19. Resultados del Método de suma ponderada (mismas Clases de notación). (P. 130)
20. Resultados del Método de entropía (mismas Clases de notación). (P. 131)

Ecuaciones

1. Fórmula de legibilidad "Flesch Reading Ease". (Pág. 19)
2. Cabezal. Valor de información tácita. (P. 44)
3. Cabezal. Valor de información tácita repartido en cada ULM. (P. 44)
4. Entropía. Información. (P. 48)
5. Entropía. Información y probabilidad. (P. 48)
6. Entropía. Fórmula completa. (P. 48)
7. Entropía. Ejemplo con la frase «Fórmula de legibilidad». (P. 49)
8. Entropía. Ponderación. (P. 50)
9. Divergencia Kullback-Leibler. (P. 50)

10. Método de la suma ponderada. (P. 66)
11. Entropía. Diversidad. (P. 67)
12. Cálculo para obtener la probabilidad de un evento. (P. 71)
13. Normalización. (P. 101)

Formato. Todas las traducciones del documento son nuestras. Todo el documento tiene formato APA, tanto para citas como elementos de edición de texto. Las comillas francesas «» se usan para enmarcar una frase común, dicho popular, que no merece cita. A pedido de los tutores y sinodales, los conceptos están escritos en mayúsculas y no con comillas “”.

Capítulo 1. Introducción

En este trabajo tenemos como propósito mejorar, fortalecer y volver más rigurosos los criterios de legibilidad en música. Si la legibilidad es “la facilidad con la que se lee un texto” (Bailin & Grafstein, 2016; Benjamin, 2012; Chitalkina et al., 2020; Jensen, 2016; Sancho Guinda, 2002; Sinha et al., 2019; Stenberg, 2017; Stenberg & Cross, 2019; Tarasov, 2015; Zhou et al., 2016), el músico normalmente separa lo que entiende por Lectura de lo que entiende por Interpretación. Por lo general, para un músico un texto legible es aquel que es interpretable en el canto o con su instrumento sin problemas, es decir, cuando está correctamente diseñado e impreso. Pero esto no siempre fue así: en el siglo XIII, Franco de Colonia redactó un manifiesto en contra de lo que empezaba a perfilarse como el *Ars nova* mencionando que las divisiones binarias, antes inexistentes, le parecían inadecuadas para la buena lectura (Grier, 2021). El teórico consideraba que los nuevos símbolos de notación y las posibilidades rítmicas no se adecuaban a la música eclesiástica. Más tarde, los clérigos reunidos en el Concilio de Trento (1545 a 1563) recomendaron a los compositores poner un límite a la diversidad polifónica y simplificar la música para que el texto se entendiera, es decir, para hacerlo más legible (Baize-Vézier, 2016). De lo anterior se infiere que la legibilidad no siempre fue cuestión editorial y en este campo de entendimiento es donde se desarrolla este proyecto.

Hoy, la legibilidad es un adjetivo complejo que depende de una construcción subjetiva consolidada por la estética visual, la facilidad de reconocimiento estructural de la música y un criterio editorial que incluye dos conceptos: 1. Claridad, cuestión que hoy aportan los softwares de transcripción musical, sin necesidad de un aporte concreto y 2. Contexto, cuestión que depende de cada obra musical, su estructura y contenido (Tracy, 2003). En este trabajo abordaremos la relación entre la Facilidad (o Dificultad) de leer un texto y la Complejidad sintáctica que emerge de su cálculo cuantitativo. De ser exitosos en esta relación, podríamos mejorar algunos aspectos de la lectura musical como la pedagogía, la composición e interpretación musicales.

Sin embargo, hasta este momento existe muy poca literatura sobre el campo cuantitativo o sistemático de la legibilidad musical. Podemos encontrar aproximaciones cognitivas con creciente rigurosidad a partir de las investigaciones de Sloboda (1976) y, más recientemente, el estudio de la implementación de espacios en blanco, realizada por Stenberg & Cross (2019).

Cuantificar un adjetivo, subordinado a la subjetividad que aporta la experiencia podría parecer muy riesgoso, pero hoy parece necesario acompañar aquellos criterios con una herramienta que ofrezca valores cuantitativos. Si analizamos los reportes de investigación de lectura y cognición musical, vemos que los investigadores no utilizan más que su propio criterio para determinar la dificultad de sus estímulos de notación musical. Por ejemplo:

- Galera-Núñez (2010) define la dificultad a partir de seleccionar partituras desde niveles consecutivos en planes de estudio de música en España. Estrategia similar, utilizada por Janurik et al. (2022) en Hungría, añadiendo el uso de los mismos estímulos (con los mismos modelos de dificultad), provenientes de diferentes estudios.
- Gudmundsdottir (2010) entiende que la armadura (la cantidad de sostenidos o bemoles que modulan el resto de información de alturas en un pasaje musical) y la extensión del pasaje escrito (la cantidad de compases) son factores determinantes para medir la dificultad.
- Sheridan & Kleinsmith (2021) asumen que la cantidad de tinta, que evalúan mediante una escala de valoración tipo *Likert*, es suficiente.
- Fan et al. (2022) y Pfordresher et al. (2006) seleccionan y enumeran los valores notacionales que les son de interés. Con la cantidad resultante pueden inferir la dificultad del pasaje. Similar a esto, la librería en línea *Open Sheet Music Display* tiene una herramienta que genera ejemplos de complejidad en partituras (*Generate Sight Reading Practice*, s.f.) donde se puede especificar la extensión del fragmento, armadura, clave, complejidad general, ámbito de alturas y ámbito de duraciones.
- Endestad et al. (2020) evalúan la dificultad de un fragmento comparando la valoración que da el sujeto del estudio de caso mediante una escala de tipo *Likert* de 7 valores (medidos en cada compás, sin reportar el porqué). En este caso particular, la evaluación es apoyada mediante una serie de estudios de tipo ANOVA (análisis de varianza estadística) que compara los valores de la escala con tres variables dependientes: Dificultad Técnica, Expresividad y Tensión Armónica (Endestad et al., 2021: 6).
- Wong et al. (2014) realizan un ANOVA de una vía para analizar el brillo y contraste de sus estímulos visuales, siguiendo sus propias ideas previas sobre complejidad del trabajo ocular, reflejado en el componente P300 mostrado en estudios previos con EEG.¹

¹ El P300 es un reflejo de la actividad cerebral ante la complejidad de un estímulo. Podemos registrarlo mediante un análisis de Eventos de Potencial Relacionados (ERP, en inglés) mediante electroencefalograma.

- Investigaciones como la de Gunter et al. (2003) o Pfordresher et al. (2006) prefieren utilizar los mismos estímulos diseñados en sus experimentos anteriores. Con esto no alteran la dificultad y obtienen los resultados esperados.
- Finalmente, algunos investigadores también optan por utilizar Librerías de software como la *PsychToolBox* para *MatLab* (Brainard, 1997).

Los estudios mencionados, lejos de carecer de rigurosidad, se verían beneficiados con un cálculo cuantitativo de legibilidad que los refinaría aún más.

Ahora, ¿cómo realizar un cálculo de este tipo? Tenemos un conjunto de fórmulas e índices de legibilidad que se utilizan, desde la década de 1940, para apoyar la evaluación de aquella cualidad en textos literarios para la educación básica. Si vamos más allá de estas exitosas aplicaciones, las herramientas cuantitativas de legibilidad están apoyando hoy al campo de la medicina y la industria farmacéutica (Ballesteros-Peña & Fernández-Aedo, 2013; Ravesloot et al., 2017), los manuales de uso en el ámbito militar (Sancho Guinda, 2002) o el posicionamiento de contenido en motores de búsqueda en internet (*SEO Para Principiantes*, s.f.). Con lo que un abordaje musical de estas fórmulas puede asistir a la elaboración de muchos procesos de escritura musical, teniendo beneficios a largo plazo que aún no podemos vislumbrar.²

Finalmente y para concluir con el propósito del trabajo, decimos que

Escribas, tipógrafos, grabadores y [usuarios de computadora] se han esforzado en clarificar, hacer más preciso o de otra manera mejorar la eficiencia y la manera en la cual la notación musical comunica a sus audiencias... Grier (2021: 1)

Nosotros intentamos algo similar. La diferencia es que lo haremos mediante estrategias cognitivas y matemáticas, muchas de origen lejano a la música, que resultan en un modelo que evalúa la complejidad para la música escrita.³ De esta forma, se espera que las conexiones entre Complejidad y Dificultad sean lo más explícitas posibles y permitan la mejora de los criterios de dificultad en música escrita.

² Sin ir muy lejos, las tecnologías más recientes de *prompting* (<https://openai.com/blog/musenet/>, acceso 2022-01-01) podrían tener un acercamiento musical mediante trabajos de investigación como este.

³ Un modelo designa el conjunto de operaciones necesarias para realizar una simulación exitosa de un entorno para tomar datos y realizar una predicción. Ampliaremos más sobre nuestro modelo al llegar a la sección metodológica.

1.1 Problemática

En defensa de los escritores de música (no sólo compositores, sino también intérpretes, pedagogos, copistas o investigadores), la historia reporta que, desde los monjes medievales, los procesos de edición de partituras no eran tarea del músico; siempre hubo una subdivisión para estos roles (Gomberg, 1977). Será hasta el siglo XVIII que algunos músicos comiencen a transcribir su música y desde el siglo XIX, a imprimirla (ver: Krummel & Sadie, 1990).

Por otro lado, después de la segunda mitad del siglo XX, para ser más precisos, luego de la victoria norteamericana en la Segunda Guerra Mundial, la evolución de la nueva escritura musical se expande notablemente (Stone, 1976), pero lo hace de forma poco sistemática, errática y en muchos casos los intérpretes reportan estas escrituras como ilegibles (Brøndum, 2018).⁴ A partir de aquel momento, cualquier escritor musical pudo diseñar su propio modelo de notación musical, gráfico o grafismo (Buj Corral, 2018), destinado a un círculo pequeño de músicos, especializados en su lectura. Por esto, muchas editoriales comenzaron a tener conflictos para publicar música nueva y los intérpretes musicales tuvieron menos acceso a ella. Este movimiento de nuevas escrituras aún enfrentó otro problema: Estas novedades de escritura musical emergen más rápido que los procesos comunes que construyen convenciones o, desde otro ámbito, surgen antes del desarrollo de contenidos pedagógicos, repercutiendo en la casi nula enseñanza o naturalización de estas escrituras en los nuevos músicos. En muchos casos, esto también está estimulado por un ánimo antiacademicista, que se venía gestando en las artes ya desde del siglo XIX (ver: Guasch, 2000) y por la reticencia de los compositores en modificar sus escrituras para hacerlas más legibles.⁵ Un ejemplo es la excepción a la regla: Cornelius Cardew compone su *Treatise* (1967) para su *Scratch Orchestra*, pero viendo que había dificultades para leer su texto, agregó un manual suplementario (*handbook*, en Cardew, 1971) para proveer alguna noción de legibilidad. Pero esos problemas no terminan allí: En las primeras dos décadas del siglo XXI, surge un movimiento de compositores que comienza a escribir partituras aprovechando el potencial algorítmico, gráficos o interactividad de las computadoras para proyectarlas en pantallas, mientras son interpretadas por músicos; notación en tiempo real, que se interpreta mientras se escribe (Ross Smith, 2022). Este

⁴ Sin embargo, este tipo de desarrollo histórico de la escritura musical transcurre de la misma manera que en la notación anterior.

⁵ Hoy podemos notar como muchos músicos prefieren desistir totalmente de la notación, llegando incluso a defender movimientos musicales intencionalmente analfabetos. Sin embargo, sabemos que esta última noción es resultado de prejuicios, existentes incluso en estudiantes iniciados en la lectura musical (Chitalkina et al., 2020).

movimiento añade un nuevo problema de legibilidad musical: El movimiento de la notación. Sin embargo, este también aporta un nuevo tipo de solución, relacionado o no con la composición musical, ya que muchos pedagogos comienzan a utilizar estas herramientas digitales para aumentar la eficacia de enseñanza de lectura musical en niños (ver: Tejada, 2009).

Por otro lado, sabemos que los intérpretes de música buscan música escrita que sea legible. Esto les permite lecturas ágiles y fluidas que aumentan su repertorio y añaden autenticidad a sus interpretaciones, entre otros beneficios. A no ser que un colega o profesor les convenzan con su opinión o, por ejemplo, hayan sido influidos por un video donde se registre la partitura, junto con el audio de la interpretación, los criterios sobre la legibilidad en la música escrita son construidos por los músicos después de haber leído el texto.

Paradójicamente, con el advenimiento y normalización de las computadoras, los músicos en general, hoy tienen acceso e incluso se especializan en herramientas editoriales y digitales de transcripción musical.⁶ Aunque no sean expertos en diseño ni tengan la experiencia que les ayude a evaluar la legibilidad musical.

1.2 Justificación

Pensamos que, ayudando a la creación más rigurosa de criterios de legibilidad, se podría expandir la educación musical a músicas actuales, conociendo que, al menos cuantitativamente, una obra de Bach es tan compleja de leer como una de Cardew. Pero, como lo mencionamos, muchos factores ajenos al texto influyen en las decisiones de legibilidad y nosotros no queremos reemplazarlos, sino que buscamos construir una herramienta que ayude y acompañe a estos criterios. Sabemos que no existe un índice de legibilidad musical que expanda el espectro de herramientas editoriales y que tampoco hay un estudio riguroso de sus indicadores. Por ello y dado que un índice de este tipo debe ser cualitativo (como lo es la designación subjetiva de la legibilidad), vamos a necesitar indicadores apropiados, resultado del análisis cuantitativo de los elementos en la escritura (p.e. el conteo de notas, figuras rítmicas, notas debajo, o bajo la influencia de una ligadura de expresión). Esto nos dice que los indicadores, más que reflejar la dificultad o facilidad con la que se lee un texto, nos informan sobre la Complejidad de lo escrito. En música, las aproximaciones a la evaluación de complejidad a partir del siglo XXI (ver:

⁶ Muchas universidades, incluida la UNAM, dan clases especiales a los compositores para editar su música.

Abdallah & Plumbley, 2009; Angeler, 2020; Bennett et al., 2020; Buchanan, 2016; Cenkerová, 2017; Febres & Jaffe, 2017; Ghosh et al., 2018; González-Espinoza et al., 2020; Holder et al., 2015; Lepper et al., 2019; Lopes & Tenreiro, 2019; Mills & McPherson, 2015; Morgan et al., 2019; Pease et al., 2018; Prince et al., 2009; Quiroga-Martínez et al., 2020), aunque tienen objetivos lejanos a la legibilidad, están intuitivamente relacionados a la dificultad y de estos partiremos para la construcción de indicadores cuantitativos, cuya correlación validaremos posteriormente.

1.3 Objeto de estudio

Estrictamente hablando, la Legibilidad es un valor categórico que se aplica a textos dependiendo de qué tan difíciles son de leer y que, al menos en música, no tiene muchas gradaciones, a diferencia de las tonalidades del color blanco para los Inuit. Actualmente, para los occidentales, la valoración de legibilidad está ligada en gran medida a un umbral subjetivo que depende de los dos criterios editoriales mencionados: 1. Claridad (*legibility*) y 2. Legibilidad (*readability*) (Tracy, 2003), el primero hace referencia a la clara identificación de caracteres y la segunda, a su correcta disposición en el espacio, es decir, que cumpla con reglas de ortografía y gramática, entre otras convenciones.⁷

Nosotros vamos a estudiar la legibilidad musical observada por el músico como la percepción de dificultad en la lectura de un texto musical. Ahora, el reporte de legibilidad en un texto no sólo depende del contenido escrito sino también de la obra específica del compositor, del instrumento, las habilidades lectoras del intérprete, el diseño pedagógico y didáctico del maestro de música, el enfoque del investigador o las decisiones del editor de partituras (y su casa editorial), entre tantos factores. Es decir, la legibilidad musical no se sustenta en ningún tipo de sistematización, más allá de reglas gramaticales y ortográficas que en muchos casos son flexibles. En este punto, debemos aumentar el entendimiento cognitivo sobre legibilidad como “la facilidad con la que un texto se capta y comprende, dependiendo del estilo de escritura” (Zhou, 2016: 1). En esta investigación nos enfocaremos en la cualidad del texto para ser leído con el menor esfuerzo y de la forma más ágil

⁷ Al editar un texto literario, a estas convenciones se le agrega «evitar ríos», que son estos espacios en blanco que discurren entre las líneas de texto. En música también existen convenciones como el intento de que el texto no tenga cambios de sistema en la mitad de una melodía.

(Benjamin, 2012), asumiendo también que el comportamiento del músico ante el texto cambia mediante lecturas sucesivas (condición que ampliaremos más adelante).

1.4 Trabajo previo

Existe una base cuantitativa de la legibilidad en literatura, sustentada e implementada en algoritmos matemáticos. Las “fórmulas de legibilidad” existen desde la década de 1940, su beneficios y críticas están muy bien documentados (ver: Bailin & Grafstein, 2016; Benjamin, 2012; Tarasov et al., 2015). Por ejemplo, tenemos la fórmula *Flesch Reading Ease*, creada por Rudolph Flesch en 1948, la cual es resultado de calcular,

$$RE = 206.835 - (1.015 * ASL) - (84.6 * ASW), \quad (1)$$

donde el resultado RE (*Readability Ease*) o facilidad de lectura, se obtiene de multiplicar ASL (*Average Sentence Length*) o el número de palabras en cada oración por un factor. Por último, ASW (*Average Syllables per Word*) o el número de sílabas por palabra.⁸ El resultado es un número del 0 al 100 que indica la facilidad de lectura: cuanto más alto el número, más fácil su lectura. Hay que notar que uno de los objetivos de la fórmula es evaluar textos para la educación básica (textos de 90 a 100 son considerados para 5to. grado, de 60 a 70 para 8vo y 9no, etc.).

Así como el mencionado, la creación de cálculos de legibilidad no se ha detenido. Desde el nivel graduado *Flesh-Kinkaid* (1943-1975) o la fórmula *Dale-Chall* (1948) hasta la fórmula para legibilidad de libros ATOS (2000) o la medición psicolingüística *CohMetrix* (2003), los intentos de evaluar la complejidad del texto y asociarla a un nivel específico o un tipo de dificultad no han cesado.⁹ También se llega a relacionar lenguaje y matemáticas en la cantidad de información que recibe un lector, como en el LIG (*Lookahead Information Gain* en Aurnhammer & Frank, 2019).

Por lo pronto, las fórmulas e índices de legibilidad literarios, en su diseño actual, no sirven para evaluar la complejidad de escritura musical y debemos hacerles modificaciones. Los modelos

⁸ Vemos aquí un ejemplo claro de la diferencia entre Índice (RE) e Indicadores (ASL y ASW), cuestión que será de ayuda más adelante para el lector que desconoce estadística. El índice se obtiene mediante un sesgo base (206.835) y la ponderación factorizada de los indicadores (1.015 y 84.6).

⁹ En <https://readabilityformulas.com/> (acceso 2022-01-01) podemos ingresar textos digitales y obtener los resultados para cada fórmula. Por cierto, existen en español, se las conoce como Fórmulas de leibilidad.

más antiguos se limitan a contar letras, palabras, espacios, párrafos, etc. Los cálculos intermedios hacen uso de la estadística y los más avanzados realizan cálculos de Aprendizaje Computacional (AC) (ver: Jurafsky, 2020) para evaluar la complejidad, realizando luego evaluaciones cualitativas del texto (del tipo Básico, Intermedio o Difícil). De la misma forma que muchos de estos cálculos, nosotros utilizaremos estrategias de la llamada Teoría de la Información (TI), consolidada durante la Segunda Guerra Mundial y que se encargó de estudiar las vicisitudes matemáticas de la información y la comunicación.

Antes de continuar, es pertinente una aclaración con respecto a la TI: La medición estadística de la información, realizada en su mayor parte por el cálculo de la Entropía, puede llegar a idealizarse como una metáfora del peso de la información, teniendo un equiparable neuronal. Es decir, podría pensarse que la entropía mide la cantidad de información y su peso específico en las neuronas. Como especificaremos más adelante, esto es un error ya que TI mide la relación estadística entre probabilidades de aparición (mejoraremos esta definición después, por lo pronto recomendamos *A short introduction to entropy, cross-entropy and KL-divergence*, 2018 para entender mejor el concepto de entropía en TI). Aunque existen investigaciones que miden entrópicamente los tiempos de reacción química en las neuronas, se obtienen resultados mediante la detección de los potenciales químicos, midiendo el lapso entre el estímulo de sinapsis (la polarización) y la recuperación de la neurona para volver a realizar el proceso (su despolarización) (ver: Candadai, 2021; Friston et al., 2017; Sprevak, 2020). Esto no significa que midan la información en sí misma o el esfuerzo mental implicado, sólo miden la relación estadística de la capacidad de una neurona para transmitir electricidad. La única forma en que podemos hablar de peso de la información es aplicado a computadoras.

Sabiendo esto, para aplicar aquellas ideas debemos rastrear las conexiones entre las matemáticas y la lectura musical. Podemos encontrar ejemplos que conectan intuitivamente notación musical y matemáticas (ver: Abdallah & Plumbley, 2009; Angeler, 2020; Buchanan, 2016; Casati, 2016; Chase, 2006; Holder et al. 2015; Kurkela, 1989; Lassfolk, 2004; Lepper et al. 2019; Prince et al., 2009), pero en realidad, y como es de esperar, las conexiones entre lectura musical y matemáticas se encuentran con mayor facilidad cuando están mediadas por estudios cognitivos (ver: Bouhali et al., 2020; Brodsky et al., 2008; Burman & Booth, 2009; Chang & Gauthier, 2021; Eden Ünlü & Ece, 2019; Fan et al., 2022; Chitalkina et al., 2020; Gudmundsdottir, 2010; Hadley et al. 2018; Kawamura et al., 2000; Mills & McPherson, 2015; Sheridan &

Kleinsmith, 2021; Stenberg, 2017; Stenberg & Cross, 2019; Viljoen & Foxcroft, 2020; Wong & Gauthier, 2010). Por esta razón, parece ideal desarrollar nuestro trabajo con la ayuda de herramientas de cognición musical y matemáticas, con el objetivo de cuantificar la legibilidad musical.

Afortunadamente, existen algunas aproximaciones a la complejidad sintáctica de la escritura musical que también serán tomadas como referencia: 1. *Musiplectics* de Holder et al. (2015, disponible también en Complexity Scoring Research Project, s.f.), donde se realiza un análisis de la complejidad en partituras de clarinete; 2. La mencionada herramienta de *Generate Sight Reading Practice* que, aunque no especifica a qué se refiere con *complexity 1-10* (nivel de complejidad de 1 a 10), resulta útil para experimentar; 3. El modelo de Song & Lee (2016) donde realizan una cuantificación intuitiva de los elementos musicales en la partitura, y 5. El sistema *Score Analyzer* (Sébastien et al., 2012) similar a los anteriores, enfocado únicamente en piezas para piano, utilizando siete características, escogidas para analizar la complejidad de partituras por medio del Análisis de Componentes Principales (*Principal Component Analysis*) y limitándose a archivos de tipo musicXML.

Finalmente, aclaramos de una vez que los cálculos presentados a lo largo de este texto evalúan la Complejidad de la música y no su Dificultad. Es decir, haremos una distinción fundamental entre la Complejidad del escrito, vista como una evaluación cuantitativa del mismo y la Dificultad, vista como su percepción cualitativa, dinámica y subjetiva (ver: 2.8). Esperamos que los lazos difusos que unen estos conceptos encuentren correlación mediante experimentación *in silico* e *in vitro*.

1.5 Esquema de la tesis

Para realizar este trabajo comenzamos introduciendo el uso actual de la legibilidad musical y su posible mejoría. Seguimos con un marco teórico donde definimos los conceptos principales que nos permitirán generar el modelo cognitivo matemático, apropiado para efectuar cálculos a partir de música escrita.

Dado el vacío metodológico para este tipo de investigación, elaboramos un marco experimental partiendo de una etapa inicial en la que definimos qué elementos, de toda la escritura musical, son pertinentes para una medición de este tipo, asignando también un valor de

ponderación distintivo para cada elemento.¹⁰ Con esta información, diseñamos un algoritmo que mide la complejidad en una partitura escrita, en función a su legibilidad. Con el objetivo de evaluar lo anterior, presentamos una serie de pruebas piloto que validan experimentalmente la herramienta *in silico* e *in vitro*:

- Un estudio de caso sobre un fragmento del *3er. concierto para piano y orquesta* de Beethoven (Dover, 1984), donde se aborda una técnica de legibilidad editorial a la luz de los indicadores del ÍLeMus;
- Una nueva propuesta de asignación de dificultad, desarrollada a partir de la intención de mejorar la ordenación¹¹ de dificultad para partituras de flauta, alojado en el proyecto IMSLP y luego evaluado mediante AC;
- Siguiendo al anterior, realizamos un experimento con los subsiguientes 10 niveles de dificultad, esta vez contrastado por un tercera ordenación elaborada a partir de la opinión de profesores de flauta de la FaM, UNAM. Además, el reporte de las opiniones fue fortalecido por una entrevista a dichos académicos que permitió evaluar la concepción de los indicadores del ÍLeMus, y
- Por último, reportamos los resultados de un experimento con el cual, mediante la medición de tipo SAT (o SATo, *Speed-Accuracy TradeOff*), observaremos el rendimiento en una tarea de identificación de intervalos melódicos de alturas, intentando correlacionar los resultados con los indicadores del ÍLeMus.

Para concluir, reportamos las razones por las que queda pendiente la operacionalización de los indicadores, así como una propuesta para refinar el índice.¹²

1.6 Diseño metodológico

Pregunta de investigación. ¿De qué forma confiable podemos evaluar cuantitativamente la legibilidad en música escrita y contar con una herramienta útil para el músico?

¹⁰ La función de esta ponderación será descrita más adelante.

¹¹ Con el objetivo de evitar el anglicismo *ranking* encontramos esta mejor alternativa.

¹² De una vez aclaramos que el verbo Operacionalizar agrupa el tipo de operaciones que se aplica a los indicadores (variables independientes como Ingresos por familia o Delegación) para obtener un índice general (variable dependiente, comúnmente de corte cualitativo como Índice de pobreza).

Hipótesis. Apoyándonos en la literatura más reciente sobre cognición y lectura musical, sumado a cálculos de matemática, podemos diseñar un modelo computacional de legibilidad musical, que emita valores cuantitativos sobre su legibilidad. Éstos permitirán contribuir, como lo hacen las técnicas editoriales, a diagnosticar con mejor precisión la Dificultad en música escrita.

Objetivo general. Diseñar y validar un instrumento que permita evaluar la complejidad en música escrita, teniendo en cuenta cómo lee un músico.

Objetivos específicos. 1. Seleccionar un conjunto apropiado de íconos musicales escritos, susceptibles de ser medidos; 2. Diseñar un modelo de complejidad que tenga validez ecológica para las mediciones. Mediante un algoritmo basado en dicho modelo, construir una serie de indicadores que evalúen la complejidad de la música escrita; 3. Validar esta herramienta *in silico* e *in vitro* correlacionando Complejidad con Dificultad, y 4. Operacionalizar los indicadores para obtener un índice.

1.7 Limitaciones generales

Como el trabajo comenzó en agosto del 2020 y la pandemia exigió reclusión desde marzo de ese año, el lector notará que, al inicio del trabajo, la investigación se orientó hacia la parte teórica. Tuvimos que esperar hasta el 2022 para que el confinamiento cediera y se pudieran realizar experimentos empíricos (ver a partir de la sección 3.5).

Capítulo 2. Marco teórico

Si queremos incidir en las decisiones que los músicos llevan a cabo para construir un criterio de legibilidad, es útil esbozar un entendimiento básico sobre la lectura musical y su medición científica, para luego abordar la legibilidad y también observar cómo es posible su medición.

A partir de estos temas, abordaremos la selección del tipo de escritura musical más apropiado para una investigación de este tipo. Continuaremos con la relación entre matemáticas y música, seleccionando las herramientas necesarias de este campo para la realización del trabajo. También describiremos la relación entre Complejidad y Dificultad, aprovechando para describir de forma concisa el modelo que utilizaremos para la construcción de los indicadores estadísticos y terminar

con una breve mención al poderío estadístico del AC que servirá más adelante, en el marco metodológico.

Este marco teórico está construido teniendo presente la noción de Validez Ecológica (Valle, 1985), entendido como la serie de previsiones que el investigador debe tomar para no descansar del todo en entornos experimentales que aislen demasiado la situación demasiado de su contexto natural o perciban al sujeto experimental como pasivo y no un ente empático, como en la cognición corporeizada. Esta consideración permitirá que el marco metodológico cumpla los objetivos planteados.

2.1 Lectura musical

Nuestro conocimiento sobre lectura musical descansa primordialmente sobre la teoría cognitiva de la lectura literaria (Chang & Gauthier, 2021; Gunter et al., 2003; Janurik et al., 2022; Kawamura et al., 2000), sin embargo, para esta investigación existe literatura suficiente, de la cual recopilaremos las ideas pertinentes, separando estos conceptos en una sección fisiológica y otra semiótica.

Sabemos, a partir de la literatura más reciente, que los especialistas entienden la lectura musical a partir del empleo de tres estrategias:

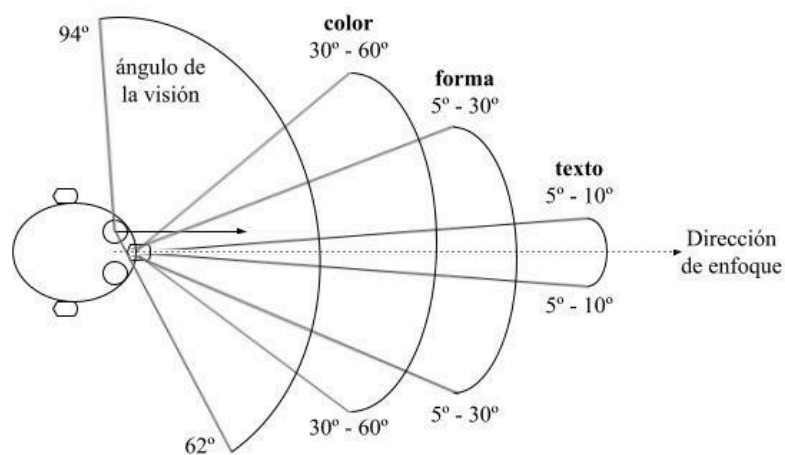
1. Transcodificación visuo muscular, que va del Sistema Visual al instrumento con el que tocamos.
2. Transcodificación visuo auditiva, que utilizamos para entonar.
3. Transcodificación visuo literal, que nos permite identificar qué estamos leyendo (Janurik et al., 2022; Schön, 2002).¹³

Pensamos que, para estudiar la legibilidad en este contexto cuantitativo, el tercer tipo es el más adecuado. Sin embargo, en otro contexto podría refutarse esto ya que los procesos de lectura definidos aquí no se reportan como actividades separadas en el cerebro.

¹³ Existen muchas sistematizaciones similares. Un trabajo reciente (Puurtinen, 2023: 1), que no analizaremos para esta tesis, menciona otros tres procesos: “Compreensión visual”, “anticipación visual” y “demandas de interpretación simbólica” (*symbol comprehension, visual anticipation, symbol performance demands*).

Sensación o registro fisiológico. Al comenzar el momento de la lectura, tanto para leer escritura musical como textos literarios, utilizamos los mismos mecanismos (Kawamura et al., 2000). La forma en que se estudia lo que leemos comienza con nuestra Amplitud Perceptual (*Perceptual Span*), condicionada por nuestro Campo Visual (*Visual Field*). Es decir, a pesar de tener vista panorámica, sólo podemos prestar atención o enfocarnos en un área a la vez.¹⁴ Además, estos procesos dependen de cada individuo y su capacidad visual; medida con referencia a los 20 pies de distancia o visión de 20/20.¹⁵

Figura 1. Área diferenciable de...



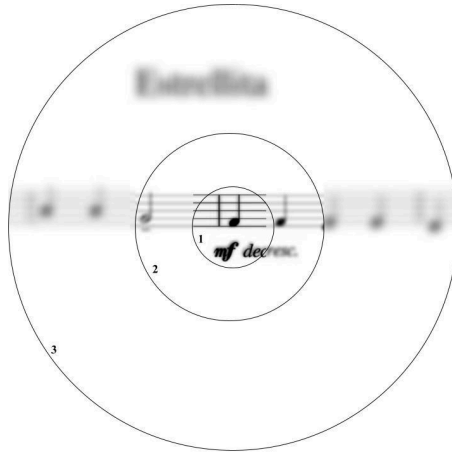
Nota. Dibujo que ilustra el ángulo de elementos reconocibles en el ser humano a partir de un ojo. Redibujado desde Ishiguro y Rekimoto (2011).

Un modelo similar, pero aplicado a la visión musical fue desarrollado por Sheridan et al. (2020) para organizar la información percibida a partir de música escrita.

Figura 2. Modos de visión de la partitura.

¹⁴ Sabemos que la fovea, es decir, la zona del ojo con mayor agudeza visual, tiene un papel fundamental en este proceso (Stenberg & Cross, 2019).

¹⁵ En música, esta amplitud puede crecer mediante ensayos de la partitura, por ejemplo (Burman & Booth, 2009).



Nota: 1. zona “foveal”; 2. zona “parafoveal”, y 3. zona “periférica”. Redibujado desde Sheridan et al. (2020).

El Sistema Visual define el camino que llevan las variaciones de luz reflejadas en el soporte escrito, desde el ojo, a través de todo el cerebro de forma sagital, hasta llegar a la región más posterior del lóbulo occipital (Bouhali et al., 2020; Stewart, 2005). Este trayecto transversal hoy se estudia (y se modela computacionalmente) a partir del estudio de tres acciones oculares básicas:

1. Fijación: Donde todos los componentes oculares se enfocan y ajustan a un determinado objeto, calculando su ubicación y características (durando aproximadamente entre 200 y 300 ms.; en Puurtinen, 2018). Estos movimientos se estudian mediante Oculogramas que realizan rastreo ocular (Jensen, 2016). También se han subdividido las fijaciones oculares de Primer Paso (*first-step*) y Segundo paso donde las primeras detectan novedad y las segundas son producto de reincidencias, ocurridas cuando existen dudas (Chitalkina et al., 2020);
2. Movimientos Sacádicos: Utilizados para reubicar las fijaciones oculares en distintos objetos. Cuando oímos un ruido, dirigimos visión a la fuente sonora y esto en música escrita sucede cuando vamos de un compás a otro mientras leemos (entre 4 y 50 ms.; en Puurtinen, 2018), y
3. Dilatación Pupilar: Se estudia como indicador de la Carga Cognitiva en tareas de legibilidad literaria (Sinha et al., 2019) o como factor de trabajo a la hora de leer notación novedosa o incongruente (Chitalkina et al., 2020; Hadley et al., 2018; Maier et al., 2019).

Estos movimientos, en conjunto con la Memoria de Trabajo, permiten concebir un Lapso Perceptivo (reportado en McConkie & Rayner, 1975), que desarrollaremos más adelante.

El estudio de la adquisición y representación mental de la notación musical se estudia desde la activación de la fisionomía cerebral (ver: Stewart, 2005). Al momento que la información llega a la retina, pasa de ser información lumínica a eléctrica. De ahí atraviesa todo el cerebro (dejando algo de información a procesos autónomos, alojados en el hipotálamo) decusándose y volviéndose a unir para llegar a lo que hoy conocemos como «las dos vías», lugares donde se produce la lectura:

1. Por la Vía Dorsal llega la información a las áreas de asociación, que reparten la información visual mayormente a las áreas motoras para la construcción de movimientos y las áreas prefrontales de control muscular y
2. Por la Vía Ventral se dirige la información a las áreas fundamentales para el estudio de la legibilidad: a. Área de formación de palabras (VWFA o *Visual Word Form Area*), donde se construye una noción de gramática (Bouhali et al., 2020; Stenberg & Cross, 2019); b. Un poco más arriba, la información llega al *planum temporale*, donde se construyen nociones ortográficas (Dehaene et al., 2015); c. Los giros fusiforme y arqueado conectan las áreas simbólicas con las lingüísticas (Kawamura et al., 2000; Stewart, 2005); d. El giro temporal superior (bidireccionalmente) y el Área de Broca juegan un papel esencial en la adquisición e integración sintáctica (Gunter et al., 2003) y e. El Giro Fusiforme que, en conexión con el giro parahipocampal, son considerados como las estructuras cerebrales dedicadas al reconocimiento de letras y palabras (Wong, 2014).

Más allá de este punto, el llamado Control Ejecutivo elabora las respuestas musculares y su dispersión de estas es un campo de estudio en desarrollo (Slevc & Okada, 2015). Sabemos que existe una relación crosmodal que, en músicos expertos, traduce el estímulo visual (el gesto integrado por varios componentes de notación musical) a una representación audible y una acción muscular (Drai-Zerbib & Baccino, 2014).

*Entre el registro sensorial y la construcción semiótica en la percepción inteligente.*¹⁶ De forma fisiológica, Terradillos & López-Higes (2016) describen una ruta basal para el reconocimiento de

¹⁶ Al hablar de escritura musical en forma de notación, gráfico o grafismo, utilizaremos la terminología de Íconos, siguiendo a Schultz (1998). La autora, a partir de la teoría semiótica Peirciana, dice que el ícono corresponde al primer nivel universal de la escritura musical, mientras que los Índices y Símbolos son un entramado de representación individual posterior. Sin embargo, estas interpretaciones peirceanas distan de ser homogéneas. Grier (2021: 3-4) describe otra postura y menciona que la notación musical utiliza símbolos indexales; en total oposición a Schultz. Nos quedaremos con la palabra íconos, dejando esta discusión para otro trabajo.

letras y palabras que comienza desde la percepción visual (Grafémica) o audible (Fonológica). A partir de estos dos estímulos se captan íconos que ingresan en un sistema de comparación ortográfica (que localizamos antes en la región que une la corteza parietal con la temporal, en la VWFA). Los autores comentan que:

A priori parecería que el reconocimiento de las letras es un proceso desde abajo hacia arriba [bottom-up], pero esto no es así, ya que se ha comprobado que las personas podemos nombrar más rápidamente una letra cuando aparece en el contexto de una palabra, que cuando aparece de forma aislada (*efecto de superioridad de palabra*). (Terradillos & López-Higes, 2016: 32)

Por lo que puede entenderse que los procesos fisiológicos y los semióticos no siguen la misma dinámica. También aclaran que el estímulo visual y el auditivo entran en competencia al momento de ingresar al campo del dominio lingüístico.

Siguiendo esta percepción fisiológica, llegamos a un campo de percepción inteligente donde se conceptualizan los principios de la *Gestalt* (Eden Ünlü & Ece, 2019), el Procesamiento Holístico (Chang & Gauthier, 2021), la construcción espontánea de Patrones (Viljoen & Foxcroft, 2020), “holones” (*holons*) (Angeler, 2020), la noción de “forma” (Chakrabarty & Elhilali, 2019), la Visión por Modelado Computacional (Arnheim, 1996) o la identificación de Fragmentos (*chunks*) y Plantillas (*templates*) (Sheridan & Kleinsmith, 2021)¹⁷ o Señales (*cues*) y Esquemas (*schemas*) (Drai-Zerbib & Baccino, 2014).

Sloboda (1976) inaugura la relevancia de la lectura musical en el ámbito cognitivo; sienta las bases para entender a la lectura como una forma de percepción musical. Desde el ámbito neurofisiológico, se ha estudiado cómo las áreas visuales y auditivas tienen “modelos de predicción” que simulan el entorno y ahorran esfuerzo cognitivo al cerebro (Mencke et al., 2021; Quiroga-Martinez et al., 2020; Sprevak, 2020). Es decir, tenemos almacenados ciertos preconceptos del mundo (como vimos en Terradillos & López-Higes, 2016), que se renuevan constantemente mediante estímulos internos y externos. En música, estos estímulos icónicos son codificados para ser interpretados tanto en voz baja, utilizando la habilidad de crear imágenes

¹⁷ Hay que notar que el campo de los *chunks* y *templates* comienza con el estudio del comportamiento humano al momento de jugar ajedrez, luego explorados en música (ver: Bennett et al., 2020).

mentales mediante Audiación (*Audiation* en Brodsky et al., 2008; Endestad et al., 2021; Gordon, 2011; Janurik et al., 2022)¹⁸ como en voz alta, mediante la emisión de sonido vocal o instrumental.

La teoría de la Gestalt. Este trabajo se funda sobre estas ideas ya que son sobre las que se ha estudiado la lectura y escucha musicales (Chakrabarty & Elhilali, 2019; Eden Ünlü & Ece, 2019; Ghosh et al., 2018; Reybrouck, 1996; Sloboda, 1976; Tenney & Polansky, 1980). La teoría gestáltica emerge desde la psicología decimonónica para describir procesos estructurales de percepción visual. Explica cómo conectamos estímulos perceptuales mediante procesos de asociación, categorizados en los llamados Principios, siendo los más básicos de ellos Simplicidad, Figura y fondo, Proximidad, Semejanza, Dirección común, Simetría, Continuidad, Cierre, Región común o Conectividad de los elementos, entre muchos más (Eden Ünlü & Ece, 2019: 5).

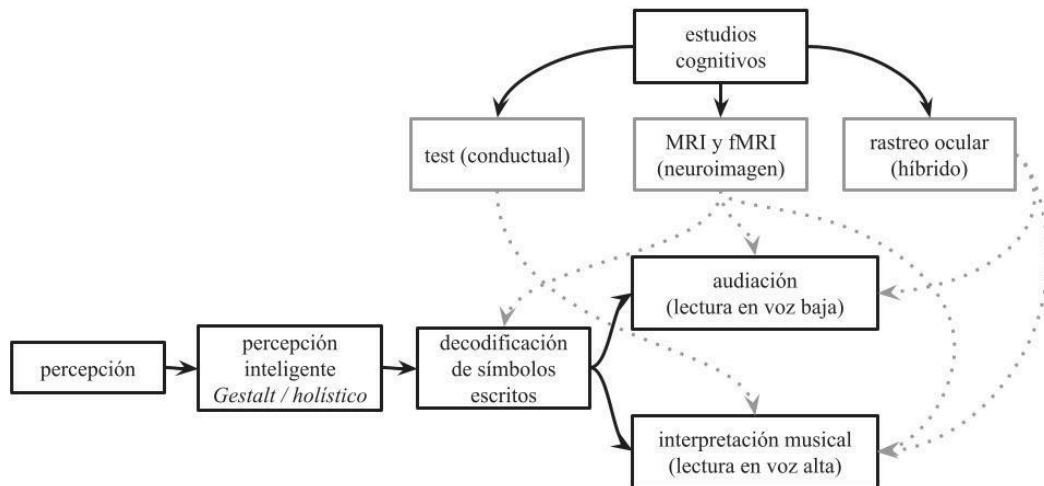
2.2 Medición de la lectura musical

En la actualidad, aunque no existe un único método para medir la lectura musical, Jensen (2016) menciona que los estudios cognitivos han utilizado mayormente tres estrategias de evaluación:

1. Desde la orientación conductual, se realizan *tests* (orientados al estudio de la lectura en voz alta);
2. La imagería neurofisiológica utiliza MRI, fMRI o PET para estudiar los procesos de decodificación simbólica, lecturas en voz baja y voz alta, y
3. El rastreo ocular se utiliza para analizar las lecturas en voz baja y alta.

Figura 3. Esquema de lectura musical.

¹⁸ El mencionado concepto de Audiación hace referencia a las imágenes mentales mediante las cuales representamos notación musical en la mente. Podemos encontrar un símil en la noción de Competencia notacional (*notational competence* en Kurkela, 1989).



Nota. Medido por estudios cognitivos según Jensen, 2016. Diseño del autor.

A través del rastreo ocular podemos medir la amplitud del enfoque, llevando cuenta del tiempo que permanece una fijación y la cantidad de veces que la mirada regresa al mismo punto o zona. Con la relación de estos dos factores podemos construir un Mapa de calor, del cual se interpreta la amplitud del enfoque visual.

Figura 4. Extracto de un Mapa de calor.



Nota. (*heatmap*) hecho para medir las fijaciones que realiza un músico (tomado de Viljoen & Foxtrot, 2020).

Estos instrumentos ofrecen datos temporales, pero no espaciales. Es decir, sabemos que hay fijaciones en puntos específicos pero no sabemos a ciencia cierta qué tanto de la partitura estamos viendo y esto es un factor a tomar en cuenta: La lectura musical es un proceso activo y debe medirse como tal. Un lector no está leyendo toda la partitura al momento de mirarla y medir la

lectura en toda la partitura, según lo que estamos describiendo, es un error. Aunque la amplitud de la mirada esté aún condicionada por numerosos factores (ver: Burman & Booth, 2009; Maier et al., 2019), debemos tener en cuenta que para entender la lectura según su legibilidad necesitamos segmentar la escritura musical. Una mínima parte de los cálculos de legibilidad y complejidad en literatura utilizan, de forma análoga a la construcción de conexiones neuronales, el concepto de Engrama para esto (Bailin & Grafstein, 2016; Jurafsky, 2020).¹⁹

Finalmente, variables como la edad en que se aprende a leer, la disciplina del estudiante (instrumento, composición, educación, etnomusicología, etc.) cumplen un rol fundamental en los resultados de los estudios sobre medición de lectura en música.

2.3 Memoria de trabajo

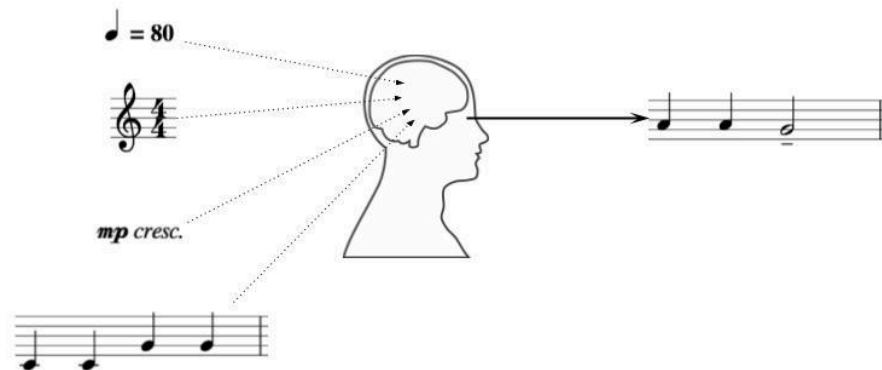
Para completar este primer estadio del marco teórico tomaremos la idea de Memoria de Trabajo (MT), entendida como un sistema de capacidad limitada (7 ± 2 ítems) que funge como intermediario entre la percepción, la Memoria de Largo Plazo y la acción (Ávila Cascajares, 2021: 3). Aunque el tema de la memoria musical es un vasto campo de trabajo, aquí nos limitaremos a tomar las ideas de Cowen (mencionadas en Ávila Cascajares, ídem y Baddeley, 2003) para:

1. Diferenciar la MT de la Memoria de Corto Plazo mediante la capacidad de la primera para operar con los datos retenidos;
2. Ubicar la cantidad de elementos que pueden ser retenidos mientras se utiliza en tareas de percepción y lectura musical, y
3. La relación entre el Bosquejo Visuoespacial (*Visuospatial Sketchpad*), el Ejecutivo Central (*Central Executive*) y el Círculo Fonológico (*Phonological Loop*) para la lectura musical. Este esquema se observa en la decodificación automática de textos (Tarasov et al., 2015: 2), la retención de los estímulos visuales textuales impresos (Brodsky et al., 2008: 10), el papel de la *expertise* en la retención visual (Sheridan & Kleinsmith, 2021: 2), estructuras cerebrales estimuladas por la lectura (Bouhali et al., 2020: 8), la implicación del reconocimiento de notación musical basado en familiaridad (Chang & Gauthier, 2021: 11)

¹⁹ Se le llama Engrama (*n-grams*) a la conjunción o coincidencia de dos o más elementos en un conjunto (dos o más letras en palabras, dos o más palabras en una frase, por ejemplo). También se utiliza el término para comprender las conexiones neuronales en la memoria (Baddeley, 2003).

o el papel de los procesos inferenciales en el reconocimiento de patrones de notación musical (Drai-Zerbib & Baccino, 2014), entre tantos.

Figura 5. Esquema de la MT en nuestra investigación.



Nota. Diseño del autor.

Otro acercamiento a la evaluación de la MT lo formulan Pfordresher et al. (2006) mediante el estudio de la producción de secuencias musicales en una variante del mencionado paradigma SAT.

2.3.1 Las Unidades de Lectura Musical

Aunque puede haber empezado con una «imagen completa» de la partitura, un músico va leyendo el contenido mediante un proceso de segmentación, que ya intuimos siguiendo los principios de la *Gestalt*. Herederas de la concepción de Ventana Movable en las investigaciones de McConkie & Rayner (1975), estas unidades representan la capacidad de los lectores de procesar información escrita, al momento de realizar una fijación ocular en un punto específico del texto. Esta noción permite comprender que un músico lee lo escrito de forma fragmentada, secuenciada entre fijaciones y movimientos sacádicos del ojo. Si a estos movimientos le añadimos la habilidad descrita en la MT, tenemos una subdivisión de la partitura que puede ayudarnos a modelar su lectura. Los segmentos resultantes, análogos a la noción de engrama (ver: Morgan et al., 2019), serán denominados en este trabajo como Unidades de Lectura Musical (ULMs). Esta forma de construir ventanas de lectura se traduce en gestos interpretativos, leídos en voz alta o voz baja. Similares a los “trozos” (*chunks*) y “plantillas” (*templates*) ideados a partir de la cognición y utilizados en investigación musical (Bennett et al., 2020; Cenkerová, 2017; Sheridan & Kleinsmith, 2021). La idea de una ULM combina las ideas analizadas de Amplitud Perceptual y

MT, determinando lo que un músico es capaz de interpretar en un momento determinado, a medida que lee y toca un conjunto de íconos musicales.

Aunque definimos que no hay una medida absoluta en cuanto a la amplitud espacio-temporal de los segmentos, en la literatura musical podemos encontrar límites (encuadres o fronteras) a partir de combinar la amplitud perceptual y la MT: 1. Pulsos, de dos tiempos (*beats*) simultáneos (Stenberg, 2019) a cuatro elementos (Baddeley, 2003; Gunter et al., 2003)²⁰ o 2. Eventos (notas y silencios) de dos a siete (más o menos dos elementos, ver: Ávila Cascajares, 2021 y Mills & McPherson, 2015).

La lista de jerarquías notacionales propuesta por Mills & McPherson, construida para medir la adquisición de notación musical en niños, sirve para ubicar el ámbito de nuestra selección simbólica, partiendo del primer nivel “características” (*features*) icónicas como el tamaño o la forma de la notación, hasta el cuarto nivel de “palabras/grupos” (*words/groups*) (Mills & McPherson, 2015: 182) como la agrupación de estos íconos en gestos. En este rango encontramos la notación musical previa a la conformación visual de motivos, frases o ideas musicales.

Aunque se mencionan límites más fronterizos que llegan a dos compases completos (Bennett et al., 2020), las segmentaciones que se estiman en la ULM simulan los extremos de lo mencionado en la literatura de cognición musical. La segmentación varía según la *expertise* (Farrington-Darby & Wilson, 2006)²¹ o el llamado Lapso Óculo Manual (ver: Sloboda, 1976; Gunter et al., 2003).

Finalmente, este procedimiento de subdivisión encuentra similitudes y es compatible con el desarrollo de software para transcripción musical. Lassfolk (2004) menciona cómo se utiliza la concepción de Glifo (*Glyph*), que define tanto como una nota o todo un grupo (en un sistema, por ejemplo), incluyendo el resto de la notación identificada en un momento particular. También encontramos estos procedimientos en algoritmos de reconocimiento óptico de caracteres (OMR, *optical music recognition*), donde las computadoras son capaces de reconocer gestos musicales mediante una organización categorial jerarquizada, para luego ser registradas en archivos musicales como MIDI o musicXML (Lassfolk, *idem*). También existe el modelo ACT

²⁰ Aunque los elementos mencionados por Baddeley no sean musicales.

²¹ Sabiendo que este último término es bastante conflictivo en términos de lectura musical (Burman & Booth, 2009; Chang & Gauthier, 2021; Drai-Zerbib & Baccino, 2014; Sheridan & Kleinsmith, 2021).

(mencionado en Kurkela, 1989) que establece la conexión y conversión de símbolos gráficos (plicas, neumas, etc.) en notación musical (cuarto, blanca, etc.).

2.4 Legibilidad

Desambiguación. Si uno realiza una búsqueda simple en bases de datos digitalizadas como PubMed (Pubmed, s.f.), encontrará que una palabra clave como “lectura” devuelve resultados como “lectura de rostros”, “lectura de situación” o similares que denotan lecturas no textuales (que por cierto son aplicables a estilos musicales que no utilizan notación). Por esto, para estudiar problemas en la codificación de dibujos complejos es mejor estudiar la legibilidad y no quedarnos sólo en la lectura.

Mientras que la lectura es la percepción inteligente de datos provenientes de los sentidos, la legibilidad es la cualidad que pretende su codificación, mediante una escritura clara, con el objetivo de que algo pueda ser leído por otro. A esta cuestión se le denomina “efectividad de la comunicación” (Sancho Guinda, 2002: 78). Se la puede enmarcar también desde el plano lingüístico como Comprensibilidad, Inteligibilidad, Perspicuidad o incluso Lecturabilidad. Reuniendo las ideas anteriores, vamos a entender a la legibilidad como una mediación entre un Dibujo Complejo (notación musical o grafismo) y la Percepción Inteligente (agrupación intuitiva de elementos mediante *Gestalt*).²² Para que el primero se vuelva lectura y la segunda se convierta en escritura necesitamos un proceso de codificación, normalizado en el uso y en el tiempo.

Figura 6. Diagrama expandido sobre la definición inicial de la legibilidad.



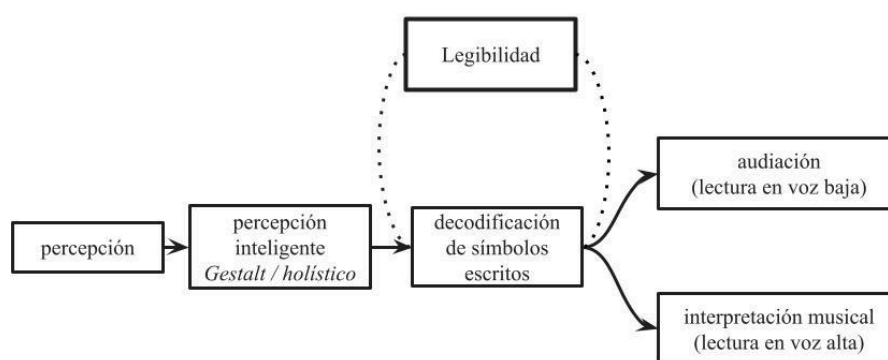
²² Aunque notablemente un pleonismo, añadimos Inteligente para separar este concepto de la simple Sensación visual.

Nota. Diseño del autor.

A través del estudio y cálculo de la mediación o código entre la escritura y la lectura, podemos comprender la facilidad con la que se lee un texto.

Este proceso de decodificación que estamos estudiando es el que toma un esfuerzo mental y su cualidad legible se ve reflejada en una lectura ágil, en una comprensión analítica del texto y un esfuerzo fisiológico comparativamente menor a un texto ilegible (Benjamin, 2012).

Figura 7. Esquema modificado.



Nota. (ver: Fig. 3), incluyendo la legibilidad como mediación en la decodificación del ícono, posterior a la Percepción Inteligente y antes de la decodificación. Diseño del autor.

Finalmente, recordando que Terradillos & López-Higes (2016) mencionan una subdivisión basal del estímulo en una ruta visual (Grafémica) o audible (Fonológica), sería lógico pensar que existe una conexión entre la dificultad de lectura y la de escucha. Esto daría a entender que aislar este tipo de procesamiento a sólo un campo visual es un esfuerzo artificial o forzado. Parece entonces que la percepción de dificultad no sólo se vería construida por la distribución espacial de la escritura, sino que iría acompañada de su retroalimentación auditiva.

2.5 Medición de la legibilidad

Aproximaciones cuantitativas simples sobre legibilidad de textos arrojan datos como cantidad de palabras, espacios en blanco, palabras con más de n caracteres, etc.²³ En música, como ya

²³ Muchas veces requeridas como estándares para la entrega de textos susceptibles de evaluación. Ver: Software INFLESZ, disponible en su versión 1.0 en <https://bit.ly/3fOpAJ1> (acceso 2022-01-01) y utilizado en el citado trabajo de Ballesteros-Peña & Fernández-Aedo del 2013.

mencionamos, la legibilidad musical ha sido poco estudiada y en sus inicios sólo se la definía en base a la *expertise* del músico (ver: Sloboda, 1976).

Índices y fórmulas de legibilidad. Algunas de las mencionadas fórmulas de legibilidad en textos llevan estos datos al plano estadístico (Benjamin 2012; Tarasov et al., 2015). Aparte del mencionado ejemplo en la introducción del texto, está la escala FOG (también conocida como *Gunning Fog formula*) que compara sílabas y extensiones de frases, emitiendo una calificación de 5 (legible), 10, 15, 20 (muy difícil). En lengua española, existe una traducción del FRE, realizada por Fernández Huerta en 1959, que lleva su nombre (IONOS guía digital, 2022). En la actualidad existen las *Lexile Analyzer measures*, utilizadas como herramientas para orientarnos en la dificultad de un texto. Estas medidas utilizan el tipo de vocabulario (palabras comunes, muy utilizadas, etc.) y la estructura de la oración (p.e., extensión). Es importante mencionar que estas fórmulas no inciden sobre la ortografía, gramática o diseño editorial ya que son previos a ellos y, paradójicamente, asumen que el contenido presentado al lector se debería acceder a la vista sin problemas, obteniendo la mejor legibilidad editorial posible.

Ahora, podemos encontrar rechazo ante los valores de las fórmulas debido a su posibilidad de sobrescribir la evaluación de un lector experimentado, la imposición irreflexiva de niveles estratificados para el texto o la simple decisión de aceptarlos o rechazarlos, descansando en un número (Bailin & Grafstein, 2016; Zhou et al., 2017). Sin embargo, la visión optimista amplía su utilización en la lingüística, ciencias cognitivas, psicología, procesamiento del discurso y ciencia computacional, teniendo en cuenta que las evaluaciones no son permanentes, sino dinámicas y susceptibles de ser mejoradas (Benjamin, 2012: 18).

Dentro de las críticas de las fórmulas, mencionaremos aquellas que son un problema específico para la medición de la legibilidad musical:

1. A pesar de elaborarse con matemáticas basadas en la Teoría de la Información (TI), los índices se generalizan en categorías y calificaciones cualitativas; incluso para Robert Gunning su índice era una mera herramienta heurística (Bailin & Grafstein, 2016), y
2. Con base en lo anterior y hasta el día de hoy, ningún índice incluye signos de puntuación (en su más amplia gama), cualidades como subrayado, **resaltado**, subíndice, superíndice, letras o palabras en *itálicas*, **negritas**, etc.

Por otro lado, también debería tenerse en cuenta que la investigación sobre música escrita sólo suele enfocarse en dos elementos: el ritmo y la altura. Esto probablemente se debe a que los autores limitan las habilidades de lectura musical a procesos de decodificación informacional cartesiana (altura en el plano vertical y tiempo en el horizontal) (ver: Dimensiones básicas de la música en Prince et al., 2009). Nosotros ampliaremos la diversidad de elementos notacionales que integran el análisis de un texto musical, haciendo eco de las ideas de Holder et al. (2015), Sancho Guinda (2002), Son & Lee (2016), Sébastien et al. (2012) y Zhou (2016).²⁴

Finalmente, debemos recordar que las fórmulas reflejan resultados sobre la Complejidad del texto y no su Dificultad (ver 2.8). La importancia de esta preferencia reside en que la legibilidad es un concepto que muta con el tiempo, dependiendo de cada individuo, es decir, un reporte de legibilidad sobre una escritura musical puede comenzar siendo negativo e ir mutando hasta desaparecer en el momento en que realizamos una lectura de memoria. Pero aquello sería verdad si estuviéramos midiendo la legibilidad todo el tiempo. En realidad, sería muy extraño ir definiendo la dificultad en la lectura a medida que iteramos la lectura sobre una misma partitura.

2.6 Notación musical de la Práctica Común

Aunque hoy leemos música decodificando numerosos tipos de dibujos (Buj Corral, 2018) e incluso mediante la escucha, en esta investigación trabajaremos con la notación musical de la Práctica Común (PC); íconos que acompañan al movimiento musical homónimo, asociado al uso de la tonalidad, que comienza a inicios del siglo XVIII con la publicación del *Traité de l'harmonie réduite à ses principes naturels* (Tratado de armonía reducida a sus principios naturales) de Rameau (1722) (Checchi, 2008) y cuya evolución finaliza a inicios del siglo XX con la invención del atonalismo y posteriormente, de la dodecafonía. Estos elementos de escritura musical constituyen el estilo más estable de notación musical (Abdy Williams, 1903; Gehrkins, 1914; Goodman, 2010; I Fradera, 2015; Taruskin, 2009) y la mayor parte de los estudios de cognición musical relacionados a la lectura la utilizan (ver: Angeler, 2020; Hadley et al., 2018; Stenberg &

²⁴ El resto de las notaciones ofrecerá, a partir de su integración semántica en un gesto, posteriores nociones estructurales en la música. Esto se refleja en estudios cognitivos a partir de la lectura a primera vista (Gudmundsdottir, 2010).

Cross, 2019); incluso una pequeña parte expande esta notación en sistemas multimodales, utilizados en pedagogía musical (ver: Tejada, 2009; Wong & Gauthier, 2010).²⁵

Es también el tipo de notación musical utilizado por el software de transcripción musical y esto implica que, si nuestro modelo está basado en Musicología Cognitiva (ver: Laske, 1988), dependemos de un software computacional y de formatos de archivo que puedan manipular grandes conjuntos de información musical. Finalmente, este tipo de escritura se sigue utilizando en las escuelas de educación musical básica (Gudmundsdottir, 2010; Janurik, 2022) y mucha música actual se sigue escribiendo con ella.

En este trabajo delimitamos el enorme ámbito de la notación de la PC a los elementos a los que el músico está expuesto actualmente; desde la adquisición inicial de la notación o alfabetización musical básica hasta el momento cuando el estudiante comienza a aprender la notación Idiomática.²⁶

Por otro lado, desde el campo semiótico de la notación musical de la PC hay que hacer una distinción fundamental entre el dibujo (mediado por estilos tipográficos y tecnologías analógicas, mecanografiadas o digitales) y su significado (la constante evolución del gesto dependiendo del instrumento musical y el estilo) (Buchanan, 2016; Lassfolk, 2004); esto ayudará a definir la cuantificación de la legibilidad en términos rigurosos. Goodman (2010: 141-145) describe las partituras y su notación de forma integral, indicando que ésta carece de pragmática; cuestión que respetaremos en este trabajo. Nos limitaremos a tomar la notación musical y su legibilidad desde las primeras etapas de la percepción (mencionadas antes), su sintáctica y, un poco menos, su semántica. En palabras de Kurkela (1989: 424), nos detendremos en el momento en que comienza la “interpretación semántica” y el “entendimiento básico del pasaje”; cuestión que nos lleva a las traducciones mentales entre símbolo y acción de tocar o cantar un instrumento (Wong & Gauthier, 2010).

Finalmente, señalamos que la notación de la PC está agrupada por acentos en un compás y para continuar con la definición de una ULM en aquel contexto, la unidad tendrá el valor acumulado de los elementos notacionales en ella. De esta forma, modelamos un rango o límite,

²⁵ En estudios de cognición podemos encontrarla como *Common Western Music Notation* (CWMN) o *Standard Music Notation* (SMN).

²⁶ Como lo aclaramos más adelante. Un conjunto de notación musical es específico para gestos en cada instrumento por separado (ver: Arcadas para cuerdas, Registros para el acordeón, Pedales para el arpa...).

conceptualizado como el pulso más saliente de la partitura: el *tactus* (Lerdahl & Jackendoff, 1983; Malbrán, 2007; Pfordresher et al., 2006). Este concepto, aunque jerarquiza la percepción rítmica de la música, será utilizado aquí como enmarque de la ULM. El *tactus* asignado a la ULM tendrá la misma extensión en todo el fragmento.

Figura 8. Dos ejemplos para la ubicación del *tactus* en la definición de la ULM.

A

mp cresc. mf decresc.

Límite inferior = 1/4: Tactus nivel de pulso
Límite superior = 4/4: Tactus nivel de compás completo

B

Límite inferior = 1/16: Tactus subnivel (binario) de pulso.
Límite superior = 1/8: Tactus de pulso.

t1 t2 t3 ULM

Nota. El A sobre el pulso y el B sobre la cantidad de notas. Realizado por el autor en MuseScore 3.

Tanto Endestad et al. (2020) como Gunter et al. (2003) utilizan intuitivamente esta noción de segmentación para emitir sus estímulos de notación musical a los sujetos y Drake & Palmer (1999) confirman que las condicionantes del *tempo* y las estrategias de planeación emergen de procesos de segmentación como los presentados aquí. Ambos utilizan la delimitación de un compás para segmentar el contenido, agrupando información según la intuición de la acentuación mencionada, en conjunto con el Lapso Óculo Manual.

2.7 Música y Matemáticas

Siguiendo los mecanismos y estrategias de las fórmulas de legibilidad, tomaremos las conexiones existentes entre música y matemáticas para identificar, de entre todos los elementos posibles, cuáles sirven para medir la legibilidad musical. También, dada nuestra elección de

notación musical, necesitaremos un conjunto extra de herramientas que nos permitan analizar peculiaridades en su uso.

Afortunadamente, la relación entre música y matemáticas es extensa (Lluis-Puebla, 2003) y comienza alrededor del mismo momento cuando tenemos nuestros primeros sistemas de notación musical. Si las aproximaciones matemáticas a los sonidos musicales son tan fructíferas, uno pensaría que esta relación se extiende a otros ámbitos como su escritura. Sin embargo, aunque existen algunas pocas investigaciones de este tipo (Angeler, 2020; Chase, 2006; Lepper et al., 2019; Peña, 2016), no hay una investigación matemática sobre legibilidad para textos musicales. La literatura existente sólo ofrece ideas de cómo medir la complejidad en partituras musicales completas (Angeler, 2020; Holder et al., 2015) y no tienen en cuenta los procesos de lectura que mencionamos.

Existen modelos matemáticos que ayudan a organizar (analizar) y entender (escuchar) mejor la música contemporánea. Por ejemplo, el análisis postonal emprendido por Forte (1977) o Lerdahl & Jackendoff (1983), los Modelos Topológicos de la música (Casati, 2016; Mazzola, 2006; Sethares & Budney, 2014; Tymoczko, 2010), la *Gestalt* (Cenkerová, 2017; Ghosh et al., 2018; Morgan et al., 2019; Reybrouck, 1996; Viljoen & Foxcroft, 2020), la composición musical formalizada por matemáticas (Xenakis, 1992) y los cálculos de entropía (Angeler, 2020; González-Espinoza, 2020; Holder et al., 2015; Lopes & Tenreiro, 2019; Slevc & Okada, 2015).

Nosotros sólo tomaremos tres que han demostrado su eficacia al lidiar con problemas de música escrita con notación de la PC y que nos ayudarán a medirla rigurosamente:²⁷

1. La Teoría de Conjuntos: ha sido aplicada al estudio de la dodecafonía (Forte, 1977), nos ayudará a organizar los distintos tipos de notación musical en Clases, cada una con sus distinciones, funciones y subdivisiones específicas;
2. Las dimensiones Físico - Matemáticas (FM): mediante ella encontramos planos métricos (como el lugar, soporte o formato donde se escribe música) y planos paramétricos (los elementos distinguibles en una partitura como alturas, ritmo, posición del arco en un violín,

²⁷ Lluis-Puebla (2003: 12) hace una lista más extensa, mencionando que “[I]a Teoría Matemática de la Música está basada en las Teorías de Módulos y Categorías, en la Topología Algebraica y Combinatoria, en la Geometría Algebraica, Teoría de Representaciones”. Dentro de esta lista se encuentran las tres estrategias que escogimos para este trabajo.

etc.) (Buchanan, 2016; Chang & Gauthier, 2021; Prince et al., 2009; Eden Ünlü & Ece, 2019). Éstas nos ayudarán a entender ciertas peculiaridades semánticas de la PC, como el impacto del grupo de las alteraciones en el resto de la notación, y

3. La Entropía que, de forma estadística mide la mencionada relación entre densidad y diversidad. Surge en la física de partículas y se incorpora casi de inmediato a la TI.

Estas tres estrategias matemáticas, además de ser constituyentes del modelo musicológico cognitivo que desarrollamos, deben comprenderse también como modelo Morfológico, normalmente utilizado en administración de empresas. Según Sudhindra et al.:

La aproximación morfológica implica la lista completa de características estructurales (referidas como dimensiones) de un producto (o cualquier entidad), acompañada de sus variaciones y la medición de los valores (referidos como opciones) que pueden tomar sus características. (Sudhindra et al., 2017: 404)

2.7.1 Notación musical y Matemáticas

La notación musical escogida, como cualquier sistema de notación en otras disciplinas (física, química, bibliotecología, etc.), tiene una serie de reglas sintácticas entre sus íconos, que es necesario prever si queremos hacer mediciones apropiadas. Por ejemplo, las idiosincrasias rítmicas de la notación de la PC dependen de su desarrollo histórico (Casati, 2016). Es decir, si queremos organizar matemáticamente las figuras rítmicas, necesitamos saber que hay subdivisiones que incluiremos dentro del mismo conjunto y esto depende de un sistema de notación que se va modificando según los usos y costumbres lingüísticas del momento. Para esta y muchas otras contingencias, hemos encontrado que las herramientas que mencionamos a continuación sirven para organizar los elementos de notación musical de forma sistemática.

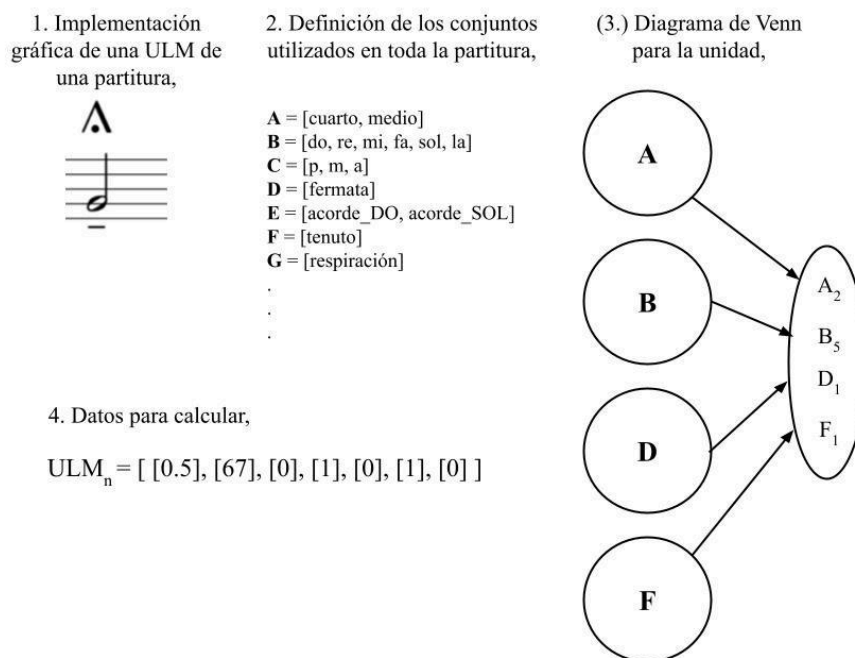
2.7.2 Teoría de Conjuntos

La Teoría de Conjuntos (TC) se utiliza para organizar casi cualquier tipo de agrupaciones y ha sido estudiada con profundidad en música (Mazzola, 2006; Sethares & Budney, 2014), basados en la mencionada teoría de Clases de Conjuntos de Tonos (*Pitch Class set*) de Forte (1997). Nosotros utilizaremos la TC para organizar la notación de la PC. Citando a Lassfolk:

La lógica musical de la notación es un reflejo de los procesos históricos y cognitivos que le dieron origen. En este sentido, se puede llevar a cabo un análisis que encuentre criterios objetivos, que permitan definir la lógica de los significantes y descubra principios apropiados para su categorización (Lassfolk, 2004: 119).

Para aplicar esta teoría en las ULM, debemos identificar y distinguir los conjuntos de elementos presentes en la notación de la PC; tarea difícil, pero veamos un ejemplo que viene al caso,

Figura 9. Esquema e implementación de la TC para la notación musical de un gesto.



Nota. Los conjuntos son A: Figura Rítmica (medida con respecto 1 o entero), B: Altura (en notación MIDI, de 0 a 127), C: Digitación, D: Calderón o Fermata (en forma de booleano), E: Símbolo de Acorde (también booleano), F: Articulación (ídem) y G: Respiración. Diseño del autor.

Arriba podemos ver cómo una ULM puede ser descrita a partir de la organización categórica de sus componentes. Es preciso aclarar que, a pesar de que nosotros le llamemos Conjuntos o Elementos, según la tradición de su utilización musical y matemática, estos deberían llamarse Clases.

Ponderación de los elementos del conjunto. La TC también nos ayuda a jerarquizar la información de una partitura mediante la asignación de Pesos (subjetivos o no) a las Clases. Este

tipo de ponderación no es ajena a la cognición, tenemos ejemplos en la medición del peso de la respuesta en neuronas en la corteza prefrontal, la medición del movimiento en las neuronas que orientan los movimientos sacádicos del ojo o también la construcción de modelos de predicción en el cerebro (Mencke et al., 2021; Sayood, 2018).

Esta ponderación hará frente a una carencia básica de las fórmulas e índices de legibilidad, que ya mencionamos: no hace distinciones entre los caracteres o palabras, cuestión que hace grave y confunde Cantidad de Apariciones con Facilidad de Lectura (*The increment issue* en: Bailin & Grafstein, 2016: 53-54). En notación musical esto se torna fundamental. Sabemos que los símbolos musicales son más complejos que los literales (Puurtinen, 2018) y para corregir lo más posible esto, en el marco metodológico distinguiremos la información musical mediante la asignación de un valor de ponderación, que funciona para las clases que integran en un gesto musical de la PC.

2.7.3 Dimensiones Físico - Matemáticas

En escritura musical tenemos dos planos que sirven para delimitar los íconos y que definen gran parte de los criterios editoriales que dan noción de legibilidad (Donato, 1977; Grier, 2021; Gehrrens, 1914; Gomberg, 1977; I Fradera, 2015; Krummel & Sadie, 1990; Sloboda, 1976; Viljoen & Foxcroft, 2020; Taruskin, 2009):

1. Un plano métrico, usualmente dependiente de una hoja, limita el trazo a un entorno físico. Sabemos que su evolución en música, desde los formatos grandes para permitir la lectura del coro (Manguel, 2014) hasta los formatos en pantallas digitales (con un propósito similar) han imitado la forma con la que se escribe literatura.²⁸ Este es un punto clave para la medición: El tamaño de la hoja determina qué tantos compases se escriben por línea o sistema. Qué tan grande o pequeño es el punto y muchos otros criterios editoriales, imprescindibles para la legibilidad y
2. Un plano paramétrico (representativo), dentro del cual los músicos escribimos información secuenciada. En la notación de la PC seguimos un patrón cartesiano que ayuda a construir melodía y armonía, pero que a partir del siglo XX comienza una expansión manifiesta en la aglomeración de múltiples planos paramétricos bidimensionales (por ejemplo, en la música

²⁸ Durante el siglo XX, estos formatos tuvieron una intervención artística (Guasch, 2000).

de la Nueva Complejidad), tridimensionales (en la música de la Indeterminación) o incluso tetradimensionales (con el aporte de la transformación temporal en computadoras).

Aunque existe investigación sobre la combinación de estas dimensiones musicales en las matemáticas (ver: Prince et al. 2009), la relación de estas dimensiones paramétricas dentro de la notación de la PC incluye la existencia de un comportamiento muy particular, que aún no se estudia, por ejemplo, mucha información es constante (neumas, silencios, duraciones, alturas, etc.) pero otra se escribe una sola vez y su implicación perdurará para condicionar al resto. Hasta que no haya una indicación de cambio, mucha notación estará condicionada por otra (p.e. *tempo*, agógica, dinámica, indicación de compás, armadura o alteraciones). Este tipo de información, pensando en una ULM, será considerada como Información Implícita o Tácita; contenida en lo que definiremos como Cabezal de información.

Cabezal. Las ideas matemáticas que modulan el espacio en forma de dimensiones servirán para conceptualizar la idea de Cabezal (heredera del *Header* en los archivos de secuencia MIDI). Este tipo de información, esporádica y condicional, determina los contornos y los límites sobre los cuáles deben leerse otros conjuntos de información. Por ejemplo, en un texto literario el texto entre paréntesis o entre comillas indica que todo lo contenido difiere de lo anterior o el posterior.²⁹

Esta información toma más relevancia cuando observamos la figura 4 (el mapa de calor de fijaciones oculares). Allí vemos cómo la mirada en una partitura regresa intermitentemente al inicio del fragmento (donde están la figura de compás, el *tempo*, muchas veces la única indicación de dinámica, etc.).³⁰

Por otro lado, ya Polanyi (1967) discutía la posibilidad de un conocimiento tácito a la hora de construir la mencionada *Gestalt* y sabemos que muchos productos comerciales utilizan este conocimiento para vender mercancías (ver: Sudhindra et al., 2017). También Sloboda menciona que un buen lector a primera vista observa primero el *tempo* y la armadura de la pieza, antes de tocar. En concreto, este cabezal debería incluir al menos tres conjuntos de información

²⁹ En esta idea encontramos un ejemplo claro en los límites semánticos de la medición de los índices y fórmulas de legibilidad.

³⁰ Las dimensiones musicales lingüísticas también se reflejan en aquella noción: Tomando las ideas de Kurkela (1989: 6), la construcción semántica del gesto es modulada por “condicionantes indexales” que modifican el contenido sintáctico del gesto notacional; recordando el entramado complejo de signos icónicos, índices y símbolos en la semiótica notacional de Schultz (1998).

paramétrica: 1. Texto, que podríamos llamar Extramusical, como el título, subtítulo, letrista, compositor o copyright; 2. *Tempo*, carácter, metrónomo, compás, armadura, dinámica, y 3. Escritura idiomática que cumple esta función condicionante. Por ejemplo, la notación para especificar acordes en la guitarra, una *scordatura* o transposición, la posición del arco, la posición de pedales en el arpa, etc.

Figura 10. Una transcripción de Estrellita de Manuel M. Ponce.

The image shows a musical score for 'Estrellita' by Manuel M. Ponce. The score is written on a single staff in 4/4 time, starting with a treble clef and a key signature of one flat (B-flat). The tempo is marked '♩ = 80, animado'. The score includes several guitar-specific notations: a guitar chord diagram at the beginning, and several other diagrams throughout the piece. The score is annotated with several boxes and arrows pointing to specific elements:

- Armadura** (Key signature): Points to the B-flat symbol.
- Compás** (Time signature): Points to the 4/4 time signature.
- Metrónomo, carácter** (Tempo and character): Points to the tempo marking '♩ = 80, animado'.
- Título** (Title): Points to the title 'Estrellita'.
- Compositor, fecha de composición** (Composer and date): Points to 'Manuel M. Ponce (s/r)'.
- Clave** (Clef): Points to the treble clef.
- Dinámica** (Dynamics): Points to the 'mp cresc.' marking.
- Diagrama de acorde** (Chord diagram): Points to a guitar chord diagram.
- Digitación de mano derecha** (Right hand fingering): Points to a fingering symbol 'm'.

A legend at the bottom right explains the line styles used in the annotations:

- Solid line: Notación incluida en la medición (Notation included in the measurement)
- Dashed line: Texto extramusical (Extramusical text)
- Dotted line: Notación idiomática (Idiom notation)

Nota. Muestra las tres dimensiones paramétricas del Cabezal. Diseño del autor en MuseScore 3.

La cualidad explícita o implícita de la información del Cabezal depende del diseño del editor de la partitura. Es decir, en una edición de un preludio de Bach puede haber una subdivisión de 4 compases por sistema y el Cabezal ser explícito (al menos en una parte) en los compases 5, 9, etc. En otra edición, el editor pudo haber tomado otra decisión y tener 5 compases por sistema, por lo que la cualidad explícita del segmento de Cabezal que un músico observa mientras lee se desplaza. Para evitar estos problemas de edición, ubicamos la información del cabezal en un conjunto aparte, para luego ser integrado en la ULM agregando la cualidad tácita del mismo.

En criterios cognitivo - matemáticos, la información provista por el Cabezal se puede conceptualizar mediante la idea de un Convertidor Tácito a Explícito (*Tacit-Explicit Converter*), basado en la TI e implementado por Sudhindra et al. (2017). El cálculo asume que la entropía de la información tácita (el Cabezal en nuestro caso, denominado $H(C)$) es perpendicular con respecto a la Entropía calculada de la información explícita (la unidad de lectura en nuestro caso, $H(U)$).

Entonces, según los autores, la división entre $H(C)$ y $H(U)$ nos da el valor de información tácita del mensaje (*tacitness*),

$$H(T) = H(C)/H(U) . \quad (2)$$

También debemos asumir que el músico que lee este contenido debe ser capaz de comprenderlo por completo, cuando menos en su parte sintáctica, con lo que nuestra información tácita será la recopilación de toda la información de tipo cabezal en la partitura, repartida entre cada Unidad o,

$$H(T) = H(C)/N_{ULM} , \quad (3)$$

atendiendo a los criterios editoriales antes mencionados. Repartir la información tácita en cada ULM nos permite realizar un índice que no tenga en cuenta un criterio editorial en específico, sino una simulación de todos. Veremos más adelante que este cálculo se aplica para medir la cantidad de tinta en una partitura.

2.7.4 Teoría de la Información y Cognición

Al medir información mediante estrategias cognitivas y matemáticas, nos encontramos con un gran problema. Como mencionamos, la información no tiene materia, al menos no definida como un valor de actividad neuronal específico; pero esto es un conocimiento actual. La TI está en conexión con la psicología desde su misma invención en la década de 1950 (Sayood, 2018) y desde aquel momento utilizó la entropía con relación a experimentos conductuales en psicología. Por ejemplo, se teorizó que los Tiempos de Reacción en experimentos con sujetos similares eran linealmente equivalentes a la cantidad de información en el estímulo (Fan, 2014); la ley de Hick-Hyman es prueba de esto.³¹

Sin embargo, en la década de 1960, después de comprobarse la falsedad de muchos experimentos y llegar a la conclusión de que la entropía no mide la materia física de la información, la relación entre TI y la cognición tuvo un gran distanciamiento. Avances en las

³¹ La ley Hick–Hyman demuestra que el aumento de estímulos en un estudio, devuelve un resultado logarítmico incremental de resultados. Es decir, si doy una letra como estímulo tendré dos posibles resultados; si pongo cuatro, tendré 16, etc.

herramientas de investigación y el intento fallido de obtener los mismos resultados, ahora en otras poblaciones, resultó en críticas muy agudas a las metodologías de investigación y resultados de la TI en materia conductual. Por ejemplo, la mencionada ley de Hick-Hyman se desestimó, asumiendo que los resultados eran producto de un *priming* (efecto de primado o las implicaciones de un estímulo previo).

Más recientemente, a partir de la creación de instrumentos avanzados de medición neurofisiológica como la resonancia magnética, se volvió a utilizar la entropía, pero ahora como instrumento de medición para, por ejemplo, simplificar las señales provenientes de un electroencefalograma, limpiar de ruido las señales, detectar picos en las mismas (Sinha, 2019) y medir los mencionados Potenciales de Eventos Relacionados. También se utiliza para obtener valores esperados entre la polarización y despolarización de las neuronas (el tiempo que les toma entre la emisión de información y la disposición para emitir de nuevo) (Friston et al., 2017). Por esto, la TI vuelve a encontrarse con la cognición, con la posibilidad de medir las funciones ejecutivas de forma cuantitativa, utilizando modelos de predicción (Candadai, 2021; Hadley et al., 2018; Morgan et al., 2019; Quiroga-Martinez et al., 2020; Thornton, 2013; Sayood, 2018). Las relaciones entre TI y cognición vuelven a operar en conjunto, inicialmente restringidas a la medición del Control Cognitivo, Control Ejecutivo o la llamada Carga Cognitiva Indirecta (Alexandre et al., 2017; Fan, 2014; Sinha, 2019; Slevc & Okada, 2015); incluso limitándose a medir regiones cerebrales específicas.³² Las funciones mencionadas se refieren a la apropiada recepción de información y posterior generación de respuesta conductual. Son procesos flexibles y adaptables que hacen acopio de recursos cerebrales para permitir la selección dinámica de pensamientos y acciones que responden a objetivos e intenciones en contextos específicos (Fan, 2014: 1); pudiendo ser la generación de un criterio de legibilidad. También se las define como la selección de la conducta apropiada para enfrentar un estímulo en una situación específica, basado en los objetivos internos del sujeto (Alexandre et al., 2017).

Finalmente, existen propuestas que expanden esta relación como un regreso a la investigación conductual previniendo los errores del pasado (Candadai, 2021; Friston et al., 2017; Sprevak, 2020). Aunque el significado fisiológico de la complejidad (medida por TI) no está bien definido

³² Estamos hablando de la corteza cingulada anterior, el área motora suplementaria, la corteza prefrontal dorsolateral donde se han hecho estudios de lectoescritura musical (Chang & Gauthier 2021), giro frontal inferior, la corteza insular anterior, la corteza premotora dorsal y la corteza parietal posterior (Sayood 2018).

en la literatura, muchos investigadores están de acuerdo en considerar la Complejidad de la actividad cerebral correlacionada negativamente con la sincronía distribuida en los generadores corticales (Ruiz-Padial & Ibáñez-Molina, 2018: 4). Por estas y otras cuestiones, todos los autores recomiendan realizar cálculos que relacionen la información en sí (utilizando la denominación Vehículo), pero también el ambiente o el estado en el que esta información se produce, denotado como el Entorno, entendiendo el término no sólo como un aspecto numérico de información, sino también como el contexto socio-cultural en el cual está insertado el vehículo.

2.7.5 Energía Libre

Antes de adentrarnos en la descripción de las ecuaciones que miden entropía, describiremos brevemente la razón de utilizarlas. Para esto consultamos las ideas de Friston (2010) y Friston et al. (2017), condensadas en el “Principio de Energía Libre”. Este dice que cualquier sistema autoorganizado, que está en equilibrio con su entorno, debe minimizar la cantidad de energía libre o disponible. Es decir, debe su equilibrio al resguardo de energía que hace mediante un balance entre los datos actuales y su relación con los anteriores. El principio es una formulación matemática que describe cómo sistemas adaptativos (esto es, agentes biológicos como animales o cerebros) resisten la tendencia natural al desorden (Friston, 2010: 127). Cercano a la formulación de Hebb sobre plasticidad neuronal, la Energía Libre es un límite superior de Sorpresa que media entre los estímulos actuales (por ejemplo, la notación musical en un foco de atención particular) y la adaptación que surge cuando nuestras expectativas se ven renovadas, con relación al estímulo anterior. Esto resulta en una medida que reúne las informaciones recibidas. El autor comenta que la adaptación iterada para minimizar la Sorpresa de los nuevos estímulos se da de forma homeostática, natural, en una relación interoceptiva y exteroceptiva.

Según el autor, existen al menos tres formulaciones matemáticas posibles (Friston, 2010: 129), con lo que una cuarta podría ser posible.³³ Una visión musical de su formulación no sería extraña, ya que en su texto (2010) utiliza el canto de los pájaros para ilustrar una formulación de su principio. Para concluir, la Energía libre es, en nuestro contexto, el mínimo de esfuerzo necesario para leer una partitura (de forma adaptativa) con la precisión necesaria que media entre los gestos

³³ En una comunicación personal, por correo electrónico, el autor confirmó que nuestra conexión de legibilidad y Energía libre es plausible; tanto así que propuso dos lecturas complementarias para refinarla.

musicales que estamos leyendo y la relación de sorpresa o familiaridad que existe con los anteriores.

2.7.6 Entropía

Aquí utilizamos este cálculo para organizar y jerarquizar las relaciones entre diversidad y densidad, pudiendo evaluar la complejidad de un pasaje musical escrito con notación de la PC.

El concepto proviene de la física de partículas y fue diseñado para calcular la tendencia natural al desorden de los gases y la pérdida de energía en este proceso; determinando la segunda ley de la termodinámica. Investigadores como Claude Shannon adaptarán estos cálculos a la TI y autores como Umberto Eco los aproximan a la poesía y la música (Eco, 1985: 62-68). El objetivo principal de este cálculo siempre ha sido la identificación de la información en una señal, aislando su contenido de ruido. De esta forma, se obtiene un nivel de Ganancia de Información en cada mensaje. Se ha estudiado la entropía en el campo de la investigación cualitativa (Jensen, 2016), Reconocimiento de Lenguaje, Detección de Errores o en Sistemas de Comunicación Aumentativos y Alternativos (Jurafsky, 2020). A partir de la TI, el cálculo de la entropía computacional permite medir la capacidad y el tamaño de un mensaje en cuanto a su densidad y diversidad (cantidad de información y su diferencia interna). Estos dos parámetros, combinados con su tendencia y probabilidad, nos dan un criterio de similitud, que puede aplicarse a obras musicales.

Específicamente en música, usamos la entropía computacional para realizar líneas de tiempo para buscar similitudes de estilos (González-Espinoza et al., 2020), medir la respuesta neuronal comparada en estímulos auditivos sorprendidos (Quiroga-Martínez et al., 2020) o la identificación de estilos de música polifónica (Febres & Klaus, 2017). En el área de composición musical, la entropía es utilizada para identificar y crear estructuras texturales granulares (Xenakis, 1992) y describir la Sorpresa en música Minimalista (Abdallah & Plumbley, 2009). Se la utiliza también para estrategias de Recuperación de Información Musical (MIR o *Music Information Retrieval* en inglés; Lopes & Tenreiro, 2019) y, enfocada en partituras, la entropía ha servido para medir biodiversidad en notación (Angeler, 2020), identificar especies en un ecosistema (Chase, 2006) o para evaluar avances en el aprendizaje musical (Buchanan, 2016). Como mencionamos, se utiliza consistentemente en la investigación sobre cognición musical, tanto *in silico*, *in vitro* e *in vivo*

(Candadai, 2021); p.e. se utiliza como medida de reducción de incertidumbre para movimientos oculares en Búsqueda de Información (Crupi et al., 2018).

En su versión más simple, tenemos una variable independiente X (p.e. la clase Altura), que toma valores aleatorios x_{i-n} (las probabilidades de encontrarnos notas específicas como Do, Re, etc.). La información individual de cada x se puede medir como,

$$I_{xi} = - \log_2 * p_i(x_i), \quad (4)$$

donde cuanto más cercano a 1, el valor tiene menos información, es decir, es más predecible. La entropía general de aquella información se mide con esta ecuación,

$$E_i = - p(x_i) * \log_2(p(x_i)) . \quad (5)$$

Ahora, como los cálculos de información de Shannon son aditivos, si incluimos más de un elemento en el cálculo, realizamos una suma de las entropías de esta forma,

$$H(X) = - \sum_i^n p(x_i) * \log_2(p(x_i)) \dots p(x_n) * \log_2(p(x_n)), \quad (6)$$

donde H es la estadística, X es el mensaje y su entropía es la suma de las distintas probabilidades de cada unidad de información, multiplicada por el logaritmo base dos de la misma probabilidad, entregando un resultado definido en unidades llamadas Bits (Cupri et al., 2018).³⁴

Por ejemplo, si queremos calcular la cantidad de información en el siguiente mensaje,

Fórmula de legibilidad

según lo mencionado, comenzamos calculando la probabilidad de cada letra (entre 20 instancias, sin espacios, como se suele hacer): F(1/20), ó(1/20), r(1/20), m(1/20), u(1/20), l(3/20), a(2/20), d(3/20), e(2/20), g(1/20), i(3/20), b(1/20) = 20/20 (la suma de probabilidades siempre debe dar 1). Entonces aplicamos la ecuación,

$$Entropía = H(X) = - \sum_F^b p(F) * \log_2 p(F) \dots p(b) * \log_2 p(b) = 3.08 \text{ bits.} \quad (7)$$

³⁴ El logaritmo base dos (verdadero o falso) es utilizado para cuantificar información desde la década de 1920; p.e. la cuantificación de información según Hartley (Thornton, 2013).

Esto significa que, si midiéramos la densidad y diversidad de un mensaje, sin contar los espacios o distinguir entre mayúsculas y minúsculas, sin tomar en cuenta los acentos, para “Fórmula de legibilidad”, obtendremos un valor de 3.08 bits de entropía.

Es muy importante notar que el cálculo de Entropía no contiene una interpretación. Es decir, «que el pronóstico del clima me diga que va a llover no me dice cuándo usar paraguas» y esto será determinante a la hora del cálculo de la entropía en música. La densidad (orden) y diversidad (variedad) de información en una ULM y su porción de Cabezal no me dicen si estoy en el tema principal de una sinfonía, si mi clarinete está afinado o si debo mover el brazo comparativamente más lejos que la ULM anterior. Medimos información y no comunicación. Desde la creación de la TI y la utilización de la entropía como medida, los propios autores sabían que los aspectos semánticos y pragmáticos de la comunicación eran irrelevantes para medir la cantidad de información (Thornton, 2013). Por esto, nuestro cálculo se limitará lo más posible a la sintaxis de la notación. La verificación del mensaje y su puesta en connotación nos llevan a la pragmática construida por un destinatario, que lo transformará en fuente de otro mensaje; interpretación de aquél que recibió, sumado a su redundancia y trivialidad (Eco, 1985).³⁵

Entropía ponderada. Hoy es normal utilizar una variedad de cálculos de entropía, resultado de numerosas intervenciones a lo largo de los años (Cupri et al., 2018). La entropía elegida para este proyecto es la más básica, también denominada como Libre de contexto. Por esto, se le considera un promedio auto ponderado, cuyos resultados dependen sólo de la probabilidad del evento y su relación de densidad y diversidad con el resto.

Como mencionamos, vamos a ponderar este cálculo para cada Clase de notación y lo haremos utilizando la estrategia de Guiaşu (1971),

$$H(X) = - \sum_i^n w_i p(x_i) \log_2 p(x_i) \dots w_i p(x_n) \log_2 p(x_n), \quad (8)$$

donde lo único que añadimos es una ponderación, notada como w .³⁶

³⁵ Esta transformación continua también aumenta la trivialidad de un mensaje, como los ensayos y relecturas de una partitura (Burman y Booth 2009).

³⁶ Este procedimiento es similar al cálculo de la Media ponderada, utilizado por los pedagogos para distinguir, mediante porcentajes distintos, el conjunto de las actividades a lo largo del tiempo en una clase.

Familiaridad y Sorpresa en la información. Existen medidas de entropía para calcular la incidencia de informaciones paralelas, actuando al mismo tiempo o en secuencia. Nosotros utilizaremos el cálculo secuencial de entropía condicional, evaluado desde la divergencia Kullback-Leibler (dKL) (Abdallah & Plumbley, 2009) para identificar el Entorno de una ULM. La dKL (también descrita en Aurnhammer & Frank, 2019), es utilizada para medir la Familiaridad o Sorpresa de la ULM, con respecto a la ULM ya leída. Sabemos que esta medida y la relación de incongruencia, puede aminorar la efectividad de la lectura (Chitalkina, 2020). Con esta fórmula podemos medir la diferencia entre la información contenida en la ULM actual, con respecto a la anterior y así obtener una medida de cambio.

Supongamos que U es el estímulo anterior y x el nuevo. Medimos S como la Sorpresa así,

$$S(x, U) = KL(P(U|x)||P(U)) = \sum_u p(u|x) \log \frac{p(u|x)}{p(u)}, \quad (9)$$

donde estamos midiendo la relación entre distribuciones de probabilidad mediante la ampliación de la fórmula de entropía que ya vimos (Sayood, 2018).

2.8 Complejidad y Dificultad

Aunque intuitivamente pensamos en una correlación coherente entre complejidad y dificultad, debemos asumir un punto basal en el que esto no sea comprobable y comenzar a cuantificar esta relación. Por esto, con Dificultad (de lectura musical), entendemos una medida de esfuerzo, dispersa en el tiempo, que nos toma (o que puede tomarnos) leer un fragmento de música de forma fluida; esto con la ayuda de la MT (Ávila Cascajares, 2021; Baddeley, 2003). Este concepto se asocia a la Carga Cognitiva que el músico reporta haber empleado para leer un fragmento musical (Galera-Núñez, 2010). Pero, hay que tener muy presente que este concepto es dinámico y no fijo. Existen en la actualidad numerosas evaluaciones de Dificultad en música, las más famosas son las Evaluaciones de E. Gordon, la ABSRM, la NYSSMA y las que desarrollan las mismas universidades de música en el mundo.

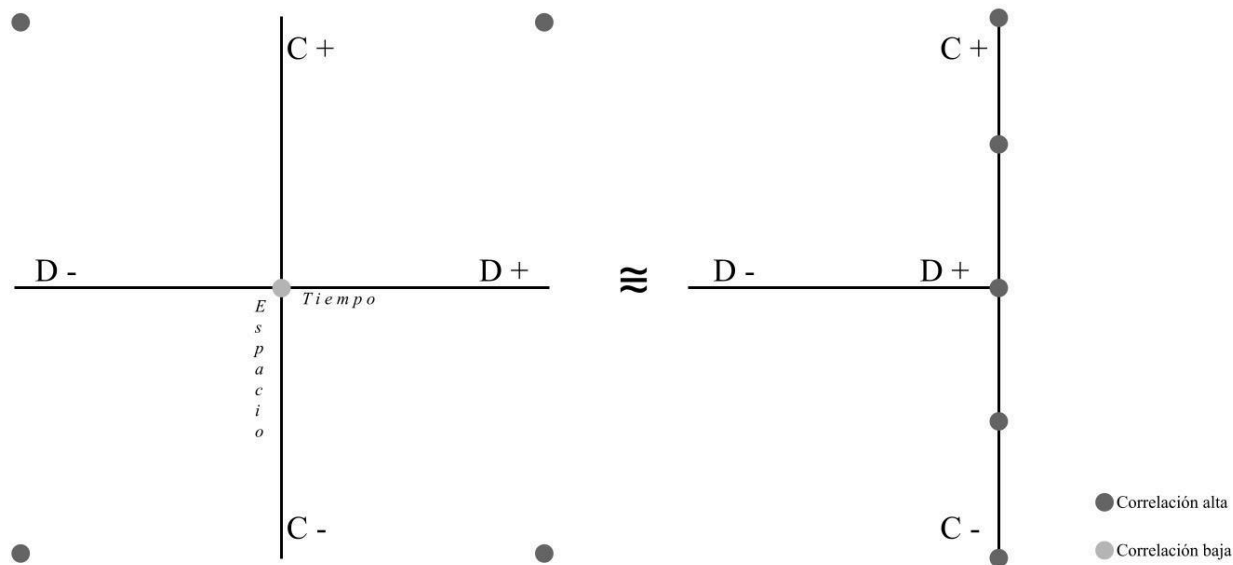
Por otro lado, entendemos como Complejidad la relación estadística entre diversidad y densidad (“regularidad” y “variedad”, en palabras de Xenakis, 1992: 61) de información en un mensaje (Alexandre et al., 2017; Aurnhammer & Frank, 2019; Buchanan, 2016; Candadai, 2021;

Cenkerová, 2017; Cupri et al., 2018; Febres & Jaffe, 2017; Friston et al., 2017; González-Espinoza et al., 2020; Jurafsky, 2020; Lopes & Tenreiro, 2019; Mencke et al., 2021; Morgan et al., 2019; Peace et al., 2018; Prince et al., 2009; Quiroga-Martínez et al., 2020; Sayood, 2018; Sprevak, 2020; Sudhindra et al., 2017; Wong & Gauthier, 2020). Esta relación se mide desde la TI con los mencionados cálculos de entropía (eqs. 2-6). La evaluación de complejidad es estática y clasificatoria. Encontramos antecedentes de complejidad y partituras en Angeler (2020), Chase (2006) o Holder et al. (2015).

A partir de varios estudios, sabemos que, aún con la ayuda de dispositivos tecnológicos avanzados, no se pueden obtener resultados estadísticamente significativos que correlacionen los valores de las mencionadas fórmulas de legibilidad y la carga cognitiva asociada a la lectura del estímulo escrito (Alexandre et al., 2017; Aurnhammer & Frank, 2019; Bailin & Grafstein, 2019; Benjamin, 2012; Chang & Gauthier, 2021; Chitalkina et al., 2020; Gao et al., 2021; Mills & McPherson, 2015; Sloboda, 1976; Sinha et al., 2019; Zhou et al., 2017). Parece que la condición pragmática del texto, es decir, aquello que no miden las fórmulas, tiene una incidencia importante, incluso en la actividad cerebral no consciente (aquella que no proviene de un reporte posterior). Esto nos indica que la legibilidad no puede ser medida ni después de haber leído un texto ni tampoco mientras es leído: su medición exitosa reside en una aplicación anterior a la lectura; como una especie de signo de alerta antes de cruzar un puente.

Como mencionamos antes, en este trabajo la Complejidad tendrá una dimensión estática, retrospectiva, mientras que la dificultad la entendemos como dinámica y proyectiva. Es decir, percibida de manera diferente según consultemos a diferentes individuos y cambiante, a medida que se realiza un esfuerzo aplicado a la misma tarea (comenzando desde una lectura rígida y difícil, hasta llegar a una fluida o simple, en algunos casos leída «de memoria»). Un modo en que podemos relacionar ambos conceptos lo muestra este diagrama, tomado de Hattie (2008),

Figura 11. Diagrama de la relación entre Dificultad y Complejidad.



Nota. A la izquierda, diagrama de relación entre complejidad y dificultad, tomado de Hattie 2008. A la derecha, transformación para indicar la funcionalidad temporal de los índices y fórmulas de legibilidad. Diseño del autor.

Se puede observar a la izquierda de la figura que la Complejidad, eje vertical, será tomado como una variable fija, retrospectiva e inmutable (espacial) mientras que la Dificultad, eje horizontal, será tomado como una variable dinámica y flexible (temporal). Si consideramos lo mencionado sobre la temporalidad de las fórmulas e índices de legibilidad, debemos transformar la imagen, como lo vemos a la derecha. Una posible hipótesis, común entre los defensores de las fórmulas de legibilidad, es que la exposición previa a valores cuantitativos de legibilidad acorta el tiempo que va desde una lectura rígida a una ágil. Como también se ve en la imagen, la mayor parte de la literatura que aborda la relación entre Complejidad y Dificultad (tanto en tareas textuales como de otros tipos, ver: Alexandre et al., 2017; Aurnhammer & Frank, 2019; Bailin & Grafstein, 2016; Ballesteros-Peña & Fernández-Aedo, 2013; Benjamin, 2012; Chang & Gauthier, 2021; Fan, 2014; Fan, 2021; Galera-Núñez, 2010; Gao et al., 2021; Gunter et al., 2003; Hadley et al., 2018; Maier et al., 2019; Marshall, 2002; Mencke et al., 2021; Mills & McPherson, 2015; Posner, 1988; Quiroga-Martínez et al., 2020; Ravesloot et al., 2017; Sébastien et al., 2012; Sheridan & Kleinsmith, 2021; Sinha et al., 2019; Stenberg & Cross, 2019; Viljoen & Foxcroft, 2020; Zhou et al., 2017) reporta que la mayor correlación se encuentra en los extremos del diagrama. Es decir, se encuentran predicciones mayormente acertadas cuando se presentan tareas que podemos observar como puntos grises intensos en la sección izquierda de la fig. 11 (muchas

complejidad Y mucha dificultad, mucha simpleza Y mucha facilidad, poca dificultad Y mucha simpleza o mucha dificultad Y poca simpleza). De esto inferimos el hecho de que la dificultad va disminuyendo progresivamente ante la exposición del estímulo.

2.9 Legibilidad y Aprendizaje Computacional

De la misma forma que muchas de las herramientas mencionadas, el AC ha sido extensamente utilizado en música y artes para crear, investigar e interpretar los contenidos musicales de las obras (Alexandre et al., 2017; Jurafsky, 2020; Gao et al., 2021; Ghosh et al., 2018; Sébastien et al., 2012). En este trabajo utilizaremos la estrategia CART (*Classification And Regression Trees* en Loh, 2011) para observar cómo utilizar las medidas cognitivo - matemáticas y predecir la dificultad de partituras escritas.

2.10 Rendimiento y Legibilidad

Como ya intuimos, los investigadores especialistas en lectura musical y cognición prefieren investigar la dificultad en la lectura, sin mencionar directamente la legibilidad. Como vimos, este adjetivo es conflictivo para el músico intérprete y un calificativo sin muchas gradaciones. Aquéllos investigadores, por lo tanto, utilizan estrategias que miden la dificultad de la lectura musical y muchos usan un paradigma que mide el rendimiento psicofísico, traducido como Compensación entre Velocidad y Precisión (SAT o SATo, *Speed-Accuracy Trade-off*, en Chignell, 2014). Este paradigma se utiliza para conocer, entre tantas cosas, qué tanto del trabajo mental se puede analizar mediante la reacción fisiológica del individuo. Tiene origen a principios del siglo XX y se lo suele comparar con la Capacidad de Canal en la Teoría de la Información de Shannon (Heitz, 2014), con lo que se acopla bastante bien a la conducción teórica de la tesis.

Este paradigma utiliza como variables dependientes los Tiempos de Respuesta (TR) y la Precisión (P). Las variables independientes, aunque cambian dependiendo el estudio, tienen en general dos formas: 1. En el modelo logarítmico de Fitt encontramos Amplitud (como distancia entre el sujeto y la meta) y Tamaño (como el área de la meta) y 2. En el modelo lineal de Schmidt también encontramos Amplitud pero, en vez de Tamaño, se busca medir el Error de variable (como el promedio de tiempo en arribar a la meta correctamente). Esta combinación es muy

utilizada en estudios psicofísicos que evalúan el rendimiento (*performance*) de sujetos para tareas específicas (Chignell, 2014).

Desafortunadamente, no existe un acuerdo generalizado sobre cómo analizar los datos cuantitativos del estudio. Por ejemplo, en algunos casos sólo se toman en cuenta los TR cuando las respuestas son correctas, cuestión que permite analizar el consumo promedio de energía utilizado por el sistema durante los estímulos (Chignell, 2014: 41). En la literatura, podemos encontrar numerosas comparaciones entre modelos que integran los TR y la P en un sólo valor (IES, RCS, LISAS, BIS, AccInc, SpeedInc, SATF, CAF, QPP, etc.), descubriendo que cada uno entrega resultados disímiles (Chignell, 2014; Heitz, 2014; Liesefeld & Janczyk, 2019; Pfordresher et al., 2006). Existen dos regularidades en la literatura:

1. Una cualitativa: El concepto de que los agentes toman decisiones basados en un análisis secuencial (similar al Efecto de Primacía), con fundamento en la evidencia sensorial, y
2. Una cuantitativa: La tendencia a asignar Puntajes Z (*z-scores*), tanto a los TR como al P. Este procedimiento estadístico mide qué tan alejado está el dato de la media, es decir, cuántas desviaciones típicas existen del conjunto de datos obtenidos de los sujetos. Además, permite homologar los datos en una misma dimensión cuantitativa y de esta forma, establecer relación entre ellos; se obtiene un valor cuantitativo homologado, que posibilita ponderar con más libertad, eliminando las tendencias lineales o logarítmicas que presentan los datos. Desafortunadamente, este procedimiento elimina el valor cualitativo del dato y depende mucho, como los análisis mencionados, de la pregunta de investigación y las comparaciones necesarias del experimento.

En música se ha utilizado para estudiar la adquisición de habilidades musicales en múltiples condiciones (Drake & Palmer, 1999), en la relación de la MT y la producción de secuencias musicales (Pfordresher et al., 2006) o, por ejemplo, se utiliza para estudiar el impacto del ánimo (estimulado por Música Clásica) en el procesamiento lexicográfico (Olafson & Ferraro, 2001). También se utiliza para estudiar la relación entre la absorción (inmersión, atención profunda) y la recompensa musical (Cardona et al., 2022). Así como Pfordresher et al., Mulder et al. (2013) evalúan la eficiencia de un modelo de Movimiento Aleatorio de Puntos (*Random Dot Movement*, RDM) traducido a audio en una Tarea de Alturas Aleatorias (*Random-Pitch Task*), mediante una variación del paradigma SAT.

Finalmente, a partir del siglo XX y en relación al apartado 2.9, ha surgido una tendencia a generar valores virtuales o artificiales de sujetos previo al experimento, estrategia que permite elegir por adelantado un modelo SAT específico. Estos modelos matemáticos computacionales de complejidad no son útiles para nosotros y tampoco necesarios. Podrían servir para compensar la falta de sujetos, pero herramientas de Inteligencia Artificial y AC libres en Internet pueden hacer esto.

Capítulo 3. Marco experimental

Tomando la inspiración de artículos científicos que reportan más de un experimento o tesis de composición musical que exponen la elaboración de varias obras para un mismo objetivo, diseñamos un Marco Experimental que secuencialmente atiende a los objetivos de la tesis, primero construyendo un índice y luego, poniéndolo a prueba. Después de la exposición de los experimentos realizamos un apartado de conclusiones para cada uno de los mismos.

Para ello se lleva a cabo un estudio multietápico de metodología mixta. Este estudio comprenderá diferentes fases:

Siguiendo el trabajo de Galera-Núñez, realizaremos una medición de la Carga Cognitiva Intrínseca (CCI). Dicha autora nos comenta:

La carga intrínseca es la que se deriva de la complejidad que la tarea [de lectura musical] en sí requiere para poder resolverla o llevarla a cabo. Está determinada por el número de elementos que han de retenerse simultáneamente en la MT. Por ejemplo, para aprender a leer una partitura el alumno ha de analizar las notas y la relación que se establece entre ellas, así como otros elementos como su duración. En este caso, cada componente ha de ser tratado de manera individual así como en relación con el resto, por lo que se considera que este tipo de tarea representa una interacción alta entre elementos. Este tipo de interacción impone en la MT una carga intrínseca alta. Aun así, la interacción entre elementos no puede ser determinada simplemente por el análisis del material, ya que una interacción entre elementos alta para un alumno puede ser baja para otro con conocimientos suficientes que permitan que varios elementos simultáneos se procesen como uno sólo (representaciones mentales musicales) (Galera-Núñez, 2010: 74-75).

La CCI denomina entonces, lo simple o complejo que implica percibir e integrar los elementos de la tarea a realizar; representa “el esfuerzo mental requerido por la complejidad estructural y la ejecución de la imagen musical” (Endestad et al., 2021: 4). Con esta información *a priori*, se espera que el músico, según su *expertise*, pueda evaluar la segunda parte de aquella cita, donde la dificultad toma protagonismo.

Para la base experimental de esta tesis, construimos un algoritmo que relaciona los avances cognitivos en lectura musical y los combinamos con estrategias matemáticas. Siguiendo el mencionado modelo de complejidad, la medición resulta en el reflejo de la complejidad en música escrita con notación de la PC, teniendo en cuenta cómo un músico mira la partitura. El algoritmo resultante provee indicadores de complejidad en música escrita, esperando que la interrelación entre los mismos resulte en un índice que informe a un músico sobre la facilidad de su lectura.

Realizaremos un modelo de legibilidad cuantitativa, utilizando una estrategia basada en la experiencia del ICA (*Index of Cognitive Activity*) (Marshall, 2002). Este modelo teórico de medición de actividad cognitiva fue construido en base a la experiencia de numerosos científicos que estudiaron la actividad pupilar, su relación con la labor mental y el comportamiento humano. Este modelo, como pretendemos para el nuestro, fue evaluado en investigaciones posteriores (ver: Gao, 2021).

Ahora, como comenta Madhavun:

[...] el objetivo de construir modelos va más allá de realizar predicciones. Los modelos sirven para: Proveer explicaciones sobre los fenómenos observados, guiar diseños experimentales y recolección de datos basados en hipótesis generados mediante el análisis del modelo, sugerir analogías demostrando paralelos entre diferentes sistemas naturales, proveer evidencias para mecanismos existentes bajo sistemas naturales generando nuevas preguntas de investigación, explorar el espacio de las hipótesis con un costo menor al del contexto experimental y, finalmente, actuar como base idealizada de experimentación para nuevos métodos analíticos mediante los conocimientos previos de los sistemas (Madhavun, 2021: 1).

Por lo que nuestro modelo servirá de base teórica para luego ser validado y modificado, según una serie de experimentos que lo pongan a prueba. Este modelo es un primer paso hacia la comprensión amplia de la legibilidad y su relación con procesos que condicionan la información musical, su disposición en el espacio, su complejidad y su almacenamiento en la MT (que

progresivamente se irá trasladando a la memoria de largo plazo, que a su vez nos independiza de la lectura) (Burman & Booth, 2009).

La ontología del modelo se reduce a tomar datos del pasado y elaborar clasificaciones a partir de ellos (Abdallah & Plumbley, 2009: 8). Este primer paso hacia un modelo de la legibilidad musical, también se entiende desde la noción de Modelos Generativos que denomina una especificación probabilística de cómo algunas consecuencias (resultados) se siguen de causas (estados) (Friston et al., 2017: 389).³⁷ Por lo que nuestra ontología se verá evaluada y validada o corregida por una serie de experimentos, tanto *in silico* como *in vitro*, que permitirán observar qué tanto las aproximaciones que ofrecen los valores se asemejan a la realidad de su uso.

Sin embargo, cualquier modelo tiene limitantes, muchas ajenas a los estados previstos. En nuestro modelo, por ejemplo, no contemplaremos las implicaciones de la escucha en la modificación de la lectura (como errores o retroalimentación positiva devenida de una percepción agradable); conflicto Fonológico-grafémico que ya vimos en Terradillos & López-Higes (2016) y que podría confundir una música extraña como ilegible. Por otro lado, limitamos el cálculo basal del modelo a la notación de la PC, sin tomar en cuenta la notación idiomática y previendo que las ULM tienen un encuadre definido en tres niveles de tactus: 1. Pulso; 2. Acento, y 3. Compás completo.

En concreto, este marco experimental fue construido mediante un esquema Polietápico de metodología mixta. Esto es, un diseño experimental en varias etapas que, para más claridad, separamos en dos categorías. La primera corresponde a la construcción de la unidad de medida, el ÍLeMus y consta de dos etapas. La segunda corresponde a la validación de la unidad y consta de 4 etapas.

Comenzamos con la construcción de una lista de notación musical, filtrada de toda la PC y ponderada estadísticamente. Continuamos con el diseño y construcción del modelo de legibilidad para llegar al ÍLeMus. Luego pasaremos a las validaciones: 1. Un estudio de caso; 2. Un análisis

³⁷ El modelo de Friston es más refinado que el que proponemos nosotros. En vez de modelar las Inferencias activas que miden la forma en que se actualiza la Energía libre de forma homeostática, nosotros nos limitaremos a medir el promedio de esas energías y asumir que los altibajos que ocurren entre pasajes musicales difíciles y fáciles pueden resolverse mediante la consideración de un sólo mínimo de energía libre (de nuevo el promedio de las energías en toda la partitura). También el autor emplea estadística Bayesiana para medir la sorpresa de un estado en comparación al anterior y nosotros utilizaremos un método más simple como la dKL, descrito en música por Abdallah & Plumbley (2009).

comparativo de los primeros tres niveles de dificultad en el corpus del IMSLP; 3. Un segundo análisis comparativo, esta vez entre la ordenación de dificultad del IMSLP, del ÍLeMus y de un grupo de profesores de flauta; y 4. Un estudio empírico donde observamos el comportamiento del índice con respecto al rendimiento de alumnos de flauta.

A continuación, delineamos el diseño general del marco experimental. Es importante notar que los seis experimentos realizados están reportados bajo el modelo PICOT (Población, Intervención, Comparación, Resultado u *Outcome* y Temporalidad en Riva et al., 2012), junto a una discusión de los resultados, separando las conclusiones para el capítulo siguiente:

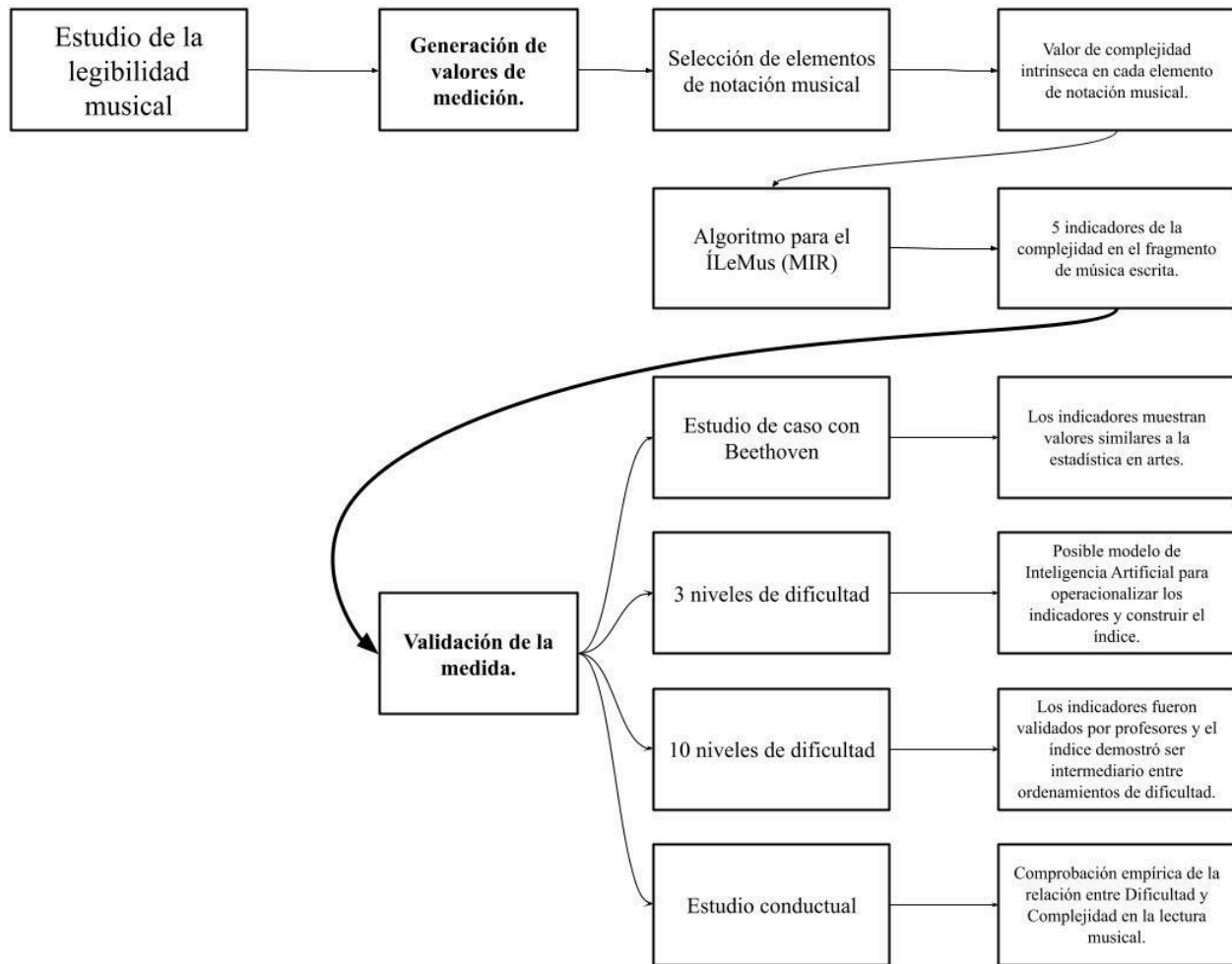
Construcción de la medida:

1. Comenzamos filtrando estadísticamente, del vasto conjunto de notación de la PC. Como resultado tenemos un conjunto de notación musical, utilizado hoy en día y ponderado individualmente, en términos de CCI, y
2. Creamos un algoritmo que emite cinco indicadores de la complejidad en música escrita con el grupo de notación filtrado previamente. De esto obtenemos un algoritmo específico que busca información notacional en una partitura y devuelve 5 indicadores, informando la complejidad del fragmento musical analizado.

Validación de la medida:

1. Un estudio de caso en la obra de Beethoven, que valida los datos emitidos por el algoritmo. Se comportan de forma similar a la reportada cuando se aplica estadística a la información que se mide en artes.
2. La creación de una ordenación de partituras según su dificultad, que nos devuelve una forma válida de AC para operacionalizar el ÍLeMus y nos muestra cómo podría funcionar en un entorno académico de desambiguación;
3. La comparación de tres ordenaciones distintas, que nos permitió observar, en un entorno empírico básico, qué tipo de resultado se obtiene cuando el ÍLeMus es comparado con flautistas y una Wiki, y
4. Un experimento conductual con alumnos de flauta, que verifica la veracidad de los datos emitidos por el modelo, confirmando la débil relación entre Complejidad y Dificultad en el análisis de dificultad de lectura.

Figura 12. Diagrama del diseño experimental para esta investigación.



Nota. Comenzamos por el objetivo general. De ahí tenemos dos ejes u objetivos particulares (generación de valores de medición y la validación de la medida). De ahí se desprenden dos etapas del primer objetivo y sus resultados. Luego 4 etapas emergen del segundo objetivo, también con sus resultados.

3.1 Un indicador para evaluar la complejidad intrínseca en notación musical de la Práctica Común

Introducción. Este trabajo preliminar emerge desde la necesidad de evaluar la CCI en los elementos más representativos de la notación musical de la PC. Un primer experimento realizado sobre un corpus de libros de educación musical (N = 64) permite construir un conjunto inicial de elementos de notación musical; selección que es estadísticamente significativa para incluir en una medición. Como resultado generamos dos variables denominadas Ordinalidad y Preferencia con

una correlación de Pearson de .88; $p < 0.001$; cuestión que revela homogeneidad entre textos musicales tan disímiles. Luego, en un segundo experimento y con la ayuda de una medida de riesgo en la toma de decisiones, se construye un indicador para la CCI de aquellos elementos seleccionados. Esto nos devuelve un número distinto para cada elemento seleccionado de la PC.

Como vimos, la notación de la PC no es homogénea y su desarrollo histórico no es sistemático. Conocemos un despliegue numeroso de símbolos que se han venido utilizando en la escritura musical con PC, pero, ¿cuántos de ellos nos sirven para medir la complejidad de una partitura básica actual? Las Estrategias de MIR demoran mucho en encontrar una sistematización adecuada para obtener resultados coherentes. Para comenzar el ÍLeMus sólo necesitamos la base fundamental de la notación musical (la más común), aquella que es común a todos los instrumentos, para luego realizar mediciones más complejas para cada instrumento individual.

Por otro lado, sabiendo que la lectura de notación musical es distinta de la literaria y sus implicaciones, ¿qué es más difícil interpretar, la altura o el ritmo? Podríamos realizar un ejercicio sesgado de selección arbitraria de notación musical y, según nuestra *expertise*, asignar un valor de dificultad distinto a cada elemento de notación musical escogido (estrategia que siguen estudios mencionados, como el de Holder et al., 2015). Para insesgar lo más posible la selección de notación musical utilizamos herramientas bibliográficas y estadísticas para construir un filtro, útil para el ÍLeMus. Además diseñamos un cálculo de CCI que añade un valor de ponderación a cada ítem de la lista filtrada.

La selección de notación musical resultante y su ponderación distintiva puede encontrar utilidad en aplicaciones dedicadas a la educación musical y estrategias musicológicas que involucran MIR.

Complejidad en notación musical. Los íconos de la PC son susceptibles de ser agrupados en Clases dependiendo su función, su uso o la forma en que nos es enseñado. Por ejemplo, tenemos la Clase “pentagrama” (*staff* en inglés) que denota una serie de líneas paralelas y que tiene la función de ubicar los íconos musicales de altura. A partir de ella encontramos la Clase “altura”, definida dentro de un pentagrama y que tiene la función de indicar el gesto necesario para producir un sonido afinado. Cada una de estas Clases tiene una serie definida de transformaciones posibles, por ejemplo, un pentagrama puede tener una línea o catorce (como en numerosos ejemplos de escritura

musical Medieval), también la Clase “altura” puede tener el conjunto de doce sonidos afinados,³⁸ acompañado de un registro, una alteración de la Clase “alteraciones”, un ícono de la Clase “dinámica”, etc. La jerarquía podría extenderse, basándonos en ejercicios que han sido definidos de muchas formas (ver: Kurkela, 1989; Lassfolk, 2004).

Por otro lado, incluso el músico con poca educación musical sabe que leer una figura rítmica de ♩ (cuarto, negra), no es lo mismo que leer una alteración como un ♩ (becuadro) y con esto llegamos al propósito de esta sección: ¿Cómo distinguir la cantidad de información o complejidad que aporta, distintivamente, cada elemento de la notación musical en la construcción de un gesto? Un músico profesional conoce y maneja a su voluntad la notación musical; puede leer las diferentes implicaciones e interconexiones que conllevan sus íconos. Al momento de reconocer los elementos escritos puede, según su *expertise*, evaluar el esfuerzo que le llevará interpretarlos.

Como mencionamos, la CCI es la que evalúa la complejidad de los elementos a percibir para cierta tarea. La carga simple o compleja que implica integrar los elementos de la tarea a realizar representa “el esfuerzo mental requerido por la complejidad estructural y la ejecución de la imagen musical” (Endestad et al., 2021: 4). Con esta información a priori, se espera que el músico, según su *expertise*, pueda evaluar la segunda parte de aquella cita, donde la dificultad toma protagonismo.

Experimento 1. Para encontrar las Clases de notación de la PC pertinentes podemos indagar en la educación musical: Los músicos sabemos que, desde el momento que comenzamos a aprender la lengua materna en la escuela, el maestro nos presenta los símbolos musicales, acompañados por el manejo de sus relaciones gramaticales y ortográficas. A su vez, el pedagogo entiende que esta educación está modulada por una relación entre capacidad de aprendizaje y complejidad. Específicamente en el ámbito de escritura musical, Posner enfatiza que existen dos características que demuestran una relación óptima entre el esfuerzo de aprendizaje y la dificultad de interpretación (de ejecución); cuestión que repercute en la evolución de los lenguajes musicales:

[1] un balance entre la complejidad del signo y su sistema de reglas sintáctico-semánticas y [2] una jerarquía en los niveles de precisión aplicados en el registro de las numerosas dimensiones de un sonido determinado (Posner, 1988: 903).

³⁸ Doce según la clásica fórmula en la que se aplica la 12ava. raíz de 2, para cada tono igualmente temperado.

Más adelante, profundiza esta relación comentando que:

[...] los sistemas de escritura tienden a minimizar la cantidad combinada de esfuerzo de aprendizaje y esfuerzo de aplicación logrando un balance apropiado entre la complejidad de los signos utilizados y su sistema de relaciones y reglas sintáctico-semánticas (Posner 1988: 913).

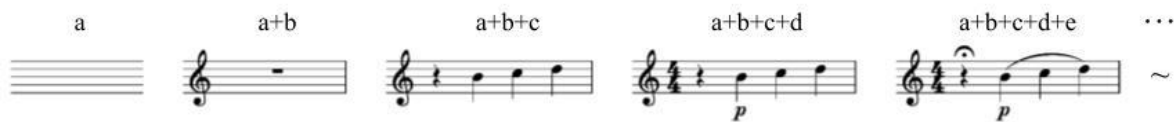
La relación que menciona Posner define nuestra aproximación conceptual al proceso que combina naturalmente la educación musical y la complejidad de los íconos enseñados. Ahora, esta relación es temporal y progresiva; vamos de lo simple a lo complejo y esta relación también se encuentra en otros ámbitos, distintos de la metodología educativa:

1. La historia de la música revela un desarrollo progresivo de la notación, que parte desde el desprendimiento de dibujos quironímicos en un texto cantado, inicialmente modulado con alturas heredadas de los griegos (Abdy Williams, 1904; I Fradera, 2015; Posner, 1988; Taruskin, 2009).
2. Dentro del diseño de software de transcripción musical, la organización del material notacional está jerarquizado, no sólo por su ubicación espacial y temporal, sino también por su función dentro del gesto musical (Gomberg, 1977; Kurkela, 1989; Lassfolk, 2004).
3. Un modelo de distinción que nos sirve de límite para el objeto de estudio lo conocemos como escritura idiomática, es decir, la notación musical específica para cada instrumento denotará aquella notación que singulariza el instrumento musical y pretende que nuestro índice se amplíe más adelante (Gehrkens, 1914).

Siguiendo con el enfoque educativo, la forma en que se nos enseña la lectura de la música determina la complejidad inherente de cada componente y describe el proceso con el que vamos imbricando la notación musical en gestos, que son interpretados. La forma en la que aprendemos a leer notación musical define la progresiva integración de estímulos gráficos en una unidad gestual (Gehrkens, 1914; I Fradera, 2015) y como ya vimos en Posner, existe un balance entre la complejidad del signo, su adquisición y aplicación. En Occidente, los maestros parten de segmentar y agrupar la notación musical en categorías, escogiendo un orden específico en su exposición. Es decir, si un educador pretende enseñar todos los elementos básicos de la notación musical realizará dos actividades: a. Escoger cuáles grupos de notación son importantes como material básico, cuáles pueden ser relegados y b. Organizar estas agrupaciones en un orden que considere didáctico.

La secuencia de enseñanza en los elementos notacionales causa que los primeros elementos se vayan sumando progresivamente hasta que todos estén incluidos en un gesto mecánico y musical. Estos movimientos musicales notados, a medida que el músico continúa su aprendizaje, se ampliará con escritura específica para su instrumento (escritura idiomática). En esta didáctica, la notación musical es secuencial, acumulativa y entrelazada: Un elemento como el “pentagrama” es expuesto y explicado; sobre este mismo se va construyendo el elemento siguiente (por ejemplo, las claves) y así sucesivamente. Un diagrama que intuye esta forma en que vamos adquiriendo notación musical se encuentra en Kurkela (1989: 430). De otra forma, Hilgard y Bower (1966: 67-68) mencionan conceptos como “ejercicio” e “intensidad” que describen el proceso acumulativo e imbricado que estamos describiendo.

Figura 12. Descripción gráfica de la evolución del aprendizaje de notación musical.



Nota. Diseño del autor.

Delimitación. Para esta medición, sólo utilizaremos la notación musical básica, utilizada en el solfeo (o incluso antes del mismo) para que el músico adquiriera habilidades de lectoescritura iniciales. Con aquéllas, el músico irá aprendiendo otro conjunto de notación musical específico para su instrumento, que incluye arcadas en las cuerdas, tipos de baquetas para percusión, registros para el acordeón o el órgano, etc.

Diseño del experimento. Para resolver el objetivo de este trabajo, realizaremos una revisión bibliográfica simple que, además de definir exactamente qué elementos de la notación musical son pertinentes para una medición cuantitativa, también calcule la preferencia y el orden de los elementos (Clases) notacionales que son más utilizados por los pedagogos. Mediante esta estrategia, inspirada en las revisiones sistemáticas de literatura, generamos dos variables: Preferencia y Ordinalidad, la primera define qué clase de notación enseña la referencia y la segunda la posición dentro del esquema didáctico del libro.

Análisis bibliográfico. Los maestros de música suelen utilizar libros como base para enseñar la lectoescritura de la notación musical; muchas veces suelen ser ellos mismos los que escriben

esos libros, dejando constancia de las estrategias que mejor les sirven para este propósito. Sin embargo, esta experiencia varía entre los pedagogos y más aún entre las corrientes pedagógicas que utilizan. Algunos, durante el siglo XX prefirieron enseñar música modificando la notación musical (como los signos de respiración en Dalcroze) o incluso enseñar música sin utilizar notación, tomando inspiración de las prácticas en muchas culturas musicales del mundo, que hacen música sin ella. Nosotros preferimos recopilar una serie de libros de educación musical básica que enseñe la lectoescritura de notación musical de la PC en las escuelas de México y América en general. Ésta incluye libros de teoría de la música, de solfeo y métodos innovadores basados en la cognición musical. La selección de la muestra tiene el objetivo de trabajar con cómo se enseña la notación musical hoy, permitiendo un cálculo que pueda utilizarse en músicos actuales. La recopilación bibliográfica (N=64, disponible en el anexo 6.1) siguió estos criterios de inclusión y exclusión:

Inclusión: El acopio de referencias se enfocó en textos escritos en español, inglés o portugués.³⁹ Para textos en inglés fue indispensable que estuvieran registrados mediante ISBN y que tuvieran un mínimo de 50 páginas, evitando textos limitados a algún tipo específico de notación. Para los textos en español se buscó aquéllos que estuvieran consolidados en formato libro, sin ser necesaria su inclusión en algún registro ISBN.

El período de tiempo utilizado es: Finales del siglo XIX e inicios del XXI lo que, aunque parece bastante tiempo, se limitó a textos que se incluyan en planes de estudio actuales e institucionales, sumado a las recomendaciones de colegas. La amplitud temporal también responde a que la PC concluye su evolución a principios del siglo XX, con lo que estamos incluyendo lo que en su momento fue la vanguardia en educación musical para este tipo de notación, además de incluir metodologías que se han ido refinando.

Exclusión: Dejamos de lado los textos de “literatura gris” que, a pesar de ser utilizados por maestros e incluso escritos por ellos, terminan siendo textos que solucionan problemas específicos, un poco lejos del diseño integral de la pedagogía en notación musical. También dejamos de lado aquéllos que, a pesar de tener más de 50 páginas, sólo se enfocan en menos de ocho elementos de notación musical, como suele suceder en algunos textos de solfeo. Finalmente, no incluimos textos

³⁹ El último idioma corresponde a que también buscamos textos utilizados en Latinoamérica y Brasil.

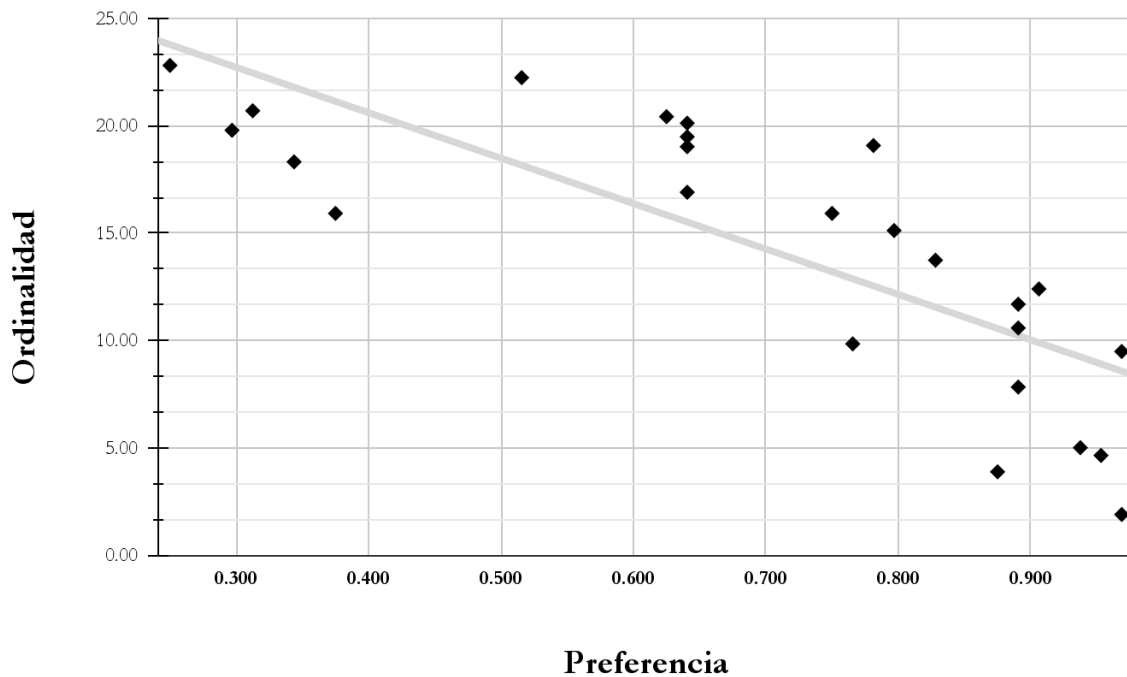
en otros idiomas que los mencionados, esperando que la universalidad (Occidental) de la notación musical evite sesgar información relevante escrita en, por ejemplo, estonio.

A partir de la literatura, registramos cada elemento de la notación de la PC enseñado y construimos una tabla en la que registramos, secuencialmente, qué Clase era descrita en la referencia (variable de Preferencia) y en qué orden se enseña (variable de Ordinalidad). Al concluir el registro, se hizo una segunda revisión para pasar los datos a un conjunto de académicos que nos aconsejen sobre mejoras y recomendaciones. Concluyendo este proceso, obtuvimos las Medias Estadísticas para las variables.

Resultados. Por un lado, generamos un subconjunto de clases de íconos de la notación de la PC que es el que se enseña normalmente en las escuelas y conservatorios de música: pentagrama (*staff*), gran pentagrama (*staves*), corchetes (*brackets*), líneas adicionales (*ledger lines*), claves (*clefs*), tablatura (*tablature*), signo de repetición (*repetition sign*), *tempo*, agógica (*agogic*), metrónomo (*metronomic mark*), compás (*time signature*), equivalencia rítmica (*rhythm equivalence*), barras (*barlines*), repetición de compás (*measure repetition*), símbolo de director (*conductor symbol*), símbolo de acorde (*chord symbol*), figura de duración (*rhythm figure*), plicas (*tails, stems*), ligadura de prolongación (*tie*), puntillo (*augmentation dot*), grupo artificial (*tuplets*), trémolo (*tremolo*), arpeggio (*arpeggio*), glisando (*glissando*), vibrato (*vibrato*), silencio (*rest*), neuma (*neume*), altura (*pitch*), alteración (*accidental*), armadura (*key signature*), voz (*voice*), movimientos (*steps*), art. carácter (*expression marks*), dinámica (*dynamic*), art. signo de ataque (*attack sign*), art. signo de duración (*duration sign*), adorno u ornamento (*ornament*), ligadura de fraseo (*slurs*), respiración (*breath mark, pauses*), calderón (*fermata*), regulador (*hairpin, wedge*), signo de 8va. (*8ve. sign*), intervalos (*interval, degree*).⁴⁰

Figura 13. Relación entre Preferencia y Ordinalidad para los elementos escogidos de la notación de la PC.

⁴⁰ Con la supervisión antes mencionada, se realizó una cuidadosa integración de clases de notación que, aunque tenían un nombre distinto, describen el funcionamiento del mismo ícono.



Nota. Diseño del autor.

A la derecha de la figura vemos una acumulación que describe los elementos más comunes en la didáctica de la notación musical: Son los más elegidos y aparecen al principio de las referencias (Pentagrama, Clave, Figura de duración, Altura, etc.). A medida que nos alejamos, las Clases con menos preferencia tienen un ordenamiento más lejano (a la izquierda, p.e., Carácter o Agógica), indicando, mediante una regresión lineal simple, una relación cuasi inversamente proporcional ($r = -0.888$, $gl = 23$, $\alpha = 0.01$, $p < 0.001$).

Sin embargo, aunque tal vez útil en otros ámbitos, el conjunto seleccionado debe filtrarse aún más ya que existen inconsistencias que sólo los músicos pueden detectar y que serán claras en la tabla 1 con los nuevos criterios de refinamiento para las Clases. Tomando en cuenta las mencionadas estrategias de distinguir notación, ajenas a la metodología pedagógica (historia y arquitectura de software) y basándonos en literatura especializada, mencionada antes (Gomberg 1977; Kurkela 1989; Lassfolk 2004), creamos nuevos criterios que resultan de necesidades de implementación y cálculo matemático, definidas en la siguiente tabla.

Tabla 1. Criterios de organización para el conjunto seleccionado de notación musical. Diseño del autor.

<i>Inclusión</i>	<i>Exclusión</i>	<i>Eliminación</i>	<i>Agrupación</i>	<i>Condición</i>
Deben tener un símbolo asociado. Pero no debe tener dos o más al mismo tiempo (ver Síncopa).	Son parte de la escritura idiomática (ver Arcada).	Se mide mejor en densidad de píxeles (Corchetes, Gran Pentagrama, Plica, Agrupación de Plicas).	El mismo grupo de signos utiliza varias notas y depende de contextos de interpretación temporales (ver Adornos).	Aunque cumplen lo anterior, no cambian en la partitura y, por ende, no representan una carga de información (ver. Pentagrama).
	Se enseñan pero no son parte de la PC (Tablatura o Articulaciones Históricas)		Muchos integran la misma información (ver Tempo y Carácter).	
	Las indicaciones para llevar el Compás (como un director) son recursos didácticos (ver también la notación de respiración en Dalcroze).		Se unieron las Articulaciones de Ataque (ver Acentos) con Articulaciones de Duración (ver Tenuto).	

A partir de este segundo cribado, el subconjunto queda en 23 Clases: Figura de duración, altura, Intervalo delta rítmico, Intervalo delta melódico, Alteración, Dinámica, Clave, Silencio, Puntillo, Ligadura de extensión, Ligadura de expresión, Regulador, Agógica / Expresión, Articulación, Ornamento, Barra de compás, Signo de repetición, Signo de octava y Calderón.

Discusión. Afortunadamente este tipo de textos, al menos al nivel que delimitamos antes, enseñan notación musical de la PC esencialmente de la misma forma. Los resultados, a pesar de no ser óptimos, resultan significativos si tomamos en cuenta el carácter subjetivo de la literatura. De hecho, aunque el mismo tenga una replicabilidad moderada ($r^2 = .628$), nos permite intuir que, si escogiéramos otro elemento de la notación musical de la PC para ingresar en este análisis, mostraría una relación inversamente proporcional entre Preferencia y Ordinalidad (estadísticamente significativa en este contexto).⁴¹ Es necesario reportar una divergencia notable en cuanto a la prioridad (ordinal) que se le da a la enseñanza de las clases Altura y Figura rítmica;

⁴¹ El mayor conflicto en la tendencia queda reflejado en el modelo didáctico que elige el profesor de música. Podemos ver claramente una clásica distinción que divide a los pedagogos: ¿Empiezo con el ritmo (siguiendo la estrategia Dalcroze o Willems) o con las alturas (como Kodály)?

encontramos en la literatura una preferencia casi aleatoria entre el orden en que se enseñan las clases.⁴²

Finalmente, los resultados dan indicios de un tipo de variable cualitativa ordinal que responde la descripción del “principio de jerarquía de precisión” para lenguajes musicales, diseñado por el mencionado Posner (1988, 917). Este principio describe cómo las clases de notación que vamos acumulando van siendo más y más especializadas; por tanto más complejas. En la sección que sigue continuamos la creación de un valor cuantitativo, similar a este.

Intervención 2. Notando la relación inversamente proporcional de las variables y con la confianza provista por los resultados del análisis estadístico, decidimos operacionalizarlas para obtener un indicador global que haga referencia, en cada clase notacional, a su CCI (acorde al corpus recabado). Para esto debemos cuantificar la relación compleja entre ellas y esto significa, primero, concentrarnos en la relación estadística entre diversidad y densidad de información en un mensaje o, en palabras de Xenakis, la relación entre “regularidad” y “orden” (Xenakis, 1992: 61). Esta relación será medida con la ayuda de la Teoría de la Información (TI), mediante cálculos de entropía (ecuación 6). Dentro del gran ámbito que implica este concepto, nosotros nos limitaremos a entenderlo como un concepto estático y clasificatorio, que resulta de la intención de generar modelos que predigan el comportamiento de elementos específicos (Clases de notación musical en nuestro caso), según estados o entornos dados (su Preferencia y Ordinalidad). Encontramos antecedentes de este procedimiento entre información notacional y entropía en Angeler (2020) y Chase (2006).

Como método de operacionalización, utilizaremos el descrito por Estrada-García (2002) para el análisis de valuación de riesgo empresarial: Este nos ofrece dos formas de ponderar decisiones subjetivas en entrevistas. Los modelos que veremos a continuación se utilizan para evaluar cuál respuesta de un sujeto es más “sorpresiva” o contiene más información que otra, más común:

1. El “Método de la suma ponderada” (Estrada-García, ídem: 35) describe la forma en la que los sujetos asignan más peso a ciertas tareas con respecto a otras, según su importancia en la opinión. En educación, el maestro decide qué actividad vale más que otra, antes de

⁴² Esto podría responder a un clásico dilema de la investigación en cognición musical, referente a las dimensiones de altura y ritmo (ver Prince et al., 2009).

realizar un promedio. Este promedio sesgado incluye la pertinencia de cada actividad en la valoración final. La ecuación se describe así,

$$x_{wi} = (x_i * w_i) / X \quad (10)$$

donde x_{wi} es el valor ponderado x_i por w_i (peso de cada elemento) dividido por el total de elementos X . Aplicado a nuestros valores, necesitamos definir heurísticamente la ponderación de los indicadores en la complejidad global. Es decir, necesitamos identificar cuál de los dos es más importante: preferencia u ordinalidad. Para esto, entre los autores del texto decidimos darle un 60% al primero y el restante 40% al segundo.⁴³

2. El “Método de entropía” (Estrada-García, ídem: 40) mide la incertidumbre y sorpresa (variabilidad subjetiva promedio) en las opiniones de los sujetos. Este cálculo aplica la ecuación de entropía desde el marco de la Teoría de la Información, que desarrollara Shannon en la década de los 1950 (ecuación 6). Una vez estimado para cada uno de los dos indicadores en cada elemento de la notación, se busca el complemento, llamado por el autor “diversidad”,

$$1 - E_i. \quad (11)$$

Finalmente, con este valor se obtienen los dos promedios que sirven para ponderar las entropías individuales.

Resultados. Los dos métodos fueron calculados para cada uno de los 23 elementos del conjunto de notación musical.

Tabla 2. Resultados de los cálculos de ponderación para los elementos de la notación de la PC que serán medidos. Diseño del autor.

Clase de notación	Suma ponderada	Ponderación entrópica
Pentagrama (<i>Staff</i>)	0.025	0.108
Alturas (<i>Pitch</i>)	0.027	0.122
Clave (<i>Clef</i>)	0.030	0.134
Figura de duración (<i>Rhythm Figure</i>)	0.030	0.136
Silencio (<i>Rest</i>)	0.034	0.156

⁴³ Inicialmente, se considera la ponderación basados en la intuición y nuestro *expertise* como educadores.

Compás (<i>Time Signature</i>)	0.038	0.172
Barra de compás (<i>Barline</i>)	0.034	0.162
Puntillo (<i>Augmentation Dot</i>)	0.038	0.175
Ligadura de prolongación (<i>Tie</i>)	0.040	0.182
Alteración (<i>Accidentals</i>)	0.042	0.187
Intervalo (<i>Interval, Degree</i>)	0.042	0.191
Armadura (<i>Key Signature</i>)	0.044	0.197
Signo de 8va. (<i>8ve. Sign</i>)	0.035	0.171
Agrupación artificial (<i>Tuplet</i>)	0.044	0.198
Calderón (<i>Fermata</i>)	0.043	0.196
Respiración (<i>Breath Mark, Pause</i>)	0.039	0.181
Dinámica (<i>Dynamic</i>)	0.050	0.217
Ligadura de fraseo (<i>Slur</i>)	0.047	0.210
Regulador (<i>Hairpins, Wedge</i>)	0.040	0.185
Articulaciones (<i>Articulation</i>)	0.048	0.213
Repetición estructurales (<i>Repetition sign</i>)	0.049	0.213
Carácter / Agógica (<i>Agogic</i>)	0.047	0.208
Metrónomo (<i>Metronome Mark</i>)	0.042	0.191
Adorno (<i>Ornament</i>)	0.049	0.214
Trémolo (<i>Tremolo</i>)	0.044	0.195

Entonces, ¿cuál de los dos modelos utilizar? Luego de una prueba T de *Student* simple, se constató que las varianzas son completamente similares (“suma ponderada” tuvo una media = .040, una desviación estándar = .007 y la “ponderación entrópica” una media = .180 y una desviación estándar = .021, quedando una $t_{48} = -1.677$ y, con un alfa = .05, obtuvimos un valor $p = 1.0$). De esta forma, el poder del estadístico indica que las diferencias entre los modelos no existen (la hipótesis nula prevalece) y, en nuestro caso, cualquier modelo puede ser utilizado con iguales resultados. Sin embargo, con ponderaciones heurísticas sesgadas en otra dirección podríamos obtener una diferencia significativa de varianzas; pero en este caso no sucedió así. Además, siendo que la TI se puede utilizar para medir la densidad y diversidad de la información (Angeler, 2020; Aurnhammer & Frank, 2019; Estrada-García, 2002; Sayood, 2018), decidimos optar por el modelo entrópico.

Discusión. Los resultados, provenientes de un análisis bibliográfico similar al de Hattie (2008) pero cuyo objetivo es un modelado de la complejidad como el de Angeler (2020), permitió realizar un cálculo de complejidad menos sesgado que el de Holder (2015) y dependiente de la educación

musical. Teniendo en cuenta el desarrollo histórico de la notación, su enseñanza en las aulas, las implementaciones computacionales de la notación musical y las relaciones entre complejidad y dificultad, creamos un modelo de ponderación que, al momento, sólo distingue la cantidad ponderada de información que aporta cada clase individual de notación en un gesto musical.

Gracias a la operacionalización estadística de las variables, ayudados por modelos de valoración de riesgo, pudimos obtener un indicador de la complejidad global de clases de notación musical de la PC en un gesto. Este valor de ponderación final refleja el nivel de incertidumbre que lo ubica en relación a las dos variables.

Debemos reportar que, aunque el indicador de pertinencia para cada elemento notacional es perfectible, mediante un experimento *in vitro* se puede llegar a una ponderación aún más insesgada que esta. Por ejemplo, obteniendo bibliografía específica de alguna institución de educación musical o realizando una encuesta a un grupo focal de pedagogos. También hay que señalar que el conjunto de notación musical seleccionado evalúa sus clases sin tomar en cuenta la complejidad de sus subelementos constitutivos, es decir, *figura de duración* tiene un valor de Pertinencia (.152) que será el mismo para un “entero”, “octavo” o “sesenta y cuatroavo”.⁴⁴

3.2 Algoritmo para los indicadores del ÍLeMus

Introducción. Como hemos visto hasta ahora, la necesidad de una herramienta cuantitativa que evalúe la legibilidad de música escrita está formulada y el algoritmo que presentamos permite contar con datos rigurosos para evaluar la complejidad sintáctica en música escrita. Hasta la finalización de este proyecto, el algoritmo del ÍLeMus entrega una serie de indicadores, con la posterior intención de operacionalizarlos y obtener un índice general de legibilidad.⁴⁵

⁴⁴ Podríamos, como Holder et al. (2015), realizar una factorización que modifique el indicador. Por ejemplo, podríamos decir que, en figuras rítmicas, la que sea utilizada como marca metronómica puede ser la referencia y cualquier figura que encontremos, divida o multiplique el indicador para este elemento (.152). En una partitura con la $\text{♩} = 60$, la aparición de una figura de cuarto tendrá un valor .152 y un octavo el doble o .304 (de complejidad). Sin embargo, estaríamos involucrando mucha información semántica que puede volver a confundir la distinción entre complejidad y dificultad. Además, tampoco tendría mucho sentido ya que estaría sugiriendo que un octavo es más complejo que una barra de compás (.168). Sin embargo, sí se podría tomar como referencia la indicación de compás, en vez de la metronómica, pero para esto necesitamos más investigación en este campo.

⁴⁵ Es preciso recordar que el algoritmo, los indicadores y el índice están modelados computacionalmente, según las teorías de la Musicología Cognitiva (ver: Laske, 1988).

Aunque existen modelos similares al que presentamos a continuación (ver: Holder et al., 2051; Sébastien et al., 2012; Song & Lee, 2016), nuestra propuesta integra más elementos, insesgados estadísticamente y no necesariamente dependientes de algún software, pudiéndose implementar en archivos MIDI, musicXML, HumDrum, GUIDO, ABC u otros.

Consideraciones ecológicas. Como se puede inferir, las mediciones de complejidad en música mencionadas anteriormente (ver: 1.4) no toman en cuenta la forma en que la misma es leída (a partir de la escritura musical).

Temporalidad. El ÍLeMus, como toda herramienta de legibilidad mencionada, se presenta antes de que el músico ponga sus ojos sobre la partitura y construya criterios de legibilidad. Según la teoría, el músico hará previsiones sobre la dificultad del contenido que se dispone a leer. Luego, mientras hace más y más lecturas de la partitura, en combinación con la adaptación, corrección y en las actividades involucradas en lectura musical, el músico se va independizando del escrito; ganando incluso amplitud perceptual (Burman & Booth, 2009). Esta iteración del proceso perceptual de lectura, que lo aleja del texto, le permite construir una interpretación individual y auténtica de la música leída.

Estímulos. Para este trabajo, utilizaremos el conjunto de elementos notacionales (que llamamos Clases) y que ya filtramos previamente (3.1). Sin embargo, ya que al momento el único formato de archivo que incluye las clases definidas es MusicXML y por cuestiones de su implementación (descrito en las definiciones del anexo 6.2) filtramos aún más la tabla, quedando así.

Tabla 3. Listado de las clases implementadas, junto con su Ponderación Entrópica. Diseño del autor.

Clases implementadas	Peso
Altura (<i>Pitch</i>)	0.122
Clave (<i>Clef</i>)	0.134
Figura de Duración (<i>Rhythm Figure</i>)	0.136
Silencio (<i>Rest</i>)	0.156
Barra de Compás (<i>Barline</i>)	0.162
Puntillo (<i>Augmentation Dot</i>)	0.175
Ligadura de prolongación (<i>Tie</i>)	0.182
Alteración (<i>Accidentals</i>)	0.187
Intervalo Delta Rítmico (<i>Rhythm Delta Interval</i>)	0.191

Intervalo Delta Melódico (<i>Pitch Delta Interval</i>)	0.191
Signo de 8va. (<i>8ve. Sign</i>)	0.171
Calderón (<i>Fermata</i>)	0.196
Dinámica (<i>Dynamic</i>)	0.217
Ligadura de Fraseo (<i>Slurs</i>)	0.210
Regulador (<i>Hairpin, Wedge</i>)	0.185
Articulación (<i>Articulation</i>)	0.213
Repetición Estructural (<i>Repetition sign</i>)	0.213
Carácter / Agógica (<i>Agogic</i>)	0.208
Adorno (<i>Ornament</i>)	0.214

Descripción del algoritmo. El ÍLeMus comienza con estos 7 pasos:

1. Una vez que traemos las Clases de notación musical con sus valores de Ponderación Entrópica, realizamos un proceso de tipo MIR para adquirir las Clases en el archivo digitalizado de la partitura;

2. Entonces, construimos un histograma que incluye todas las ocurrencias de cada elemento en cada clase;

3. Los histogramas son convertidos en tablas de probabilidad (es decir, una conversión de Distribución de Frecuencias a Probabilidades) siguiendo esta ecuación,

$$p(x_i) = x_i / X, \quad (12)$$

donde $p(x_i)$ es la probabilidad de un elemento específico de la Clase (por ejemplo, la probabilidad de encontramos un DO registro 4 en la clase Altura);

4. Con esta información realizamos otro histograma, ahora de cada ULM, en cada Clase. Pero no lo convertimos en distribución de probabilidad, ya que los mismos histogramas son suficientes para hacer el cálculo de entropía. Con estos datos realizamos dos operaciones: a. Una medida de la Entropía de Shannon (ecuación 6), que relaciona la ULM con la partitura completa (el Vehículo) y b. Realizamos una dKL (ecuación 9) para medir la sorpresa o familiaridad de la ULM actual con respecto a la pasada (el Entorno).

5. Mientras se realizan estos cálculos evaluamos la cantidad de pixeles no blancos en cada ULM.

6. Recordando que existe información de distintos tipos en la notación de la PC, realizamos dos operaciones más: a. Dividimos la información en dos grupos: Información Implícita e Información Explícita y, asumiendo que las dos son paralelas (son parte del mensaje), se ponderan de forma igual. La primera se medirá con su nombre original, mientras que a la segunda se le añade una T (como en tático).⁴⁶ y b. Apartaremos una serie de Clases: Metrónomo, Armadura, Compás, Carácter y *Tempo*; estas funcionarán como información de Cabecal.

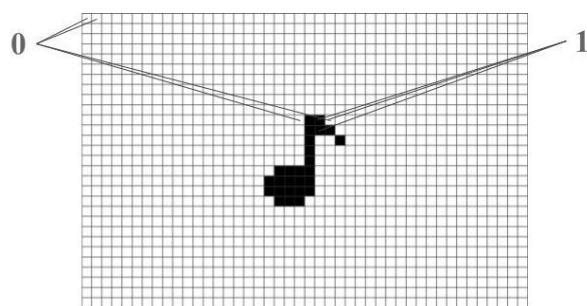
7. Cuando sumamos todos los valores para cada una de las clases, tenemos toda la información para construir los indicadores.

El algoritmo entrega 5 indicadores:

1. ULMs: La extensión del fragmento musical, modulado por el nivel de *tactus*, que como vimos, define la cantidad de miradas que debe realizar el músico para observar y captar toda la información escrita (ver: Fig. 8).

2. Cantidad de Tinta: Valor inspirado en el trabajo de Sheridan & Kleinsmith (2020), donde las autoras asignan este valor a la dificultad de una partitura. Para obtenerlo se promedian los pixeles no blancos en la la partitura.

Figura 14. Diagrama para el indicador Cantidad de tinta.



Nota. 0 representa ausencia de información, mientras que 1 indica lo escrito. Diseño del autor.

3. Quintas: Con la información de Cabecal, calculamos el promedio de cambios de Armadura en el fragmento, teniendo en cuenta cuántas ULM son afectadas. Para esto, obtenemos el área bajo

⁴⁶ P.e., la información de la clase Dinámica en una ULM que incluye cuatro cuartos, puede quedar como [mf, mfT, mfT, mfT].

la curva en la cantidad de alteraciones, haciendo patente un uso muy simple de la MT en la lectura musical.

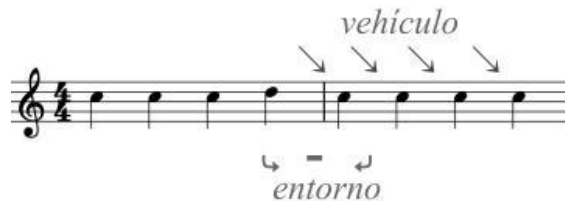
Figura 15. Diagrama comparando dos ejemplos para el indicador Quintas.



Nota. Diseño del autor.

4. Bits por ULM: Es el cálculo de la información entrópica en la ULM, libre de temporalidad y teniendo en cuenta la densidad y diversidad de información en la partitura. El valor indica la información que el músico ve de forma libre, sin ir interpretando la partitura; como cuando analiza la armonía o mide la forma de una pieza musical. Refleja una «mirada analítica» de la misma y se refiere a la mencionada transcodificación visuo-literal.

Figura 16. Diagrama para contrastar dos ejemplos para el indicador Bits por ULM.

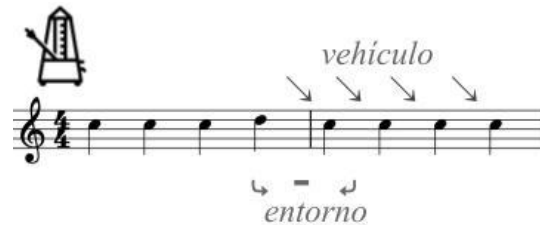


Nota. Diseño del autor.

5. Energía libre: La información total de la música escrita, modulada por la información temporal, entrega un valor que llamamos Energía Libre, apropiado desde el Principio homónimo de Friston (2010) y descrito en Sprevak (2020). Este valor es similar al Bits por segundo, pudiendo utilizar el término Capacidad de Canal (*Channel Capacity*), común al momento de hacer cálculos de entropía. Sin embargo, este concepto se refiere a la máxima amplitud que tendrá un mensaje, preparando a una computadora para no perder información. Utilizamos el mínimo de energía libre para referir la forma en que los humanos nos preparamos para estos niveles de energía, a la hora de

leer un fragmento de partitura.⁴⁷ Este indicador está modulado por el *tempo*, metrónomo y carácter, reflejando la energía libre mientras se interpreta la partitura. Por esto, el valor indica una «mirada interpretativa» de la partitura, haciendo referencia a la transcodificación visuo-muscular.

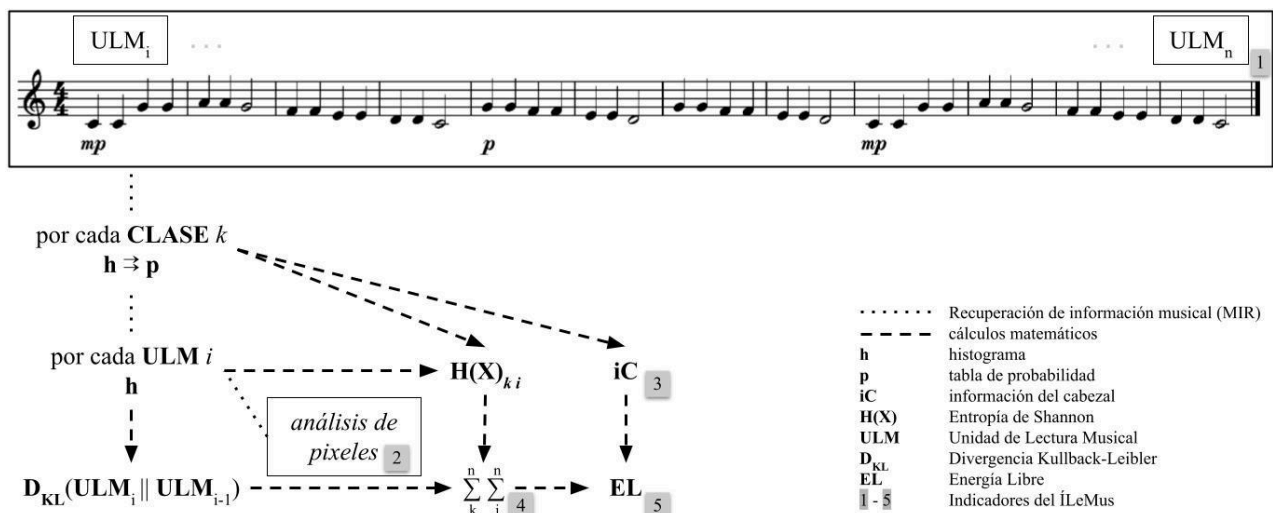
Figura 17. Diagrama para el indicador Energía libre.



Nota. Diseño del autor.

Finalmente, mostramos el diagrama completo del algoritmo y el cálculo de cada indicador, mientras se genera.

Figura 18. Diagrama general del algoritmo para obtener los indicadores del ÍLeMus.



Nota. Estos están sombreados, ubicando su aparición. Diseño del autor.

⁴⁷ Este concepto, que ya describimos antes, encuentra similitudes con la Ley del menor esfuerzo de Zipf (*Least effort law*, en Buchanan, 2016) y el Principio de mínima atracción o Mínimo apego de Rayner & Pollatsek (Nordquist, 2020).

Ejemplificación. Tomando una transcripción de los primeros compases de la canción de cuna francesa *Ah vous dirai-je, Maman* de dominio público, podemos ejemplificar la aplicación del algoritmo.

Figura 19. Transcripción de Ah vous dirai-je, Maman.



Nota. Transcripción del autor en MuseScore 3..

Tabla 4. Etapas, acciones y valores que resultan de la aplicación del algoritmo en la transcripción. Diseño del autor.

Etapa	Método	Valores
Por cada CLASE (p.e. Altura)	<i>Histograma</i>	C = 6/42, G = 10/42, A = 4/42, F = 8/42, E = 8/42, D = 6/42
	<i>Tabla de Probabilidades</i>	C = 0.143, G = 0.238, A = 0.096, F = 0.19, E = 0.19, D = 0.143
Por cada ULM (p.e. nivel de tactus 3 = Pulso)	<i>Histograma</i>	1 C, 2 C, 3 G, 4 G, 5 A, 6 A, 7 G, 8 null, 9 F, 10 F, 11 E, 12 E, 13 D, 14 D, 15 C, 16 null, 17 G, 18 G, 19 F, 20 F, 21 E, 22 E, 23 D, 24 null, 25 G, 26 G, 27 F, 28 F, 29 E, 30 E, 31 D, 32 null, 33 C, 34 C, 35 G, 36 G, 37 A, 38 A, 39 G, 40 null, 41 F, 42 F, 43 E, 44 E, 45 D, 46 D, 47 C, 48 null. => 48 MRUs
Por cada ULM en cada CLASE	<i>Entropía</i>	1 0.401, 2 0.401, 3 0.493, 4 0.493, 5 0.325, 6 0.325, 7 0.493, 8 0, 9 0.455, 10 0.455, 11 0.455, 12 0.455, 13 0.401, 14 0.401, 15 0.401, 16 0, 17 0.493, 18 0.493, 19 0.455, 20 0.455, 21 0.455, 22 0.455, 23 0.401, 24 0, 25 0.493, 26 0.493, 27 0.455, 28 0.455, 29 0.455, 30 0.455, 31 0.401, 32 0, 33 0.401, 34 0.401, 35 0.493, 36 0.493, 37 0.325, 38 0.325, 39 0.493, 40 0, 41 0.455, 42 0.455, 43 0.455, 44 0.455, 45 0.401, 46 0.401, 47 0.401, 48 0
	<i>Divergencia Kullback-Leibler</i>	1 0.063, 2 0, 3 0.143, 4 0, 5 0.143, 6 0, 7 0.143, 8 0.056, 9 0.063, 10 0, 11 0.143, 12 0, 13 0.143, 14 0, 15 0.143, 16 0.056, 17 0.063, 18 0, 19 0.143, 20 0, 21 0.143, 22 0, 23 0.143, 24 0.056, 25 0.063, 26 0, 27 0.143, 28 0, 29 0.143, 30 0, 31 0.143, 32 0.056, 33 0.063, 34 0, 35 0.143, 36 0, 37 0.143, 38 0, 39 0.143, 40 0.056, 41 0.063, 42 0, 43 0.143, 44 0, 45 0.143, 46 0, 47 0.143, 48 0.056
Por cada ULM en la partitura	<i>Suma</i>	1 0.464, 2 0.401, 3 0.636, 4 0.493, 5 0.468, 6 0.325, 7 0.636, 8 0.056, 9 0.518, 10 0.455, 11 0.598, 12 0.455, 13 0.544, 14 0.401, 15 0.544, 16 0.056, 17 0.556, 18 0.493, 19 0.598, 20 0.455, 21 0.598, 22 0.455, 23 0.544, 24 0.056, 25 0.556, 26 0.493, 27 0.598, 28 0.455, 29 0.598, 30 0.455, 31 0.544, 32 0.056, 33 0.464, 34 0.401, 35 0.636, 36 0.493, 37 0.468, 38 0.325, 39 0.636, 40 0.056,

		41 0.518, 42 0.455, 43 0.598, 44 0.455, 45 0.544, 46 0.401, 47 0.544, 48 0.056
1 ULMs	<i>Suma</i>	48
2 Cantidad de Tinta	<i>Promedio</i>	7,357
3 Quintas	<i>Área bajo la curva</i>	0
4 Bits por ULM	<i>Promedio</i>	0.45
5 Energía Libre (p.e. J= 80, 750 ms. por Pulso)	<i>Promedio ponderado</i>	0.6

3.3 Estudio de caso (*in silico*)

Introducción. Con el objetivo de comenzar a poner a prueba el ÍLeMus, utilizamos una herramienta de legibilidad editorial que se encuentra cerca del ámbito cuantitativo: Doblar la rítmica. Esta técnica aligera la complejidad visual del músico a la hora de leer o analizar la partitura y consiste en aumentar la notación rítmica al doble. En el sitio del software MuseScore podemos encontrar discusiones al respecto (Cervelat • Feb 11, & Cervelat • Apr 3., 2022).

Como estudio de caso decidimos evaluar una partitura cuya complejidad es notable: En su sitio de internet, Byrd (2018) recoge una serie de fragmentos de música escrita que llama “Extremos en la notación musical convencional” (*Extremes of Conventional Music Notation*). De este repositorio escogimos los compases 26 a 29 del segundo movimiento, *Largo*, del *Concierto para piano y orquesta no.3* de Beethoven, opus 37 (1862), que el creador del sitio considera como una de las piezas con más valores rítmicos pequeños. Utilizamos la versión editada por Dover (1986: 30), disponible en el repositorio IMSLP (*Piano concerto no.3, Op.37*; Beethoven, Ludwig van. IMSLP., s.f.).⁴⁸

Figura 20. Transcripción digital de los compases 26-29 del segundo movimiento *Largo*, del 3er. Concierto para piano y orquesta de Beethoven op. 37.

⁴⁸ Aunque más adelante (c. 58) llegan a aparecer figuras rítmicas de 128avos., en grupos de 9 (nonillos) (Dover 1984: 34), consideramos que los compases escogidos son suficientes para la prueba.



Nota. Partitura realizada con MuseScore 3.0 por el autor.

Intervención. Para evaluar la legibilidad sintáctica a partir de nuestro modelo, primero escogimos el nivel de *tactus* de Pulso y luego pasamos el fragmento por el algoritmo ÍLeMus.

Con un compás de 3/8 y aquél nivel, tenemos 3 ULMs por cada compás.

Figura 21. Ejemplo de la segmentación del primer compás en tres pulsos determinados por el nivel de *tactus* escogido.



Nota. Diseño del autor.

Una vez evaluado el fragmento, aplicamos la técnica de legibilidad editorial y luego evaluamos el nuevo fragmento mediante el algoritmo del ÍLeMus.

Figura 22. Transcripción digital de los compases 26-29 del segundo movimiento Largo, del 3er. Concierto para piano y orquesta de Beethoven op. 37; ahora con las figuras rítmicas dobladas.



Nota. Diseño del autor.

Comparación. El criterio editorial establece que esta última versión de la partitura es comparativamente más legible. Sin embargo, los cambios observados sólo se reflejan en el indicador Cantidad de Tinta.

Tabla 5. Resultados del cálculo comparado del indicador Cantidad de tinta. Diseño del autor.

<i>Compás</i>	<i>ULM (Pulso)</i>	ULMs	ORIGINAL	DOBLE	<i>diff.</i>	5tas.	Bits por ULM	Energía Libre
			Cantidad de Tinta					
1	1	1	31205	26923	4282	4	14.841	26.984
	2	1				4	24.646	44.811
	3	1				4	34.947	63.540
2	1	1	39442	35999	3443	4	23.055	41.918
	2	1				4	32.045	58.264
	3	1				4	33.379	60.690
3	1	1	13155	11236	1919	4	15.428	28.051
	2	1				4	11.547	20.994
	3	1				4	10.373	18.860
4	1	1	32032	27929	4103	4	21.180	38.510
	2	1				4	21.524	39.134
	3	1				4	41.552	75.549
<i>Indicadores del ÍLeMus</i>		12	28958.5	25521.75	3436.75	4	23.710	43.109

Resultados. Como vemos en la tabla, tenemos un promedio de más de 3,400 píxeles de reducción de tinta. Esto implica 13.366% menos de tinta y es intuitivamente notable en algunos casos.

Discusión. Queda pendiente observar cómo cambiaría la percepción de dificultad en la literatura de cognición que toma este valor como referente. Es decir, si doblamos la partitura (o la simplificamos, *halfling* como se dice al proceso opuesto), cabe preguntarse si cambiará la percepción de dificultad en las investigaciones de Endestad (2020) o Sheridan & Kleinsmith (2021).

Lo que definitivamente observamos es que aquel efecto que se encuentra en la literatura que conecta TI con escritura artística y que llaman *burstiness* (sin una traducción adecuada, en Ogura et al., 2013), existe en el ÍLeMus. El efecto mencionado describe cómo, a diferencia de las moléculas de gas que se distribuyen de forma Normal en un espacio (estudiado por la entropía), en escritura artística toman un rumbo artificial: Las palabras que riman en una poesía o los colores de una figura distan mucho de ser distribuidos de forma homogénea en un espacio (métrico y

paramétrico) de escritura artística. Según un cálculo de entropía, esto sería caótico (en el sentido del mencionado trabajo de Eco, 1985).

3.4 Tres niveles de dificultad (*in silico*)

Introducción. En este experimento evaluaremos la capacidad del ÍLeMus para mejorar la ordenación de dificultad en partituras de educación musical básica. Para esto utilizaremos la ordenación del Proyecto IMSLP (Guo & Project Petrucci, 2006) realizado para partituras de flauta, alojado en su sitio de internet y lo comparamos con uno nuevo, basado en los indicadores del índice.

Estímulos. Aparte de proveer un corpus de partituras de dominio público al visitante, el proyecto IMSLP tiene otros servicios útiles como una wiki que permite consultar y determinar el nivel de dificultad en una pieza musical escrita que se puede consultar en varios instrumentos.⁴⁹ La ordenación se hace mediante la interacción del usuario, siendo capaz de: 1. Aprobar o desaprobado la ordenación actual de la pieza; 2. Poner información adicional; 3. Hacer un foro de discusión, y 4. Aumentar o disminuir el grado de dificultad. Elegimos la ordenación del IMSLP ya que, a diferencia de otros repositorios similares, la información es libre, abierta y sus partituras están disponibles para ser digitalizadas. En el sitio de internet se reporta la información de dificultad como “Nivel 1 = Equivalente al nivel preparatorio del RCM [*Royal Conservatory of Music* en Canadá] | Niveles 2 - 12 = Equivalente a los niveles 1 a 10 del RCM | Nivel 12 = Equivalente al ARCT [*Associate Diploma*] del RCM | Nivel 15 = La pieza más difícil realizada para flauta.” (*Flute pieces by level*. IMSLP., s.f.). Sin embargo, en el repositorio para flauta sólo hay 12 niveles. Tampoco está bien definida la noción de dificultad en el sitio de internet, dejando espacio a que el usuario pueda idealizarla, sin ser parte del RCM. Conocemos el riesgo de experimentos como este, pero de hecho intentamos atender a escenarios exactamente de este tipo: a veces la ambigüedad refleja sesgos en las decisiones de dificultad y queremos ver si el ÍLeMus puede reducirlo.

Del corpus, tomamos todas las piezas de los primeros tres niveles de dificultad reportados en el sitio (N = 32) (*Flute pieces by level*. IMSLP., s.f.; acceso 2022-01-01; 9:17 PM, tiempo del

⁴⁹ Una wiki es una herramienta colaborativa que permite a los usuarios contribuir y modificar el contenido alojado en internet. En el sitio IMSLP la wiki permite al visitante colaborar enviando un correo a difficultyproject@imslp.org.

Centro de México). Encontramos $n = 4$ piezas con un nivel 1, $n = 12$ piezas con nivel 2 y $n = 16$ piezas con nivel 3.

Ira. intervención. Realizamos una versión digital de las partituras mediante el software MuseScore 3. A continuación, pasamos las 32 piezas por el algoritmo ÍLeMus. La implementación provisional del algoritmo es un trabajo en proceso, pero el código es libre y una versión estable del mismo está disponible en github (<https://github.com/patricio1979/sComplexity>).

Siendo partituras básicas destinadas a principiantes de flauta, decidimos utilizar un nivel de *tactus* de Pulso para segmentar las partituras en ULMs.

Tabla 6. Ordenación de complejidad para los niveles 1 a 3, comparados con el nivel de dificultad reportado en el sitio IMSLP. Diseño del autor.

<i>Corpus</i>	<i>Dificultad</i>	<i>Complejidad. Nivel de tactus: Pulso</i>				
Pieza	Ordenación IMSLP	ULMs	Cantidad de tinta	5tas.	Bits x ULM	Energía libre
Nicholson (1836). Ah! Vous dirai (Moderato)	1	48	2705.917	0	2.216	1.166
Gariboldi (1880). 2. Exercise in C major (Largo)	1	80	2080.050	0	1.807	2.168
Gariboldi (1833-1905). 6. Exercise in C major	1	84	2036.333	0	1.45	1.45
Gariboldi (1833-1905). 14. Exercise in C major (Lentamente)	1	64	2139.125	0	1.366	1.366
Gariboldi (1892). 1. Study in C major (Largo non troppo)	2	196	2331.898	0	2.987	2.987
Gariboldi (1892). 2. Study in G major (Moderato)	2	160	2092.563	1	5.09	2.679
Nicholson (1836). Hungarian Waltz (Moderato)	2	48	1871.167	1	2.316	2.316
Popp (1887). 1. Study in G major	2	60	1973.850	1	2.514	2.514
Popp (1887). 2. Study in D major	2	48	1658.125	2	1.756	1.756
Popp (1887). 4. Study in F major	2	64	1947.625	1	2.047	2.047
Popp (1887). 5. Study in B-flat major	2	48	2046.063	2	2.174	2.174
Popp (1887). 6. Study in E-flat major	2	64	1944.438	3	1.811	1.811
Popp (1887). 7. Study in G major	2	48	3506.333	1	2.859	2.859
Popp (1887). 9. Study in D major	2	32	2251.125	2	3.408	3.408

Gariboldi (1833-1905). 16. Exercise in C major (Maestoso)	2	72	2839.389	0	2.494	2.494
Devienne (1794). Récréation in C major (Mouvement de valse)	2	117	1889.154	0	2.262	2.262
Roman (1727). 6. Sonata in B minor, BeRI 206 (4th movement- Grave)	3	48	1906.625	1	2.132	3.655
Koechlin (1926). 1. Vieille chanson (Andante con moto)	3	34	2408.118	0	4.516	4.516
Koechlin (1926). 3. Andante espressivo	3	80	2711.250	2	2.756	2.756
Koechlin (1926). 10. Allegretto quasi andantino	3	68	4363.353	1	4.469	4.469
Koechlin (1926). 13. Marche funèbre (Andante)	3	108	2063.278	1	4.027	4.027
Gariboldi (1880). 15. Exercise in C major (Molto moderato)	3	96	4410.833	0	4.151	4.151
Gariboldi (1880). 16. Exercise in C major (Moderato)	3	86	2665.419	0	4.342	2.285
Popp (1887). 2. Study in A minor	3	32	2771.375	0	4.63	4.63
Popp (1887). 3. Study in A minor (Allegretto)	3	41	3052.619	0	6.757	5.328
Popp (1887). 6. Study in B minor	3	32	2567.813	2	3.789	3.789
Popp (1887). 8. Study in F major	3	48	2588.250	0	3.861	3.861
Popp (1887). 11. Study in B-flat major	3	48	2826.125	2	4.191	4.191
Popp (1887). 11. Study in C major	3	32	3163.063	0	5.012	7.518
Popp (1887). 12. Study in G minor	3	48	3096.706	2	4.347	4.347
Beethoven (1790-92). 4. Theme in B-flat major (Allegretto)	3	72	2475.500	2	4.084	2.112
Telemann (1728). 2. Largo	3	48	3152.625	1	4.513	5.415

Con los valores de los indicadores del ÍLeMus para cada partitura, somos capaces de compararlos con la ordenación IMSLP.

Resultados. Realizamos una estadística descriptiva que refleja las relaciones intragrupo.

Tabla 7. Descripción estadística de los datos. Diseño del autor.

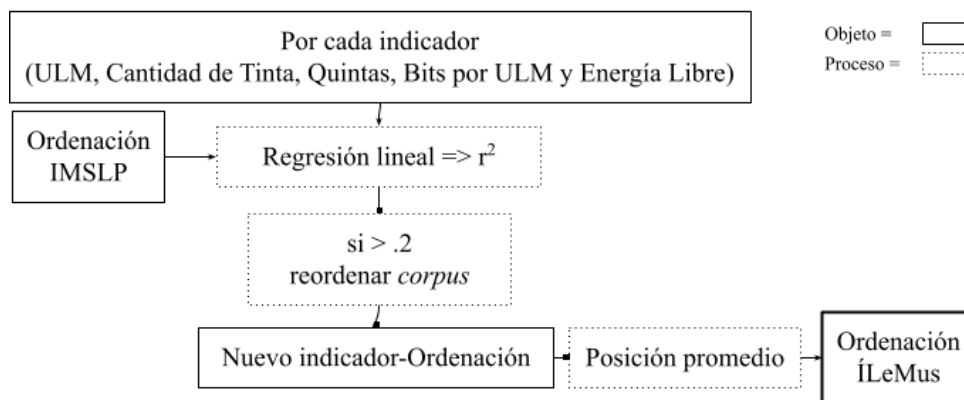
Ordenación IMSLP	Estadística	ULMs	Cantidad de Tinta	Quintas	Bits x ULM	Energía Libre
1	Varianza	270.667	98106.053	0	1.339	25.624

	Desviación típica	16.452	313.219	0	1.157	5.062
	Media	69	2240.356	0	1.710	1.538
	Mediana	72	2109.588	0	1.629	1.408
2	Varianza	2600.023	258992.18	0.879	3.08	19.755
	Desviación típica	50.990	508.913	0.937	1.755	4.445
	Media	79.750	2195.978	1.167	11.445	12.898
	Mediana	62	2009.957	1.000	10.964	11.794
3	Varianza	804.533	469753.687	0.783	4.289	30.284
	Desviación típica	28.364	685.386	0.885	2.071	5.503
	Media	66.5	2888.935	0.875	12.222	16.362
	Mediana	58	2741.313	1	12.036	16.247

Discusión. Podemos observar que los indicadores ofrecen información descriptiva, como por ejemplo, si queremos integrar una nueva partitura para el nivel 1 de dificultad debe tener 69 ULMs, más o menos 16. Sin embargo, en general, estos resultados sólo son confiables para admitir que, a simple vista, «los valores que conectan el ÍLeMus y la ordenación IMSLP son demasiado dispersos para percibirse como relacionados». Por ello, si queremos encontrar una conexión entre los datos, debemos realizar una comparación directa con la ordenación.

2da. Intervención. Realizamos ahora una nueva ordenación basándonos en los valores de los indicadores del ÍLeMus. Para compararlo con el original utilizamos una estrategia de AC que nos permite evaluar si los indicadores sirven para mejorar la ordenación original. Entonces, hacemos una regresión lineal, independiente para cada indicador, con el objetivo de averiguar qué tan correlacionados están los indicadores con la ordenación IMSLP. Para obtener una confiabilidad aún mayor, elevamos al cuadrado cada uno de los valores, obteniendo un Coeficiente de determinación (r^2). Si este valor es mayor a .2, ordenamos nuevamente las partituras de forma ascendente, tomando los valores del indicador para cada partitura. Finalmente, promediamos el orden de cada partitura según los indicadores correlacionados y construimos una nueva ordenación.

Figura 23. Diagrama de la segunda intervención.



Nota. Diseño del autor.

Es de esperar que los valores del Coeficiente no muestren una relación confiable, la asignación de niveles de dificultad es un proceso altamente sesgado. Para efectos de probar el ÍLeMus, decidimos no ser tan rigurosos y admitimos un umbral tan bajo como .2 para revisar la relación entre el indicador y la ordenación original. Para este *corpus*, los valores más correlacionados son Cantidad de Tinta, Bits x ULM y Energía Libre.

Tabla 8. Valores de correlación para cada indicador con respecto a la ordenación IMSLP. Diseño del autor.

	ULMs	Cantidad de tinta	5tas.	Bits x ULM	Energía libre
Correlación de Pearson	-0.202	0.455	0.176	0.732	0.726
r cuadrada	0.041	0.207	0.031	0.535	0.528

Una vez que re ordenamos los valores las tres veces correspondientes y promediamos el orden, realizamos una modificación fundamental, que de hecho pone más en riesgo el estudio. Dado el concepto estadístico de Rangos de Clases para agrupar datos (en nuestro caso en niveles de dificultad), tenemos que aumentar esta clasificación a 5 gradaciones (amplitud de dificultad = 5.85).

Tabla 9. Nueva ordenación de dificultad, tomando en cuenta los indicadores del ÍLeMus y el IMSLP pero con nuevos niveles de dificultad (el primer cambio de dificultad se observa al momento de sobrepasar el valor 5.333). A pesar de que la nueva ordenación ya tiene distinciones fundamentales con la del IMSLP, muchas piezas iniciales tienen el mismo orden (resaltadas en la tabla). Diseño del autor.

Pieza	Cantidad de Tinta	Energía Libre	Bits x ULM	posición promedio	posición nueva	diff. IMSLP

Popp (1887). 2. Study in D major	1	4	3	2.667	1	1
Gariboldi (1833-1905). 6. Exercise in C major	8	3	2	4.333	1	0
Popp (1887). 6. Study in E-flat major	5	5	5	5.000	1	1
Gariboldi (1833-1905). 14. Exercise in C major (Lentamente)	13	2	1	5.333	1	0
Popp (1887). 4. Study in F major	6	6	6	6.000	2	0
Devienne (1794). Récréation in C major (Mouvement de valse)	3	10	10	7.667	2	0
Gariboldi (1880). 2. Exercise in C major (Largo)	11	8	4	7.667	2	1
Nicholson (1836). Hungarian Waltz (Moderato)	2	12	11	8.333	2	0
Popp (1887). 5. Study in B-flat major	9	9	8	8.667	2	0
Roman (1727). 6. Sonata in B minor, BeRI 206 (4th movement- Grave)	4	20	7	10.333	2	1
Nicholson (1836). Ah! Vous dirai (Moderato)	21	1	9	10.333	2	1
Popp (1887). 1. Study in G major	7	14	13	11.333	2	0
Beethoven (1790-92). 4. Theme in B-flat major (Allegretto)	17	7	21	15.000	3	0
Gariboldi (1892). 1. Study in C major (Largo non troppo)	15	18	16	16.333	3	1
Gariboldi (1833-1905). 16. Exercise in C major (Maestoso)	25	13	12	16.667	3	1
Popp (1887). 9. Study in D major	14	19	17	16.667	3	1
Koechlin (1926). 3. Andante espressivo	22	16	14	17.333	3	0
Koechlin (1926). 13. Marche funèbre (Andante)	10	23	20	17.667	4	1
Gariboldi (1880). 16. Exercise in C major (Moderato)	20	11	24	18.333	4	1
Popp (1887). 6. Study in B minor	18	21	18	19.000	4	1
Gariboldi (1892). 2. Study in G major (Moderato)	12	15	31	19.333	4	2
Popp (1887). 8. Study in F major	19	22	19	20.000	4	1
Popp (1887). 7. Study in G major	30	17	15	20.667	4	2
Popp (1887). 11. Study in B-flat major	24	25	23	24.000	5	2
Koechlin (1926). 1. vieille chanson (Andante con moto)	16	28	28	24.000	5	2
Gariboldi (1880). 15. Exercise in C major (Molto moderato)	32	24	22	26.000	5	2
Popp (1887). 12. Study in G minor	27	26	25	26.000	5	2

Popp (1887). 2. Study in A minor	23	29	29	27.000	5	2
Koechlin (1926). 10. Allegretto quasi andantino	31	27	26	28.000	5	2
Telemann (1728). 2. Largo	28	31	27	28.667	5	2
Popp (1887). 3. Study in A minor (Allegretto)	26	30	32	29.333	5	2
Popp (1887). 11. Study in C major	29	32	30	30.333	5	2

Comparación. Para observar las diferencias entre la ordenación, utilizamos una estrategia de tipo CART (*Classification And Regression Trees* en Loh, 2011) de AC, como es reportado frecuentemente en la literatura de cognición (Ver: Gao et al. 2021). Con esta estrategia observamos la lógica interna de los indicadores del ÍLeMus para este *corpus*, la capacidad de predicción para nuevos datos en ambas ordenaciones y detectamos el indicador más saliente (más utilizado).⁵⁰

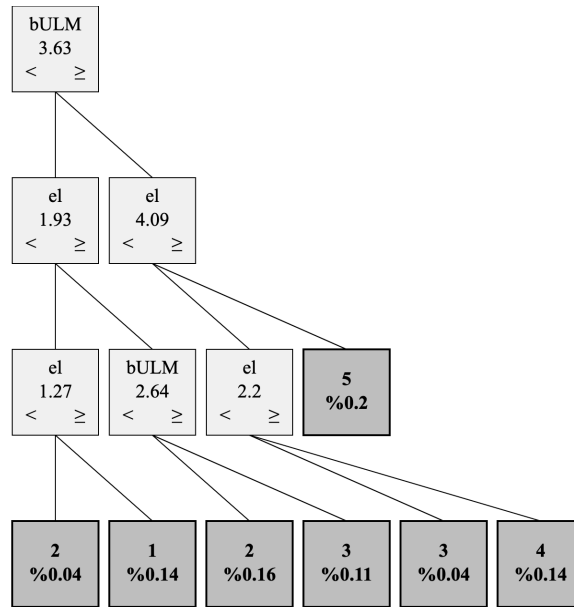
Se construye un Árbol de Regresión⁵¹ para cada ordenación, pero antes y como es usual, separamos las 32 partituras en grupos de Entrenamiento (*Training*) y Comprobación (*Test*), a su vez utilizando una Validación Cruzada, plegada en 4 partituras (*four-fold Cross-Validation*). Finalmente, ambos árboles tuvieron una Poda (*Pruning*) de 4 partituras.

Resultados. Luego de construir los árboles para cada ordenación, observamos que en el IMSLP la primera rama utilizó el indicador Bits x ULM entre grupos para la primera subdivisión. Sin embargo, el indicador más utilizado en las demás ramas fue Energía Libre con el 75% de las ocasiones. En el mejor de los árboles obtuvimos 9 niveles, un Error Cuadrático Medio (*Root Mean Square Error* o RMSE) de .0 y una Tasa de Error (*Error Rate* o ER) de 0%. Por otro lado, en la nueva propuesta ÍLeMus el árbol fue más reducido y más simple de recorrer. Este también comenzó con Bits x ULM, pero Energía Libre fue el más saliente con el 66% de las ocasiones. La nueva ordenación sólo consistió de 3 niveles, mejorando por mucho al anterior, pero obteniendo un RMSE < .125 y una ER < 50%.

Figura 24. Diagrama del mejor árbol.

⁵⁰ Previamente habíamos utilizado dos algoritmos (Vecinos Cercanos k y una Red Neuronal), sin buenos resultados. Desafortunadamente, aquellos datos se perdieron y la implementación del ÍLeMus fue modificándose también.

⁵¹ Un Árbol de regresión o Árbol de decisión se crea segmentando un grupo de datos en dos posibles respuestas, dependiendo de si es mayor o menor que un valor (ver: Fig. 24).



Nota. Éste corresponde al nuevo orden de dificultad propuesto en base a los indicadores del ÍLeMus. Si quisiéramos añadir una partitura de flauta básica, nueva en el *corpus* y queremos conocer qué tan difícil es, la digitalizamos y la pasamos por el algoritmo ÍLeMus. Con los valores de los 5 indicadores observamos si los Bits por ULM son mayores o iguales a 3.63, si es así, entonces observamos Energía Libre. Si el valor es mayor o igual a 4.09, entonces se predice que su dificultad es de grado 5. Diseño del autor.

Discusión. La pobre relación entre la ordenación y los valores del índice, como ya hemos reportado basados en la literatura, era de esperarse. Los resultados de comparaciones como esta, reportados muchas veces mediante el valor de Carga Cognitiva, es en general mal (Aurnhammer & Frank, 2019; Fan, 2014; Sayood, 2018).

Finalmente, el pequeño diagrama expuesto en la Fig. 24 no sólo demuestra la lógica de los indicadores del ÍLeMus, sino que también permite predecir con mucha fidelidad qué nivel de dificultad (entre 1 y 5) correspondería a una nueva partitura simple que quisiéramos incluir en el IMSLP. Sin embargo, a pesar de haber obtenido buenos resultados con la estrategia CART, aún necesitamos encontrar y comparar otros modelos de AC para predecir niveles de dificultad, como lo reporta la literatura (Alexandre et al., 2017; Gao et al., 2021; Sayood, 2008). Sin embargo, los resultados indican que los valores de complejidad del índice, reportados como indicadores de dificultad en estímulos de música escrita, como Cantidad de Tinta en Sheridan & Kleinsmith (2021) o Bits por ULM en Angeler (2020) y Chase (2006), son importantes a la hora de definir la dificultad de una partitura.

3.5 Diez niveles de dificultad (*in silico e in vitro*)

Introducción. Hasta este punto, el ÍLeMus no ha sido puesto a prueba en una intervención empírica. Para comenzar este reto, realizaremos un experimento híbrido *in silico e in vitro*, siguiendo el modelo del experimento anterior, con la ayuda de profesores de flauta de la UNAM. También refinamos la selección de estímulos y comparamos tres ordenaciones de dificultad:

1. La del IMSLP;
2. El nuevo orden del ÍLeMus (con el mismo procedimiento que en el experimento anterior, ver: Fig. 23), y
3. Uno que resulta de promediar el porcentaje de acuerdo para el orden que dan los profesores de flauta para las mismas partituras.

El objetivo de este estudio es comprobar si los valores del ÍLeMus expresan relación con la dificultad y, mediante una pequeña entrevista a los intérpretes, saber si la selección de los indicadores y su conceptualización es acertada.

Población. Invitamos a todos los profesores de flauta de la Facultad de Música de la UNAM a realizar un pequeño experimento. Respondieron $N = 9$ profesores (sin remuneración alguna; 4 mujeres, 44%), $n = 7$ trabajadores de la UNAM y $n = 2$ profesores alumnos de éstos, pero que dan clases particulares.

Estímulos. Como mencionamos, el proyecto IMSLP tiene un corpus de partituras instrumentales en su sitio de internet, las cuales tienen distintos niveles de dificultad asignados mediante la toma del corpus escogido del RCM. De la misma sección para flauta transversa, tomamos una sola partitura de los niveles 3 al 12 ($N = 10$), utilizando este criterio: En los 10 niveles seleccionados hay, como se puede esperar, al menos una obra del período Barroco. Tomamos de este período, piezas de Vivaldi ($n = 7$) y de Telemann ($n = 3$).

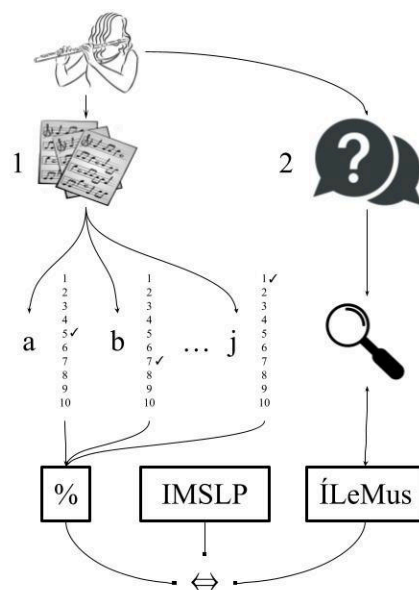
Notablemente, dos de los estímulos resultan ser la misma partitura, asignada a distintos niveles: *Flute Sonata in C major, RV 48* de Vivaldi (Ricordi & C., 1970). Un fragmento fue seleccionado para el nivel 5to. y la partitura completa para el 7mo. Estas partituras son un buen indicador de si los flautistas toman en cuenta la extensión de la pieza como característica de dificultad. También reportamos otro factor importante: Sólo uno de los estímulos fue

originalmente escrito para flauta transversa, todos los demás fueron compuestas para flauta de pico.

Diseño. El experimento se llevó a cabo en el estudio de grabación del LIMME (Laboratorio de Informática Musical y Música Electroacústica) de la Facultad de Música, UNAM. La sala tiene luz suficiente y mucho espacio para ubicar las partituras. De forma individual, se le pide al profesor que realice dos tareas: 1. Ordenar la serie de 10 partituras impresas, dispersas en una mesa, según la dificultad que él considere y tomando en cuenta un plan de estudios ideal, y 2. Responder una serie de preguntas sobre el proceso.

Antes de comenzar las actividades preguntamos si tenían dudas. Reportamos que 7 de ellos querían conocer nuestra noción de Dificultad, a lo que respondimos un resumen de lo mencionado en el apartado 2.8 de este texto.

Figura 25. Diagrama del diseño y la posterior intervención.



Nota. Diseño del autor.

Ira. intervención. Se deja a los flautistas solos para ordenar las partituras, indicando que tienen 15 minutos para realizar esta primera tarea. Una vez que concluyen, se toma una fotografía con el teléfono celular al ordenamiento y, antes de que comenten sobre el proceso, se les pide que esperen a la entrevista que se realiza a continuación.

Comparación. Las partituras pasaron por el mismo algoritmo del ÍLeMus, la regresión lineal, la reorganización y promedio de las posiciones para llegar a un nuevo ordenamiento. A continuación, presentamos los datos del proceso, reportando que utilizamos de nuevo el nivel de *tactus* Pulso.

Tabla 10. Ordenación de complejidad para las partituras de los niveles 3 a 12. Diseño del autor.

<i>Corpus</i>	<i>Dificultad</i>	<i>Complejidad. Nivel de tactus: Pulso</i>				
Pieza	Ordenamiento IMSLP	ULMs	Cantidad de Tinta	Quintas	Bits x ULM	Energía Libre
Telemann (1728). 2. Largo	3	48	3152.625	1	4.513	5.415
Telemann (ca. 1700-49). 6. <i>Passpied I-II</i>	4	144	2138.231	1.5	2.754	1.597
Vivaldi (n.d. [1970]). 1. <i>Affettuoso</i>	5	108	3063.083	0	3.669	3.669
Telemann (ca. 1700-49). 3. <i>Air à l'italien (Largo-Allegro)</i>	6	183	7210.096	0	6.644	4.823
Vivaldi (n.d. [1970]). <i>Flute part</i>	7	562	2779.488	0	3.838	3.004
Telemann (ca. 1733). 5. <i>Fantasia in C major, TWV 40:6</i>	8	317	3967.051	0	5.43	3.713
Vivaldi (ca. 1728). 2. <i>Cantabile</i>	9	52	5316.385	2	4.937	6.836
Vivaldi (ca. 1728). <i>Flute part</i>	10	803	5361.313	2	4.298	2.298
Vivaldi (1729). <i>Flute part</i>	11	798	5883.519	1	3.523	2.011
Vivaldi (n.d.). <i>Flute part</i>	12	997	6625.960	1.858	5.185	3.879
	<i>Correlación de Pearson</i>	<i>0.818</i>	<i>0.672</i>	<i>0.422</i>	<i>0.181</i>	<i>-0.125</i>
	<i>r cuadrada</i>	<i>0.669</i>	<i>0.452</i>	<i>0.178</i>	<i>0.033</i>	<i>0.016</i>

Para este *corpus*, los únicos dos indicadores por encima de .2 en el Coeficiente de Determinación son ULMs y Cantidad de Tinta.

Tabla 11. Datos del proceso de reordenamiento (coincidencias resaltadas). Diseño del autor.

Pieza	ULMs	Cantidad de Tinta	<i>promedio</i>	<i>posición</i>	<i>diff.</i>
Telemann (ca. 1700-49). 6. <i>Passpied I-II</i>	4	1	2.5	1	1
Telemann (1728). 2. Largo	1	4	2.5	2	1
Vivaldi (n.d. [1970]). 1. <i>Affettuoso</i>	3	3	3	3	0
Vivaldi (ca. 1728). 2. <i>Cantabile</i>	2	6	4	4	3

Vivaldi (n.d. [1970]). <i>Flute part</i>	7	2	4.5	5	0
Telemann (ca. 1733). <i>5. Fantasia in C major, TWV 40:6</i>	6	5	5.5	6	0
Telemann (ca. 1700-49). <i>3. Air à l'italien (Largo-Allegro)</i>	5	10	7.5	7	3
Vivaldi (1729). <i>Flute part</i>	8	8	8	8	1
Vivaldi (ca. 1728). <i>Flute part</i>	9	7	8	9	1
Vivaldi (n.d.). <i>Flute part</i>	10	9	9.5	10	0

Para la 3ra. ordenación, utilizamos la información recabada de los flautistas y realizamos el siguiente procesamiento de datos para llegar al nuevo orden.

Tabla 12. Ordenación de dificultad hecho por los profesores de flauta, las ocurrencias y su porcentaje de acuerdo. Diseño del autor.

Pieza	Id. del flautista									Posiciones más populares										% acuerdo	Prom. moda			
	a	b	c	d	e	f	g	h	i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10					
Telemann (1728). <i>2. Largo</i>	1	7	7	2	4	5	4	1	5	2	1	0	2	2	0	2	0	0	0	0	0	0	0.11	4.25
Telemann (ca. 1700-49). <i>6. Passepied I-II</i>	5	2	3	5	3	4	3	3	2	0	2	4	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0.22	3
Vivaldi (n.d. [1970]). <i>1. Affettuoso</i>	3	6	5	1	1	1	1	2	1	5	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.278	1
Telemann (ca. 1700-49). <i>3. Air à l'italien (Largo-Allegro)</i>	6	8	8	6	6	6	6	6	7	0	0	0	0	0	6	1	2	0	0	0	0	0.44	6	
Vivaldi (n.d. [1970]). <i>Flute part</i>	4	5	6	4	5	3	2	5	4	0	1	1	3	3	1	0	0	0	0	0	0	0.167	4.5	
Telemann (ca. 1733). <i>5. Fantasia in C major, TWV 40:6</i>	7	4	4	9	7	9	7	7	6	0	0	0	2	0	1	4	0	2	0	0	0	0.22	7	
Vivaldi (ca. 1728). <i>2. Cantabile</i>	2	3	2	3	2	2	5	4	3	0	4	3	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.25	2	
Vivaldi (ca. 1728). <i>Flute part</i>	9	10	9	7	8	7	8	8	9	0	0	0	0	0	0	2	3	3	1	0	0	0.194	8.5	
Vivaldi (1729). <i>Flute part</i>	10	1	1	8	9	8	10	9	8	2	0	0	0	0	0	0	3	2	2	0	0	0.167	8	
Vivaldi (n.d.). <i>Flute part</i>	8	9	10	10	10	10	9	10	10	0	0	0	0	0	0	0	1	2	6	0	0	0.44	10	

Como se muestra en la tabla, hay tres evaluaciones multimodales,⁵² las cuáles fueron promediadas. Los órdenes con más acuerdo están en negritas y las dos más populares, 5 y 10.

⁵² Con multimodales nos referimos a que, para una misma partitura hay una cantidad igual de órdenes desiguales. También se suele indicar que no hay Moda Estadística, pero nosotros utilizamos este concepto para promediar un nuevo orden.

Con los datos listos, podemos proceder a la comparación final.

Tabla 13. Comparación entre las tres ordenaciones. Diseño del autor.

<i>Corpus</i>	<i>Ordenaciones</i>		
	IMSLP	Flautistas	RIM
Vivaldi (n.d. [1970]). <i>1. Affettuoso</i>	1	4	3
Vivaldi (ca. 1728). <i>2. Cantabile</i>	2	3	4
Telemann (ca. 1700-49). <i>6. Passpied I-II</i>	3	1	1
Telemann (1728). <i>2. Largo</i>	4	6	2
Vivaldi (n.d. [1970]). <i>Flute part</i>	5	5	5
Telemann (ca. 1700-49). <i>3. Air à l'italien (Largo-Allegro)</i>	6	7	7
Telemann (ca. 1733). <i>5. Fantasia in C major, TWV 40:6</i>	7	2	6
Vivaldi (1729). <i>Flute part</i>	8	9	8
Vivaldi (ca. 1728). <i>Flute part</i>	9	8	9
Vivaldi (n.d.). <i>Flute part</i>	10	10	10

Resultados. Ahora vamos a evaluar las discrepancias con la ayuda del análisis de correspondencias.⁵³

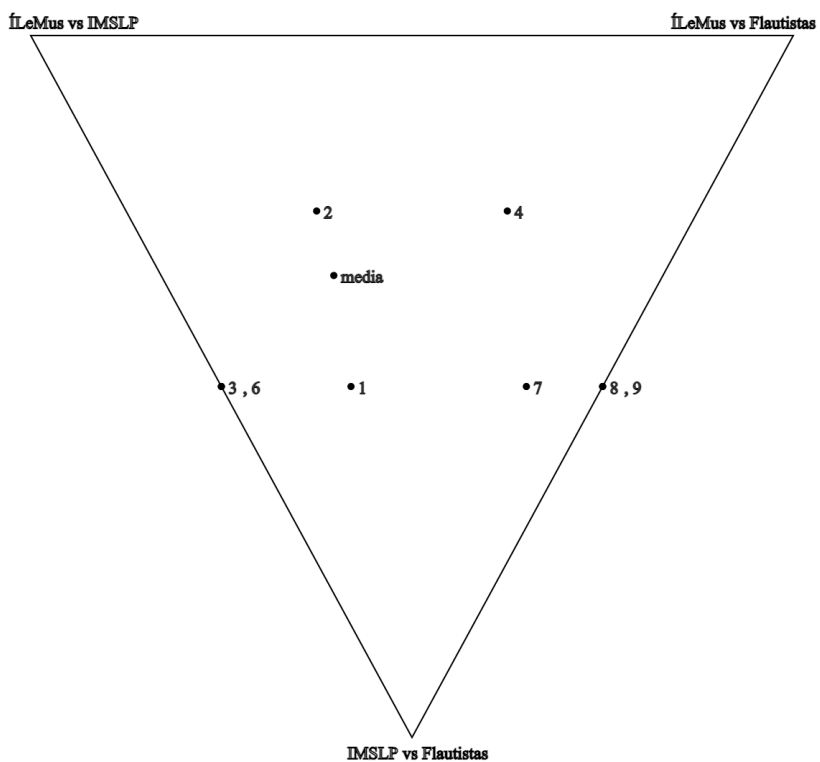
Tabla 14. Distribución de las inconcordancias entre las ordenaciones. Diseño del autor.

Tabla de perfiles (contingencia)				
Id. de la pieza	ÍLeMus vs IMSLP	ÍLeMus vs Flautistas	IMSLP vs Flautistas	<i>sum</i>
1	2	1	3	6
2	2	1	1	4
3	2	0	2	4
4	2	4	2	8
5	0	0	0	0
6	1	0	1	2
7	1	4	5	10
8	0	1	1	2
9	0	1	1	2

⁵³ Aunque a primera vista podría parecer que un análisis de varianza (ANOVA) sería la estrategia adecuada, dos de sus principios no se cumplen: El orden de las evaluaciones (para lo que nos serviría la U de Mann-Whitney) y la no independencia de los resultados (para lo que ningún cálculo que tome como referencia los grados de libertad sirve).

10	0	0	0	0
<i>sum</i>	10	12	16	38

Figura 26. Diagrama de Perfiles, mostrando la distribución de diferencias entre los pares de ordenaciones.



Nota. Diseño del autor.

Discusión. Se puede ver que la pieza más conflictiva es la 7ma. y las concordancias perfectas están en la 5ta. y 10ma. piezas. La menor correspondencia está en la comparación entre las ordenaciones del IMSLP y el de los flautistas, mientras que en el diagrama de la Fig. 24 vemos que las tres ordenaciones comparten una simetría inversa, salvo por el indicador centroide de la media, que sesga los datos hacia la derecha. Esto nos indica que las diferencias entre las ordenaciones son simétricas y bien distribuidas entre las 3 comparaciones.

2da. intervención. Para realizar las preguntas y analizarlas, combinamos una aproximación cualitativa con una cuantitativa, mediante un modelo deductivo.

Luego de realizar el orden de las partituras, comenzamos a grabar el procedimiento con el teléfono celular. Las preguntas fueron instrumentadas en dos categorías Abiertas y Cerradas. Para la categoría abierta tomamos una partitura al azar dentro del centro (región que ya conocíamos previamente como conflictiva) y le preguntamos al profesor: “¿Por qué puso esta partitura (n) antes de esta otra (n + 1)?” A partir de sus respuestas, conocimos más a profundidad las estrategias que siguen para determinar la dificultad en escenarios como éste y tomamos las frases más recurrentes para observar qué tanto los indicadores del ÍLeMus son apropiados para determinar la dificultad de una partitura.

En la categoría cerrada, pedimos a los profesores que se enfocaran en los elementos específicos que tomaron en cuenta para su evaluación de dificultad. La serie comenzó con la frase: “para el proceso de ordenamiento de dificultad, usted:” y continuamos con las siguientes preguntas: “¿Tomó en cuenta la armadura?”, “¿Consideró las ligaduras, dinámicas, ornamentos o articulaciones?”, “¿Tomó en consideración el *tempo* para la velocidad de lectura?”, “¿Fue importante la extensión del fragmento?” y “¿Fue relevante la cantidad de información escrita?”. Como se puede ver, las cinco preguntas están muy relacionadas con la conceptualización de los indicadores del ÍLeMus. Reportamos que la pregunta 4 estaba, como mencionamos, influida por una pieza repetida y la pregunta 5 fue difícil de contestar por la mayor parte de los sujetos.

Resultados. Para esta intervención sólo promediamos las respuestas totalmente afirmativas de los profesores (respuestas del tipo «sí, definitivamente», dejando de lado las dudas). Para la sección de preguntas cerradas, planteamos las siguientes:

Tabla 15. Preguntas y respuestas para los flautistas. Aquellas que son sí están con “X”, cualquier cosa que no fuera sí tiene un “-”. Diseño del autor.

<i>Preguntas</i>	<i>Sujeto (id)</i>									<i>%</i>
Para el proceso de ordenamiento de dificultad, usted:	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
¿Tomó en cuenta la armadura?	x	x	x	x	x	x	x	x	x	100
¿Consideró las ligaduras, dinámicas, ornamentos o articulaciones?	x	x	-	x	-	x	x	x	x	77.778
¿Tomó en consideración el <i>tempo</i> para la velocidad de lectura?	x	x	-	x	x	x	-	x	x	77.778
¿Fue importante la extensión del fragmento?	x	x	x	x	x	-	x	-	-	66.667

¿Fue relevante la cantidad de información escrita?	x	x	x	-	x	-	x	-	x	66.667
--	---	---	---	---	---	---	---	---	---	--------

Para la pregunta abierta, elementos recurrentes como “intervalos”, “registro”, “subdivisiones rítmicas”, “*tempo*”, “armadura”, “ornamentos”, “dinámicas” o “extensión” fueron mencionados por los entrevistados como elementos clave para determinar la dificultad en las partituras mostradas. Por ejemplo, un entrevistado mencionó que «...a pesar de que ésta cambia de tonalidad, esta otra tiene más alteraciones, haciéndola más difícil» corroborando la heterogeneidad de criterios para definir la cualidad de dificultad. En cuanto a la importancia de la “subdivisión rítmica”, un entrevistado llegó a reportar que “[la pieza n] trabaja con el primer nivel de subdivisión” con lo que, más que incluir distinciones entre corchea y negra, se podría indicar este valor de cuantificación como “cantidad de subdivisiones rítmicas según marca de compás”; cuestión que se empató con la complejidad reportada en este corpus por los entrevistados. Por otro lado, cuestiones mencionadas como “siempre los *tempo* [*tempi*] lentos son complicados” o “Esta sólo utiliza una octava [de registro] con dos o más notas”, nos empujan a considerar la notación idiomática en próximos estímulos para experimentos.

Discusión. Para los ordenamientos, podría suponerse que la falta de unificación de criterios, tanto del IMSLP como de los flautistas, sobre el uso estilístico de las obras llegara a ser la causa de ser la comparación con más discrepancias. En este sentido, y probablemente por muchas razones más, tenemos la casualidad y fortuna de que la ordenación generada desde el ÍLeMus es la que parece mediar entre las otras dos. Las implicaciones de esta mediación se verán en las conclusiones.

En la sección de entrevista, reportamos que, se pondere una u otra característica de dificultad, se puede observar que los indicadores del ÍLeMus atienden a casi todos ellos. Sólo faltan elementos estructurales como “subdivisión rítmica” o “registro” que estamos considerando como trabajo futuro, junto a “rango dinámico”, mencionado por un profesor cuando hizo referencia a la dificultad de un *tempo* lento.

3.6 Evaluación con músicos lectores experimentados (*in vitro*)

Introducción. Concluimos este Marco con un experimento piloto psicofísico que evalúa el rendimiento de un grupo de estudiantes de flauta transversa ante la legibilidad. Para esto, comparamos los aciertos y tiempos de respuesta de los músicos ante estímulos de notación musical con los indicadores del ÍLeMus para estos estímulos. De esta forma, damos más rigurosidad a nuestros indicadores e iniciamos el proceso de verificación de fiabilidad para los mismos.

Antes de pasar a la metodología, aclaramos que, entre las tres modalidades de lectura antes mencionadas, utilizaremos dos: 1. la Visual a Verbal o transcodificación Visuo Literal y 2. La Visual a Muscular o transcodificación Visuo Muscular (Janurik et al., 2022; Schön, 2002). Dejamos para más adelante un estudio que evalúe la transcodificación Visuo Auditiva.

Metodología. Con el objetivo de explorar las relaciones conductuales y la evaluación cuantitativa de la legibilidad, utilizaremos el paradigma de Compensación entre Velocidad y Precisión (SAT, mencionado en 2.10). Con su ayuda, diseñamos una versión que permite comparar el rendimiento con los indicadores del ÍLeMus.

Población. Invitamos a todos los estudiantes de flauta de nivel profesional del conservatorio “El Matadero” en Sevilla, España, a realizar una actividad no remunerada de reconocimiento de intervalos. Atendieron 18 estudiantes del nivel profesional (77.8% mujeres; edad promedio 13.611 con una desviación típica de 1.145; un 27.8% utilizan vista corregida; grado 1, 27.8%; grado 2, 0.444; y grado 3, 27.8%), bajo la atención de los profesores Encarnación Rodríguez, Fernanda Teixeira, Jesús Sánchez Valladares, Manuel Jesús Lucas Través y Rafael García Garrido.

Este tipo de población configura una primera serie de variables confusoras con las cuales hay que lidiar: La experiencia en lectura a primera vista del músico, su profesor, el nivel de estudios y tipo de repertorio que interpreta. Para afrontar con estas circunstancias tuvimos dos precauciones:

1. Diseñamos estímulos escritos con variedad suficiente para compensar las habilidades entre lectores a primera vista y los demás. También fueron simplificados para anular mucha de la referencia estilística (salvo, por supuesto, el uso de las referencias tonales).
2. La muestra de población está limitada a un nivel de estudios en la misma institución, no pudiendo contener la diferencia de profesores de flauta.

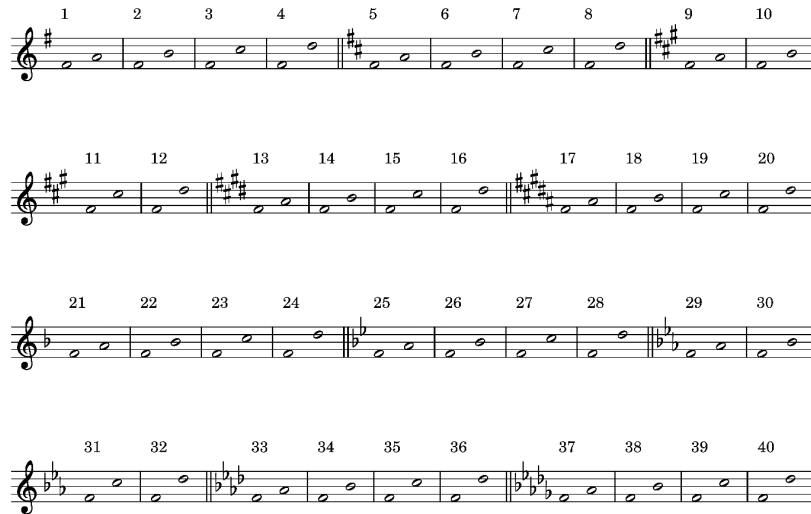
Error. En la tarea de Identificación tomamos este criterio: Los intervalos que se enseñan en la notación de la PC tienen, por decirlo de alguna forma, nombre y apellido. Es decir, para ser nombrados correctamente, se combina la Distancia (medida entre las líneas del pentagrama) y la Calidad (si la distancia se acorta naturalmente o por causa de alteraciones en la nota o armadura) (I Fradera, 2015). Nosotros decidimos llamar Error a la mala enunciación de al menos uno de los dos elementos. Por otro lado, en la tarea de Interpretación tomamos este: Realizamos un análisis de desafinación en cada estudiante con la ayuda del software Tony (Mauch et al., 2015). Tomando como base la afinación previa a las tareas (que describimos en el siguiente párrafo), si la desafinación del estudiante era mayor a la media de cents, más una desviación típica, se consideraba una nota desafinada.

Limitaciones. 1. Aunque la literatura recomienda 20 estímulos para acostumbrar al sujeto al procedimiento (Heitz, 2014), esta recomendación proviene de diseños experimentales que utilizan las manos y no los pies, como el nuestro. Pensamos que, al haber un mínimo para experimentos manuales, los pedales hubieran necesitado días de entrenamiento con lo que dejamos de lado esta recomendación; 2. Por un lado, la literatura que analiza el rendimiento en diseños de SAT utiliza al menos 20 sujetos y por el otro la estadística, mediante el teorema del límite central, también demanda al menos 20. Nosotros, por limitaciones ajenas a nuestra voluntad, llegamos a 18; 3. En ninguna prueba hubo límite de tiempo, los sujetos podían tardar lo que quisieran para responder. La Valoración del TR (*RT Tritation*) se prefirió antes que límites, que estresan a los sujetos; 4. El aprendizaje para la utilización de la pedalera produjo efectos indeseables en los primeros TRs en la mayoría de los sujetos. Decidimos, por ello, no incluir los valores atípicos (*Outliers*) en las dos tareas para las cuatro corridas. Medimos un Rango Intercuartil (*Inter-Quartile Range*) para extraerlos del conjunto. Esto fue considerado como Error Experimental, sumado al conjunto cualitativo que incluye las instrucciones dadas a los sujetos; 5. Sólo uno de los sujetos debió repetir el procedimiento debido al número acumulado de errores en su operación del dispositivo; y 6. Finalmente, debido a los diseños experimentales precisos y rigurosos que necesitamos para la prueba, los estímulos fueron creados para comparar el rendimiento de los músicos con valores de Clases de notación musical que no subdividimos. Es decir, los valores del ÍLeMus, al momento, no diferencian entre intervalo de segunda e intervalo de 3ra, sólo dan un valor para la relación entre densidad y diversidad para la clase Intervalo (ver: apartado 2.7.6). Con lo que la comparación

entre rendimiento e indicadores mostrará datos cuestionables, que serán la base para reformar el ÍLeMus.

Intervención. Construimos estímulos, consistentes en una serie de 40 intervalos melódicos diatónicos simples (dentro de una misma octava) de 3ra., 4ta., 5ta. y 6ta.

Figura 27. Lista de los estímulos en orden.



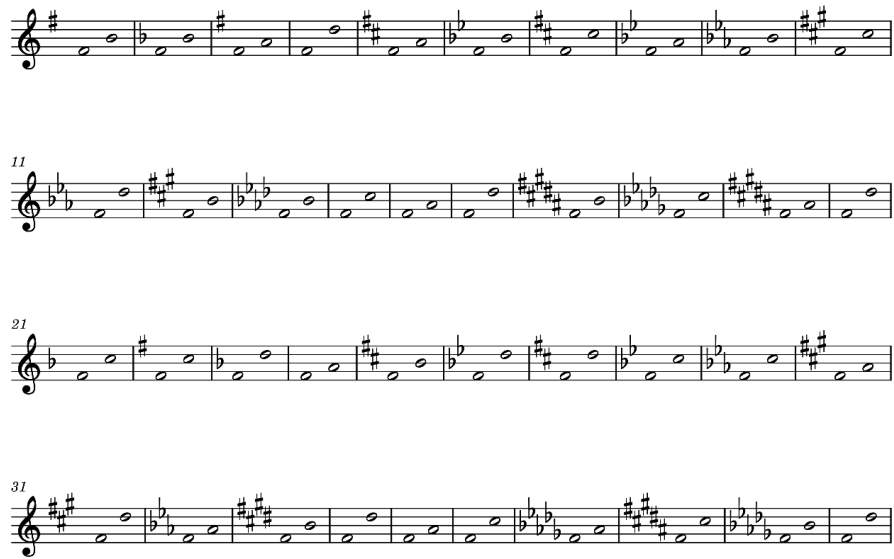
Nota. La acumulación de alteraciones está separada entre sostenidos y bemoles.

A cada uno de los sujetos se le presenta, pseudoaleatoria y secuencialmente, los estímulos en dos condiciones (fácil y difícil) y mediante dos tareas (Identificar con la voz e Interpretar en el instrumento). De esta forma tenemos un diseño contrabalanceado a dos.⁵⁴ Las series están dispuestas en un modelo pseudoaleatorio para asegurar que cada uno de los intervalos se presenta en todas las condiciones. Son 4 en total.

1. Dos corridas, en condición Fácil, con dos etapas: 20 intervalos Identificados y 20 Interpretados con el instrumento. En cada etapa, las alteraciones de las armaduras van subiendo de 1 a 5.
2. Otras dos corridas, ahora en condición Difícil, con el mismo método pero con armaduras que van descendiendo de 5 a 1 alteraciones.

Figura 28. Primera corrida con todos los intervalos.

⁵⁴ En esta modalidad se busca que cada estímulo se presente en varias condiciones, con el objetivo de obtener datos rigurosos de cada uno.



Nota. Los primeros 20 (los dos primeros sistemas) se identifican y los segundos 20 se interpretan con el instrumento. Diseño del autor utilizando el lenguaje Javascript y el software MuseScore 3.

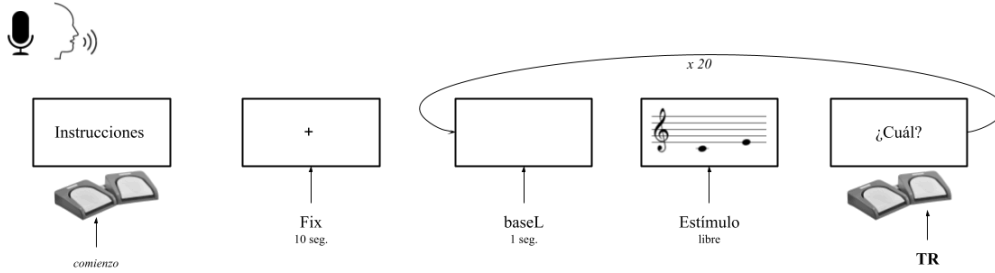
Instrumentos. Utilizamos un teléfono celular inteligente (Samsung A-10) para registrar el audio del experimento.

En una computadora Mac, con el sistema operativo 10.12.6 y pantalla de 12” corrimos la programación del experimento. El entrenamiento se realizó con estímulos impresos en hoja carta, pegados sobre un cartón.

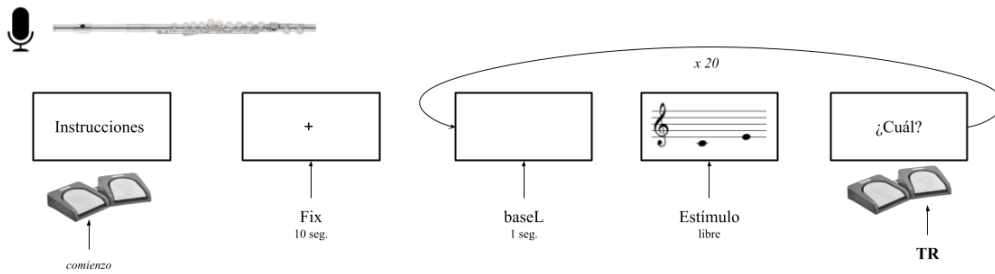
Para registrar los TR utilizamos un pedal IKKEGOL doble (<https://www.ikkegol.com/ikkegol-usb-dual-twin-foot-switch-control-pedal-game-hid-p-38.html>) que le enseñamos a utilizar a los sujetos. Para la medición de P, se registran las respuestas en audio.

Figura 29. Esquema del diseño experimental implementado.

Etapa 1



Etapa 2



Nota. Diseño del autor.

En nuestro diseño, el estudiante identifica en voz alta una serie de estímulos notacionales secuenciados ($N = 20$), comenzando con las instrucciones que ya le dimos y que le sirven de refuerzo. Después de terminar los primeros tiene un descanso donde se le presentan las instrucciones de la segunda tarea. En esta también tenemos 20 estímulos que interpreta con la flauta. Ambas tareas son precedidas por 10 segundos de fijación en la pantalla (presentado como un *Fix*, con un símbolo +) con el objetivo de tener un momento de concentración.

Procedimiento. Cada estudiante de flauta se recibe con su profesor presente (siendo menores de edad, es lo más adecuado), se le toman datos de registro y se comienza a grabar la sesión con el micrófono del teléfono celular. Para generar una base de afinación, que luego podamos comparar entre cada estudiante, se le pide que toque 7 intervalos.

Figura 30. 7 Intervalos diatónicos simples, sin alteración, para luego poder medir la afinación de cada estudiante.



Nota. Diseño del autor.

Inmediatamente después se les explica el procedimiento para utilizar la pedalera y se les presentan estos estímulos para practicar, los cuales utilizamos también como base de afinación.

Figuras 31 - 34. 4 imágenes para entrenar que sirven de base.



Nota. Diseños del autor.

En total, juntamos 10 intervalos de base que sirven para medir la afinación de cada estudiante y detectar si tocan los intervalos apropiadamente.

Concluido el entrenamiento, se les pregunta si tienen dudas y si están listos para empezar. La programación que utilizamos para mostrar los estímulos y registrar los tiempos de reacción fue elaborada en Javascript por el autor y el mismo está disponible en <https://github.com/patricio1979/etapa6>.

Antes de concluir el experimento, les pedimos que respondan a una serie de preguntas: “¿Qué estrategias usas comúnmente para identificar intervalos?”; “¿Qué estrategias usas comúnmente para entonar intervalos?”; “En una escala del 1 al 7, donde 1 es muy simple y 7 es muy difícil, ¿cómo evalúas la primera parte del experimento?”; “Igual, ¿Cómo evalúas la segunda?”; “¿Quisieras agregar algo?”.

Análisis de datos. Primero, los estímulos fueron evaluados por el algoritmo del ÍLeMus, obteniendo así los valores de complejidad en dos condiciones: 1. Cada uno por separado y 2. En secuencia (en cada condición).

De cada audio para cada sujeto, se registran todos los datos pertinentes en *Google Sheets* con el objetivo de realizar los análisis estadísticos de forma automática. Las tablas están disponibles en el OSF de la tesis (https://osf.io/93n5h/?view_only=fda85cfb4589447f9019637cbfcb6d15). En una hoja vertemos los registros de la medición de P y en otra los TR en cada corrida y cada sujeto. A su vez, se realizaron dos hojas distintas, una que analiza el rendimiento de cada sujeto por

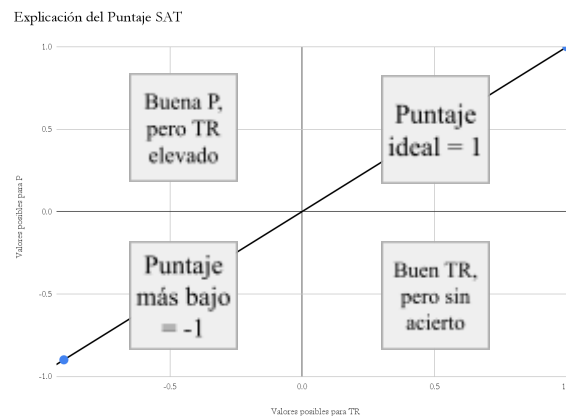
separado para enviarlo a los profesores, si fuera necesario, y otra entre sujetos, para realizar las estadísticas.

Desafortunadamente, los puntajes Z no sirvieron en esta ocasión. En vez de aquél procedimiento, preferimos Normalizar los valores en un rango de 0 a 1, siguiendo esta fórmula,

$$NormX_i = X_i - \min(X) / \max(X) - \min(X), \quad (13)$$

donde X es el conjunto de datos (sean P o TR). De esta forma obtenemos rangos iguales, tanto para P como para TR . Con estos seguimos una simple operación de resta: $P_{norm} - TR_{norm}$, llegando a una puntuación general que va de -1 (donde no hubo P y el TR fue el más alto del grupo) a 1 (donde hay P y el TR fue el más bajo del grupo).

Figura 35. Explicación del puntaje SAT.



Nota. Diseño del autor en *Google Sheets*.

Comparación. Ya que la literatura sobre la intervención específica no está disponible o no existe, realizamos varias comparaciones y reportamos únicamente los valores significativos. Primero promediamos por separado cada valor de P y cada intervalo de TR , en cada corrida (de 4 a 5 sujetos en cada una). Con estos hicimos tres comparaciones:

1. Analizamos el comportamiento de los sujetos en cada corrida, separando Identificación e Interpretación.
2. Analizamos el comportamiento combinado para cada estímulo en cada una de las 4 situaciones; p.e. El estímulo 1 (una tercera con una alteración en la armadura) tuvo un

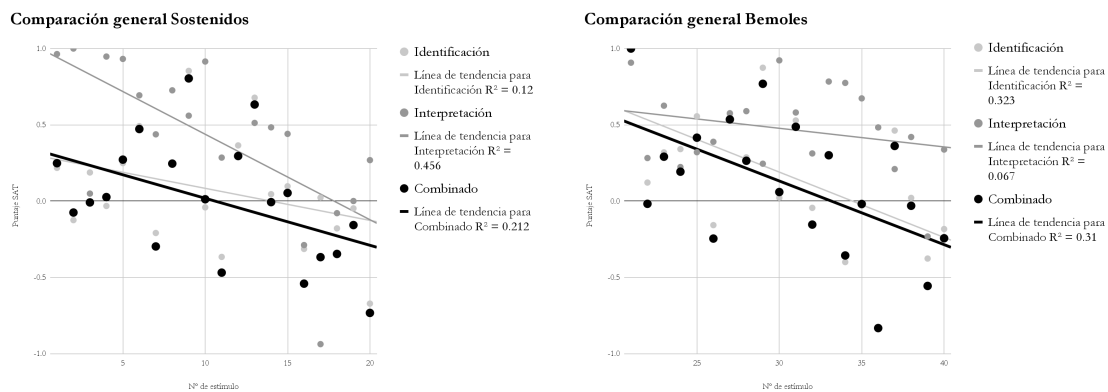
único valor que combinó sus TR y P para la Identificación en condiciones Fácil y Difícil, sumado a los TR y P para la Interpretación, también en las dos condiciones.

3. Analizamos la relación entre el intervalo (es decir, su distancia) y la cantidad de alteraciones en la armadura.

En vez de utilizar un índice de dificultad *ad hoc* y para perseguir el objetivo de este experimento, contrastamos los Puntajes SAT con los valores del ÍLeMus para cada estímulo y observamos las relaciones. Como ya vimos en los experimentos con el corpus IMSLP, una r^2 permite identificar qué tan relacionados están los estímulos y su valoración, presente en los indicadores.

Resultados. A continuación, presentamos los resultados del experimento y las comparaciones que resultaron significativas en el mismo.

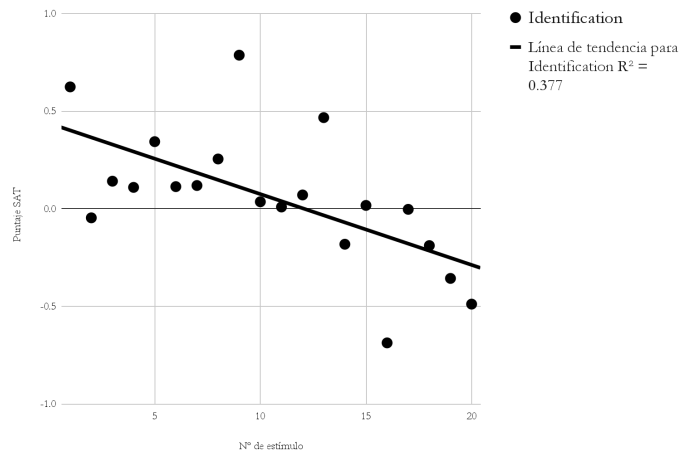
Figuras 36 - 37. Gráficas que combinan los 4 valores del experimento para los estímulos (ordenados) que tienen sostenidos en la armadura y, de forma separada, los que tienen bemoles.



Nota. La línea negra es el valor combinando las dos tareas (Identificación e Interpretación), las menos claras diferencian las tareas. Como vimos antes, los sostenidos son los primeros 20 intervalos y los bemoles los siguientes 20 (Fig. 27). Vemos que hay una tendencia similar entre los Puntajes y los Indicadores. Diseño del autor en *Google Sheets*.

Figura 38. Gráfico que muestra los promedios combinados entre sostenidos y bemoles en todas las tareas y condiciones.

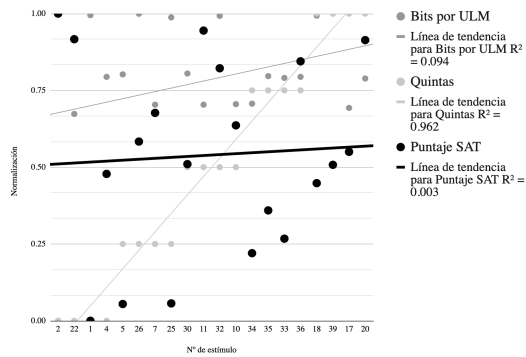
Comparación general, ambos



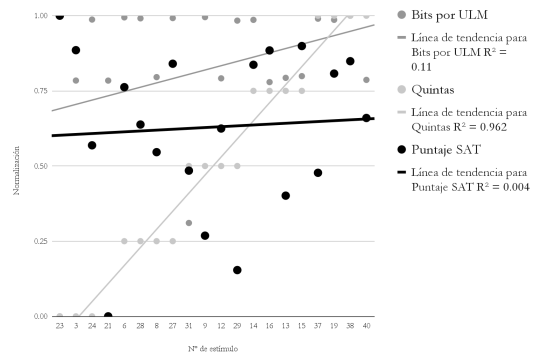
Nota. Vemos que la tendencia indica que cuantas más alteraciones, menor el Puntaje. Diseño del autor en *Google Sheets*.

Figuras 39 - 42. Comparación entre los indicadores del ÍLeMus (Bits por ULM y Quintas, en líneas gris claro) y los puntajes SAT para la condición Fácil-Difícil.

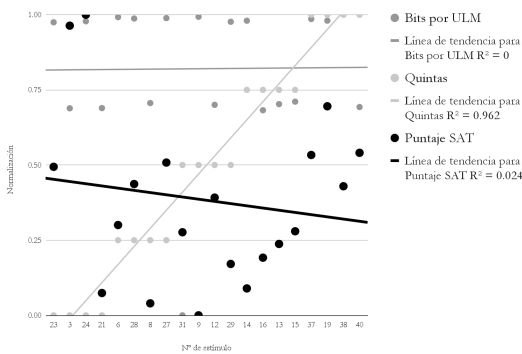
Corrida 1. Identificación



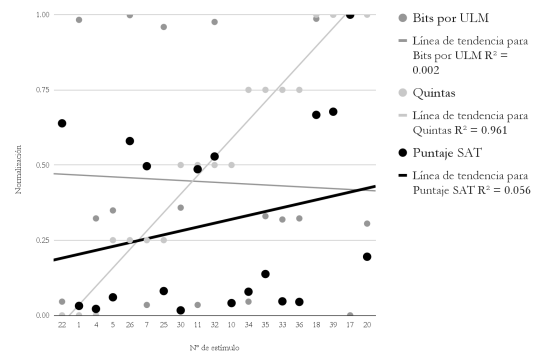
Corrida 2. Identificación



Corrida 1. Interpretación

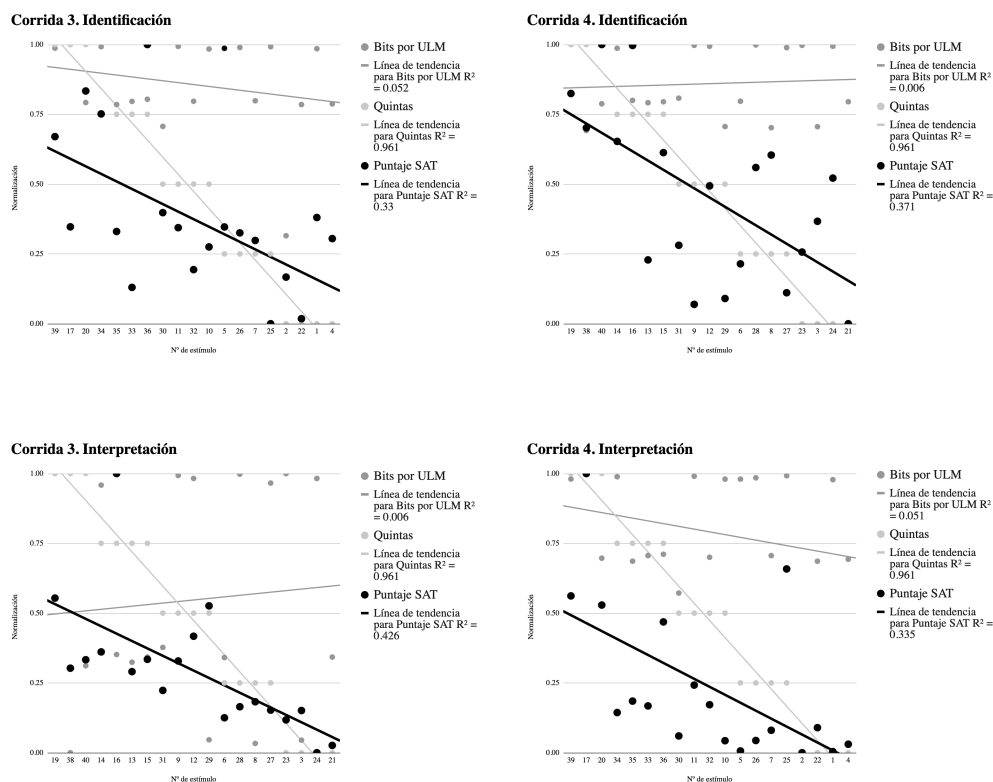


Corrida 2. Interpretación



Nota. Se ve una única tarea que no cumplió con los valores esperados (columna 1, fila 2, primera de la segunda línea), indicado por una tendencia inversa. Diseño del autor.

Figuras 43 - 46. Comparación entre los indicadores del ÍLeMus (Bits por ULM y Quintas, en líneas gris claro) y los puntajes SAT para la condición Difícil-Fácil.



Nota. En estas imágenes vemos una correlación más fuerte entre los Puntajes SAT y los indicadores del ÍLeMus. Diseño del autor.

Observamos en las dos primeras columnas que las 4 gráficas del primer conjunto se refieren a la condición fácil – difícil y las dos columnas finales a la condición difícil – fácil. En la primera columna, segunda fila, vemos que la tarea Interpretación de la corrida 1 es la única gráfica, de las 8, que muestra una tendencia contraria a lo previsto (los estudiantes de flauta tienden a subir de calificación a medida que los estímulos se complejizan).

Tabla 16. Comparación entre Intervalos y las distintas Armaduras según la cantidad de sostenidos y bemoles. Diseño del autor.

Intervalo	Comparación entre Intervalos y alteraciones por Armadura, s=sostenidos, b=bemoles. Promedios combinados en Puntajes SAT.
-----------	---

	1s	2s	3s	4s	5s	1b	2b	3b	4b	5b	Promedios
3ra.	0.503	0.5	1.	-0.113	0.167	0.789	0.5	1.	0.5	0.5	0.535
4ta.	-0.168	-0.121	-0.344	1.	-0.489	-0.583	-0.917	-0.723	0.225	0.272	-0.185
5ta.	0.	0.	-1.	-0.351	0.	0.174	-0.431	0.281	0.495	-1.	-0.183
6ta.	0.	-0.163	-0.293	-0.235	-0.926	-0.421	0.29	-1.	-1.	0.627	-0.312
Promedios	0.084	0.054	-0.159	0.075	-0.312	-0.01	-0.139	-0.111	0.055	0.1	

Discusión. A pesar de no haber utilizado Puntajes Z como en Chignell et al. (2014) o Liesefeld & Janczyk (2019), logramos desarrollar un balance entre P y TR que nos dio buenos resultados. Mediante el proceso de Normalización y de la misma forma que Drake & Palmer (1999) obtenemos resultados que muestran una tendencia en forma exponencial. De haber contado con más sujetos y un diseño con más presentación de estímulos, probablemente llegaríamos a tendencias similares.

Como vimos, Pfordresher et al. (2006) utilizan, como nosotros, la noción de *tactus* para construir su modelo computacional. Esto les permite predecir los errores en la construcción de secuencias rítmicas con la ayuda de la MT. Ellos incluso utilizan menos población que nosotros, pero emplean 32 tareas para cada sujeto, mientras que nosotros, sólo una.⁵⁵ Además, sus estímulos parecen seguir una línea de dificultad más pronunciada, indicando con ello que nuestra selección de estímulos podría mejorarse. Examinando su conceptualización del error para su diseño y los resultados, se observa cómo ellos y su modelo descansan en tendencias exponenciales que, como vimos, son bastante cuestionadas en la literatura. Nuestro diseño devuelve Puntajes SAT más naturales, más similares al resto de resultados que reportan los investigadores.

De manera semejante a Mulder et al. (2013), intentamos comprobar la eficiencia de un nuevo modelo que posibilite experimentación futura. Como sucede con ellos, nuestros resultados aún no son significativos, pero sí indicadores de un funcionamiento apropiado.⁵⁶ La investigación de nuevos modelos parece encontrar resultados significativos cuando halla estímulos que se adecúan al mismo; algo como Ingeniería Reversa.

⁵⁵ Sin embargo, sus tareas comprenden 8 bloques de 4 intentos, mientras que nosotros 2 bloques de 20 intentos.

⁵⁶ Probablemente la poca significancia del experimento se vea incrementada por utilizar 4 sujetos (los autores del texto), en el experimento con la excusa de “no contaminar los efectos de la prueba” (Mulder et al., 2013: 1050).

Finalmente, debemos reportar que, dado el tipo de población al que tuvimos acceso, los TR distaron de ser los ideales para el experimento. Esto probablemente se debió a las carencias de atención y crecimiento cerebral, típicos de la edad, sumado al mencionado problema de la novedad del procedimiento de utilizar una pedalera. Los sistemas motores están sobre estimulados, debiendo atender con la visión al estímulo, ejecutarlo con la palabra o con el instrumento y debiendo sincronizarlo con un reporte pedal. Sin embargo, esto podría contrarrestarse con la habilidad de los músicos para sincronizar varias actividades al mismo tiempo, como aprenden durante las lecciones de solfeo.

Finalmente y por fortuna, muchas de estas covariables como la escuela de procedencia, la homogeneidad de planes de estudio y otras, se compensan entre sí. Sin embargo, variables como la atención en cada sujeto o el factor sociocultural son inevitablemente heterogéneos.

Capítulo 4. Conclusiones generales

Diseñamos un modelo de complejidad que agrupa información musical en una ULM y le da un valor a cada información contenida. El valor de cada elemento de información es resultado de evaluar estadísticamente la relación entre densidad y diversidad de elementos en el fragmento, teniendo en cuenta el entorno temporal de su lectura. Siguiendo las recomendaciones más recientes que conectan cognición y TI (Aurnhammer & Frank, 2019; Candadai, 2021; Thornton, 2013; Sprevak, 2020), utilizamos el cálculo de entropía para evaluar el Vehículo de la información y el cálculo de la dKL permitió ubicar temporalmente la ULM en contraste con la anterior, cumpliendo así el requisito de evaluar el Entorno, temporal en nuestro caso, de la mirada musical.⁵⁷

Habiendo seleccionado un grupo de herramientas de la literatura más reciente de cognición sobre lectura musical y otro de la TI, logramos construir un índice descrito en forma de algoritmo, que emite cinco indicadores. Éstos, según los experimentos, son confiables para evaluar la Complejidad que implica la lectura de música escrita con notación de la PC y una correlación moderada (como vimos, reportada en la literatura de cognición) con la Dificultad en el mismo ámbito.

Esta validación, comprendió dos ámbitos:

⁵⁷ Para conocer más de estos requisitos, ver: Sprevak, 2020: 602.

1. *In silico*: el estudio de caso permitió ahondar sobre la naturaleza estadística de estos números y un piloto en dos etapas permitió validar el índice e indicar la forma en que debíamos llevar a cabo la validación siguiente y

2. *In vitro*: para el cual hicimos un primer piloto, que nos llevó a la opinión de un grupo de profesores profesionales de la flauta y un estudio de rendimiento en el reconocimiento de intervalos melódicos en estudiantes de ese instrumento.

En este punto, el índice constituye una comprobación formal de que la relación entre dificultad y complejidad existe y es cuantificable. Esta cuantificación significa un punto basal en la relación entre aquéllos términos para referirnos a la lectura musical. Más allá del punto basal la subjetividad anula cualquier tipo de generalización, debiendo recurrir a especificaciones que resultan imprácticos para un reporte de este tipo.

Pasaremos ahora a las conclusiones individuales de cada experimento.

4.1 Conclusiones particulares

Filtro de la notación musical. En la revisión de literatura, aunque sólo utilizamos libros de solfeo y teoría, encontramos modelos y estrategias similares para la enseñanza de la notación musical. También los resultados corroboran el carácter estático de la notación de la PC; al menos desde el final de su desarrollo. Los criterios de inclusión también podrían haber sido criticados desde la inclusión de tres idiomas distintos en las referencias bibliográficas analizadas. Sin embargo, junto con el valor de correlación (-0.88) en las dos variables, aportan un dato notable: Si integramos referencias bibliográficas de teoría musical y solfeo en otros idiomas, es muy probable que el valor de correlación no cambie de forma significativa, resultando que los indicadores tienen una cualidad global; al menos estadísticamente y con esos criterios de selección de información. El mayor conflicto en la tendencia de las variables queda reflejado en el modelo didáctico que elige el profesor de música. Podemos ver claramente una clásica distinción que divide a los pedagogos: ¿Empiezo con el ritmo (siguiendo la estrategia Dalcroze o Willems) o con las alturas (como Kodály)?

Pensamos que sería importante que la selección de libros que fue utilizada en el experimento pueda ampliarse o modificarse para futuras investigaciones. Un sitio en internet de tipo wiki

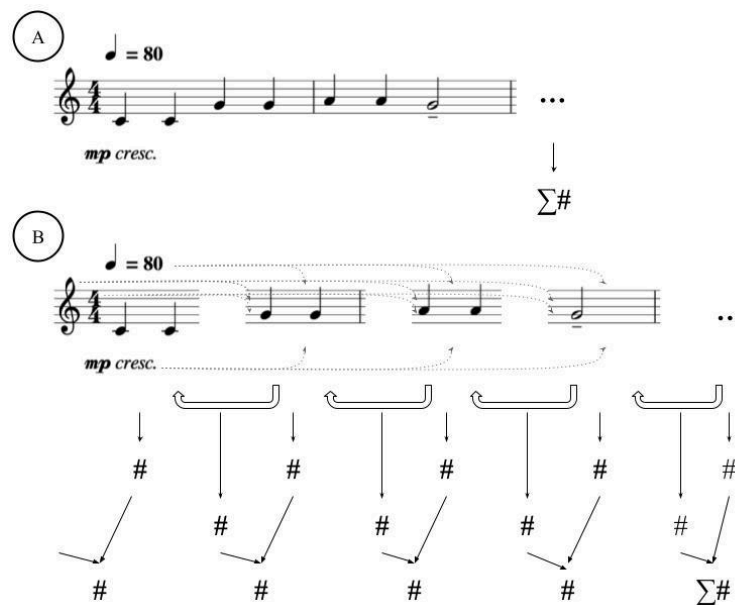
podría ser útil para esto. También los resultados de este análisis podrían ser aprovechados por otros pedagogos para la construcción de un sistema pedagógico para la enseñanza de lectura de notación musical, basado en la experiencia recabada; incluso ampliándose a musicogramas, por ejemplo.

Como se realiza en algunas metodologías de investigación psicofísica como la SAT, podríamos explorar la posibilidad de utilizar Puntajes Z para ponderar los indicadores; obteniendo una tercera opción.

Construcción del modelo. Logramos conceptualizar e implementar computacionalmente un algoritmo que mide la complejidad de una partitura escrita con PC, humanizando o corporeizando los cálculos y tomando en cuenta los estudios de cognición musical enfocados en la lectura. Mediante cinco indicadores logramos capturar la forma esencial en la que los expertos en cognición musical evalúan la dificultad de sus estímulos notacionales en música escrita.

El algoritmo permite conectar TI y cognición evaluando la complejidad con base en el vehículo de la información y su contexto, temporal en nuestro caso.

Figura 47. Esquema de la medición lograda mediante el ÍLeMus.



Nota. El A es la forma tradicional en la que se mide la complejidad, mientras que nuestra propuesta, el B es un modelo ecológicamente válido que modela la lectura musical. Diseño del autor.

Estudio de caso. A pesar de no estar ligado a las técnicas de legibilidad editorial, vimos que el ÍLeMus puede combinarse con ellas para emitir datos precisos sobre lo que está escrito en la partitura. Es más, esta primera validación confirma que los datos que emite el índice, no sólo van de la mano con las herramientas editoriales, sino que son congruentes con los valores que resultan del análisis estadístico en artes.

Además de observar más de cerca cómo opera el algoritmo del ÍLeMus, pudimos ver que el indicador Cantidad de Tinta refleja un tipo de información sintáctica, que no afecta a los otros indicadores, más cercanos a la información semántica de índole musical. Y aunque el indicador no ahonde sobre la musicalidad de la partitura, sí refleja los criterios editoriales del editor.

Tres niveles de dificultad. Se observa que el indicador de Energía Libre, aún no reportado en la literatura, puede tener un impacto relevante a la hora de evaluar la legibilidad cuantitativa en una partitura. Parece entonces que, en el estado actual del ÍLeMus, hay una pequeña correlación entre la Complejidad de las partituras y la Dificultad (basada en la proyección de un conjunto de especialistas canadienses en flauta transversa, para sus alumnos).

Además, obtenemos estas conclusiones: 1. Ya que los indicadores no ofrecen datos iguales de correlación en el coeficiente de determinación, podemos volver a concluir, como fue en el estudio de caso, que no son interdependientes y 2. Esperábamos al menos dos partituras en distinto nivel de dificultad, pero con la misma complejidad (p.e., una partitura que enseñara una técnica como *staccato* puede tener la misma complejidad que otra que enseña *tenuto*). Se infiere que los niveles de dificultad no están mal puestos, pero sí lo está la selección de partituras para los primeros tres niveles sí lo está.

Diez niveles de dificultad. Era de esperarse que la dificultad reportada por los profesores de flauta se manifieste y se proyecte distinto en cada uno; según el problema específico para cada estudiante. Los entrevistados mencionaron que desarrollan previsiones entre sus experiencias pasadas y en base a lo que experimentan sus alumnos, según avanzan a nuevos repertorios. En este sentido, la forma en la que se aborda el estilo del repertorio cambia entre los profesores, ya que algunos dan prioridad a la técnica y otros al estilo.

Más allá de las implicaciones idiomáticas, el ÍLeMus provee de información no aleatoria sobre la dificultad de este grupo de partituras. Aunque en este primer estadio, observamos la

Dificultad desde una proyección hacia afuera (a los estudiantes), se pudo observar la heterogeneidad esperada y ciertas tendencias homogéneas, reportadas para la lectura pero no para la legibilidad.

Finalmente, es notable que con un *corpus* comparativamente más pequeño que en el experimento anterior, hayamos tenido r^2 más altos. Es decir, se revela que en *corpus* más pequeños pero mejor filtrados, el ÍLeMus responde mejor y da más lógica al reordenamiento.

Evaluación conductual. Primero aclaramos que las conclusiones reportadas a continuación no son generalizables de ninguna manera. El piloto fue exitoso en algunos aspectos, pero requiere una sistematización profunda, derivada de su implementación. Sin embargo, el diseño del experimento y su implementación son indicativos de que vamos por buen camino, ya que muestran que el experimento, a pesar de su intrincada complejidad y la poca muestra de la población, obtiene resultados esperados.

En las gráficas que comparan estímulos con sostenidos y bemoles (Figs. 36-37) vemos que, en principio, es más difícil identificar y tocar bemoles que sostenidos. Pero en los indicadores vemos comportamientos extraños: Sabíamos que, al no medir valores intra clase (diferencias entre un Intervalo de 3ra. o de 4ta.) iba a confundir los resultados. Bits por ULM y Energía Libre computan información distinta que Quintas en este trabajo, por lo que las tendencias deben combinarse de alguna forma que no conocemos para ser contrastadas con los Puntajes SAT. Es decir, los dos primeros indicadores evalúan el intervalo, mientras que el indicador Quintas, por separado, evalúa la cantidad de alteraciones. Los estímulos presentados a los sujetos combinan estas dos informaciones de forma rigurosa y debemos combinar estos tres indicadores para compararlos con los puntajes SAT. Por esta razón, no hay correlaciones entre los indicadores y el rendimiento.

En la gráfica que combina todos los valores (Fig. 38) se observa algo similar a lo anterior.

En las gráficas que comparan Tareas con Puntajes (figuras 39-46) todas las Líneas de Tendencia (r^2 , menos la primera corrida en interpretación, debido con seguridad a la poca cantidad de sujetos evaluados), confirman que la disposición de la dificultad, en una situación que combina o mide la relación entre Intervalo y Armadura, exhibe valores esperados. Esto es, a más información, peor rendimiento. Cuando se le expone a un estudiante de flauta de nivel intermedio una serie de estímulos notacionales de creciente dificultad (combinando la complejidad de

Intervalos y Armadura) existe una tendencia a errar más (calificaciones decrecientes, Figs. 39-42). A la inversa, si se le expone una serie que decrece en dificultad, la tendencia es a mejorar su calificación (Figs. 43-46).

En la tabla que compara Intervalo con Cantidad de alteraciones en el estímulo (Tabla 16) se observan datos que en primera instancia parecen dispersos. Sin embargo, en una mirada más profunda, se ven asociaciones claras con el sistema de Música Tonal (se Identifican mejor 3ras y 5tas., más que 4tas. y 6tas.).

En principio, y con las limitaciones reportadas, podemos confirmar que el ÍLeMus reporta información verídica y confiable sobre la relación (ascendente y descendente) de complejidad y dificultad en música. Los indicadores del índice parecen predecir, aunque de forma muy sutil y dependiendo en gran medida del tamaño de la muestra poblacional, qué tan difícil será interpretar un fragmento de partitura escrito con notación de la PC.

Sin embargo y en general, aún si encontráramos una tendencia igual, tampoco sería de confiar. De haber algo así (como parecieran reportar algunas investigaciones similares) estaríamos diciendo que existe una correlación perfecta entre Complejidad y Dificultad, asociando trabajo mental con números. Si es poco probable hallar una población homogénea de músicos con relación a la Dificultad, mucho menos encontraremos un modelo de Complejidad para ella.

Sorprenden los puntajes altos para armaduras con 3 y 4 alteraciones; podríamos suponer que se debe al Efecto de Primacía o a la concentración de MT que es requerida para operar con más de dos alteraciones. Esta discusión queda pendiente. De hecho, debemos reportar un aspecto interesante de la notación musical escogida: A medida que fuimos realizando los experimentos, nos dimos cuenta de que las estrategias que llevaban a cabo para identificar intervalos e interpretarlos en el instrumento eran totalmente distintas. En la identificación recogimos testimonios que tienden a contar tonos y semitonos, es decir, se lleva una numeración, teniendo en cuenta las alteraciones de la armadura. Pero los sujetos mencionan que, para interpretarlos, no hacen mucho más que reaccionar a las notas, es decir, que no están interpretando los intervalos y esto es un problema fundamental de la notación musical escogida. Al estar íntimamente relacionada con la tonalidad, ciertas cualidades gestuales hacen referencia al entorno, digamos sonoro, mientras que otros elementos de notación (o clases como los llamamos antes) se relacionan a indicaciones musculares.

Por supuesto que, haber llegado a esta idea no hubiera sido posible sin la investigación empírica que llevamos a cabo. El problema es probable que se extienda a otros elementos de notación de la PC, pero esto no nos toca resolverlo ahora. Lo que indica el estudio, además del rendimiento de los músicos, es la complejidad inherente a la investigación sistemática de la notación musical y, más en concreto, la relación de esta actividad en referencia a las tres lecturas mencionadas. En otro caso, ¿qué relación habría entre la identificación de una síncopa, su entonación o su implementación en el instrumento musical?

Podría cuestionarse que, algo tan simple como un intervalo en el tipo de lectura muscular, tiene distintas y obvias implicaciones en un instrumento melódico como la flauta, comparado con, por ejemplo, una guitarra. Pero si tomamos en cuenta el trabajo de música de cámara o la improvisación, esto no debería ser tan abrupto. Pareciera que estamos ante un tipo de notación que está desapareciendo, junto con el abandono de ciertas prácticas improvisatorias y de temperamentos (al momento de mover afinaciones para insertarse en un acorde).

Si la muestra completa reporta no seguir ninguna estrategia para interpretar intervalos con el instrumento, llama la atención por qué se describe en los libros de notación musical de la PC. Lo más probable es que, siendo un tipo de notación que alcanza su consolidación con la Tonalidad y termina su evolución con la Atonalidad, se incluya en su enseñanza la forma de identificar relaciones armónicas, tanto para el instrumento capaz de ejecutar la armonía como para el instrumento melódico (en nuestro experimento, la flauta). Una profesora manifestó (desafortunadamente, luego de apagar la grabación) que los flautistas no prestaban mucha atención al intervalo como tal, pero sí reconoció que tiene relevancia a la hora de tocar en conjunto, en música de cámara u orquesta. De esto se puede entender que un intervalo existe en la transcodificación visuo-literal como unidad distinguible, en la visuo-auditiva como un punto de partida para entonar ascendente o descendentemente otro sonido, pero en la visuo-muscular es un elemento tácito. Sin embargo, esto último tal vez no es del todo cierto, si pensamos en las rutas sobre las que planea la improvisación un músico de jazz. En este caso y en otros tipos de improvisación, la distancia y la cualidad que existe entre dos sonidos es un factor de información determinante.

Para completar esta idea, la pregunta de la introducción emerge nuevamente, ¿para cuál de las tres lecturas es que el músico construye la categoría de legibilidad? Es más, ¿de qué forma un

intervalo, como el que utilizamos, puede ser considerado ilegible por un músico como ilegible? ¿Es ininteligible, no se puede entonar, no se puede escuchar o no se puede tocar?

Por otro lado, reportamos que algunos sujetos resolvieron mal ciertos elementos de las corridas, no por confundirse, sino por la costumbre de decir mal ciertas cosas. Es decir, erraron por haber aprehendido la costumbre de decir algo mal, sin la corrección correspondiente. En concreto, un sujeto dijo siempre «séptima» para referirse a la «sexta». Sólo cuando le mostramos el resultado, cayó en cuenta y reconoció el error. También hemos detectado que el estrés no modifica sustancialmente la afinación de un flautista, con base en la grabación previa de las notas y su comparación en nuestro experimento.

4.3 Operacionalización del índice

Según los experimentos realizados, tenemos dos opciones: 1. De la misma forma en que utilizamos la TI para construir el indicador que evaluó la complejidad distintiva en notación musical, podemos utilizar el cálculo de Entropía para llegar a ponderaciones lo menos sesgadas y, así, obtener valores de ponderación ideales para cada indicador y 2. Al momento de evaluar los indicadores de complejidad con la dificultad registrada en la ordenación del IMSLP, primero destacamos individualmente a aquéllos que estuvieran más correlacionados realizando una regresión lineal entre cada uno de los indicadores y el orden, según la ordenación. Entonces, ordenamos sucesivamente las partituras, las promediamos y obtuvimos un nuevo orden con el cual comparar.

La primera estrategia no funciona. Sabíamos de antemano que los indicadores de la bibliografía que estábamos ponderando tienen una correlación inversamente proporcional bastante significativa ($r = -.88$). Sin embargo, los indicadores del algoritmo carecen bastante o totalmente de una interrelación (que ya reportamos en el estudio de caso de Beethoven; ver: *burstiness*).

La segunda estrategia parece más apropiada ya que atiende al indicador de complejidad específico que él o el grupo de evaluadores toma en cuenta, consciente o inconscientemente en un corpus específico de partituras; dejando de lado construcciones aleatorias (p.e., conjuntos de partituras recopilados en internet o conjuntos sin supervisión). El algoritmo describe la complejidad de cada partitura en forma de cinco indicadores que no tienen dependencia entre sí.

Debemos ser precavidos al construir nuestros criterios de inclusión y exclusión a la hora de comparar los resultados del índice en los conjuntos de partituras.

Con más investigación, tendremos los datos suficientes para factorizar los indicadores y obtener un índice que tenga una correlación ideal entre la entropía sintáctica y la entropía corporeizada (neuronal o mental en general). Con esta información, podríamos sugerir que una estrategia de AC como Redes Neuronales podría ponderar y sesgar de forma automática, un *corpus* en específico.

4.2 Trabajo futuro, prospectiva y expansión del índice

Siendo este un primer paso hacia el cálculo integral de la complejidad en música escrita y una correlación significativa entre Complejidad y Dificultad, el ÍLeMus tiene varias formas de evolucionar:

- Primero debemos revisar a detalle la programación computacional para implementar el ÍLeMus con la confiabilidad correspondiente. El sistema de distribuciones de probabilidad para las Clases de notación puede ser dinámico. Es decir, si ofrecemos un cálculo que modela la legibilidad a partir de cómo lee un músico, podríamos crear un cálculo de entropía que, en vez de basarse en la distribución total de ocurrencias de eventos en la partitura (p.e., las ocurrencias de un Mi, en la clase Altura de una partitura analizada), se base en una distribución que fuera actualizándose a medida que pasan las ULM, un poco más cerca de cómo lee un músico. Se empezaría con una distribución vacía (o una general construida con un modelo de Memoria de Largo Plazo) para ir actualizando a medida que aparecen los eventos en las siguientes ULM. Esto permitiría capturar la Sorpresa del músico que se va encontrando los eventos de forma progresiva en la partitura y, además, permitiría construir una noción progresiva de Familiaridad con los eventos ya ocurridos.
- Puede generarse un cálculo diferente para cada instrumento y, de esta forma, incluir notación idiomática. Los resultados sólo serían válidos para un instrumento en particular.
- Para mucha música del siglo XX, sobre todo aquella cuyo compositor diseña nuevos (y en algunos casos exclusivos) modelos de notación, se puede realizar un cálculo para este autor y su *corpus*.

- Siguiendo los avances en fórmulas de legibilidad basadas en cognición, el índice puede aumentar su capacidad de análisis semántico tomando en cuenta las “proposiciones e inferencias” y los “análisis semánticos latentes” descritos por Benjamin (2012: 70-71).
- El cálculo de la entropía, aunque nos parece el más indicado, debe de ser contrastado por otros más actuales como el cálculo de la distribución *Gamma-Poisson* (Ogura et al., 2013) o los parámetros de movilidad y complejidad de Hjorth (Chaudhary et al., 2020).
- La divergencia Kullback-Leibler podría ser reemplazada por otros cálculos; tal vez la ecuación de Lyapunov sea la más coherente, dada la utilización del concepto de “Energía libre” (Sprevak, 2020). También se podría probar con Cadenas de Markov, documentada ya en música (Abdallah & Plumbley, 2009).
- La definición de legibilidad en música, como ya vimos, está íntimamente ligada a los criterios editoriales. Podríamos aumentar estos criterios tomando en cuenta las dimensiones cognitivas de la notación (en general), adaptadas a música por Nash (2015). Probablemente las nociones de “visibilidad”, “yuxtaposición”, “dependencias ocultas” y otras sean de utilidad para ampliar o mejorar los indicadores del ÍLeMus.
- Se podría construir un complejo sistema antiplagio en base a la comparación estadística entre piezas producidas por las mismas características en un sistema de inteligencia artificial.
- Una aproximación a la complejidad sintáctica que podemos integrar, deriva del estudio de Liesefeld et al. (2015) cuyo modelo privilegia los cambios en la orientación de los caracteres y no su semántica.

Referencias

5.1 Literatura

- Abdallah, S., & Plumbley, M. (2009). Information dynamics: Patterns of expectation and surprise in the perception of music. *Connection Science*, 21(2–3), 89–117. <https://doi.org/10.1080/09540090902733756>
- Abdy Williams, C. F. (1903). *The Story of Notation*. Walter Scott Publishing Company, Limited.
- Angeler, D. G. (2020). Biodiversity in Music Scores. *Challenges*, 11(1), 7. <https://doi.org/10.3390/challe11010007>
- Alexandre, Z., Oleg, S., & Giovanni, P. (2017). *An information-theoretic perspective on the costs of cognition* [Preprint]. Neuroscience. <https://doi.org/10.1101/208280>
- Arnheim, R. (1996). *El pensamiento visual* (1ra. ed.). Paidós Ibérica.
- Aurnhammer, C., & Frank, S. L. (2019). Evaluating information-theoretic measures of word prediction in naturalistic sentence reading. *Neuropsychologia*, 134, 107198. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2019.107198>
- Ávila Cascajares, F. S. (2021). *Capacidad de memoria y estrategias de instrumentistas y no músicos en pruebas auditivas de Sternberg modificadas con unidades significativas musicales y verbales*. Tesis de maestría: UNAM, México.
- Baddeley, A. (2003). Working memory and language: An overview. *Journal of communication disorders*, 36(3), 189–208. <https://doi.org/10.1038/nrn1201>
- Bailin, A., & Grafstein, A. (2016). *Readability: Text and Context*. Springer. <http://site.ebrary.com/id/11118190>
- Baize-Vézier, S. (2016). Musique et récusance: Enfermement, identité, circulation. *Moreana*, 53 (Number 205-(3–4), 210–242. <https://doi.org/10.3366/more.2016.53.3-4.13>
- Ballesteros-Peña, S., & Fernández-Aedo, I. (2013). Análisis de la legibilidad lingüística de los prospectos de los medicamentos mediante el índice de Flesch-Szigriszt y la escala Inflesz. *An. Sist. Sanit. Navar.* 2013, 36(3), 397–406. <https://dx.doi.org/10.4321/S1137-6627201300030005>
- Bennett, D., Gobet, F., & Lane, P. C. R. (2020). Forming Concepts of Mozart and Homer Using Short-Term and Long-Term Memory: A Computational Model Based on Chunking. En S. Denison, M. Mack, Y. Xu, & B. C. Armstrong (Eds.), *Proceedings of the 42th Annual Meeting of the Cognitive Science Society—Developing a Mind: Learning in Humans, Animals, and Machines, CogSci 2020*, virtual. <https://cogsci.mindmodeling.org/2020/papers/0037/index.html>
- Benjamin, R. G. (2012). Reconstructing Readability: Recent Developments and Recommendations in the Analysis of Text Difficulty. *Educational Psychology Review*, 24(1), 63–88. <https://doi.org/10.1007/s10648-011-9181-8>
- Bouhali, F., Mongelli, V., Thiebaut de Schotten, M., & Cohen, L. (2020). Reading music and words: The anatomical connectivity of musicians’ visual cortex. *NeuroImage*, 212, 116666. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2020.116666>
- Brainard, D. H. (1997) The Psychophysics Toolbox, *Spatial Vision* 10:433-436.
- Brodsky, W., Kessler, Y., Rubinstein, B., Ginsborg, J., & Henik, A.. (2008). The Mental Representation of Music Notation: Notational Audiation. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*. 34. 427–45. . <https://doi.org/10.1037/0096-1523.34.2.427>

- Brøndum, L. (2018). Graphic Notation, Indeterminacy and Improvisation: Implementing Choice Within a Compositional Framework. *Open Cultural Studies*, 2(1), 639-653. <https://doi.org/10.1515/culture-2018-0058>
- Buchanan, J. P. (2016). *Information Structures in Notated Music: Statistical Explorations of Composers' Performance Marks in Solo Piano Scores*. Tesis doctoral: University of North Texas.
- Burman, D. D., & Booth, J. R. (2009). Music Rehearsal Increases the Perceptual Span for Notation. *Music Perception*, 26(4), 303–320. <https://doi.org/10.1525/mp.2009.26.4.303>
- Buj Corral, M. (2018). Sinestras en la notación gráfica: Lenguajes visuales para la representación del sonido. *Cuadernos de Música, Artes Visuales y Artes Escénicas*, 14(1). <https://doi.org/10.11144/javeriana.mavae14-1.seln>
- Candadai, M. (2021). *Information theoretic analysis of computational models as a tool to understand the neural basis of behaviors*. PsyArXiv.. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2106.05186>
- Cardew, C. (1967). *Treatise* (No. 7560). Gallery Upstairs Press.
- _____ (1971). *Treatise handbook* (Vol. 107). London: Peters.
- Cardona, G., Ferreri, L., Lorenzo-Seva, U., Russo, F. A., & Rodriguez-Fornells, A. (2022). The forgotten role of absorption in music reward. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1514(1), 142–154. <https://doi.org/10.1111/nyas.14790>
- Casati, R. (2016). The Structure of Standard Music Notation. In L. Zaibert (Ed.), *The Theory and Practice of Ontology* (pp. 187–201). Palgrave Macmillan. https://doi.org/10.1057/978-1-137-55278-5_10
- Cantero, Z. (2017). Melodic segmentation: Structure, cognition, algorithms. *Musicologica Brunensia*, 1, 53–61. <https://doi.org/10.5817/mb2017-1-5>
- Chang, T.-Y., & Gauthier, I. (2021). Domain-specific and domain-general contributions to reading musical notation. *Attention, Perception, & Psychophysics*. <https://doi.org/10.3758/s13414-021-02349-3>
- Chakrabarty, D., & Elhilali, M. (2019). A Gestalt inference model for auditory scene segregation. *PLOS Computational Biology*, 15(1), e1006711. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1006711>
- Chase, I. D. (2006). Music notation: A new method for visualizing social interaction in animals and humans. *Frontiers in Zoology*, 3(1), 18. <https://doi.org/10.1186/1742-9994-3-18>
- Chaudhary, M., Mukhopadhyay, S., Litoiu, M., Sergio, L. E., & Adams, M. (2020). *Understanding Brain Dynamics for Color Perception using Wearable EEG headband* [Pre-print]. ResearchGate (Acceso 2022-01-01).
- Checchi, E. J. (2008). *La sintaxis de la Práctica Común*. Educa.
- Chitalkina, N.; Puurtinen, M.; Gruber, H., & Bednarik, R. (2020). Handling of incongruities in music notation during singing or playing. *International Journal of Music Education*, 39(1), 18–38. <https://doi.org/10.1177/0255761420944036>
- Chignell, M., Tong, T., Mizobuchi, S., & Walmsley, W. (2014). Combining Speed and Accuracy into a Global Measure of Performance. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 58(1), 1442–1446. <https://doi.org/10.1177/1541931214581301>
- Crupi, V., Nelson, J. D., Meder, B., Cevolani, G., & Tentori, K. (2018). Generalized Information Theory Meets Human Cognition: Introducing a Unified Framework to Model Uncertainty and Information Search. *Cognitive Science*, 42(5), 1410–1456. <https://doi.org/10.1111/cogs.12613>
- Dehaene, S., Cohen, L., Morais, J., & Kolinsky, R. (2015). Illiterate to literate: Behavioural and cerebral changes induced by reading acquisition. *Nature Reviews Neuroscience*, 16(4), 234–244. <https://doi.org/10.1038/nrn392>

- Donato, A. (1977). *Preparing music manuscript*. USA: Greenwood Press.
- Drai-Zerbib, V., & Baccino, T. (2014). The effect of expertise in music reading: Cross-modal competence. *Journal of Eye Movement Research*, 6, 1–10. <https://doi.org/10.16910/jemr.11.2.4>
- Drake, C., & Palmer, C. (1999). Skill acquisition in music performance: Relations between planning and temporal control. *Cognition*, 74(1), 1–32. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(99\)00061-X](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(99)00061-X)
- Eco, U. (1985). *Obra abierta*. Barcelona: Ariel.
- Eden Ünlü, S., & Ece, A. S. (2019). Reading notation with Gestalt perception principles: Gestalt algı ilkeleri ile notasyon okuma. *Journal of Human Sciences*, 16(4), 1104–1120. <https://doi.org/10.14687/jhs.v16i4.5822>
- Endestad, T., Godøy, R. I., Sneve, M. H., Hagen, T., Bochynska, A., & Laeng, B. (2020). Mental Effort When Playing, Listening, and Imagining Music in One Pianist's Eyes and Brain. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14, 1–23. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.576888>
- Estrada-García, J. M. (2002). Entropía. *Asignación de pesos no subjetivos, para la valuación*. Tesis de maestría, México: ITC. Disponible en <https://bit.ly/3eIWvL8>, acceso 2022-01-01.
- Fan, J. (2014). An information theory account of cognitive control. *Frontiers in human neuroscience*, 8, 680. 1-16. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00680>
- Fan, P., Wong, A. C.-N., & Wong, Y. K. (2022). Visual and visual association abilities predict skilled reading performance: The case of music sight-reading. *Journal of Experimental Psychology: General*. <https://doi.org/10.1037/xge0001217>
- Farrington-Darby, T., & Wilson, J. R. (2006). The nature of expertise: A review. *Applied Ergonomics*, 37(1), 17–32. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2005.09.001>
- Febres, G., & Jaffe, K. (2017). Music viewed by its entropy content: A novel window for comparative analysis. *PLOS ONE*, 12(10), e0185757. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0185757>
- Forte, A. (1977). *The Structure of Atonal Music*. Yale University Press.
- Friston, K. (2010). The free-energy principle: A unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*, 11(2), 127–138. <https://doi.org/10.1038/nrn2787>
- Friston, K. J., Rosch, R., Parr, T., Price, C., & Bowman, H. (2017). Deep temporal models and active inference. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 77, 388–402. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2017.04.009>
- Galera-Núñez, M. del M. (2010). *Efectos de diferentes variables en la lectura musical cantada*. Tesis doctoral, Universidad de Sevilla.
- Gao, H., Lu, Z., Demberg, V., & Kanseci, E. (2021). The Index of Cognitive Activity Predicts Cognitive Processing Load in Linguistic Task. *Proceedings of the EMICS workshop at CHI'21*. EMICS 2021.
- Gehrken, Karl W. (1914). *Music Notation and Terminology*. The A.S. Barnes Company. Digitalizado por The Project Gutenberg eBook (8 de Agosto de 2006).
- Ghosh, D., Sengupta, R., Sanyal, S., & Banerjee, A. (2018). Gestalt Phenomenon in Music: Which Frequencies Do We Really Hear? En D. Ghosh, R. Sengupta, S. Sanyal, & A. Banerjee, *Musicality of Human Brain through Fractal Analytics* (pp. 145–163). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6511-8_7
- Gomberg, D. A. (1977). A computer-oriented system for music printing. *Computers and the Humanities*, 11(2), 63–80. <https://doi.org/10.1007/BF02404004>
- González-Espinoza, A., Martínez-Mekler, G., & Lacasa, L. (2020). Arrow of time across five centuries of classical music. *Physical Review Research*, 2(3), 033166.

<https://doi.org/10.1103/PhysRevResearch.2.033166>

- Goodman, N. (2010). *Los Lenguajes Del Arte*. Barcelona: Paidós.
- Gordon, E. E. (2011). *Roots of music learning theory and audiation*. Chicago: GIA Publications.
- Grier, J. (2021). *Musical Notation in the West* (1st ed.). Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/9781139034821>
- Guasch, A. M. (2000). *El arte último del siglo XX: del posminimalismo a lo multicultural*. Madrid: Alianza.
- Guidmundsdottir, H. R. (2010). Pitch error analysis of young piano students' music reading performances. *International Journal of Music Education*, 28(1), 61–70.
<https://doi.org/10.1177/0255761409351342>
- Guiasu, S. (1971). Weighted entropy. *Reports on Mathematical Physics*, 2(3), 165–179.
[https://doi.org/10.1016/0034-4877\(71\)90002-4](https://doi.org/10.1016/0034-4877(71)90002-4)
- Gunter, T. C., Schmidt, B.-H., & Besson, M. (2003). Let's face the music: A behavioral and electrophysiological exploration of score reading. *Psychophysiology*, 40(5), Article 5.
<https://doi.org/10.1111/1469-8986.00074>
- Guo, E. W., y Project Petrucci (2006). International Music Score Library Project (IMSLP).
https://imslp.org/wiki/Main_Page, acceso de 2022-01-01.
- Hadley, L. V., Sturt, P., Eerola, T., & Pickering, M. J. (2018). Incremental comprehension of pitch relationships in written music: Evidence from eye movements. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 71(1), 211–219.
<https://doi.org/10.1080/17470218.2017.1307861>
- Hattie, J. (2008). *Visible learning: A synthesis of over 800 meta-analyses relating to achievement*. Routledge.
- Heitz, R. P. (2014). The speed-accuracy tradeoff: History, physiology, methodology, and behavior. *Frontiers in Neuroscience*, 8.
<https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00150>
- Hilgard, E. R. & Bower, G. H. (1966). *Theories of learning* (3rd. ed.). Appleton-Century-Crofts.
- Holder, E., Tilevich, E., & Gillick, A. (2015). Musiplectics: Computational assessment of the complexity of music scores. *2015 ACM International Symposium on New Ideas, New Paradigms, and Reflections on Programming and Software (Onward!) - Onward! 2015*, 107-120.
<https://doi.org/10.1145/2814228.2814243>
- I Fradera, J. J. (2015). *El lenguaje musical: Claves para comprender y utilizar la ortografía y la gramática de la música*. Ma non troppo.
- Ishiguro, Y., & Rekimoto, J. (2011). Peripheral vision annotation: Noninterference information presentation method for mobile augmented reality. *Proceedings of the 2nd Augmented Human International Conference on - AH '11*, 1–5.
<https://doi.org/10.1145/1959826.1959834>
- Janurik, M., Surján, N., & Józsa, K. (2022). The Relationship between Early Word Reading, Phonological Awareness, Early Music Reading and Musical Aptitude. *Journal of Intelligence*, 10(3), 50.
<https://doi.org/10.3390/jintelligence10030050>
- Jensen, G., Ward, R. D., & Balsam, P. D. (2013). Information: Theory, brain, and behavior. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 100(3), 408–431. <https://doi.org/10.1002/jeab.49>
- Jensen, M. C. (2016). *Measuring music reading: A Guide to Assessment Methods*. Tesis de Máster. University of Ottawa.
- Jurafsky, D. S. (2020). N-gram Language Models. In *Speech and Language Processing*. Disponible en <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/3.pdf> (acceso del 01-01-2023).
- Kawamura, M., Midorikawa, A., & Kezuka, M. (2000). Cerebral localization of the center for reading and writing music: *NeuroReport*, 11(14), 3299–3303.
<https://doi.org/10.1097/00001756-200009280-00050>

- Krummel, D. W., & Sadie, S. (Eds.). (1990). *Music printing and publishing*. WW Norton.
- Kurkela, K. (1989). Score, vision, action. *Contemporary Music Review*, 4(1), 417-435. <https://doi.org/10.1080/07494468900640461>
- Lassfolk, K. (2004). *Music notation as objects*. Tesis doctoral. University of Helsinki.
- Laske, O. E. (1988). Introduction to Cognitive Musicology. *Computer Music Journal*. <https://doi.org/10.2307/3679836>
- Lepper, M., Oehler, M., Kinzler, H., & Trancón y Widemann, B. (2019). Diminuendo al bottom—Clarifying the semantics of music notation by re-modeling. *PLOS ONE*, 14(11), e0224688. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0224688>
- Lerdahl, F., y Jackendoff, R. (1983). *A generative theory of tonal music*. MIT Press.
- Lluis-Puebla, E. (2003). Matemática en la musicología. *Pro Mathematica*, 17(3), 5–30. Disponible en <http://revistas.pucp.edu.pe/index.php/promathematica/article/view/8216> (04-05-2021).
- Liesefeld, H. R., Fu, X., & Zimmer, H. D. (2015). Fast and careless or careful and slow? Apparent holistic processing in mental rotation is explained by speed-accuracy trade-offs. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 41(4), 1140–1151. <https://doi.org/10.1037/xlm0000081>
- Liesefeld, H. R., & Janczyk, M. (2019). Combining speed and accuracy to control for speed-accuracy trade-offs(?). *Behavior Research Methods*, 51(1), 40–60. <https://doi.org/10.3758/s13428-018-1076-x>
- Loh, W. (2011). Classification and regression trees. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(1), 14–23. <https://doi.org/10.1002/widm.8>
- Lopes, A. M., & Tenreiro Machado, J. A. (2019). On the Complexity Analysis and Visualization of Musical Information. *Entropy*, 21(7), 669. <https://doi.org/10.3390/e21070669>
- Maier, M. E., Ernst, B., & Steinhauser, M. (2019). Error-related pupil dilation is sensitive to the evaluation of different error types. *Biological Psychology*, 141, 25–34. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2018.12.013>
- Malbrán, S. (2007). *El oído de la mente*. Akal.
- Manguel, A. (2014). *Una historia de la lectura*. Siglo XXI.
- Marshall, S. P. (2002). The Index of Cognitive Activity: Measuring cognitive workload. *Proceedings of the IEEE 7th Conference on Human Factors and Power Plants. IEEE 7th Conference on Human Factors and Power Plants*, Scottsdale, AZ, USA. <https://ieeexplore.ieee.org/document/1042860>
- Mauch, M., Cannam, C., Bittner, R., Fazekas, G., Salamon, J., Dai, J., Bello, J., & Dixon, S. (2015). Computer-aided Melody Note Transcription Using the Tony Software: Accuracy and Efficiency. *Proceedings of the First International Conference on Technologies for Music Notation and Representation*. TENOR2015.
- Mazzola, G., Milmeister, G., & Weissmann, J. (2006). *Comprehensive Mathematics for Computer Scientists 1*. Springer.
- McConkie, G. W., & Rayner, K. (1975). The span of the effective stimulus during a fixation in reading. *Perception & Psychophysics*, 17(6), 578–586. <https://doi.org/10.3758/BF03203972>
- Mencke, I., Quiroga-Martinez, D. R., Omigie, D., Michalareas, G., Schwarzacher, F., Haumann, N. T., Vuust, P., & Brattico, E. (2021). Prediction Under Uncertainty: Dissociating Sensory from Cognitive Expectations in Highly Uncertain Musical Contexts. *Brain Research*, 147664. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2021.147664>
- Mills, J., & McPherson, G. E. (2015). Musical literacy: Reading traditional clef notation. En McPherson, G. E. (Ed.), *The Child as Musician* (pp. 177–191). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780198744443.003.0009>
- Morgan, E., Fogel, A., Nair, A., & Patel, A. D. (2019). Statistical learning and Gestalt-like principles

- predict melodic expectations. *Cognition*, 189, 23–34.
<https://doi.org/10.1016/j.cognition.2018.12.015>
- Mulder, M. J., Keuken, M. C., Van Maanen, L., Boekel, W., Forstmann, B. U., & Wagenmakers, E.-J. (2013). The speed and accuracy of perceptual decisions in a random-tone pitch task. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 75(5), 1048–1058.
<https://doi.org/10.3758/s13414-013-0447-8>
- Nash, C. (2015). The Cognitive Dimensions Of Music Notations. *Proceedings of the First International Conference on Technologies for Music Notation and Representation*, 190–202.
<https://doi.org/10.5281/ZENODO.1289648>
- Nordquist, Richard. (2020). Minimal Attachment Principle. Retrieved from
<https://www.thoughtco.com/minimal-attachment-principle-sentences-1691315>, 2022-01-01.
- Ogura, H., Amano, H., & Kondo, M. (2013). Gamma-Poisson Distribution Model for Text Categorization. *ISRN Artificial Intelligence*, 2013, 1–17. <https://doi.org/10.1155/2013/829630>
- Olafson, K. M., & Ferraro, F. R. (2001). Effects of Emotional State on Lexical Decision Performance. *Brain and Cognition*, 45(1), 15–20.
<https://doi.org/10.1006/brcg.2000.1248>
- Peña, E. (2016). Calculating Line Length: An Arithmetic Approach. *Visible Language*, 50(1), 113–125.
- Pease, A., Mahmoodi, K., & West, B. J. (2018). Complexity measures of music. *Chaos, Solitons & Fractals*, 108, 82–86.
<https://doi.org/10.1016/j.chaos.2018.01.021>
- Pfordresher, P. Q., Palmer, C., & Jungers, M. K. (2006). Speed, Accuracy, and Serial Order in Sequence Production. *Cognitive Science*, 31(1), 63–98.
<https://doi.org/10.1080/03640210709336985>
- Polanyi, M. (1967). *The tacit dimension*. Routledge & K. Paul.
- Posner, R. (1988). *Balance of complexity and hierarchy of precision: Two principles of economy in the notation of language and music*. In M. Herzfeld & L. Melazzo (Eds.), *Semiotic Theory and Practice, Volume 1+2*, 909–920. De Gruyter Mouton.
<https://doi.org/10.1515/9783110868883-093>
- Puurtinen, M. (2018). Eye on Music Reading: A Methodological Review of Studies from 1994 to 2017. *Journal of Eye Movement Research*, 11(2).
<https://doi.org/10.16910/jemr.11.2.2>
- Puurtinen, M., Huovinen, E., & Ylitalo, A.-K. (2023). Cognitive Mechanisms in Temporally Controlled Rhythm Reading. *Music Perception*, 40(3), 237–252.
<https://doi.org/10.1525/mp.2023.40.3.237>
- Prince, J. B., Thompson, W. F., & Schmuckler, M. A. (2009). Pitch and time, tonality and meter: How do musical dimensions combine? *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 35(5), 1598-1617.
<https://doi.org/10.1037/a0016456>
- Quiroga-Martinez, D. R., C. Hansen, N., Højlund, A., Pearce, M., Brattico, E., & Vuust, P. (2020). Musical prediction error responses similarly reduced by predictive uncertainty in musicians and non-musicians. *European Journal of Neuroscience*, 51(11), 2250-2269.
<https://doi.org/10.1111/ejn.14667>
- Rameau, J. P. *Traité de l'harmonie réduite à ses principes naturels*. J. B. C. Ballard. Dominio público. Disponible en <https://bit.ly/3DBkrdK> acceso de octubre de 2021.
- Ravesloot, C. J., van der Gijp, A., van der Schaaf, M. F., Huige, J. C. B. M., ten Cate, O., Vincken, K. L., Mol, C. P., & van Schaik, J. P. J. (2017). Identifying error types in visual diagnostic skill assessment. *Diagnosis*, 4(2), 93–99.
<https://doi.org/10.1515/dx-2016-0033>
- Reybrouck, M. (1996). Gestalt Concepts and Music: Limitations and Possibilities. En M. Leman (Ed.), *Music, Gestalt, and Computing* (Vol. 1317). JIC.
<https://doi.org/10.1007/BFb0034107>
- Riva, J. J., Malik, K. M. P., Burnie, S. J., Endicott, A. R., & Busse, J. W. (2012). What is your research question? An introduction to the PICOT format

- for clinicians. *The Journal of the Canadian Chiropractic Association*, 56(3), 167–171.
- Ross Smith, R. (2022). *Animated Music Notation*. Sitio web, <http://animatednotation.com/about.html> acceso del 2022-01-01.
- Ruiz-Padial, E., & Ibáñez-Molina, A. J. (2018). Fractal dimension of EEG signals and heart dynamics in discrete emotional states. *Biological Psychology*, 137, 42–48. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2018.06.008>
- Sayood, K. (2018). Information Theory and Cognition: A Review. *Entropy*, 20(9), 706. MDPI AG. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.3390/e20090706>
- Sancho Guinda, C. (2002). Punctuation as readability and textuality factor in technical discourse. *Ibérica*, 4, 75–94. ISSN: 1139-7241.
- Sébastien, V., Ralambondrainy, H., Sébastien, O., & Conruyt, N. (2012). Score Analyzer: Automatically determining scores difficulty level for instrumental e-Learning. *13th International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR 2012)*, 571–576. <https://hal.univ-reunion.fr/hal-01187227>
- Sethares, W. A., & Budney, R. (2014). Topology of musical data. *Journal of Mathematics and Music*, 8(1), 73-92. <https://doi.org/10.1080/17459737.2013.850597>
- Schultz, M. (1998). La notación musical desde la perspectiva semiótica. *Arte e Investigación*, 2(2), 44–47.
- Sheridan, H., Maturi, K. S., & Kleinsmith, A. L. (2020). Eye movements during music reading: Toward a unified understanding of visual expertise. En *Psychology of Learning and Motivation* (Vol. 73, pp. 119–156). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/bs.plm.2020.07.002>
- Sheridan, H., & Kleinsmith, A. L. (2021). Music reading expertise affects visual change detection: Evidence from a music-related flicker paradigm. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 174702182110569. <https://doi.org/10.1177/17470218211056924>
- Sinha, A., Roy, D., Chaki, R., De, B. K., & Saha, S. K. (2019). Readability Analysis Based on Cognitive Assessment Using Physiological Sensing. *IEEE Sensors Journal*, 19(18), 8127–8135. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2917834>
- Slevc, L. R., & Okada, B. M. (2015). Processing structure in language and music: a case for shared reliance on cognitive control. *Psychonomic bulletin & review*, 22(3), 637–652. <https://doi.org/10.3758/s13423-014-0712-4>
- Sloboda, J. A. (1976). The effect of item position on the likelihood of identification by inference in prose reading and music reading. *Canadian Journal of Psychology/Revue Canadienne de Psychologie*, 30(4), 228–237. <https://doi.org/10.1037/h0082064>
- Song, Yang-Eui, & Lee, Yong Kyu. (2016). A Method for Measuring the Difficulty of Music Scores. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 21(4), 39–46. <https://doi.org/10.9708/JKSCI.2016.21.4.039>
- Sprevak, M. (2020). Two Kinds of Information Processing in Cognition. *Review of Philosophy and Psychology*, 11(3), 591–611. <https://doi.org/10.1007/s13164-019-00438-9>
- Stenberg, A. (2017). *Readability of Musical Scores and Parallels with Language Reading*. Tesis doctoral. University of Cambridge.
- Stenberg, A., & Cross, I. (2019). White spaces, music notation and the facilitation of sight-reading. *Scientific Reports*, 9(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-019-41445-1>
- Stewart, L. (2005). A Neurocognitive Approach to Music Reading. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1060(1), 377-386. <https://doi.org/10.1196/annals.1360.032>
- Stone, K. (1976). New Notation for New Music, Part 1. *Music Educators Journal*, 63(2), 48-56.
- Sudhindra, S., Ganesh, L. S., & Arshinder, K. (2017). Knowledge transfer: An information theory perspective. *Knowledge Management Research & Practice*, 15(3), 400–412. <https://doi.org/10.1057/s41275-017-0060-z>

- Tarasov, D. A., Sergeev, A. P., & Filimonov, V. V. (2015). Legibility of Textbooks: A Literature Review. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 174, 1300–1308. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.751>
- Taruskin, R. (2009). *Music from the Earliest Notation to the Sixteenth century*. Oxford History of Western Music.
- Tejada, J. (2009). Hearing Music Notation through Music Score Software: Effects on Students' Music Reading and Writing. *International Journal of Learning*, 16(6), Article 6.
- Tenney, J., & Polansky, L. (1980). Temporal Gestalt Perception in Music. *Journal of Music Theory*, 24, 205–241.
- Terradillos, E., & López-Higes Sánchez, R. (2016). *Guía de intervención logopédica en las afasias*. Síntesis.
- Thornton, C. J. (2013). A New Way of Linking Information Theory with Cognitive Science. *Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Cognitive Science Society*. CogSci 2013, Germany.
- Tracy, W. (2003). *Letters of credit, a view of type design*. D.R. Godine
- Tymoczko, D. (2011). *A Geometry of Music. Harmony and Counterpoint in the Extended Common Practice*. Oxford University Press.
- Valle, F. (1985). El problema de la validez ecológica. *Estudios de Psicología*, 6(23–24), 135–151. <https://doi.org/10.1080/02109395.1985.10821439>
- Viljoen, J. F., & Foxcroft, C. (2020). Gaze Patterns of Skilled and Unskilled Sight Readers Focusing on the Cognitive Processes Involved in Reading Key and Time Signatures. *International Journal of Humanities and Social Sciences*, 14(9), 764–767.
- Wong, Y. K., & Gauthier, I. (2010). A Multimodal Neural Network Recruited by Expertise with Musical Notation. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 22(4), 695–713. <https://doi.org/10.1162/jocn.2009.21229>
- Wong, Y. K., Peng, C., Fratus, K. N., Woodman, G. F., & Gauthier, I. (2014). Perceptual Expertise and Top–Down Expectation of Musical Notation Engages the Primary Visual Cortex. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 26(8), Article 8. https://doi.org/10.1162/jocn_a_00616
- Xenakis, I. (1992). *Formalized music: Thought and mathematics in composition* (Rev. ed). Pendragon Press.
- Zhou, S., Jeong, H., & Green, P. A. (2017). How consistent are the best-known readability equations in estimating the readability of design standards?. *IEEE Transactions on Professional Communication*, 60(1), 97–111. <https://doi.org/10.1109/TPC.2016.2635720>

5.2 Partituras

- Alphonse Leduc. (1908). Devienne, F. (1794). Nouvelle méthode théorique et pratique pour la flûte. Paris: Alphonse Leduc, 1908. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Augener & Co. (sf). Gariboldi, G. (1892). *30 Études faciles et progressives pour la flûte*. London: Augener & Co., n.d. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Breitkopf & Härtel. (1906). Beethoven, L. V. (1790-92?). Flute Sonata in B-flat major, Anh. 4. Leipzig: Breitkopf & Härtel. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- CCARH. (2010). Vivaldi, A. (ca. 1728). *Flute Concerto in D major; RV 428*. Palo Alto: CCARH, 2010. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- CCARH. (2010). Vivaldi, A. (1729). *Flute Concerto in F major; RV 433*. Palo Alto: CCARH, 2010. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Dover publications. (1983). Ludwig van Beethovens Werke, Serie 9, Nr.67. Beethoven, L.v. [1862]. Leipzig: Breitkopf und Härtel. Plate B.67. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Édition-Leduc. (sf). *Méthode élémentaire pour la flûte*. Gariboldi, G. (1833-1905). Paris: Édition-Leduc [1880]. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Ericus Geringius sculps. (sf). Roman, J. H. (1727). *12 Flute Sonatas, BeRI 201-212*. Stockholm: Ericus Geringius sculps. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Firth & Hall (sf). *A School for the Flute: Being a New Practical Instruction Book*. Nicholson, C. [1836]. New York: Firth & Hall. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Kamallo. (sf). Vivaldi, A. (n.d.). *Recorder Concerto in C minor; RV 441*. Kamallo (transcription from user in IMSLP). Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Kassel: Barenreiter Verlag. (1955). Telemann, G. P. (ca. 1733). *12 Fantasias for Flute without Bass, TWV 40:2-13*. Kassel: Barenreiter Verlag, 1955. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Peters. (2017). *Die ersten Übungen für Flöte*. Gariboldi, G. [1880]. Edition Peters, No.2017. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Peters. (sf). *Ersten Flöten-Unterricht, Op. 387*. Popp, W. (n.d.). Leipzig: Edition Peters, n.d. [1887]. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- QC: Productions du Moliantegok. (2001). Telemann, G. P. (ca.1700-49). *Ouverture-Suite, TWV 55:a2*. Saint-Maurice, QC: Productions du Moliantegok, 2001. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Ricordi & C. (1970). Vivaldi, A. (n.d.). *Flute Sonata in C major; RV 48*. Milano: G. Ricordi & C., 1970. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Salabert (1948). Koechlin, C. (1926). *14 Pièces pour flûte et piano, op. 157bis*. Paris: Editions Salabert, 1948. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).
- Schirmer. (1953). Telemann, G. P. (1728). *Recorder Sonata, TWV 41:F2*. New York: G. Schirmer, 1953. Dominio público, desde el proyecto IMSLP (acceso de 2022-01-01).

5.3 Páginas de internet

Byrd, D. (2018). *Extremes of Conventional Music Notation*.
<https://homes.luddy.indiana.edu/donbyrd/CMN/ExtremesBody.htm>, acceso del 2022-01-01.

Generate unique sight reading practices. Open Sheet Music Education. (s.f.). Recuperado el 1ro. de enero de 2022, desde
<https://opensheetmusiceducation.org/generate-sight-reading-practice/>

Seo Para Principiantes. IONOS Digital Guide. (s.f.). Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
<https://www.ionos.mx/digitalguide/online-marketing/marketing-para-motores-de-busqueda/seo-conceptos-basicos/>

YouTube. (2018, febrero 5). *A short introduction to entropy, cross-entropy and KL-divergence*. YouTube. Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
<https://www.youtube.com/watch?v=ErfnhcEV1O8>

U.S. National Library of Medicine. (s.f.). *PubMed*. National Center for Biotechnology Information. Retrieved January 1, 2023, from
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>

Índices de legibilidad: ¿De qué se tratan? IONOS Digital Guide. (s.f.). Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
<https://www.ionos.mx/digitalguide/online-marketing/marketing-para-motores-de-busqueda/los-indices-de-legibilidad/>

Musiplectics (musical complexity scoring). Musical Complexity Scoring Research Project. (s.f.). Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
<http://ethanholder.com/html/MusicScoring.html>

Cervelat • Feb 11, & Cervelat • Apr 3. (2022). *Note values : Doubling, and halving*. MuseScore.org. Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
<https://musescore.org/en/node/269317>

Piano concerto no.3, Op.37 (Beethoven, Ludwig van). IMSLP. (s.f.). Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
[https://imslp.org/wiki/Piano_Concerto_No.3,_Op.37_\(Beethoven,_Ludwig_van\)](https://imslp.org/wiki/Piano_Concerto_No.3,_Op.37_(Beethoven,_Ludwig_van))

Flute pieces by level. IMSLP. (s.f.). Recuperado el 1ro de enero de 2023, desde
<https://imslp.org/wiki/Special:DiffPage/DiffMain/4>

Anexos

6.1 Referencias literarias para la revisión en el indicador

Tabla 17. Listado de referencias bibliográficas para el análisis estadístico. Diseño del autor.

Referencia
Abromont, C., Montalembert, E. de, Fourquet, P., Oriol, E., & Pauset, B. (2019). <i>Teoría de la música: Una guía</i> . Fondo de Cultura Económica.
Aguilar, M. del C. (2012). <i>Método para leer y escribir música: A partir de la percepción</i> . Piscis.
Alba, A. (19--). <i>Teoría musical. Ilustrada con ejemplos de música...</i> C. Kirsinger & Cia.
Amat Cunningham, C., & Casanova, A. (2010). <i>Pentagrama lenguaje musical: Iniciación</i> . Boileau.
Astor, M. (2014). <i>Solfeo para hoy</i> . Sin publicar.
Barreto, I., Lares, V., & Saavedra, R. (1992). <i>Teoría y entrenamiento musical</i> . Ministerio de Educación.
Benward, B., & Saker, M. N. (2009). <i>Music in theory and practice (8th ed)</i> . McGraw-Hill.
Bernstein, S. (2021). <i>Music Theory: The Complete Guide to Read, Write and Understand Music from Beginner to Expert—Vol. I</i> . Frank Johnson.
Brimhall, J. (1971). <i>Cuaderno Completo de Teoría</i> . Hansen House.
Bucher, H. (2014). <i>Elementos de teoría</i> . Hannelore Bucher.
Burrows, T. (1999). <i>How to read music: Reading music made simple</i> . St. Martin's Press.
Carter, N. (2017). <i>How to read music: For beginners -- a simple and effective guide to understanding and reading music with ease</i> . CreateSpace Independent Publishing Platform.
Chailley, J., Challan, H., & Aymat, C. (2009). <i>Teoría completa de la música</i> . Alphonse Leduc.
Conservatorio Chelista Ruiz Casaux. (n.d.). <i>Teoría y dictado. 1º Dossier Lenguaje Musical</i> . Conservatorio Chelista Ruiz Casaux.
Cooper, H. (1985). <i>The basic guide to how to read music</i> . Putnam Pub. Group.
Cordantonopulos, V. (2002). <i>Curso de Teoría de la Música</i> . Inédito.
Cordero, R. (1956). <i>Curso de Solfeo</i> . Depto. de Bellas Artes y Publicaciones.
Curwen, J. (2015). <i>Musical Theory; Seventh Edition</i> . Sagwan Press.
D'Agostino, A. E. (1968). <i>Teoría musical moderna: Completa- dividida en 4 partes</i> . Melos Ediciones Musicales.
Danhauser, A. (2008). <i>Teoría de la música</i> . Melos.
de Rubertis, V. (1978). <i>Teoría Completa de la Música: Con 312 ejercicios prácticos</i> . Ricordi Americana.
Ellul, M. (2020). <i>How to read music in 30 days: Music theory for beginners, with exercises & online audio</i> . CreateSpace Independent Publishing Platform.
Eslava, H. (1987). <i>Método de solfeo completo</i> . Música Moderna.
Fão, A. (1937). <i>Teoría Musical 1ª y 2ª partes</i> . Sasseti.
Feldstein, S. (1982). <i>Practical theory complete: A self-instruction music theory course</i> . Alfred Pub. Co.
Forney, K., & Machlis, J. (2011). <i>The enjoyment of music: An introduction to perceptive listening (11th ed., shorter version)</i> . W. W. Norton.
González Muñoz, M. T. (2009). <i>Historia de la Notación Musical Occidental</i> . Tergon.
Gorow, R. (2011). <i>Hearing and writing music: Professional training for today's musician</i> . September Publishing.

Gould, E. (2016). <i>Behind bars: the definitive guide to music notation</i> . Faber Music Ltd.
Grabner, H. (2001). <i>Teoría general de la música</i> . Akal.
Gutfraind, M. (2012). <i>Notación musical y teoría musical. Cuaderno de trabajo (Berklee International Network)</i> . Escuela de Música Contemporánea.
Harnum, J. (2011). <i>Basic Music Theory: How to Read, Write, and Understand Written Music</i> . Sol Ut Press.
Herrera, E. (1990). <i>Teoría musical y armonía moderna. Vol. I</i> . Antoni Bosch.
Heussenstamm, G. (1987). <i>The Norton manual of music notation (1st ed)</i> . W.W. Norton.
Hewitt, M. J. (2008). <i>Music theory for computer musicians</i> . Course Technology, CENGAGE Learning.
I Fradera, J. J. (2015). <i>El lenguaje musical</i> . Ma non troppo.
Károlyi, O. (2012). <i>Introducción a la música</i> . Alianza Editorial.
Mayor Ibáñez, A., & Pedro Cursá, D. de. (2012). <i>Nuevos cuadernos de teoría: Grado elemental, I</i> . Real Musical.
McGrain, M., & MacGrain, M. (1966). <i>Music notation: Theory and technique for music notation</i> . Berklee Press.
Menozzi, G. (1977). <i>Método teórico-práctico de lectura musical</i> . Ricordi.
Michels, U. (1985). <i>Atlas de música. I: Parte sistemática. Parte histórica</i> . Alianza Editorial.
Moncada García, F. (1966). <i>La más sencilla, útil y práctica teoría de la música</i> . Ediciones Framong : Musical Iberoamericana.
Moreno, M., & Bellón, S. (2009). <i>Teoría del lenguaje musical 1er. Curso de grado profesional</i> . Música Didáctica.
Nickol, P. (2007). <i>Learning to read music: Make sense of those mysterious symbols and bring music alive</i> . How To Books.
Núñez, M. J. (1888). <i>Nociones de teoría musical</i> . Tipografía Nacional.
Ortiga Belmonte, J., & Barceló Amorós, J. L. (1991). <i>Teoría de la música: Nivel I</i> . Piles.
Pedro Cursá, D. de. (1996). <i>Teoría completa de la música. I (3. ed)</i> . Real Musical.
Pezzuti, T. (1999). <i>Método teórico práctico para la enseñanza del solfeo</i> . Ediciones Petier.
Pilhofer, M., & Day, H. (2007). <i>Music theory for dummies</i> . Wiley.
Read, G. (1972). <i>Music notation: A manual of modern practice (2d ed)</i> . Crescendo Publishers.
Roemer, C. (1985). <i>The art of music copying: The preparation of music for performance (2nd ed)</i> . Roerick Music Co.
Schmelting, P. (2005). <i>Berklee music theory</i> . Berklee Press ; Distributed by Hal Leonard.
Seguí, S. (1990). <i>Teoría musical (I)</i> . Unión Musical Ediciones.
Simpson, J. (1900). <i>Key to 300 Questions on the Grammar of Music</i> . Augener Ltd.
Surmani, A., Surmani, K. F., & Manus, M. (1998). <i>Alfred's complete essentials of music theory</i> . Alfred Publishing Co.
Takesue, S. (2018). <i>Music fundamentals: A balanced approach (Third edition)</i> . Routledge.
Taylor, E. R. & Associated Board of the Royal Schools of Music (Great Britain). (2002). <i>La teoría musical en la práctica</i> . Associated Board of the Royal Schools of Music.
The Associated Board of the Royal Schools of Music. (1958). <i>Rudiments and theory of music</i> . The Associated Board of the Royal Schools of Music.
Vega Sestelo, P. de la, & García-Palao Redondo, A. (2015). <i>Teoría del lenguaje musical y fichas de ejercicios: Primer curso de enseñanzas profesionales</i> . Ediciones Si Bemol.
Vega, C. (1965). <i>Lectura y notación de la música. Nuevo método abreviado de teoría y solfeo</i> . El Ateneo.
West, D. (2015). <i>How to read music: Easier than you think!!! develop the framework and fundamentals on how to read musical notation: an ideal book for music lovers</i> . CreateSpace Independent Publishing Platform.
Williams, A. (1984). <i>Teoría de la música</i> . La Quena.
Zamacois, J. (2007). <i>Teoría de la música: Dividida en cursos</i> . IdeaMúsica.
Zane, M. (1996). <i>Cómo leer la música</i> . Editorial De Vecchi.

6.2 Definiciones de clases de notación musical para el algoritmo

Hasta este momento (2022-01-01), como estamos implementando el ÍLeMus a partir de MIR estas definiciones dependen del formato musicXML (<https://www.musicxml.com/>, <https://www.w3.org/2021/06/musicxml40/>). El formato escogido tiene soporte en los software de transcripción musical más famosos. Por lo que nuestra definición descansa en aquél y todas las definiciones se encuentran en el enlace <https://www.w3.org/2021/06/musicxml40/musicxml-reference/elements/>.

Figura rítmica (*Rhythm*): Incluye todas las divisiones del entero para indicar la duración de un evento (1, 1/2, 1/4, etc.). También se incluyen las “agrupaciones artificiales” (*tuplets*), incluyendo las subdivisiones tresillo, dosillo, cuatrillo, etc. Finalmente, los puntillos y las ligaduras de extensión se consideran como otra clase.

Altura (*Pitch*): Incluye toda la notación de frecuencias según la convención de letras en inglés (a, b, c, etc.), acompañado de un número que identifica su octava.

Intervalo “delta” de ritmo (*Delta interval of rhythm*): Este valor, tomado de la literatura que indica Intervalos, Pasos o Grados tiene la función de distinguir la información rítmica de la ULM (por ejemplo, síncopa, anacrusa, metacrusa o contratiempo).

Intervalo “delta” de altura (*Delta interval of pitch*): De la misma manera, tiene la función de incluir en valor semántico de la relación entre notas (incluyendo las notas con alteración de octava, tonalidad o armadura).

Alteraciones (*Accidental*): Incluye todas las indicaciones normales (♭,♯, etc.). Se excluyen los

textos que indican alteraciones, llevándolos a la clase expresión.

Dinámica (*Dynamic*): Incluye las letras que definen esta cualidad (*p*, *pp*, *f*, *ff*, etc.). Las expresiones textuales de dinámica (*cresc.*, *decresc.*, etc.) están excluidas de esta clase e incluidas en la clase de expresión. Finalmente los reguladores (< y >) están en otra clase.

Clave (*Clef*): Incluye todos los tipos identificados de claves (Sol, Fa, Do, etc.), tanto al inicio de la partitura como las apariciones intermedias.

Silencio (*Rest*): Dependiendo de la notación rítmica, incluye los silencios en contraste con los eventos sonoros (alturas).

Puntillo (*Dot*): Incluye los signos de aumentación en las figuras rítmicas (incluso en agrupaciones artificiales).

Ligadura de extensión (*Tie*): Incluye la línea que extiende la duración rítmica hacia la siguiente indicación.

Ligadura de expresión (*Slur*): Incluye todos los eventos bajo la línea curvada que las agrupa.

Reguladores (*Wedge*): Incluyen las dos líneas mencionadas. Esta clase funciona incluyendo los

eventos que están bajo su influencia (así como en las ligaduras de expresión y los signos de octava).

Agógica / Expresión (Agogic / Expression): Incluye los elementos textuales de Agógica, Dinámica y elementos textuales excluidos de otros conjuntos (por ejemplo, *amoroso*, *con calma*, etc.).

Articulación (Articulation): Incluye las notaciones de articulación definidas en el formato musicXML.

Ornamento (Ornament): Incluye todos los ornamentos y embellecimientos de las notas.

Línea de compás (Barline): Incluye todos los tipos identificados de separación de compás (simple, doble, final, etc.).

Signos de repetición (Repetition Sign): Incluye todos los signos de repetición estructural (segno, D.C., etc.) y de compás (signos -//-).

Signo de octava (Octave Sign): Incluye los signos de octava y sus líneas.

Calderón (Fermata): Incluye todas las variantes indicadas de calderones.

Las clases armadura, compás y metrónomo no están definidas ya que se usan para definir la información de Cabezal en las ULMs.

6.3 Cálculo de ponderación de la notación musical según la literatura

Tabla 18. Indicadores de preferencia y orden para cada clase de notación musical de la PC. Diseño del autor.

Clase de notación	Preferencia	Orden
Pentagrama (<i>Staff</i>)	0.969	1.887
Alturas (<i>Pitch</i>)	0.875	3.875
Clave (<i>Clef</i>)	0.953	4.639
Figura de duración (<i>Rhythm Figure</i>)	0.938	5.000
Silencio (<i>Rest</i>)	0.891	7.825
Compás (<i>Time Signature</i>)	0.969	9.484
Barra de compás (<i>Barline</i>)	0.766	9.837
Puntillo (<i>Augmentation Dot</i>)	0.891	10.579
Ligadura de prolongación (<i>Tie</i>)	0.891	11.684
Alteraciones (<i>Accidentals</i>)	0.906	12.397
Intervalo (<i>Interval, Degree</i>)	0.828	13.736
Armadura (<i>Key Signature</i>)	0.797	15.118
Signo de 8va. (<i>8ve. Sign</i>)	0.375	15.917
Agrupación artificial (<i>Tuplet</i>)	0.750	15.917
Calderón (<i>Fermata</i>)	0.641	16.902
Respiración (<i>Breath Mark, Pauses</i>)	0.344	18.318
Dinámica (<i>Dynamic</i>)	0.781	19.080
Ligadura de fraseo (<i>Slurs</i>)	0.641	19.488
Regulador (<i>Hairpins</i>)	0.297	19.789
Articulaciones (<i>Articulations</i>)	0.641	20.122
Repetición estructurales (<i>Repetition sign</i>)	0.625	20.425
Carácter / Agógica (<i>Agogic</i>)	0.641	19.024
Metrónomo (<i>Metronome Mark</i>)	0.313	20.700
Adornos (<i>Ornaments</i>)	0.516	22.242
Trémolo (<i>Tremolo</i>)	0.250	22.813

6.4 Resultados de dos modelos de ponderación (Estrada-García, 2002)

Tabla 19. Resultados del Método de suma ponderada (mismas Clases de notación). Diseño del autor.

SUMA PONDERADA p35		
Promedio pref.	Promedio orden	Suma ponderada (MAX)
0.055	0.005	0.025
0.050	0.011	0.027
0.055	0.013	0.030
0.054	0.014	0.030
0.051	0.022	0.034
0.055	0.027	0.038
0.044	0.028	0.034
0.051	0.030	0.038
0.051	0.033	0.040
0.052	0.035	0.042
0.047	0.038	0.042
0.046	0.042	0.044
0.021	0.045	0.035
0.043	0.045	0.044
0.037	0.047	0.043
0.020	0.051	0.039
0.045	0.053	0.050
0.037	0.055	0.047
0.017	0.055	0.040
0.037	0.056	0.048
0.036	0.057	0.049
0.037	0.053	0.047
0.018	0.058	0.042
0.029	0.062	0.049
0.014	0.064	0.044
<i>0.400</i>	<i>0.600</i>	<i><-- pesos subjetivos</i>

Tabla 20. Resultados del Método de entropía (mismas Clases de notación). Diseño del autor.

ENTROPÍA p 40				
Promedio pref.	Promedio orden	entropía pref.	entropía orden	<i>ponderación entrópica</i>
0.055	0.005	0.231	0.040	0.108
0.050	0.011	0.216	0.071	0.122
0.055	0.013	0.229	0.081	0.134
0.054	0.014	0.226	0.086	0.136
0.051	0.022	0.219	0.121	0.156
0.055	0.027	0.231	0.139	0.172
0.044	0.028	0.198	0.143	0.162
0.051	0.030	0.219	0.150	0.175
0.051	0.033	0.219	0.162	0.182
0.052	0.035	0.221	0.168	0.187
0.047	0.038	0.208	0.181	0.191
0.046	0.042	0.203	0.193	0.197
0.021	0.045	0.119	0.200	0.171
0.043	0.045	0.195	0.200	0.198
0.037	0.047	0.175	0.208	0.196
0.020	0.051	0.111	0.220	0.181
0.045	0.053	0.200	0.226	0.217
0.037	0.055	0.175	0.229	0.210
0.017	0.055	0.100	0.231	0.185
0.037	0.056	0.175	0.234	0.213
0.036	0.057	0.172	0.236	0.213
0.037	0.053	0.175	0.225	0.208
0.018	0.058	0.104	0.238	0.191
0.029	0.062	0.150	0.250	0.214
0.014	0.064	0.088	0.254	0.195
	<i>entropías</i>	0.982	0.966	
	<i>diversidades</i>	0.018	0.034	
	<i>pesos normalizados</i>	0.355	0.645	<i><-- pesos entrópicos no subjetivos</i>

6.5 Documentos de registro para el último experimento

6.5.1 Hoja de registro.

Fecha: ___ / ___ / 23

Hora: ___:___:___

Lugar: _____

- **PARA EL SUJETO**

Nombre (sólo para reporte): _____

Correo electrónico: _____

Edad: ___

Sexo (no género u orientación sexual): _____

Escolaridad (año, semestre): _____

¿Tiene la vista corregida? ¿De qué forma?: _____

Experiencia en lectura a primera vista (repertorio y años): _____

- **PARA EL INVESTIGADOR**

Corrida: ___

¿Hizo el pretest? ___

¿Completó las tareas? ___

Observaciones

6.5.2 Código de ética (aprobado por la Facultad de Música, UNAM y la Universidad de Sevilla).

Teniendo presente la declaración de Helsinki, escrita en 1964 y revisada en 2008 (CONAMED, sf.), realizaremos un estudio cognitivo, de tipo empírico y conductual con la ayuda de músicos, estudiantes de flauta transversa.

El propósito de este experimento es evaluar la conexión entre la Legibilidad (entendida como “la facilidad con la que se lee un texto” y medida por nuestro algoritmo llamado ÍLeMus, Índice de Legibilidad Musical) y la dificultad en el reconocimiento de intervalos melódicos por parte de un conjunto de músicos.

Para explicar este procedimiento, utilizaremos el modelo PICOT (*Population, Intervention, Comparison, Outcome, Temporality* o población, intervención, comparación, resultados y temporalidad).

Población

Nuestra población son músicos lectores y para este experimento tomaremos una conjunto de alumnos de flauta que conozcan fluidamente la notación de la Práctica Común (aquella que se consolida con la tonalidad y concluye su evolución con ella).

Estos músicos deberán tener entre 10 y 50 años, estar cursando los primeros dos años de licenciatura en flauta y tener disponibilidad de horario para estar una hora. Aunque el experimento en sí dura alrededor de 20 minutos, la preparación puede demorar debido al equipo de medición.

Intervención

Los músicos que participarán serán observados en un espacio cerrado, aislado, insonorizado, cuya temperatura no suba de 34° y una humedad moderada.

Se utilizará:

- Una computadora donde correrá el experimento
- Un dispositivo de dos pedales IKKEGOL (<http://www.ikkegol.com/ikkegol-upgraded-usb-double-pedal-2-action-foot-switch-p-57.html>)
- La flauta transversa del alumno.

El experimento tiene dos etapas:

1. El estudiante mirará una pantalla, se le presentará un intervalo melódico diatónico simple (en la misma octava). Cuando lo reconozca mantendrá presionado el pedal derecho y lo dirá en voz alta. Lo mismo 18 veces.
2. El estudiante mirará la misma pantalla y, al aparecer los intervalos, los entonará con la flauta. Lo mismo 18 veces.

(figura 29)

Comparación

La respuesta de los estudiantes de flauta será medida por el algoritmo BIS, el cual evalúa el rendimiento en las respuestas (específicamente, el balance entre velocidad y precisión *Speed-Accuracy Tradeoff* en inglés).

Luego de la organización de la información, los contrastaremos con los datos de legibilidad cuantitativa mediante una regresión lineal.

Resultados

Esperamos que la información recabada de los músicos lectores tenga algún tipo de correlación con los indicadores del ÍLeMus. Según la literatura previamente consultada, tenemos una probabilidad alta de conseguir resultados moderadamente significativos ya que la medición de la complejidad sintáctica (que mide el algoritmo) y la comparación con la dificultad reportada o sensada con el mecanismo propuesto en la intervención, tiene una moderada relación.

Temporalidad

El estudio es de tipo transversal. Sólo se le pedirá a los participantes venir una o, en algún caso especial, dos veces.

La duración del experimento es de aproximadamente 30 minutos.

Consentimiento informado

A todos los participantes se les aclara que el estudio es anónimo y que los datos serán públicos para tareas únicamente de investigación. Para esto se les pedirá que firmen un documento simple, basado en los utilizados normalmente, que informe que los investigadores involucrados en esta investigación tienen autorización para almacenar, organizar y analizar los datos de forma anónima, con el objetivo específico de analizar la legibilidad musical.

Los datos obtenidos se almacenarán digitalmente y se compartirán a otros investigadores sólo en el caso de que llenen un formulario indicando el tipo de investigación y asegurando que su trabajo estará, como el nuestro, libre de derechos. Estos datos tendrán una codificación basada en las iniciales de los sujetos, acompañado por el orden en que realizaron el experimento.

Referencias

CONAMED (sf). Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial: http://www.conamed.gob.mx/prof_salud/pdf/helsinki.pdf, acceso del 2022-01-01.

5.3 Consentimiento informado (aprobado por la Facultad de Música, UNAM y la Universidad de Sevilla).

Título del proyecto: El ÍleMus (Índice de Legibilidad Musical). Un nuevo modelo cognitivo matemático para la medición de la legibilidad en música escrita.

Patricio F. Calatayud, estudiante de posgrado en Música de la UNAM, México y profesor del LIMME de la Facultad de Música, requirió mi consentimiento para participar en el proyecto. El mismo fue revisado por su comité tutorial y está supervisado por la doctora María del Mar Galera-Núñez.

La naturaleza y propósito del proyecto de investigación y su consentimiento informado me fue explicado de forma comprensiva para mí. Estoy en conocimiento que:

El propósito del presente experimento es estudiar la legibilidad musical.

La Facultad de Música, perteneciente a la UNAM, dio consentimiento institucional para realizar el proyecto y yo puedo solicitar ver el mismo. La Universidad de Sevilla manifestó la misma aprobación.

Participando en este experimento estoy contribuyendo al entendimiento de la legibilidad musical en términos cuantitativos.

Mi participación consiste en dos actividades: a. Identificar y verbalizar una serie de intervalos y b. Identificar y entonar con la flauta una serie de intervalos. Esto mientras se graba el audio de la sesión. Al finalizar la misma responderé un cuestionario breve.

Entiendo que no hay remuneración para mi participación, que esta es voluntaria, anónima y que en cualquier momento puedo abandonarla sin ninguna repercusión de ninguna forma.

El investigador tiene la intención de publicar los resultados de la investigación en un artículo especializado y yo sé que mi nombre o ninguna referencia a mí persona será publicada.

Yo, _____, lei lo anterior y confirmo que esta declaración y lo pertinente del proyecto, me fue explicado de forma clara. He realizado todas las preguntas que tenía y quedé conforme con su respuesta.

Firma del participante

Testigo

Fecha