

Fecha de recepción: octubre 2022
Fecha de aprobación: noviembre 2022
Fecha publicación: diciembre 2022

Mecanismo fuerza-forma-patrón para estructuras de cáscara Un proceso de aprendizaje automático y de usuario para la eficiencia de fabricación y el rendimiento estructural

Pablo Baquero ⁽¹⁾ y Effimia Giannopoulou ⁽²⁾

Resumen: Las características geométricas de los patrones de piel animal y su mecanismo biológico inspiran la consideración de su eficiencia estructural como fundamento de la construcción, proporcionando un marco científico para aplicaciones arquitectónicas más sostenibles. Los patrones biológicos en la fabricación digital y en el diseño abren un nuevo campo para la investigación interdisciplinar. Además, la convergencia entre el diseño inteligente y los sistemas de fabricación tienen la capacidad de ampliar la intuición y la comprensión, analizando el comportamiento de los parámetros dentro del modelo computacional y cómo afectan los principios de diseño y las restricciones de fabricación para ayudar al diseñador a tomar mejores decisiones.

Palabras clave: Estructuras de Cáscara - Algoritmos de Segmentación - Aprendizaje Automático - Patrones Biológicos - Bioaprendizaje - Arquitectura Biodigital

[Resúmenes en inglés y en portugués en las páginas 110-111]

⁽¹⁾ **Pablo Baquero**, originario de Colombia, es miembro del iBAG-UIC Barcelona (Institute for Biodigital Architecture & Genetics), y del GENARQ (Genetic Architectures: grupo de investigación consolidado y competitivo). Ha sido profesor en diversas universidades, tales como TU Delft, Pratt Institute, Universidad Parsons, y UIC Barcelona. Dirigido por Alberto T. Estévez en la ESARQ-UIC Barcelona (Universitat Internacional de Catalunya), se graduó como Doctor en Arquitectura (2016). Antes, se graduó en el Máster de Science in Advanced Architectural Design (2006), y Graduado en Arquitectura (2004). Artista y diseñador computacional, con interés en sistemas naturales y simulaciones por computadora. Fundador de Faberarium Studio de investigación. Estudió también Arquitectura Americana en Cooper Union y Artes Escénicas en la Universidad de Nueva York. Ha trabajado para varias oficinas de arquitectura de Nueva York, en sistemas emergentes usando tecnologías avanzadas de fabricación, y últimamente ha terminado un postdoctorado en KAUST, Arabia Saudí.

⁽²⁾ **Effimia Giannopoulou** es originaria de Grecia, es miembro del iBAG-UIC Barcelona (Institute for Biodigital Architecture & Genetics), y del GENARQ (Genetic Architectures:

grupo de investigación consolidado y competitivo). Ha sido profesora de talleres internacionales (Digital Futures, Sigradi, y eCCaDe Conference), y de la UIC Barcelona. Dirigida por Alberto T. Estévez en la ESARQ-UIC Barcelona (Universitat Internacional de Catalunya), se gradúa como Doctora en Arquitectura (2019) y como Máster en Arquitectura Biodigital (2009). Antes, graduada como Máster en Arquitectura (2002). Fundadora de Faberarium Studio de investigación. Con formación artística e interés en los procesos de diseño computacional y las técnicas de fabricación digital. La línea principal de su investigación es identificar correlaciones entre paradigmas biológicos, patrones en la naturaleza y configuraciones geométricas con herramientas de diseño computacional y redes artificiales, y repensar técnicas de diseño, materiales y construcción en un proceso de aprendizaje práctico. Ha participado y organizado más de 20 exposiciones. Actualmente se dedica a la escritura, a las instalaciones de arte y arquitectura, y a la publicación de trabajos y proyectos de investigación.

Introducción

Este escrito pretende profundizar en una metodología más científica de los mecanismos de patrones biológicos para aplicaciones arquitectónicas. Examina dos marcos de modelado computacional que operan en dos dominios de simulación diferentes: un mecanismo biológico de formación de patrones y un proceso de diseño arquitectónico generativo para la fabricación y construcción de estructuras de cáscaras delgadas. Motivados por el trabajo de Marc Fornes¹, las franjas estructurales (Fornes, 2016) tienen muchas ventajas y funcionalidades como lógica constructiva, como minimización de material y conexiones, eficiencia de montaje y estabilidad estructural. Además, la estética y las variaciones ilimitadas de los patrones biológicos son evidentes en el mundo natural (*Ver Figura 1*). El objetivo es aportar conocimientos al modelo computacional para la fabricación de revestimientos estructurales con propiedades superficiales mínimas.

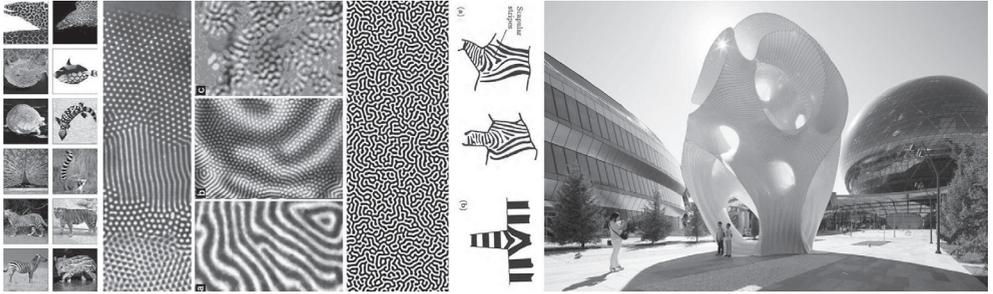


Figura 1. De izquierda a derecha, patrones de pigmentación en animales [wolframscience.com], secuencia de patrones desplegada en un reactor de disco biselado alimentado por dos lados y estructuras espacio-temporales observadas en las diferentes subregiones^{2,3,4}, Mínima | Máxima⁵.

El enfoque implementa flujos de trabajo de diseño generativo para simular procesos físicos (relajación dinámica) y biológicos (efecto de patrón) para analizar y evaluar alternativas paralelas para la construcción y diseño de estructuras cáscaras ramificadas (Ver Figura 2). El flujo de trabajo de diseño considera patrones de segmentación, uso de materiales, peso y valores de desviación, en un proceso de diseño unificado.

La metodología mejora la intuición del usuario al examinar las intersecciones entre el aprendizaje automático, las simulaciones basadas en la física, el rendimiento estructural y la fabricación al mismo tiempo. Utiliza resultados de análisis de datos para explorar un proceso de formación de patrones y cáscaras y sus limitaciones y restricciones como lógica de construcción. Los experimentos consideran aspectos de simulación, utilizando criterios de evaluación que incluyen el flujo de trabajo, la cantidad de material y sus propiedades mecánicas. Los conjuntos de datos se utilizan para entrenar una Red Neuronal Artificial (ANN) experimental.

Las características geométricas de los patrones de rayas desdibujan las líneas entre lo físico, lo digital y lo biológico, lo que nos permite examinar la eficiencia estructural de los arreglos de patrones segmentados de superficies complejas con menos uso de material, lo que proporciona un marco genérico para futuros experimentos y aplicaciones. Los cambios en la topología inicial pueden afectar las configuraciones de las franjas, lo que indica una dependencia de forma-fuerza-patrón. A medida que la práctica arquitectónica se vuelve aún más interdisciplinaria, la simulación de patrones biológicos y las estrategias de segmentación en la fabricación abren un nuevo campo de investigación en arquitectura, donde los conocimientos de diferentes dominios computacionales y la experimentación con modelos físicos están en un diálogo continuo informándose mutuamente.



Figura 2. Izquierda, dos topologías, Porifera I y II, serie de FABERARIUM, expuestas en el 3er festival Artcitya Art Science Technology, 2018, TIF Helexpo y en la 4ª Feria Internacional de Arte Contemporáneo Art Thessaloniki, Helexpo, 2019, Tesalónica. Centro y derecha, tres piezas de la serie realizada en el Biodigital Fabrication Studio, años 2019, 2018 y 2017 respectivamente, del Máster Universitario en Arquitectura Biodigital, ESARQ-UIC Barcelona.

Antecedentes

El pensamiento computacional cambia constantemente los métodos de diseño, específicamente por razones de desempeño en el proceso de fabricación, pero aún no reconoce los materiales, las herramientas y la lógica de construcción en una etapa temprana del diseño, y termina haciendo ajustes desesperados para racionalizar el diseño. Para los arquitectos, desarrollar potenciales creativos emergentes y producir alternativas de diseño sustentable es imperativo para comprender los fenómenos naturales y los mecanismos que describen el mundo que nos rodea (Baquero, 2016).

En la arquitectura computacional avanzada, la morfogénesis biológica (o morfogénesis digital) y la emergencia de formas y patrones en los sistemas naturales sirven a los arquitectos como inspiración y creatividad. La analogía de un modelo abstracto es capaz de liberar la tectónica y definir nuevos niveles de interacción e integración dentro de los ecosistemas naturales. Esto significa una búsqueda sobre la base matemática de procesos en la naturaleza y en entornos computacionales que puedan ser aplicados a sistemas contruidos artificialmente. Esas estrategias para el diseño debería incluir iteraciones de modelado físico, incorporando efectos materiales de autoorganización de búsqueda de forma y la lógica industrial de producción (Weinstock, 2004).

El auge actual de la nueva tecnología digital, conocida como Industria 4.0 en la industria manufacturera, y la introducción de un enfoque de aprendizaje automático para el análisis de datos y la toma de decisiones en la fabricación podrían mejorar la intuición, el conocimiento y la experiencia del diseñador. Como un proceso de aprendizaje de prueba y error, el alcance cambia de las técnicas de búsqueda de formas dinámicas a un enfoque de datos

analíticos y un mecanismo de predicción. Para esto, las tecnologías de la información y la comunicación juegan un papel central, ya que la forma variable, definida paramétricamente, puede intercambiar información de diseño de tal manera que permite la adaptación a través de múltiples tipos de aplicaciones topológicas y de escala, como elementos estructurales y patrones, abriendo un nuevo campo para la investigación interdisciplinar. Las correlaciones computacionales entre sistemas artificiales y naturales se complementan, donde los procesos morfogenéticos de los mecanismos que describen los fenómenos que ocurren en los sistemas naturales se representan como procesos algorítmicos. La integración de sistemas de diseño inteligente podría ser una herramienta de aprendizaje alternativa para comprender, evaluar y analizar resultados de diseño basados en criterios múltiples, especialmente para la fabricación.

Mecanismo de patrones biológicos

Aunque se sabe poco sobre el mecanismo molecular subyacente, muchos estudios teóricos sugieren que los patrones de la piel de muchos animales son producidos por un mecanismo de Reacción-Difusión (RD): un sistema bioquímico que involucra dos moléculas difusibles que interactúan, un activador y un inhibidor, cuya dinámica produce “ondas” putativas en la concentración espacial de cada molécula, generando así patrones periódicos en el campo (Kondo, 2002). El mecanismo RD, propuesto por primera vez por Alan Turing en su artículo “La base química de la morfogénesis” (Turing, 1952), explica la formación de diferentes patrones de rayas y puntos (patrones de Turing) en una variedad de organismos. El análisis matemático muestra que el mecanismo puede generar una amplia variedad de patrones espaciales al variar los pocos parámetros involucrados, dando a este modelo el potencial de aplicación como hipótesis de trabajo experimental en una amplia variedad de fenómenos morfológicos (Kondo & Miura, 2010). La formación de patrones biológicos pigmentados se ha vuelto accesible al modelado por medio de ciertas ecuaciones RD.

La idea de comparar sistemas en biología e ingeniería se remonta a la antigüedad, pero durante mucho tiempo se pensó principalmente como una inspiración. Sólo hasta el descubrimiento de las redes reguladoras de genes (GRN) surgió la idea de pensar en la morfogénesis biológica en términos puramente matemáticos. Esto permitió establecer un paralelismo formal entre la dinámica GRN y las puertas lógicas en la teoría de la computación, allanando el camino para nuevos enfoques, como la introducción de autómatas celulares 2D para la simulación de la formación de patrones biológicos.

Una secuencia de estudios sobre la formación de patrones biológicos (la mayoría basados en ecuaciones RD) llevados a cabo durante la década de los 70, fueron relevantes para otros campos relacionados, desde sistemas complejos y autoorganización hasta estructuras sinérgicas y disipativas (Wolfram, 2002). En los mecanismos de RD, como en otros tipos de modelos de autoorganización, el objetivo principal es capturar la esencia del sistema (es decir, un conjunto simple de reglas y parámetros subyacentes) que dan cuenta de un fenómeno biológico aparentemente complejo. La razón de esto no es por simplicidad, sino para determinar las reglas de la complejidad del subrayado (Camazine *et al.* 2003).

Hoy en día, el mecanismo RD es computacionalmente accesible y existen muchos modelos matemáticos, como el modelo de Gray-Scott, con la capacidad de producir una variedad de patrones biológicos de aspecto (y comportamiento) en superficies curvas. Pero, la complejidad del patrón evolutivo parece excluir cualquier teoría matemática (Koch & Meinhardt, 1994).

Los patrones son todos diferentes pero comparten algunas características específicas, como las rayas de cebra que son perpendiculares a una línea central que atraviesa cada una de las partes del cuerpo, más parecidas a tubos: el cuello, las piernas y la parte media del torso. El proceso morfogenético transcurre de manera bastante uniforme sobre estas áreas más euclidianas y, a medida que las partes se fusionan sin problemas, el patrón del refrigerio de la cebra debe transformarse de rayas verticales a rayas horizontales que envuelven las patas traseras, doblando las rayas en forma de C, al deformar el patrón sobre las ancas, o transformando las patas delanteras en figuras en Y. Las figuras juegan el papel en las uniones del modelo teselado y el patrón debe ser constantemente modificado y adaptado, deformado y transformado. Cuando el sistema no puede manejar los cambios en la geometría estirando y deformando las franjas, el patrón lo hace insertando una franja adicional, es decir, transformando (Spuybroek, 2006).

De la intuición a la precisión y a la intuición extendida

La experimentación en la búsqueda de herramientas de diseño computacional y flujos de trabajo para mejorar la eficiencia de fabricación y el rendimiento estructural de geometrías complejas en arquitectura introdujo la implementación de una lógica de patrones biológicos, más allá del alcance formal, examinando la estructuralidad y la capacidad de construcción de tal mecanismo, o para pre-racionalizar el método de diseño (Stach, 2010). Comprendiendo específicamente la lógica del patrón subyacente desde la perspectiva computacional y biológica y aplicándola como lógica de construcción, la hipótesis es que la típica dependencia forma-fuerza en estructuras de cáscaras mínimas se convierte en una dependencia forma-fuerza-patrón para aplicaciones de fabricación.

El marco metodológico examina la evolución de un flujo de trabajo de diseño generativo que tiene la posibilidad de integrar la búsqueda de formas estructurales, técnicas de fabricación, propiedades de materiales, tolerancias, restricciones, limitaciones de máquinas e interactividad en un sistema unificado en equilibrio. Su objetivo es inculcar las habilidades de las herramientas informáticas de vanguardia que sirven como plataforma para probar ideas y formular estrategias para dividir geometrías en subsistemas y componentes, facilitando la producción de proyectos físicos reales. De hecho, cuando esas técnicas y sus aplicaciones van de la mano, el aprendizaje es un proceso de “aprender haciendo” (Sennet, 2009).

Además, debido a que hay muchos criterios involucrados, como el tiempo computacional, el rendimiento estructural, el desperdicio de material y la continuidad de la superficie, “las soluciones no se evalúan absolutamente como verdaderas o falsas, sino cualitativamente como mejores o peores. Para emplear estrategias de aprendizaje automático en la

arquitectura, por lo tanto, se necesitan métodos mediante los cuales los resultados puedan evaluarse de manera integral” (Tamke & Thomsen, 2018). Pues, aquí se propone un método alternativo para las decisiones de diseño, para la generación y evaluación de datos. El modelo ANN (Artificial Neural Networks) se prueba para predecir los resultados de la simulación, lo que ahorra tiempo de cálculo, pero lo más importante es que, como método, tiene la capacidad de proporcionar un marco para interpretar datos y descubrir el comportamiento del sistema mediante la identificación de los factores clave. Al mismo tiempo, es útil para formalizar comprensiones intuitivas, lo que Tamke *et al.* (2017, 2018) se refieren a extender la intuición del diseño. La ventaja de integrar sistemas de diseño inteligente es que pueden analizar, procesar y transformar el diseño, ampliando la capacidad de trabajar en dominios de conocimiento y tener potencial para innovar la práctica existente: “El modelo se convierte en un motor analítico-creativo en el que se pueden incorporar datos externos portados y analizados o generados internamente para crear la base para prácticas de diseño inteligente” (Tamke & Thomsen, 2018).

Objetivos de diseño

1. Observar el mecanismo natural, es decir, un conjunto simple de reglas y parámetros subyacentes que dan cuenta de un fenómeno biológico aparentemente complejo. La razón de esto no es por simplicidad, sino para determinar las reglas de la complejidad del subrayado. Hacer tal abstracción, es un requisito *sine qua non* para captar la esencia y revelar las reglas que subyacen a la aparente complejidad.
2. Aportar conocimientos mediante el examen de los marcos de modelado teórico y computacional que operan en dos dominios de simulación diferentes: el mecanismo de predicción de patrones biológicos y el diseño y la fabricación generativos.
3. Explorar los principios como efectos de diseño computacional y mecanismos estructurales, de acuerdo con las técnicas y materiales de fabricación en cada fase del proceso de diseño.
4. Establecer un flujo de trabajo de diseño continuo que integre parámetros de fabricación y ensamblaje y con características integradas que se asemejen a fenómenos y mecanismos naturales. Esas características aplicadas, *mutatis mutandis* como métodos de diseño, son capaces de manifestar su potencial y mejorar la geometría, relacionando los sistemas dinámicos y generativos emergentes con interpretaciones y aplicaciones arquitectónicas.
5. Explorar los grandes potenciales de aparición de crecimiento, forma, patrón y estructura en una metodología de diseño coherente, desde el concepto hasta la realización, como un experimento de fabricación.
6. Lograr rendimiento estructural, economía de materiales y máquinas, como parte del proceso de diseño y, en consecuencia, hacer que el proceso de fabricación sea más eficiente y eficaz.
7. Para crear una base de datos de más de 1000 variaciones de estructuras ramificadas con patrones de segmentación incrustados.

8. Evaluar los resultados, analizar y tener *insights*, relacionando valores numéricos en cuadros estadísticos: como proceso de aprendizaje este enfoque cualitativo puede conducir a una mejor toma de decisiones.
9. Probar la viabilidad de construir un mecanismo de predicción de última generación de patrones y cáscaras con un número de ramas para reducir el costo computacional.
10. Definir objetivos de aprendizaje para entrenar y validar una ANN (*Artificial Neural Networks*) experimental.

Resultados

El marco computacional se creó para la toma de decisiones multipropósito, eligiendo entre el tiempo y el costo del material y la máquina, y se basa en las características geométricas específicas inherentes al modelo paramétrico que define la estructura. Esas características/ atributos se eligen como los más cruciales, pero podrían volver a evaluarse en función de criterios de eficiencia estructural y de fabricación.

El objetivo principal de este experimento fue probar la estructuralidad de cáscaras delgadas segmentadas de topologías ramificadas, para que se autoporte y soporten un peso adicional, además del material en sí, considerando al mismo tiempo el uso del material y la lógica de construcción. Por esta razón, la referencia/criterio general podría definirse como: valores de deflexión, uso de materiales, configuración y número de franjas, conectividad y continuidad de la superficie. Específicamente, los objetivos de aprendizaje del usuario para examinar son: cómo la topología y la fuerza del resorte afectan la cantidad de franjas, cómo la topología afecta al uso del material (cantidad de hojas) y cómo la topología afecta a la estructuralidad (desviación). El análisis sugiere que la combinación de algunos atributos específicos indica un proceso de fabricación eficiente que equilibra el tiempo de ensamblaje, el número de hojas y el peso adicional debido a los elementos de conexión y depende de la decisión del usuario.

Todo el experimento podría enmarcarse en cuatro etapas computacionales, con subfases relevantes:

1. Modelado de la estructura y el patrón de la carcasa: flujo de trabajo de diseño desde la geometría inicial hasta la fabricación y el análisis estructural (Giannopoulou *et al.*, 2019ab), (*Figura 3*).
2. El reexamen del flujo de trabajo de diseño de procedimientos para extraer conjuntos de datos apropiados: desarrollo de una base de datos de 1850 variaciones (Giannopoulou *et al.*, 2019c).
3. El proceso de formación: desarrollo de la ANN (Giannopoulou *et al.*, 2019c, 2021).
4. La validación de la ANN (*Artificial Neural Networks*): generación de una nueva base de datos para comparar los valores calculados con los predichos (Giannopoulou *et al.*, 2019d).

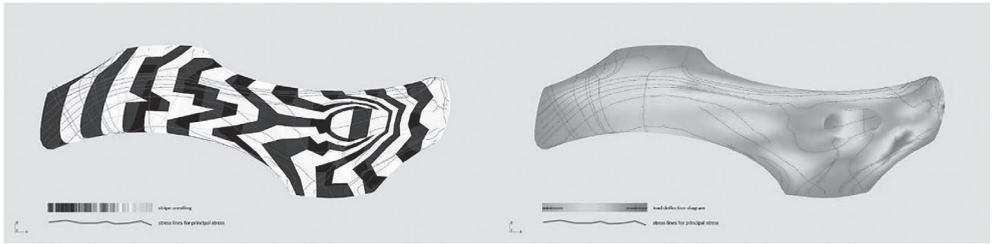


Figura 3. Relación entre líneas de tensión / segmentación y rendimiento de cáscaras (izquierda). Líneas de tensión en relación con las rayas. Se observa que en la mayoría de los casos las líneas de tensión se vuelven perpendiculares a la segmentación de la franja (derecha). Un análisis elástico lineal rápido del elemento de cáscara da una idea de la distribución espacial de la deflexión, a través de la estructura, en relación con las líneas de tensión. Las líneas de tensión (fuerza) revelan dónde podría optimizarse topológicamente la carcasa o, en consecuencia, organizar la dirección de las franjas para obtener el mejor rendimiento.

Definir topología de ramificación

La topología se refiere al sistema de puntos de anclaje que crean una red de ramificación de líneas conectadas, la base de una forma esquelética, en la que cada punto es un nodo de ramificación. Las posiciones de los puntos cambian aleatoriamente con un valor inicial y siguen algunas reglas que conservan cierta simetría. El esquelético, utilizado como eje medial, se convierte en una red de mallas cuadriláteros. Este sistema de túbulos o vasos huecos se refiere a un citoesqueleto o estructura de cáscara ramificada. Este enfoque de punto/esqueleto está especialmente diseñado para cumplir con dos necesidades básicas. En primer lugar, el sistema es capaz de iterar a través de diferentes configuraciones y, al mismo tiempo, los puntos sirven como lugares de anclaje de la estructura con la base.

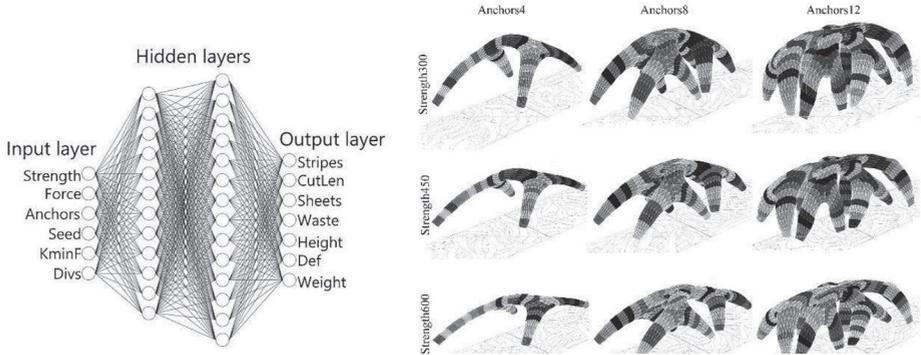
Simulación de estructura

Para generar de una manera simple e intuitiva una estructura en equilibrio estático, con propiedades superficiales mínimas, se aplica relajación dinámica a los bordes de la malla cuádruple del esqueleto utilizando un motor de física (Piker, 2013). Siguiendo un proceso de búsqueda de forma similar al de las estructuras de membrana y las cubiertas de rejilla, la piel y la estructura se forman en un solo sistema. La malla se subdivide y las condiciones de contorno se definen como los bordes desnudos de la malla. Aplicando diferentes fuerzas al sistema de resorte (cargas de gravedad, longitud del resorte) es posible controlar interactivamente el grosor de las ramas de la cubierta, estimar la altura deseada de la estructura, e influir en la suavidad y continuidad de la superficie, especialmente en las

ubicaciones de sillín, teniendo en cuenta propiedades de flexión del material. Este último también podría ser controlado por la topología y orientación de las franjas. La estructura de ramificación se examinó con un análisis lineal rápido de los elementos de la cubierta⁶. El análisis de los parámetros estructurales se realizó utilizando datos materiales de PP (elasticidad, densidad, límite elástico y relación de Poisson).

Definir los patrones para la fabricación

Dada una estructura de cáscara mínima tubular parametrizada en equilibrio estático y un conjunto de condiciones ponderadas para los nodos y bordes de la malla, se prueban varios algoritmos de segmentación, provenientes de la teoría de grafos (Nejur & Steinfeld, 2016, 2017), para discretizar efectivamente la malla topológica dada. Pesos personalizados aplicados a los bordes utilizando el algoritmo Orange Peel (OPE) para generar ondas, siguiendo algoritmos de segmentación primaria y secundaria. A lo largo de este proceso es posible gestionar la cantidad de franjas de corte, topología, orientación y cantidad máxima de caras por franja. Con el *plug-in Openest*⁷ las franjas 3D se orientan en láminas rectangulares 2D con dimensiones de material específicas. Todo el proceso, desde el concepto hasta la fabricación, se generó dentro de la misma plataforma Grasshopper, sin complicaciones de intercambio de programas y generó formaciones de franjas en una fase temprana de diseño, brindando al mismo tiempo los diseños de corte CNC y la logística.



Number of Anchor Points	Spring Strength	Vertical force	Divisions	Min.# KStripe Faces	Seeds	Total	Total computed
4,6,8,10, 12	300, 350, 400, 450, 500, 550, 600	14000, 16000, 18000	0,1	8,16,32	6, 12,18	1890	1150

in: Anchors	in: Strength	in: Seed	in: Force	in: Divs	in: KMinF	out: stripes	out: CutLen	out: Sheets	out: Waste	out: height	out: DEF	out: Weight
4	300	6	14000	0	8	28	22093	3	0.477388	496	9.57E-06	5.977882
4	350	6	14000	0	8	27	22029	3	0.519702	444	9.79E-06	5.403882
4	400	6	14000	0	8	25	20934	3	0.552054	402	0.000011	5.123816
4	450	6	14000	0	8	27	20606	3	0.57782	368	0.000012	4.829098
4	500	6	14000	0	8	27	19977	3	0.598992	340	0.000014	4.586918
4	550	6	14000	0	8	30	20348	3	0.616832	316	0.000015	4.382856
4	600	6	14000	0	8	25	18849	3	0.652141	296	0.000016	4.207748
6	300	6	14000	0	8	45	38257	5	0.488319	498	0.000018	9.754748
6	350	6	14000	0	8	41	35747	5	0.528155	447	0.000015	8.995323
6	400	6	14000	0	8	44	35332	5	0.558601	407	0.000013	8.414893
6	450	6	14000	0	8	45	34778	5	0.582795	375	0.000012	7.953647
6	500	6	14000	0	8	45	33849	4	0.503264	348	0.000012	7.575876
6	550	6	14000	0	8	44	32879	4	0.524057	324	0.000012	7.258751

Figura 4. Arriba zquierda, diseño de la red neuronal artificial, con 6 nodos para la capa de entrada, 12 y 14 nodos en las dos capas ocultas Sigmoid, y 7 en la capa de salida. Arriba derecha y abajo, conjuntos de datos en formato de datos CSV con las imágenes correspondientes: 1800 número de iteraciones basado en todas las combinaciones de atributos de entrada y 1150 final calculado, porque el proceso se detuvo por razones desconocidas.

Preparación de base de datos

Se generó una base de datos computacionalmente extensa utilizando el *plug-in Colibri*, realizando todas las combinaciones posibles entre los atributos de entrada. Las modificaciones, extensiones y operaciones de agrupamiento aplicadas al modelo inicial permitieron extraer/generar internamente conjuntos de datos en formato de datos CSV con las imágenes correspondientes (Ver Figura 4). La estructura de la estructura ramificada se construyó geoméricamente para iterar, y la base de datos se generó en función de los parámetros de entrada y salida seleccionados como características/atributos de la estructura. De hecho, la parte más interesante de este proceso es determinar, mediante la intuición, la experiencia y las pruebas, qué conjuntos de atributos/características/comportamientos influyen principalmente en el flujo de trabajo de diseño, porque esos conjuntos de datos estarían entrenando la ANN.

El atributo de entrada introducido desde la fase de diseño inicial fue el número de puntos de anclaje, crucial para crear una red de ramificación topológica de líneas conectadas, la base de una forma esquelética. Los atributos de entrada introducidos, segundo, tercero y cuarto, fueron los valores de la fuerza del resorte, la fuerza vertical de carga del sistema de resorte de partículas y el parámetro de subdivisión triangular de malla (División) después del proceso de relajación. Del algoritmo de segmentación sólo se introdujo el parámetro de Cantidad Mínima de Caras por Franja (*valor Kmin*), el cual controla el tamaño de las franjas. Además, un valor de semilla actuó como un factor de modificación, dando nuevas ubicaciones de puntos de anclaje. Los atributos de salida se eligen en base a los criterios estructurales y de fabricación: Número de Piezas y Hojas de Material, Longitud de Corte en mm, Desperdicio de Material en mm², Altura en mm, Deflexión en metros, y Peso en kilos.

Limitaciones y restricciones

Durante las simulaciones, en unos pocos casos, la combinación de parámetros de entrada no dio un resultado geométrico y los valores numéricos correspondientes. Aunque los sistemas de modelado paramétrico actuales pueden capturar las mejores prácticas y facilitar la generación de alternativas de diseño, los modelos no son capaces de soportar variaciones más allá del alcance de su estructura jerárquica de las relaciones geométricas que limitan prematuramente el espacio de diseño potencial (Bernal, 2016). Otra limitación del modelo paramétrico es que no permitía cambiar entre diferentes caminos de algoritmos de segmentación (AS) (diferentes componentes IVY dando diferentes efectos de patrón de rayas, basados en diferentes entradas como valencia, desviación, ángulos, etc.), para obtenerlos en una iteración.

Esto indicó otra limitación de la metodología y las herramientas propuestas. La creación de bases de datos paralelas mediante ejecuciones iterativas, utilizando diferentes AS cada vez, no permitiría ni siquiera introducir atributos al mismo tiempo debido al diferente tipo de parámetros de entrada de segmentación que requiere cada algoritmo. La idea de crear una máquina de predicción para la generación de patrones se limitaba a combinaciones específicas de este AS. Sin embargo, podemos observar que los cambios en la topología de la ramificación (número de puntos de anclaje, fuerza del resorte, etc.) también afectan las configuraciones de las franjas, especialmente en la parte superior de la cubierta. Para evitar este tipo de problemas y permitir que se ejecute en varias generaciones, la definición tuvo que organizarse correctamente para que funcionara en todos los casos, proporcionando un marco genérico para futuros experimentos de segmentación basada en biología para conchas ramificadas.

Análisis de base de datos

Como proceso de aprendizaje del usuario, es importante comprender qué combinaciones de atributos están dando una imagen clara de sus relaciones. Para analizar visualmente esta dependencia entre los valores de entrada y salida, se generaron diferentes tipos de gráficos usando valores vectoriales del 0 al 1. Para esto, los valores reales de cada atributo se convirtieron usando el componente de remapeo, y encontrando los límites mínimos y máximos de cada uno en toda la base de datos para ser utilizada como fuente. El mismo proceso sucedió para todos los valores de entradas y salidas.

Un análisis vectorial de diferentes combinaciones de atributos de entradas y salidas demuestra su comportamiento a lo largo de la línea de tiempo, como diferentes patrones con diferentes círculos de bucle, que pueden coincidir o no. Por ejemplo, en el gráfico de 230 iteraciones (*Ver Figura 5*, izquierda) los bucles Longitud de Corte y Número de Rayas no coinciden con el bucle Deflexión (barras verticales, arriba), siguiendo patrones diferentes. Pero el bucle Deflexión coincide con el bucle Fuerza (área gris, abajo). Asimismo, el atributo Altura, mostrado en barras verticales de color gris oscuro, se observa que se ve afectado, jerárquicamente, en su mayoría por la cantidad de Anclajes. En segundo lugar por la Fuerza (valores más altos a la mitad de cada 35 iteraciones, lo que podría significar que algunos específicos, las ubicaciones de los puntos, están generando estructuras superiores). Y en tercer lugar por el patrón de la Semilla, y luego por el patrón de la Fuerza. En otro análisis de datos vectoriales, de 650 iteraciones, es posible comparar y ver los patrones de cambio para cada atributo en conjunto. Más subdivisiones no afectan al peso, al número de hojas, ni al desperdicio de material.

Este tipo de análisis no es una forma fácil de observar los comportamientos, pero podría dar una pista sobre las relaciones de los aspectos geométricos y de simulación. Por ejemplo, cuándo, cómo y por qué el patrón de rayas se transforma en las ubicaciones donde cambia la topología de ramificación en algunos casos, como en la parte superior de la concha.

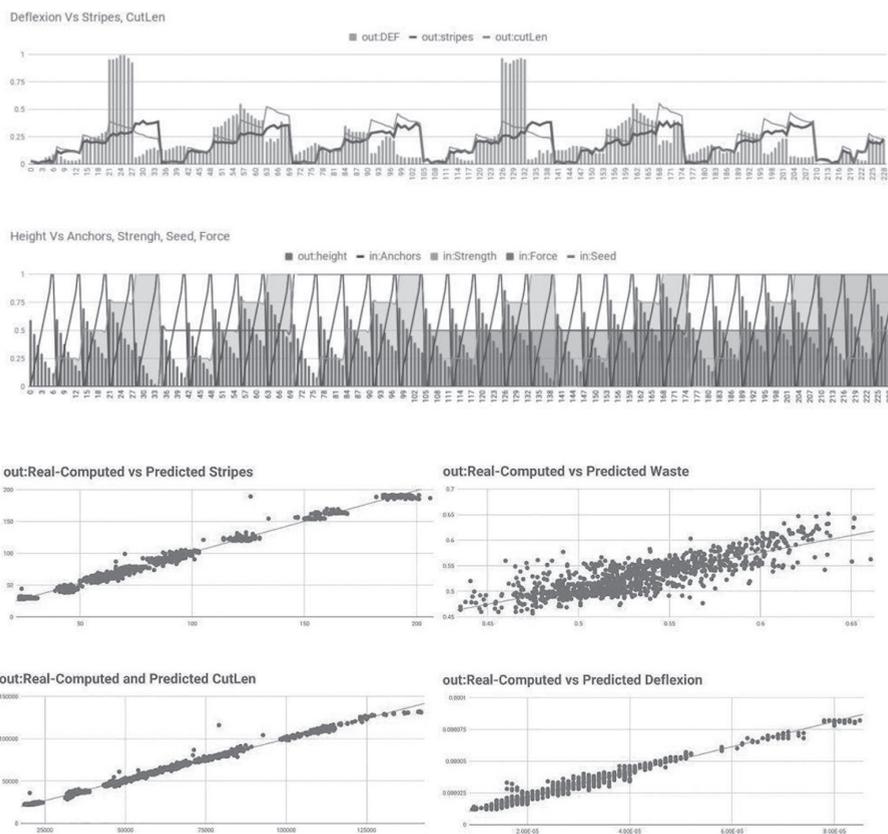


Figura 5. Arriba, gráficos de muestra de análisis de datos de 230 iteraciones. Abajo, gráficos de validación correspondientes a 4 atributos de salida. Los gráficos muestran la precisión de la ANN para cada atributo. Calculado *versus* predicho, con comparación de valores reales. Cuanto más cerca estén los puntos de la línea de tendencia (línea diagonal), más cerca estará la predicción.

Proceso de entrenamiento

Para el proceso de entrenamiento se realizó una nueva definición utilizando el *plug-in Crow⁷*, un componente de red neuronal artificial para Grasshopper, extensión de *Neuron-DotNet.dll*, que ofrece aprendizaje automático supervisado a través de redes de retropropagación. El componente Crow⁸ requería tres parámetros de entrada:

1. La cantidad de iteraciones, para lograr una buena precisión, se estableció en 12000 ciclos.
2. La estructura de la red se configuró con seis nodos en la capa de entrada, doce y catorce nodos en las dos capas sigmoideas ocultas, y siete en la capa de salida (Ver Figura 4). Des-

pués de muchos intentos de cambiar el número de ciclos, la tasa de aprendizaje se fijó en 0,2 para obtener el MSE más pequeño de 0,017516.

3. Los conjuntos de datos para el entrenamiento: 1150 cáscaras de ramificación, generadas por los atributos de entrada (Fuerza del Resorte, Número de Puntos de Anclaje, Número Mínimo de Caras por Franja, Semilla, Subdivisión de Malla), y atributos de salida para entrenar (Número de Franjas, Longitud de Corte, Número de Hojas, Material Desperdiciado, Altura, Deflexión, Peso).

Proceso de validación

Para realizar una validación de la ANN, se compara la base de datos 1150 calculada previamente con los valores predichos, tanto con información vectorial como con información real. El componente clasificador de retropropagación se usó para probar la información del vector de 6 entradas, lo que da 7 datos del vector de salida para cada iteración. Los gráficos demuestran la precisión de la ANN para cada atributo con valores reales. El tipo de gráficos de dispersión es útil para comparar dos conjuntos de datos. Cuanto más cerca estén los puntos de la línea de tendencia (línea diagonal), más cerca estará la predicción (*Figura 5, derecha*). Para estimar los errores, se realiza una comparación a lo largo de la línea de tiempo calculando la diferencia entre los valores pronosticados y calculados. El atributo Waste es el que muestra mayores errores.

Conclusiones y pensamiento futuro

La práctica arquitectónica sigue dependiendo del proceso de organización en elementos discretos como forma de construcción y lógica constructiva. Los experimentos propuestos examinan un flujo de trabajo de diseño generativo para permitir la producción de topologías de cáscaras segmentadas fragmentadas en analogía con el mecanismo de patrón biológico. El método brinda al usuario la posibilidad de aprender, analizar y equilibrar prioridades entre alternativas que responden a diversas necesidades y criterios. La base de datos se utiliza como un proceso de aprendizaje del usuario y para entrenar una ANN (Artificial Neural Networks), para poder predecir nueva información basada en una nueva combinación de parámetros de entrada deseados, ahorrando tiempo y costos.

El enfoque cualitativo de comprensión del comportamiento de cáscara y patrón tiene potencial para atravesar dominios preservando dentro del proceso morfogénico la intuición de comprensión y representación de mecanismos, al tiempo que proporciona una forma de construir objetos físicos. El modelo sirve por su valor explicativo y predictivo: indica qué atributos desde el punto de vista del diseñador son más apropiados para dar cuenta del fenómeno dado y también facilitan la exploración de estructuras particulares complejas, que a veces desafían la posibilidad individual de cálculo e imaginación (Cazaro, 2019).

Los patrones de piel biológicos y la segmentación en la fabricación abren un nuevo campo para la investigación interdisciplinaria para aplicaciones arquitectónicas, mientras que un enfoque de aprendizaje automático para resolver esas complejidades aún se encuentra en etapa experimental.

La investigación aquí expuesta demuestra un marco computacional de modelado y evaluación de un sistema de construcción que permite flujos de trabajo continuos, y que tiene la capacidad de implementar datos o métodos científicos. Fue posible construir y validar un mecanismo de predicción de última generación de capas y patrones con un número de ramas para reducir el costo computacional. En la mayoría de los casos la ANN (Artificial Neural Networks) proporcionó aproximaciones precisas.

Aunque las simplificaciones de diseño fueron necesarias debido al costo computacional, podría proporcionar un marco genérico para futuros experimentos y aplicaciones. Finalmente, los cambios en la topología de ramificación (entradas como el número de puntos de anclaje, la fuerza del resorte, etc.) muestran que afectan las configuraciones de la franja, lo que indica una dependencia de fuerza-forma-patrón.

Lo que es obvio es que el modelado computacional puede cruzar disciplinas, por ejemplo, entre biólogos, informáticos, matemáticos, físicos y estadísticos. Por otro lado, los científicos informáticos también consideran la biología para su campo: “la exploración de la computación biológica sugiere un potencial para comprender la naturaleza y los procesos alternativos para la computación, y también genera preguntas sobre los sistemas híbridos que logran algún tipo de sinergia de sistemas biológicos y computacionales” (Lin & Wooley, 2005).

¿Qué pasaría si la arquitectura pudiera desarrollar un pensamiento similar sobre herramientas y métodos?

La arquitectura y la biología comparten un lenguaje común y pueden informarse mutuamente, ya que ambas intentan modelar el crecimiento y la adaptación (o morfogénesis) *in silico*. La bio-inspiración y el bio-aprendizaje en arquitectura pueden verse como una forma de analogía. Un proceso cognitivo para resolver problemas mediante la búsqueda de similitudes estructurales o funcionales entre dos dominios de conocimiento diferentes, donde el modelo abstracto corresponde a requisitos arquitectónicos como estructuralidad y edificabilidad.

Entonces, ¿sería realmente una analogía?

Se puede concluir que es posible una nueva comprensión de la arquitectura, en parte máquina y en parte intuitiva. Es muy importante desmitificar las dificultades del diseño complejo y su materialización, y promover el nuevo concepto del arquitecto como programador, diseñador y fabricante al mismo tiempo. El pensamiento computacional y la experimentación práctica con la inteligencia de la naturaleza al lado, son algunas de las herramientas fundamentales para comenzar.

Notas

1. <https://theverymany.com/world-expo-17-astana-kz-1>

2. Borckmans, P., *et al.* (2002). “Diffusive Instabilities and Chemical Reactions”. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 12, (11).
3. Reaction-diffusion tutorial. <https://www.karlsims.com/rd.html>
4. Murray, J. D. (2003). *Mathematical Biology*. Berlin: Springer-Verlag.
5. Mínima | Máxima. <https://theverymany.com/world-expo-17-astana-kz-1>
6. Michalatos, P. Millipede. Grasshopper. <http://www.grasshopper3d.com/group/millipede>
7. Vestartas, P. Opennest. <https://www.food4rhino.com/app/opennest>
8. Felbrich, B. <http://www.felbrich.com/projects/Crow/Crow.html>

Referencias

- Baquero, P. (2016). “Architectural workflows for digital materialization informed design. Experiments with particle simulations for digital fabrication”. Tesis doctoral. Director Alberto T. Estévez. Barcelona: ESARQ-UIC.
- Bernal, M. (2016). “From Parametric to Meta Modelling in Design”. En VV.AA. *SIGraDi 2016, XX Congreso de la Sociedad Iberoamericana de Gráfica Digital*. Buenos Aires: SIGraDi, pp. 579-583.
- Camazine, S. *et al.* (2003). *Self-organization in Biological Systems*, Princeton: Princeton University Press, p. 91.
- Cazzaro, I. (2019). *ICGG 2018 - Proceedings of the 18th International Conference on Geometry and Graphics*. Milán: ICGG.
- Fornes, M. (2016). “The Art of the Prototypical”. *Architectural Design*, 86 (2), pp. 60-67.
- Giannopoulou, E., Baquero, P., Warang, A., Estévez, A.T. (2021). “Machine learning approach for biological pattern based shell structures”. En S. Bartolo *et al.* (eds.), *Industry 4.0 - Shaping the Future of the Digital World*, Boca Raton / Londres: CRC Press / Taylor & Francis, pp. 79-83.
- Giannopoulou, E., Baquero, P., Warang, A., Orciuoli, A., Estévez, A.T., Brun-Usan, M.A. (2019a). “Biological pattern based on reaction-diffusion mechanism employed as fabrication strategy for a shell structure”. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 471 (9). IOP Publishing Ltd.
- Giannopoulou, E., Baquero, P., Warang, A., Orciuoli, A., Estévez, A.T., Brun-Usan, M.A. (2019b). “Employing mesh segmentation algorithms as fabrication strategies: Pattern generation based on reaction-diffusion mechanism”. *FME Transactions*, 47 (2). Belgrado: University of Belgrade, Faculty of Mechanical Engineering, pp. 379-386.
- Giannopoulou, E., Baquero, P., Warang, A., Estévez, A.T. (2019c). “Stripe Segmentation for Branching Shell Structures - A Data Set Development as a Learning Process for Fabrication Efficiency and Structural Performance”. En J. P. Sousa, *et al.* (eds.), *Architecture in the Age of the 4th Industrial Revolution: Proceedings of the eCAADe + SIGraDi joint Conference 2019*. Oporto: eCAADe / SIGraDi.
- Giannopoulou, E., Baquero, P., Warang, A., Estévez, A.T. (2019d). “Computational Workflow for Segmented Shell Structures: an ANN Approach for Fabrication Efficiency”.

- En C. Lázaro, *et al.* (eds.), *Structural Membranes 2019 FORM and FORCE*, Barcelona: International Centre for Numerical Methods in Engineering (CIMNE), pp. 2598-2605.
- Koch, A.J., Meinhardt, H. (1994). "Biological pattern formation: From basic mechanisms to complex structures". *Rev. Mod. Phys.* 66 (1481).
- Kondo, S., Miura, T. (2010). "Reaction-diffusion model as a framework for understanding biological pattern formation". *Science*, 329 (5999), pp. 1616-1620.
- Kondo, S. (2002). "The reaction-diffusion system: A mechanism for autonomous pattern formation in the animal skin". *Genes to Cells*, 7, pp. 535-541.
- Lin, H., Wooley, J. (2005). *Computational Modeling and Simulation as Enablers for Biological Discovery. Catalyzing inquiry at the interface of computing and biology*. Committee on Frontiers at the Interface of Computing and Biology, National Research Council.
- Nejur, A., Steinfeld, K. (2016). "Ivy- Bringing a Weighted-Mesh Representation to Bear on Generative Architectural Design Applications". En *Proceedings of 36th ACADIA. Posthuman Frontiers: Data, Designers, and Cognitive Machines*. Ann Arbor: ACADIA, pp. 140-151.
- Nejur, A., Steinfeld, K. (2017). "Ivy Progress in Developing Practical Applications for a Weighted-Mesh Representation for Use in Generative Architectural Design". *ACADIA 2017 37th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture*. ACADIA, pp. 446-455.
- Piker, D. (2013). "Kangaroo: Form finding with computational physics". *Architectural Design*, 83 (1), pp. 136-137.
- Stach, E. (2010). "Structural morphology and self-organization". *Journal of the International Association for Shell and Spatial Structures*, 51 (165), pp. 217-231.
- Sennett, R. (2009). *The Craftsman*, Yale University Press.
- Spuybroek, L. (2006). *The sympathy of things: Ruskin and the ecology of design*. Londres: Bloomsbury, p. 100.
- Tamke, M., Thomsen, M.R. (2018). "Complex Modelling". *International Journal of Architectural Computing*, 16 (2), pp. 87-90.
- Tamke, M., *et al.* (2017). *Lace Wall: Extending Design Intuition Through Machine Learning. Fabricate*. Londres: UCL Press.
- Tamke, M., Nicholas, P., Zwierzycki, M. (2018). "Machine learning for architectural design: Practices and infrastructure". *International Journal of Architectural Computing*, 16 (2), pp. 123-143.
- Turing, A.M. (1953). "The chemical basis of morphogenesis". *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 237, pp. 37-72.
- Weinstock, M. (2004). "Emergence: Morphogenetic Design Strategies". *AD*, 74 (3). Londres: Wiley-Academy, p. 17.
- Wolfram, S. (2002). *A new kind of science*. Champaign: Wolfram Media, p. 862.

Abstract: The geometric characteristics of animal skin patterns and their biological mechanism inspire the consideration of their structural efficiency as a foundation for construction, providing a scientific framework for more sustainable architectural applications.

Biological patterns in digital fabrication and design open a new field for interdisciplinary research. Furthermore, the convergence between intelligent design and manufacturing systems has the ability to extend intuition and understanding by analysing the behaviour of parameters within the computational model and how they affect design principles and manufacturing constraints to help the designer make better decisions.

Keywords: Shell Structures - Segmentation Algorithms - Machine Learning - Biological Patterns - Biolearning - Biodigital Architecture

Resumo: As características geométricas dos padrões de pele animal e o seu mecanismo biológico inspiram a consideração da sua eficiência estrutural como base para a construção, fornecendo um quadro científico para aplicações arquitectónicas mais sustentáveis. Os padrões biológicos no fabrico e design digital abrem um novo campo para a investigação interdisciplinar. Além disso, a convergência entre concepção inteligente e sistemas de fabrico tem a capacidade de alargar a intuição e a compreensão, analisando o comportamento dos parâmetros dentro do modelo computacional e como estes afectam os princípios de concepção e as restrições de fabrico para ajudar o projectista a tomar melhores decisões.

Palavras chave: Estruturas de Concha - Algoritmos de Segmentação - Aprendizagem por Máquinas - Padrões Biológicos - Bioaprendizagem - Arquitectura Biodigital
