

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
Facultad de Ingeniería
Departamento de Ingeniería Eléctrica

Profesor Patrocinante:
Sr. Eligio Amthauer C.
Comisión:
Sr. José Espinoza C.
Sr. Daniel Sbarbaro

SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES POR TEXTURA

ALEJANDRA CAROLINA PINTO LEAL



Informe de Memoria de Título
para optar al Título de

Ingeniero Civil Electrónico

Septiembre de 2006



A mis padres, Alejandro y María

Resumen

A través de un procesamiento de imágenes de formato .bmp y en tonos de grises se buscan índices de texturas que permiten segmentar la imagen según el criterio entregado por la matriz de co-ocurrencia. Esta matriz considera a la textura como un arreglo de píxeles, llamadas primitivas o texel (*texture elements*) cuya relación es la variación espacial de los tonos de grises, tomando en cuenta el espacio en el cual está ubicado el píxel.

El objetivo de la segmentación es reconocer clases que en el futuro sirven para el reconocimiento de objetos que se encuentran en la imagen. Las imágenes de texturas tratadas en este trabajo corresponden a imágenes artificiales agrupadas en Periódicas y No Periódicas e imágenes reales agrupadas en Sar, Seudo Periódicas, No Periódicas y finalmente a unas obtenidas a través de una cámara digital. Sobre todas ellas se aplican los algoritmos estadísticos de Homogeneidad, Contraste, Disimilaridad, Media, Varianza, Entropía y Energía. Además se incluye un último índice, el de Rugosidad que no es trabajado a partir de la matriz de co-ocurrencia, sino que a partir de la imagen cruda.

Los resultados obtenidos fueron que no todas las imágenes deben ser segmentadas a partir de la matriz de co-ocurrencia, el criterio para discriminarla es el tamaño de sus primitivas. Este resultado define el tamaño de la matriz, la matriz debe contener suficiente información para generar una discriminación. Otro resultado importante que deriva de esto es que el tamaño de la ventana de procesamiento es muy importante en el tiempo de procesamiento, el tiempo crece exponencialmente a medida que aumenta al tamaño de la imagen a procesar. El mejor de los índices de segmentación resultó ser la Media, a continuación le siguen: Disimilaridad, Desviación Estándar, Contraste, Homogeneidad, Entropía, Energía y Rugosidad.

Palabras claves: Textura, procesamiento de imágenes, matriz de co-ocurrencia, segmentación.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento al profesor Eligio Amthauer por su ayuda, buena disposición y apoyo brindado en el transcurso de esta etapa Universitaria y que seguramente, sin saberlo, me dio el ánimo y seguridad para continuar en los momentos de desánimo de la memoria. A mi Universidad de Concepción y Departamento que me entregaron la acogida y los medios para poder desarrollarme como estudiante. A mis profesores por la entrega de sus conocimientos no solo técnicos sino también por compartir sus de experiencias de vida, tanto sus victorias como sus derrotas dejando de esta forma valiosas herramientas para desempeñarme en la vida profesional. Aprovecho la oportunidad de agradecer a mi querido Laboratorio de Teledetección Satelital por entregarme la oportunidad de aplicar mis conocimientos quedando con orgullo en mi memoria como mi primer trabajo formando parte importantísima de mi desarrollo como profesional y en especial a Don Rolando Hernández, director de este laboratorio, por su apoyo y por creer en mi.

A mis muy amados padres: Alejandro y María por sus innegables esfuerzos por darles a sus hijas una buena educación, por el infinito amor entregado y su incondicional apoyo durante todas las etapas de mi vida. También quiero agradecer a los demás miembros de la familia: Natalia, Mamá Berta, Tía Tegua, Geo, Tío Claudio, Paty, Tío Segundo, Tía Edith, Isidora, Javiera y Francisco por el amor y apoyo que me han dado, muchas gracias por darme todo el amor del mundo y dejar en evidencia que la familia es lo más importante.

A Paulo, por ser el hombre que me ha acompañado durante esta etapa de mi vida, por ser mi consejero, amigo del alma y fiel hombro de compañía ante las derrotas, penas y alegrías. Gracias por hacer que la vida sea aún más bella.

A mis queridos amigos llegados como aire fresco en los momentos de cansancio: Loreto, Sergio, Jessica, Carolina, Beatriz, Karen, Felipe, Jerson, Diego, Osvaldo, Héctor y Rodrigo. Quiero agradecer especialmente a Cesar por su incondicional apoyo para hacer posible este trabajo. Siempre tendrán un espacio en mi corazón y espero nunca perderlos.

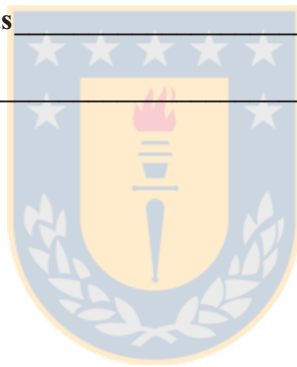
Y por supuesto a Dios, que sin Él nada es posible.

Índice

<i>Resumen</i>	<i>iii</i>
<i>Agradecimientos</i>	<i>iv</i>
<i>Índice</i>	<i>v</i>
<i>Índice</i>	<i>v</i>
<i>Índice de Figuras</i>	<i>viii</i>
<i>Índice de Tablas</i>	<i>x</i>
Capítulo N° 1: Introducción	1
1.1. Antecedentes y motivación	1
1.2. Definición de textura	3
1.3. Acerca del análisis de textura	6
1.4. Objetivos y alcances del tema.	9
1.5. Metodología	9
1.5.1 Procedimiento	9
1.5.2 Estructura del informe	10
1.6. Herramientas de desarrollo	11
Capítulo N° 2: Análisis a través de parámetros estadísticos	12
2.1. Concepto de matriz de co-ocurrencia	13
2.2. Cálculo de la Matriz de Co-ocurrencia	16
2.3. Normalización de la matriz	18
2.4. Medidas Estadísticas de la Textura	19
Capítulo N° 3: Generación de imágenes de prueba.	23
3.1. Generación de imagen de prueba	23
3.1.1 Imagen digital BMP en tonos de gris	24
3.1.2 Calidad de la imagen	26

3.2.	Imágenes Artificiales Periódicas	27
3.3.	Imágenes Artificiales No Periódicas	28
3.4.	Mosaico de imágenes de prueba	29
<i>Capítulo N° 4: Banco de imágenes reales.</i>		<i>30</i>
4.1.	Imágenes reales pseudo-periódicas	30
4.2.	Imágenes de cámara digital	31
4.3.	Imágenes SAR	32
4.4.	Mosaico de imágenes de prueba	33
<i>Capítulo N° 5: Análisis comparativo de algoritmos.</i>		<i>34</i>
5.1.	Con respecto a la Homogeneidad.	34
5.2.	Con respecto al Contraste	35
5.3.	Con respecto a la Disimilaridad	36
5.4.	Con respecto a la Media	37
5.5.	Con respecto a la Desviación Estándar	38
5.6.	Con respecto a la Entropía	39
5.7.	Con respecto a la Energía	40
5.8.	Con respecto al índice de rugosidad	40
5.9.	Con respecto al tiempo de procesamiento	41
<i>Capítulo N° 6: Clasificación temática por textura.</i>		<i>42</i>
6.1.	Reconocimiento de patrones	42
6.2.	Método de clasificación de imágenes	43
6.3.	Clasificación de imágenes artificiales	44
6.4.	Clasificación de imágenes reales	46
<i>Capítulo N° 7: Conclusiones.</i>		<i>50</i>
7.1.	Sumario	50
7.2.	Conclusiones	50

7.3. Trabajos futuros	52
<i>Bibliografía</i>	53
<i>Anexos</i>	<i>i</i>
<i>Anexo A</i>	<i>ii</i>
I. Qué son las Imágenes SAR	ii
<i>Anexo B</i>	<i>v</i>
I. Cámara Digital	v
II. Reales Seudo Periódicos	viii
III. Imágenes SAR	xiv
IV. Artificiales No Periódicas	xix
V. Artificiales Periódicas	xxiv
VI. Mosaicos	xxx



Índice de Figuras

Figura N° 1.1: Texturas Finas y gruesas _____	2
Figura N° 1.2: Ejemplo de texturas. _____	2
Figura N° 1.3: Línea rojo que indica la metodología elegida para la extracción de características. _____	8
Figura N° 2.1: Dos imágenes distintas con igual histograma. _____	13
Figura N° 2.2: En a) se muestra una imagen con su respectiva ventana móvil de 5x5 en dos posiciones y el píxel central que recibe el resultado. En b) se muestra el resultado de toda la operación. _____	15
Figura N° 2.3: Un píxel central con sus respectivos ocho vecinos. _____	16
Figura N° 2.4: Imagen Original _____	17
Figura N° 2.5: Combinaciones de niveles de gris. _____	18
Figura N° 2.6: Resultado de la relación espacial entre los píxeles. _____	18
Figura N° 2.7: Matriz simétrica de co-ocurrencia. _____	19
Figura N° 2.8: Matriz de Probabilidad. _____	19
Figura N° 3.1: Clasificación de imágenes trabajadas. _____	24
Figura N° 3.2: Representación de una imagen digital. _____	25
Figura N° 3.3: Tres capas de una imagen en formato BMP. _____	26
Figura N° 3.4: Pérdida de calidad en la imagen en formato JPG. _____	27
Figura N° 3.5: Imágenes Artificiales Periódicas. _____	29
Figura N° 3.6: Imágenes Artificiales No Periódicas. _____	30
Figura N° 3.7: Mosaico de imágenes artificiales. _____	31
Figura N° 4.1: Imágenes Seudo Periódicas. _____	33
Figura N° 4.2: Medida de imágenes de muestra. _____	33
Figura N° 4.3: Imágenes cámara digital. _____	34

Figura N° 4.4: Imágenes SAR.	35
Figura N° 4.5: Mosaicos de imágenes reales.	35
Figura N° 5.1: Nuevas paletas de colores (colorbar) para contraste.	38
Figura N° 5.2: Nuevas paletas de colores (colorbar) para disimilaridad.	39
Figura N° 5.3: Nuevas paletas de colores (colorbar) para desviación estándar.	41
Figura N° 5.4: Optimización del tiempo	43
Figura N° 6.1: Cambio de escalas de índices en la imagen sar_1 para mejor clasificación.	50



Índice de Tablas

Tabla N° 3.1: Tamaño de ventanas _____	26
Tabla N° 3.2: Promedio de índices _____	27
Tabla N° 5.1: Promedios de Homogeneidad en imágenes “cámara digital” _____	37
Tabla N° 5.2: Promedios de Contraste en imágenes “cámara digital” _____	37
Tabla N° 5.3: Promedio de Disimilaridad en imágenes “cámara digital” _____	38
Tabla N° 5.4: Promedios de Media en imágenes “cámara digital” _____	40
Tabla N° 5.5: Promedios de Desviación Estándar en imágenes “cámara digital” _____	40
Tabla N° 5.6: Promedios de Entropía en imágenes “cámara digital” _____	41
Tabla N° 5.7: Promedios de Energía en imágenes “cámara digital” _____	42
Tabla N° 6.1: Promedios de índices _____	45
Tabla N° 6.2: Promedios de índices _____	45
Tabla N° 6.3: Promedios de imágenes Artificiales No Periódicas _____	46
Tabla N° 6.4: Promedios de imágenes Artificiales Periódicas _____	47
Tabla N° 6.5: Promedios de imágenes Reales Seudo Periódicas _____	48
Tabla N° 6.6: Promedios de imágenes SAR _____	50

Capítulo N° 1: Introducción

1.1. Antecedentes y motivación

El procesamiento digital de imágenes se ha consolidado dentro de las áreas de ingeniería como un amplio campo de investigación en el cual participan investigadores pertenecientes a diversas ramas de la ciencia y la tecnología tales como en medicina, matemática, robótica, forestal, oceanográfica, etc. y sus aplicaciones son muy variadas e incluyen el espionaje militar, el cine, el análisis de imágenes satelitales, la inspección automática en cadenas de producción industrial, diagnósticos médicos, entre muchos otros.

En un comienzo existían grandes limitaciones para llevar a cabo la gran cantidad de cálculos que requiere la mayoría de los métodos del procesamiento digital de imágenes, sin embargo actualmente con la introducción de nuevas tecnologías en el área de la computación que han traído procesadores más rápidos y más baratos es posible realizar una parte considerable del cálculo asociado al procesamiento digital de imágenes en un accesible computador personal.

Dentro del procesamiento de imágenes una característica importante es la textura. Definir qué es la textura no es algo sencillo porque toda persona tiene un conocimiento intuitivo acerca de ella dado por su experiencia, pero si se le pide a alguien definirla será muy complicado entregar una definición que abarque la amplia gama de texturas existentes tales como texturas finas, granuladas, ásperas, etc. La textura es una propiedad innata de todas las superficies, por ese motivo cuando se desea detectar la presencia de un objeto éste puede identificarse por sus características de textura la cual puede ser evaluada como fina, suave, gruesa o tosca según corresponda. Ejemplo de texturas finas y toscas se muestra en la figura N° 1.1.

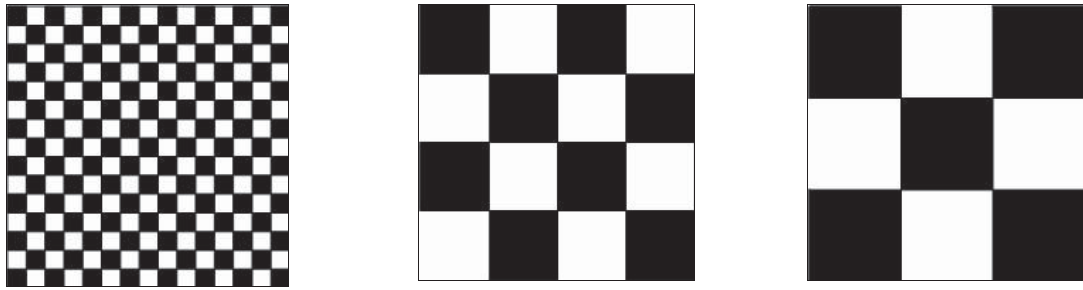


Figura N° 1.1: Texturas Finas y gruesas.

Algunos autores proponen considerar la textura como algo consistente de elementos mutuamente relacionados y llaman a estos elementos *primitivas o texel (texture elements)*; por ejemplo, en la textura de la arena las primitivas serán los gramos de arena. En algunos casos existen dos niveles de primitivas, tal es el caso de las telas de las camisas escocesas donde existe una primitiva a un nivel más bajo dado por el tejido y otra a un nivel más alto dada por lo dibujos de los rectángulos impresos en el tejido [1]. La figura N° 1.2 muestras esto y otras texturas.



a) tejido escocés



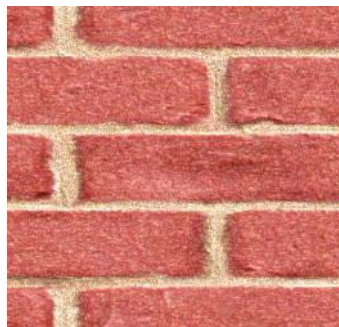
b) pelo animal sintético



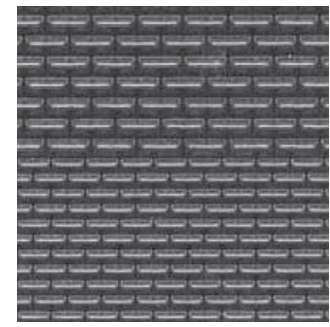
c) mármol



d) tierra



e) ladrillos



f) imagen sintética

Figura N° 1.2: Ejemplo de texturas.

La forma de las primitivas pueden ser muy regular como en el caso del tejido (a), la imagen sintética y la muralla de ladrillos (e) o no tan regular como en el caso de la tierra (d) o mármol (c) donde las primitivas se vuelven difusas.

1.2. *Definición de textura*

Las texturas se han utilizado en diversas áreas como la ingeniería, el arte y el diseño para identificar y describir diferentes objetos que los caracterizan, tales como agua, vegetación, montañas, enfermedades o detección de fallas ya sea en suelos o en cualquier superficie, es por ello que en cada área significan una cosa diferente y esto lleva a que existan diversas definiciones de las mismas.

En la literatura relativa al procesamiento de imágenes se puede encontrar una gran cantidad de definiciones de este concepto [2]:

a) Pratt, William

Este autor enumera las definiciones dadas por distintos investigadores que trabajan en el procesamiento de imágenes:

Pickett: “Textura, término usado para describir arreglos bidimensionales de variaciones. Los elementos y reglas de espaciado o arreglos pueden ser arbitrariamente manipulados, supuesto que aparezca una característica de repetitividad”

Hawkins: “La notación de textura parece depender de tres ingredientes:

- Algún orden local es repetido sobre una región que es grande en relación con el tamaño del orden.
- El orden consiste en el arreglo no aleatorio de partes elementales.
- Las partes son entidades groseramente uniformes teniendo aproximadamente las mismas dimensiones en cualquier parte dentro de la región texturada.”

b) Irons & Petersen

“La textura visual se refiere a la impresión de rugosidad o suavidad por las variaciones de tono o repetición de patrones a través de una superficie.”

c) R. Bernstein

“Este concepto esta relacionado con la distribución espacial de los tonos de gris y características tonales discretas. Cuando un área pequeña de la imagen tiene poca variación de las características tonales discretas, la propiedad dominante es el tono. Cuando un área pequeña tiene una amplia variación de las características tonales discretas, la propiedad dominante es la textura.

Hay tres elementos cruciales en la distinción:

- El tamaño del área pequeña.
- Los tamaños relativos de las características tonales discretas.
- El número de características tonales discretas distinguibles.”

d) Harlick y Shapiro [3]

“Una textura esta definida por la uniformidad, densidad, grosor, rugosidad, regularidad, intensidad y direccionalidad de medidas discretas del tono y de sus relaciones espaciales.”

Tomando las definiciones anteriores y considerando el propósito de este trabajo se considera a la textura como: *Arreglo de píxeles cuya relación es la variación espacial de los tonos de grises.*

Por lo anterior se deduce que se requiere de una de una cuantificación de la textura. Por otra parte podemos decir que la textura se puede clasificar en dos tipos de características distintivas bien definidas: *textura artificial* y *textura natural*. [2].

- **Textura artificial:** Arreglo de símbolos ubicados contra un fondo natural. Estos símbolos pueden ser segmentos de líneas, puntos, estrellas o caracteres alfanuméricos.
- **Textura natural:** Como su nombre lo indica, son imágenes de escenas naturales que contienen arreglos semirrepetidos de píxeles.

Para el análisis se incluirán ambas características donde las texturas artificiales se generarán a través del software Matlab 6.5.

Ahora que se entiende qué es textura, es posible describir determinados patrones de textura los cuales son percibidos como texturas por las personas:

- **Grosor, tamaño u homogeneidad:** El grosor es la característica más importante. En sentido amplio, la textura puede ser definida por su grosor. Si dos patrones difieren sólo en escala, el patrón que se ha magnificado es más grueso y una repetición mas baja de sus elementos más gruesa será su textura visual.
- **Contraste:** Para una imagen el método más simple de variar su contraste es ampliando o educiendo su escala de grises.
- **Rugosidad o aspereza:** Esta característica tiene más bien un significado táctil antes que visual. Sin embargo, cuando se observa una textura natural se asocia dicha superficie con los conceptos táctiles de suave o áspero.

Además de un importante número de propiedades intuitivas que se consideran ciertas [4]:

- Es una propiedad de áreas. La textura de un punto es indefinida.
- La textura esta implicada en la distribución espacial de los niveles de grises.
- La textura en una imagen se puede percibir a diferentes escalas o niveles de resolución.
- Se puede percibir que una región tiene textura cuando el número de objetos primitivos es grande.

El hecho de que la percepción de las texturas tenga tantas dimensiones es una razón importante para que no exista un único método de representación que sea adecuado a una variedad de texturas. Por ello surge el problema de diseñar una representación que sea adecuada a una variedad de texturas y definir paradigmas computacionales que infieran automáticamente esta estructura. Este problema tiene dos aspectos:

- **Cualitativo:** Es el que se refiere al diseño de una representación simbólica y semánticamente relevante de la textura.
- **Cuantitativo:** Se refiere a las medidas de la textura.

1.3. Acerca del análisis de textura

En el análisis de textura existen cuatro importantes categorías utilizadas: Segmentación, clasificación, síntesis y un estudio de formas de textura [5], mostradas en la figura N° 1.3 y explicadas a continuación.

1. **Segmentación de textura:** La segmentación consiste en encontrar diferentes texturas en una imagen. Esto resulta complicado porque generalmente no se sabe cuántas texturas existen en una imagen y qué clase de textura es. Por lo que en este caso sólo se encuentran los límites de las texturas y una simple clasificación. Existen dos aproximaciones:

- (a) **Basada en regiones:** Se intentan identificar las regiones con una textura uniforme. Así, los píxeles o las regiones locales pequeñas se unen en base a la similitud de alguna propiedad de la textura. Esta aproximación tiene la ventaja de dar fronteras cerradas y que las regiones con la misma textura están siempre bien separadas. Su ventaja es que normalmente se especifica el número de texturas que hay en la imagen.

- (b) **Basada en fronteras:** Detecta diferencias en la texturas de las regiones adyacentes. La ventaja es que no necesita saber el número de regiones que hay en la región. La ventaja es que las fronteras pueden quedar cerradas, haciendo que dos zonas con diferentes texturas no queden separadas.
2. **Clasificación por textura:** La clasificación implica decidir en que categoría de la textura pertenece una textura dada. Para hacer esto las diversas texturas deben ser conocidas tales como roca, hierba tela, nubes, etc.. Es decir, para cada textura de una zona se extrae su descripción y se compara ésta con la de las texturas conocidas.
 3. **Síntesis de textura:** Se sintetiza una nueva textura a partir de una conocida. Los algoritmos de síntesis de texturas deben de ser capaces de tomar una muestra de textura y generar una cantidad ilimitada de imagen, la cual puede no debe ser exactamente como la original pero debe ser percibida por los humanos como la misma textura que la muestra.
 4. **Formas de textura:** Se utilizan para generar, a partir de una imagen 2D, una imagen 3D.

En el análisis de textura existen varios métodos para la extracción de características que permiten clasificar y segmentar una imagen. A estos métodos es posible clasificarlos en cuatro categorías y estos a su vez entregan su respectiva metodología [6]

- **Estadística:** Co-ocurrencia y autocorrelación
- **Geométricas:** Características estructurales
- **Modelo-Base:** Campos aleatorios y parámetros fractales.

- **Procesamiento de señales:** Filtros espaciales y de frecuencia espacial, transformada de Wavalet y frames Wavalet.

Cada metodología tiene sus ventajas y desventajas. En el marco de este trabajo se entrega un análisis de textura bajo la categoría de segmentación de textura (ver figura N° 1.3), esto se debe principalmente a la capacidad que tiene de segmentar una región de una imagen de forma suficientemente apropiada como para discriminar a que clase pertenece. Así, una imagen que tiene varias texturas diferentes puede mediante un análisis de textura ser particionada en regiones. Por ejemplo, en una imagen satelital de una zona del planeta o bien en fotografías aéreas, es posible determinar que regiones de la imagen corresponden a bosques, lagos, zonas urbanas desiertos, etc. [7].

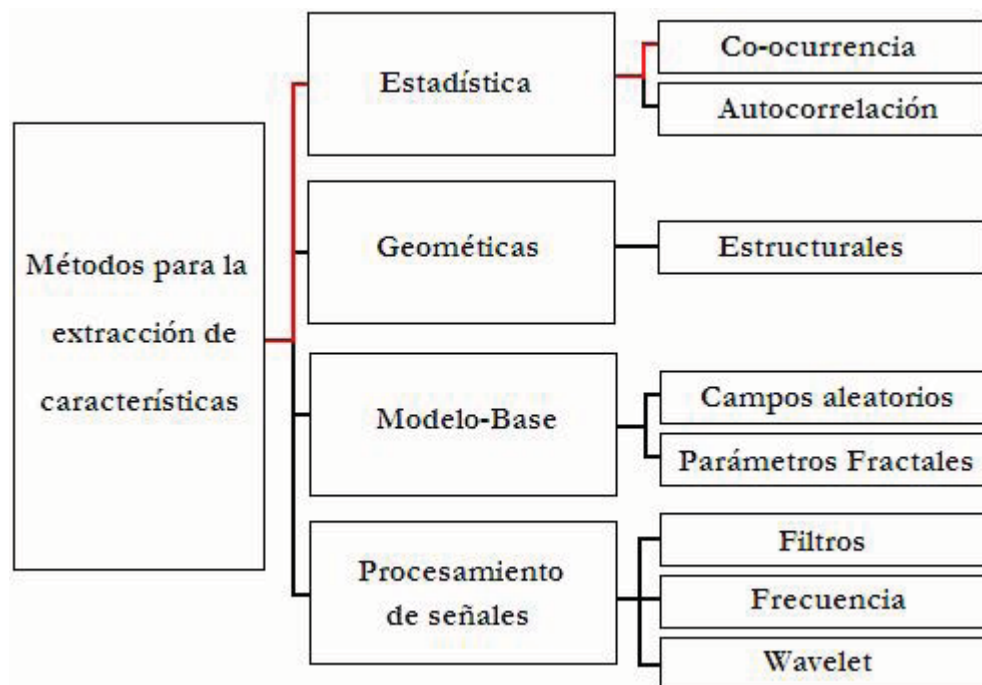


Figura N° 1.3: Línea rojo que indica la metodología elegida para la extracción de características.

En general, los métodos tradicionales de análisis de imágenes se basan en la respuesta espectral individual de cada píxel. Otra alternativa es considerar la clasificación de imágenes en un contexto espacial. La premisa es que el resultado de la clasificación de un píxel puede variar cuando se analiza aisladamente o cuando se consideran también sus vecinos. Además, cuando se analizan imágenes satelitales de alta resolución espacial, donde cada píxel hace referencia a una parte de un objeto, el tratamiento basado en solo un píxel pierde validez. [8].

Se asume que la información de textura en una imagen esta contenida en la relación espacial que los tonos de grises que tienen entre ellos. Esas relaciones están especificadas en la matriz de co-ocurrencia espacial (o de niveles de grises) que son computarizadas en una dirección específica entre los píxeles vecinos dentro de una ventana móvil dentro de la imagen. [8]. Para un mejor entendimiento de este método se explica detalladamente en el capítulo N° 2 como a través de una matriz de co-ocurrencia se obtienen índices de textura.

1.4. Objetivos y alcances del tema.

Se estudian los índices de Homogeneidad, Contraste, Disimilaridad, Media, Desviación Estándar, Entropía y Energía, todos ellos de detección de textura a partir de la matriz de co-ocurrencia más el índice de Rugosidad en diferentes imágenes, de prueba y reales, ambas en tonos de grises en una escala de 0 a 255. Estos índices trabajados a partir de un análisis estadístico pretenden entregar la segmentación de estas imágenes. Se obtendrá como resultado la capacidad de segmentar y determinar la eficiencia computacional como modo de índice de calidad.

1.5. Metodología

1.5.1 Procedimiento

Para lograr el objetivo de esta memoria se debieron estudiar las diferentes formas de segmentación por textura para luego optar por la matriz de co-ocurrencia. La matriz de co-ocurrencia entrega índices de texturas los cuales fueron analizados a través del software de procesamiento Matlab 6.5. Se consideraron los índices de: Homogeneidad, Contraste, Disimilaridad, Media, Desviación Estándar, Entropía y Energía. Finalmente se consideró un último índice, el índice de rugosidad el cual no puede ser tratado con la matriz de co-ocurrencia por tratarse de un índice que se obtiene directamente de la imagen. Para la

clasificación de todas las imágenes se obtuvo un índice patrón a partir de imágenes ya clasificadas como suaves o toscas.

Los resultados obtenidos serán mostrados a través de imágenes segmentadas, donde cada clase representa una textura ya sea suave o tosca.

1.5.2 Estructura del informe

En el capítulo N° 2 se entrega el concepto de una matriz de co-ocurrencia, cómo se obtiene y cuales son sus resultados para obtener de ellos los parámetros estadísticos que permiten hacer el análisis de textura a las imágenes. Inicialmente se pensó en dos capítulos separando en otro, aquellos índices más complejos, finalmente se optó por dejar uno sólo debido a que todos los índices derivan del mismo método inicial, la matriz de co-ocurrencia. Además se muestra la definición del índice de rugosidad, trabajado directamente de la imagen cruda como otra forma de obtener un índice de textura.

En el capítulo N° 3 se inicia la generación de imágenes de prueba, se realizan tanto pruebas en imágenes generadas artificialmente como en imágenes reales. Las imágenes de prueba corresponde a aquellas creadas con la intención de observar como se comporta el algoritmo, si éste es capaz de segmentar tanto en imágenes que tengan tanto primitivas o *texel* grandes como pequeñas. Además se realiza una justificación de por qué se utilizan imágenes en formato .bmp y no en otro como .jpg sin compresión. Otro punto tratado en este capítulo es cuál es el tamaño de la ventana que se debe usar en el procesamiento de imágenes a través de la matriz de co-ocurrencia.

En el capítulo N° 4 se entrega el banco de imágenes reales a las cuales se les aplican los algoritmos y se explica la forma en cómo se obtuvieron.

El capítulo N° 5 tiene por objetivo entregar un análisis comparativo de los algoritmos para lo cual entra en más detalle cómo se comportan estos algoritmos y cuales son los que entrega. Se entregan los primeros resultados, todos los índices obtenidos en el

procesamiento y cuales son posibles de combinar para potenciar su poder de segmentación. Además se habla de su tiempo de procesamiento.

El capítulo N° 6 entrega una pequeña clasificación temática por textura. Aunque la finalidad del presente trabajo no es clasificar, se utilizan imágenes patrones obtenidas a través de una cámara digital para obtener imágenes suaves y toscas de la vida real, éstas se procesan y entrégale comportamiento de los algoritmos.

El capítulo N° 7 muestra las conclusiones y observaciones obtenidas a lo largo del trabajo.

Finalmente el Anexo que cuenta con dos partes. La primera, llamada Anexo A, entrega una breve reseña de las imágenes SAR, qué son, cuál es su formato y las ventajas de utilizarlas en el campo del procesamiento de imágenes. La segunda parte, Anexo B, muestra todos los datos obtenidos del procesamiento de las imágenes, separándolas según su origen, es decir, si son reales o artificiales.

1.6. Herramientas de desarrollo

Para la correcta realización de este trabajo se ha utilizado un conjunto de herramientas tanto de hardware como de software.

Las herramientas de hardware corresponden a un computador personal Intel (R) Pentium (R) M, procesador 1.50 GHz, 512 RAM, condiciones básicas deseables para el procesamiento de las imágenes. Las herramientas de software corresponden básicamente a Windows XP, Microsoft Word XP, MATLAB 6.5 y Paint Shop Pro 7.0.

Además, para obtener ciertas imágenes necesarias para la prueba de los algoritmos se necesitó de una cámara digital, en este caso una cámara Nikon modelo Coolpix 2100, 2.0 megapíxeles.

Capítulo N° 2: Análisis a través de parámetros estadísticos

El histograma proporciona información sobre los niveles de gris de una región pero no indica cómo están distribuidos en el espacio [9] por lo que es más útil obtener una clasificación o imagen de textura y luego aplicar las técnicas convencionales de segmentación. Por ejemplo, la figura N° 2.1 entrega dos imágenes visualmente diferentes pero sus histogramas no muestran ninguna diferencia.

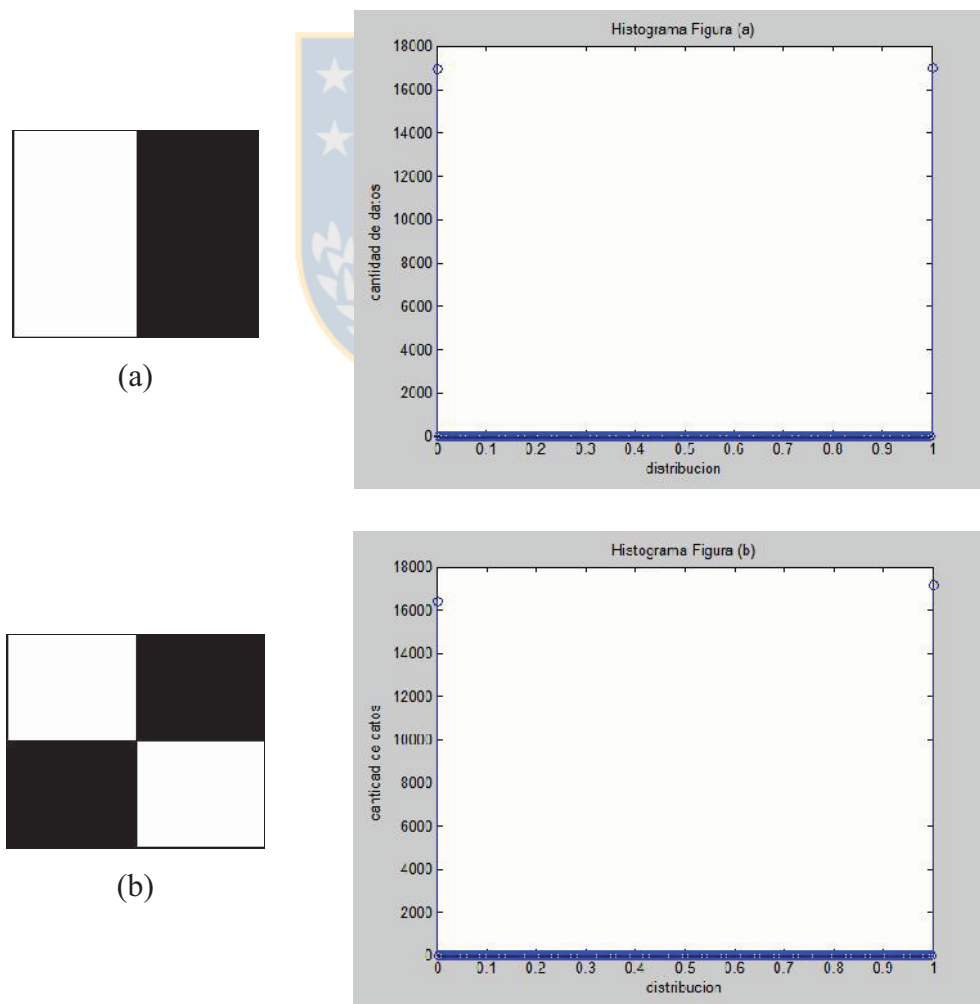


Figura N ° 2.1: Dos imágenes distintas con igual histograma.

El capítulo N° 1 nombra a la matriz de co-ocurrencia como solución a este problema. La matriz de co-ocurrencia mide la cantidad de píxeles que se encuentran a una determinada distancia, los cuales tienen el mismo nivel de gris y para cada distancia y orientación se define una matriz.

Los pasos para lograr un entendimiento de esta matriz son:

- Definir la matriz de co-ocurrencia
- Construir una matriz de co-ocurrencia para una resolución espacial determinada
- Usar esta matriz para calcular distintas medidas de textura
- Entender como éstos cálculos son utilizados en la construcción de una imagen de textura.

2.1. Concepto de matriz de co-ocurrencia

Cómo se dijo anteriormente, la matriz de co-ocurrencia o GLCM (grey level co-occurrence matrix) describe la frecuencia de un nivel de gris que aparece en una relación espacial específica con otro valor de gris, dentro de un área de una ventana predeterminada. La matriz de co-ocurrencia es un resumen de la forma en que los valores de los píxeles ocurren uno al lado de otro en una pequeña ventana.

Para un mejor entendimiento se realizan una serie de pasos que llevan finalmente a la generación de imágenes de textura:

1. Tamaño de la ventana, que está relacionada con la cantidad de niveles de grises de la imagen de entrada.
2. Componente espacial (la distancia entre píxeles y el ángulo para el cálculo de la matriz de co-ocurrencia).
3. Cálculo de matriz simétrica.
4. Cálculo de matriz de probabilidad.
5. Cálculo de imágenes de textura.

Respecto al tamaño de la ventana, esta debe ser cuadrada y de un número impar de píxeles. El resultado del cálculo es un único valor que representa la ventana completa, el cual es puesto en el lugar del píxel central. Luego, la ventana se mueve un píxel y el cálculo se repite para la nueva matriz de co-ocurrencia colocando este nuevo valor en la posición central de esta nueva ventana. De este modo se construye la nueva imagen con valores de relación entre píxeles. La figura N° 2.2 indica como son ubicados los valores.

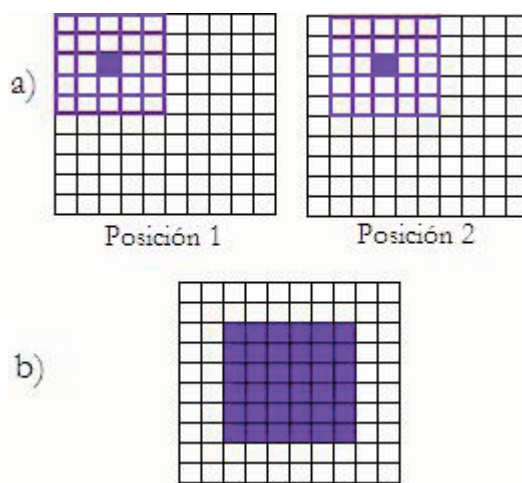


Figura N° 2.2: En a) se muestra una imagen con su respectiva ventana móvil de 5x5 en dos posiciones y el píxel central que recibe el resultado. En b) se muestra el resultado de toda la operación.

Por otra parte, el tamaño relativo de la ventana y de los objetos en la imagen determina la utilidad de esta medida para la clasificación. Es recomendable que la ventana sea menor que el objeto y lo suficientemente grande como para capturar la variabilidad del mismo. Por ejemplo, en una imagen satelital de un bosque la textura está determinada por las luces y sombras de las copas. Una ventana con el tamaño de un solo árbol no medirá la textura del bosque. Otra ventana cubriendo todo el bosque y los campos vecinos a él, tampoco medirá la textura del mismo.

La relación espacial entre el píxel de referencia y su vecino puede ser en cualquiera de las 8 direcciones (N, S, E, O y las 4 diagonales), pero solo se toman cuatro, ya que la N es opuesta a la S y en vez de contarlas separadamente hay formas más sencillas de medirlas (matriz simétrica, que más adelante se detalla). Cuando se habla de una relación

“espacialmente invariante” se eligen las cuatro direcciones N, NE, E y SE y se promedian. Esto también se expresa respectivamente como 0° , 45° , 90° y 135° y se ve en la figura N° 2.3

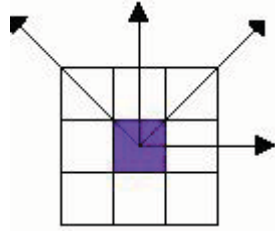


Figura N° 2.3: Un píxel central con sus respectivos ocho vecinos.

Matemáticamente estas direcciones se escriben como:

$$P_{0^\circ,d}(n_1, n_2) = |\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in I, I(x_1, y_1) = n_1 \wedge I(x_2, y_2) = n_2 \quad x_1 - x_2 = 0 \wedge |y_1 - y_2| = d\}|$$

$$P_{45^\circ,d}(n_1, n_2) = |\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in I, I(x_1, y_1) = n_1 \wedge I(x_2, y_2) = n_2 \\ [x_1 - x_2 = d \wedge y_1 - y_2 = -d] \vee [x_1 - x_2 = d \wedge y_1 - y_2 = d]\}|$$

$$P_{90^\circ,d}(n_1, n_2) = |\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in I, I(x_1, y_1) = n_1 \wedge I(x_2, y_2) = n_2 \\ |x_1 - x_2| = d \wedge y_1 - y_2 = 0\}|$$

$$P_{135^\circ,d}(n_1, n_2) = |\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in I, I(x_1, y_1) = n_1 \wedge I(x_2, y_2) = n_2 \\ [x_1 - x_2 = d \wedge y_1 - y_2 = d] \vee [x_1 - x_2 = -d \wedge y_1 - y_2 = -d]\}|$$

2.2. Cálculo de la Matriz de Co-ocurrencia

La matriz de co-ocurrencia es una tabla que indica como están relacionadas las distintas combinaciones de los valores de brillo de los píxeles (niveles de grises) que ocurren en la imagen por lo que la matriz de co-ocurrencia tendrá dimensiones de $N \times N$ si existen N niveles de grises. Para una imagen de 256 niveles de grises se tendrá una matriz de co-ocurrencia de 256×256 para cada dirección y ventana. La figura N° 2.4 se considera una imagen de prueba donde los valores corresponden a los valores de grises. La imagen tiene cuatro niveles de grises (0, 1, 2, 3) por lo tanto se obtendrá una matriz de co-ocurrencia de 4×4 .

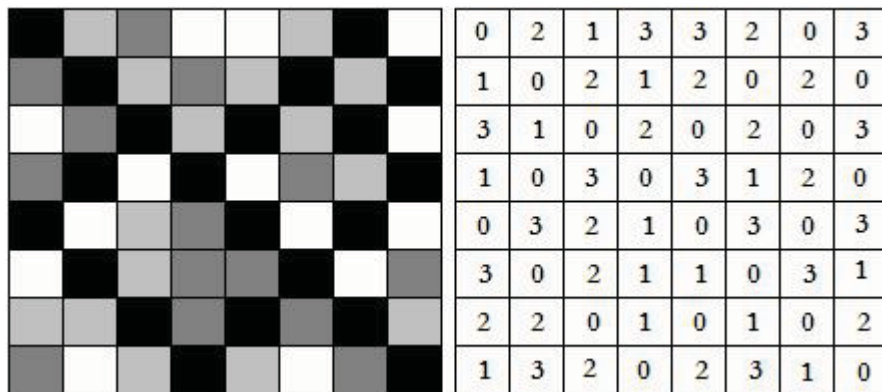


Figura N° 2.4: Imagen Original

La matriz de co-ocurrencia considera la relación espacial entre dos píxeles, llamados píxeles de referencia y píxel vecino. Por ejemplo, si se escoge el píxel vecino que esta situado a la derecha de cada píxel de referencia, este se expresa como (1,0): 1 será el píxel en la dirección x y 0 será un píxel en la dirección y . Así, cada píxel en la ventana se convierte en el píxel de referencia empezando por el ubicado arriba a la izquierda y finalizando abajo a la derecha. Se observa que los píxeles ubicados en el margen derecho de la imagen original no tienen vecino a la derecha por lo tanto no son usados en el cómputo.

Así, se pueden utilizar las diferentes relaciones entre píxeles:

- (1,0) ó 0° un píxel a la derecha
- (1,1) ó 45° un píxel a la derecha y un píxel arriba
- (0,1) ó 90° un píxel arriba.
- (-1,1) ó 135° un píxel a la izquierda y un píxel arriba

Tomando en cuenta la dirección (1,0) mencionada anteriormente y que el píxel de referencia estará inmediatamente después de su píxel vecino, las posibles combinaciones entre los cuatro niveles de grises están mostrados en la figura N° 2.5.

Pixel Vecino Pixel de Referencia	0	1	2	3
0	(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)
1	(1,0)	(1,1)	(1,2)	(1,3)
2	(2,0)	(2,1)	(2,2)	(2,3)
3	(3,0)	(3,1)	(3,2)	(3,3)

Figura N° 2.5: Combinaciones de niveles de gris.

La matriz anterior se lee como: La primera celda debe ser llenada con la cantidad de veces que ocurre la combinación (0,0), es decir, cuántas veces en el área de la ventana un píxel con valor de gris igual a 0 (píxel vecino), está situado a la derecha de otro píxel con valor 0 (píxel de referencia). Por lo tanto, existen diferentes matrices de co-ocurrencia para cada relación espacial según se considere el vecino de arriba, al lado o en diagonal.

De lo anterior resulta una matriz de la forma indicada en la figura N° 2.6,

0	2	8	8
8	1	2	2
8	4	1	1
3	4	3	1

Figura N° 2.6: Resultado de la relación espacial entre los píxeles.

2.3. Normalización de la matriz

La matriz mostrada en la figura N° 2.6 tiene cada píxel vecino en su respectiva derecha. Si el cálculo se realiza solo de este modo, usando la dirección (1,0), entonces el número de veces que aparece la combinación (2,3) no es el mismo que la combinación (3,2), por lo tanto la matriz no es simétrica. La simetría es necesaria para el cálculo de texturas. De la matriz anterior se obtiene como matriz simétrica la mostrada en la figura N° 2.7.

0	10	16	11
10	2	6	6
16	6	2	4
11	6	4	2

Figura N° 2.7: Matriz simétrica de co-ocurrencia.

Una vez obtenida la matriz simétrica a través de su matriz transpuesta, el paso siguiente es expresar esta matriz como probabilidad. (Ver figura N° 2.8).

0	0.089	0.142	0.098
0.089	0.017	0.053	0.053
0.142	0.053	0.017	0.035
0.098	0.053	0.035	0.017

Figura N° 2.8: Matriz de Probabilidad.

Se asume que toda la información esta contenida en la matriz de dependencia espacial desarrollada para las cuatro direcciones mostradas en la figura N° 2.3. En general, cuanto mayor es el número de la diagonal en la matriz de co-ocurrencia, mas homogénea es la textura en esa parte de la imagen que está siendo analizada. Entonces, los elementos de la diagonal representan pares de píxeles que no tienen diferencias en su nivel de gris. Si estos

elementos tienen altas probabilidades, entonces la imagen no muestra mucho contraste, la mayoría de los píxeles son idénticos a sus vecinos. Sumando los valores de la diagonal se obtiene la probabilidad de que un píxel tenga el mismo nivel de gris que su vecino. Además, las líneas paralelas a la diagonal separadas una celda, representan los pares de píxeles con una diferencia de 1 nivel de gris, por lo que a medida que se aleja de la diagonal la diferencia entre los niveles de grises es mayor. Sumando los valores de estas diagonales paralelas se obtiene la probabilidad de que un píxel tenga 1, 2, 3, etc. niveles de grises de diferencia con su vecino.

2.4. Medidas Estadísticas de la Textura

- **Homogeneidad:** Una imagen resulta homogénea si los valores de la diagonal principal de la matriz de co-ocurrencia son altos, esto porque al observar la ecuación de homogeneidad los valores de probabilidad en la matriz son mayores en la diagonal principal y su peso decae exponencialmente al alejarse de la diagonal.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (2.1)$$

- **Contraste:** Este concepto es totalmente opuesto a la homogeneidad donde el contraste tendrá un valor alto si los valores altos están concentrados lejos de la diagonal principal y el peso de la probabilidad aumenta pero en forma cuadrática.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \cdot (i - j)^2 \quad (2.2)$$

- **Disimilaridad:** Es similar al contraste, un alto contraste indica un valor alto de disimilaridad, la diferencia está en que su peso se incrementa linealmente.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \cdot |i - j| \quad (2.3)$$

- **Media:** A diferencia de la media aritmética, ésta media corresponde a la frecuencia de que un píxel vecino esté en una combinación con un píxel de referencia.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j} \quad (2.4)$$

- **Desviación Standard:** Es una medida de dispersión de los niveles de gris en la ventana y ésta responde a la pregunta ¿Cuánto se apartan los datos de su media? Para responder esta pregunta primero se debe calcular la varianza que representa la media, calculada anteriormente, de las desviaciones elevadas al cuadrado. Una vez calculada la varianza se puede obtener la desviación estándar que corresponde a la raíz cuadrada positiva de la varianza. Los valores tanto para i como para j son iguales debido a que la matriz con que se trabajan los índices es simétrica.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \cdot (i - \mu_i)^2 \quad (2.5.a)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \cdot (i - \mu_j)^2 \quad (2.5.b)$$

- **Entropía:** La entropía se utiliza en medidas aleatorias (random) de los elementos de una matriz, que para este caso será una imagen. Es la entropía la encargada de medir precisamente la aleatoriedad de los píxeles en la matriz de co-ocurrencia. Esta idea fue presentada por Shannon, matemático Norteamericano, en su artículo de 1948 *A Mathematical Theory of Communication* ("Una Teoría Matemática de la Comunicación"). [10]

Shannon ofrece una definición de entropía que satisface las siguientes afirmaciones:

1. La medida de información debe ser proporcional (continua). Es decir, un pequeño cambio en una de las probabilidades de aparición de uno de los elementos de la señal (imagen para este caso) debe cambiar poco la entropía. Por lo que se espera que una imagen suave tenga una baja entropía y una alta entropía será para imágenes toscas.
2. Si todos los elementos de la señal (imagen) son equiprobables a la hora de aparecer, entonces, la entropía será máxima.

En resumen, cuando todos los elementos de una matriz son totalmente random, la entropía tendrá valores altos, por lo tanto, una imagen homogénea tendrá baja entropía siendo esta clasificada como tosca.

$$\sum_{i,j}^{N-1} -P_{i,j} \ln(P_{i,j}) \quad (2.6)$$

Se asume que $0 * \ln(0) = 0$.

Entre mas pequeños sean los valores de $P_{i,j}$, la ocurrencia de esa combinación de píxeles es menos común.

- **Energía:** Los valores de la matriz de co-ocurrencia son de probabilidades por lo que la ecuación de energía lo que hace es maximizar los valores grandes y minimizar los valores mas pequeños.

$$\sum_{i,j}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (2.7)$$

- **Índice de rugosidad:** Este parámetro obtenido de [11] será estudiado para ver si es un buen indicador de textura. A diferencia de los demás índices, éste no se puede determinar a partir de la matriz de co-ocurrencia, porque sería procesar una imagen ya procesada, por lo cual lo que se realiza es una comparación con la imagen original, no con la matriz de co-ocurrencia. En la ecuación (2.8) la expresión $\| I \|_1$ representa la norma 1 de la imagen original I, * es la convolución discreta, $h_1 = \delta_{i-1,j} - \delta_{i,j}$ y $h_2 = \delta_{i,j-1} - \delta_{i,j}$ donde $\delta_{i,j}$ es el delta de Kronecker .

$$\rho(I) = \frac{\|h_1 * I\|_1 + \|h_2 * I\|_1}{\|I\|_1} \quad (2.8)$$

Capítulo N° 3: Generación de imágenes de prueba.

3.1. Generación de imagen de prueba

Para la generación de imágenes de prueba se consideran aquellas creadas artificialmente.

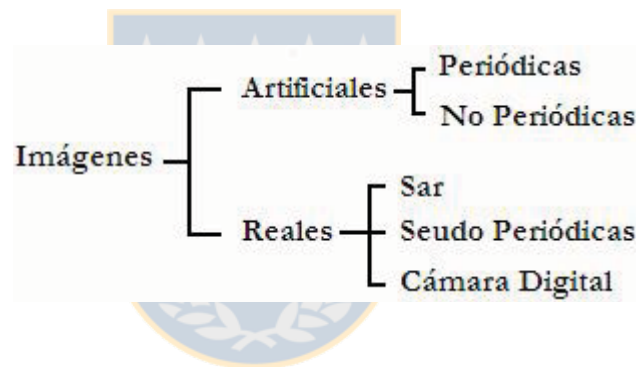


Figura N° 3.1: Clasificación de imágenes trabajadas

La segmentación consiste en dividir una imagen digital en regiones o entidades significativas, esto es, tomar las partes o segmentos que se puedan considerar como unidades homogéneas relevantes con respecto a una o más características.

Sea R la región que incluye la imagen completa, se puede definir la segmentación como un proceso que divide a R en k subregiones o subconjuntos no vacíos $R_1, R_2, R_3, \dots, R_k$, cumpliéndose que [9]:

$$a) \bigcup_{i=1}^n R_i = R$$

b) R_i es una región conexa, para $i = 1, 2, \dots, n$.

- c) $R_i \cap R_j = \phi$ para todo i y j , $i \neq j$.
- d) $P(R_i) = \text{verdadero}$ para $i = 1, 2, \dots, n$ y
- e) $P(R_i \cup R_j) = \text{falso}$ para $i \neq j$

donde $P(R_i)$ es un predicado lógico sobre los puntos del conjunto R_i y ϕ es el conjunto vacío.

3.1.1 Imagen digital BMP en tonos de gris

Una imagen es representada en forma digital como una matriz de $M \times N$ elementos. Cada uno de los vértices de la matriz $I(i, j)$ mostrados en la figura N° 3.2 representa un píxel. Cada píxel tiene un valor numérico asociado que representa el valor de intensidad de brillo dentro de la imagen.

El número de bits usados para almacenar la información del nivel de gris de cada píxel define la resolución de la imagen. Usualmente, para almacenar esta información de un píxel se emplea 1 byte (8 bits), esto proporciona capacidad de almacenar hasta 256 valores o niveles de gris, donde el valor 0 corresponde al más oscuro (negro) y el 255 para el más claro (blanco).

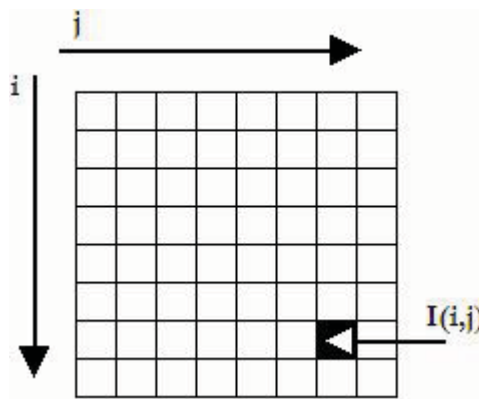


Figura N° 3.2: Representación de una imagen digital.

En la generación de imágenes de prueba se considera un importante parámetro a la hora de procesar estas imágenes y es el tamaño de la ventana, debido al tiempo de procesamiento que se requieren los métodos.

A continuación en la tabla N° 3.1 se indican los tamaños que tienen las ventanas al considerar distintas áreas de procesamiento.

Tabla N° 3.1: Tamaño de ventanas

5x5 píxeles.	10x10 píxeles	15x15 píxeles	25x25 píxeles
■	■	■	■

Las imágenes BMP están compuestas por tres capas de grises como lo indica la figura N° 3.3 con valores de 0 a 255 y la combinación de éstas forman un solo color (RGB). Para el análisis se considera en forma arbitraria una capa, observando que los resultados son independientes de la capa que se elija.

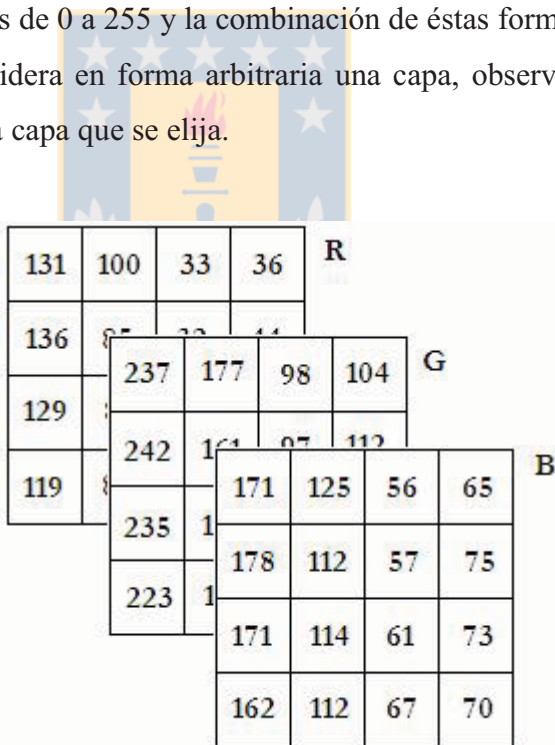


Figura N° 3.3: Tres capas de una imagen en formato BMP.

3.1.2 Calidad de la imagen

Un punto importante de este análisis de textura es la calidad con que se trabaja la imagen. Bien sabido es que una imagen en formato JPG tiene varias ventajas a la hora de compararla en peso junto a una imagen BMP por lo que es la preferida a la hora de generar páginas web, pero esta ventaja no es conveniente en el procesamiento digital de imágenes porque se pierde calidad a medida que se avanza en el procesamiento. Al mirar la figura N° 3.4 se observa la pérdida de calidad en una imagen JPG. Es importante señalar que esta pérdida de calidad ocurre cuando las imágenes son comprimidas con pérdidas, porque actualmente existen formas de compresión sin pérdida.

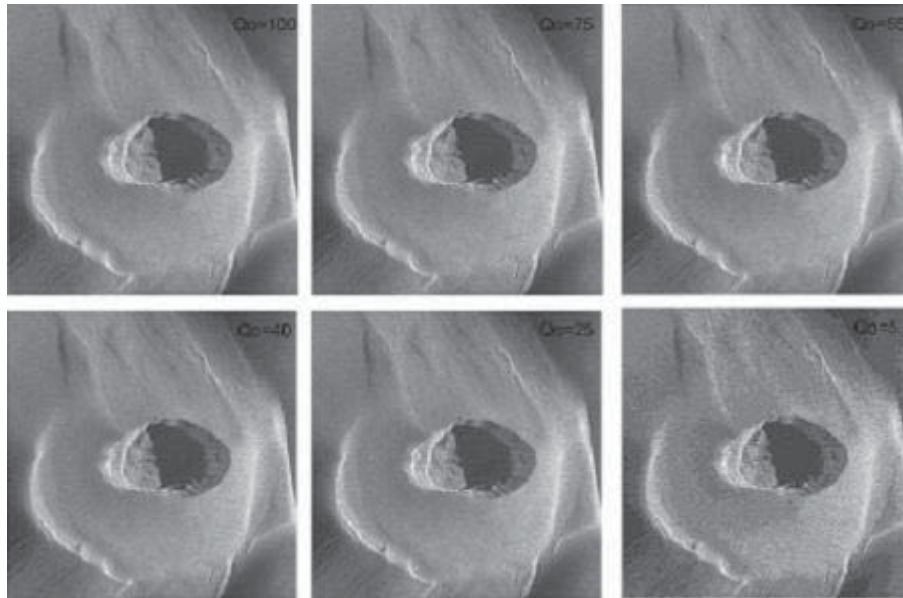


Figura N° 3.4: Pérdida de calidad en la imagen en formato JPG.

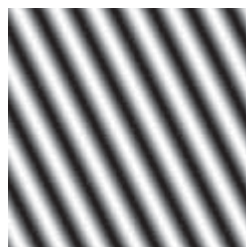
Otra forma de ver esta pérdida de información es correr los algoritmos de procesamiento estudiados en esta memoria y ver en la tabla N° 3.2. La comparación se realiza con el promedio de los índices obtenidos en las imágenes mostrados en color rojo. Estos indican los valores que se tienen de la imagen si realizan ningún tipo de pérdida de calidad a la cual se le denomina “calidad 100”, los demás valores son obtenidos al comprimir la imagen con un 75% de calidad original y así sucesivamente hasta llegar a una calidad de un sólo 5%.

Tabla N° 3.2: Promedio de índices

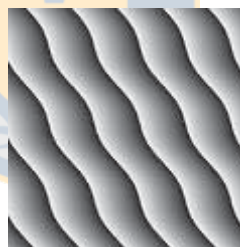
	Promedio						
	Homogeneidad	Contraste	Disimilaridad	Media	Varianza	Entropía	Energía
Calidad 100	0.0664	335.1562	14.3759	110.2186	18.0519	3.6428	0.0267
Calidad 75	0.0595	415.2704	16.0650	110.1694	19.4779	3.6529	0.0263
Calidad 55	0.0413	783.0954	22.1231	110.2791	25.2168	3.6650	0.0259
Calidad 40	0.0927	170.6507	10.1457	110.4293	14.5037	3.6356	0.0269
Calidad 25	0.0869	270.9787	12.5929	109.7280	16.9964	3.6458	0.0266
Calidad 5	0.5233	86.8664	5.4549	107.1580	5.7299	1.3245	0.4776

3.2. *Imágenes Artificiales Periódicas*

Las características de estas imágenes, a parte de ser periódicas, es que muestran diferentes tamaños de primitivas y de direccionalidad. Se espera ver el comportamiento de los algoritmos frente a estas características, si puede segmentar imágenes periódicas.



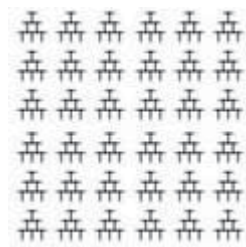
a) Imagen AP_I



b) Imagen AP_II



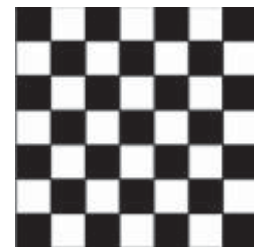
c) Imagen AP_III



d) Imagen AP_IV



e) Imagen AP_V

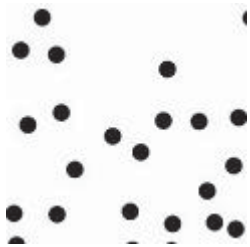


f) Imagen AP_VI

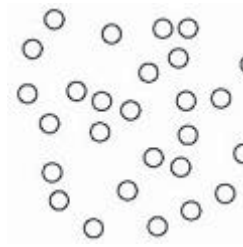
Figura N° 3.5: Imágenes Artificiales Periódicas

3.3. *Imágenes Artificiales No Periódicas*

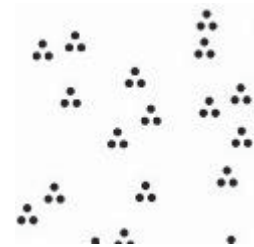
Al igual que en las imágenes periódicas, la idea es someter a los algoritmos a diversas situaciones y observar en cuales hay mejor segmentación.



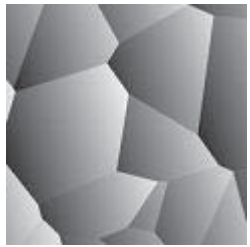
a) Imagen ANP_I



b) Imagen ANP_II



c) Imagen ANP_III



d) Imagen ANP_IV

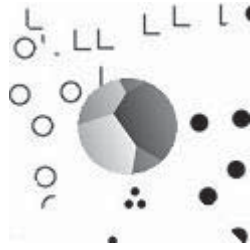


d) Imagen ANP_V

Figura N° 3.6: Imágenes Artificiales No Periódicas

3.4. *Mosaico de imágenes de prueba*

Los mosaicos son generados a partir de las imágenes de prueba y consisten en la unión de todas las imágenes para formar una sola como lo muestra la figura N° 3.7. La idea es determinar la eficiencia de discriminación de los algoritmos.



a) No Periódicas



b) Periódicas

Figura N° 3.7: Mosaico de imágenes artificiales.

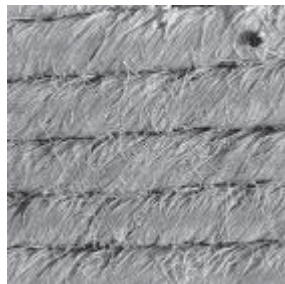


Capítulo N° 4: Banco de imágenes reales.

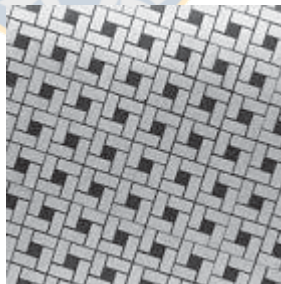
Para obtener un banco de imágenes reales se consideraron dos tipos de imágenes. Las primeras fueron obtenidas a través de una cámara digital y un segundo banco de imágenes que corresponde a imágenes SAR en formato .bmp

4.1. *Imágenes reales pseudo-periódicas*

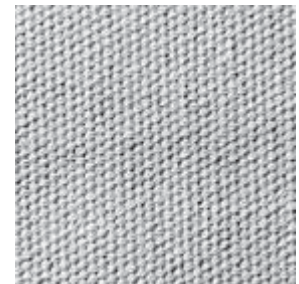
En la vida real no existen imágenes totalmente periódicas por lo que les denomina pseudo-periódicas. Estas imagen están sacadas de los diferentes materiales que encontramos a nuestro alrededor, tales como, paja, cerámica, tejidos, mimbre, etc. A continuación, en la figura N° 4.1 se indican seis imágenes con diferente textura.



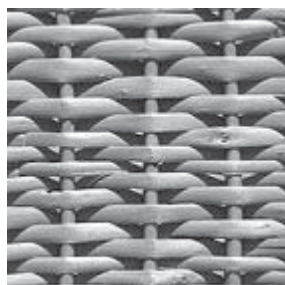
a) Imagen RSP_I



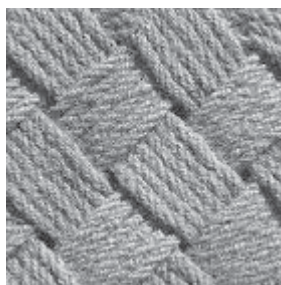
b) Imagen RSP_II



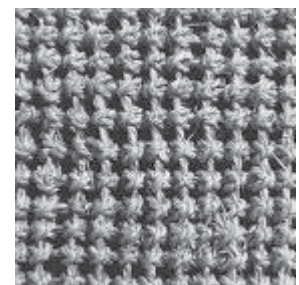
c) Imagen RSP_III



d) Imagen RSP_IV



e) Imagen RSP_V



f) Imagen RSP_VI

Figura N° 4.1: Imágenes Seudo Periódicas

4.2. *Imágenes de cámara digital*

En la generación de éstas imágenes se consideraron tres modelos: dos texturas suaves, llamadas suave1 y suave2 y una textura gruesa o tosca llamada gruesa. Para generar estas imágenes se tomaron fotografías con una cámara digital Nikon a 20 [cm] de la muestra, sin exposición del lente, en un día soleado y tomadas entre las 15.30 hrs y las 16.00 hrs, las suaves a una tela de felpa y para las gruesas a papel de lija.

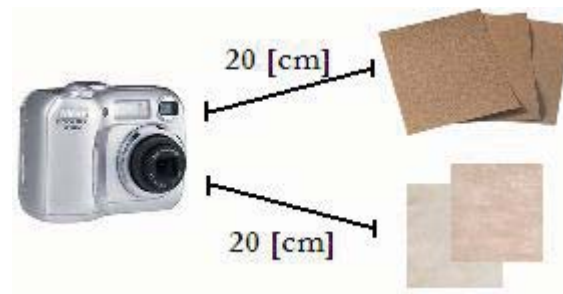
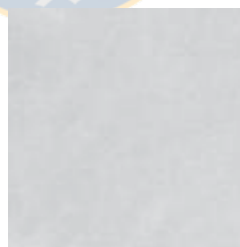


Figura N° 4.2: Medida de imágenes de muestra.

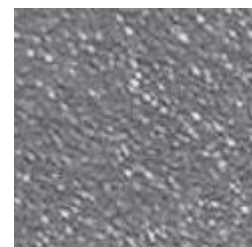
Las imágenes obtenidas se muestran a continuación



a) Suave1



b) Suave2



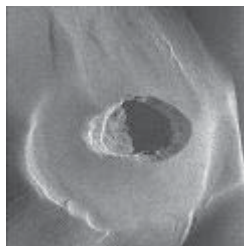
c) Lija2

Figura N° 4.3: Imágenes cámara digital

4.3. *Imágenes SAR*

Las imágenes SAR (Synthetic Aperture Radar) son imágenes de radar, sensores que trabajan con las microondas del espectro electromagnético y tienen la ventaja de ser un sensor activo, es decir, sensor provee su propia fuente de energía para iluminar la superficie que se estudia, a diferencia de los llamados sensores pasivos que operan en el visible e infrarrojo utilizando como fuente de energía al sol. (ver Anexo A).

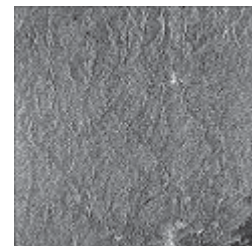
Se escogieron 5 imágenes en formato .bmp las cuales tienen la característica de tener variadas texturas a simple vista. Será interesante ver cómo segmentan los algoritmos vistos anteriormente.



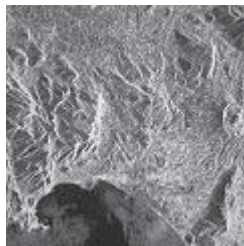
a) Imagen SAR_1



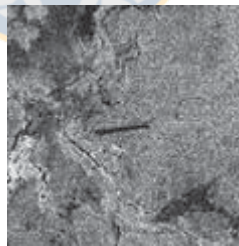
b) Imagen SAR_2



c) Imagen SAR_3



d) Imagen SAR_4

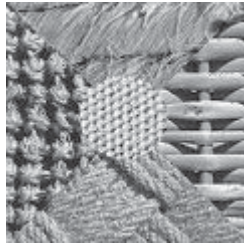


e) Imagen SAR_5

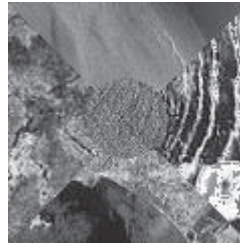
Figura N° 4.4: Imágenes SAR

4.4. *Mosaico de imágenes de prueba*

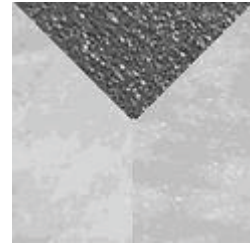
Al igual que en los mosaicos con imágenes artificiales, se reunieron todas las imágenes anteriores según clasificación, para ver como se comportan los algoritmos.



a) Seudo Periódicas



b) Sar



c) Cámara Digital

Figura N° 4.5: Mosaicos de imágenes reales



Capítulo N° 5: Análisis comparativo de algoritmos.

A continuación, a partir de las imágenes y resultados mostrados en el Anexo B se hacen los análisis sobre qué índice entrega una mejor segmentación y cuales son posibles de combinar para que se potencien entre ellos.

5.1. *Con respecto a la Homogeneidad.*

Una imagen se dirá homogénea si todos los píxeles tienen el mismo valor. Si esto ocurre la matriz de co-ocurrencia tendrá un solo valor igual a uno (1) en su diagonal principal y dará como resultado un índice de homogeneidad igual a uno (1), que corresponde al máximo valor que podría tener. El caso contrario es que la imagen tenga todos los valores de píxeles diferentes, entonces se obtendría una matriz de co-ocurrencia con valores nulos y el valor del índice de homogeneidad será cero. Se dirá que si los valores son próximos a uno (1) entonces es una imagen suave y los que son cercanos a cero o nulo entonces se dirá que al no tener homogeneidad es una imagen tosca.

Al observar los resultados mostrados en el Anexo B se ve que este índice no es bueno para segmentar porque no entrega una clara definición de los bordes de las imágenes. Sin embargo, es interesante notar los resultados obtenidos en las imágenes “Cámara digital”, si se observa la tabla N° 5.1 que entrega el promedio de homogeneidad de las imágenes se puede apreciar la diferencia entre una imagen denominada suave y una denominada lija para el caso de un elemento tosco.

Tabla N° 5.1: Promedios de Homogeneidad en imágenes “cámara digital”

	Reales	
	Suave	Lija
Promedio_H	0.5832	0.1365

Es claro que esta información es de gran utilidad si se desea clasificar la imagen en clases a través de su textura.

5.2. *Con respecto al Contraste*

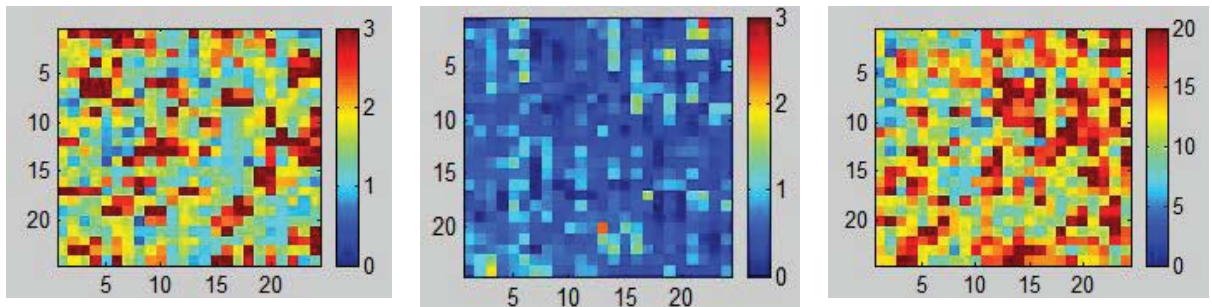
El contraste entrega valores altos cuando existen grandes diferencias entre el valor del píxel de referencia y sus vecinos. Si todos los valores de la imagen fuesen iguales el contraste sería nulo y el máximo valor dependerá de la cantidad de niveles de grises que tenga la imagen, en este caso y observando la ecuación de contraste el valor es de 65.025. Al contrario de la homogeneidad se dirá que una imagen es suave si su contraste es bajo y si es alto se dirá que es una imagen tosca.

Tabla N° 5.2: Promedios de Contraste en imágenes “cámara digital”

	Reales		
	Suave1	Suave2	Lija1
Promedio_C	8.8912	0.9047	327.1871

La tabla N° 5.2 entrega los valores promedios de las imágenes reales cuya diferencia se puede considerar como la diferencia en contraste de una imagen suave de una tosca. Al observar el rango de datos (Anexo B) obtenidos en estas imágenes se ve que la imagen N° I.1 (Suave1) tiene valores en el rango de [0.5 162.5] pero su promedio es de 8.89, la imagen N° I.2 (Suave2) su rango es de [0 10.5] y su promedio es de 0.90, lo mismo ocurre con la imagen N° I.3 (Lija1) su mínimo y máximo valor es [16.1 1619.3] respectivamente el promedio de sus datos es 327.18. Es decir, algunos valores que no corresponden a la media de valores de la imagen, estos pueden ser fácilmente obviados a la hora de segmentar la imagen. Las nuevas imágenes obtenidas se muestran en la figura N° 5.1.

disimilaridad tiene valores que varían entre los [0.5 8.85], la imagen N° I.2 sus valores varían entre [0 2.6] y la imagen N° I.3 tiene sus valores entre [3.21 31.25]. Al incrementar el peso de la diagonal en forma lineal los valores extremos que aparecen en estas imágenes (Anexo B, punto I) difieren en menor grado que en el índice de contraste. Acomodando la paleta de colores se tienen las imágenes mostradas en la figura N° 5.2.



(a) Suave1

(b) Suave2

(c) Lija1 (tosca)

Figura N° 5.2: Nuevas paletas de colores (colorbar) para disimilaridad.

Al igual que el índice de contraste, éste índice entrega una buena diferencia de una imagen que se puede ser clasificada como disímil o no, siendo la primera la mas suave y la segunda clasificación mas tosca.

5.4. Con respecto a la Media

De todos los índices vistos éste entrega la mejor segmentación, es posible distinguir en todas las imágenes la original. La Media, como se mencionó anteriormente, corresponde a la frecuencia con que un píxel vecino se encuentra en combinación con un píxel de referencia y sus valores varían según la cantidad de niveles de gris.

Tabla N° 5.4: Promedios de Media en imágenes “cámara digital”

	Reales		
	Suave1	Suave2	Lija1
Promedio_M	215.2481	215.5913	227.7515

Como segmentador es el mejor porque entrega una mejor división de las zonas (ver anexo B), pero es confuso su valor si se quiere clasificar con él porque los valores promedios entre una imagen suave y otra tosca no presentan mayores diferencias.

5.5. Con respecto a la Desviación Estándar

Para conocer con detalle un conjunto de datos, no basta con conocer las medidas de tendencia central, sino que se necesita conocer también la desviación que representan los píxeles en su distribución. Esta desviación corresponde a la de los niveles de gris de la ventana de 5x5.

Se considera a la desviación estándar como otra medida de contraste por lo que debiera entregan índices relacionados, es decir, si el contraste es alto la desviación también debiera ser alta. Al ver las imágenes (Anexo B) se determina que sí existe una relación de aumento si el contraste es alto y valores menores de desviación para bajos contrastes. La tabla N° 5.5 entrega un promedio de datos de las desviaciones de las imágenes de prueba.

Tabla N° 5.5: Promedios de Desviación Estándar en imágenes “cámara digital”

	Reales		
	Suave1	Suave2	Lija1
Promedio_DE	3.0029	0.9713	17.8019

En promedio la imagen N° I.1 (Suave1) tiene un valor de 3.0 pero tiene como valor máximo y mínimo [0.74 12.96], la imagen N° I.2 (Suave2) [0 2.9] y un promedio de 0.97 lo que estaría bien a diferencia de la primera imagen donde aparecen píxeles de valores grande que se escapan del promedio y la imagen N° I.3 (Lija1) tiene valores máximos y mínimos de [6.35 35.28] por lo que su promedio parece razonable. Tomando una nueva paleta para la imagen N° I.2 se obtiene la figura N° 5.3.

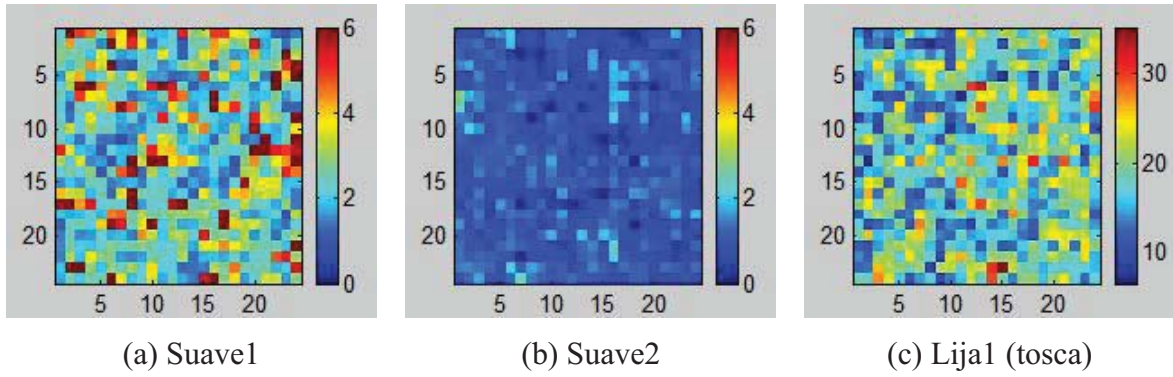


Figura N° 5.3: Nuevas paletas de colores (colorbar) para desviación estándar.

5.6. Con respecto a la Entropía

El concepto básico de entropía en Teoría de la Información tiene relación con la incertidumbre que existe en cualquier experimento, señal aleatoria y en este caso la distribución de los píxeles en la imagen. La tabla N° 5.6 entrega el promedio de las imágenes de prueba y observando el resultado obtenido del procesamiento (Anexo B, punto I) se tiene que los promedios representan bien los valores máximos y mínimos de la entropía.

Tabla N° 5.6: Promedios de Entropía en imágenes “cámara digital”

	Reales		
	Suave1	Suave2	Lija1
Promedio_E	3.1337	1.8875	3.5050

Aquí se presenta el problema de que una de las imágenes suaves (Suave1) presenta un valor bastante similar a la imagen tosca (Lija1), por lo que no se podrá clasificar la imagen bajo este índice.

5.7. *Con respecto a la Energía*

Como se explica en el capítulo N° 2 los valores de la matriz de co-ocurrencia son de probabilidades por lo que la ecuación de energía lo que hace es maximizar los valores grandes y minimizar los valores mas pequeños.

Tabla N° 5.7: Promedios de Energía en imágenes “cámara digital”

	Reales		
	Suave1	Suave2	Lija1
Promedio_En	0.0507	0.2415	0.0341

Al igual que en el índice de entropía, éste no es claro en entregar una clasificación de una imagen suave o tosca. Si se observan las imágenes (Anexo B) se estima que este no es un buen segmentador.

5.8. *Con respecto al índice de rugosidad*

A diferencia de los demás índices, éste índice no se trabajó sobre la matriz de co-ocurrencia, se trabajó directamente sobre la imagen cruda resultando un índice directo para obtener una segmentación y clasificación. El Anexo B entrega los resultados obtenidos de la procesar la imagen a través de este índice. Como segmentador no resultó de gran aporte, el mayor problema se presenta al entregar valores que no entregan mayores diferencias, no es capaz de distinguir los elementos de la imagen.

5.9. *Con respecto al tiempo de procesamiento*

En general, todos los algoritmos utilizados el mismo tiempo de procesamiento. Pero para hacer más eficiente esta variable se realizó el siguiente proceso:

Primero se determinó cuales eran los puntos importantes que se debían manejar en el tiempo de procesamiento y resultaron ser: el tamaño de la ventana de procesamiento y el tamaño de la imagen cruda.

Se determinó que el mejor tiempo se obtiene aplicando al método como entrada una imagen de 60x60 píxeles y utilizando una ventana de 5x5, el problema de este tamaño de imagen es que resulta una matriz de co-ocurrencia muy pequeña de $(60/5) 12 \times 12$ píxeles. Al querer aumentar el tamaño de la imagen cruda ocurre que el aumento del tiempo de procesamiento no es lineal es mas bien exponencial. Es decir, si se trabaja con una imagen en que el tiempo de procesamiento es de 1 minuto, al duplicar su tamaño el tiempo de procesamiento aumenta a 21 minutos. Para solucionar este problema se consideró una gran ventaja que tiene la matriz de co-currencia y es que cada ventana resulta independiente de las demás y es por esto que se optó por trabajar con una imagen cruda de 120x120, pero esta fue tratada en cuatro partes iguales, ver imagen n° 5.4, a partir de ella se obtiene una matriz de índice de 24x24 píxeles.

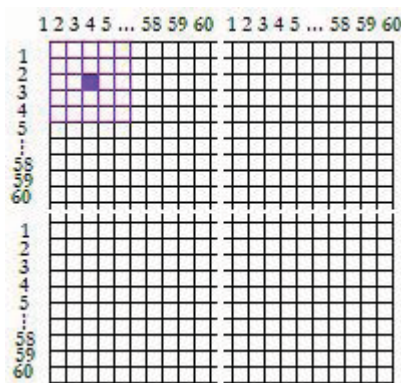


Figura N° 5.4: Optimización del tiempo

Capítulo N° 6: Clasificación temática por textura.

Cómo se mencionó en el primer capítulo, en metodología, este capítulo entrega una clasificación temática por textura utilizando imágenes patrones obtenidas a través de una cámara digital para obtener imágenes suaves y toscas. Estas imágenes patrones se utilizarán para definir dos tipos de clasificación, aquella utilizando las matrices de co-ocurrencia explicadas anteriormente y una segmentación y clasificación a partir de un índice de rugosidad obtenido de una imagen patrón y aplicándolo directamente sobre una imagen cruda. Los resultados obtenidos, se encuentran en el Anexo B.

6.1. *Reconocimiento de patrones*

En el contexto del reconocimiento de patrones un “patrón” es un vector de características que describen a un objeto. Este patrón está hecho de mediciones dentro de un conjunto de características, las cuales pueden ser pensadas como los ejes de un espacio k -dimensional, llamado el espacio de características. El objetivo del reconocimiento de patrones es establecer una relación entre un patrón y una categoría o “clase”. Las características que pueden describir a los objetos son variados, y pueden ser valores de reflectancia o emisiones electromagnéticas obtenidas mediante instrumentos ópticos o radiómetros, valores obtenidos de características de terrenos, tales como altitud o aspecto, valores de intensidad de los píxeles que componen la imagen que representa el objeto dentro de determinado espacio que puede ser de color o grises, o de mediciones obtenidas de imágenes, tales como texturas que es específicamente este caso.

6.2. Método de clasificación de imágenes

El objetivo de este capítulo es establecer una clasificación basándose en la comparación de las imágenes con los patrones. Para lo cual se necesita primero definir las clases y de esa forma obtener patrones que servirán para efectuar una comparación píxel a píxel de la imagen a clasificar, en este caso: Suaves o Toscas. Con esto se obtendrá una clasificación de la imagen completa, la que será segmentada para mostrar gráficamente el resultado. La segmentación y clasificación se realiza mediante la programación en Matlab 6.5. Los resultados obtenidos de este procesamiento se encuentran anexados en Anexo B.

Los patrones que faltaban por definir eran los índices de rugosidad, estos son indicados en la tabla N° 6.1.

Tabla N° 6.1: Promedios de índices

		Reales		
		Suave1	Suave2	Lija1
Prom	Rug	0.3972	0.3979	0.3552

Como existen dos datos de Suave, se agrupan los valores en una sola muestra calculando el promedio que existe entre ambos, teniendo en consideración las observaciones mostradas en el capítulo anterior donde el promedio de ambas imágenes patrones no es representativo debido a las diferencias que presentan entre ellas. La tabla N° 6.2 entrega el promedio de ambas imágenes (Suave) patrones, además entrega la diferencia que existe entre los patrones opuestos (Suave v/s. Lija(Tosco))

Tabla N° 6.2: Promedios de índices

		Reales		
		Suave	Lija1	Diferencia
Prom	Rug	0.3976	0.3552	-0.0423

6.3. Clasificación de imágenes artificiales

Teniendo en cuenta la tabla N° 6.2 se clasifican las imágenes artificiales. Al ver los resultados gráficos que entregan los índices (Anexo B) se determina que la segmentación no es necesaria debido a la alta definición de una imagen artificial.

Para clasificarlas se determinan sus promedios mostrados a continuación en las tablas N° 6.3 para las artificiales no periódicas y N° 6.4 para las artificiales periódicas.

Tabla N° 6.3: Promedios de imágenes Artificiales No Periódicas

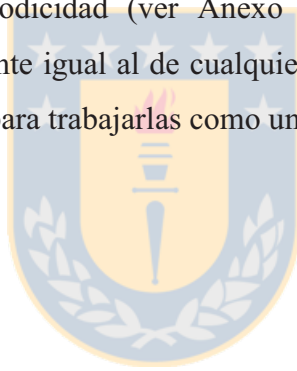
	Promedios Artificiales No Periódicas				
	np_1	np_2	np_3	np_4	np_5
Prom_H	0.8604	0.8036	0.8985	0.1429	0.0789
Prom_C	625.0804	1339.0764	726.8351	368.9422	12333.6580
Prom_D	5.1802	9.6080	4.9478	7.0236	84.7898
Prom_M	239.3023	245.4854	248.1824	122.3490	128.8768
Prom_DE	15.2850	19.8950	13.2479	10.7332	89.0887
Prom_E	0.7238	1.0643	0.5764	3.5756	3.5606
Prom_En	0.7533	0.6429	0.8032	0.0286	0.0317
Rugosidad	0.3981	0.4007	0.3874	0.3751	0.4796

En general es redundante segmentar este tipo de imágenes porque resulta obvia su división de clases, pero a pesar de esto sí es posible clasificarlas como suaves o toscas al fijarse en las imágenes obtenidas (Anexo B, punto IV) del procesamiento a través de la matriz de co-ocurrencia y en su promedio. Por lo que queda: np_3, np_1, np_2, np_4 y np_5.

Tabla N° 6.4: Promedios de imágenes Artificiales Periódicas

	Promedios Artificiales Periódicas					
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6
Prom_H	0.8486	0.9448	0.6367	0.5746	0.0194	0.0332
Prom_C	1614.5278	655.0405	1321.4646	4461.7448	1821.0521	891.7477
Prom_D	11.8672	4.1104	14.6838	26.4185	20.9582	26.7068
Prom_M	114.2463	109.5241	235.3574	57.7436	127.8749	127.2511
Prom_DE	33.0463	9.3627	34.0890	50.4853	30.3221	37.8525
Prom_E	0.6620	0.2219	2.0581	1.8747	3.6708	3.6277
Prom_En	0.7278	0.8781	0.3271	0.3774	0.0256	0.0273
Rugosidad	0	0	0.3851	0	0.3621	0.3087

Al igual que las imágenes artificiales no periódicas estas son bastante obvias, especialmente por su periodicidad (ver Anexo B, punto V). Además, su tiempo de procesamiento es exactamente igual al de cualquier otra imagen por lo que se podría decir que estas imágenes no son para trabajarlas como una imagen de textura.



6.4. Clasificación de imágenes reales

La primera clasificación corresponde a las imágenes reales seudo periódicas. En general se esperaba tener una alta homogeneidad pero resultaron no tenerla, si se observa la tabla N° 6.5 que muestra los promedios de los índices en las imágenes y al comparar estos datos con los obtenidos en las imágenes patrones se puede decir que los datos de las imágenes seudo periódicas tienen una gran diferencia con las imágenes patrón.

Tabla N° 6.5: Promedios de imágenes Reales Seudo Periódicas¹

	Promedios Reales Seudo Periódicas					
	sp_1 (N° II.1)	sp_2 (N° II.2)	sp_3 (N° II.3)	sp_4 (N° II.4)	sp_5 (N° II.5)	sp_6 (N° II.6)
Prom_H	0.0370	0.0620	0.0215	0.1364	0.0295	0.0353
Prom_C	1389.6573	3145.3351	3618.1677	740.3457	1770.6797	2952.6740
Prom_D	28.7485	36.9128	47.7233	14.5208	32.9729	40.1835
Prom_M	127.6701	139.5726	170.8182	124.1323	131.0225	110.6113
Prom_DE	28.3754	50.0468	48.4777	45.1825	35.8644	50.2165
Prom_E	3.6665	3.6495	3.6782	3.6054	3.6722	3.6689
Prom_En	0.0258	0.0264	0.0254	0.0281	0.0256	0.0257
Rugosidad	0.3745	0.3660	0.3268	0.3884	0.3949	0.3784

Ahora, si se analiza cada imagen se obtendrá más información de la clasificación. La imagen sp_1 tiene un promedio de homogeneidad de 0.0370 pero sus valores máximos y mínimos varían entre [0.0014 0.1945] esto significa que hay valores muy altos en comparación con la media que no se repiten mucho. Lo mismo ocurre con los demás índices e imágenes, sus valores promedios difieren mucho del valor máximo, por lo que podría ser conveniente hacer un cambio de escala en los índices de: homogeneidad, contraste, disimilaridad, desviación estándar y energía. El problema de un cambio de escala en este punto es que se pierden los detalles de la imagen, que son los que producen la segmentación y consecuentemente la clasificación. La imagen sp_1 tiene el detalle de un

¹ El número que aparece entre paréntesis corresponde al número asignado en el Anexo B, punto II.

punto negro sobre la esquina superior derecha que varios índices no logran ver, a pesar de ocupar un espacio aproximado de 15x15 píxeles los algoritmos debieran ser capaces de identificar ese cambio en el contraste de grises, lo mismo ocurre con las líneas del tejido que no resultan evidentes en las imágenes resultantes del procesamiento. A pesar de estos problemas la imagen puede caer dentro de una imagen tosca basándose en la baja homogeneidad y el alto contraste que entrega la imagen.

Las imágenes siguientes sp_2 y sp_3 muestran en su homogeneidad muy bajos valores y muy altos contrastes por lo que se puede clasificar rápidamente como tosca. Si se tienen en cuanta los valores de estas imágenes, se puede considerar la imagen sp_4 como una imagen suave debido a que su valor de homogeneidad resulta el más alto y más cercano a la imagen patrón de suave, lo mismo ocurre con su contraste y disimilaridad. La rugosidad de esta imagen es más alta en comparación a las ya vista y cercana al patrón suave.

La imagen sp_5 presentó una buena segmentación en la mayoría de los índices, la diferencia que existe entre los valores de una imagen para un índice en particular resultar tener mayores diferencias por lo que los valores promedios no resultan muy representativos, en este caso es más conveniente mirar el valor promedio por cada zona segmentada y cada una de esas zonas asignarles una clasificación. A pesar de ser la misma tela se presentaron diferentes segmentos debido a la dirección en que se encontraban las primitivas más grandes.

La imagen sp_6 es un tejido con orificios que son llenados con sombras que aparecen como píxeles oscuros o negros dentro de la imagen. El tamaño de cada nudo del tejido en comparación con las sombras, son relativamente iguales y no se encuentran separados entre sí. El tamaño de la ventana de 5x5 píxeles resultó no ser eficiente para esta imagen en particular debido a que sus diferentes zonas son muy pequeñas.

La tabla N° 6.6 entrega los promedios de las imágenes SAR. Estas imágenes presentan en su mayoría una gran cantidad de tierra, por lo que no deberían presentar mayores diferencias en cuanto a clasificación de textura.

La imagen sar_1, como se vio en el capítulo anterior presenta en general una excelente segmentación, por lo que será mas fácil hacer una clasificación de ella. De la imagen obtenida con el algoritmo de Media se diferencian dos clases, aquellas marcadas fuertemente en azul y la otra zona será considerado todo lo demás, estas dos zonas están entregadas principalmente por las sombras de la imagen. Todo aquello en azul cae en la clasificación de suave debido a la alta homogeneidad y bajo contraste que presenta y lo demás será clasificado de tosco, principalmente dado por la diferencia de píxeles que existen en los bordes de la imagen.

Tabla N° 6.6: Promedios de imágenes SAR²

	Promedios Imágenes SAR				
	sar_1 (N° III.1)	sar_2 (N° III.2)	sar_3 (N° III.3)	sar_4 (N° III.4)	sar_5 (N° III.5)
Prom_H	0.1230	0.0525	0.0336	0.0518	0.0526
Prom_C	246.6740	258.3569	1661.7951	2099.3641	816.9991
Prom_D	9.9530	35.2150	31.6568	33.1707	21.4358
Prom_M	109.3806	109.1881	97.3319	107.7224	102.2065
Prom_DE	10.4074	35.8139	25.6046	31.3174	23.4355
Prom_E	3.5813	3.6336	3.6671	3.6399	3.6629
Prom_En	0.0290	0.0277	0.0258	0.0271	0.0260
Rugosidad	0.3700	0.3501	0.3665	0.3503	0.3587

La imagen sar_2 presenta un problema de escala debido a que su mayor valor se diferencia mucho de su valor medio, si se realiza un cambio de escala en algunos de sus índices se obtienen las imágenes mostradas en la figura N° 6.1.

² El número que aparece entre paréntesis corresponde al número asignado en el Anexo B, punto III.

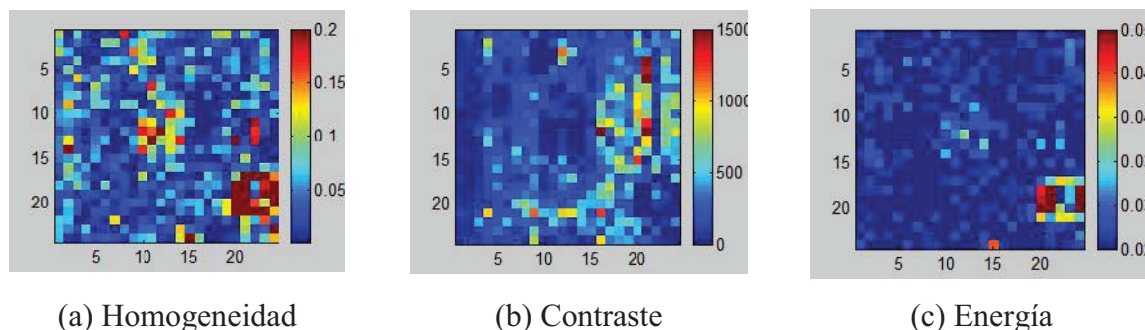


Figura N° 6.1: Cambio de escalas de índices en la imagen sar_1 para mejor clasificación.

El cambio de escala en la homogeneidad, contraste y energía provocó un cambio positivo en la segmentación y clasificación de la imagen que entrega dentro de la misma imagen mayores valores de homogeneidad y menores de contraste a las nubes.

La imagen sar_3 es completamente pareja, es decir, no contiene clases o zonas diferentes dentro de ella por lo que la clasificación es más sencilla. Con su baja homogeneidad y alto contraste cae dentro de las imágenes toscas. Además, su índice de rugosidad está más cercano a la clasificación asignada.

La imagen sar_4 presenta un menor índice de rugosidad así que a través de este dato se clasifica como tosca. La segmentación entrega dos zonas, la rugosa de mayor área y una pequeña área en la parte inferior de la imagen, esta segunda zona presenta alta homogeneidad y un bajo contraste por lo que cae dentro de las imágenes suaves. Ambas zonas están claramente diferenciadas.

Finalmente, la imagen sp_5 tiene una Media que muestra 3 zonas, la primera de ellas es la asignada en azul y clasificada como suave porque al situar esa zona en las imágenes de homogeneidad y contraste presentan alto y bajos valores respectivamente. La zona en verde amarillo queda mejor clasificada si se observa la imagen de disimilaridad que indica un bajo valor por lo que también queda como una imagen suave. La última zona indicada en rojo en la imagen de Media, muestra un contraste elevado entre sus píxeles por lo que clasifica de tosca.

Capítulo N° 7: Conclusiones.

7.1. *Sumario*

Este trabajo se realizó en el área de procesamiento digital de imágenes. Las imágenes fueron obtenidas de dos fuentes: base de datos en internet y obtenidas a través de una cámara digital marca Nikon modelo Coolpix 2100 ambas en tonos de grises en una escala de 0 a 255.

Para lograr el objetivo (ver punto 1.4) de esta memoria se debieron estudiar las diferentes formas de segmentación por textura para luego optar por la matriz de co-ocurrencia. La matriz de co-ocurrencia entregó índices de texturas, Homogeneidad, Contraste, Disimilaridad, Media, Desviación Estándar, Entropía y Energía más el índice de rugosidad, los cuales fueron analizados a través del software de procesamiento Matlab 6.5

Estos índices fueron trabajados a partir de un análisis estadístico entregando una segmentación de imágenes. Como resultado se obtuvo la capacidad de segmentar y determinar la eficiencia computacional como modo de índice de calidad.

7.2. *Conclusiones*

El método de las matrices de co-ocurrencia de nivel de grises perteneciente al análisis de textura se ha mostrado exitoso en la segmentación de imágenes. Dentro del proceso aparecieron varios puntos que deben ser considerados al momento de obtener índices de textura a través de este método.

Cómo primer comentario es importante considerar el área de la imagen, es decir, la cantidad de filas y columnas, $M \times N$, que tiene la imagen que se quiere procesar. En este caso un promedio de 3600 m² de píxeles por cada imagen.

A partir de la conclusión anterior, los mejores tiempos se obtuvieron al considerar una ventana cuyo valor fuese múltiplo de la imagen, para este caso una ventana de 5x5 funcionó muy bien en una imagen de 60x60 demorando aprox. 2 min. Al repetir 4 veces la operación para completar la imagen se tiene un total de 8 minutos de procesamiento por imagen, pero en la práctica resultaban 10 minutos.

Las imágenes en formato .jpg son muy populares por el bajo peso que tienen trayendo con eso una gran cantidad de beneficios a la hora de transportar o almacenar la imagen pero el problema es el deterioro que sufren al momento de ser comprimidas. Pero este problema ya está solucionado porque existen compresiones .jpg sin pérdida de calidad de la imagen.

Con respecto a la direccionalidad en la matriz de co-ocurrencia solo es necesario correr el algoritmo en una sola dirección, especialmente en las imágenes artificiales periódicas que tenían los mismos valores, independiente de la dirección elegida. En las demás imágenes se registraron pequeños cambios sin mayor importancia en la segmentación.

No todas las imágenes pueden ser analizadas a través de la textura, en aquellas donde las primitivas eran muy evidentes resulta redundante aplicar un método de segmentación, cómo ocurrió en las imágenes artificiales no periódicas. Es por esto que no fue necesario aplicar el segundo criterio de segmentación, el índice de rugosidad. A pesar de ser imágenes artificiales, en las imágenes no-periódicas sí fue posible hacer una clasificación, sin recurrir al índice de rugosidad.

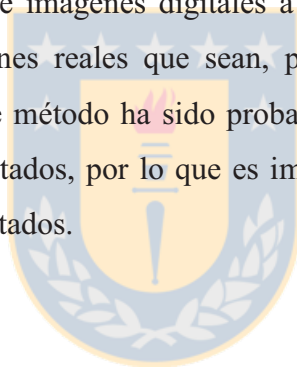
Los mosaicos sirven para ver las diferentes segmentaciones entre las imágenes de la misma categoría. Esta segmentación se volvió particularmente difícil puesto que al tratarse

del mismo tipo de imagen: SAR, reales, artificiales, periódicas o no periódicas, no se presentaron grandes diferencias siendo la Media el mejor de los índices para segmentar.

Entre los aspectos de este trabajo que pueden ser mejorados, está la utilización se otros métodos para perfeccionar la segmentación. Además de optimizar el tiempo de cálculo de la matriz de co-ocurrencia.

7.3. Trabajos futuros

A partir de este trabajo y resultados queda una rica base de conocimientos para el trabajo de procesamiento de imágenes digitales a través de la textura. Esta característica debe ser aplicada a imágenes reales que sean, por ejemplo, multiespectrales y generar segmentación en ellas. Este método ha sido probado en detección de fallas en soldaduras entregando excelentes resultados, por lo que es importante como Universidad profundizar en tema y generar mas resultados.



Bibliografía

- [1] Miguel Berti E., “**Detección de Fallas en soldaduras utilizando análisis de textura en imágenes radiográficas**”, 2003. Facultad de Ingeniería, Universidad de Santiago de Chile.
- [2] William Pratt, “**Digital image processing**”, 2001. 3ª Edición. Ed. John Wiley & Sons, INC. Los Altos California.
- [3] <http://isl.wtc.washington.edu/~aksoy/thesis.shtml>, Textural Features for Content-Based Image Database Retrieval.
- [4] Gema Sánchez Albaladejo, “**Un modelo sintáctico para la representación, segmentación y reconocimiento de símbolos texturados en documentos gráficos**”, 2001. Universidad Autónoma de Barcelona y la Universidad Henry Poincaré.
- [5] Eva M. van Rikxoort, “**Texture analysis**”, 2004. Cognitive Engineering department of the NICI.
- [6] Trygve Randen, “**Filter and Filter Bank Design for Image Texture Recognition**”, 1997. Norwegian University of Science and Technology Stavanger College. Norway.
- [7] R. Haralick, K. Shanmugan & I. Dinstein, “**Textural Features for Image Classification**”, 1973. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybertics, Vol. SMC, N° 6.

- [8] Miriam Presutti, “**La matriz de co-ocurrencia en la clasificación multiespectral: Tutorial para la enseñanza de las medidas texturales en curso de grado universitario**”, 2004. Facultad de Ciencias Agrarias y Forestales. Universidad Nacional de la Plata. Argentina.
- [9] R. González & R. Woods, “**Tratamiento digital de imágenes**”, 1992. Ed. Addison-Wesley/ Diaz de Santo.
- [10] C. E. Shannon, “**A mathematical theory of communication**,” Bell System Technical Journal, vol. 27, pp. 379-423 and 623-656, July and October, 1948. http://es.wikipedia.org/wiki/Claude_E._Shannon
- [11] Jorge Pezoa Núñez, “**Corrección en Tiempo Real del Ruido Espacial en Sensores Infrarrojos Usando la Forma de Covarianza Inversa del Filtro Kalman**”, 2002, Facultad de Ingeniería, Universidad de Concepción, Chile.
- [12] G. Quezada, “**Reconocimiento de patrones en imágenes satelitales NOAA mediante clasificación de imágenes y comparación de modelos de color.**”, 2006, Facultad de Ingeniería Civil Eléctrica, Universidad de Concepción, Chile.
- [13] **Revista Aeroespacio**, Edición 569 – Ene/Feb 2006, Argentina, www.aeroespacio.com.ar
- [14] Centro Internacional de Agricultura Tropical **CIAT**, www.ciat.cgiar.org

Anexos



Anexo A

I. *Qué son las Imágenes SAR*

Los instrumentos instalados a bordo de aviones o satélites capaces de obtener información terrestre desde el espacio, se denominan sensores remotos.

Estos operan en una amplia región espectral que comienza en el rango visible del espectro electromagnético con longitudes de onda entre (0,4-0,7 μm), al infrarrojo cercano (0,7-1,1 μm), medio (1,1-3 μm) y lejano o térmico (3-15 μm) (0,7-15 μm) incluyendo el rango de la microondas (0,3-300 cm).

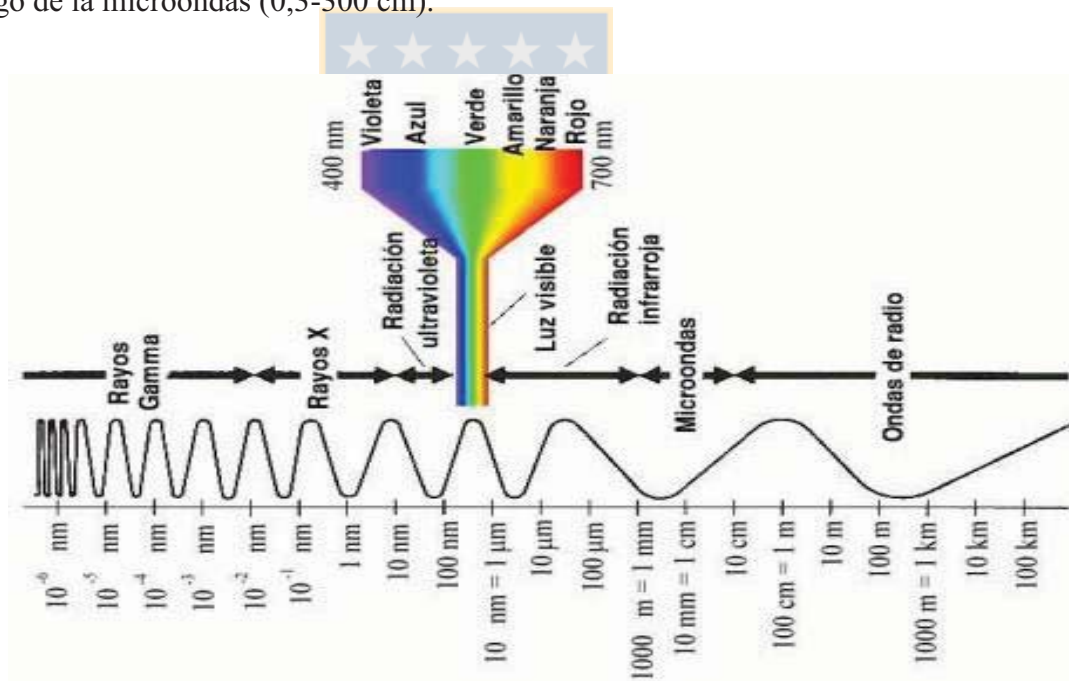


Figura N° A.1: Espectro electromagnético.

Los sensores remotos que actúan en la zona espectral de las microondas se basan en el principio del radar, siendo su longitud de onda la más larga de los sensores electromagnéticos.

Estos sistemas reciben el nombre de sensores activos, dado que el sensor provee su propia fuente de energía para iluminar la superficie que se estudia, a diferencia de los llamados sensores pasivos que operan en el visible e infrarrojo utilizando como fuente de energía al sol.

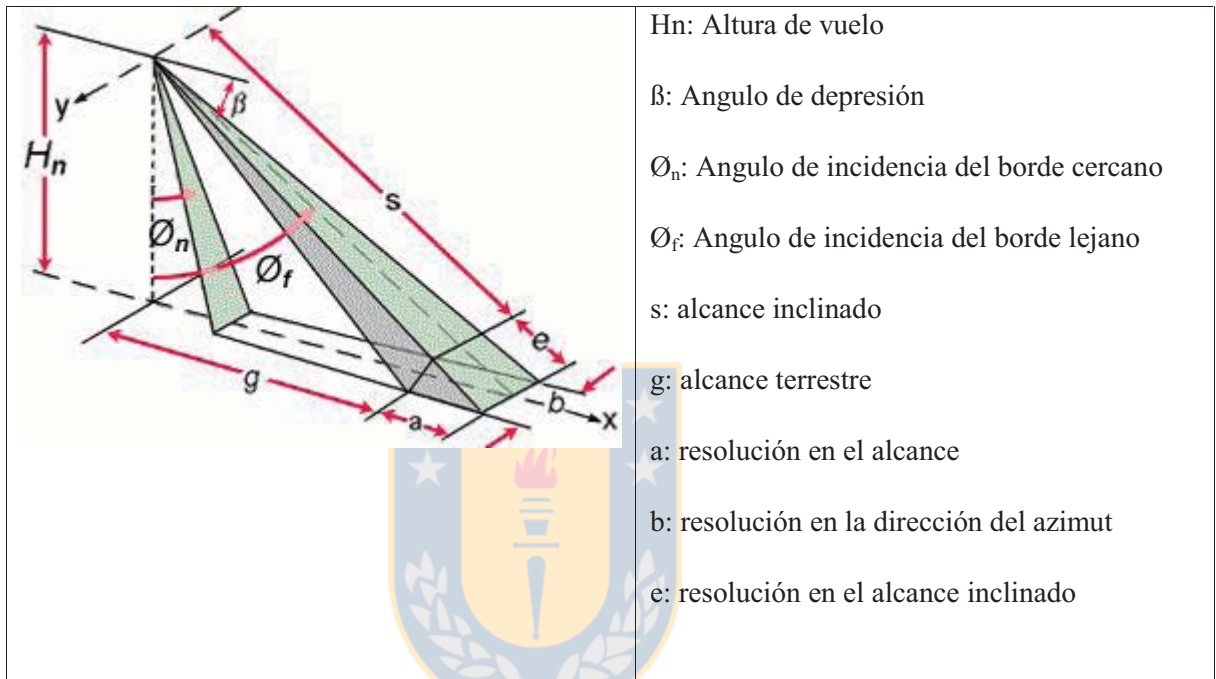
Los primeros sensores de radar fueron aerotransportados y usaban una antena que se fijaba longitudinalmente en el avión, ejecutando un barrido lateral; a estos sistemas se los denomina SLAR (radar de apertura real de visión lateral). Se desarrollaron para propósitos de reconocimiento militar en la década del 50. Luego, al considerarse su capacidad de uso civil, se convirtieron en una poderosa herramienta para la adquisición de información de recursos naturales.

Lo anterior ha sido superado por los radares de alta resolución transportados en satélites o aviones con el uso de otro método: los sistemas de radar de apertura sintética (SAR). La antena del SAR es físicamente corta, pero, a través de la modificación en el registro de datos y en las técnicas de procesamiento, simula o "sintetiza" el efecto de una antena grande. El resultado de este modo de operación es un haz efectivo angosto, aún a largas distancias, sin recurrir a una antena físicamente grande. Esta sintetización, lograda electrónicamente, se basa en el efecto Doppler, que establece que la frecuencia o longitud de onda de una fuente vibratoria, aumenta o disminuye si el receptor o la fuente están en movimiento relativo entre sí.

Aunque las aplicaciones primarias de los satélites con radar estaban orientadas hacia estudios oceanográficos, por ejemplo, detección y seguimiento de iceberg en zonas de tránsito marítimo, topografía del fondo oceánico, climatología, etc., se vio la posibilidad de utilizarlos en una gran variedad de aplicaciones terrestres, para el estudio estructural de zonas forestales o de cosechas, mineralogía, crecimiento urbano, etc. [13]

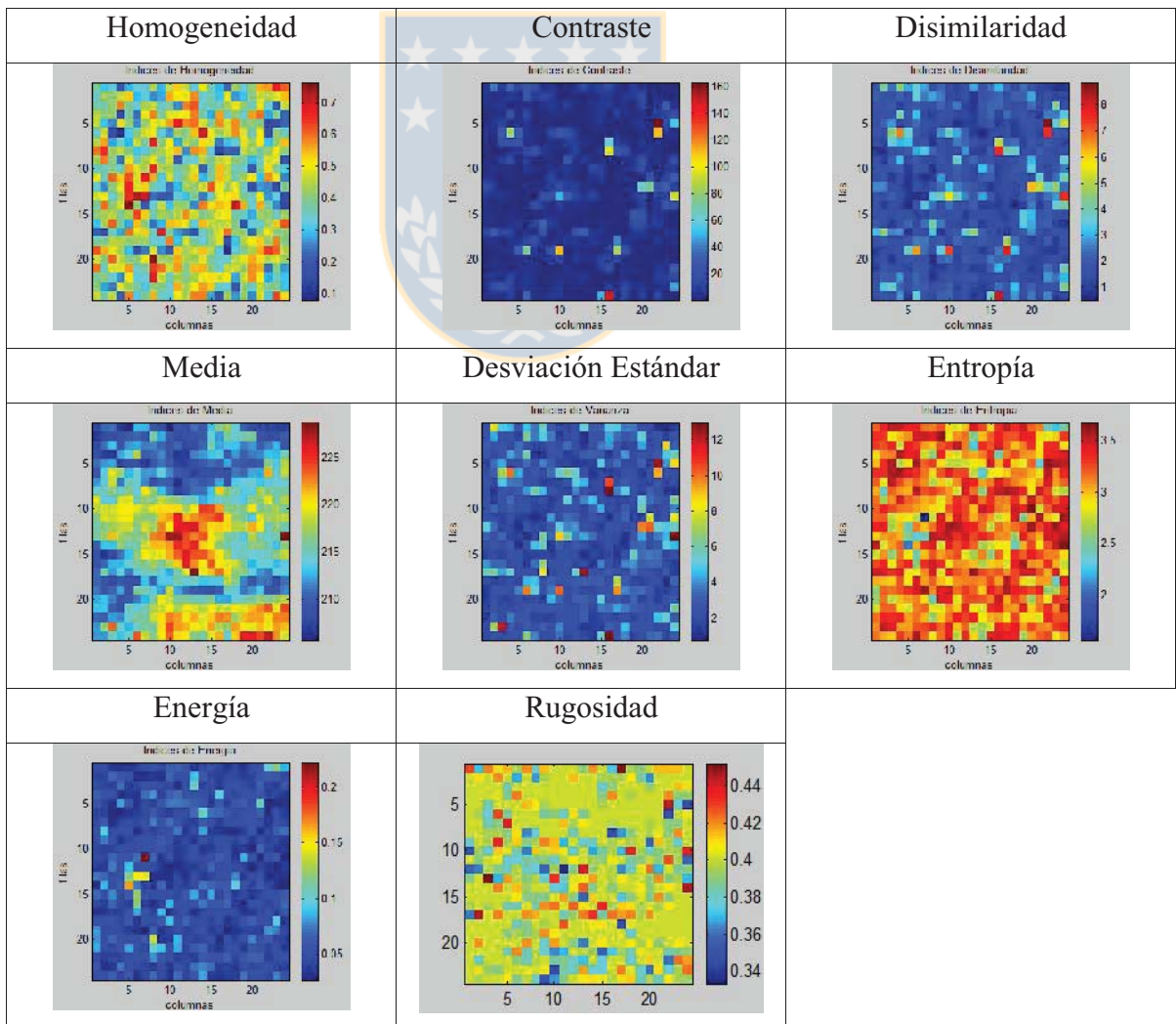
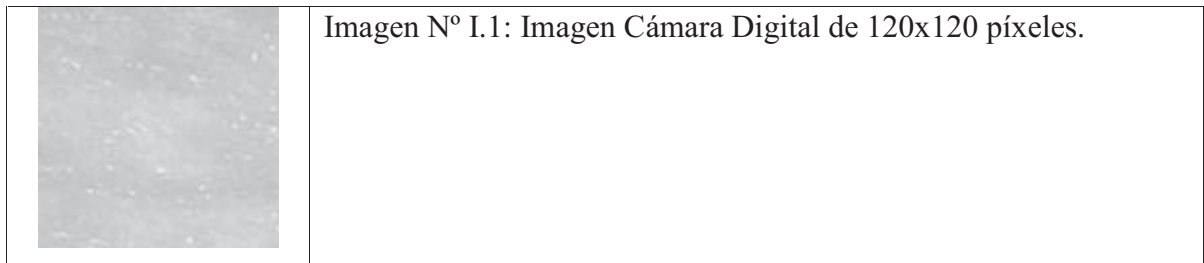
Geometría de imagen de radar

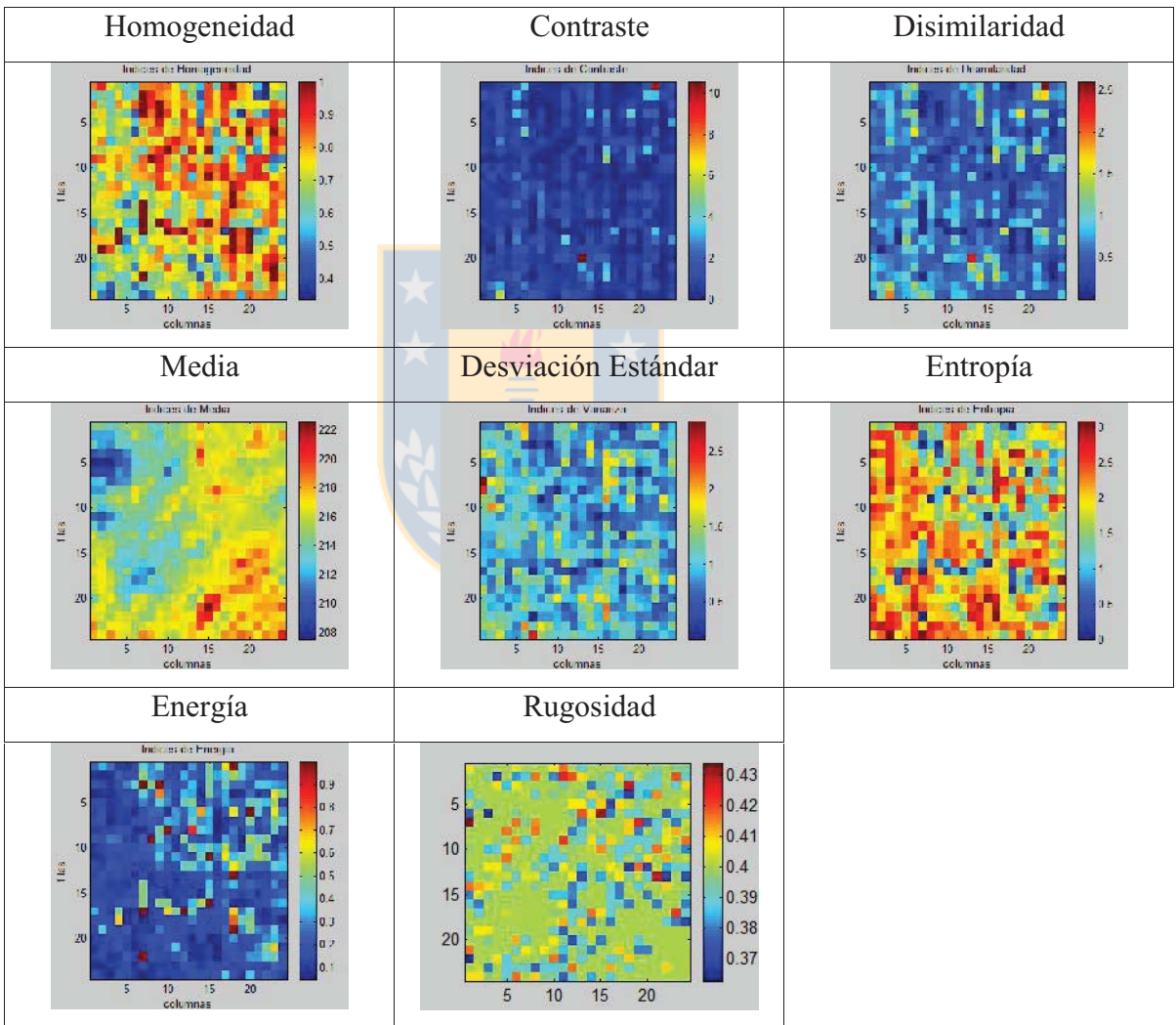
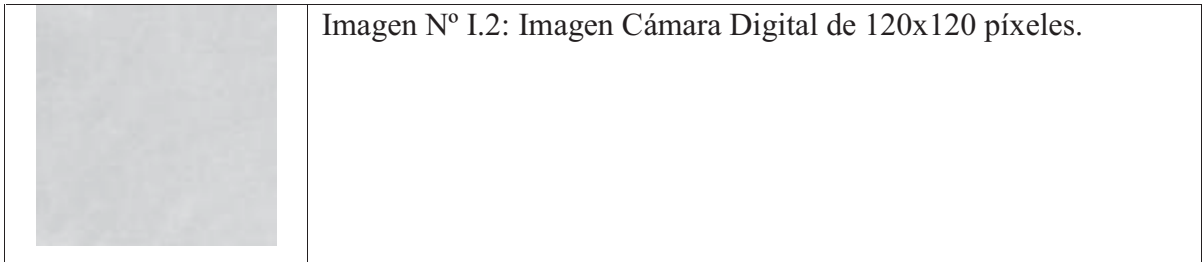
Para interpretar una imagen de radar es importante conocer algunos aspectos geométricos que existen entre el haz energético incidente con la superficie del terreno y de las distorsiones que se observa en la imagen. [14]

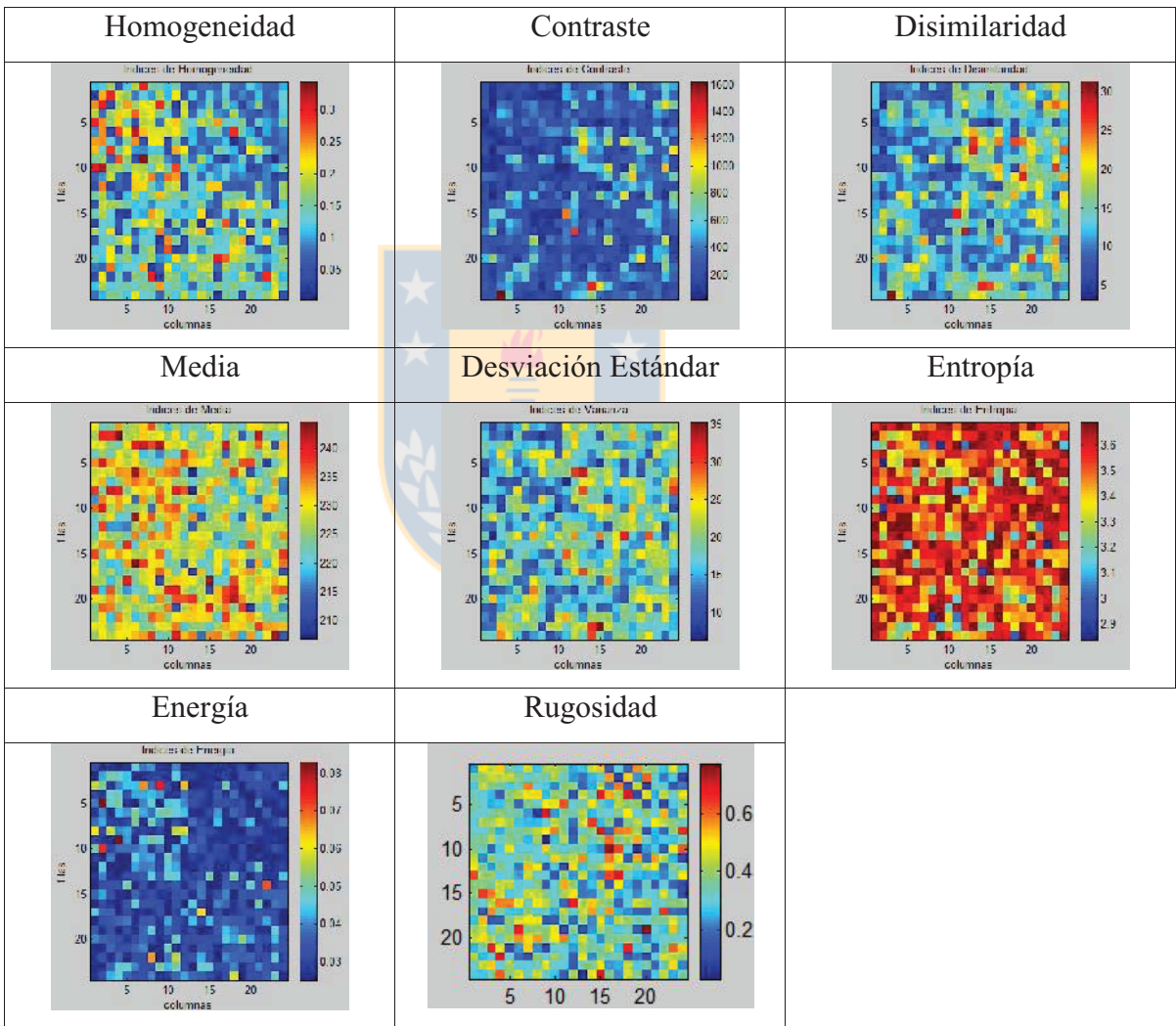
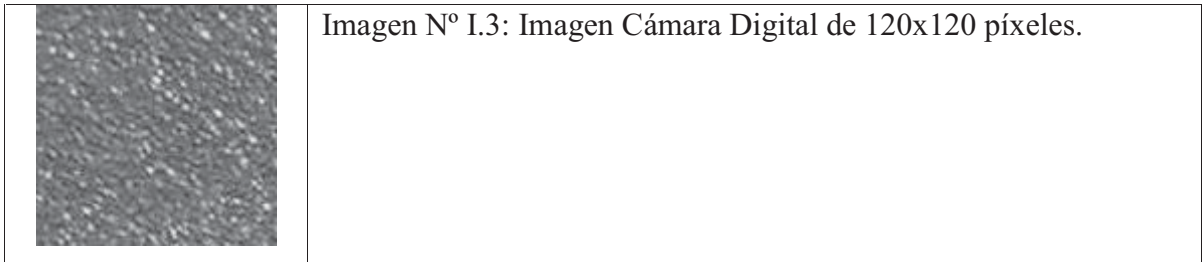


Anexo B

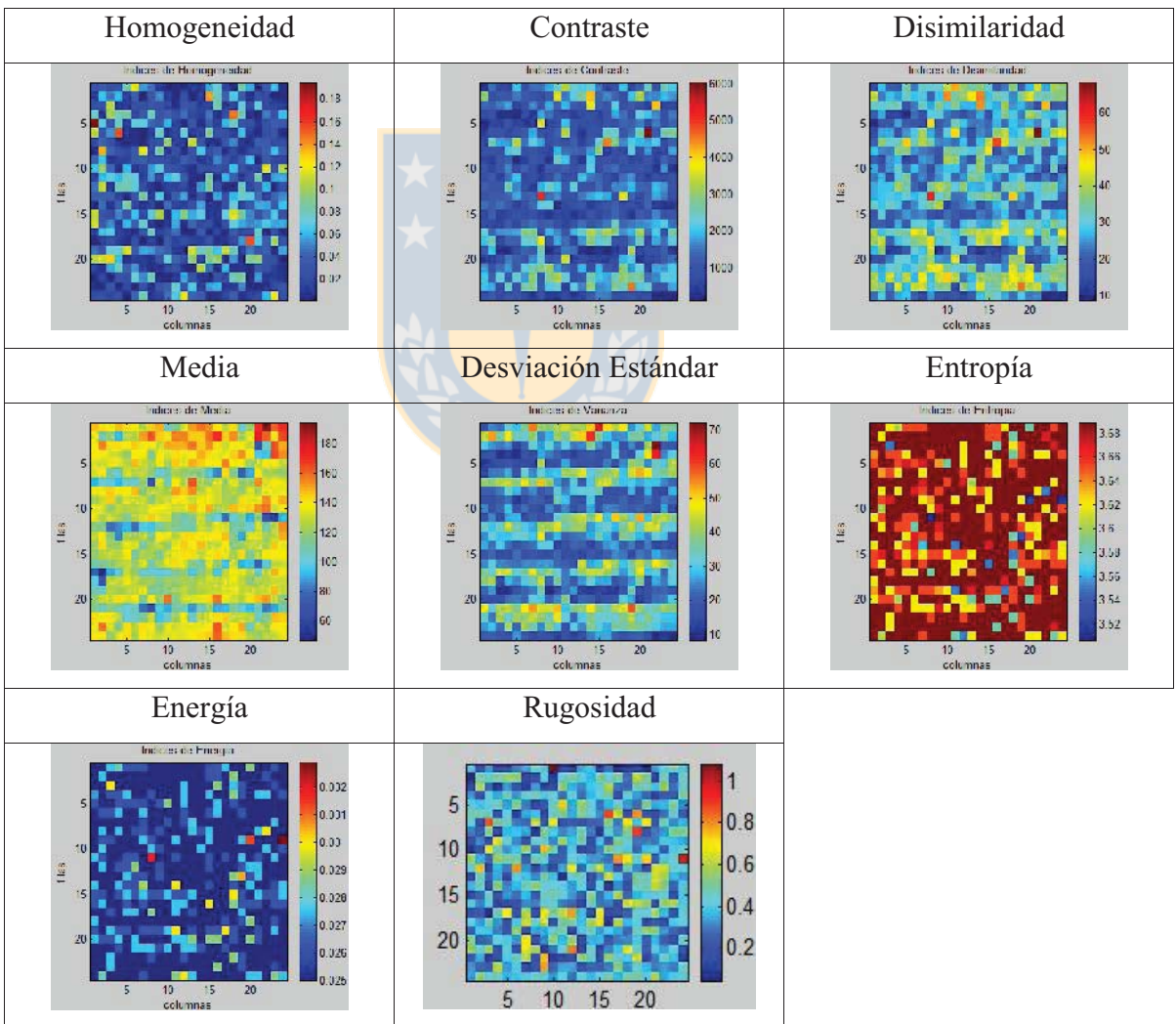
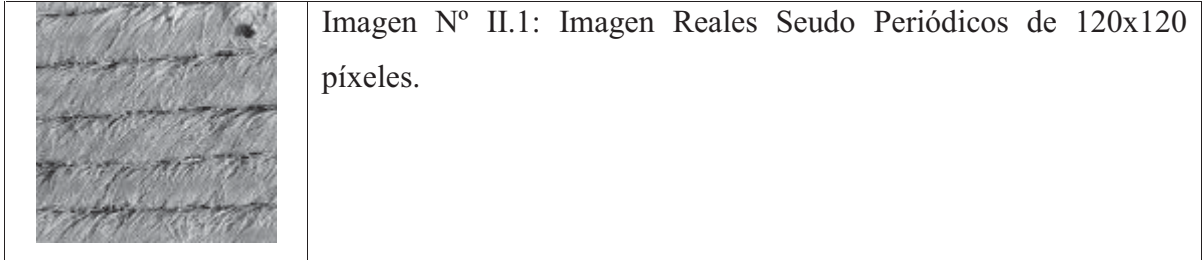
I. Cámara Digital

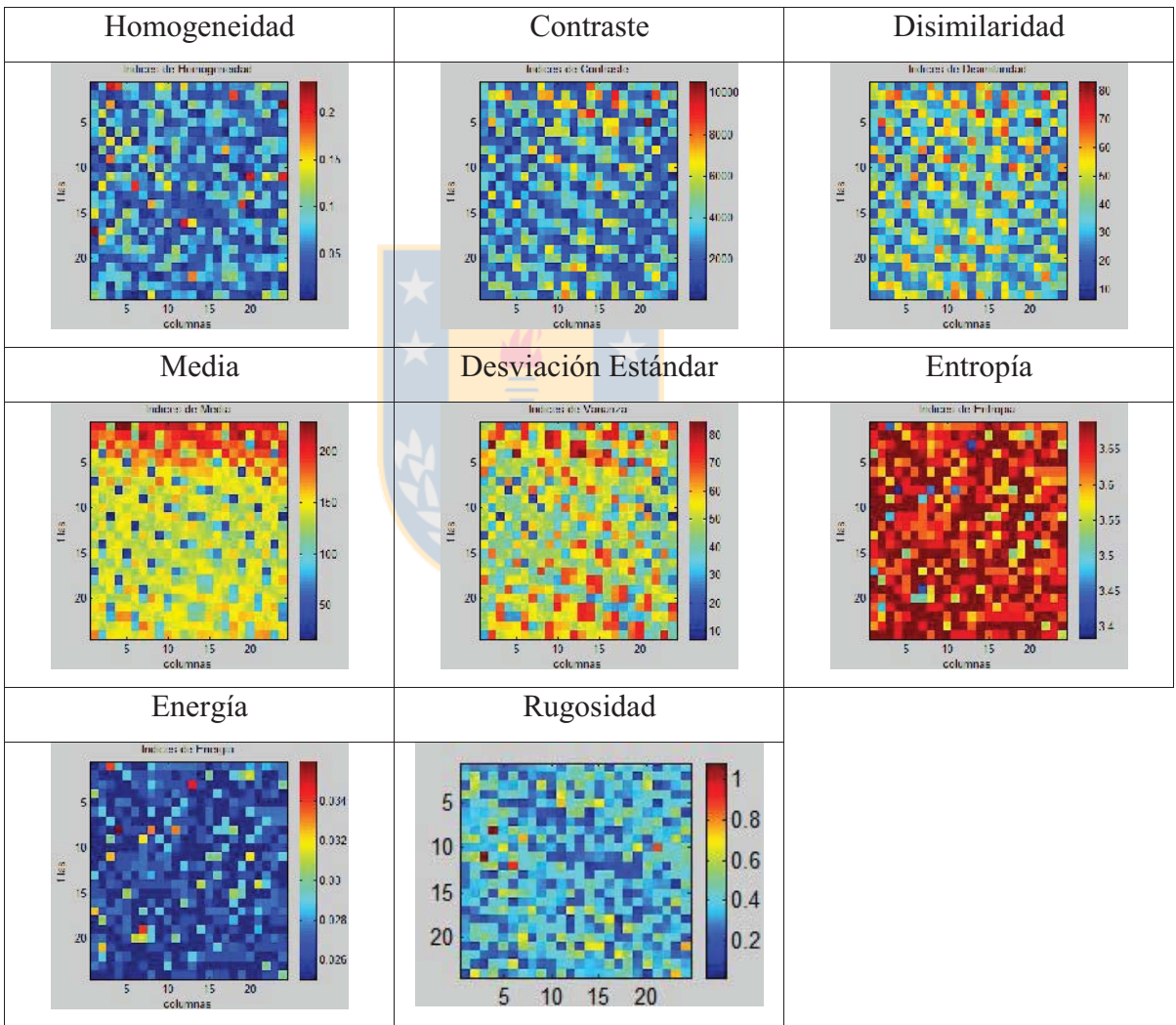
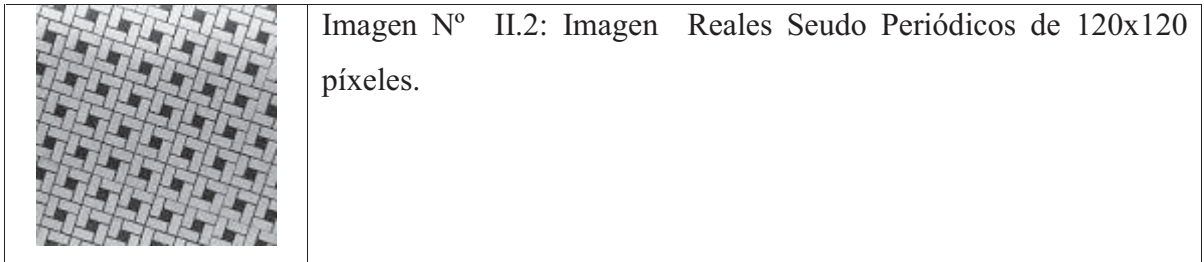


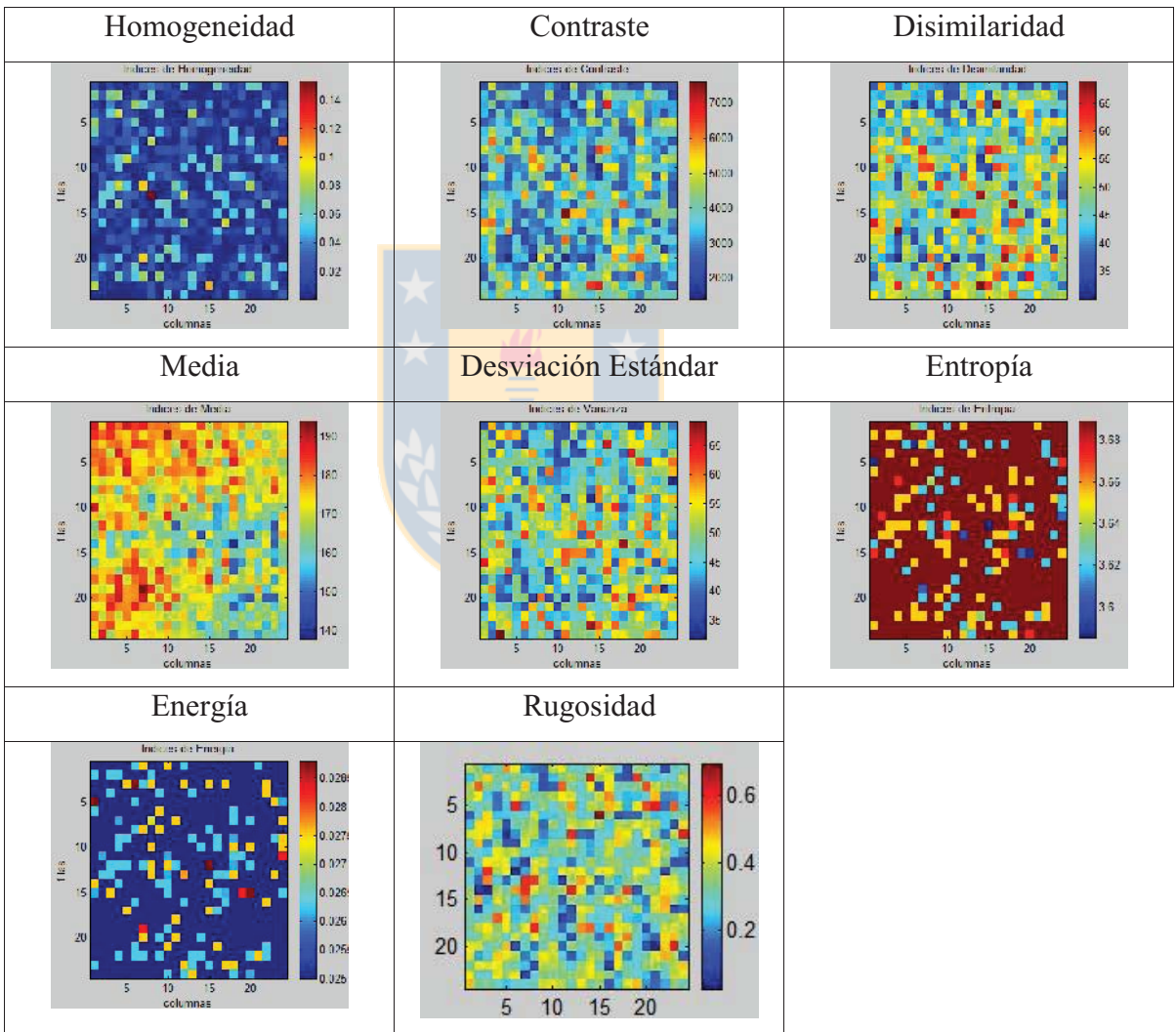
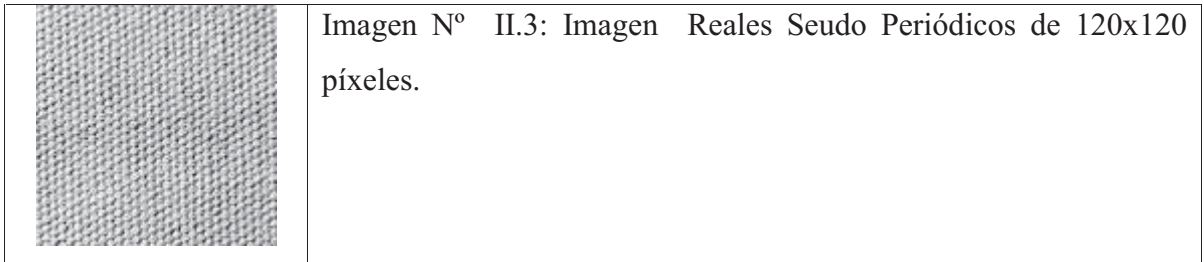


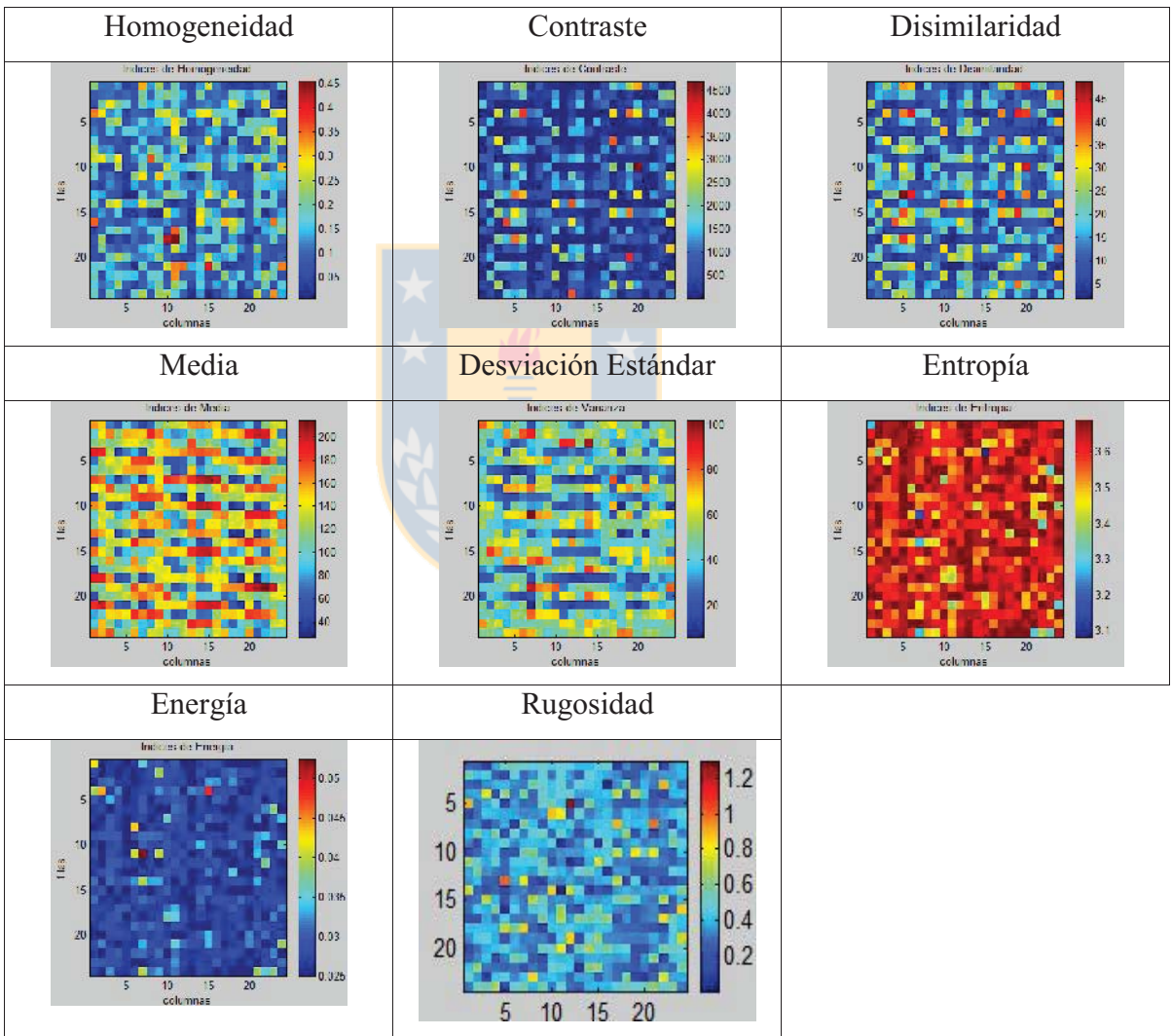
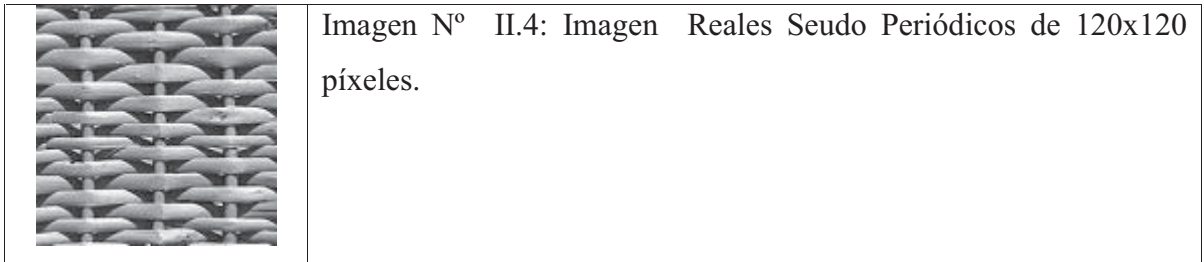


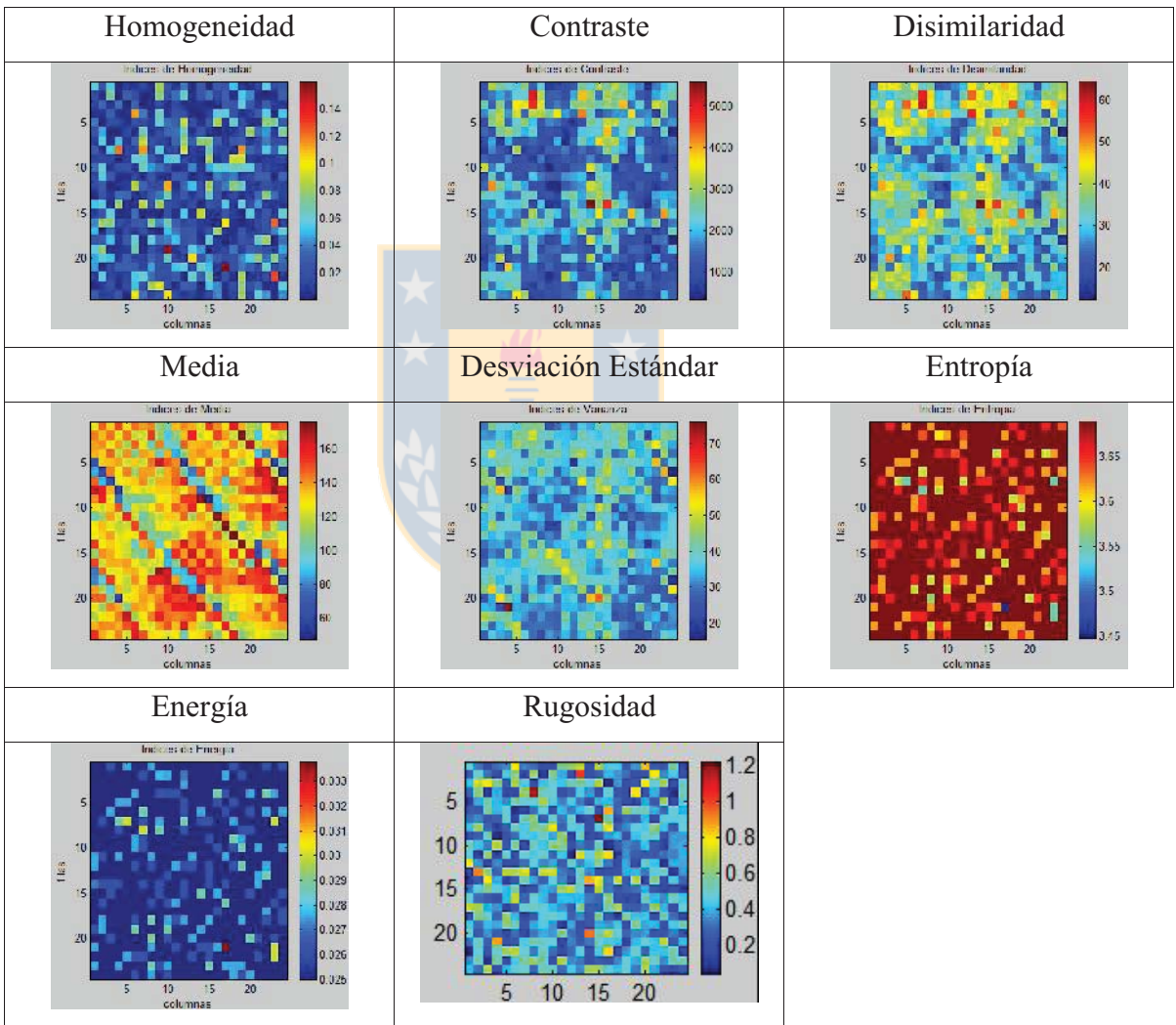
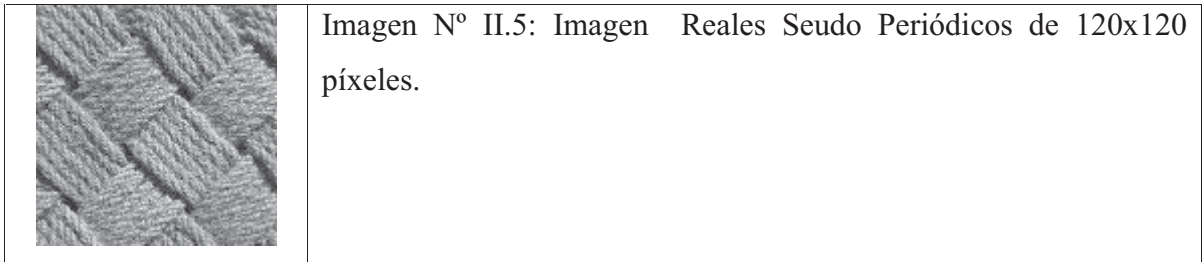
II. Reales Seudo Periódicos

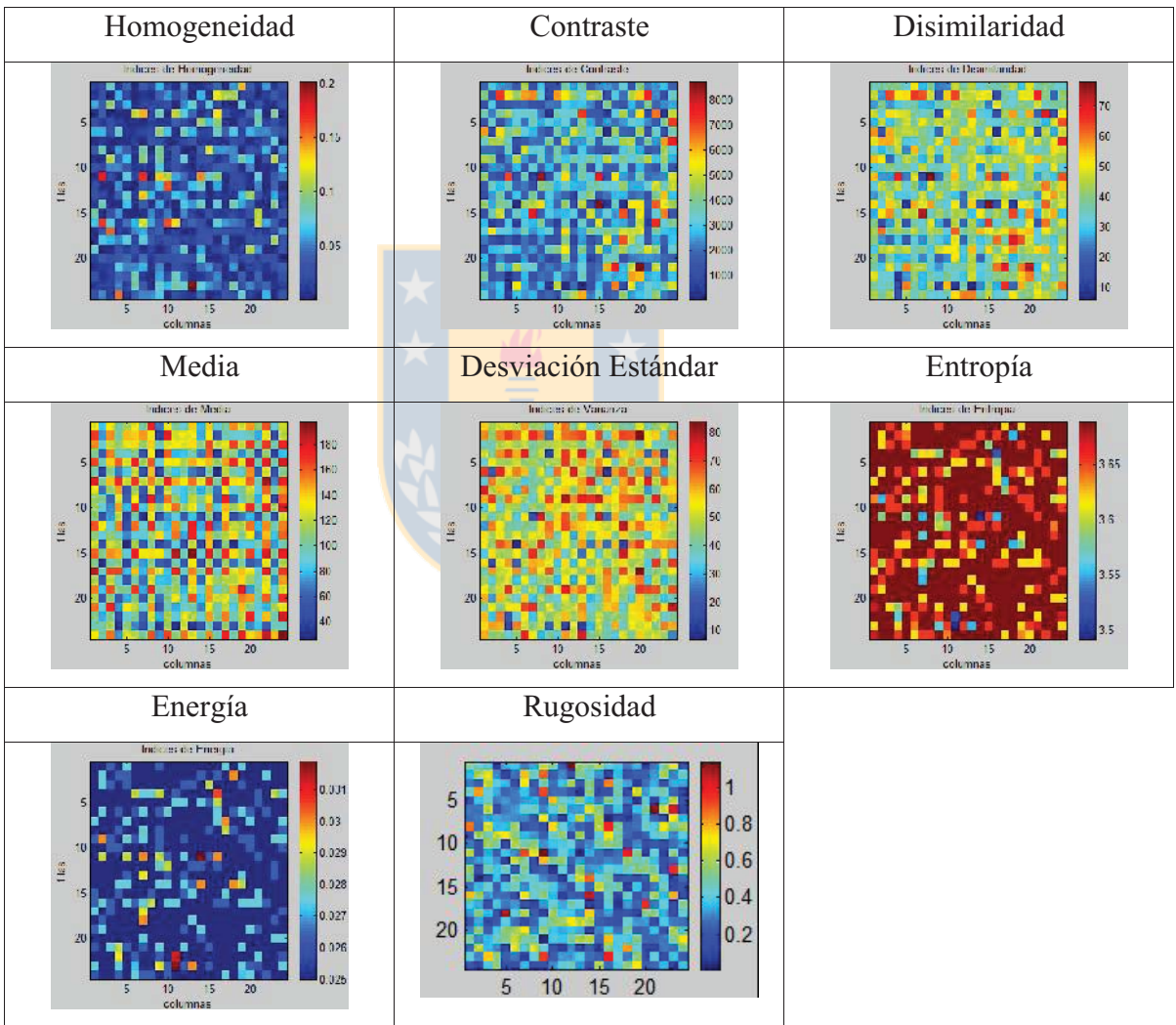
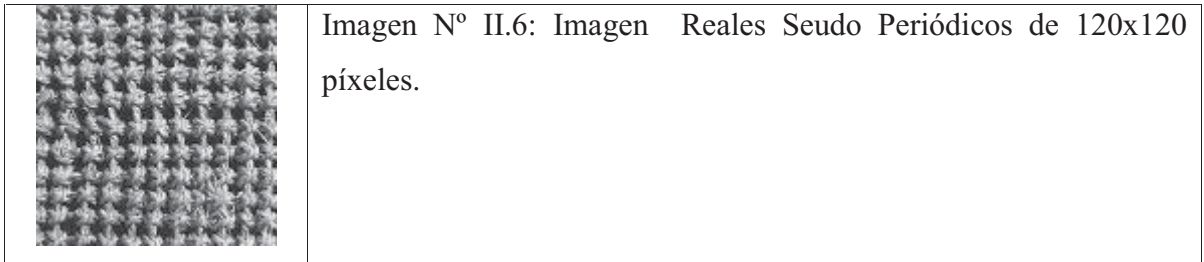




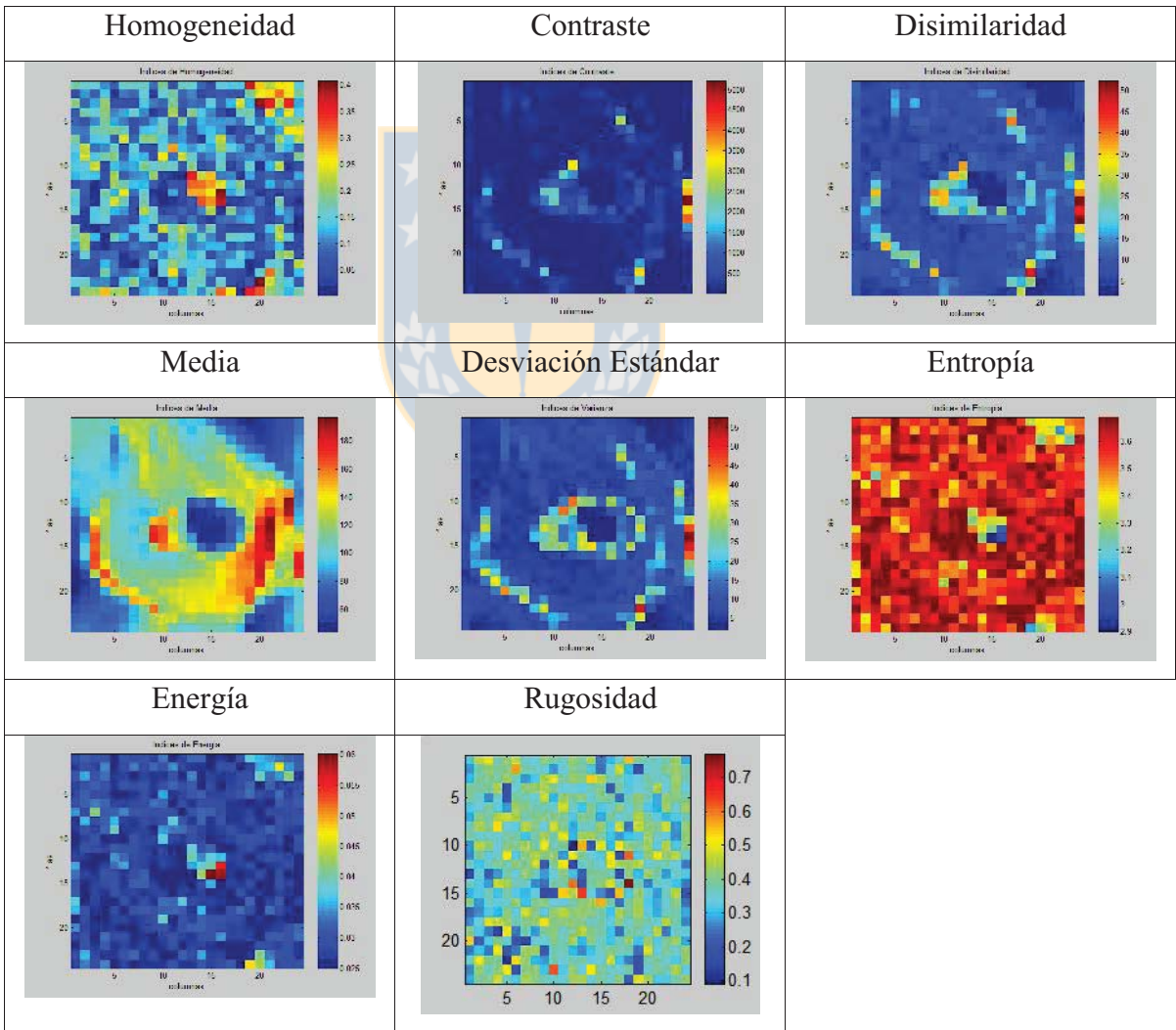
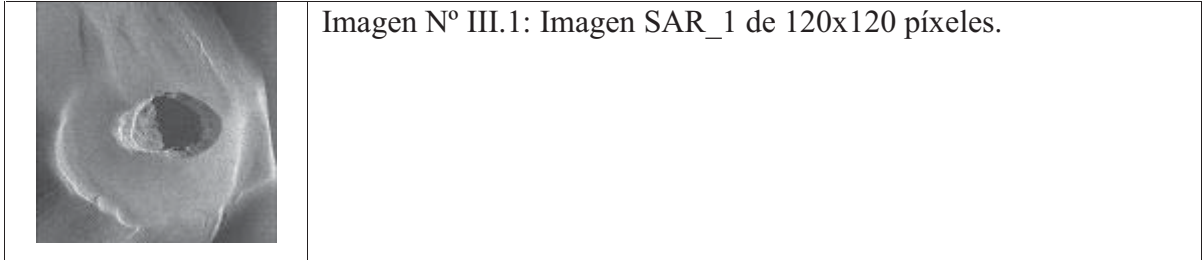


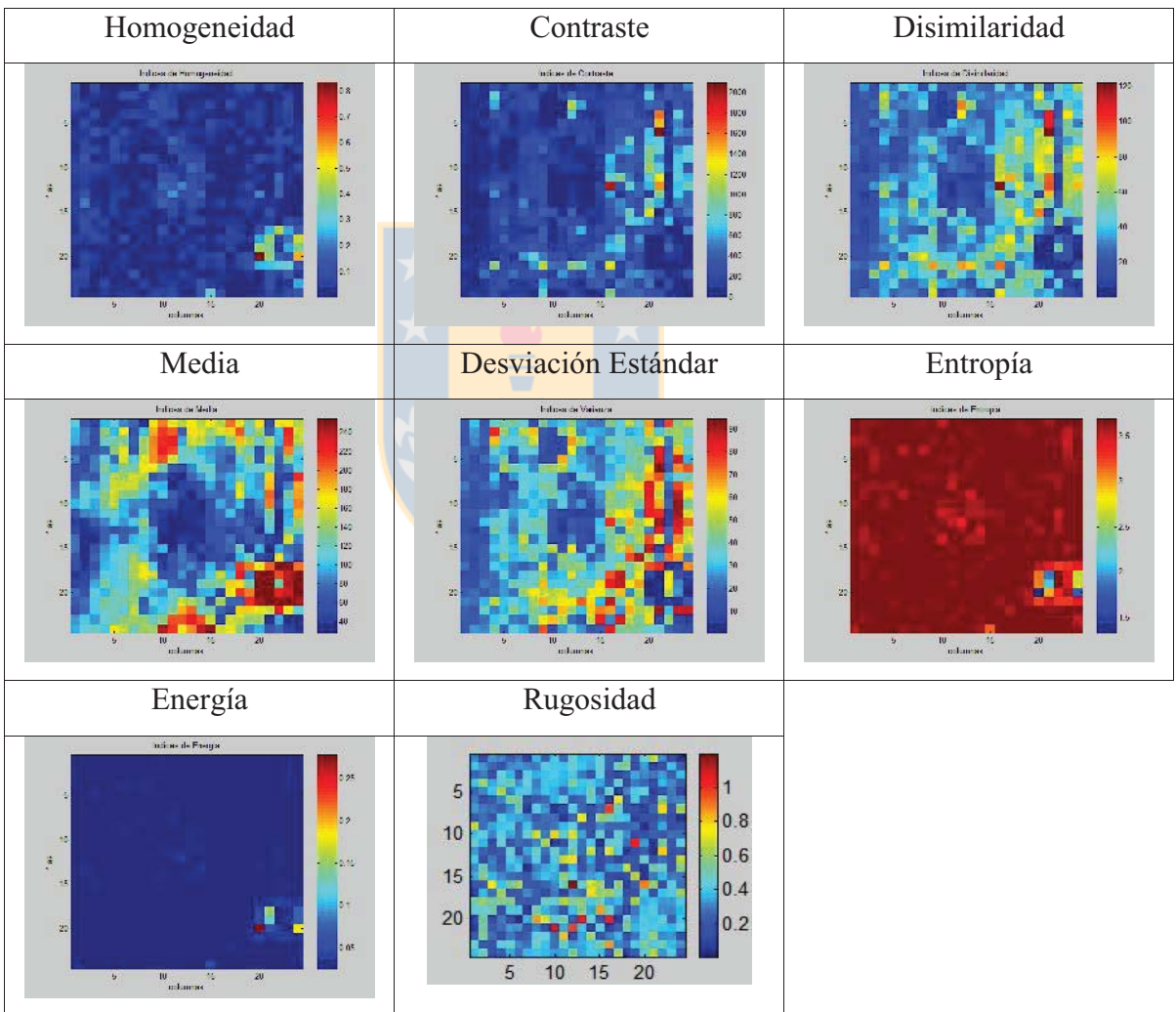
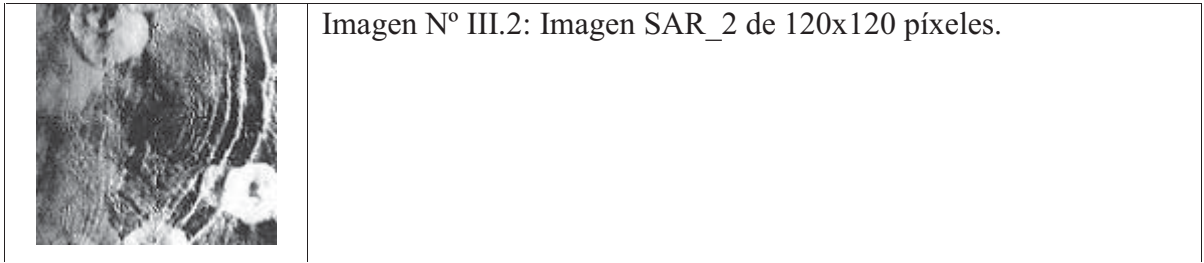


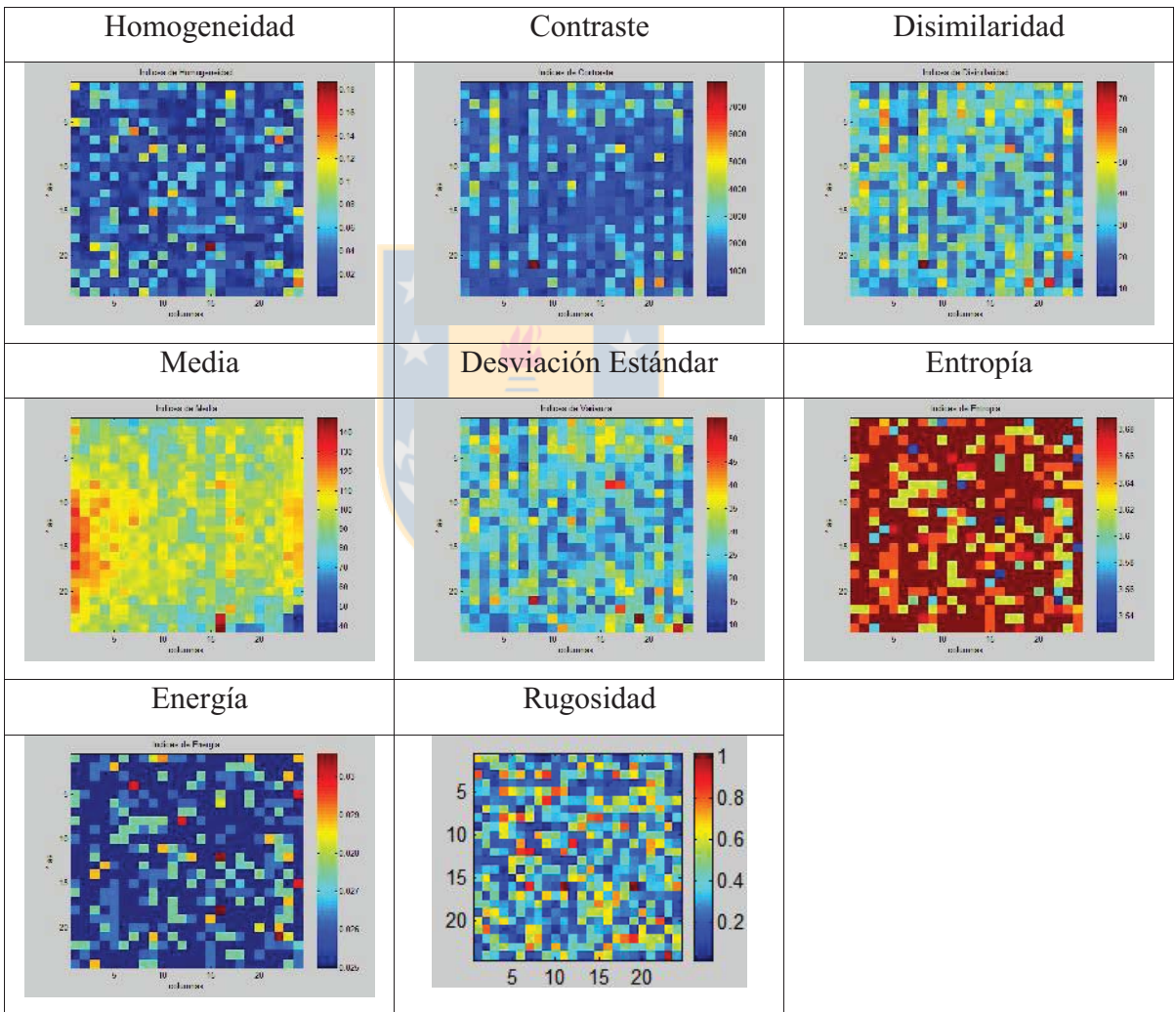
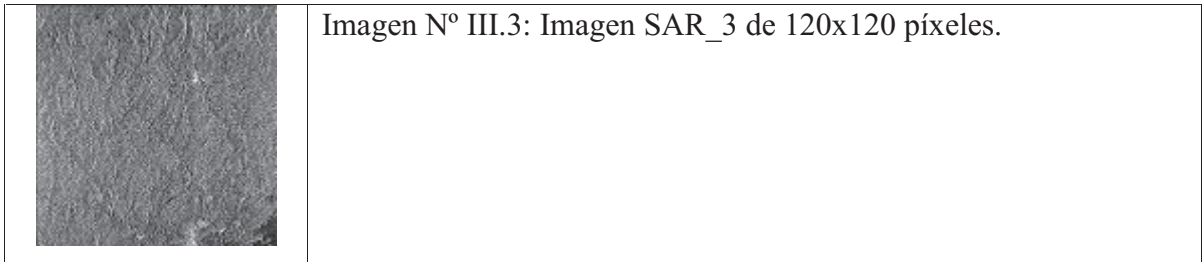


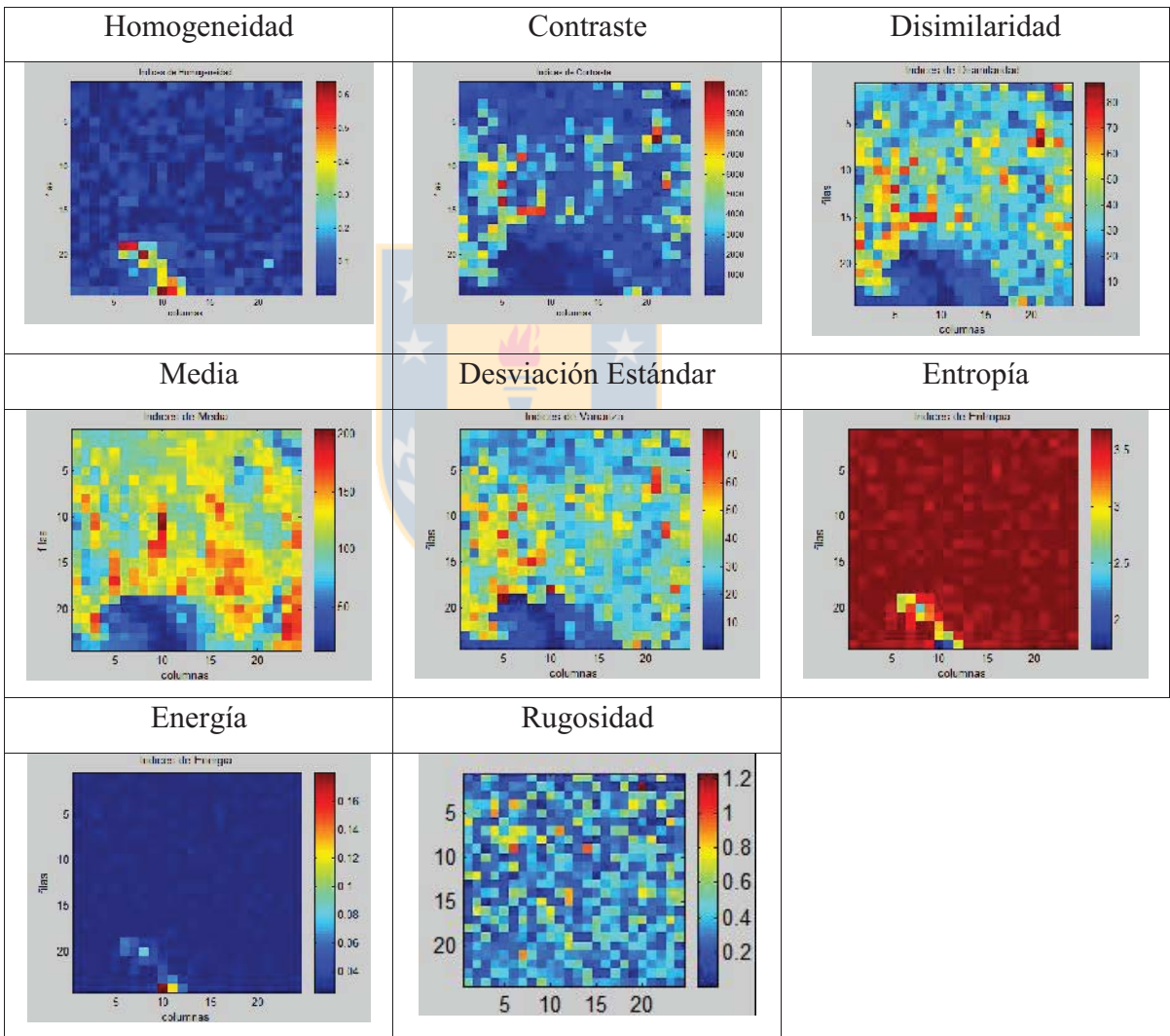
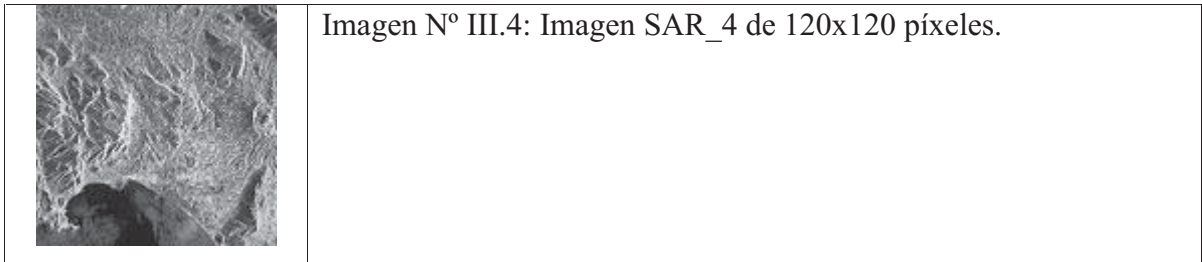


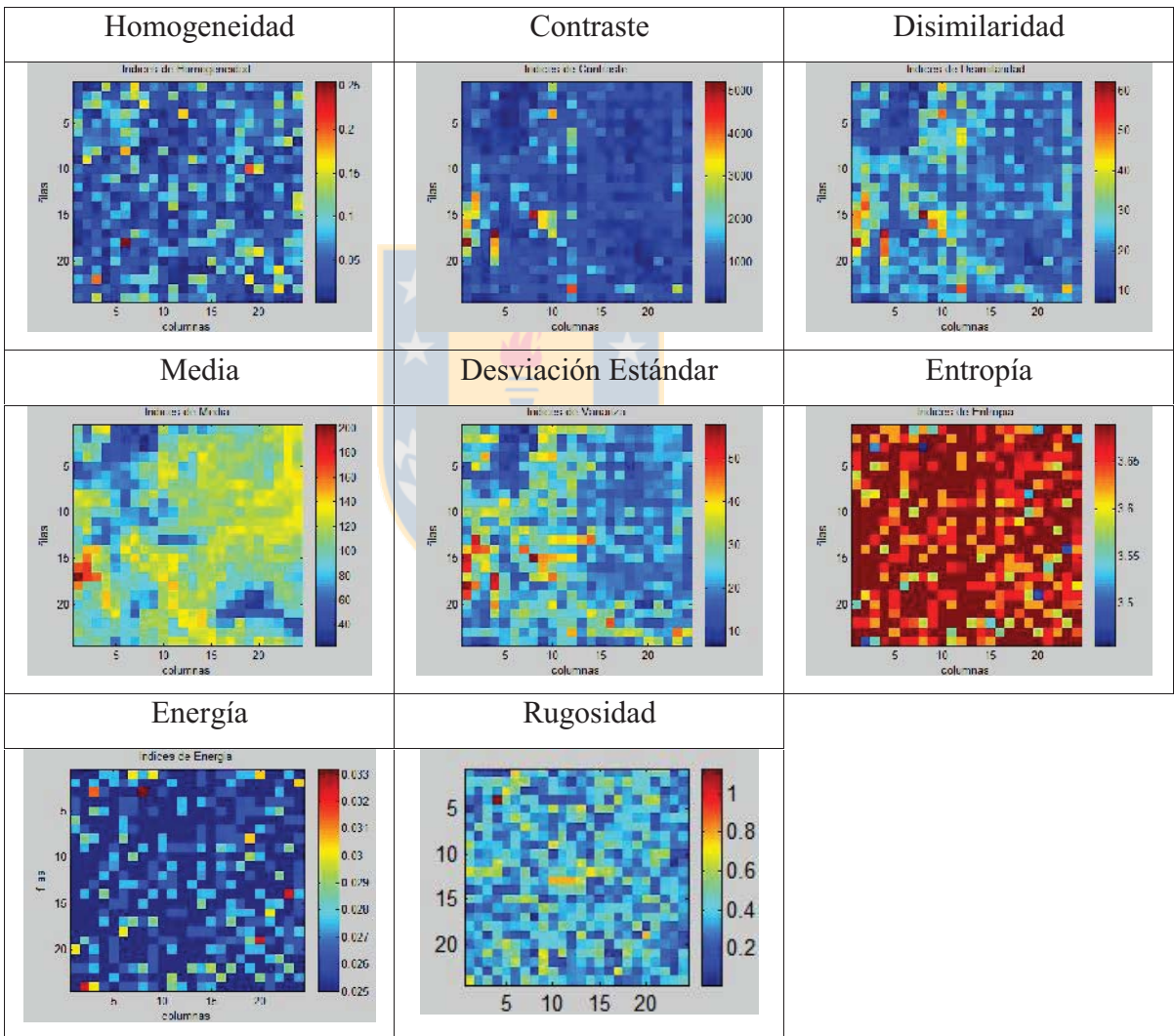
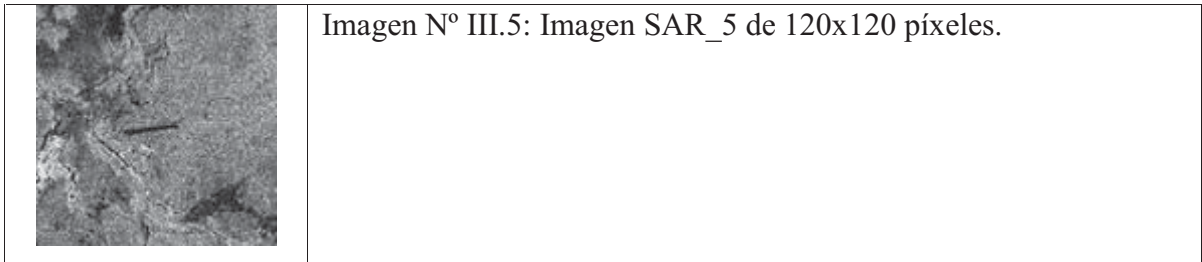
III. Imágenes SAR



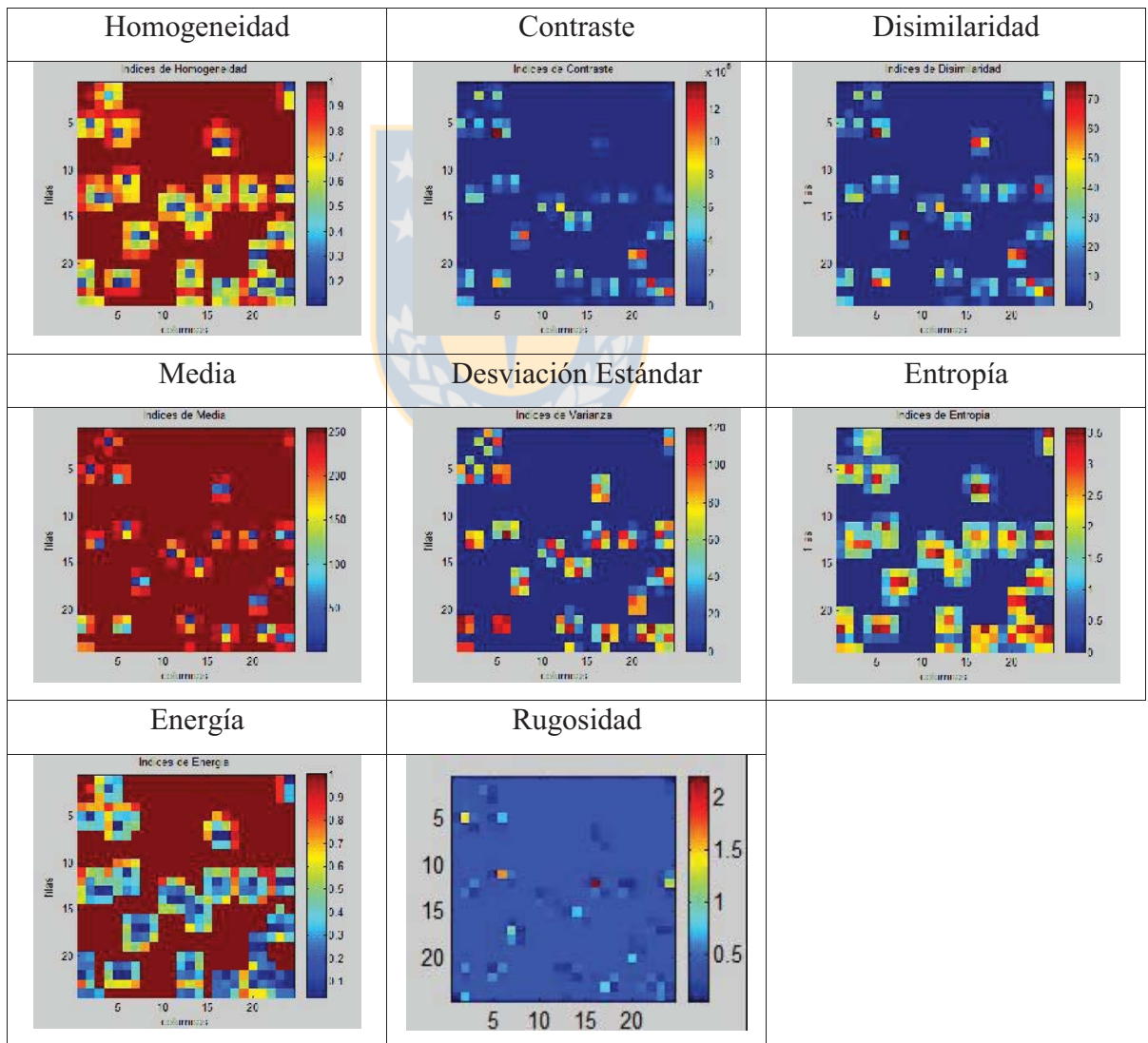
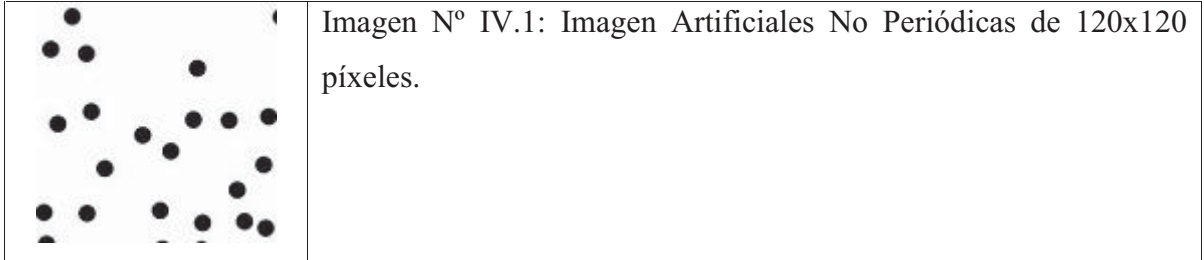


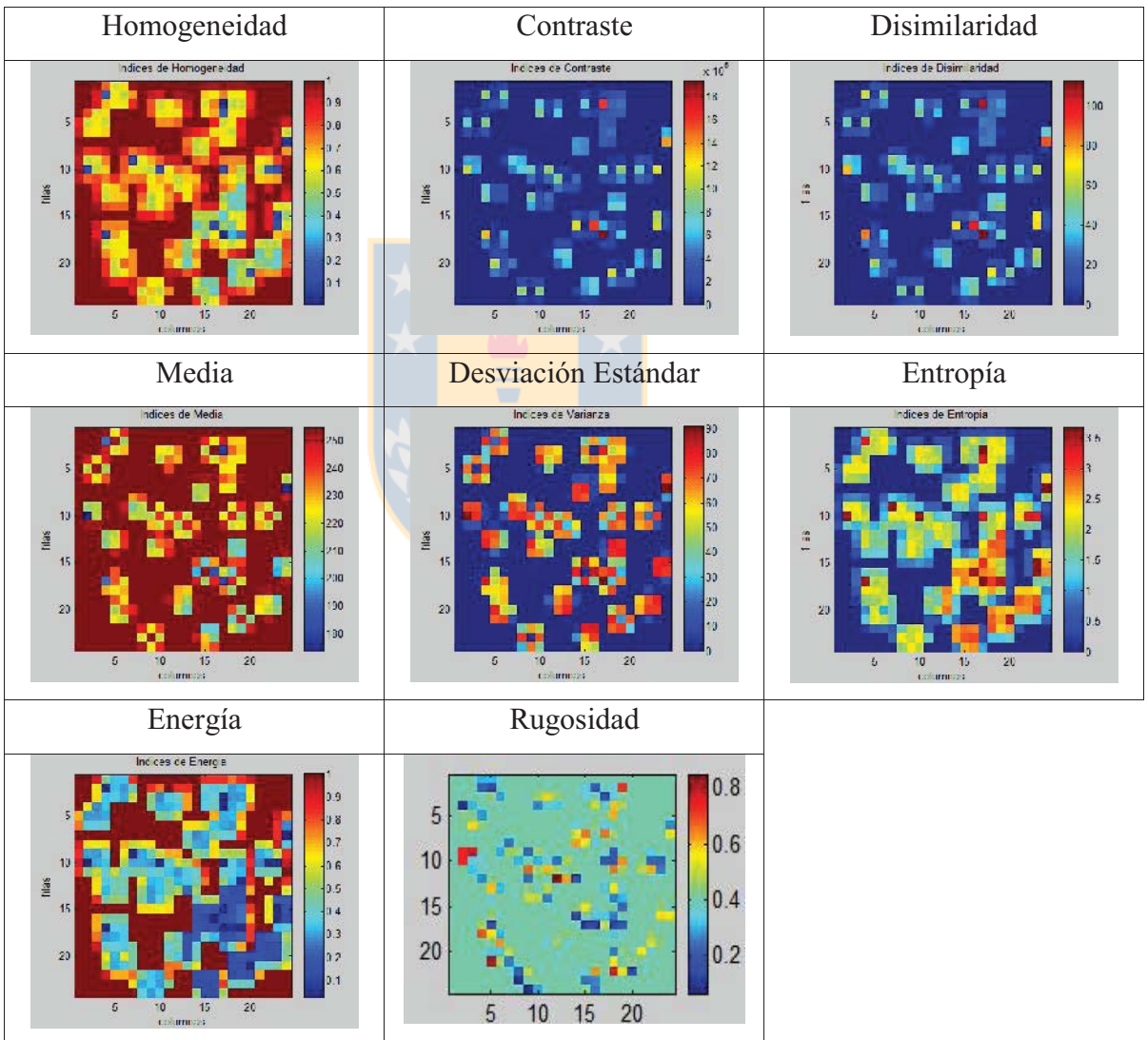
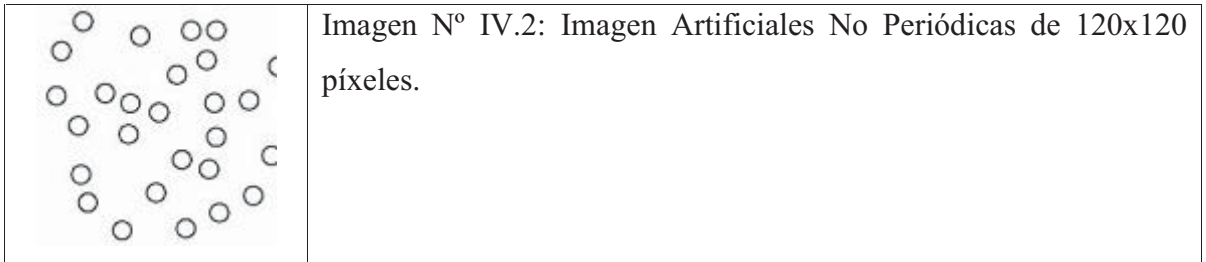


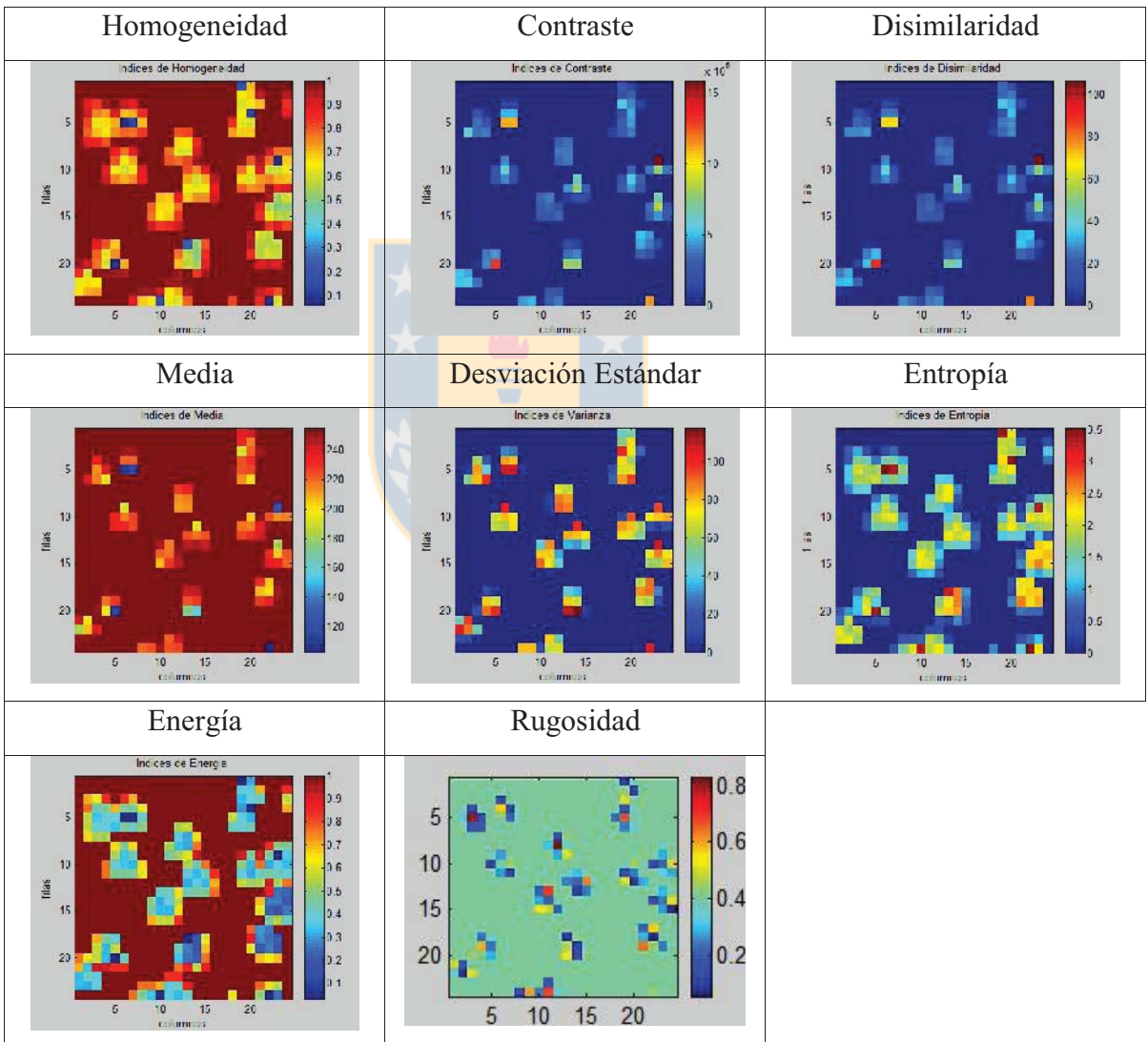
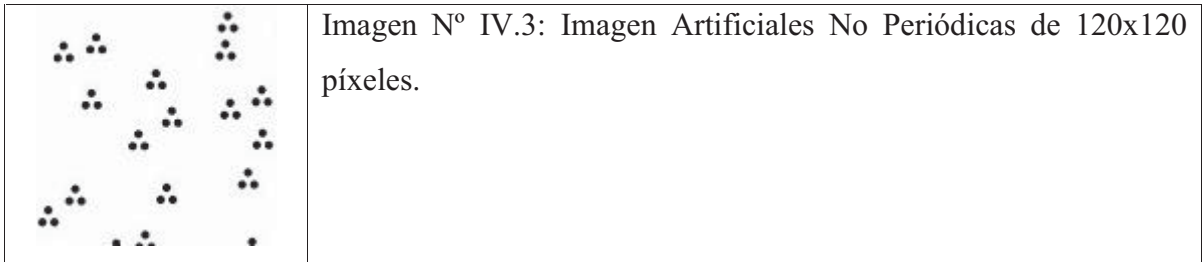


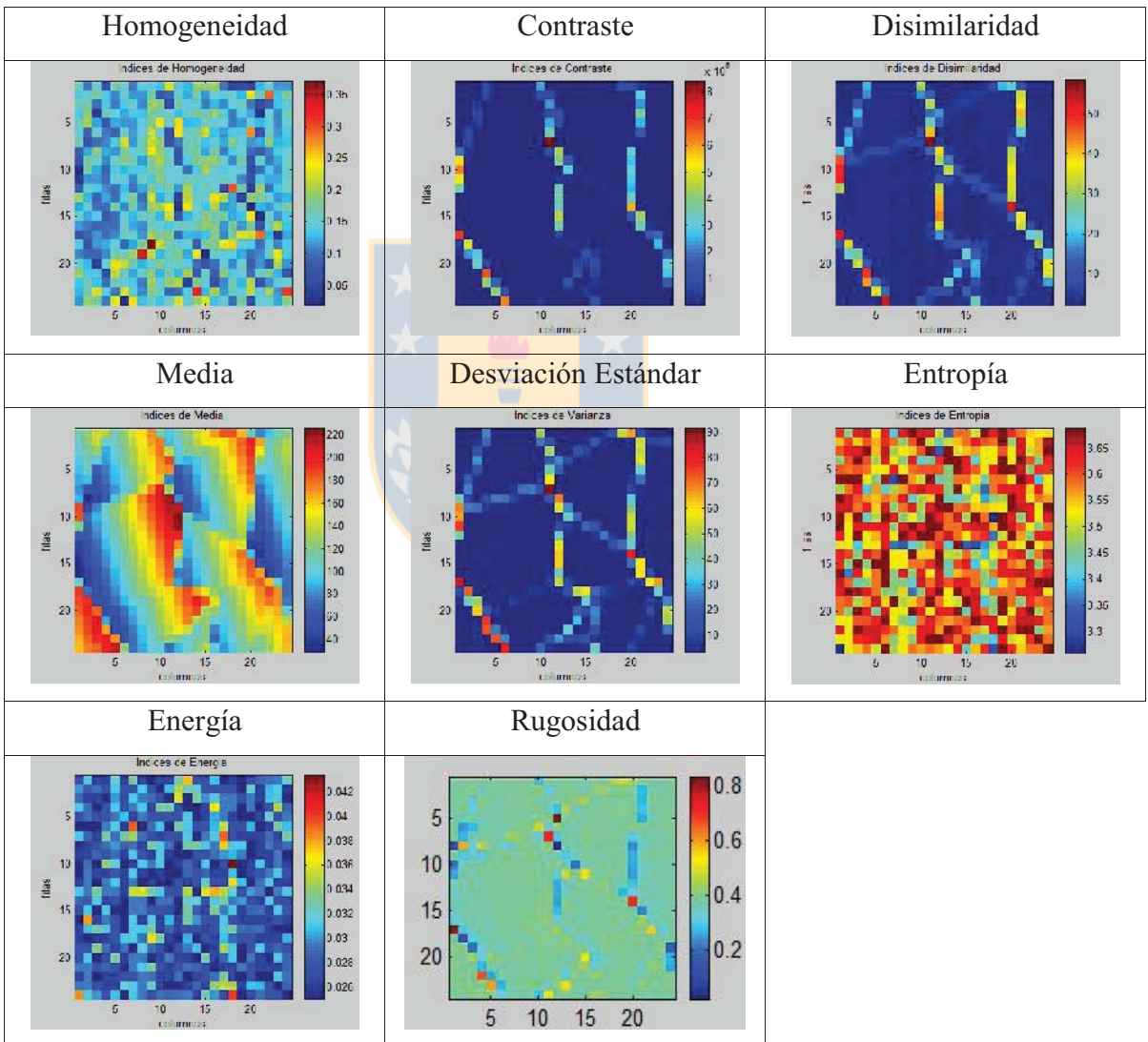
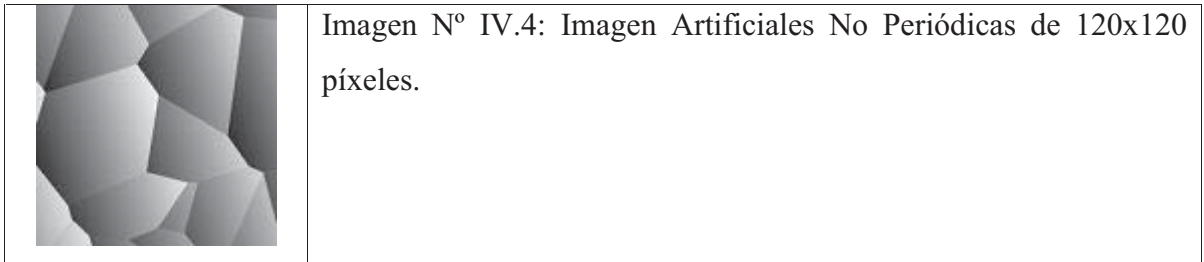


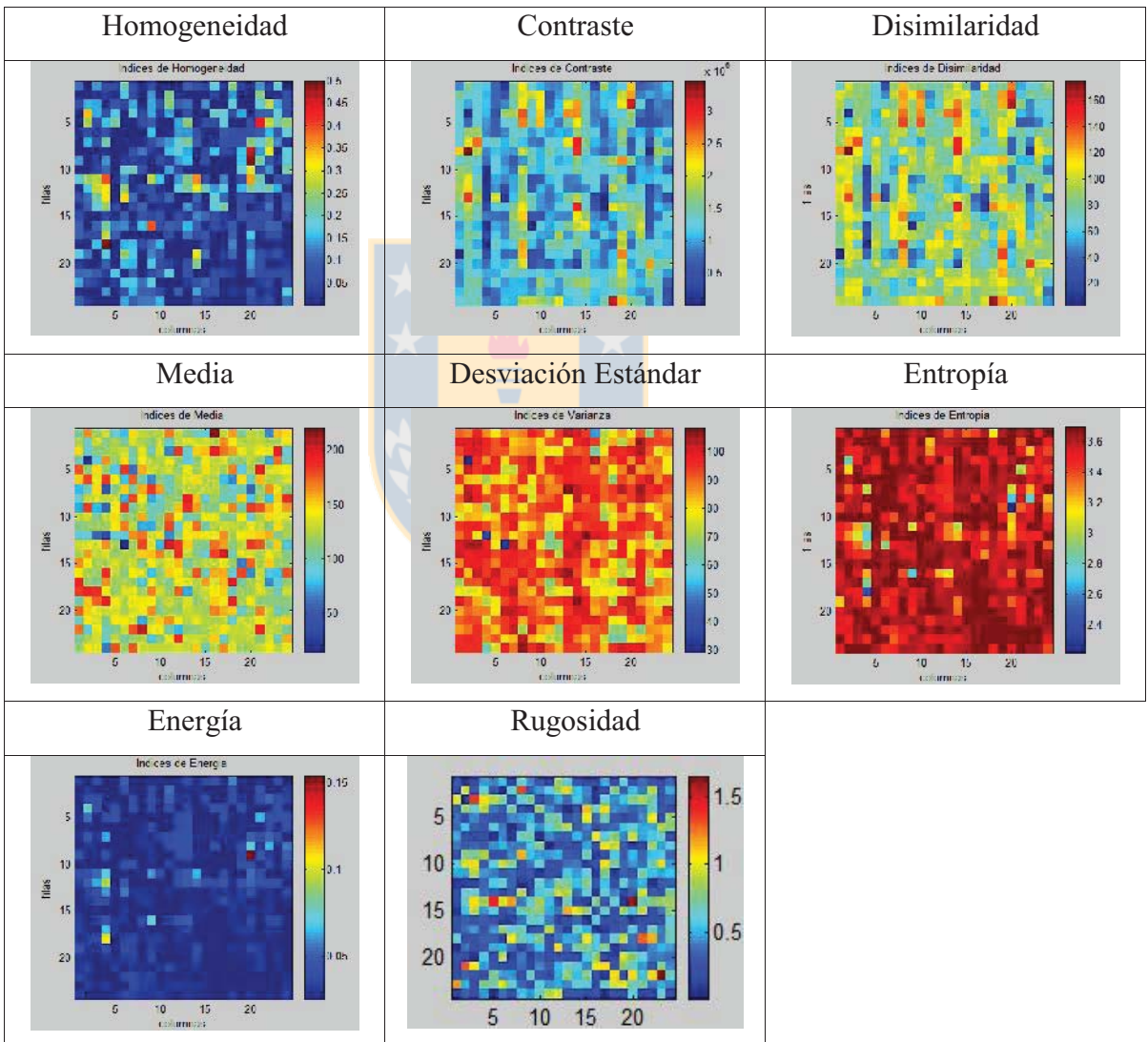
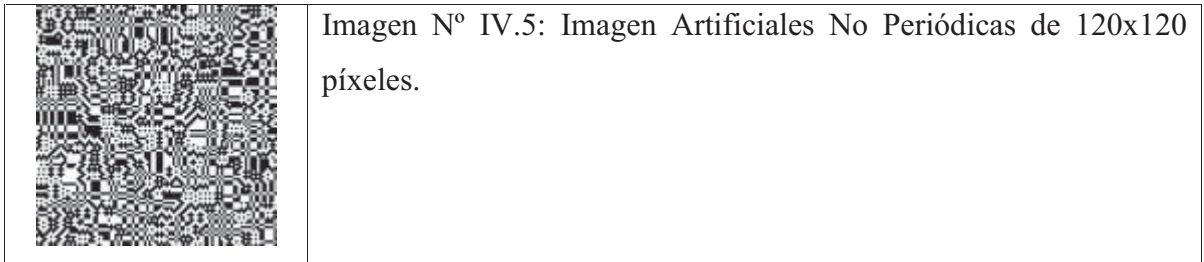
IV. Artificiales No Periódicas



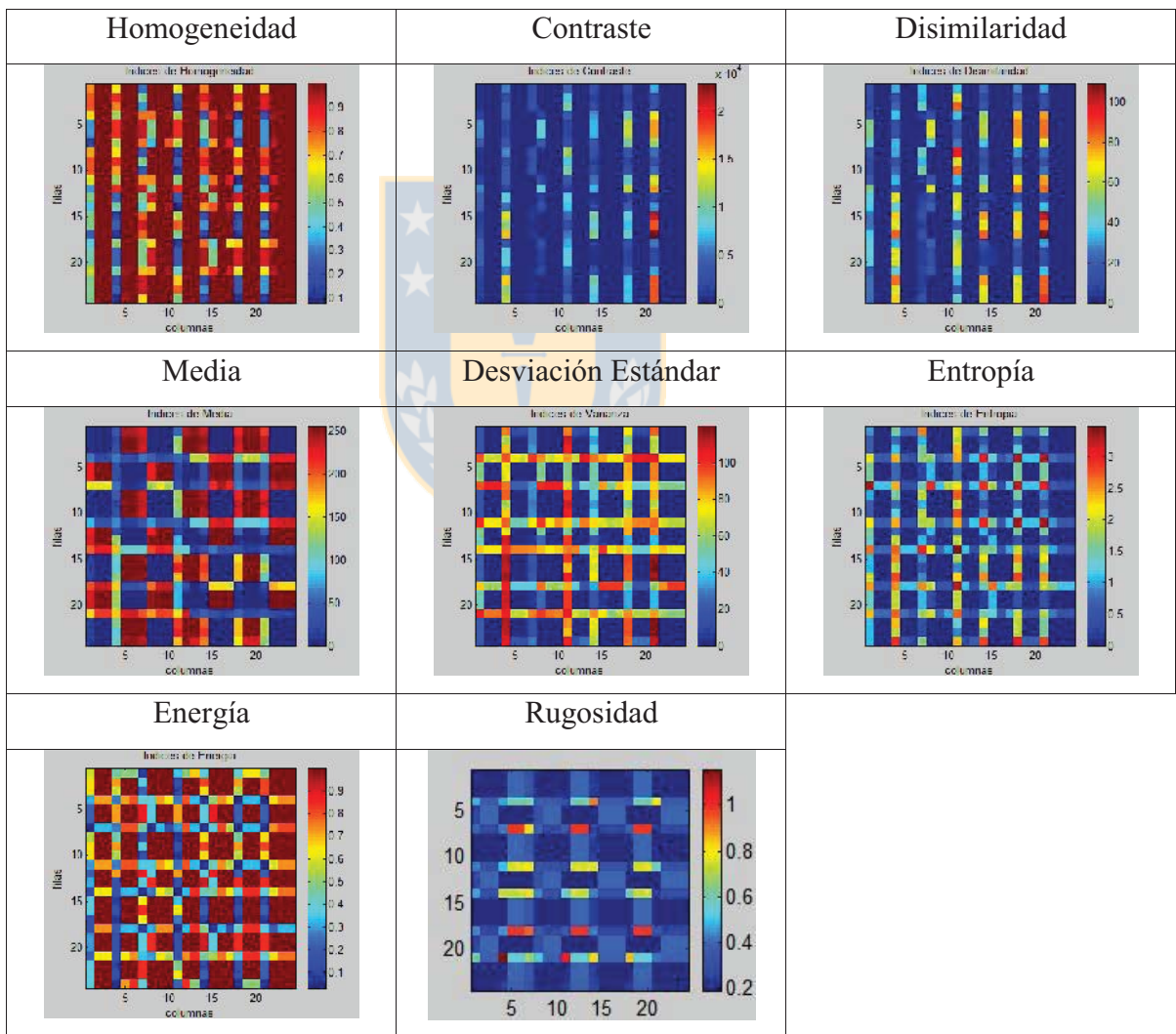
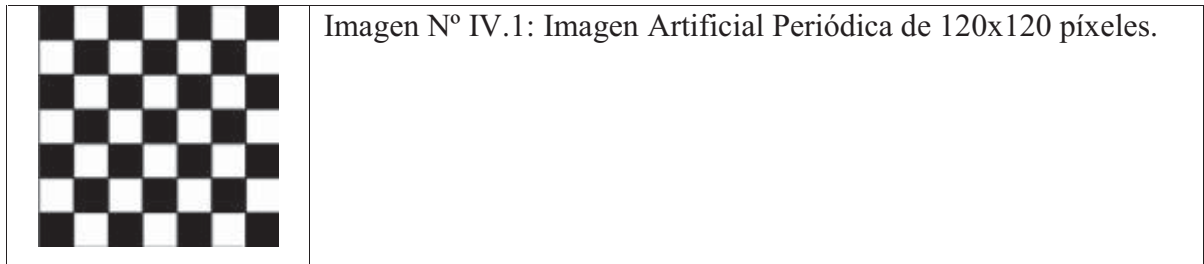


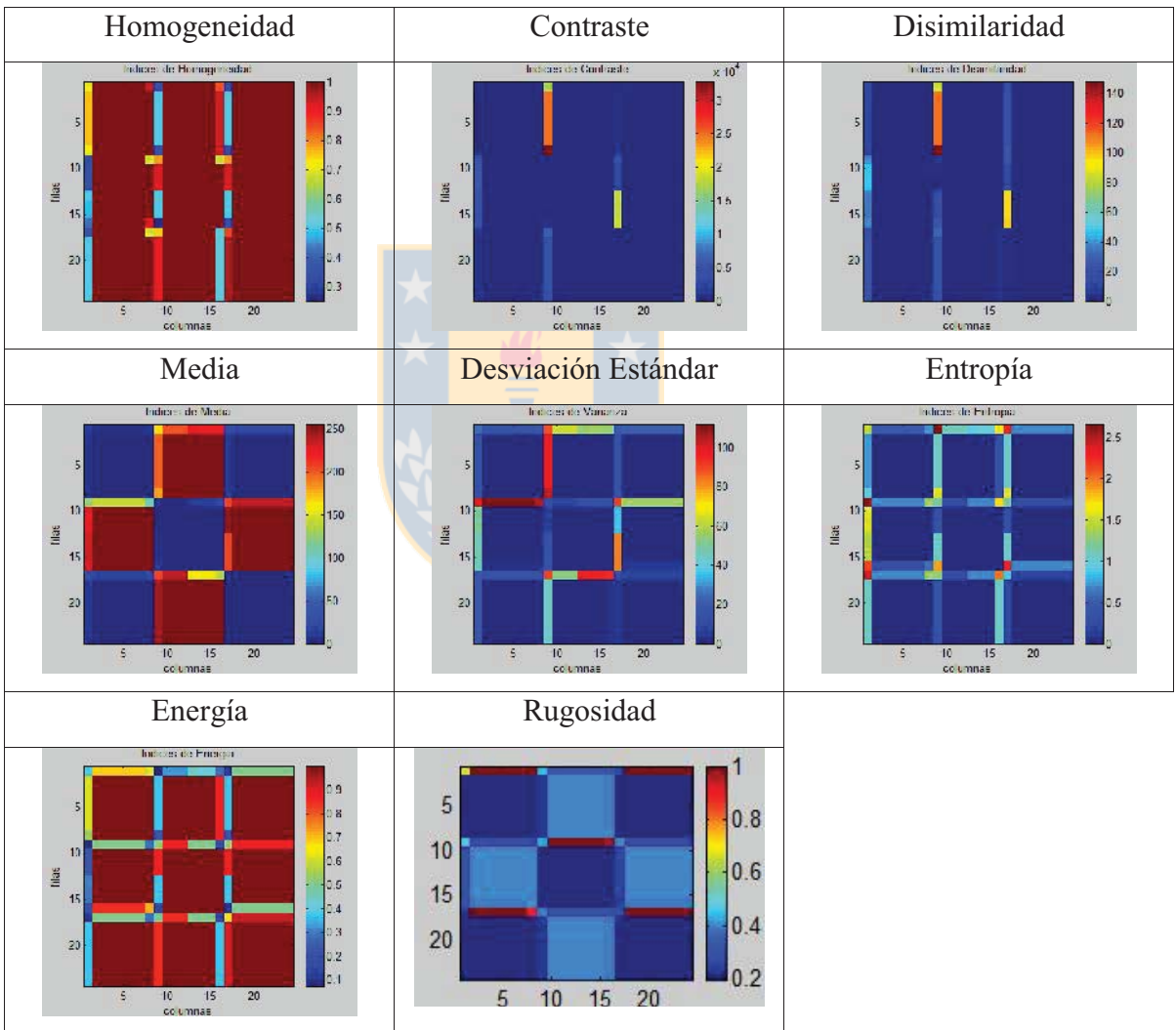
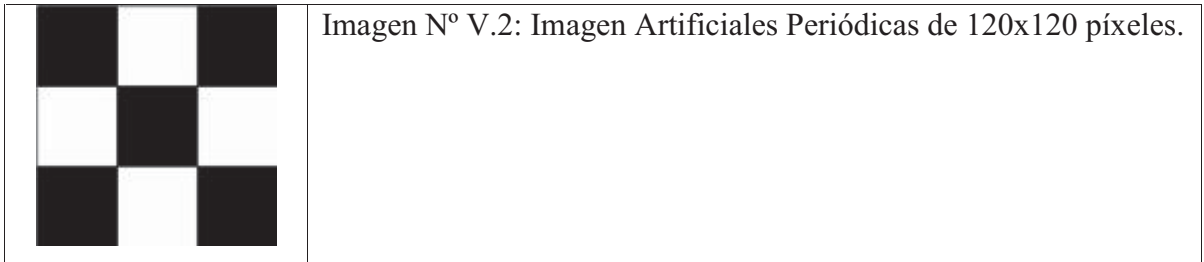


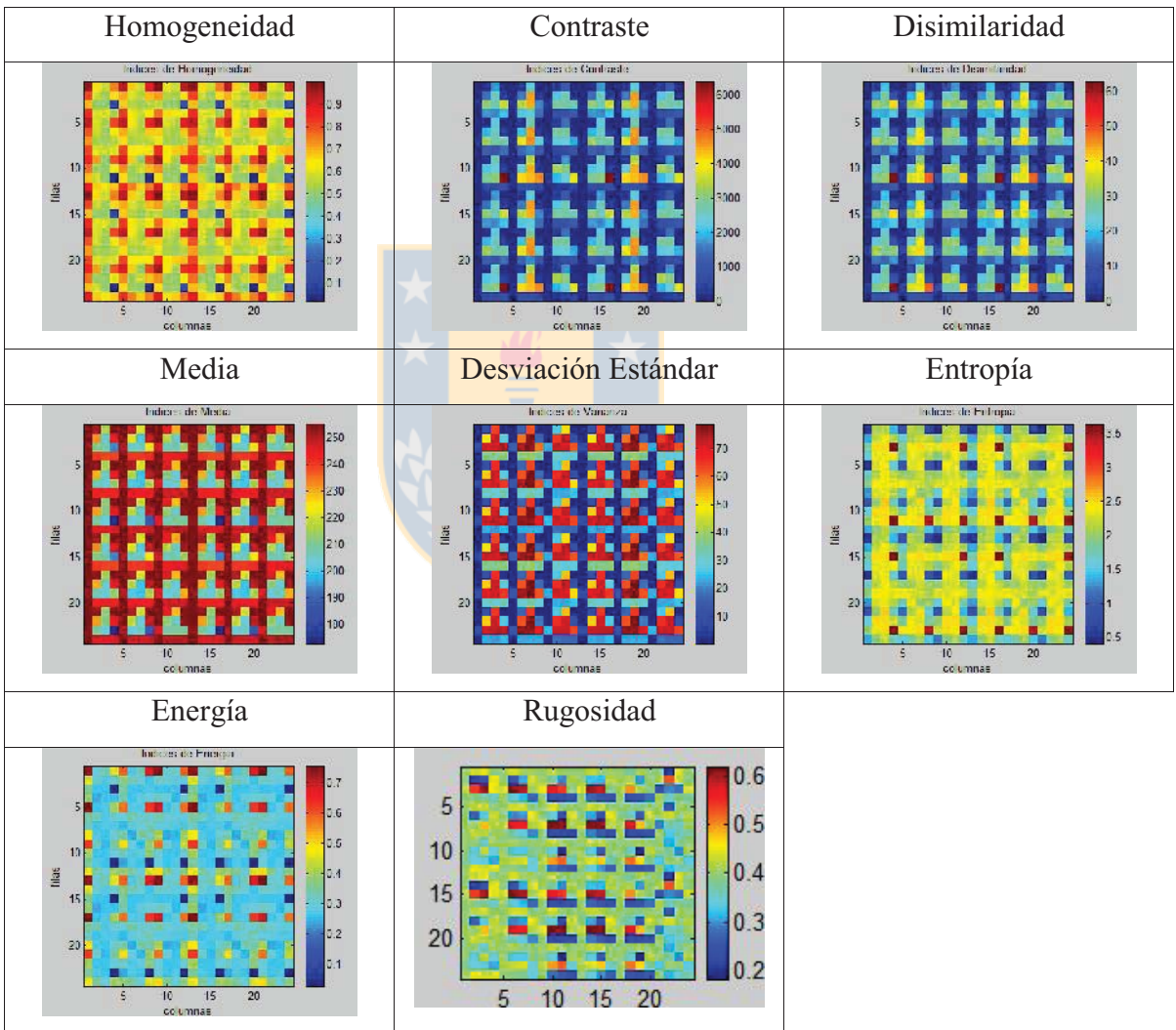
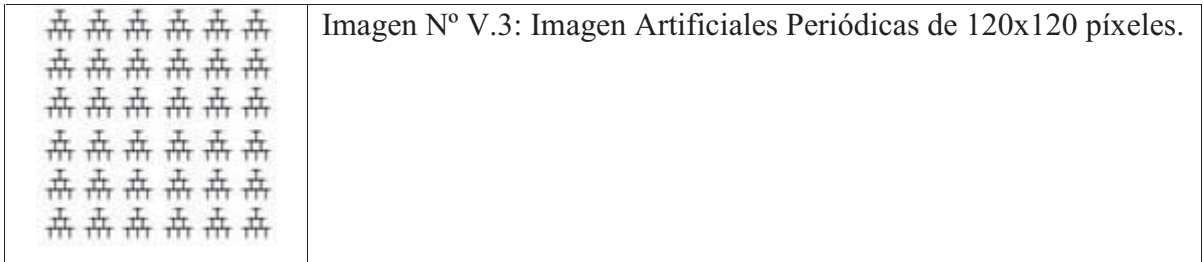


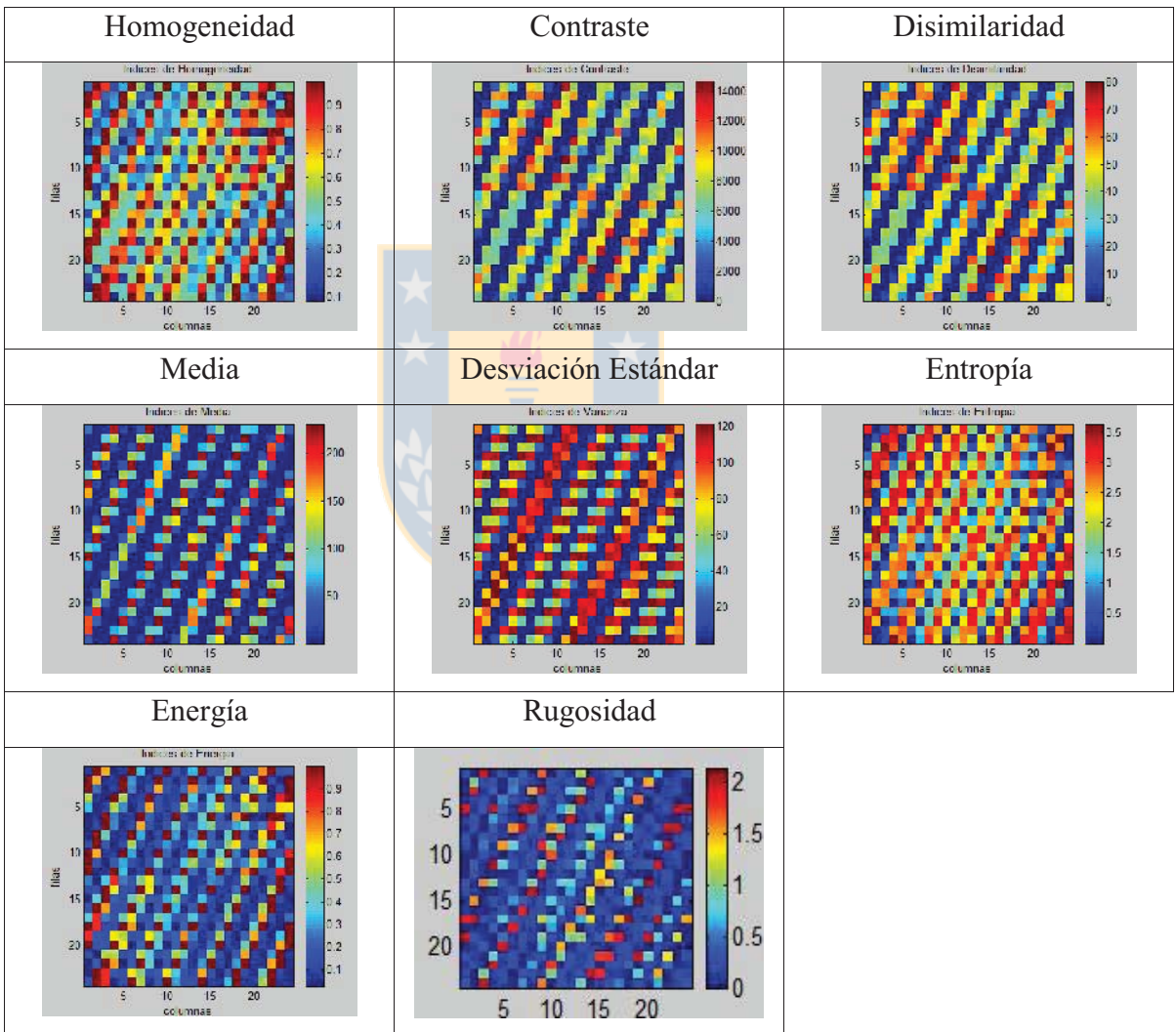
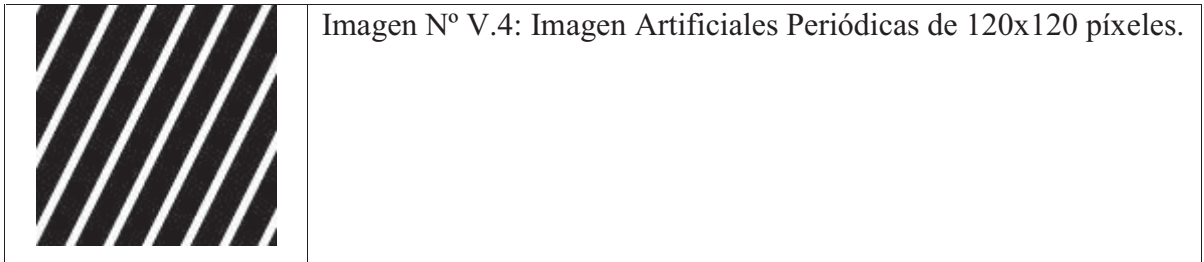


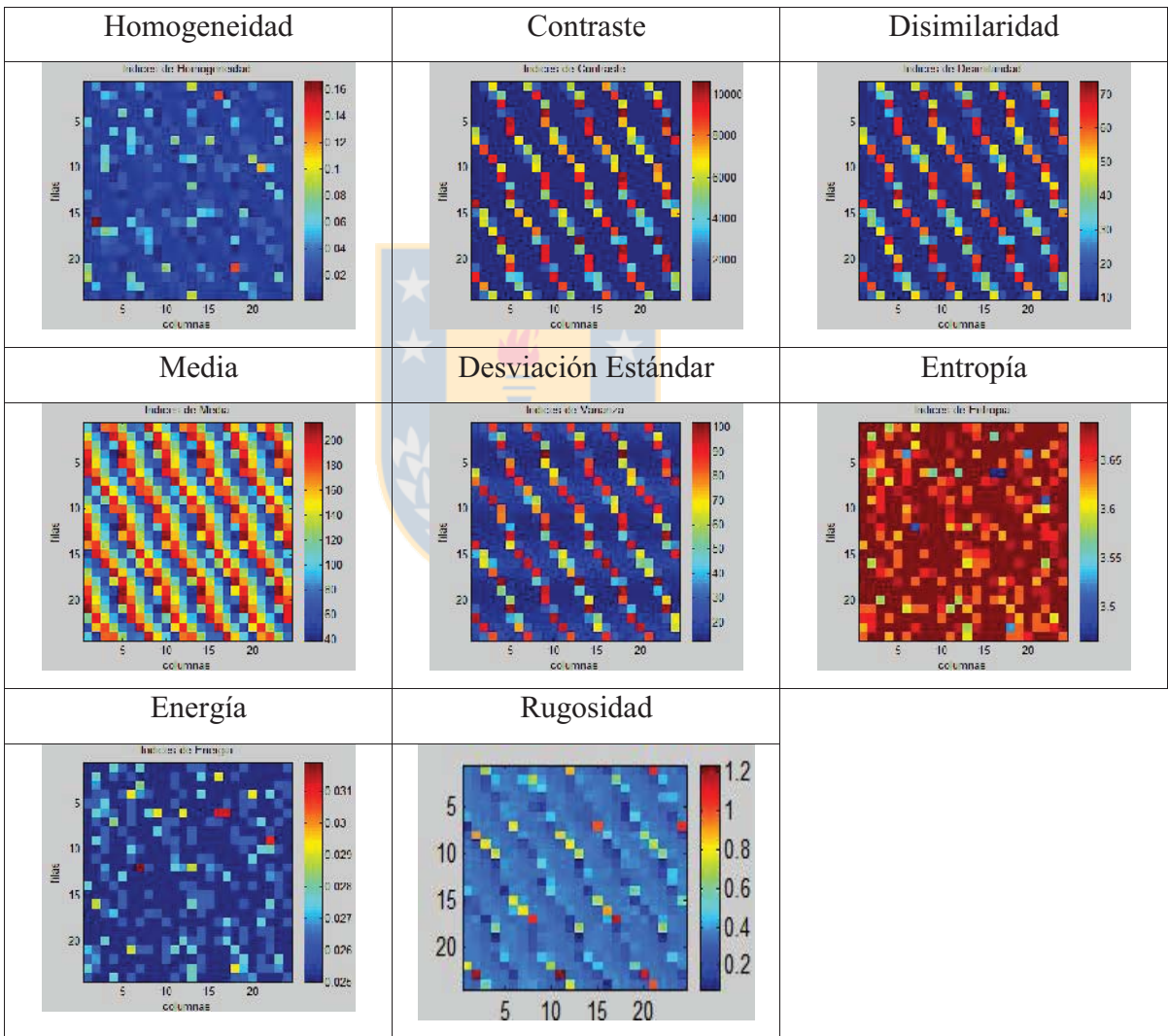
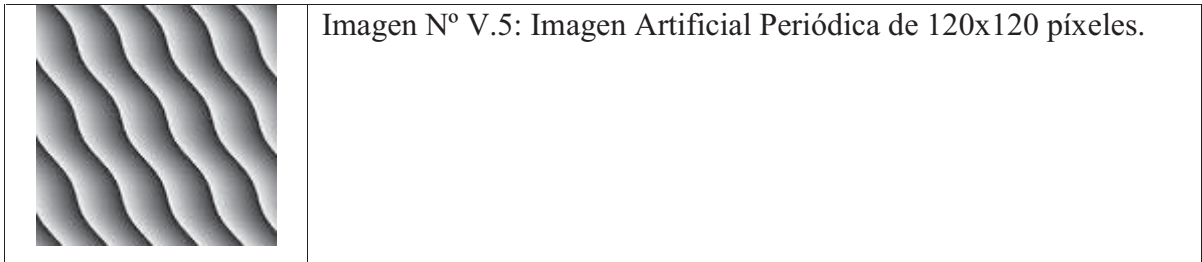
V. Artificiales Periódicas

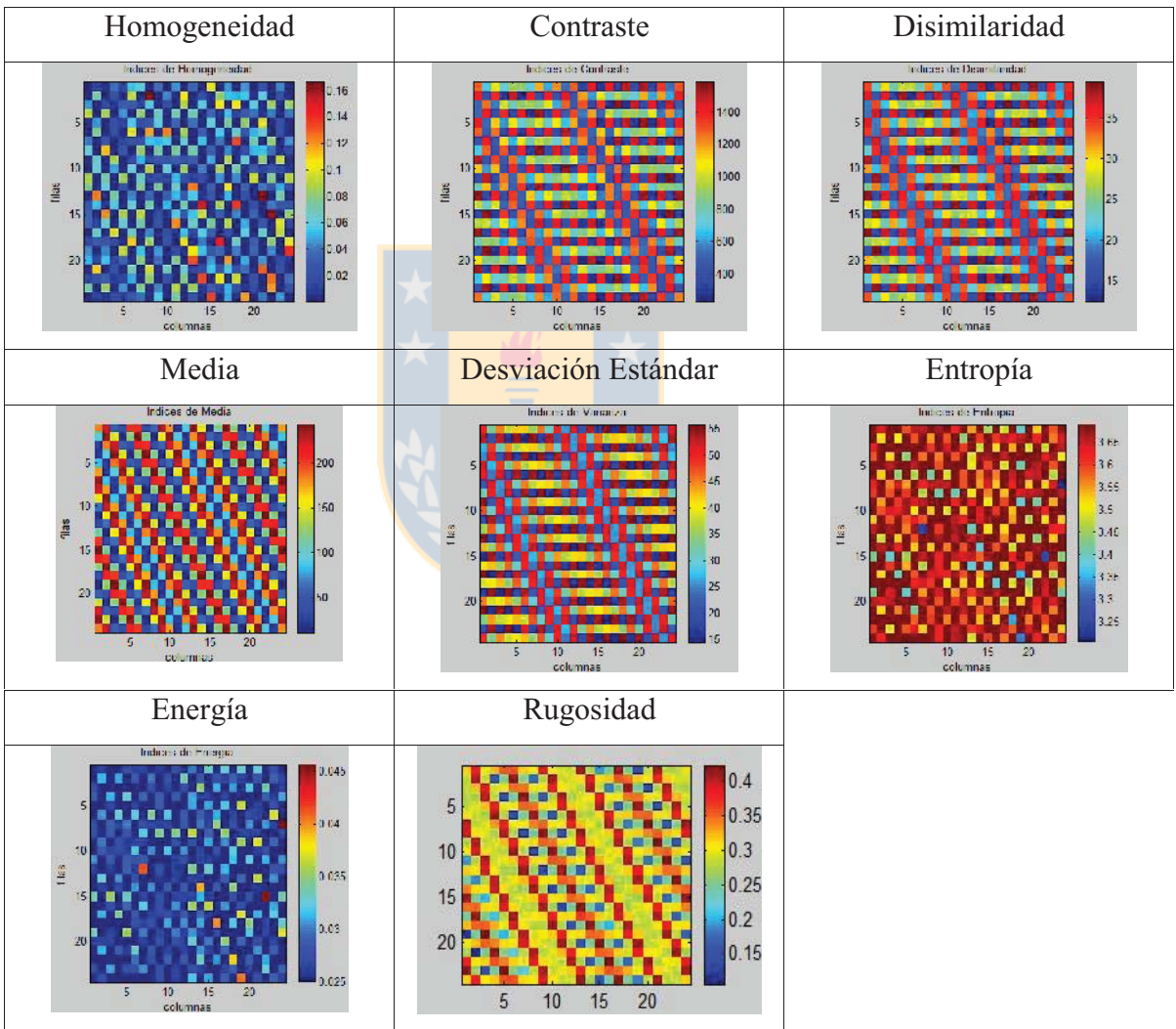
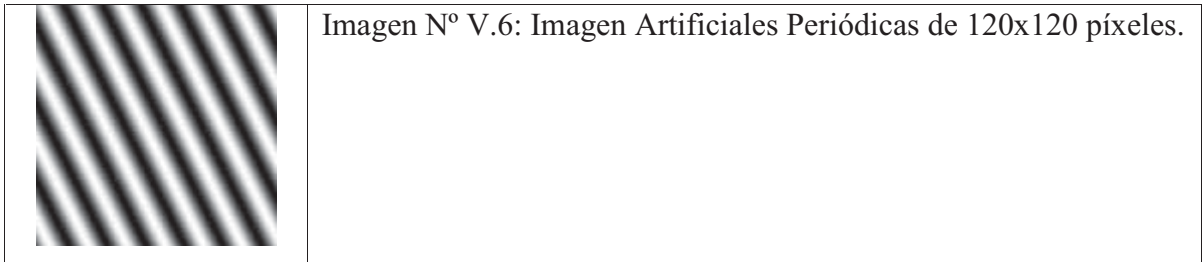












VI. Mosaicos

