

TESIS DOCTORAL

Doctorado en Ingeniería
Mención: Procesamiento Digital de Señales e
Imágenes

“Contribución al uso de Algoritmos de
Procesamiento Digital de Imágenes para el Control
de Calidad de los Procesos Productivos
Regionales de Misiones”

Autor: Ing. Christian Xiscatti Pérez
Director de Tesis: Dr. Fernando Botterón

Buenos Aires - 2018

Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional Bs. As.

Tesis

Doctorado en Ingeniería con Mención en Procesamiento
Digital de Señales e Imágenes

TÍTULO DE LA TESIS:

Contribución al uso de Algoritmos de Procesamiento Digital de Imágenes para
el Control de Calidad de los Procesos Productivos Regionales de Misiones

DICTAMEN JURADO DE DEFENSA DE TESIS:

Tesista: Ing. Christian Xiscatti Pérez

Director: Dr. Fernando Botterón

Dr. Ricardo Armentano

Dr. Claudio Delrieux

Dr. Juan Miño Valdés

DEDICATORIA

Quisiera dedicar este trabajo a mi esposa Graciela cuyo apoyo incondicional fue clave para poder encontrar el tiempo y el espacio apropiado para los trabajos de investigación y la redacción del manuscrito. También quiero dedicárselo a mis niñas, Nicol y Yael, las cuales han tenido que sacrificar tiempo que podrían haber pasado con su papá (incluso en vacaciones) respetando la privacidad de la oficina para que este trabajo sea posible. También a mis padres quienes me han podido dar una educación apropiada y siempre me han instado a progresar día a día, y al resto de mi familia por su gran apoyo y aliento.

Por último, dedicarlo a la memoria de mi querido abuelo Alfredo, que ya no está para ver este trabajo cumplido dado que falleció un 19 de febrero, pero cuyo ejemplo de esmero y dedicación llevo en el recuerdo y han sido una motivación permanente.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar a Dios, dador de la vida y fuente de toda sabiduría.

En segunda instancia a Fernando, mi Director de Tesis, el cual ha dado siempre los lineamientos oportunos para cada tarea y ha sido un respaldo en cada momento hasta aquí.

También a la Facultad de Ingeniería de Oberá (UNaM) y el Departamento de Ingeniería Electrónica y las autoridades que por ella han pasado en estos años, por el apoyo otorgado.

Luego al INYM y a las empresas que me han facilitado información y material de investigación para el desarrollo de esta Tesis, estas son: Hedman Ingeniería, Establecimiento Don German S. R. L. y Aguer Maderas S. R. L.

Y en última instancia, pero no por eso de menor importancia, a los colegas y amigos que han estado ahí siempre, apoyando y ayudando en lo que estaba a su alcance.

CONTENIDO

Dedicatoria	4
Agradecimientos	4
Lista de tablas	8
Lista de figuras	9
Lista de abreviaturas	13
Lista de símbolos y definiciones matemáticas	15
Resumen	16
CAPÍTULO 1 - Introducción	19
1.1 Motivación y Fundamentación	19
1.1.1 Panorama del sector Yerbatero	21
1.1.2 Panorama del sector foresto-industrial	22
1.1.3 Fundamentación y áreas de aplicación	25
1.2 Marco teórico	26
1.2.1 Procesos industriales que utilizan PDI para control de calidad	29
1.2.2 Control de calidad en productos regionales de misiones	31
1.2.3 Yerba Mate	32
1.2.4 Madera: Identificación de nudos y fallas en tablas de pino	40
1.3 Contribuciones de la tesis	44
1.3.1 Contribuciones para la yerba mate	45
1.3.2 Contribuciones para la madera	45
1.3.3 Producción y Difusión de los resultados	45
1.4 Organización de la tesis	46
CAPÍTULO 2 - Control de Calidad por PDI	49
2.1 Antecedentes sobre el control de calidad en alimentos e introducción al PDI como alternativa de inspección	49
2.1.1 Componentes básicos de un sistema de visión por computador	50
2.1.2 Formas en las que puede ser aplicado un sistema de visión por computador para monitorear un proceso	51
2.2 Técnicas de PDI utilizadas para control de calidad en alimentos	52
2.2.1 Antecedentes sobre inspección y clasificación en agricultura y alimentos	52
2.2.2 Técnicas de aprendizaje para evaluación de calidad en alimentos	56
2.2.3 Técnicas de adquisición de imágenes para control de la calidad	59
2.3 Técnicas de PDI utilizadas para detección de defectos en tablas de madera	61
2.4 Sumario	65
2.4.1 Adquisición de imagen	66
2.4.2 Pre-procesamiento	66

2.4.3	Procesamiento	67
2.4.4	Resultados	67
CAPÍTULO 3 - Preparación y Adquisición de Muestras		69
3.1	Preparación de Muestras	69
3.2	Muestras de Yerba Mate	70
3.2.1	Alternativas para la digitalización de las muestras	70
3.2.2	Conformación de un banco de imágenes con escáner de cama plana	73
3.2.3	Conformación de un banco de imágenes con cámara ccd de celular	74
3.3	Muestras de Madera	78
3.3.1	Alternativas para la digitalización de las muestras	78
3.3.2	Conformación del banco de imágenes	79
3.4	Sumario	81
CAPÍTULO 4 - Diseño de la Estructura de PDI		83
4.1	Construcción de herramientas y pruebas preliminares	83
4.1.1	Herramienta de conversión de espacio de color RGB <-> YIQ	83
4.1.2	Herramienta calculadora de imágenes	84
4.1.3	Herramienta de manipulación de histograma	87
4.1.4	Herramienta para procesamiento FFT 2D	89
4.1.5	Herramienta para filtrado por convolución matricial	89
4.1.6	Herramienta de procesamiento morfológico	90
4.1.7	Herramienta de muestreo, remuestreo y cuantización	91
4.1.8	Herramienta para la determinación de la dimensión fractal	91
4.2	Estructura de procesamiento y resultados preliminares	92
4.2.1	Implementación del esquema básico en un lote de imágenes de yerba mate y resultados preliminares	93
4.2.2	Implementación del esquema de pdi en un lote de imágenes de tablas de pino	99
4.3	Programación de la estructura de PDI	103
4.3.1	Lenguaje utilizado	103
4.3.2	Determinación del contenido de palo para los lotes de la Tabla 5	103
4.3.3	Determinación del contenido de palo para los lotes de Tabla 7	105
4.3.4	Detección de defectos para procesar los lotes de la Tabla 8	108
4.4	Sumario	115
CAPÍTULO 5 - Implementación en Arquitecturas Multinúcleo		117
5.1	Arquitecturas de Hardware utilizadas	120
5.2	Lenguaje utilizado	120
5.2.1	Codificación	123
5.3	Sumario	138
CAPÍTULO 6 - Análisis de Datos		139
6.1	Evaluación de desempeño de las alternativas en yerba mate	139

Índice de Contenido, Tablas y Figuras

6.1.1	Determinación del procedimiento de evaluación	139
6.2	Validación de la estructura de PDI utilizada en yerba mate con método de escáner de cama plana	139
6.2.1	Determinación de un modelo de estimación del % de palo	139
6.2.2	Verificación del modelo con un lote de imágenes distinto	140
6.2.3	Determinación de un segundo modelo de estimación del % de palo	141
6.2.4	Evaluación y comparación de resultados	143
6.3	Validación de la estructura de PDI utilizada en yerba mate con método de cámara ccd celular	143
6.3.1	Pruebas con diversas cantidades de yerba mate (20g, 10g y 5g)	143
6.3.2	Determinación de la cantidad de imágenes a tomar por cada muestra	144
6.3.3	Correlación de datos	146
6.3.4	Determinación de un modelo de estimación del % de palo	148
6.3.5	Verificación del modelo con un banco de imágenes distinto	148
6.3.6	Evaluación y comparación de resultados	151
6.4	Caracterización de defectos a detectar en tablas de pino	156
6.4.1	Tipos de fallas a detectar	156
6.4.2	Evaluación del algoritmo en los lotes de imágenes de la Tabla 8	157
6.4.3	Verificación del algoritmo sobre un lote de imágenes externo	168
6.5	Comparación con técnicas actuales	176
6.5.1	Comparación con el método de determinación del contenido de palo establecido en el CAA	176
6.5.2	Utilización del método propuesto de realce de histograma adaptativo y su posible aplicación en otras áreas	180
6.6	Sumario	183
CAPÍTULO 7 - Conclusiones		185
7.1	Métodos alternativos para la determinación de palo en muestras de yerba mate	185
7.2	Detección de defectos en tablas de pino para la fabricación de tablas sin nudos y vigas multilaminadas	186
CAPÍTULO 8 - Recomendaciones y Trabajos Futuros		189
8.1	Propuestas de trabajos futuros en yerba mate	189
8.1.1	Propuesta de implementación en la industria	189
8.1.2	Desarrollo del prototipo	190
8.2	Propuestas de trabajos futuros en detección de defectos	190
8.3	Propuestas de trabajos futuros en la industria del té	191
Referencias		193

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 - Trabajos agrupados sobre inspección y clasificación en agricultura y alimentos	52
Tabla 2 - Trabajos agrupados sobre técnicas de aprendizaje computacional aplicadas en alimentos	56
Tabla 3 - Técnicas de adquisición de imágenes y algunas de sus aplicaciones.....	60
Tabla 4 - Estructura General de PDI a utilizar	66
Tabla 5 - Lotes de imágenes de yerba mate obtenidos con escáner de cama plana [86]	74
Tabla 6 - Ejemplo de tabla utilizada para la conformación de muestras de yerba para el lote A.....	75
Tabla 7 - Lotes de imágenes de yerba mate obtenidos con cámara ccd celular	76
Tabla 8 - Lotes de imágenes de cortes de pino y tablas enteras	80
Tabla 9 - Operaciones implementadas en la calculadora de imágenes y sus resultados.....	85
Tabla 10 - Funciones de ajuste de histograma implementadas.....	88
Tabla 11 - Operaciones morfológicas implementadas.....	90
Tabla 12 - Tipos de muestreo, remuestreo y cuantización implementados	91
Tabla 13 - Comparativa de tiempos de procesamiento de las cuatro alternativas de código.....	126
Tabla 14 - Mejoras de rendimiento calculadas y tiempos obtenidos con la implementación.....	129
Tabla 15 - Promediado de tiempos para estimar mejora de rendimiento esperada (speedup).....	130
Tabla 16 - Mejoras de rendimiento calculadas y tiempos obtenidos con el uso de Hyperthreading	134
Tabla 17 - Capacidad de procesamiento paralelo y su correspondiente velocidad de línea máxima	137
Tabla 18 - Método de estimación por áreas y ajuste lineal [86].....	139
Tabla 19 - Verificación de resultados con otras muestras para el ajuste lineal por áreas.....	141
Tabla 20 - Verificación de resultados con otras muestras para el ajuste lineal volumétrico	142
Tabla 21 - Desempeño de las curvas de juste y errores porcentuales.....	148
Tabla 22 - Comparación Intervalos de confianza de lotes D y E	153
Tabla 23 - Codificación en color de la comparativa de desempeño	158
Tabla 24 - Imágenes con mayor cantidad de pixeles de defectos faltantes	162
Tabla 25 - Datos utilizados para calcular la eficiencia de las detecciones	167
Tabla 26 - Codificación de defectos utilizada en la base de datos de oulu [119].....	170

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolución exportaciones de los principales complejos productivos de misiones, período 2003-2010 [5]20

Figura 2 - Complejos exportadores según mercados de destino para el año 2010 de misiones [5]20

Figura 3 - Principales países destino de las exportaciones de madera Argentina y sus manufacturas [15] 23

Figura 4 - Gráfica de una secuencia bidimensional de luminancia en una tabla de pino con nudo27

Figura 5 - Algunas de las matrices típicas de filtros de separación de espectros [30]28

Figura 6 - Separación de espectros por prisma propuesto por phillips para cámaras 3 ccd [31].....28

Figura 7 - Aplicación de PDI desarrollada en plataforma PDA31

Figura 8 - Diagrama de Flujo de Secadero de Yerba Mate [7].....35

Figura 9 - Proceso de elaboración de yerba mate envasada [7].....36

Figura 10 - Zaranda que realiza la separación palo-hoja por tamices según CAA.....38

Figura 11 - Sierra tronzadora manual accionada por pedal41

Figura 12 - Detalle de sistema de marcas fluorescentes en máquinas semiautomáticas [79].....42

Figura 13 - Esquema de funcionamiento de máquina de corte semiautomático [80].....43

Figura 14 - Máquina semiautomática comercial [79].....43

Figura 15 - Escáner para tronzado automático [81]43

Figura 16 - Analogía entre el sistema de visión por computador y el biológico [93]50

Figura 17 - Esquema ilustrativo de las diferencias entre formas de inspección [93]51

Figura 18 - Túnel donde pasan las frutas para su inspección según lo propone [38].54

Figura 19 - Domo semiesférico iluminado con copa que posiciona la fruta propuesto en [39]55

Figura 20 - Ciclo de generación de lotes de imágenes realimentado por resultados preliminares69

Figura 21 - Primeras tomas hechas en escáner de cama plan donde se aprecia el efecto sombra.70

Figura 22 - Iluminación con diversos colores. R (rojo); G (verde); B (azul); W (blanco)71

Figura 23 - Comparación del efecto de iluminación en el plano de luminancia.71

Figura 24 - Comparación del uso de fondo blanco y fondo negro en una misma muestra de yerba sobre film adhesivo [85].72

Figura 25 - Procedimiento para la preparación de muestras de yerba en escáner74

Figura 26 - Comparación en vista superior y perfil en los tamaños de muestras de 20g, 10g y 5g76

Figura 27 - Procedimiento de creación de banco de muestras e imágenes con cámara celular77

Figura 28 - CAD del prototipo de caja de iluminación para adquisición de imagen con celular77

Figura 29 - Utilización del escáner de mano en la realización del banco de muestras de madera78

Figura 30 - Modelo de muestra de madera en 3d y nomenclatura para identificación de lados79

Figura 31 - Los cuatro lados escaneados de la muestra 001.....80

Figura 32 - Aplicación que convierte imágenes YIQ <-> RGB84

Figura 33 - Plano Q (izq.), Separación de Q: fondo (rojo), hojas (negro) y palos (verde) (der.)84

Figura 34 - Calculadora de Imágenes87

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones

Figura 35 - Ajuste de histograma: en verde la curva de ajuste trazada manualmente.	88
Figura 36 - 2D FFT con máscara configurable por el usuario.....	89
Figura 37 - Filtrado por convolución matricial	90
Figura 38 - Binarización por umbralado y procesamiento morfológico.....	91
Figura 39 - Muestreo Interpolación y Cuantización	92
Figura 40 - Determinación de la dimensión fractal	92
Figura 41 - Etapas de PDI utilizada para la detección del contenido de palo.....	93
Figura 42 - Etapas de PDI utilizadas para la detección de defectos en tablas de pino	93
Figura 43 - Secuencia de imágenes resultantes del enmascarado de palos	94
Figura 44 - Resultado de aplicar la supresión de palos	94
Figura 45 - Ventana de selección de imagen a procesar.....	96
Figura 46 - Visualización de resultados intermedios.....	96
Figura 47 - Zoom vinculado y resultados intermedios disponibles en las distintas páginas	97
Figura 48 - Incorpora: análisis por lote, barra de progreso, vector de resultados e histograma	98
Figura 49 - Agregado de selección de core, generación de informe y ajuste de escala.....	98
Figura 50 - Informe de resultados exportado a microsoft word®	99
Figura 51 - Comparación de 3 planos de diferentes espacios de color.....	101
Figura 52 - Comparación de histogramas.....	102
Figura 53 - Efecto de adaptación de x en el resultado final del algoritmo.	102
Figura 54 - Estructura de procesamiento por bloques de PDI programado en LabVIEW [46].....	103
Figura 55 - Efecto de sesgado de histograma por la iluminación no uniforme.	106
Figura 56 - Resultado de aplicar una compensación para la iluminación no uniforme.....	107
Figura 57 - Resultado de extraer el plano R (derecha) de la muestra a027	108
Figura 58 - Realce adaptativo de histograma en la muestra a027 con $x=1,95$	109
Figura 59 - Segmentación por umbral de entropía en muestra a027	110
Figura 60 - Segmentación con umbral de inter-varianza en muestra a027.....	110
Figura 61 – Operación morfológica de erosión aplicada sobre la imagen a027.....	111
Figura 62 - Operación morfológica cierre con elemento estructurante 7×7	111
Figura 63 - Efecto de eliminación de partículas pequeñas usando morfología.	112
Figura 64 - Resultado de aplicar la reconstrucción geodésica binaria a las imágenes de la Figura 63	112
Figura 65 - Combinación de resultados de lados A y C para la muestra n° 027.	113
Figura 66 - Representación gráfica del algoritmo que determina las cotas de corte.	115
Figura 67 - Representación de la ley de Amdahl parametrizado en $T_p\%$ según Ec. (8) [152].....	119
Figura 68 - Paralelismo inherente a la programación gráfica con código G [159].....	122
Figura 69 - Análisis del compilador del código G para ejecución multi-hilo automática [160]	122
Figura 70 - Estructura de procesamiento secuencial según se describe en el 4.3.4.....	124
Figura 71 - Proceso completo de detección de defectos y determinación de cotas de corte	124
Figura 72 - Núcleo de segmentación de defectos paralelizado en dos hilos independientes (verde)	124

Índice de Contenido, Tablas y Figuras

Figura 73 - Paralelismo de datos y de tareas como forma de paralelización global.....	125
Figura 74 - Tiempos de procesamiento de 4 implementaciones y mejora de velocidad obtenida [87].....	127
Figura 75 - División de tareas y tiempos para análisis y cálculo de rendimiento. Ejemplo 4 cores.....	128
Figura 76 - Tiempos de procesamiento de las 4 implementaciones.	131
Figura 77 - Cronología de procesamiento de imágenes del lado “a” separadas por hilo de ejecución	132
Figura 78 - Cronología de procesamiento de imágenes del lado “c” separadas por hilo de ejecución	133
Figura 79 - Cronología de procesamiento de muestras del lado "a" con implementación de multi-hilo ..	135
Figura 80 - Cronología de procesamiento de muestras del lado "c" con implementación de multi-hilo ..	136
Figura 81 - Comparativo de tiempos de ejecución, con (verde) y sin (anaranjado) Hyperthreading	138
Figura 82 - Ajuste lineal del estimador por método de áreas [86]	140
Figura 83 - Cilindro idealizado propuesto para aproximar el volumen de palos en la imagen	142
Figura 84 - Comparación de desempeño de estimadores del contenido de palo % [86]	143
Figura 85 - Resultado de procesamiento lote B - 10 g: Promedio delta B02-B12 = 6,81	144
Figura 86 - Resultado de procesamiento lote C - 5 g: Promedio delta C02-C12 = 5,08	144
Figura 87 - Evolución del promedio acumulado en función de cantidad de muestras presentado en orden cronológico.....	145
Figura 88 - Evolución del promedio acumulado en función de cantidad de muestras presentado en orden decreciente.	146
Figura 89 - Evolución del promedio y su estabilización en torno a 10 muestras en lotes C1 - C15	146
Figura 90 - Correlación entre valores calculados y valores reales, y curvas de ajuste utilizadas.....	147
Figura 91 - Comparación de desempeño de curvas de ajuste sobre las imágenes del lote c	149
Figura 92 - Desempeño del algoritmo con el lote de validación I.....	149
Figura 93 - Desempeño del algoritmo con el lote de validación denominado lote D.	150
Figura 94 - Desempeño del algoritmo con el lote de validación denominado lote E.....	151
Figura 95 - Desempeño del algoritmo con lotes de validación denominados F y G.	151
Figura 96 - Mediciones obtenidas e Intervalos de confianza del 95 % para el lote C.....	152
Figura 97 - Intervalos de confianza para el lote D con muestra de 10 imágenes o más.....	154
Figura 98 - Intervalos de confianza para el lote E con muestra de 3 imágenes o más	154
Figura 99 - Comparativo entre las cotas del intervalo de confianza y los máx. y mín. de las muestras del lote D.....	155
Figura 100 - Comparativo entre las cotas del intervalo de confianza y los máx. y mín. de las muestras del lote E.	155
Figura 101 – Ejemplos de algunos defectos típicos que se quieren detectar con PDI.....	156
Figura 102 - Entorno de trabajo para segmentar de manera semi-automática los defectos	157
Figura 103 - Aplicación que compara con el patrón y genera imagen codificada.	158
Figura 104 - Resumen estadístico del procesamiento para las muestras a001 – a050	159
Figura 105 - Detalle detecciones por muestras desde a001 – a050	159
Figura 106 - Resumen estadístico del procesamiento para las muestras c001 – c050	160

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones

Figura 107 - Detalle detecciones por muestras desde c001 – c050	160
Figura 108 - Resumen estadístico del procesamiento para las muestras a051 – a100.....	160
Figura 109 - Detalle detecciones por muestras desde a051 – a100	161
Figura 110 - Resumen estadístico del procesamiento para las muestras c051 – c100.....	161
Figura 111 - Detalle detecciones por muestras desde c051 – c100	161
Figura 112 - Comparación entre pixeles de defectos encontrados y faltantes en los peores casos	162
Figura 113 - Procesamiento de las imágenes con mayor cantidad de pixeles de defectos faltantes.....	163
Figura 114 - Procesamiento mejorado al quitar una erosión en el algoritmo.	164
Figura 115 - Resumen estadístico para las muestras a001-a100 y c001-c100.....	165
Figura 116 - Eficiencia general pixel a pixel en la detección de defectos.....	166
Figura 117 - Eficiencia general pixel a pixel en la detección de madera sana	166
Figura 118 - Histograma de Frecuencias y acumulado de cantidades de imágenes en función de pixeles de defectos no detectados.....	168
Figura 119 - Imágenes con distintos porcentajes de pix. defectuosos no detectados.	169
Figura 120 - Mapa auto-organizado con dos alternativas para las líneas de decisión.	171
Figura 121 - Imágenes de Oulu analizada con el método propuesto en esta tesis [119].	172
Figura 122 - Correlación de resultados obtenidos por Oulu y según el método propuesto.	173
Figura 123 - Ejemplo de falsos positivos, mayormente en bordes superior e inferior.	174
Figura 124 - Detalle del nivel de detección por tipo de defecto según clasificación de Tabla 26.....	175
Figura 125 - Defecto 13 no detectado (rojo) probablemente a causa de la baja resolución.	175
Figura 126 - Muestras de fracciones determinadas según la metodología del CAA.	176
Figura 127 - Sucesivos cuarteos que se realizan sobre la fracción intermedia (CAA).....	177
Figura 128 - Separación manual de la fracción intermedia en palo (izq) y hoja (der).	178
Figura 129 -Fracciones obtenidas por zarandeo aplicado a un envase comercial 500g.	179
Figura 130 - Fracciones de palo – hoja finales obtenidas con el cálculo propuesto por el CAA.	179
Figura 131 - Fracción de polvo considerada íntegramente como hoja según el CAA.	180
Figura 132 - Resultado de aplicar el realce adaptativo y segmentación de tipos de uvas pasas en imágenes con notorias diferencias de iluminación [83]	181
Figura 133 - Resultado del realce adaptativo y segmentación de los componentes en pizzas [84].....	182

LISTA DE ABREVIATURAS

PDI	Procesamiento Digital de Imágenes
DPI	Puntos por Pulgada
RGB	Espacio de Color
YIQ	Espacio de Color
HSV	Espacio de Color
HSI	Espacio de Color
HSL	Espacio de Color
La*b*	Espacio de Color
EFA	Escuelas de la Familia Agrícola
INTA	Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria
INYM	Instituto Nacional de la Yerba Mate
UNaM	Universidad Nacional de Misiones
CEDIT	Comité Ejecutivo de Desarrollo e Innovación Tecnológica
UVT	Unidades de Vinculación Tecnológica
BID	Banco Interamericano de Desarrollo
CCD	Charge-Coupled Device
3CCD	3 Chips CCD
PDA	Personal Digital Assistant
CAA	Código Alimentario Argentino
SAGPyA	Secretaría de Agricultura, Ganadería, Pesca y Alimentos
BPA	Buenas Prácticas Agrícolas
BPM	Buenas Prácticas de Manufactura
NEA	Noreste Argentino
VC	Visión por Computador
DSP	Procesador Digital de Señales
ANN	Red Neuronal Artificial
PCA	Análisis de Componentes Principales
PCs	Componentes Principales
PC	Computador Personal
SL	Aprendizaje estadístico
FL	Lógica Difusa
GA	Algoritmos Genéticos
DT	Árbol de Decisión
ASICs	Circuitos Integrados Específicos

FPGAs	Arreglos de Compuertas Lógicas Programables
SDA	Análisis de Discriminantes Paso a Paso
SFS	Selección Secuencial hacia Adelante
SVM	Máquina de Vectores de Soporte
SOM	Mapa Auto-Organizado
Vis/NIR	Espectro Visible del Infrarrojo Cercano
WT	Transformada Ondita
FOV	Campo de Visión
NMR	Resonancia Magnética Nuclear
MRI	Imágenes de Resonancia Magnética Nuclear
ALPS	Automated Lumber Processing System
HVCC	Hierarchical Vector Connected Components
ROI	Región de Interés
OM	Operación Morfológica
S	Speed-up: Mejora de rendimiento por uso de procesamiento paralelo
APIs	Interfaces de Programación de Aplicaciones
GPU	Unidad de procesamiento gráfico
GPGPU	Cómputo de propósitos generales en placas gráficas
CUDA	Lenguaje de GPGPU de nVidia (Compute Unified Device Architecture)
Stream	Lenguaje de GPGPU de AMD® ATI
MPI	Intarfaz de intercambio de mensajes (Message Passing Interface)

LISTA DE SÍMBOLOS Y DEFINICIONES MATEMÁTICAS

P_i	Cualquiera de los pixeles activos de la máscara
P_o	Nuevo valor del pixel centro de la máscara
$E(I) \Rightarrow P_o = \min(P_i)$	OM de Erosión sobre la imagen I
$D(I) \Rightarrow P_o = \max(P_i)$	OM de Dilatación sobre la imagen I
$A(I) = D(E(I))$	OM de Apertura en I = Erosión seguida de Dilatación
$C(I) = E(D(I))$	OM de Cierre en I = Dilatación seguida de Erosión
$ACA(I) = A(C(A(I)))$	Sucesión de OM Apertura, Cierre, Apertura sobre I
$CAC(I) = C(A(C(I)))$	Sucesión de OM Cierre, Apertura, Cierre sobre I
$A_p(I) = \min(I, ACA(I))$	OM de Apertura Propia sobre I
$C_p(I) = \max(I, CAC(I))$	OM de Cierre Propio sobre I
$A_m(I) = \min(ACA(I), CAC(I))$	OM de Auto-mediana sobre I
$G_i(I) = I - E(I)$	OM de Gradiente hacia Adentro
$G_o(I) = D(I) - I$	OM de Gradiente hacia Afuera
$\sum_{i=0}^{N-1} h(i) = 1$	Sumatoria de todos los N niveles de gris de un histograma normalizado es igual a 1
$p(i) = \frac{h(i)}{\sum_{i=0}^{N-1} h(i)}$	Probabilidad de ocurrencia del nivel de gris i
$\mu_r = \sum_{i=0}^{N-1} i \cdot p(i)$	Intensidad media total de toda la imagen
$\omega(r) = \sum_{i=0}^r p(i)$	Momento acumulado de histograma de orden cero hasta el nivel r
$\mu(r) = \sum_{i=0}^r i \cdot p(i)$	Momento acumulado de histograma de primer orden hasta el nivel r
$H = \sum_{i=0}^{N-1} p(i) \cdot \log_2 p(i)$	Entropía del histograma de una imagen de N niveles de gris diferentes.
$IC_{95\%} = \bar{x} \pm 1,96 \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$	Intervalo de confianza del 95 %.

RESUMEN

En esta Tesis se presentan contribuciones tecnológicas a partir del uso de algoritmos de procesamiento digital de imágenes (PDI), aplicadas a la elaboración de Yerba Mate y el procesamiento de tablas de pino en Misiones (Argentina).

En relación a la yerba mate, se plantea una alternativa para determinar el contenido de palo, factor relacionado con las cualidades organolépticas del producto denominado “yerba mate elaborada con palo”. La solución propuesta resultó ser mucho más expeditiva y precisa que el método de separación por zaranda establecido en el Código Alimentario Argentino (CAA), pudiendo discriminar partículas de palo y hoja de cualquier granulometría, utilizando una cámara de teléfono celular, un recinto de iluminación controlada, y la herramienta de PDI aquí propuesta.

Respecto a la madera, se propone un algoritmo de bajo costo computacional que puede ser implementado en el proceso a velocidades de línea y que permite detectar con alto grado de certeza los defectos que presentan las tablas de pino para definir las cotas de corte y extraerlos con un mínimo descarte. Esta solución podría servir para desarrollar un sistema de saneamiento de tablas totalmente automático de industria nacional.

Palabras Clave: Procesamiento Digital de Imágenes. Yerba Mate. Contenido de palo. Detección de defectos. Tablas de pino.

ABSTRACT

In this thesis, technological contributions derived from the use of algorithms of Digital Image Processing (DIP) applied to the manufacturing of Yerba mate and the processing of pine boards in Misiones (Argentina) are presented.

As regards Yerba Mate, an alternative to determine the amount of twigs, element related to the organoleptic qualities of the product known as yerba mate manufactured with twigs is proposed. The result proposed turned out much more efficient and accurate than the separation method of sieving established by the Argentine Food Code (CAA). It was possible to discriminate twig particles from leaves of any size using a mobile phone camera, a box with controlled lightning and the DIP tool mentioned above.

As regards Wood, a low computational cost algorithm was proposed that can be implemented in a real time speed process and that allows to detect, with high degree of certainty, the imperfections pine boards may have, to determine the exact cutting place and extract them with the lowest possible waste. For the national industry, this method could help to develop a completely automatic system that can locate and identify surface defects on boards.

Keywords: Digital Image Processing. Yerba Mate. Twigs contents. Defect detection. Pine wood boards.

CAPÍTULO 1 - INTRODUCCIÓN

1.1 MOTIVACIÓN Y FUNDAMENTACIÓN

En los últimos 20 años, los sistemas productivos mundiales han sufrido una transformación que llevó a que el conocimiento sea considerado como un insumo básico para agregar valor a la cadena de producción de bienes y servicios. Como resultado de esta nueva economía, basada en el conocimiento, las empresas han tenido que redoblar sus esfuerzos en las áreas de investigación y desarrollo en la búsqueda incansable de mejorar la competitividad, ya sea aumentando la productividad, reduciendo los costos y/o diversificando la producción. Los mercados internacionales actualmente presentan crecientes demandas de productos que cumplan mayores estándares de calidad, producto de este cambio del paradigma de la competitividad que exige bajos costos y alta calidad con tiempos de entrega reducidos [1].

La provincia de Misiones no está ajena a esta necesidad de cambio y desde hace algunos años está trazando planes estratégicos como los que se presentan en [2-4] para avanzar en diferentes frentes procurando constituir complejos productivos del mayor desarrollo posible. La estructura productiva de la provincia se asienta fundamentalmente en la industrialización de productos primarios tales como la madera, la industria celulósico-papelera, la elaboración de yerba mate, tabaco, te y azúcar, entre otras. En este sentido se destacan dos pilares sobre los que se están elaborando los planes de acción, ellos son la “Investigación e Innovación Tecnológica” de la Biofábrica y el INTA por un lado, y por el otro la “Asistencia Técnica y Educación Agropecuaria” donde juegan un rol protagónico las Escuelas de la Familia Agrícola (EFA) y el Comité Ejecutivo de Desarrollo e Innovación Tecnológica (CEDIT). Los objetivos del CEDIT comprenden la promoción, coordinación y asesoramiento de estudios, investigaciones y desarrollos científico-tecnológicos que se orienten a un mayor bienestar social y al crecimiento de la provincia de Misiones, cuya participación es interactiva con las universidades a través de las Unidades de Vinculación Tecnológica (UVT) [2].

Los principales complejos productivos que se desarrollan en la provincia de Misiones son los siguientes:

- Forestal
- Frutícola
- Ganadero
- Tealero
- Yerbatero
- Tabacalero
- Azucarero
- Turístico
- Otros

Tal como se aprecia en la Figura 1 y Figura 2, los complejos exportadores más destacados son los que comprenden al sector Tealero-Yerbatero, Forestal y en menor medida al Tabacalero. De aquí surge que el área del desarrollo de la investigación de la presente tesis sean los sectores yerbatero y forestal sin que por ello se descarte la posibilidad a futuro de extender y adaptar los resultados de este trabajo a los demás complejos productivos que se desarrollan en la provincia y la región.

Evolución de las Exportaciones de los Principales Complejos Productivos Años 2003-2010

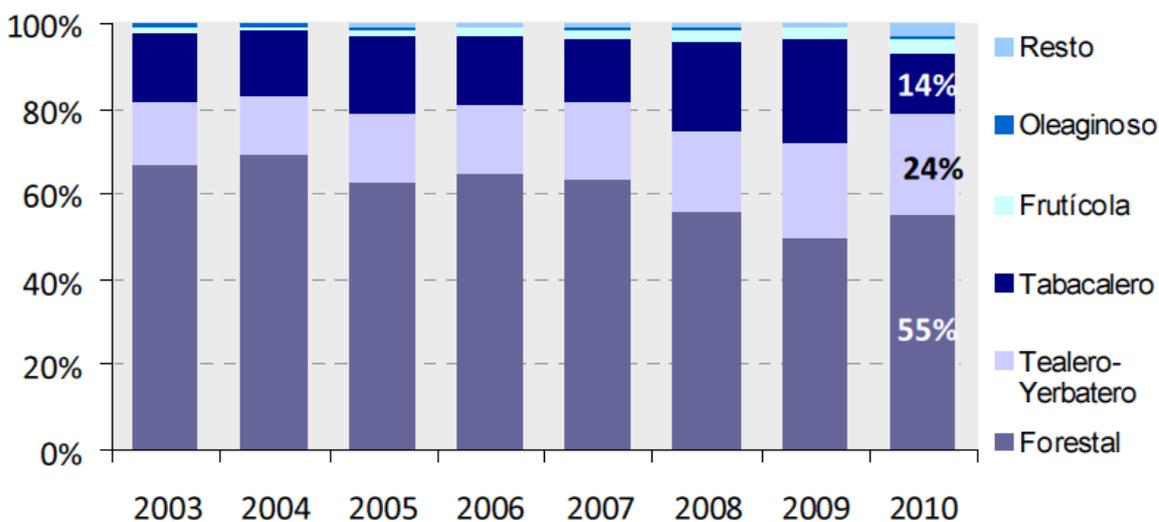


FIGURA 1 - EVOLUCIÓN EXPORTACIONES DE LOS PRINCIPALES COMPLEJOS PRODUCTIVOS DE MISIONES, PERÍODO 2003-2010 [5]

Complejos Exportadores según Mercados de Destino Año 2010

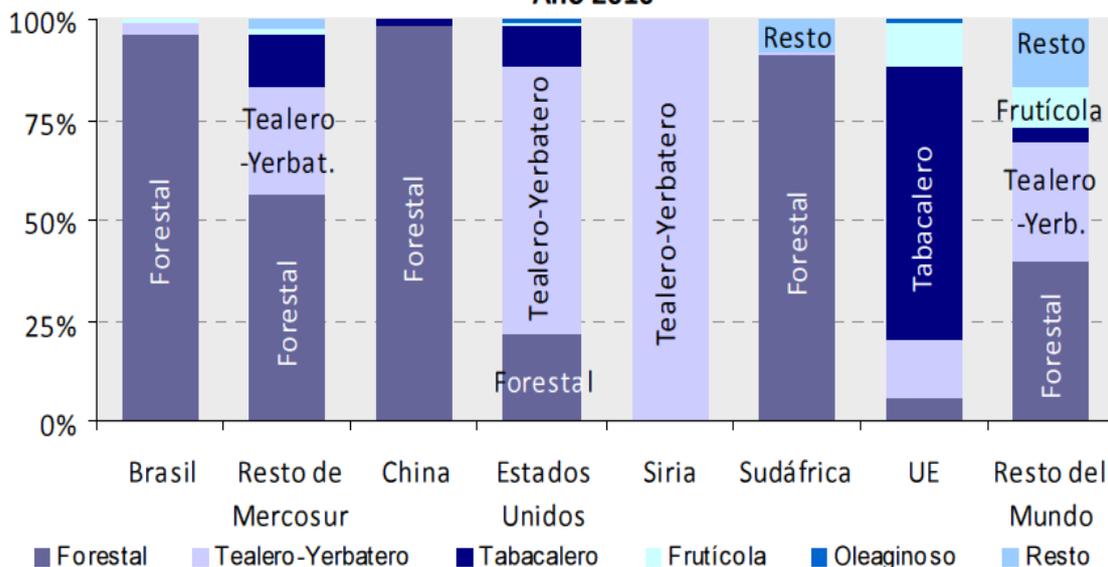


FIGURA 2 - COMPLEJOS EXPORTADORES SEGÚN MERCADOS DE DESTINO PARA EL AÑO 2010 DE MISIONES [5]

1.1.1 PANORAMA DEL SECTOR YERBATERO

Como hemos destacado en el apartado 0, la actividad Tealera-Yerbatera realiza un significativo aporte a la economía provincial. En el rubro Yerbatero se encuentran un total de 310 secaderos y 151 molinos, varios de los cuales también presentan actividad Tealera [6]. La relevancia del sector yerbatero trasciende el ámbito provincial dado que su producción representa el 23% del total de la superficie implantada con cultivos industriales¹ en la Argentina, ubicando a la yerba mate en el tercer lugar, siendo solamente superada por el algodón (32,4%) y la caña de azúcar (30%) [7, 8].

Un aspecto a resaltar de la producción de yerba mate es su concentración geográfica, tanto de la producción como del consumo; Argentina, Brasil y Paraguay son los países productores y junto a Uruguay, el sur de Chile y Bolivia, concentran el 95% del consumo mundial. Una característica que diferencia la producción de yerba mate de otros cultivos que se desarrollan en Argentina, es que el 80% de los 19.000 productores de yerba mate poseen plantaciones menores a las 10 ha, lo cual deja en evidencia la importancia social de dicha producción [9, 10]. Ahora bien, dado que la Argentina es el principal productor mundial de Yerba Mate, particularmente las provincias de Misiones y Corrientes [11, 12], es de esperar que los avances tecnológicos a ser aplicados en esta industria procedan de estudios e investigaciones locales, por lo tanto, es de sumo interés encarar estos estudios a fin de facilitar esta tecnología a los molinos y secaderos antes de que ésta sea ofrecida por investigadores y/o industrias extranjeras y de esta manera convertir a la Argentina en un posible exportador de esta tecnología. Con el fin de promover, fomentar y fortalecer el desarrollo de la producción, elaboración, industrialización, comercialización y consumo de la yerba mate y sus derivados, surge en una época de profunda crisis del sector Yerbatero el Instituto Nacional de la Yerba Mate (INYM), en el año 2002. [13]

Como la región posee una historia y una cultura instalada sobre la producción de yerba mate, lo cual a su vez ha generado una masa crítica científica-tecnológica local en relación a la cadena productiva y a diferentes aspectos vinculados a la yerba mate, y dada la necesidad actual de que esta masa crítica sea explotada, el INYM se ha convertido en la institución de conducción de los demás actores del desarrollo científico tecnológico de la región. Tales

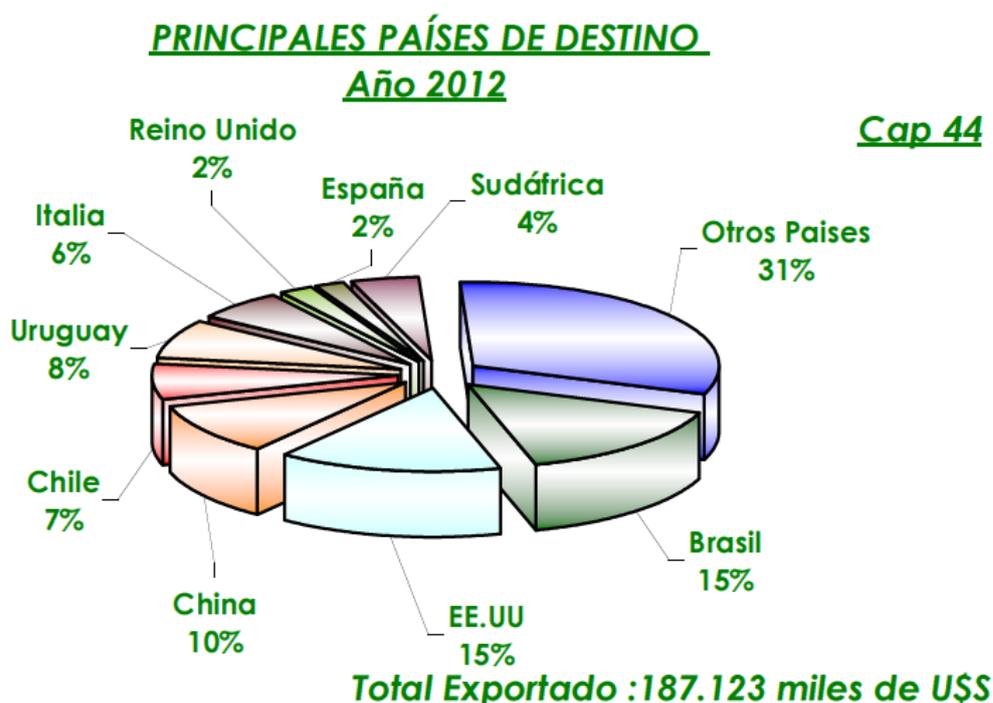
¹ El Programa Nacional de Cultivos Industriales del INTA (PNIND) enfatiza sus actividades en nueve cadenas productivas: algodón, caña de azúcar, mandioca, maní, quínoa, stevia, tabaco, té y yerba mate.

actores son: La Universidad Nacional de Misiones (UNaM), el INTA, el Ministerio del Agro y la Producción, el Ministerio de Ecología, la Dirección de Industria, juntamente con proyectos como el Parque Tecnológico de Misiones, la Biofábrica, la Agencia para el Desarrollo Económico de Misiones y el Comité Ejecutivo para el Desarrollo e Innovación Tecnológica (CEDIT). Tanto el aseguramiento de la calidad del producto, por medio de las certificaciones de norma ISO 9000, como el desarrollo de formas de consumo no tradicionales, asociadas a los esfuerzos de promoción comercial tanto dentro del país como en el exterior, son inversiones impostergables a las que el sector productivo debe hacer frente como garantía para una proyección sectorial en el mediano plazo [9]. Es por esto que resultan de vital importancia las contribuciones que se puedan realizar dentro del ámbito académico de investigación aplicada, como las que se presentan en esta tesis, a fin de lograr ese cambio de paradigma de la producción artesanal poco tecnificada, a la de una producción más eficiente desde el punto de vista tecnológico, que cumpla con los estándares de calidad internacionalmente demandados.

1.1.2 PANORAMA DEL SECTOR FORESTO-INDUSTRIAL

Otra de las principales fuentes de ingreso de la provincia de Misiones es la que proviene del sector foresto-industrial. El censo realizado en el bienio 2009-2010, arrojó un total de 731 empresas activas, cuyo desempeño destacado ha logrado ampliar la capacidad de oferta a los mercados externos en un 157% en menos de una década lo cual representa el 62,7% de las exportaciones totales de la provincia, constituyéndose en el principal rubro de exportación de misiones [14]; sin embargo, la balanza comercial nacional sigue dando un balance negativo de 893 millones de dólares anuales en concepto de exportación e importación de productos forestales [15].

Desde el año 2007 el mercado internacional de la madera ha entrado en una etapa de retracción de la demanda, suscitado en gran medida por la crisis inmobiliaria estadounidense dado que dicho país, conjuntamente con Brasil, son los principales países destino de las exportaciones de madera y manufacturas de madera de Argentina como puede apreciarse en la Figura 3.



Elaboración: Dirección de Forestación - MAGyP
Área de Economía e Información

FIGURA 3 - PRINCIPALES PAÍSES DESTINO DE LAS EXPORTACIONES DE MADERA ARGENTINA Y SUS MANUFACTURAS [15]

En este contexto Díaz, et al. [14] sugieren que habría que reforzar la atención por parte del nivel institucional, para detectar factores que afectan los costos de producción y productividad y generar formas de intervención pública para innovar en nuevos diseños de productos y destinos de exportación como así también identificar los factores de competitividad que generan ventajas sustentables en el sector.

Internacionalmente, la tendencia es la de incrementar los productos con mayor valor agregado, como lo son los tableros, el papel y cartón, y reducir la comercialización de madera en rollo y aserrada. Sin embargo, debido a la abundancia de recursos naturales, Misiones se ha caracterizado históricamente por promover exclusivamente la extracción y eventualmente el desarrollo de los primeros eslabones de las respectivas cadenas productivas. El Estado provincial no es ajeno a esta problemática y a fin de motivar un cambio de paradigma ha elaborado una Estrategia Forestal buscando generar condiciones que den lugar a un proceso de desarrollo dinámico y sustentable [16]. Este proceso debería permitir entre otras cosas, dar mayor valor a las cadenas productivas provinciales, aumentar la generación de empleo y reducir la pobreza como así también incorporar nuevas tecnologías y criterios de calidad en productos y procesos. El objetivo final de dicha estrategia es la de construir clústeres maduros como los existentes en los países desarrollados. De esta manera se pretende seguir el ejemplo de países que fueron tradicionalmente exportadores de materia prima forestales,

como Finlandia y Suecia, quienes actualmente han migrado hacia productos con mayor valor agregado [16].

Ramos comenta en su estudio [17] que los complejos productivos o "clúster" atraviesan diversas fases en su desarrollo hasta convertirse en complejos maduros. De esta manera Ramos postula las siguientes cuatro etapas:

1. En una primera fase **se extrae y exporta el recurso natural**, con el procesamiento local mínimo indispensable. Se importa la mayor parte de los insumos, maquinaria e ingeniería.
2. En una segunda fase se ponen en marcha actividades de procesamiento y exportación y **comienzan a sustituirse importaciones con producción local de algunos insumos y equipos** y la provisión totalmente local de los servicios de ingeniería para la producción y parcialmente local en lo relativo al diseño.
3. En una tercera fase **se comienza a exportar algunos de los bienes y servicios que primeramente se sustituyeron**, como insumos o maquinarias básicas, a mercados poco exigentes; la ingeniería es casi totalmente nacional y se profundiza la exportación de productos procesados cada vez más sofisticados.
4. Finalmente, en una cuarta fase **se exportan productos procesados de gran variedad y complejidad, insumos y maquinaria** a mercados exigentes, servicios de ingeniería de diseño y consultorías especializadas. Asimismo, las empresas del país comienzan a invertir en el exterior en ese mismo rubro [17].

En este contexto, al complejo forestal misionero tendríamos que ubicarlo atravesando la etapa dos del desarrollo hacia un clúster maduro, por lo que para poder avanzar hacia la etapa tres será fundamental la nacionalización de los procesos de ingeniería que llevarán a profundizar la exportación de productos procesados cada vez más sofisticados.

Hay gran expectativa respecto de los resultados esperados del proceso de maduración del clúster dado que, si ha resultado ser favorable en los países madereros del hemisferio norte donde se necesitan alrededor de 50 años para la maduración de los bosques cultivados, cuanto más beneficioso podría resultar en esta región de Misiones y norte de Corrientes donde la productividad de bosques cultivados con especies exóticas como el pino y eucaliptos es muy alta y donde el tiempo de crecimiento aproximado es de 18 años superando holgadamente a los países con tradición forestal [16].

El proceso de reconversión del sector foresto industrial hacia la producción y comercialización de productos con mayor valor agregado, está siendo dirigido por varios programas y planes del ámbito provincial y nacional. En el 2010 se elaboró el Plan de

Competitividad del Conglomerado Productivo de Muebles de Madera de Misiones [3] el cual estuvo asistido por el Programa de Competitividad del Norte Grande y cuyo objetivo es contribuir al desarrollo económico sustentable de la región del norte grande, entre las que se incluyen las provincias de Misiones y Corrientes, a través del aumento de la competitividad de los conglomerados productivos. Ya desde la década del 90 se fueron estableciendo las industrias de re-manufactura de la madera como machimbre, blocks, blanks, molduras finger joint, pisos, tableros listonados, vigas multilaminadas, entre otras, pero la aparición de planes financiados por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) le ha dado un impulso adicional [3]. En los últimos 10 años la Mesopotamia ha sido partícipe de un proceso de expansión forestal que le permitió duplicar la superficie implantada cuya producción de masa boscosa representa el 70% de la producción total de Argentina. Es en este contexto que el Plan Estratégico Forestal pretende que para el año 2020 la mitad de los misioneros vivan del sector foresto-industrial para lo cual se deberá poder posicionar al sector a niveles de competitividad internacional. Dentro de las acciones propuestas por dicho plan estratégico, se encuentran las de "impulsar la investigación, el desarrollo y la transferencia de tecnología a la foresto industria" y la de "promover la utilización de los residuos de los aserraderos por parte de las grandes industrias de primera transformación". Estas acciones requerirán el trabajo conjunto de los sectores privados y el de los institutos de investigación nacionales buscando identificar aquellas tecnologías que puedan ser desarrolladas en el ámbito local [16].

1.1.3 FUNDAMENTACIÓN Y ÁREAS DE APLICACIÓN

Tal como se ha expuesto en los párrafos anteriores, están dadas las condiciones para llevar adelante investigaciones y desarrollos que permitan mejorar los procesos productivos de Misiones. Es en la búsqueda de la mejora de la productividad y de la reducción de costos, que se requiere de un proceso estandarizado y controlado, que permita la trazabilidad del producto y evite que un producto que no cumpla con las especificaciones llegue al cliente. Con los avances de la tecnología, especialmente de la informática y de la capacidad de cómputo de los equipos, cada día es más frecuente la utilización del procesamiento digital de imágenes (PDI) como herramienta de inspección y control de calidad, dadas sus características no invasivas, alta velocidad en la obtención de resultados y la similitud intrínseca al proceso de inspección visual humano. Es así que surge la idea de aplicar los conceptos de PDI con tecnología de hardware y software actuales, en la búsqueda de mejorar los procesos productivos regionales. Si bien esta tecnología es usada actualmente en industrias altamente tecnificadas como lo son las automotrices, embotelladoras, industrias

farmacéuticas entre otras, es escasa su utilización en procesos productivos más artesanales [18, 19].

Particularmente, en lo que respecta a las industrias regionales de Misiones, y entre ellas específicamente a la de Yerba Mate y la Madera, aún existe mucho camino por recorrer para conseguir un proceso estandarizado y controlado altamente tecnificado, principalmente para los pequeños y medianos productores. Es por esto que el presente trabajo busca contribuir en la tecnificación de los mencionados procesos productivos regionales, haciendo uso de las herramientas de procesamiento digital de imágenes que han demostrado ser efectivas en otros ámbitos [18-20].

1.2 MARCO TEÓRICO

El avance del procesamiento digital de señales ha sido evidente en diversas áreas de la ingeniería y con la contribución del aumento de las capacidades de procesamiento de los computadores, se ha hecho una realidad la posibilidad de procesar señales en dos o más dimensiones [21-23]. Esto dio lugar a tratados que aplican los conceptos tradicionales de filtrado y tratamiento de señales a sistemas multidimensionales, sentando las bases para el PDI; esto es así, dado que una imagen digital puede ser representada como una matriz de dos o tres dimensiones dependiendo de si se incluye o no la información de color [24]. En la Figura 4 se presenta una secuencia bidimensional cuyos elementos representan características de color y/o intensidad en cada uno de los puntos de la misma (píxeles). Los valores de dichos elementos se encuentran cuantificados según la profundidad de color que se tenga, la cual resulta de la cantidad de bits de resolución del sensor [25]. Cabe destacar que en el caso de imágenes en color, se necesitan tres matrices de iguales dimensiones para representar el espacio tridimensional de color. La información contenida en cada una de las matrices dependerá del tipo de representación elegida, esto es, RGB, HSV, HSL, entre otros [26], pudiendo pasarse de una a otra por medio de transformaciones matriciales. Hasta aquí los conceptos básicos o elementales que constituyen las bases del PDI. Ahora, para el análisis de la información contenida en la imagen, se necesita de dispositivos de captura con los cuales se pueda digitalizar una imagen convirtiéndola para su posterior procesamiento en una unidad de cómputo digital.

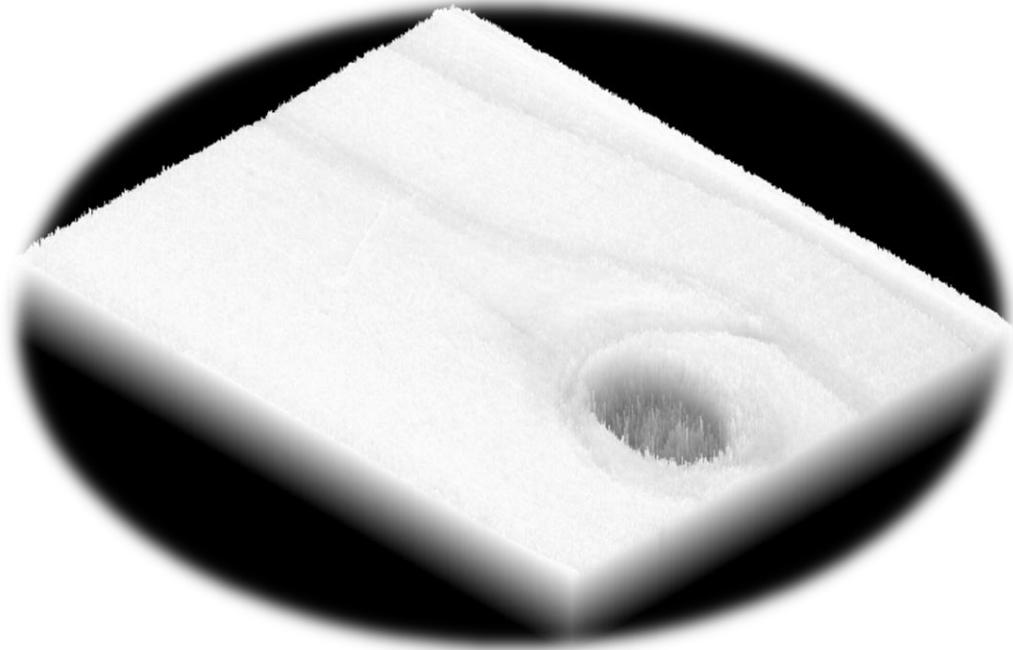


FIGURA 4 - GRÁFICA DE UNA SECUENCIA BIDIMENSIONAL DE LUMINANCIA EN UNA TABLA DE PINO CON NUDO

En lo que respecta a los dispositivos de captura, anteriormente a 1976 se debía sacrificar la resolución para poder introducir color en la adquisición de la imagen dado que, para la detección de los niveles de intensidad de luz, el dispositivo de acoplamiento de carga o chip CCD (*charge-coupled device*) utiliza el efecto fotoeléctrico por lo que inherentemente no puede distinguir los colores [27]. Para ello se utilizaba un solo chip y una matriz de filtros que separaba los espectros. Tal como se aprecia en la Figura 5, existen muchas variantes para la realización de la matriz de filtros pero todas ellas reducen sustancialmente la resolución espacial de la cámara. Este tipo de cámaras siguen siendo muy utilizadas en la actualidad debido a su bajo costo pero cuando se desea calidad de imagen se prefieren las cámaras con tres CCD [28]. Su funcionamiento es sencillo dado que utilizan prismas para separar los espectros de luz y dirigirlos a cada uno de los chips CCD, como se observa en la Figura 6; esto triplica la resolución de la cámara [29].

Un dispositivo de digitalización de imágenes de un costo aún inferior al de las cámaras con un solo CCD son las cámaras de línea conocidas por todos, dado que vienen incorporadas en los escáneres de cama plana o de mano y tienen la particularidad de que pueden proporcionar imágenes de alta definición a un bajo costo simplemente variando la velocidad a la que se desplaza el cabezal y sincronizando la adquisición con el desplazamiento. Es por esto que fue tenido en cuenta el uso de escáneres como una de las primeras opciones de digitalización de imágenes a los fines de la tesis.

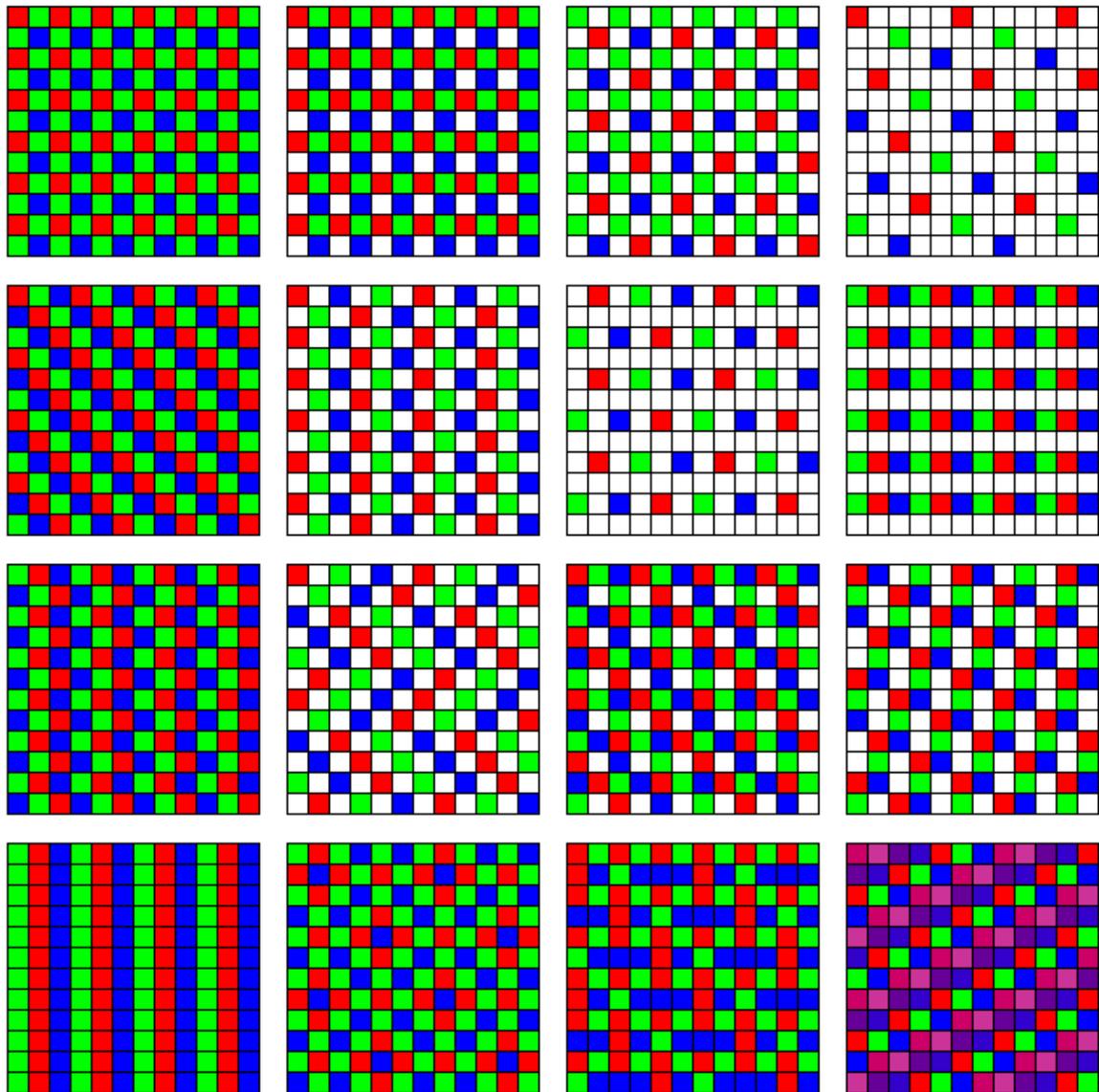


FIGURA 5 - ALGUNAS DE LAS MATRICES TÍPICAS DE FILTROS DE SEPARACIÓN DE ESPECTROS [30]

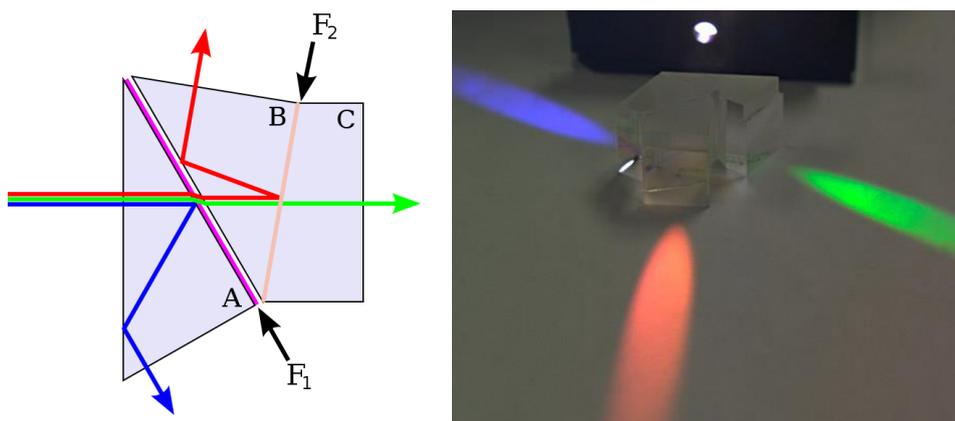


FIGURA 6 - SEPARACIÓN DE ESPECTROS POR PRISMA PROPUESTO POR PHILLIPS PARA CÁMARAS 3 CCD [31]

1.2.1 PROCESOS INDUSTRIALES QUE UTILIZAN PDI PARA CONTROL DE CALIDAD

Es indiscutible que los intentos por superar la funcionalidad del ojo humano aún no han sido del todo favorables, pero sin embargo lo que se conoce como “visión artificial”, en algunos aspectos ha logrado superar el desempeño de la vista. Éste es el caso de [32, 33] donde se menciona la dificultad de que un operador realice tareas de clasificación repetitivas sin que los efectos del cansancio mental, el agotamiento o incluso los estados de ánimo influyan en los resultados de la clasificación. Además, las cámaras de alta velocidad pueden utilizarse para adquirir imágenes a gran velocidad manteniéndose una buena resolución, lo cual no puede ser realizado por inspección visual.

Para la adquisición de imágenes de procesos continuos se utilizan cámaras de línea. Un ejemplo de aplicación de este concepto es presentado en [18] donde se utilizan cámaras de este tipo conectadas en paralelo para lograr procesar toda la hoja de pulpa de papel de manera de hacer un control de calidad continuo. Esta técnica supera notablemente al método tradicional establecido por la norma UNE-ISO 5350-2 que, por inspección visual a las velocidades de trabajo, logra procesar solamente un 0,0018% de la superficie de la lámina. Con la técnica antes mencionada pueden detectarse eventos aislados con gran cantidad de impurezas que, por su naturaleza estadística, raramente pueden detectarse por muestreo y que afectan significativamente a la calidad del producto.

Actualmente el uso de PDI está siendo utilizado en procesos de inspección de calidad en otras industrias [18, 19, 34] como es el caso de la fabricación de ladrillos donde el uso de inspección con cámaras mediante la ayuda de un láser, permite detectar deformaciones en la superficie de los mismos, incluso pueden detectarse fisuras, y con un estudio colorimétrico podría determinarse si la cocción ha sido la adecuada o no [35-37].

La tecnología de Visión de Máquina o visión artificial, se ha utilizado en muchas industrias tales como las embotelladoras, las farmacéuticas, las automotrices, por mencionar algunas, debido a sus ventajas en cuanto a la velocidad de procesamiento y la posibilidad de automatizar métodos de inspección en sistemas de control de calidad incluso en ambientes adversos como el propuesto por Dworkin y Nye [19]. Estos últimos condujeron un experimento que implementó técnicas de visión de máquina en piezas termo-formadas, utilizando cámaras CCD de bajo costo a las que les agregaron filtros de infrarrojo para mejorar el procesamiento. Esto nos da idea de que no siempre la implementación de técnicas novedosas necesariamente debe ir acompañada de grandes costos tecnológicos.

Si bien, previamente a la investigación propuesta, no existían antecedentes sobre el empleo de la visión artificial en Yerba Mate, sí los había (y los hay) en el control de calidad de

alimentos. Las manzanas [38-40], las uvas [41] y los citrus [42] son algunas de las frutas que se inspeccionan en la actualidad por PDI, ya sea para control de calidad o para clasificación de calidades. En el caso de la harina, la identificación de partículas ha sido utilizada con éxito como elemento de control de calidad sobre las muestras, logrando una forma fácil de cuantificar la calidad en función de la cantidad de impurezas encontradas. Este método propone recontar las partículas oscuras presentes dentro de la harina y determinar si pasa o no los requerimientos de calidad [43]. Es de destacar que trabajos recientes, realizados en paralelo a la realización de esta tesis, presentan propuestas de inspección visual en un producto que comparte cierta similitud con la Yerba Mate, como lo es el Té [44, 45].

Ahora bien, los trabajos actuales en PDI no sólo hacen referencia al procesamiento de color de las imágenes adquiridas, sino que por medio de los filtros morfológicos puede hacerse detección de partículas y objetos como así también el seguimiento de los mismos en escenas sucesivas. Una implementación de esto se realizó en el Instituto Balseiro, en el laboratorio de Cavitación y Biotecnología, con lo cual se pudo determinar la evolución de burbujas dentro de un medio acuoso generadas por el disparo de un láser YAG de 7 MW. Como resultado de este procesamiento pudieron estimarse los radios de las burbujas evaluando su velocidad de ascenso, dado que no podían visualizarse directamente porque su tamaño era del orden de los 20-40 μm . Ese trabajo originó la primera publicación del autor en el área de procesamiento digital de imágenes [46].

Otra de las técnicas de procesamiento de imágenes que puede ser aplicada en el presente trabajo y que ha tenido resultados exitosos en otras áreas de investigación, es la detección de bordes y contornos [20], ya sea con filtros digitales bidimensionales o transformaciones wavelet [47] y morfológicas. En este aspecto, los resultados obtenidos en trabajos del autor en plataformas de relativamente bajo potencial de procesamiento, como lo son las computadoras de mano PDA [48], motiva a probar el uso de estos algoritmos como formas de identificar patrones y detectar contornos de imágenes (Figura 7). Esta técnica podría utilizarse para la correcta segmentación de la imagen y así separar la figura del fondo (se entiende por figura a la parte de la imagen que resulta de interés para el análisis y todo lo demás es considerado fondo).

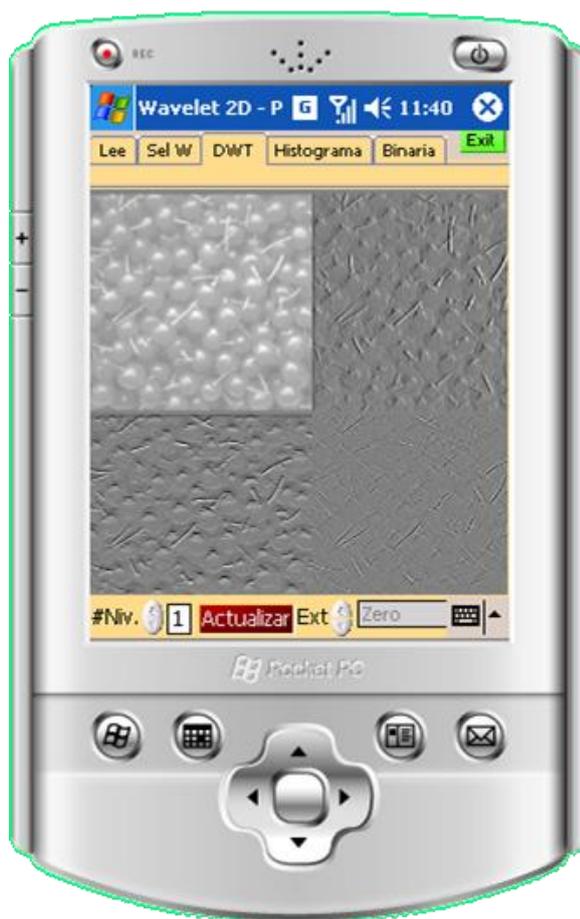


FIGURA 7 - APLICACIÓN DE PDI DESARROLLADA EN PLATAFORMA PDA

1.2.2 CONTROL DE CALIDAD EN PRODUCTOS REGIONALES DE MISIONES

De los dos sectores propuestos para el estudio en esta Tesis, el sector Tealero-Yerbatero es el que presenta más problemas respecto de la gestión de calidad y gestión de los procesos. En general, en las industrias del sector, los procesos industriales son continuos, y utilizan una tecnología relativamente sencilla principalmente desarrollada en la misma región por empresas metal-mecánicas locales, pero presentan el inconveniente de que los sistemas de relevamiento de datos son deficientes o incluso inexistentes. A esto se le suma el hecho de que los operarios tienen generalmente muy baja formación siendo la mayoría de ellos personal idóneo que aprendieron el oficio de generación en generación y cuyos capataces han surgido de las mismas filas, por lo cual se dificulta mucho la formalización de los procesos productivos. Esta falta de formalidad trae aparejado fluctuaciones en la calidad del producto, según lo informó Woniaczuk, et al. [49]. Tomando como parámetros de calidad el color, el extracto acuoso, porcentaje de palos y el contenido de humedad, analizaron dos establecimientos con 18 muestras cada uno por el intervalo de un año encontrando importantes variaciones, principalmente en el parámetro de color, extracto acuoso y porcentaje de palo. Dado que los molinos mediante sucesivas operaciones de clasificación, trituración y mezclados de los diferentes elementos constitutivos de la yerba mate formulan

el producto a gusto de los consumidores de las diferentes regiones del país e incluso de otros países, resulta inevitable que las variaciones no controladas de las proporciones produzcan diferencias importantes en el sabor. Esto se debe principalmente a las diferencias importantes de la composición físico química entre las hojas y los palos y a la velocidad de extracción para los diferentes tamaños de partículas [50]. Ésta resulta ser la causa de uno de los principales problemas que encuentran los consumidores de yerba mate: la falta de uniformidad en el gusto incluso entre paquetes de una misma marca [49]. Es debido a estos inconvenientes que se necesita realizar un control de las proporciones de cada elemento constituyente buscando mantener la intensidad del sabor deseada la cual está directamente relacionada con el extracto acuoso de la muestra.

En lo que respecta al sector forestal, Misiones, al igual que otras provincias forestales, comenzó exportando rollizos a principios de la década de los noventa y actualmente se encuentra en una etapa de reconversión de su producción y comercio hacia productos con mayor valor agregado (madera aserrada, molduras y tableros). En un futuro próximo se pretende incrementar la exportación de partes de muebles y muebles, es decir, avanzar “aguas arriba” dentro del complejo maderero. En la provincia operan más de 900 establecimientos que procesan la madera de diversas formas (actividades celulósico-papeleras, aserraderos, laminadoras, fábricas de tableros, carpinterías de obra, remanufactura, producción de envases, fábrica de muebles y partes, impregnadoras de maderas, productores de leña y carbón y diversos establecimientos artesanales). Sin embargo, salvo unas pocas industrias de gran escala productiva, el resto de los establecimientos del sector, son de muy pequeña dimensión y con serias deficiencias, tanto en materia tecnológica como en aspectos organizativos y de información [16].

1.2.3 YERBA MATE

El territorio de Misiones aparece como un apéndice al noreste de la geografía Argentina de peculiares características ecológicas, y se inserta como una cuña entre los territorios del Brasil y el Paraguay y, a fin de lograr una integración económica, demográfica y geopolítica de Misiones dentro de la nación Argentina, es que a partir del año 1926 por decreto del presidente M. T. De Alvear, la Dirección Nacional de Tierras establece como condición para la adjudicación de lotes en Misiones la obligatoriedad de residir en el lugar de la explotación y de implantar entre un 25 y un 50% de su superficie con yerbales, en un plazo máximo de dos años desde la entrega del título provisional. Las características particulares de la geografía no permitieron la inmediata puesta en explotación de estos nuevos territorios y esto, sumado a la baja renta de la tierra, determinó que no fueron grandes empresas las

encargadas de iniciar el proceso agropecuario, sino que fueron los pequeños y medianos productores. Así, el cultivo de la yerba mate resultó ser el "cultivo poblador" del territorio misionero [10].

De esta manera la yerba mate llegó a convertirse en un cultivo de gran importancia socio-económica regional. No sólo genera ingresos por exportaciones sino que presenta un elevado índice de consumo local por lo que actualmente la yerba mate es considerada como una bebida habitual y está incluida en la canasta básica de alimentos del INDEC en una cantidad de 600 g mensuales [7].

Proceso de elaboración de la Yerba Mate en Argentina

El Código Alimentario Argentino (CAA) en su artículo 1193, denomina y define el producto Yerba Mate de la siguiente manera: “Con la denominación de Yerba Mate o Yerba se entiende el producto formado por las hojas desecadas, ligeramente tostadas y desmenuzadas, de *Ilex paraguariensis* Saint Hilaire (Aquifoliácea) exclusivamente, mezcladas o no con fragmentos de ramas secas jóvenes, pecíolos y pedúnculos florales” [51]. En los sucesivos artículos, trata la denominación de los diferentes productos derivados y explica el procedimiento para determinar la composición y proporciones mínimas y máximas permitidas.

En el Manual de Producción de la Yerba Mate [52] encontramos una breve descripción del proceso de elaboración, el cual está separado en las siguientes etapas:

1. **Sapecado:** Consiste en la exposición de las hojas, en un proceso primario y rápido, de 20 a 30 segundos a la acción directa del fuego vivo que mata al protoplasma y destruye los fermentos. El sapecado básicamente se realiza en un horno rotativo cilíndrico de 1,8 a 2,4 metros de diámetro y de 6 a 9 metros de largo que posee en su interior aletas que facilitan el transporte del material vegetal, aquí las hojas y ramas pierden de 55 a 75% del agua que contienen. Las variables que intervienen en el sapecado son: el tiempo que se somete el material al calor, las temperaturas y el tamaño de la llama.
2. **Secado:** Luego del sapecado, la hoja deberá ser sometida a un proceso de secado hasta reducir su contenido de humedad en un 5-6% disminuyendo su peso; de 100 kilogramos de hoja verde quedan, según su madurez, unos 30 a 36 kilogramos de yerba mate seca. La yerba mate a secar es un material heterogéneo conformado por hojas de 0,025 y 0,04 centímetros de espesor, y palos de espesor y longitud variable de 0,3 a 1 centímetro de diámetro y 10 a 30 centímetros de largo.
3. **Canchado:** Secada la yerba, con el fin de facilitar el embolsado y transporte, se somete a la yerba mate a un grosero proceso de trituración.

4. **Estacionamiento y maduración:** Canchada la yerba, se estaciona para su maduración, ya sea suelta (en noques de doble pared), o envasada en bolsas de arpillera durante un término aproximado de un año, y como mínimo de nueve meses, durante cuyo período desarrolla al máximo su aroma y sabor. También se utiliza otro sistema que es el estacionamiento acelerado en cámaras de ambiente controlado con lo que este período se acorta a aproximadamente 30 días, aunque la calidad del producto obtenido es diferente cambiando notablemente su color, sabor y aroma, no siendo tan aceptado en todos los mercados.
5. **Molienda:** La yerba mate canchada y estacionada pasa por diferentes zarandeos y moliendas, hasta obtenerse el producto final de hojas con un porcentaje de palos. Este proceso se realiza siguiendo una cronología de pasos:
 - Alimentación y mezclado.
 - Limpieza.
 - Trituración y separación de fracciones.
 - Molienda de palitos.
 - Molienda de hojas.
 - Silos de almacenaje.
 - Fraccionamiento y empaquetado.

Las etapas 1 a 4 son realizadas en un proceso continuo, ilustrado en la Figura 8, el cual finaliza con el estacionamiento de la yerba. Pasado el tiempo de estacionamiento, la yerba mate es llevada al molino donde se siguen los pasos descritos en la etapa 5, en la cual se obtiene el producto final envasado. En la Figura 9 se esquematiza la cronología de pasos para llegar al fraccionamiento y empaquetado de la yerba. Las proporciones de cada uno de los constituyentes de la yerba mate son determinados en función de la receta que se esté elaborando, siendo ésta la que define el sabor del producto resultante y dentro de los márgenes permitidos por el código alimentario argentino. De esta forma, cada molino puede diferenciar sabores para distintas regiones, marcas y calidades.

Algo para destacar respecto al producto final, es que los consumidores están mostrando mayor grado de exigencia tanto en la calidad de la composición como en la genuinidad de la yerba. De aquí que la aplicación de las Buenas Prácticas Agrícolas (BPA) y Buenas Prácticas de Manufactura (BPM) busquen contribuir a la generación de un mejor producto, tanto para el mercado doméstico como el internacional, aumentando las posibilidades de desarrollo comercial de esta infusión.

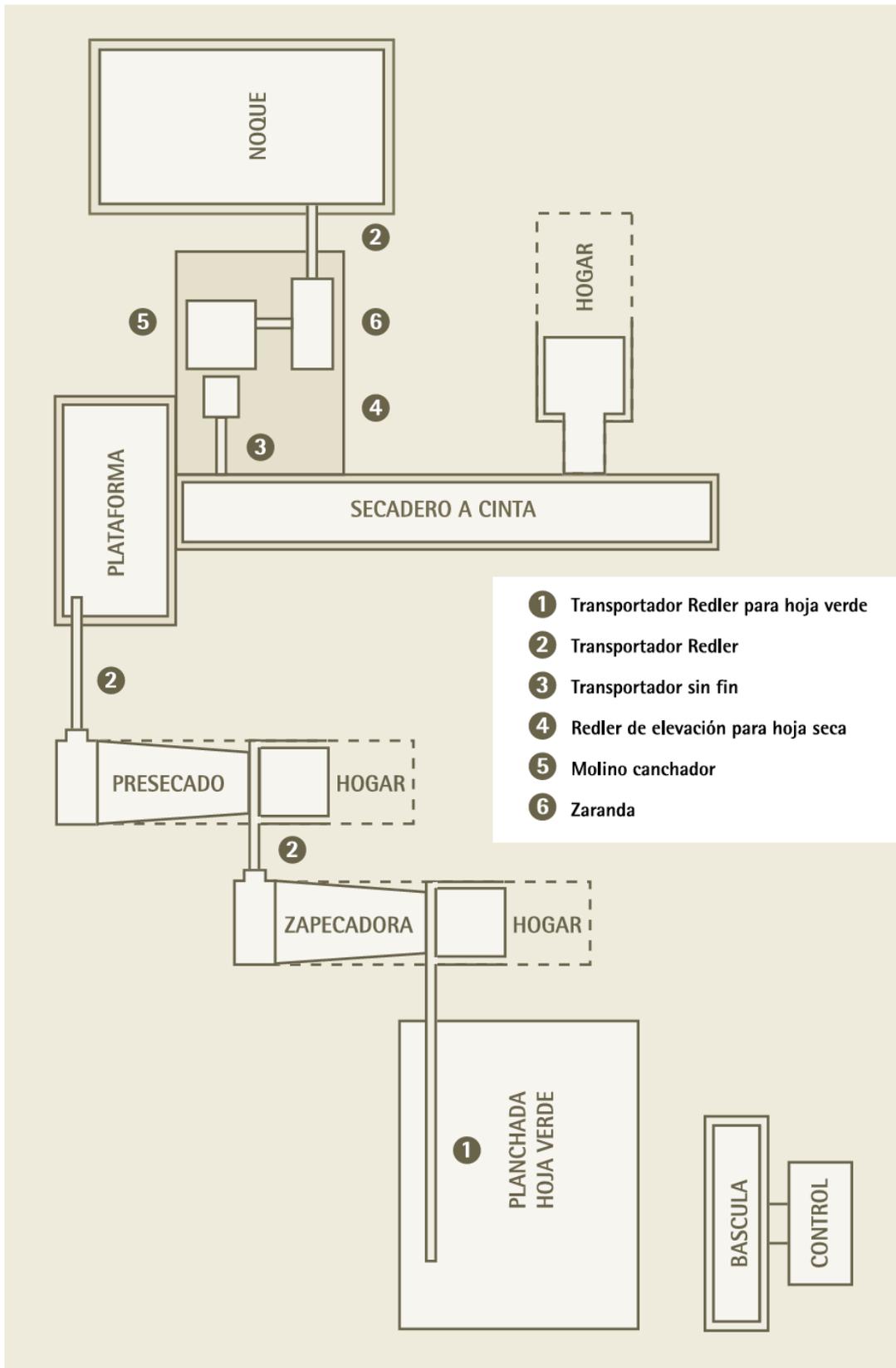


FIGURA 8 - DIAGRAMA DE FLUJO DE SECADERO DE YERBA MATE [7]

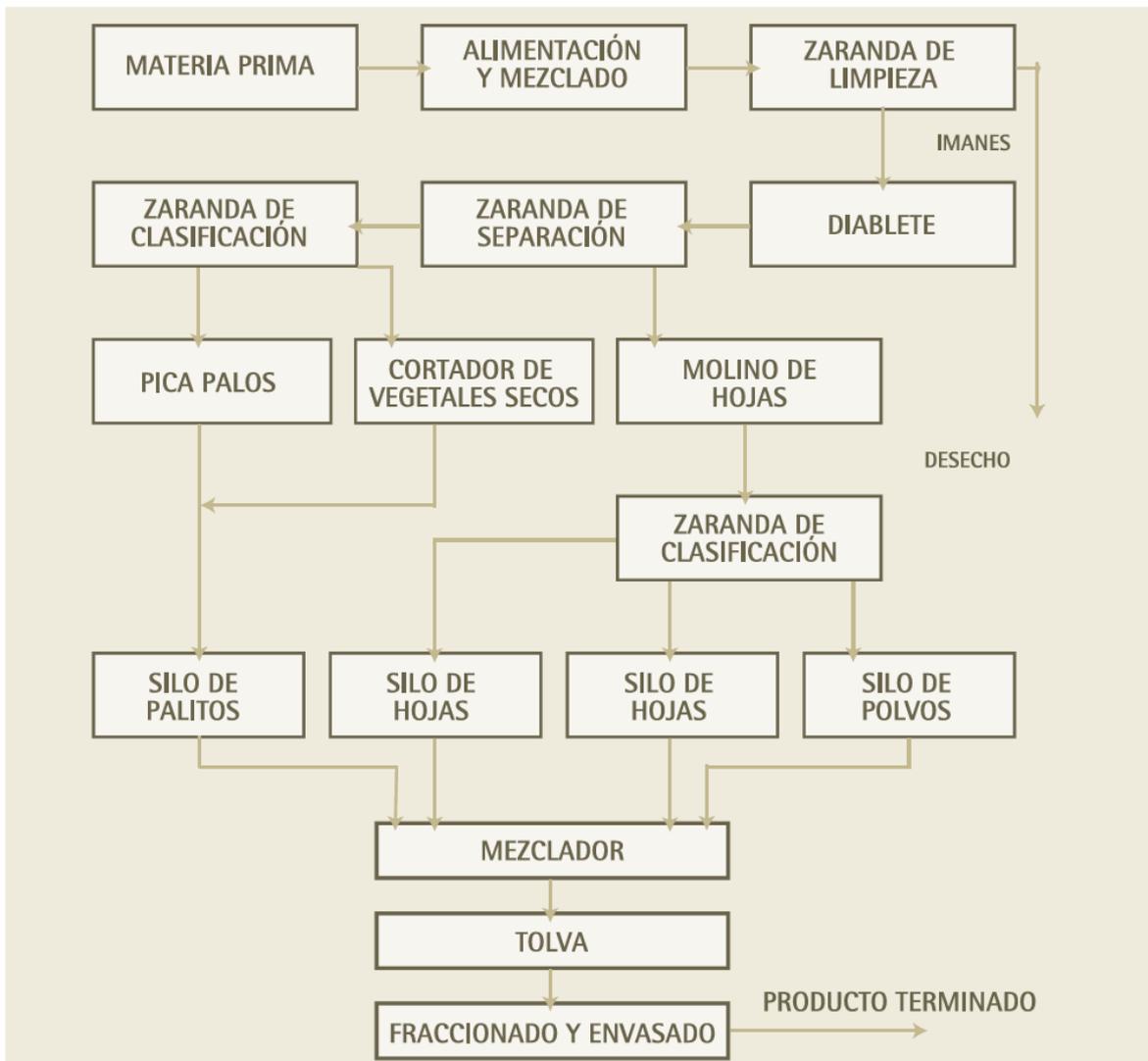


FIGURA 9 - PROCESO DE ELABORACIÓN DE YERBA MATE ENVASADA [7]

Dentro de las prácticas recomendadas por las BPM está la de efectuar un control de las partidas de materia prima en el momento de su recepción y llevar una base de datos estadística adecuada donde se deben asentar los resultados con los datos de cada partida para poder asegurar su trazabilidad. Tampoco se debe aceptar ninguna partida donde se constate presencia de otros vegetales, exceso de palos, hojas quemadas o con elevado porcentaje de puntos negros, materiales extraños y sustancias tóxicas [53]. Uno de los controles más elementales que deben realizarse, es la determinación del contenido de palo. La determinación de esta proporción palo-hoja no sólo es importante por su influencia directa en las características organolépticas de la infusión, sino que es una exigencia del CAA. Para su determinación actualmente existen varios métodos, algunos de los cuales serán presentados en el siguiente apartado.

Métodos actuales para la determinación del contenido de palo

La definición que se da en el CAA de yerba mate elaborada o yerba mate elaborada con palo determina que la yerba debe contener un máximo de 35% de palo, grosera y finamente triturado, astillas y fibras del mismo. Para realizar la separación de los elementos constituyentes se utilizan zarandas que permiten separar por tamaño las partículas que la componen. Lo obtenido de la separación por tamices es luego pesado y de esta manera se llega a una proporción gravimétrica de cada uno de los componentes de la Yerba Mate, siendo la más importante la separación palo-hoja y su correspondiente proporción que no puede superar, como se dijo, en el caso del palo el 35% del total.

El procedimiento normalizado establece lo siguiente: “Con el fin de determinar la cantidad total de palo, se utilizarán los tamices de abertura de 1 x 20 mm y N° 40 (0,420 mm de abertura de malla). La fracción retenida sobre el tamiz de 1 x 20 mm será considerada palo y no deberá ser inferior al 12,5% en peso de la muestra analizada. La fracción que pasa por el tamiz N° 40 será considerada hoja. Con una alícuota de la fracción retenida en el tamiz N° 40 proveniente de sucesivos cuarteos, se procederá a extraer con pinza las astillas y cáscaras de palo presentes con lo que se cuantificará la cantidad de palo en dicha fracción. Este porcentaje, más el retenido en el tamiz de 1 x 20 mm conformará el porcentaje total de palo de la muestra analizada. El cien por ciento de la muestra analizada deberá pasar por un tamiz cuya abertura sea de 5 x 70 mm.” [51].

En la Figura 10 se muestra una fotografía de una zaranda comercial Industria Argentina marca ZONYTEST la cual presenta los tamices exigidos por la norma e incorpora tamices intermedios para poder cuantificar mejor la granulometría de la muestra. Típicamente la determinación del contenido de palo por método de zaranda acarrea primero unos 30 minutos de zarandeo, y en segundo lugar, el proceso de separación y fraccionado, el cual puede durar de una a dos horas más. Un problema adicional encontrado es que como la separación es por granulometría, la fracción retenida por el tamiz N° 40 contiene gran cantidad de hoja y palo mezcladas por lo que el proceso de separación manual no es rápido. Además, el Ministerio del Agro y la Producción de la Provincia de Misiones, manifestó en 2006 que se estaría adulterando la yerba mate con "polvo de palo" y que el procedimiento de tamices contemplado en el Código Alimentario Argentino no alcanza para determinar la adulteración con palo molido. Es por esto que el procedimiento establecido por la CAA, para la determinación del contenido de palo en la Yerba Mate elaborada con palo no resulta ser adecuado, lo cual llevó a que la Comisión Nacional de Alimentos, en la reunión plenaria de abril del 2004 (acta N° 61) evalúe la introducción del método de fibra cruda para la

determinación del contenido de palo molido y haya acordado su inclusión en el CAA [54, 55].

Vista la necesidad de encontrar otro método alternativo para la determinación del porcentaje de palo, se han realizado algunas investigaciones proponiendo otros métodos. Entre estos métodos, podemos mencionar los siguientes:

1. Fibra cruda [56].
2. Extracto acuoso [57].
3. Cenizas totales [58].
4. Medición del color [49, 59].



FIGURA 10 - ZARANDA QUE REALIZA LA SEPARACIÓN PALO-HOJA POR TAMICES SEGÚN CAA. GENTILEZA ESTABLECIMIENTO DON GERMÁN SRL.

Respecto de la utilización de estos métodos, Schmalko expuso en el 4° Congreso Sudamericano de la Yerba Mate realizado en la ciudad de Posadas en el año 2006, que la aplicación de los mismos tiene un elevado error de estimación, por lo que sugiere mantener la determinación manual de la fracción de palo y hoja, y utilizar los métodos mencionados solamente para la determinación del contenido de palo en el polvo [49].

Está claro que existe una necesidad de las empresas de aumentar los controles de calidad de sus productos a fin de satisfacer las exigentes demandas de sus clientes, y al mismo tiempo, implementar los Sistemas de Gestión de Calidad conforme a la norma ISO 9001:2000 [60]. Pero como se describió recientemente, el control de calidad de la Yerba Mate utilizado en la

industria, presenta importantes dificultades en cuanto a la implementación de las diversas técnicas existentes y, además, ofrecen resultados poco precisos. Las situaciones mencionadas son las que conforman el marco adecuado para introducir las innovaciones tecnológicas necesarias al procedimiento de control de calidad de este producto y, de hecho, motivó el desarrollo del presente trabajo de investigación aplicada.

Más allá de que el hecho de innovar el proceso de control de calidad de la Yerba Mate sea positivo desde el punto de vista de la mejora tecnológica, puede también resultar en una ventaja económica, dado que el proceso actual de zarandeo es un procedimiento demorado, que puede ser mejorado utilizando procesamiento digital de imágenes. Además, el resultado del presente trabajo podría sentar las bases para seguir avanzando hacia una técnica de control de calidad que consiga ser implementada en forma continua en el proceso y que pueda ser aprovechada en forma correctiva para optimizarlo y adecuarlo a la normativa. Es importante agregar que actualmente se realiza un control estadístico a los resultados del proceso [49], y por lo tanto este control ya no puede ser utilizado en forma correctiva para mejorar el proceso.

Sumado a lo anterior, en lo que respecta a las reglamentaciones actuales, la Secretaría de Agricultura, Ganadería, Pesca y Alimentos (SAGPyA) ha promulgado el Protocolo de Calidad para Yerba Mate [61], el cual será la base de la reglamentación que encuadrará el presente trabajo. Este protocolo ratifica los porcentajes máximos de palo del 35% en concordancia con lo que menciona el CAA [62]. Si bien este protocolo es muy específico en algunos aspectos, deja abierta algunas cuestiones en lo que respecta a la forma de determinar el porcentaje de palo, mencionando que: “Para la determinación de fibra bruta se podrá considerar la metodología establecida por IRAM 20514 ‘Yerba Mate. Determinación de contenido de palo’, **hasta tanto se oficialice una técnica a nivel nacional**” [61] p6. Por su parte, IRAM ha suscrito convenios con universidades nacionales y privadas, cuyo fin es el de estudiar y rever las normas vigentes de productos regionales en su lugar de producción, tomando como centro de estudio de dichos estándares la Universidad correspondiente a la zona de producción donde se aplican los mismos. Precisamente el primer caso planteado es el de la yerba mate, cuyos estudios están siendo llevados adelante por la Universidad Nacional de Misiones y por la Universidad Nacional del Nordeste [52]. De esta manera queda claro que es un tema aún en discusión a nivel nacional por lo que puede ser oportuna la propuesta de técnicas alternativas a las actuales como las que se proponen y desarrollan en la presente Tesis.

1.2.4 MADERA: IDENTIFICACIÓN DE NUDOS Y FALLAS EN TABLAS DE PINO

Si bien los primeros trabajos sobre control de calidad por procesamiento digital de imágenes se vieron antes en otras industrias, como ser la automotriz y la metalúrgica [63], la industria de la madera también ha ido adoptando esta tecnología para el control de calidad de sus procesos. Ya desde principios de la década de los noventa, diversas industrias fueron avanzando sobre la problemática del control de calidad a través de la inspección por procesamiento digital de imágenes [64], [65]. Los abordajes a la utilización de estas herramientas fueron muy diversos. Dentro de los trabajos realizados encontramos la implementación de técnicas de segmentación de color basadas en redes neuronales [66, 67], wavelet [68] o algoritmos genéticos [69], reconocimiento de patrones y texturas [68, 70], técnicas de decisión basadas en lógica difusa [71] y hasta métodos de inspección volumétrica con tecnología de tomografía computada [72, 73], ecografía [74] u ondas de Extremadamente Alta Frecuencia (EHF: 30-300 GHz) [75].

Importancia de la identificación de defectos en la madera

Dentro de las muchas facetas de implementación de inspección por visión de máquina en la industria de la madera, el área que nos interesa en el presente trabajo, es la detección de defectos para la fabricación de tablas sin nudos; materia prima demandada por los procesos de re-ensamblado comúnmente conocido como *finger joint*. El interés actual en esta industria del *finger joint* está impulsado por las posibilidades que presenta la recuperación de pequeñas tablas que pueden ser ensambladas para la fabricación de tableros sin nudos y vigas multilaminadas. Algo que resulta evidente es que las industrias buscan mejorar el rendimiento de sus producciones, pero este concepto cobra mayor significado si se tiene en cuenta el bajo rendimiento que presenta la madera aserrada el cual va del 30 – 40 % [76], y que según estudios recientes no puede ser mejorado siquiera aumentando el diámetro de los rollizos a la entrada de la sierra [77].

Como ya se mencionó, estos productos tecnificados tuvieron su origen como una vía para darle uso al recupero de materia prima, pero dadas sus características constructivas (como ser una mayor resistencia en el caso de las vigas multilaminadas) o su aspecto uniforme y mayor durabilidad en el tiempo, (como es el caso de los tableros sin nudos), han impulsado la demanda internacional de los mismos no sólo en el segmento de segunda calidad sino también en productos Premium. Este nuevo mercado Premium demanda mayores exigencias en lo que a calidad se refiere por lo que resulta de interés contar con procesos productivos que alcancen los más altos estándares de calidad. Si bien la provincia de Misiones, al igual que otras provincias forestales, comenzó exportando rollizos a principio de la década de los

Introducción

noventa, actualmente se encuentra en una etapa de reconversión hacia productos con mayor valor agregado [16]. Ya en el año 2012 la capacidad instalada de Misiones para la fabricación de tableros de listones alcanzaba los 17.453 m³ lo cual representa el 71,81 % de la capacidad total de la Argentina, que es de 24.303 m³. La mayoría de la materia prima utilizada para la producción de estos tableros listonados provino de rollizos misioneros y representó en ese mismo año un total de 62.480 ton [78]. Si a esto le sumamos el hecho de que la mayoría de los novecientos establecimientos de la provincia son de muy pequeña dimensión y con serias deficiencias en materia tecnológica [16], se hace de vital importancia para este cambio de paradigma de la producción, contar con tecnología apropiada para las necesidades locales, tanto en lo referente a lo técnico como a lo económico. En el marco en que se aborda la presente investigación, se busca aportar una solución local que a futuro pueda suplir esta necesidad de la industria y sirva para dar valor agregado a las PyMEs de la región.

Máquinas para saneado de tablas

Actualmente, existen al menos tres formas de realizar el saneado de las tablas, las cuales describiremos brevemente a continuación.

El método más elemental es utilizar un operador que inspecciona las tablas visualmente, identifica los defectos y define el lugar de corte para lo cual utiliza una sierra tronadora que es accionada con un pedal en el puesto de trabajo (Figura 11).



FIGURA 11 - SIERRA TRONADORA MANUAL ACCIONADA POR PEDAL

Un siguiente paso en la automatización del proceso de saneado de las tablas, es la utilización de una máquina que realice el corte en forma semiautomática. Esta máquina utiliza un sensor de marcas el cual lee las marcas realizadas por personal idóneo con un marcador fluorescente (Figura 12). La lectura de las marcas define la ubicación de los defectos y la máquina avanza la tabla hasta ese punto, luego acciona la sierra de corte, seguidamente avanza hasta la siguiente marca y vuelve a realizar el corte. Este proceso lo repite sucesivamente hasta finalizar la tabla. Normalmente estas máquinas van asociadas a un sistema de clasificación por medidas de las tablas resultantes. En la Figura 13 se muestra un esquema de funcionamiento de esta máquina semiautomática y en la Figura 14 se puede apreciar una fotografía de una máquina comercial de este tipo donde se destaca la necesidad de contar con personal capacitado que realice la tarea de detección y marcado de las tablas. Estas máquinas pueden procesar hasta unos 240 m/min dependiendo de la cantidad de cortes y de operadores marcadores.

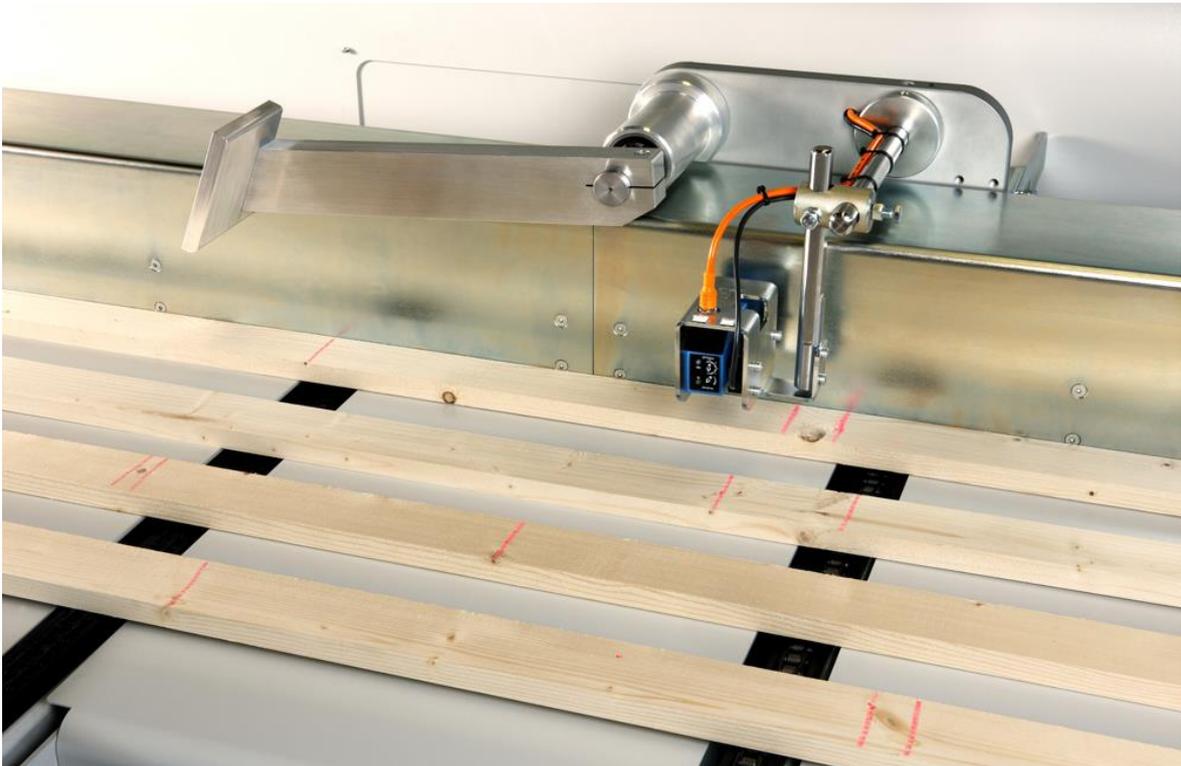


FIGURA 12 - DETALLE DE SISTEMA DE MARCAS FLUORESCENTES EN MÁQUINAS SEMIAUTOMÁTICAS [79]

Por último, el sistema más avanzado hace uso de una combinación de sensores de visión, de rayos X y láseres y logra definir los patrones de corte a una velocidad máxima de 300 m/min (Figura 15).

Introducción

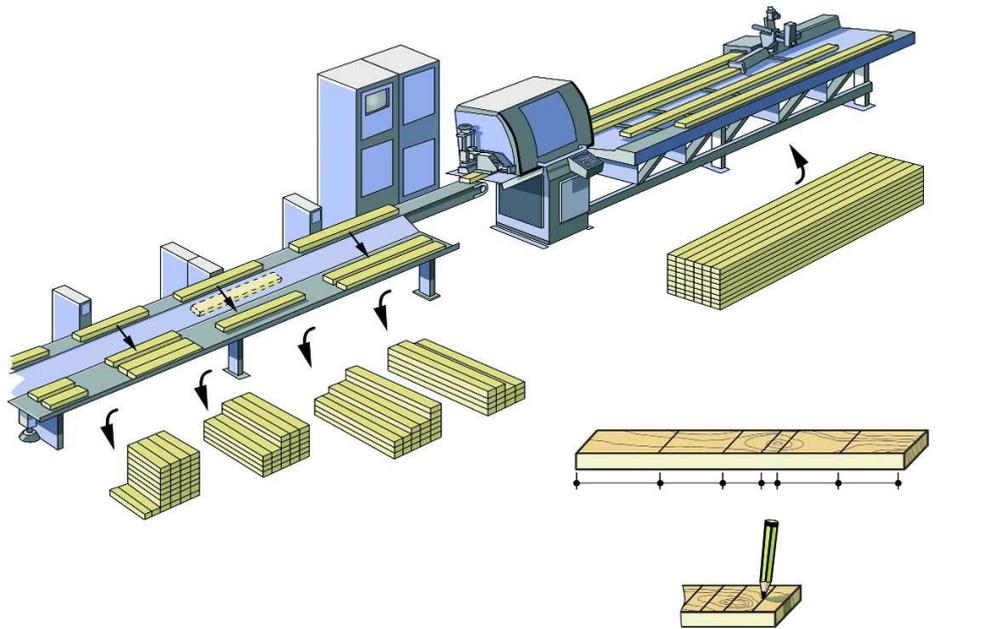


FIGURA 13 - ESQUEMA DE FUNCIONAMIENTO DE MÁQUINA DE CORTE SEMIAUTOMÁTICO [80]



FIGURA 14 - MÁQUINA SEMIAUTOMÁTICA COMERCIAL [79]



FIGURA 15 - ESCÁNER PARA TRONZADO AUTOMÁTICO [81]

De las tres configuraciones propuestas, la única que puede hallarse actualmente de fabricación nacional, es la primera, Figura 11. Particularmente en la provincia de Misiones, las tronzadoras manuales están presentes en prácticamente todos los aserraderos, siendo que solamente unos pocos más tecnificados, los cuales se corresponden con las industrias de mayor porte, son los únicos que tienen acceso al sistema semiautomático presentado en la Figura 13 y Figura 14. En un relevamiento propio hecho en las industrias del sector y en algunos de los fabricantes de maquinaria para aserraderos en la provincia, se determinó que no existe una industria en la cual se disponga del equipo totalmente automático. De más está decir que tanto los equipos semiautomáticos como los automáticos no son equipos de fabricación nacional e incluso no se fabrican en Latinoamérica sino que provienen de países altamente desarrollados.

Dicho esto, sólo resta comentar que la propuesta de desarrollo de PDI de la presente Tesis se enfocará al último grupo de tecnología de equipos automáticos mencionados. Lo que se propone presentar en los subsiguientes capítulos es la implementación de técnicas de procesamiento digital de imágenes aplicada específicamente a la detección de defectos en tablas de pino buscando contribuir al conocimiento con tecnología innovadora nacional y de bajo costo para el desarrollo a futuro de un equipo que pueda servir para sustituir las importaciones de este tipo de tecnología. Se busca, además, que este aporte tecnológico sirva tanto para aumentar los niveles de productividad y la eficiencia de la industria del aserrado de madera, como así también poder ofrecer una herramienta tecnológica de bajo costo que permita dar una ventaja competitiva a la Argentina respecto de los mercados internacionales de vigas multilaminadas y tableros sin nudos que son los principales productos desarrollados con madera sin defectos.

1.3 CONTRIBUCIONES DE LA TESIS

En términos de las técnicas de procesamiento digital de imágenes, se presenta una combinación de dos métodos de segmentación por umbralado de histograma ampliamente conocidos, como lo son el umbral de entropía y el de Inter-Varianza pero que aquí se presentan asociados en una forma novedosa logrando un realce adaptativo de histograma que permite una mejor segmentación de los defectos en madera reduciendo los falsos positivos debido a las vetas naturales de la madera, lo cual constituye uno de los problemas más frecuentes por los cuales hasta aquí no se podía aplicar directamente segmentación por umbralado en estas aplicaciones [82]. Además, implementando esta técnica a otras problemáticas de segmentación presentes en la bibliografía [83, 84], se lograron resultados

similares a los publicados y dado el bajo costo computacional que tiene la técnica propuesta, lo hace susceptible de implementación en aplicaciones de procesamiento en línea de proceso.

1.3.1 CONTRIBUCIONES PARA LA YERBA MATE

En el presente trabajo, se proponen dos métodos para la determinación del contenido de palos en muestras de Yerba Mate, los cuales resultan ser una alternativa viable desde el punto de vista tecnológico. Los métodos propuestos de estimación para determinar el contenido de palos en yerba utilizando técnicas de PDI, se diferencian principalmente en la forma en que se realiza la digitalización de las muestras, estando uno de ellos basado en muestreo con escáner de cama plana y el segundo método implementado sobre una imagen tomada con la cámara de un celular. Ambos métodos presentan muy buena correlación con los valores reales pero el segundo resulta ser más práctico, económico y fácil de implementar dado que no requiere de equipamiento específico.

1.3.2 CONTRIBUCIONES PARA LA MADERA

En lo que respecta a la industria de la madera, se demuestra que es viable la detección y eliminación de trozos de tablas con defectos para la obtención de tablas de pino sin nudos. Para ello se desarrolló un método que combina dos técnicas: realce adaptativo de imagen y segmentación automática por umbral de histograma. Estas técnicas resultan ser de un menor costo computacional que las técnicas tradicionales por reconocimiento de patrones u otras técnicas de detección avanzadas, y no requieren de un proceso de entrenamiento. Además, la propuesta de PDI desarrollada en esta Tesis, ha demostrado ajustarse de manera apropiada a las variantes que presentan las muestras en cuanto al tipo, tamaño y aspecto de los defectos.

En cuanto al hardware utilizado para implementar los algoritmos de PDI propuestos en esta tesis, se realiza un estudio detallado y validado experimentalmente, en el cual se demuestra que es posible la implementación de estos algoritmos en una estructura de procesamiento paralelo que resultó ser 3,61 veces más rápida que la estructura secuencial en un procesador de cuatro núcleos, y que podría lograrse un rendimiento súper lineal (4,48 veces) aprovechando las ventajas del Hyperthreading. Un punto a destacar de la eficiencia del código paralelo implementado es que se pudo predecir con muy alto grado de aproximación la mejora de velocidad con el modelo de tiempos implementado.

1.3.3 PRODUCCIÓN Y DIFUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Diversos trabajos han sido presentados a Congreso y Revista para discusión de los resultados preliminares que se fueron obteniendo en el transcurso de la investigación. Para referencia a continuación se mencionan en orden cronológico los más destacados. Las primeras

experiencias del autor en el área del procesamiento digital de imágenes, y previo al inicio de la carrera de posgrado, se desarrollaron en el marco de una pasantía realizada en el Laboratorio de Cavitación y Biotecnología del Instituto Balseiro y los resultados de dicha pasantía fueron expuesto en el XX Congreso Argentino de Control Automático AADECA 2006 [46]. Ya entrando a la temática de la tesis, los trabajos preliminares de determinación del contenido de palo con escáner de cama plana, se presentó en el V Congreso Sudamericano de la Yerba Mate [85]. Posteriormente un análisis comparativo de dos modelos de determinación del porcentaje de palo con escáner de cama plana se expuso en el Congreso Bienal IEEE ARGENCON 2012 y posteriormente se envió a Revista IEEE Latin America Transactions 2013 [86]. Más adelante Los trabajos en el área de la detección de defectos y procesamiento multi-núcleo se debatió en el Congreso Bienal IEEE ARGENCON 2014 [87].

Las repercusiones de los trabajos expuestos en el área de la yerba mate, llevó a que el autor fuera invitado como disertante en el Encuentro Tecnológico (ENTEC) organizado por el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) que nucleó a los sectores de la yerba mate y el té y donde expuso ante 75 representantes de 30 empresas y organismos del rubro, tanto de la provincia de Misiones como de Corrientes [88], el tema titulado: “Tecnología de Vanguardia Aplicada a Calidad de Productos y Control de Procesos en Industrias Regionales de Misiones”.

En última instancia, el método de determinación rápida con cámara celular del contenido de palo en muestras de yerba mate [89] se presentó en el XVI Congreso Argentino de Ciencia y Tecnología de Alimentos (CYTAL 2017), donde fue seleccionado para presentación oral y premiado con una segunda mención al “Mejor trabajo original”.

1.4 ORGANIZACIÓN DE LA TESIS

En el primer capítulo de la Tesis se abordan los elementos introductorios de la misma, presentándose un panorama actual de las industrias regionales del Noreste Argentino (NEA), dando énfasis a la necesidad de tecnificación de los procesos productivos en procura de incorporación de valor y nuevos mercados. Además, se presenta el estado del arte en lo referente a procesamiento digital de imágenes, desde el proceso de generación de la misma hasta su procesamiento y posterior análisis e interpretación. Por último, en este primer apartado, se mencionan las contribuciones más importantes y se presentan el esquema y organización de la Tesis.

Introducción

En el segundo capítulo, se presenta una reseña de las técnicas de PDI aplicadas en las industrias afines y que resultan de interés para la presente Tesis dando como resultado el esquema de procesamiento que será utilizado en el desarrollo de los algoritmos.

Luego, en el Capítulo 3 se describe la metodología utilizada en la conformación del banco de imágenes. Se detallan los procesos de elaboración del banco de imágenes, tanto para la Yerba Mate como para las tablas de pino. Aquí se establecen los criterios de selección y segmentación que permiten separar la figura del fondo.

El cuarto capítulo expone el proceso deductivo lógico que se llevó adelante con el desarrollo de la tesis y presenta una síntesis de las herramientas de procesamiento digital de imágenes elaboradas para la realización de las pruebas de las diferentes técnicas propuesta por la bibliografía y el estado del arte, para luego definir la estructura de procesamiento propuesta por la presente investigación y que conforma el aporte del autor al estado del arte en estos tópicos.

En el Capítulo 5 se presenta el lenguaje de programación utilizado para la implementación de los algoritmos, su codificación y las ventajas que trae la implementación en arquitecturas multi-núcleo seguido de un detalle de los resultados preliminares de su implementación.

El Capítulo 6 muestra los métodos de validación de resultados como así también presenta las métricas utilizadas para compararlos con los métodos actuales y así determinar el desempeño del método propuesto por la presente Tesis.

En el Séptimo Capítulo se presentan las conclusiones del trabajo, enumerando ventajas y desventajas de las técnicas propuestas y sobre los resultados de su aplicación.

Por último, en el Capítulo 8 se presentan recomendaciones de implementación, desarrollo de prototipos y trabajos futuros que se espera se deriven de la presente Tesis.

CAPÍTULO 2 - CONTROL DE CALIDAD POR PDI

2.1 ANTECEDENTES SOBRE EL CONTROL DE CALIDAD EN ALIMENTOS E INTRODUCCIÓN AL PDI COMO ALTERNATIVA DE INSPECCIÓN

El aseguramiento de la calidad es uno de los más importantes objetivos de cualquier industria. La habilidad para manufacturar productos de alta calidad consistentemente, es la base del éxito en la altamente competitiva industria alimenticia. Tradicionalmente los métodos utilizados para asegurar la calidad envuelven actividades de inspección visual humana, como es el caso del control de calidad en pizzas [84, 90], y que como es mencionado repetidamente en la bibliografía, resultan ser tediosas, laboriosas, demanda tiempo y requieren de personal especializado, pero a pesar de ello presentan inconsistencias dado que los resultados son fácilmente influenciados por factores psicológicos [90]. A fin de poder estimar las limitaciones humanas en este tipo de tareas, un simple experimento fue llevado adelante por Blasco, et al. [39], los cuales buscaron determinar la precisión y la repetitividad de un operador humano en el proceso de clasificación de manzanas. En este experimento tres expertos clasificaron manualmente 48 manzanas en dos clases: con y sin defectos. Luego de 15 minutos, reclasificaron las mismas manzanas dando como resultado una similitud que no superó el 90%. Debido a la influencia de los factores psicológicos del personal especializado, a la necesidad de incrementar la productividad de las fábricas y a la reducción de la tolerancia en los aspectos de calidad y costos, se torna necesario el empleo de métodos automáticos para el control de calidad y garantizar la misma [39, 42, 91]. En cierto sentido, recientemente se avanzó en esta línea buscando métodos alternativos al proceso tradicional de catado y clasificación del té, el cual históricamente se valía de métodos organolépticos por medio de un panel humano de especialistas pero que más recientemente ha dado lugar a la instrumentación con aportes en el campo de la cromatografía de gases o métodos colorimétricos, los cuales han demostrado ser una herramienta válida para el monitoreo de la calidad en distintas etapas del proceso del té. Sin embargo, estos métodos consumen mucho tiempo, son laboriosos y algunas veces inexactos [44]. Varios autores coinciden en que las aplicaciones de procesamiento digital de imágenes (disciplina iniciada en la década del '60 y que ha cobrado mucha importancia en los últimos veinte años) resulta ser un método de inspección rápido, económico, higiénico, consistente y objetivo cuando se lo utiliza en las tareas de inspección y clasificación de la industria alimenticia [39, 44, 84, 91, 92].

2.1.1 COMPONENTES BÁSICOS DE UN SISTEMA DE VISIÓN POR COMPUTADOR

Desde el punto de vista constitutivo, a los sistemas de visión por computador podemos separarlos en cinco componentes básicos [25, 84]:

- Iluminación
- Cámara
- Hardware de adquisición / digitalización de imágenes
- Hardware de procesamiento
- Software de análisis

Cada uno de los subsistemas que componen el sistema de visión por computador puede llegar a condicionar los posibles resultados del procesamiento, por lo que deben ser seleccionados cuidadosamente para no acotar en demasía las posibilidades de solución de la problemática en cuestión. A su vez, estos cinco elementos básicos son utilizados para realizar cinco pasos en los cuales se divide el proceso de inspección artificial [92, 93]:

- Adquisición de imágenes.
- Pre procesamiento y mejora de imágenes.
- Detección/segmentación de zonas u objetos de interés.
- Extracción de características.
- Procesamiento de alto nivel para la clasificación, detección y toma de decisiones.

Estos pasos deben ser cuidadosamente llevados adelante en orden, dado que una mala ejecución de los primeros puede llevar a que sea difícil o imposible de resolver los subsiguientes. Esta estructura ha demostrado ser tanto efectiva como flexible dado que tiene su base en el modelo de inspección visual humano. Una analogía entre el sistema visual humano y el sistema de visión por computador fue recientemente presentado por Aghbashlo, et al. [93] y se muestra en la Figura 16 para referencia.

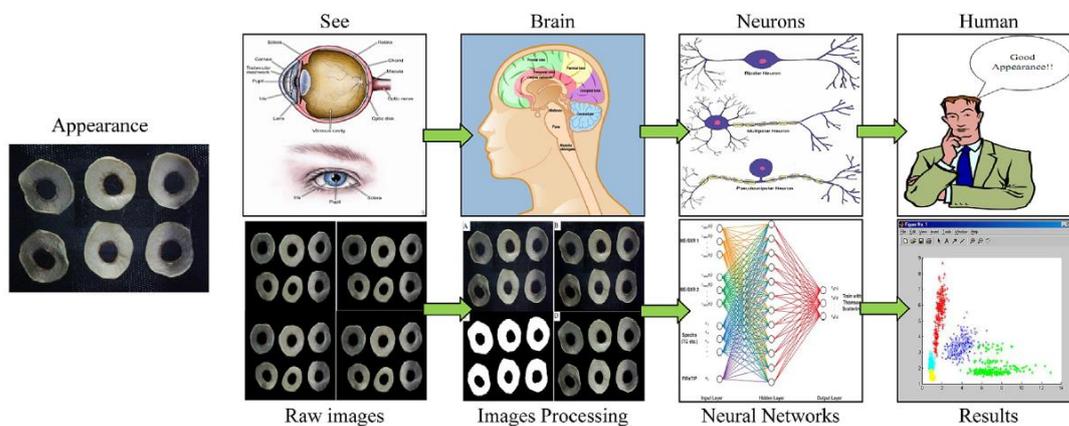


FIGURA 16 - ANALOGÍA ENTRE EL SISTEMA DE VISIÓN POR COMPUTADOR Y EL BIOLÓGICO [93]

2.1.2 FORMAS EN LAS QUE PUEDE SER APLICADO UN SISTEMA DE VISIÓN POR COMPUTADOR PARA MONITOREAR UN PROCESO

Teniendo en cuenta la forma en la cual se implementan los sistemas de monitoreo y control en un proceso de manufactura de alimentos, Aghbashlo, et al. [93] presenta una clasificación en cuatro tipos los cuales enumeramos a continuación con sus términos originarios del inglés dado que resulta más común encontrarlos así en la bibliografía:

- Off-line.
- At-line.
- On-line.
- In-line.

En la Figura 17, se presentan en forma gráfica para un proceso de manufactura las diferencias conceptuales entre estas cuatro formas de inspección. Aghbashlo, et al. [93] destaca que tradicionalmente para el control de calidad de los alimentos secos (que es específicamente el sector de alimentos al cual se refiere en su trabajo) se utilizan técnicas del tipo *off-line*, pero destaca la necesidad de que se implementen herramientas de inspección de tiempo real *in-situ* dadas las necesidades actuales de control en los procesos de manufactura. El motivo principal radica en el hecho de que las mediciones del tipo *off-line* se basan en el muestreo del proceso aplicando métodos de evaluación que alteran o destruyen la muestra y no pueden aportar al control de manera eficiente debido principalmente a la demora en la obtención de los resultados y al alto retardo en la realimentación al lazo de control del proceso.

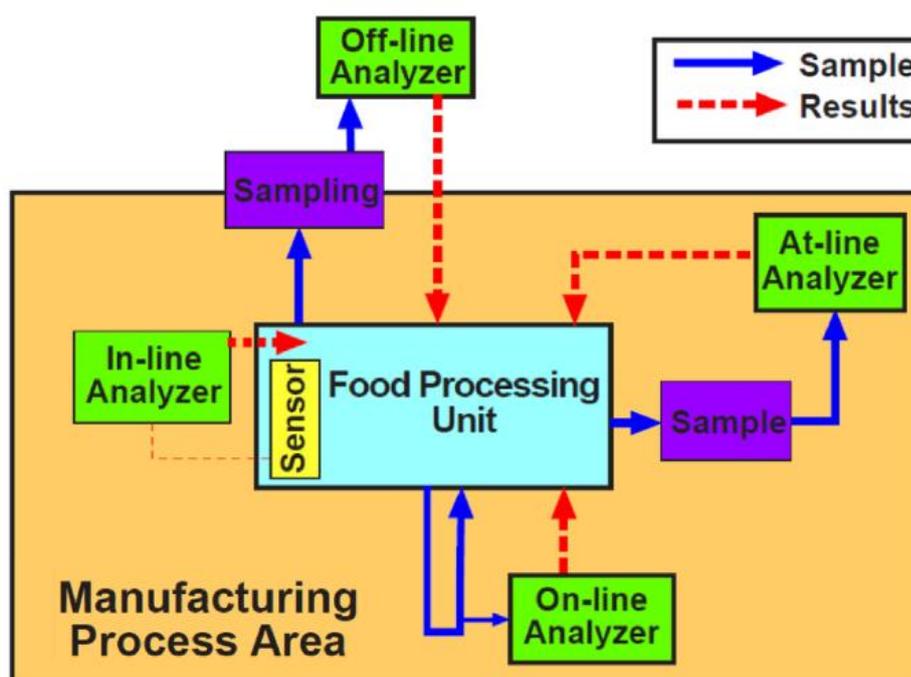


FIGURA 17 - ESQUEMA ILUSTRATIVO DE LAS DIFERENCIAS ENTRE FORMAS DE INSPECCIÓN [93]

2.2 TÉCNICAS DE PDI UTILIZADAS PARA CONTROL DE CALIDAD EN ALIMENTOS

Como se mencionó anteriormente, la visión por computador es una disciplina relativamente joven. Sus orígenes datan de los años ‘60 pero fue a partir de la década del ‘70 donde se dio una explosión de interés y desde entonces se han experimentado continuos avances en los aspectos teóricos y de aplicación [91]. Ya a finales del siglo pasado, Sonka, et al. [94] reportaron que más de 1000 artículos de visión por computador (VC) o PDI eran publicados cada año. De allí es que sea lógico encontrar en la bibliografía varias revisiones de artículos realizadas por diversos autores y que buscaron cada uno de ellos agrupar ciertos factores o características que le parecieran relevantes en función de similitudes que encontraron en los diversos trabajos. Como resultado de interés para el presente apartado, se hará referencia en detalle a algunas de estas revisiones que de alguna manera están relacionadas con el tópico de control de calidad en alimentos.

2.2.1 ANTECEDENTES SOBRE INSPECCIÓN Y CLASIFICACIÓN EN AGRICULTURA Y ALIMENTOS

En la revisión bibliográfica realizada por Brosnan y Sun [91] en el 2002, se presentan trabajos referidos a la agricultura y los alimentos, los cuales se ha preferido presentarlos agrupados en tres grupos y sus respectivos subgrupos en la Tabla 1.

TABLA 1 - TRABAJOS AGRUPADOS SOBRE INSPECCIÓN Y CLASIFICACIÓN EN AGRICULTURA Y ALIMENTOS

Frutas	Vegetales	Alimentos
Manzanas	Hongos	Pizza
Naranjas	Papas	Productos de Panadería
Fresas	Otros	Queso
Nueces		Carnes y prod. derivados
Tomates		otros
Duraznos y peras		
Recolección de frutas		

Si bien Brosnan y Sun [91] destacan la forma en la cual los sistemas de visión por computador han sido utilizados crecientemente en la industria para propósitos de inspección y evaluación, también reconocen que siguen existiendo dificultades que se hacen evidentes por la relativamente baja incorporación de la tecnología de visión a todos los sectores de la industria. Estos autores destacan que, a pesar de que se han desarrollado algoritmos exactos y adecuadamente eficientes, las velocidades de procesamiento todavía no eran suficientes para incorporarlos en línea de los procesos de manufactura. Esta problemática podría atribuirse en parte a las limitaciones computacionales de la época. Sin embargo, en torno al año 1996 comenzaron a vislumbrarse algunos sistemas comerciales de visión por

computador que, implementando técnicas de sistemas expertos, redes neuronales y lógica difusa, realizaban clasificación de frutas y vegetales tomando como base su calidad [92]. Estos avances fueron un gran aporte a la agroindustria de los países más desarrollados, dado que por mucho tiempo este sector había intentado automatizar los procesos de selección de fruta a fin de lograr una reducción en sus costos y poder llegar a ser competitivos con países que tienen costos de producción mucho más bajos; por lo que la visión de máquina les proveyó una manera para realizar esta tarea de forma automática.

Los primeros avances se dieron en la clasificación de las frutas, basando su análisis en parámetros externos, como ser el tamaño, la forma, el color o defectos visibles que podían ser tomados de imágenes en escala de grises [42]. Más adelante varios autores combinaron imágenes en color con información del infrarrojo o el ultravioleta a fin de conformar un sistema de análisis más completo [95-97]. A fin de poder concretar este análisis combinado en tiempo real en el proceso de inspección de cítricos, Aleixos, et al. [42] propusieron una arquitectura de hardware paralelo capaz de procesar cítricos a razón de 10 frutas/segundo. Para poder lograr este objetivo, la estrategia consistió en separar las tareas de procesamiento en dos partes y asignar cada una de estas partes a respectivos procesadores digitales de señales (DSP). Estos DSP trabajaban simultánea y coordinadamente en una topología maestro/esclavo. Como resultado de su trabajo, Aleixos, et al. [42] conformaron una cámara multi-espectral capaz de adquirir no sólo el espectro visible sino también el del infrarrojo de una misma escena. Debido a que los defectos pueden encontrarse en cualquiera de los lados de la fruta, tuvieron que sincronizar el desplazamiento de la fruta con el sistema de adquisición de imágenes de manera de generar una secuencia de imágenes óptima que represente la menor cantidad de imágenes pero que cubra la mayor cantidad de superficie de la fruta evitando el solapamiento de imágenes que produciría sobrecarga en el procesamiento. Para poder poner a punto el sistema, se valieron de una herramienta de software que, con la ayuda de un operador especializado, utilizaron a modo de entrenamiento. Un trabajo equivalente realizado para la inspección de dos variedades de manzanas para su posterior clasificación en cuatro clases de acuerdo a las normas europeas, fue presentado por Leemans, et al. [38]. A fin de poder constituir una base de datos que incluía más de 1000 imágenes, se valieron de un túnel pintado de blanco con tubos de iluminación difusa por donde se desplazaba la fruta y posicionaron dos cámaras con 3CCD para poder observar ambos lados de la fruta con una buena resolución de color (Figura 18). Los parámetros que utilizaron para la clasificación tomaron en cuenta aspectos geométricos, color y textura, entre otros. Para el procesamiento compararon dos técnicas, la de análisis de discriminante cuadrático precedido de una determinación de componentes principales

(PCA), la cual compararon con una red neuronal (ANN) con perceptrón de multicapa que presentaba una capa oculta. Los resultados fueron de un 78% y un 72% de clasificaciones correctas correspondiente a cada una de las variedades, lo cual podría ser mejorado llegando a una tasa de error del 5% y el 8% respectivamente si la clasificación considerada era simplemente fruta aceptada versus rechazada. Uno de los problemas que encontraron era que alrededor del 60% de la fruta que presentaba un moretón reciente, era posteriormente mal clasificada. Los mismos autores en un posterior trabajo, reconocieron que estos primeros resultados no habían sido del todo satisfactorios y que la tarea de entrenamiento era ardua dado que requería que un experto clasificara cada una de las regiones de la imagen, para cada una de las frutas del set de entrenamiento, lo cual representaba clasificar varios miles de objetos [40].

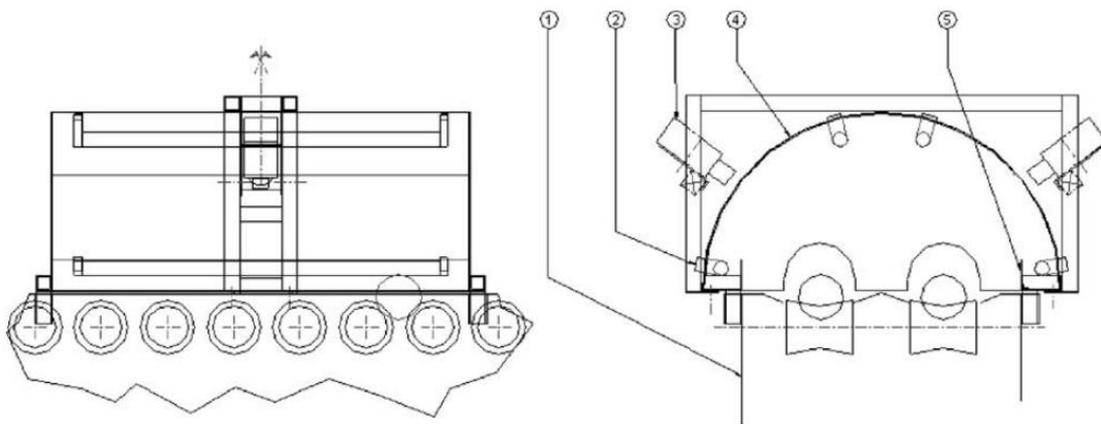


FIGURA 18 - TÚNEL DONDE PASAN LAS FRUTAS PARA SU INSPECCIÓN SEGÚN LO PROPONE [38].
1) ESTRUCTURA; 2) SOPORTE DE LOS TUBOS ILUMINADORES; 3) CÁMARAS; 4) TÚNEL; 5) DIFUSORES DE LUZ

Un enfoque levemente diferente fue presentado un año después por Blasco, et al. [39] quienes se valieron de su experiencia reciente en la clasificación de cítricos para hacer su aporte en el proceso de control de calidad de manzanas. Una de las diferencias significativas radicó en el modo de obtención de las imágenes, el cual no consistía en un túnel por el cual pasaran las frutas, sino que su forma era más bien la de un domo semiesférico iluminado en forma difusa con un tubo fluorescente circular y una copa que trasladaba y posicionaba la fruta frente a la cámara tomando cuatro puntos de vistas diferentes. De esta manera se evitaba la superposición de regiones tratando de cubrir la mayor cantidad de superficie de la fruta posible (Figura 19). Este proceso era repetido para cada fruta en un tiempo menor a un segundo. El algoritmo de clasificación fue entrenado previamente por un experto el cual seleccionó diferentes regiones de la imagen y asignó las características de color de esas regiones a clases predeterminadas como fondo, color primario, color secundario, daño general tipo 1, daño general tipo 2, característica específica, etc. Si bien lo más correcto para

describir las características de color hubiese sido utilizar los espacios de color HSI o La^*b^* por tratarse de espacios de color que se aproximan más a la percepción humana, el sistema de color que utilizaron fue el tradicional RGB por ser el sistema nativo de la cámara. El uso de cualquier otro sistema de coordenadas hubiera requerido de conversiones de espacio de color demandando recursos computacionales adicionales. A fin de evaluar el desempeño del algoritmo resultante lo compararon con la repetitividad alcanzada por el operador humano experto, llegando a la conclusión de que prácticamente ambos se desempeñaban de igual manera alcanzando alrededor de un 86% de repetitividad en la detección de defectos externos. Si bien el artículo no menciona cuál es el tiempo necesario para realizar el entrenamiento del sistema de manera de poder compararlo con el trabajo presentado por Leemans y Destain [40], lo que sí deja claro es que, dado que la segmentación está basada en la característica de color de los píxeles de la imagen, resulta ser un método muy sensible a los cambios y, debido a que el color de la fruta incluso dentro de una misma especie puede variar levemente dependiendo de factores externos, como ser el estado de maduración, esto implica que para su correcto funcionamiento el sistema necesita ser entrenado nuevamente previo a cada sesión de trabajo.

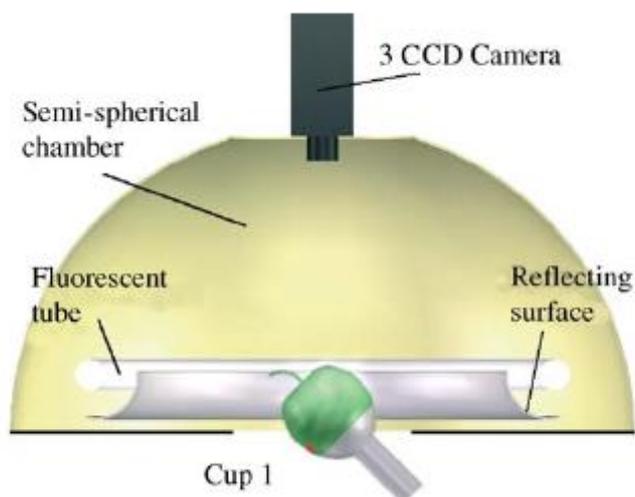


FIGURA 19 - DOMO SEMIESFÉRICO ILUMINADO CON COPA QUE POSICIONA LA FRUTA PROPUESTO EN [39]

En lo referente a los alimentos elaborados, los aspectos visuales como ser el color, la forma y el tamaño, constituyen un indicador simple de la calidad del producto. Desafortunadamente muchos de esos atributos fueron y siguen siendo inspeccionados manualmente como ser en el caso de las líneas de producción de pizza, donde un personal entrenado debe encargarse de revisar cada una de las pizzas previo a su empaque [84, 90]. A fin de resolver esta problemática, Sun [84] propuso un método de segmentación de imágenes para el control de calidad de las pizzas que emplea como método dominante una segmentación basada en

regiones pero que combina las fortalezas de los métodos de umbral de histograma y la técnica de segmentación basada en bordes. Posteriormente en 2004, Du y Sun [90] incorporaron una técnica más avanzada de clasificación denominada SVM² (Máquina de Vectores Soporte) con lo que lograron clasificar en cuatro tipos básicos la forma de 120 imágenes de pizza base con una exactitud del 98,3 %.

2.2.2 TÉCNICAS DE APRENDIZAJE PARA EVALUACIÓN DE CALIDAD EN ALIMENTOS

En este nuevo apartado se enumeran técnicas derivadas de la inteligencia computacional que se conocen como técnicas de aprendizaje y que son el resultado de un trabajo de revisión de publicaciones presentada en 2006 por Du y Sun [98]. A fin de tener un esquema general de las técnicas, sus usos y campos de aplicación identificados se compactó la información en tres áreas de interés, y la misma se presenta en la Tabla 2.

TABLA 2 - TRABAJOS AGRUPADOS SOBRE TÉCNICAS DE APRENDIZAJE COMPUTACIONAL APLICADAS EN ALIMENTOS

Redes Neuronales (ANN)		Aprendizaje Estadístico (SL)		Otras Técnicas	
Clasificación	Cereales	Clasificación	Granos	Lógica Difusa (FL)	Manzanas
	Frutas		Frutas		Tomates
	Pescado		Pescado		Pescado
	Carne Vacuna		Carne Vacuna		Salchichas
	Aves de corral		Aves de Corral		Pizza
	Vegetales		Vegetales	Árbol de Decisión (DT)	Predicción de Rendimiento de la carne
	Avena		Banco Peces		Clasificación de Calidad de la carne
Predicción	Carne Vacuna	Selección de Característicos	Canal de Res	Algoritmos Genéticos (GA)	Achicoria
	Cerdo		Pizza		
	Naranjas		Aceite de palma		
	Snacks		Filetes Bacalao		
Segm	Panadería	Segm.	Chocolate		
	Carne Vacuna		Frutas		

De la simple inspección de la tabla, se deduce que los dos métodos de aprendizaje computacional más utilizados en el campo de la visión por computador, para la evaluación de la calidad en alimentos, siguen siendo las redes neuronales artificiales (ANN) y el de aprendizaje estadístico (SL). Luego en menor instancia le siguen las técnicas de lógica difusa (FL), algoritmos genéticos (GA) y árbol de decisión (DT). Du y Sun [98] destacan la importancia de contar con una buena iluminación como prerequisite para todo sistema de

² SVM es un algoritmo para encontrar clasificadores lineales en espacios transformados siendo, las instancias más próximas, de cada clase al hiperplano de margen máximo, los vectores de soporte que definen el hiperplano.

evaluación de calidad en alimentos por procesamiento digital de imágenes, argumentando que la calidad de la imagen obtenida puede verse grandemente influenciada por las condiciones de iluminación lo cual repercutirá en una necesidad de implementar algoritmos más complejos en la etapa de procesamiento, influyendo directamente en el costo del sistema de procesamiento de imágenes. Además, con el aumento del tamaño de las imágenes y el uso de algoritmos más complejos, los tiempos de procesamiento se incrementan y puede ser que no lleguen a cumplir los requerimientos para su implementación en tiempo real. Para poder contrarrestar estos problemas las implementaciones en hardware específico de procesamiento digital de señales, resultan ser mucho más rápidas que las basadas solamente en arquitecturas de propósitos generales. Dentro de las alternativas de hardware para implementación de algoritmos de procesamiento de imágenes se encuentran los circuitos integrados específicos (ASICs), los procesadores digitales de señales (DSPs) y los arreglos de compuertas programables (FPGAs). Más allá de que la velocidad pueda ser mejorada con implementaciones directa en hardware no debe descuidarse el hecho de que este tipo de realizaciones resulta ser más costosa que los desarrollos de software, por lo que normalmente suelen implementarse primeramente en entornos flexibles de programación en base PC (implementaciones de software) para que luego, una vez determinado el prototipo de procesamiento y verificado su correcto funcionamiento puedan ser finalmente migrados a topologías de hardware específico.

Retomando el análisis presentado en la Tabla 2 y considerando el método de las redes neuronales artificiales (ANN), inspiradas en el sistema nervioso humano, estas combinan la complejidad de algunas de las técnicas estadísticas más avanzadas con el objetivo de ~~un~~ imitar la inteligencia humana caracterizada por el autoaprendizaje y de esta manera proveer a las máquinas de capacidades de aprendizaje. Uno de los problemas fundamentales en las aplicaciones de redes neuronales artificiales, es tomar la decisión sobre qué características serán consideradas como entradas, de manera de que la arquitectura resultante sea óptima para cada aplicación. Las características descriptivas más utilizadas en este contexto son el tamaño, color, forma, ancho, alto y textura [40]. Haciendo uso de estos descriptivos y en algunas ocasiones combinándolos con otras técnicas de procesamiento de imágenes, se han resuelto aplicaciones muy diversas que van desde clasificación de frutas, pasando por reconocimiento de especies de peces, predicciones del nivel de blandura de carne vacuna, frescura del corte de cerdo, y estimaciones del contenido de azúcar o pH en naranjas, por mencionar algunos ejemplos.

Siguiendo con el análisis de los métodos de aprendizaje computacional, las técnicas de aprendizaje estadístico (SL), basadas en un muy bien establecido campo matemático, también han proveído una herramienta satisfactoria para tareas de clasificación, selección de característicos y segmentación en procesos de inspección y evaluación de la calidad en productos alimenticios. Se encuentran aplicaciones prácticas en los granos más comunes, como ser trigo, cebada, avena y centeno, también en frutas, carnes y vegetales. Los característicos más utilizados para el aprendizaje estadístico son también los aspectos morfológicos, tales como el color, la dispersión del color, la forma y la textura. Diversos autores se valieron de técnicas de selección de característicos como ser, el análisis de discriminantes paso a paso (SDA), análisis de componentes principales (PCA) y la selección secuencial hacia adelante (SFS); todas ellas técnicas que buscan reducir dimensiones en el vector de característicos o discriminantes que separan un conjunto de observaciones en dos o más grupos (objeto/s - fondo).

Por último, se realizarán algunos comentarios respecto de las demás técnicas indicadas en la Tabla 2 como "otras técnicas". Comparado con las técnicas tradicionales de aprendizaje, la propuesta de lógica difusa simula la experiencia humana de generar complejas decisiones a partir de información aproximada con cierto grado de incerteza. Para ello, basándose en funciones de membresía y la experiencia que pueda transmitir un experto, puede construirse una base de conocimiento para la toma de decisiones de una manera más natural. Si bien la técnica de lógica difusa puede ser rápidamente implementada, la performance del sistema depende mucho de cuán bien ha sido sintonizado lo cual dificulta mucho su aplicación a problemas multidimensionales. Por otro lado, la técnica árbol de decisión adquiere conocimiento que lo organiza en forma de árbol, el cual puede ser reescrito como una serie de reglas discretas que lo hacen fácil de entender. En contraposición con estos métodos, la técnica de algoritmos genéticos se vale de una faunística adaptativa cuyo algoritmo está basado en la teoría de la selección natural y la evolución. De esta manera, los algoritmos genéticos pueden representar directamente, condiciones complejas y multivariadas, pero como contrapartida el modelo implícito interno generado no es de fácil comprensión para los seres humanos.

Dada la proliferación de las técnicas de aprendizaje, hoy en día resulta difícil seleccionar un método que pueda ser utilizado para diversos productos alimenticios. La razón de esto es que resulta imposible plantear una técnica como solución general, a causa de que cada técnica de aprendizaje presenta sus propias fortalezas y debilidades lo cual la hace propicia para algún tipo de problema. Es así que para poder satisfacer las futuras demandas de la

evaluación de la calidad por medio de la visión por computador, Leemans y Destain [40] plantean que uno de los campos de aplicación más interesantes puede resultar de combinar varias técnicas en un mismo sistema o de aplicar técnicas de aprendizaje relativamente más novedosas como ser la máquina de vectores de soporte (SVM) o mapas auto organizados (SOM). Un reporte reciente que combina varias técnicas fue presentado por Li y He [99] quienes propusieron un método para discriminar las variedades de plantas de té basado en las características de la reflectancia del espectro visible del infrarrojo cercano (Vis/NIR). Su experimento fue realizado sobre 293 muestras de tres variedades de plantas realizadas sobre mediciones de la reflectancia hechas con un espectro radiómetro en tiempo real y en condiciones naturales, expuestas a varias fuentes de ruido. Los resultados que obtuvieron se basaron en la combinación de la transformada ondita (WT), PCA y ANN logrando un 77,3% de correcta discriminación de las variedades y superando el 62,9% que fuera el resultado obtenido sin la combinación de técnicas propuestas. Ellos utilizaron la WT para realizar un pretratamiento a modo de diagnóstico inicial de la información, luego esa información fue expresada en el espacio de los componentes principales (PCs) donde buscaron determinar una estructura que relacione las diferentes variedades y luego tomaron las primeras ocho PCs y las utilizaron como entradas del modelo de ANN.

2.2.3 TÉCNICAS DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES PARA CONTROL DE LA CALIDAD

Otra forma en la que pueden agruparse los avances en procesamiento digital de imágenes es respecto de las técnicas de adquisición de imágenes utilizadas. En este sentido se hace mención a una reciente revisión hecha por Mahajan, et al. [100], de la cual se resumen las técnicas más utilizadas y algunas de sus aplicaciones en la

Tabla 3.

Al igual de lo que se ha dicho de las técnicas de PDI, no puede afirmarse que determinada técnica de adquisición de imágenes es mejor o peor que otras, dado que cada una de ellas presenta ventajas y desventajas que la hacen preferible frente a otras para una determinada aplicación y las descartan para otras.

El método de adquisición de imágenes más utilizado por los investigadores son las cámaras del tipo CCD, dentro de las cuales se encuentran las monocromáticas, cámaras color, cámaras para el infrarrojo cercano, y cámaras infrarrojas [40].

TABLA 3 - TÉCNICAS DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES Y ALGUNAS DE SUS APLICACIONES

Técnica	Cámara CCD	Escáner	Rayos X	Resonancia Magnética	Imágenes Hiperespectrales	Imágenes Termográficas
Forma	E	E	E	E	E	E
Tamaño	E	E	E	E	E	E
Color	E	E			E	
Textura	E	E			E	
Filtros	E				E	E
Densidad			E	E		
Agua/aceite				E		E
Hongos					E	E
Insectos			E		E	
Defectos	E	E	E	E		
Exterior	E	E			E	E
Interior			E	E	E	E
Modelo 3D	E	E		E		

Uno de los usos más comunes que se les ha dado a los sistemas de inspección con cámaras CCD es la extracción de característicos morfológicos los cuales se obtienen de imágenes binarias resultantes de un proceso de segmentación, ya sea para imágenes en color como para imágenes mono cromáticas. Una de las dificultades más grandes a la hora de obtener una detección o una segmentación robusta, tiene que ver con las condiciones de iluminación a las que es sometida la imagen, dado que el proceso de segmentación es muy sensible a estas condiciones. Es por esto que algunos autores, como ser [39-41, 100], han implementado una especie de caja de iluminación donde estos factores pueden estar un poco más controlados. Ahora bien, las cámaras CCD no sólo proveen información de una proyección en dos dimensiones, sino que con el uso de luz estructurada y/o láser pueden construirse modelos tridimensionales de una escena, o también con el uso de un par de cámaras aplicando estereoscopía, lo cual imita el funcionamiento del ojo humano para la percepción de la profundidad. Una variante a estos métodos, también muy utilizadas, son las cámaras de línea dentro de las que se ubican los escáneres de cama plana, tan utilizadas en el ámbito de las oficinas como en el científico debido a su bajo costo y simplicidad de uso [101]. Las cámaras de línea son muy utilizadas en entornos en lo que se requiere una inspección continua, como ser la inspección sobre cintas transportadoras, o también en el caso en que los objetos son de grandes dimensiones y no entran en el campo de visión (FOV) de una cámara de tipo matricial. Por otro lado, los escáneres de cama plana presentan la ventaja de tener una buena profundidad de campo y contar con un esquema práctico de estandarización de la toma, dejando de ser cuestiones críticas los aspectos de distancia focal, ángulo e

intensidad de la iluminación lo cual simplifica mucho su procesamiento y por eso suele utilizarse como una primera aproximación en escala de laboratorio para los sistemas de visión por computador. Ahora bien, quitando la restricción de hacer referencia solamente al espectro visible, aparecen las implementaciones sobre imágenes de rayos X y resonancia magnética nuclear (MRI) las cuales incorporan información respecto del interior de los objetos [102], como ser infestaciones de insectos, defectos internos, daños estructurales [103-105] o contenidos de agua o aceite [106, 107]. Por último restan mencionar las imágenes termográficas, las cuales miden radiación infrarroja emitida por el objeto de cuya información pueden hacerse detecciones de infestaciones de insectos, hongos, determinación del contenido de humedad y aceite o estudios de germinación [108], y las imágenes hiperespectrales como una de las aplicaciones más avanzadas, técnica que surge de combinar dos tecnologías conocidas: la espectroscopia y las imágenes. El principio básico en el que funciona un sistema de imágenes hiperespectrales es que detecta y mide varias bandas de absorción, emisión o reflectancia de los objetos y recoge los datos en forma de imágenes en decenas o cientos de bandas espectrales estrechas adyacentes con una muy alta precisión conformando un cubo de imágenes [100].

Resumiendo, puede afirmarse que las cámaras CCD y los escáneres son los sistemas más utilizados debido a su amplia disponibilidad en el mercado, bajo costo y facilidad de uso, mientras que las técnicas de rayos X, MRI, imágenes termográficas e hiperespectrales presentan el impedimento de su alto costo, complejidad de la operación y análisis y baja disponibilidad comercial, lo que se traduce en una baja adopción de estas tecnologías por parte de la comunidad de investigadores [100].

2.3 TÉCNICAS DE PDI UTILIZADAS PARA DETECCIÓN DE DEFECTOS EN TABLAS DE MADERA

Los primeros intentos por obtener un sistema automático para la identificación de defectos en madera se remontan al año 1983 [109]. En ese entonces el sistema de detección de defectos formaba parte de un sistema más amplio denominado ALPS (Automated Lumber Processing System) [110], el cual realizaba una tomografía computada del rollo a la salida de la peladora y en función de los nudos detectados determinaban la mejor forma para el corte. Sin embargo, a pesar de los esfuerzos por optimizar el proceso de corte, las tablas resultantes igualmente presentaban defectos que no podían haber sido evitados por lo que fue necesario realizar una inspección sobre las tablas resultantes del corte del rollo. Para efectuar el proceso de detección, la estrategia utilizada fue dividir la imagen en pequeñas regiones rectangulares disjuntas y realizar una clasificación independiente de cada una de

ellas. Este proceso simple buscaba aprovechar el obvio paralelismo de procesamiento en su implementación a fin de lograr tiempos de procesamiento que permitan la implementación en tiempo real. En este proceso se buscaban defectos superficiales visiblemente detectables, muchos de los cuales no pueden ser detectados con el uso de la tomografía. Una vez secas las tablas idealizadas, eran escaneadas en ambas superficies con el uso de cámaras. En dicho trabajo reportaron que era necesario medir tanto las propiedades tonales como los patrones de la madera y destacaron que el sistema de inspección por imágenes podía detectar más defectos superficiales que cualquier otro método. Las imágenes obtenidas eran monocromáticas de 512×512 px y lograban una resolución espacial de 64 px por pulgada. Las principales dificultades que tuvieron se debieron a las variaciones naturales que presentan los defectos como así también la madera sana lo cual hace difícil la búsqueda de patrones estándares. Igualmente lograron más del 90% de aciertos en la separación entre madera sana y defectos haciendo uso de estadísticos de histograma de primer orden. En función de los menores defectos que pretendían detectar, determinaron que era necesario como máximo una resolución de 300 puntos por pulgada (dpi) [109]. Un aporte adicional a este trabajo fue presentado en [110], en el cual se incorporaron las mediciones estadísticas de histograma de segundo orden dentro de los que se destacarán luego la energía y la entropía. Conformaron una base de datos de 350 tablas cuyo procesamiento logró detectar el 99.6% de los defectos como así también el 93.8% de la madera sana. A fin de llegar a estos resultados fueron necesarios mediciones tonales, diversos estadísticos de primer orden como la media, varianza, sesgo y curtosis de la distribución estadística de los píxeles, como así también estadístico de segundo orden como la inercia, sombra del clúster, prominencia del clúster, homogeneidad local, energía y entropía. Más adelante, Kothari, et al. [64], trabajaron en la implementación de un método de segmentación por umbral de histograma basado en redes neuronales. La razón por la cual utilizaron el umbral de histograma como método de segmentación es porque se destaca como uno de los métodos más rápidos para segmentar imágenes. En una CPU i486 a 25 MHz lograron procesar 12 pies de madera por minuto, pero aún distaba mucho de poder ejecutarse en tiempo real [64].

El proceso de inspección de calidad de tablas por medio de agentes humanos es costoso y tedioso, y además presenta frecuentemente clasificaciones erróneas debidas a los complejos criterios de clasificación de calidad necesarios. Buscando realizar un aporte en la solución de este problema en [111] se presentó la segmentación por HVCC (Hierarchical Vector Connected Components). Con esta técnica de vector de componentes conectados jerárquicamente se buscaba reducir los segmentos espurios que se producen con la discretización por umbral de histograma o por métodos de detección de bordes. Este criterio

de segmentación separaba las regiones en partes sanas (grandes áreas), defectos (pequeños segmentos defectuosos adyacentes) y regiones intermedias consideradas posibles defectos a clasificar. Para hacer el entrenamiento utilizaron N-1 imágenes y la restante para evaluar resultados. De 600 fallas procesadas obtuvieron resultados significativos para cinco tipos de ellas en el rango de 75% a 98% de efectividad. Si bien los resultados no fueron los mejores, destacaron que el proceso de detección resultó ser igualmente muy superior a la inspección humana dado que el hombre no puede mantener altos períodos de alerta y menos aún con criterios de inspección complejos y a tasas de producción elevadas. De esta manera las investigaciones concluidas hasta ese momento apuntaban a que no era posible detectar todos los tipos de defectos por medio de la inspección visual de superficie por lo que surgieron máquinas con múltiples sensores, o incluso se presentaron desarrollos de sensores multifunción integrados en un sólo chip como el que se presenta en [112]. Resulta muy difícil localizar e identificar con exactitud todos los defectos de superficie típicos en una tabla usando solamente información de color, independientemente del nivel de complejidad computacional de los algoritmos utilizados. Esto se debe a que los nudos pueden tener el mismo color que las vetas de madera sana lo cual algunas veces resulta en falsas clasificaciones de defectos como madera sana y viceversa. A su vez el sistema debe resultar ser robusto ante un gran rango de variaciones de las características que presentan las maderas naturales, no sólo entren especies sino dentro de la misma especie. Además, pensar en realizar esta detección y clasificación en línea con un proceso industrial requiere de poder procesar tablas a razón de 240 pies/min. Para lograr estos objetivos, Kline, et al. [113] utilizaron dos cámaras color de línea con resolución de 864 px y una tasa de escaneo de 2,5 MHz; una para cada lado de la tabla alcanzando una resolución de 64 dpi. Con esta resolución espacial cada tabla, de 16 pies de largo, generaban 32 Mb de información los cuales demoraban de cuatro a ocho segundos en ser procesados. Ellos llegaron a la conclusión de que, a fin de reducir los tiempos de procesamiento, el punto clave es la tarea de segmentación que separa las áreas de madera sana de las áreas que presentan un potencial defecto.

Promediando la década de los 90, las computadoras se hacían cada vez más rápidas y las tareas de clasificación basadas en computadoras se hacían más viables gracias al siempre decreciente costo de los equipos y al dualmente creciente poder de cómputo de las sucesivas generaciones de computadoras. Es así que Klinkhachorn, et al. [65] se animaron a plantear el interrogante a la industria maderera de los Estados Unidos de si era factible establecer en forma autónoma las clasificaciones de calidad definidos por su estándar (NHLA rules). Para

poder realizar sus pruebas, hicieron uso del mejor escenario posible para lo cual seleccionaron tablas en las cuales los nudos presentaban un color distintivo del de la madera sana. De esta manera evitaron caer en el problema más grave de clasificación errónea y que ya había sido denunciado como tal en anteriores trabajos. Comparando sus resultados con el resultado de clasificar las mismas maderas por personal capacitado, se encontraron con la sorpresa de que existían grandes discrepancias en las clasificaciones y que alrededor del 50% de las tablas habían sido clasificadas por el hombre con una calidad superior a la que realmente tenían.

El siguiente paso en la tecnificación del proceso de detección de defectos consistió en el análisis de los cortes por tomografía computada de los troncos a fin de determinar su ubicación tridimensional. Un prototipo de visión con un esquema de segmentación bidimensional sobre imágenes de tomografía computada por medio de múltiples umbrales de histograma fue presentado en [72]. El proceso de segmentación fue separado en tres pasos: la segmentación bidimensional de las áreas consideradas como posibles defectos, seguido de un post procesamiento morfológico para eliminar clústeres de píxeles espurios y por último la construcción de un volumen conectado 3D originado por los cortes segmentados en los pasos anteriores. En paralelo con estos avances, Kauppinen y Silvén [114] concluían que el espacio de color original RGB era el más robusto ante variaciones de iluminación, de esta manera demostraban que no había ventaja en realizar una transformación matemática del espacio de color original. Es así que propusieron una forma de compensar las variaciones espectrales producidas por los cambios en la iluminación, la cual consistía en realizar una calibración en línea del color de la cámara utilizando un conjunto de muestras de color conocidas.

A finales de la década del '90 e inicios del nuevo milenio, se presentaron propuestas de implementación utilizando modernas técnicas de toma de decisiones como ser redes neuronales, lógica difusa y la aplicación de algoritmos genéticos [33, 115-117]. Sin embargo, todos concordaban en que la aplicación de estas técnicas era computacionalmente costosa, pero que la mejora respecto de la inspección visual humana era significativa.

La Universidad de Oulu, Finlandia, llevó adelante diversas investigaciones en el área de procesamiento de imágenes aplicada a la industria de la madera [82, 118]. El resultado de sus trabajos ha sido puesto a disposición de los investigadores mediante una amplia base de datos con imágenes de defectos en madera (escaneadas con una cámara de línea color de 12 bits de resolución de color y 51 dpi de resolución espacial) y sus correspondientes archivos de clasificación [119]. Esta base de datos es utilizada en el desarrollo de la propuesta de esta

tesis a fin de comparar los resultados obtenidos y el desempeño de los algoritmos propuestos. Algunas de las conclusiones a las que arribaron los autores en [119] es que la capacidad de adaptación que tiene el ser humano y que hace que resulte natural reconocer algún tipo de defecto sin importar las variantes naturales que este presenta, es uno de los aspectos más difíciles de reproducir en un sistema de inspección de madera automático. Reconocieron, además, que probablemente es imposible encontrar características que separen todas las partes defectuosas de la madera sana debido justamente a las grandes variaciones que presentan cada una de las muestras. Su propuesta de resolución rompe un poco con el tradicional concepto de entrenamiento de los clasificadores, donde el proceso de clasificación en la etapa de entrenamiento resulta ser plenamente supervisado, es decir que el operador debe decidir para cada una de las muestras a qué grupo corresponde. Ellos proponen que el proceso de clasificación sea realizado por un mapa auto organizado (Self-Organizing Map “SOM”), y luego por medio de una interfaz de usuario se le solicite al experto el etiquetado de cada uno de los grupos ya segmentados. Este enfoque permite evitar introducir los errores que pueda incorporar el “experto” en el proceso de entrenamiento [82].

Finalmente, en la última década, se presentaron varios trabajos con diversas propuestas de segmentación para la detección de defectos en madera los cuales concuerdan en que el proceso de segmentación es computacionalmente costoso, por lo cual sus propuestas aún no pueden ser implementadas en tiempo real [67, 69, 120]. Dentro de las nuevas propuestas se destacan las incursiones en imágenes de ultrasonido de alta resolución presentada en [120], el estudio de factibilidad del uso de ondas de EHF, como método no destructivo de inspección de estructuras [75], la inspección de la calidad de las superficies mecanizadas por medio de fotometría estéreo [121] y la propuesta de sistema tomográfico de micro onda propuesto recientemente por Maffongelli, et al. [73].

2.4 SUMARIO

En la actualidad existen muchas plataformas que permiten instrumentar los algoritmos de procesamiento de imágenes, los cuales básicamente requieren de un manejo matricial de las mismas, siendo tal vez las operaciones más utilizadas las de convolución matricial, de una máscara sobre la propia imagen, y los filtros digitales, generando de esta manera una nueva imagen resultante. Sin embargo, por más variantes que presente la implementación de la solución, la estructura es similar en casi todos los casos. Particularmente para este trabajo se buscará no sólo una solución tecnológica, sino que también se tendrá en cuenta que la solución propuesta sea simple de realizar y viable para una implementación a futuro en línea

de proceso por lo que los aspectos de costo computacional del algoritmo, rapidez de procesamiento y costo de hardware asociado, también son relevantes.

Basado en los comentarios realizados en los apartados 2.1, 2.2 y 2.3 respecto de las ventajas y desventajas de cada una de las técnicas de procesamiento de imágenes como así también de los métodos de adquisición de las mismas, a continuación se propone una estructura general de trabajo que pueda ser aplicada tanto para el control de calidad en la yerba mate como también para la detección de defectos en tablas de pino. La estructura resultante se presenta en la Tabla 4.

TABLA 4 - ESTRUCTURA GENERAL DE PDI A UTILIZAR

ADQUISICIÓN	PRE-PROCESAMIENTO	PROCESAMIENTO	RESULTADOS
Escáner	Mejoramiento	Transformaciones	Registro
Cámara CCD	Enmascaramiento	Detección	Evaluación y/o
	Preparación	Operaciones	Comparación

2.4.1 ADQUISICIÓN DE IMAGEN

Debido a las ventajas anteriormente expuestas, la investigación se centrará en los métodos de adquisición con cámaras CCD, principalmente para las opciones que presentan condiciones de iluminación controlada, es decir, los escáneres de cama plana y las cajas de iluminación para cámaras de matriz. La preferencia en el uso de las cámaras CCD de línea o de tipo matriz, radica principalmente en el hecho de que, por haberse masificado su uso y fabricación, presentan un costo muy accesible y, como se verá más adelante, no es necesario utilizar equipos de uso industrial para poder hacer las primeras implementaciones.

2.4.2 PRE-PROCESAMIENTO

1. **Mejoramiento:** Una vez que se obtuvo la imagen de la forma más adecuada posible (cabe destacar que cuanto mejor sea la imagen inicial, más sencillo será su procesamiento), se utilizan herramientas de realce que buscan destacar, respecto del entorno, los objetos, elementos u otras características importantes en la imagen. En esta etapa se cuenta con:
 - a. Ajustes de Brillo y Contraste.
 - b. Corrección Gamma.
 - c. Balance de Colores.
2. **Enmascaramiento:** Esta etapa es importante ya que establece cuáles de los píxeles serán procesados y cuáles serán descartados en el análisis. De esta manera se reducen errores de detección y se acelera el procesamiento dado que se reduce la cantidad de

píxeles a analizar. Generalmente se lo conforma con un polígono de puntos que definen regiones de aceptación y de eliminación (Regiones de Interés - ROI).

3. **Preparación:** En la preparación de la imagen se busca reducir el ruido u otros elementos indeseados en la imagen y para ello se hace uso de filtros y otras transformaciones a las que son sometidas las matrices. En lo que respecta a esta investigación, se utilizarán filtros de convolución matricial.

2.4.3 PROCESAMIENTO

Esta es la etapa seguramente más extensa y en la cual se hará uso de todas las herramientas existentes, o incluso se propondrán otras, de manera de lograr detectar el fenómeno que se busca resaltar. Algunas de las herramientas de las que se dispone:

1. **Transformaciones:**
 - a. Transformaciones elementales.
 - b. Transformaciones de vecindad.
 - c. Transformaciones geométricas.
 - d. Transformaciones de color.
 - e. Filtrado.
2. **Detección:**
 - f. Detección de Bordes.
 - g. Segmentación.
 - h. Operaciones Aritmético-Lógicas.
 - i. Operaciones Morfológicas.

2.4.4 RESULTADOS

1. **Registro:** Una vez que se obtuvo el resultado corresponde guardarlo a modo de tabla, gráfico u otra forma de registro, según sea la aplicación.
2. **Evaluación:** Luego de procesados los datos, estos se evalúan para así poder llegar a alguna conclusión que surja del análisis de los mismos. Para la evaluación se prevé la comparación de los valores obtenidos con valores teóricos definidos a priori, la elaboración de índices de comparación con las técnicas presentes en la bibliografía y el cálculo de indicadores de eficiencia del algoritmo que puedan ser utilizados para comparar cuantitativamente con trabajos expuestos en la literatura científica

CAPÍTULO 3 - PREPARACIÓN Y ADQUISICIÓN DE MUESTRAS

3.1 PREPARACIÓN DE MUESTRAS

Desde un punto de vista general, la preparación de muestras buscó constituir varios lotes de imágenes, algunos de los cuales fueron utilizados exclusivamente para las pruebas y puesta a punto de los algoritmos, y los resultados obtenidos de estas pruebas, se contrastaron luego con los lotes de imágenes definidos como lotes de verificación.

Este proceso de elaboración de muestras fue un procedimiento experimental iterativo que consistió en proponer una metodología, confeccionar un lote sobre el cual realizar pruebas de procesamiento de imágenes y en función de los resultados proponer un nuevo lote de imágenes que se adecue mejor o que permita valorar algún aspecto particular que no haya podido ser evaluado con el lote precedente. Esta idea cíclica se presenta en la Figura 20 buscando dejar clara la relación que hubo entre el lote propuesto y los resultados preliminares, los cuales se utilizaron como realimentación del ciclo para determinar si el camino adoptado era correcto o si se debía proponer otro. En los apartados subsiguientes de este mismo capítulo se darán más detalles referentes a las particularidades para la concepción de muestras de cada uno de los procesos abordados.

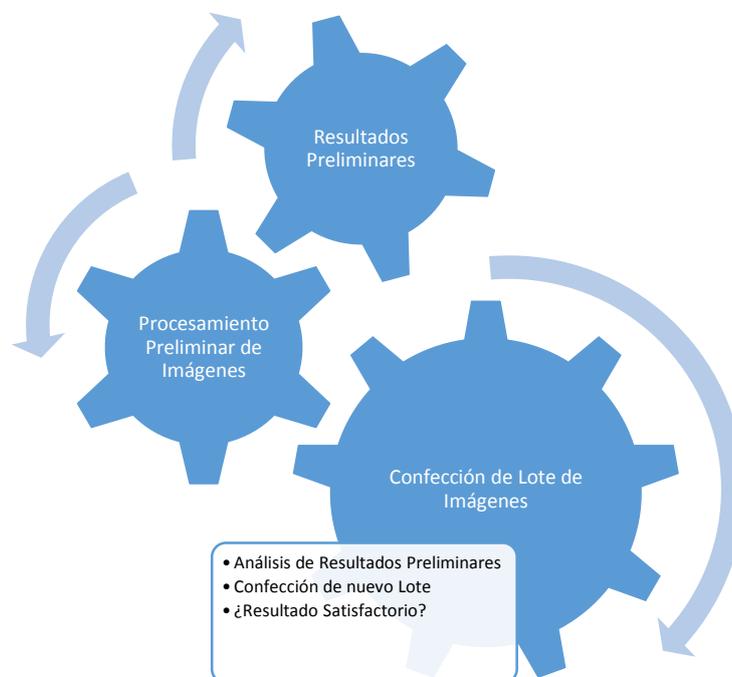


FIGURA 20 - CICLO DE GENERACIÓN DE LOTES DE IMÁGENES REALIMENTADO POR RESULTADOS PRELIMINARES

3.2 MUESTRAS DE YERBA MATE

3.2.1 ALTERNATIVAS PARA LA DIGITALIZACIÓN DE LAS MUESTRAS

Como se ha mencionado en el párrafo 2.2.3, existen diversas formas a partir de las cuales podemos obtener una imagen digital del fenómeno que buscamos registrar. Ahora bien, las herramientas de procesamiento de imágenes se aplican sobre ellas sin importar el dispositivo con el que fue adquirido, es decir, sea por medio de una cámara fotográfica de uso doméstico, una cámara profesional, una cámara industrial, un escáner u otros medios. Desde el punto de vista de los sistemas de visión artificial el único propósito del procesamiento de imágenes es hacer que el análisis posterior sea el más simple posible y fiable [122].

Respecto a la yerba mate, las primeras pruebas realizadas consistieron en esparcir una cucharada de este producto directamente sobre el cristal de un escáner de cama plana. Esta primera toma, sirvió para poner en evidencia el efecto no deseado de la iluminación la cual producía un sombreado que podría dificultar el posterior procesamiento. Como referencia se presentan imágenes de las primeras muestras en la Figura 21.



FIGURA 21 - PRIMERAS TOMAS HECHAS EN ESCÁNER DE CAMA PLAN DONDE SE APRECIA EL EFECTO SOMBRA.

También se hicieron unas primeras pruebas con una cámara color de tipo 3CCD e iluminador LED RGBW. Lo que se buscaba con estos ensayos era determinar si algún tipo de

Preparación y Adquisición de Muestras

iluminación contribuía a mejorar el contraste entre los palos y las hojas en las muestras de yerba mate, lo cual simplificaría el procesamiento posterior. A fin de poder comparar los resultados, se procedió a analizar el plano de intensidad V del espacio de color HSV para cada uno de los iluminadores y luego se realizó una segmentación simple por umbral de histograma de tipo Entropía. Una muestra de las imágenes obtenidas se presenta en la Figura 22 y Figura 23.

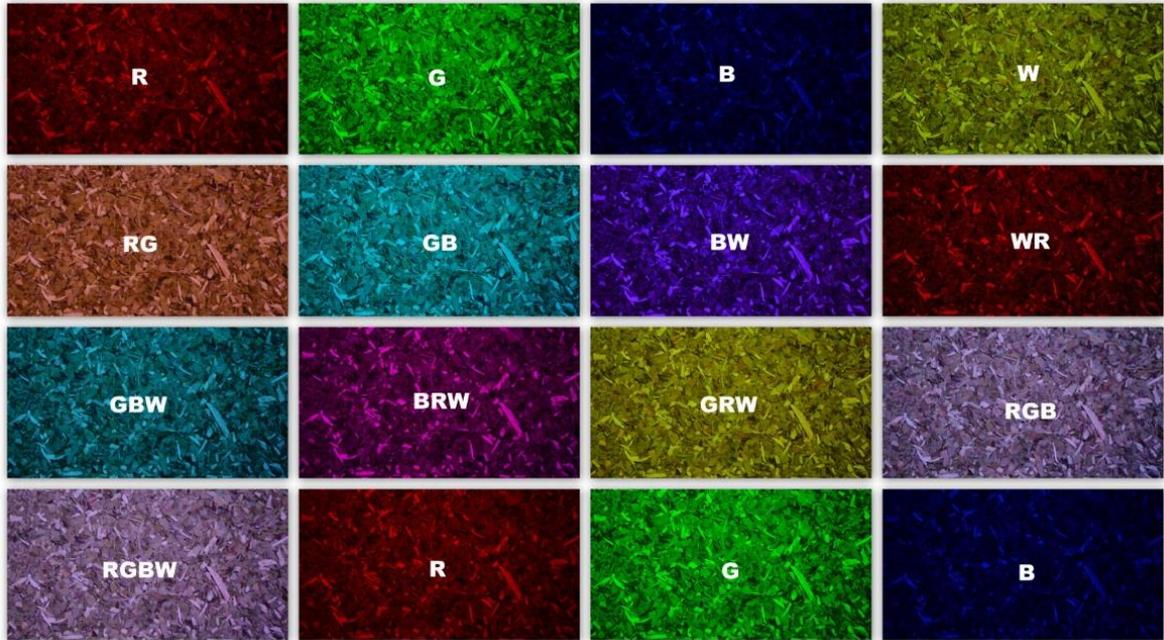


FIGURA 22 - ILUMINACIÓN CON DIVERSOS COLORES. R (ROJO); G (VERDE); B (AZUL); W (BLANCO)

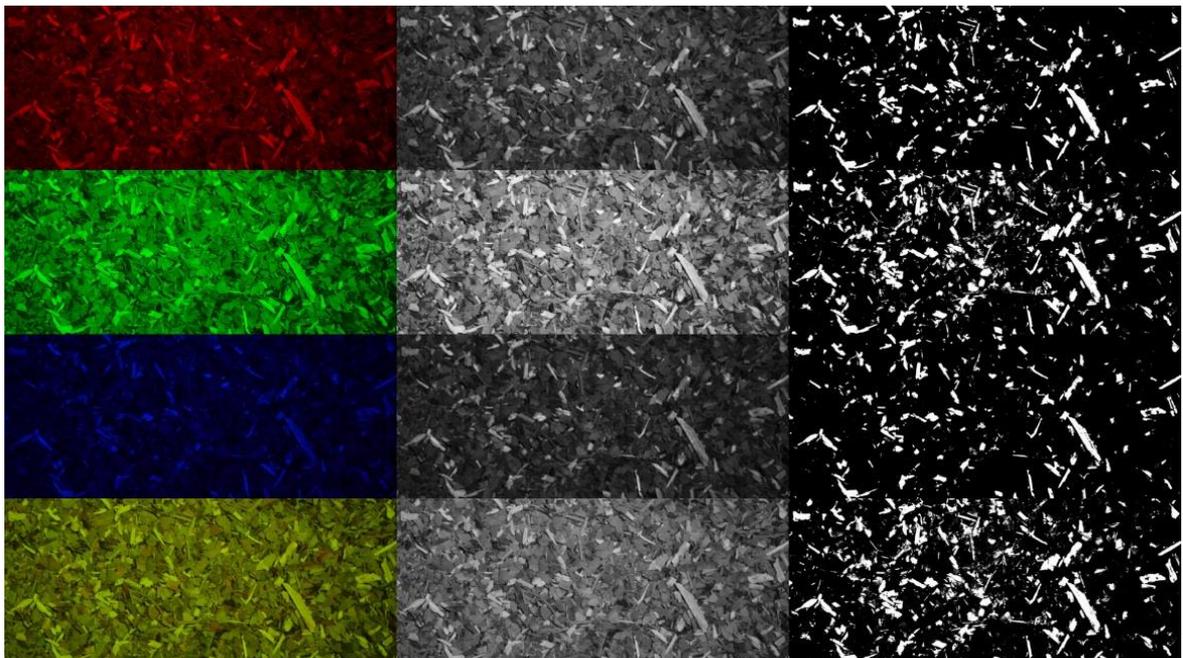


FIGURA 23 - COMPARACIÓN DEL EFECTO DE ILUMINACIÓN EN EL PLANO DE LUMINANCIA. IZQ: EFECTOS DE ILUMINACIÓN R, G, B, W. CENTRO: PLANO DE LUMINANCIA V. DERECHA: RESULTADO DE SEGMENTACIÓN POR UMBRAL DE ENTROPÍA DEL PLANO DE LUMINANCIA V.

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones

Como resultado del ensayo se determinó que ninguna de las combinaciones de color aportaban mejor definición en la segmentación por umbral de histograma que el caso iluminado con blanco (W). Dicho de otra forma, se podían perder algunas partículas con la utilización de los iluminadores en Rojo (R) y en Azul (B), pero no mejorar la segmentación por combinación de colores. Dado que no se notaron mejoras significativas en la búsqueda de resaltar los palos respecto de las hojas con el uso de los iluminadores externos, y debido a que la incorporación de los mismos complicaba el proceso de adquisición, se decidió utilizar simplemente la iluminación propia del escáner. El único cambio que se le hizo fue el colocar un fondo negro en la cama del escáner de manera de reducir el efecto de sombreado del iluminador y mejorar el contraste entre la yerba y el fondo (Figura 24) [85].

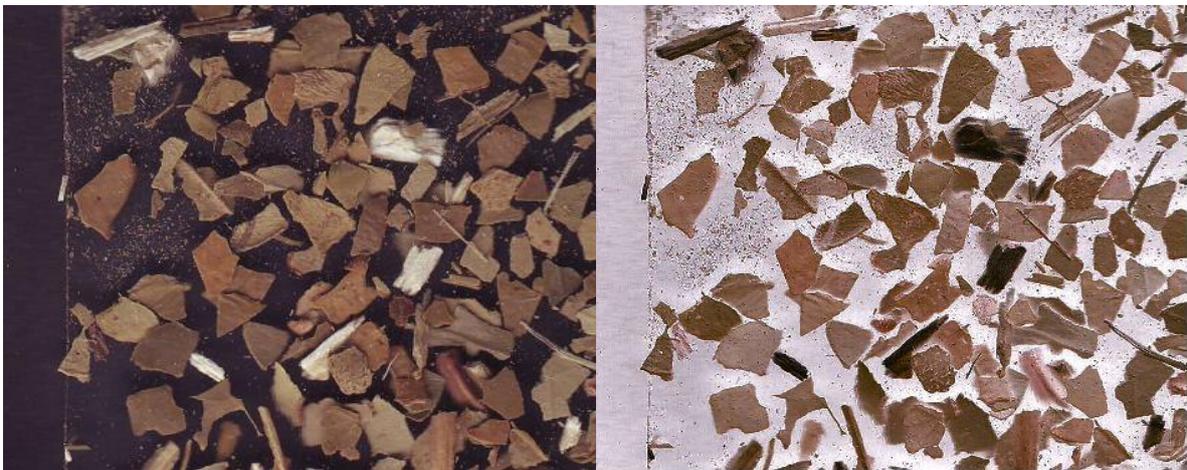


FIGURA 24 - COMPARACIÓN DEL USO DE FONDO BLANCO Y FONDO NEGRO EN UNA MISMA MUESTRA DE YERBA SOBRE FILM ADHESIVO [85].

Otro aspecto negativo detectado con la utilización del escáner, fue la excesiva superposición de partículas por área debida a la alta densidad, por lo cual se procedió a reducir la cantidad de yerba de cada muestra de manera de minimizar el solapamiento. Teniendo en cuenta esto se buscó estandarizar el proceso de adquisición de la imagen, a fin de lograr una mayor repetibilidad en el ensayo. La normalización del proceso, como se mencionó, implicó una estandarización de la iluminación, de los tiempos de exposición, de la distancia focal y de la cantidad de yerba en cada muestra. Ahora bien, para poder guardar la muestra y manipularla de manera práctica, se procedió a espolvorear la muestra sobre una hoja adhesiva transparente para luego escanearla y así obtener la imagen resultante de la muestra. Las muestras elaboradas de esta forma pueden ser guardadas en carpetas y de esta forma incluso pueden realizarse varias tomas de una misma muestra con una repetibilidad aceptable. Si bien la fundamentación anterior podría ser suficiente como para optar por esta técnica de captura, puede agregarse la ventaja de no necesitar de un costoso hardware de adquisición de imágenes (flashes, lentes, filtros ópticos, cámaras y capturadores), como tampoco de

programas especiales para su captura. De esta forma, la imagen resultante del escaneado puede ser directamente utilizada para el PDI y es por eso que en este trabajo se lo utilizó como primer método de captura.

Con el posterior desarrollo de la investigación realizada en esta Tesis, se trabajó con otra alternativa que resulta prometedora desde el punto de vista de su implementación práctica en la industria, pero que se explicará en detalle más adelante en los apartados 3.2.3 y 4.3.3. La resolución elegida para la captura también era un punto importante a definir. Para ello se hicieron pruebas a diversas resoluciones pero luego se prefirió utilizar una resolución media para no incurrir en imágenes de muy baja calidad; por un lado, para que no se pierda parte de la información relevante o partículas de palo pequeñas, y por otro lado, para que no sea excesivo el costo computacional debido al excesivo tamaño del archivo. Es así que se tomó como punto de partida una resolución estándar de 300 dpi para imágenes de escáner, similar a la utilizada anteriormente por otros autores [123-125], y 8 Mpx para las imágenes obtenidas con cámara celular.

3.2.2 CONFORMACIÓN DE UN BANCO DE IMÁGENES CON ESCÁNER DE CAMA PLANA

Para poder hacer un estudio en diversas escalas, se constituyeron muestras con diferentes proporciones de palo en yerba mate (15%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40%, 45%) [85]. El procedimiento con el cual se obtuvieron las imágenes se lista a continuación y se esquematiza en la Figura 25:

1. Fueron separadas en forma manual fracciones de hoja y palo de yerba mate canchada con un estacionamiento de 12 meses, moliéndose cada fracción por separado en un molino de laboratorio, provisto de malla de 3 mm de diámetro [85].
2. A partir de estos elementos constitutivos fueron obtenidas las distintas muestras patrones, pesándose las distintas fracciones en balanza con una resolución de 1 mg [85].
3. Luego, se distribuyó la muestra espolvoreándose manualmente sobre hojas A4, transparentes y adhesivas [85].
4. Se escanearon las muestras en color a 300 dpi y se almacenaron las imágenes resultantes en formato TIF (formato sin pérdidas por compresión) [85].

Con el fin de poder validar luego el algoritmo, se crearon varios lotes independientes de manera de ajustar el algoritmo con uno de ellos y poder contrastarlo con los restantes lotes de manera de verificar su funcionamiento. En el Capítulo 4 se darán más detalles de cómo se verifica el funcionamiento.



FIGURA 25 - PROCEDIMIENTO PARA LA PREPARACIÓN DE MUESTRAS DE YERBA EN ESCÁNER

En la Tabla 5 se resume el banco de imágenes que fue generado con las muestras patrones preparadas.

TABLA 5 - LOTES DE IMÁGENES DE YERBA MATE OBTENIDOS CON ESCÁNER DE CAMA PLANA [86]

Lote	Porcentajes	Cantidad de Muestras	Lados	Pasadas del escáner	Cantidad de imágenes
A	15-20-25-30-35-40-45	8	2	1	112
B	15-20-25-30-35-40-45	1	2	3	42
C	15-20-25-30-45	8	2	1	80
D	30-35-38	2	2	1	12
E1	15-20-25-30-35-40-45	1	1	3	21
E2	15-20-25-30-35-40-45	1	1	3	21
E3	15-20-25-30-35-40-45	1	1	3	21
Total:					309

3.2.3 CONFORMACIÓN DE UN BANCO DE IMÁGENES CON CÁMARA CCD DE CELULAR

Esta segunda alternativa utilizada en este trabajo de Tesis, fue pensada buscando simplificar el proceso de muestreo con miras a proponer una futura implementación en la industria, que

Preparación y Adquisición de Muestras

resulte más eficiente a la utilizada actualmente. El concepto en el cual se basa este muestreo resulta ser muy simple, la persona encargada de hacer el control, debe simplemente tomar con un pequeño recipiente una cantidad de yerba de unos pocos gramos (se hicieron pruebas con 20, 10 y 5g), y luego colocar la muestra en una caja de iluminación controlada donde se tomará luego la fotografía que posteriormente utilizará el programa para evaluar el contenido de palo de la muestra. A fin de constituir el banco de imágenes patrones, al igual que en el caso de la preparación de muestras con escáner, se partió de los elementos constitutivos (palo y hoja) los cuales se mezclaron con precisión a fin de constituir una cantidad específica en gramos que determine un porcentaje bien conocido de palo. Cada uno de los preparados se identificó con una letra y un número donde la letra indicaba el lote, y el número, la muestra individualizada. Como referencia para la realización de las muestras de los diversos lotes, se confeccionó una planilla de cálculo donde se detallaron la cantidad de gramos de palo y de hoja que debía colocarse en cada muestra para lograr tener la proporción deseada. Un ejemplo de cómo fueron confeccionadas estas planillas se puede apreciar en la Tabla 6.

TABLA 6 - EJEMPLO DE TABLA UTILIZADA PARA LA CONFORMACIÓN DE MUESTRAS DE YERBA PARA EL LOTE A

Lote	N°	Peso final {g}	% Palo	Peso Palo {g}	Peso Hoja {g}	Verificador	Tara Base {g}
A	1	20	5,0%	1,000	19,000	20	11,40
A	2	20	10,0%	2,000	18,000	20	11,41
A	3	20	12,5%	2,500	17,500	20	11,75
A	4	20	15,0%	3,000	17,000	20	11,74
A	5	20	17,5%	3,500	16,500	20	11,76
A	6	20	20,0%	4,000	16,000	20	11,40
A	7	20	22,5%	4,500	15,500	20	11,40
A	8	20	25,0%	5,000	15,000	20	11,41
A	9	20	30,0%	6,000	14,000	20	11,41
A	10	20	35,0%	7,000	13,000	20	11,41
A	11	20	40,0%	8,000	12,000	20	11,40
A	12	20	45,0%	9,000	11,000	20	11,49
A	13	20	50,0%	10,000	10,000	20	11,47
A	14	20	60,0%	12,000	8,000	20	11,76
A	15	20	80,0%	16,000	4,000	20	11,40

Al realizar el trabajo de confección de los lotes de muestras, se notó que las muestras de 20 g presentaban mucha cantidad de yerba para la superficie que tenía el recipiente donde se colocaron las muestras, por lo que se buscó reducir la cantidad de yerba a fin de reducir la probabilidad de que una gran cantidad de palo resulte escondida debajo de las hojas de la muestra. Es así que se confeccionaron muestras con 20g, 10g y 5g. En la Figura 26 se puede ver una comparativa de perfil de las muestras donde se aprecia la diferencia en la cantidad de yerba contenida en cada tipo de muestra.

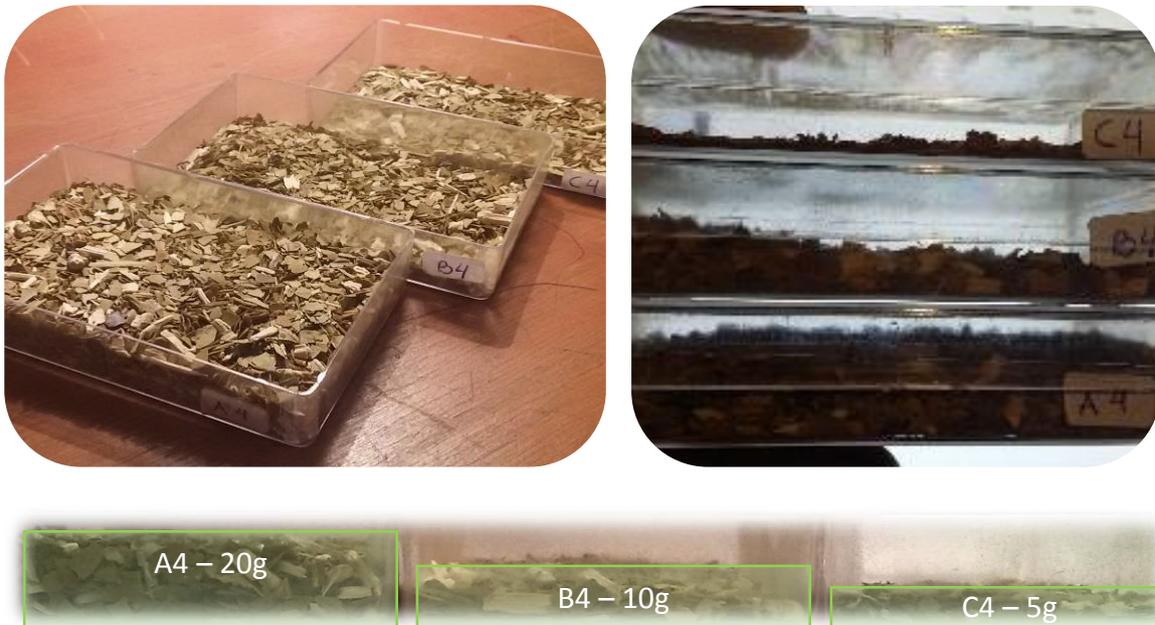


FIGURA 26 - COMPARACIÓN EN VISTA SUPERIOR Y PERFIL EN LOS TAMAÑOS DE MUESTRAS DE 20G, 10G Y 5G

Luego, para la conformación del banco de imágenes, se tomó cada una de las muestras y luego de sacudirla levemente a fin de que la distribución de las partículas sea lo más azarosa posible, se procedió a colocar la muestra en una caja con iluminación controlada en la cual se realiza la adquisición con la cámara celular digitalización. Este proceso se repitió alrededor de diez veces para cada una de las muestras de los lotes A, B, C y D, mientras que para los restantes lotes E, F y G la repetición fue aproximadamente de 3 veces. En la Tabla 7 se listan los lotes de imágenes obtenidos a partir de las muestras y sus correspondientes cantidades de imágenes.

TABLA 7 - LOTES DE IMÁGENES DE YERBA MATE OBTENIDOS CON CÁMARA CCD CELULAR

Lote	Porcentajes	Cantidad de Muestras	Imágenes por Muestras	Peso	Total de imágenes
A	5-10-12,5-15-17,5-20-22,5-25-30-35-40-45-50-60-80	15	1	20	15
B	5-10-12,5-15-17,5-20-22,5-25-30-35-40-45-50-60-80	15	10-15	10	197
C	5-10-12,4-15-17,4-20-22,4-25-30-35-40-45-50-60-80	15	8-13	5	156
D	20	15	10-11	5	154
E	30	15	3-4	5	47
F	30	5	3	5	15
G	30	5	2-3	5	14
I	14-24-32-42-52-70	6	10	5	60
					658

De este procedimiento experimental, resta mencionar cómo fue confeccionado el recinto de adquisición de las imágenes. El mismo consiste en una caja cerrada que en la parte superior tiene un soporte para celular y un orificio para permitir que la luz y la cámara puedan incidir

Preparación y Adquisición de Muestras

en el interior de la caja y justo por sobre la muestra. Además, en uno de los laterales presenta una puerta por la cual se introduce la muestra y, luego de cerrada la misma, se procede a tomar la fotografía utilizando el propio flash de la cámara. Las fotografías de los elementos utilizados y un detalle del procedimiento mencionado pueden apreciarse en la Figura 27 y en la Figura 28.



FIGURA 27 - PROCEDIMIENTO DE CREACIÓN DE BANCO DE MUESTRAS E IMÁGENES CON CÁMARA CELULAR

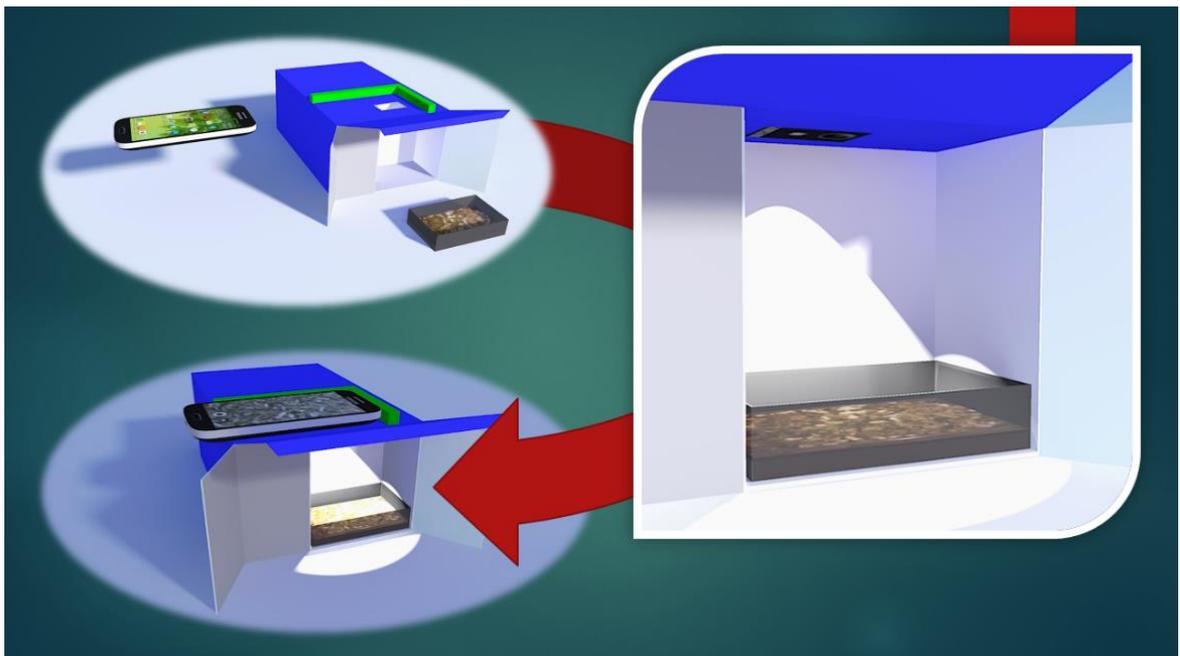


FIGURA 28 - CAD DEL PROTOTIPO DE CAJA DE ILUMINACIÓN PARA ADQUISICIÓN DE IMAGEN CON CELULAR

3.3 MUESTRAS DE MADERA

3.3.1 ALTERNATIVAS PARA LA DIGITALIZACIÓN DE LAS MUESTRAS

Como ya ha sido mencionado en el apartado 2.3, los métodos de digitalización de muestras más utilizados y presentados en la bibliografía han sido el uso de cámaras digitales, mayormente cámaras de línea que realizaban un escaneo de la superficie, como así también cámaras de área, pero en menor medida.

Para los fines de la presente investigación el camino adoptado fue el siguiente: inicialmente se confeccionó un banco de imágenes con el uso del escáner de cama plana, dadas sus ventajas ya mencionadas anteriormente. Con estos lotes de imágenes se trabajó primero en la propuesta de los algoritmos de detección de defectos los cuales, como se verá más adelante en detalle en el Capítulo 6, fueron validados sobre un lote de imágenes adquirido con una cámara de uso industrial y con un escáner de mano. Además de las ventajas evidentes que presenta este escáner debido a su tamaño reducido y facilidad de uso, se agrega el hecho de que permite hacer escaneo de tablas de hasta 2,50 m de largo (98”) a 300 dpi de resolución. Esto permitió conformar un lote de imágenes más representativo, simulando lo que sería una adquisición de tipo industrial con cámaras de línea sin tener que incurrir en su elevado costo. Una fotografía del escáner utilizado y una muestra de las imágenes adquiridas se presentan en la Figura 29.



FIGURA 29 - UTILIZACIÓN DEL ESCÁNER DE MANO EN LA REALIZACIÓN DEL BANCO DE MUESTRAS DE MADERA

3.3.2 CONFORMACIÓN DEL BANCO DE IMÁGENES

Para poder conformar un banco de imágenes, lo ideal es poder contar con la ayuda de un experto, de manera que la identificación de un defecto sea lo más parecido a lo que se produce en la industria. Para ello se consiguieron muestras de maderas que presentan fallas y por lo cual fueron quitadas del proceso de elaboración de tablas saneadas de un aserradero importante de la localidad de Leandro N. Alem quién nos brindó el material y el asesoramiento para la confección del lote de muestras [126].

Para la digitalización de las muestras se utilizó un escáner de cama plana y se procedió de la siguiente manera:

En una de las caras donde se efectuó el corte transversal se marcó el número de muestra y con una flecha se indicó cual sería considerada como cara “a”. Luego, se escanearon sucesivamente 4 de los lados siguiendo el orden impuesto por el modelo representado en la Figura 30 (no se escanearon los lados en los cuales el operario que realizó la inspección efectuó el corte transversal de la tabla) y se le asignó una codificación del tipo LXXX.jpg a las imágenes obtenidas, donde L corresponde al lado escaneado (a, b, c, d) y XXX al número de muestra asignada. Las imágenes resultantes del proceso de escanear la muestra 001 representada en la Figura 30, se presenta en la Figura 31.

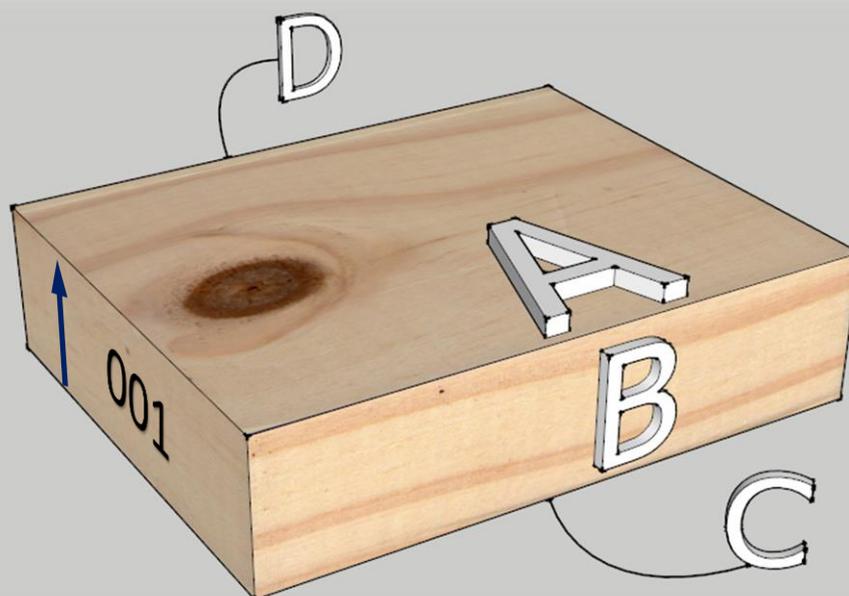


FIGURA 30 - MODELO DE MUESTRA DE MADERA EN 3D Y NOMENCLATURA PARA IDENTIFICACIÓN DE LADOS

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones

Siguiendo este procedimiento, inicialmente se obtuvieron imágenes de 50 muestras, las cuales se utilizaron para realizar el diseño del algoritmo de procesamiento. Luego, un segundo lote de muestras fue confeccionado con igual procedimiento, constituyendo este último el lote de muestras de validación de resultados, que como se ha destacado anteriormente, era importante que sea un lote independiente para asegurar que los resultados sean igualmente satisfactorios para un lote “desconocido” por el algoritmo.

De esta manera, fueron confeccionados tres lotes de imágenes propios y se utilizó a modo de validación un lote externo publicado por la Universidad de Oulu, Finlandia [119]. En la Tabla 8 se presenta un listado de las muestras utilizadas y su agrupación en lotes indicando el total de imágenes contenido en cada uno de los lotes constituidos.

A modo de ejemplo de la implementación del método de rotulación propuesto, en la Figura 31 se listan las cuatro imágenes resultantes de escanear la muestra 001.

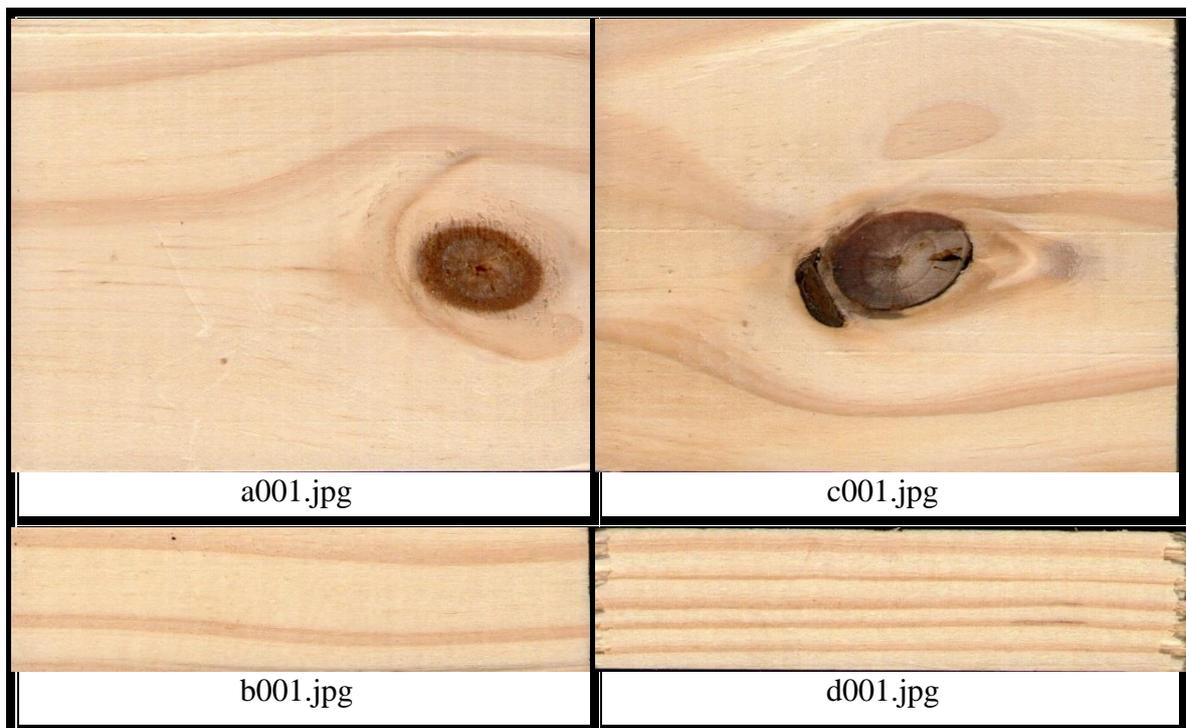


FIGURA 31 - LOS CUATRO LADOS ESCANEADOS DE LA MUESTRA 001

TABLA 8 - LOTES DE IMÁGENES DE CORTES DE PINO Y TABLAS ENTERAS

Lote	Caras	Cantidad de Muestras	Imágenes por Muestras	Uso	Fuente	Total de imágenes
I	a, b, c, d,	50	1	Ajuste	E. Propia	200
II	a, b, c, d,	50	1	Verificación	E. Propia	200
III	a, b	1	2	Validación	Oulu	4
IV	a	839	1	Validación	Oulu	839
V	a, b	10	1	Validación	E. Propia	20
Total:						1263

3.4 SUMARIO

En este tercer capítulo fue presentada la metodología por medio de la cual se constituyeron los lotes de imágenes, tanto para los procesos de control de calidad en la elaboración de yerba mate, como así también para la industria de la madera. Si bien los procesos son muy diferentes, el concepto general con el que se trabajó para elaborar los lotes de imágenes presenta una estructura común. Ésta consiste en obtener un lote de imágenes lo más representativo posible del proceso, para utilizarlo en un proceso cíclico, iterativo de evaluación de resultados preliminares sobre un lote de imágenes diferente, denominado lote de imágenes de validación o verificación. Al ser este lote de validación, un lote netamente desconocido por el algoritmo (dado que no fue utilizado para el proceso iterativo de ajuste del modelo), esto asegura que los resultados obtenidos sobre ese lote son más representativos de los resultados que se podrían obtener de procesar un lote de imágenes totalmente nuevo.

Debido a su bajo costo y principalmente a sus ventajas de implementación, se ha utilizado en ambos casos como primera medida un método de muestreo basado en escáner de cama plana con el cual se ha confeccionado parte de los lotes de imágenes, siendo una herramienta fundamental para la evaluación preliminar de los algoritmos propuestos.

Por último, a fin de validar los resultados en un ambiente similar al de una futura aplicación industrial, se han utilizado otros lotes de imágenes para el control del porcentaje de palos en la yerba mate y para el saneamiento de las tablas de pino.

CAPÍTULO 4 - DISEÑO DE LA ESTRUCTURA DE PDI

4.1 CONSTRUCCIÓN DE HERRAMIENTAS Y PRUEBAS PRELIMINARES

Para la realización de los aplicativos de software, se hicieron pruebas preliminares con el Matlab® pero dado que se necesitaba una aplicación más interactiva se procedió a programar en el entorno gráfico LabVIEW®.

Inicialmente se trabajó en implementar una serie de herramientas que se encuentran en la bibliografía de manera de poder utilizarlas para la determinación de la estructura de PDI y que cumpla con los requerimientos del problema. Una característica a destacar es que esas herramientas presentan modularidad por lo que pueden ser utilizadas posteriormente como subrutinas de una aplicación de un nivel jerárquico superior. Las mismas se mencionan a continuación con una breve descripción de funcionamiento y una figura representativa de su operación.

4.1.1 HERRAMIENTA DE CONVERSIÓN DE ESPACIO DE COLOR RGB <-> YIQ

La primera herramienta implementada consiste en una rutina de software que realiza la conversión, en forma bidireccional entre dos espacios de color tridimensional RGB <-> YIQ. Este último espacio, el YIQ, es muy utilizado en aplicaciones en las que se requiere discriminación por color dado que es un espacio similar al espacio de la percepción humana por lo que es muy intuitivo trabajar con él [127]. Este espacio de color tiene desacopladas la información de luminancia (Y) de las de color (I, Q). En la Figura 32 se presenta el resultado de convertir una muestra al espacio YIQ y aplicar factores de ajuste por canal a la imagen. En el ejemplo se muestra como, analizando el canal Q, se obtiene una imagen en la que se han desasociado el fondo (rojo), las hojas (negro) y los palos (verde) según se muestra en la Figura 33.

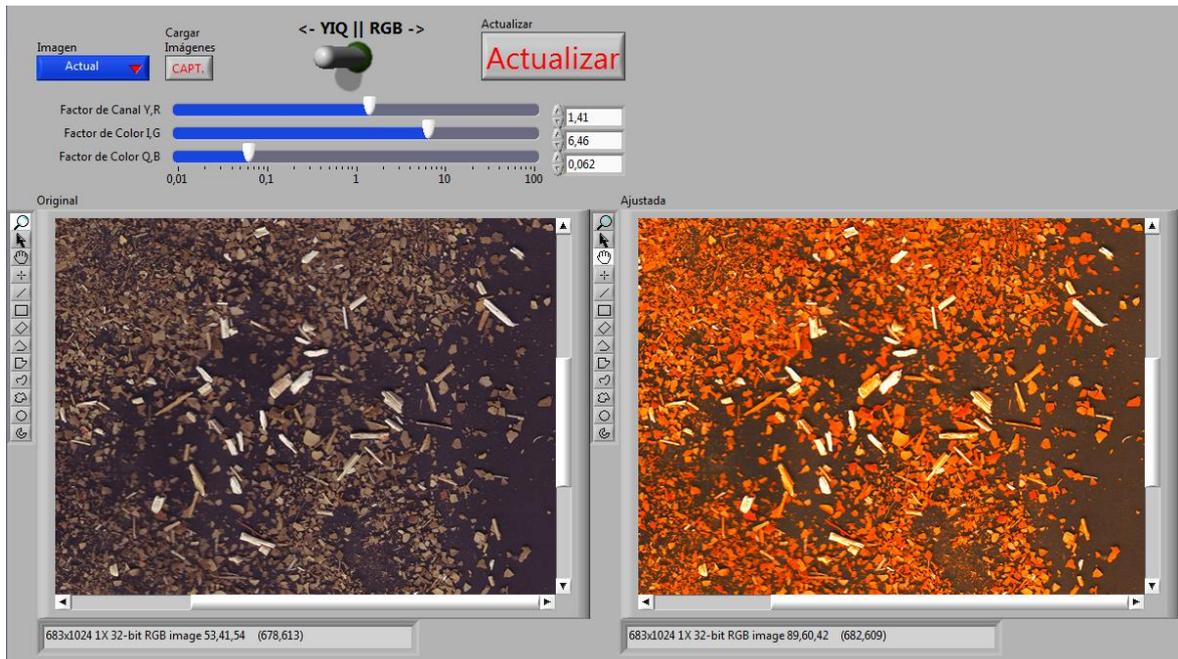


FIGURA 32 - APLICACIÓN QUE CONVIERTE IMÁGENES YIQ <-> RGB

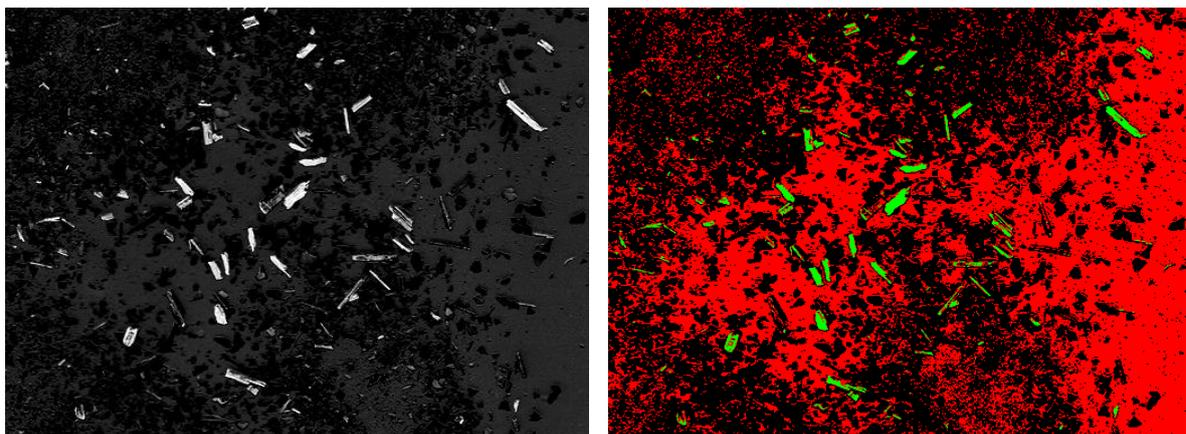
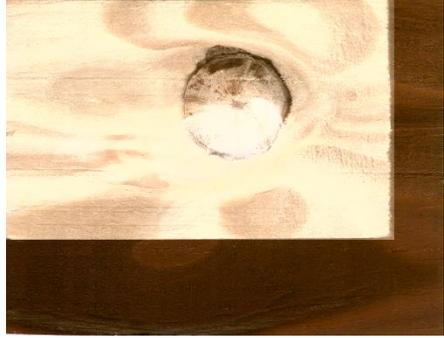


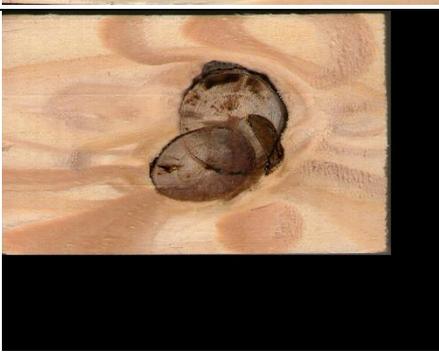
FIGURA 33 - PLANO Q (IZQ.), SEPARACIÓN DE Q: FONDO (ROJO), HOJAS (NEGRO) Y PALOS (VERDE) (DER.)

4.1.2 HERRAMIENTA CALCULADORA DE IMÁGENES

Otra herramienta fundamental para la operación de imágenes es a lo que llamamos “calculadora de imágenes”. Con esta aplicación pueden computarse operaciones algebraicas, con y sin saturación, ya sea con saturación en blanco o en negro. Las operaciones implementadas se detallan en la Tabla 9 para el caso de muestras de tablas de pino. En la columna izquierda aparece la definición matemática de la operación y en la columna de la derecha se presenta el resultado de la operación correspondiente sobre las imágenes c003.jpg y c001.jpg, que se presentan en la primera fila de dicha tabla.

TABLA 9 - OPERACIONES IMPLEMENTADAS EN LA CALCULADORA DE IMÁGENES Y SUS RESULTADOS

<p>Imagen A - madera c003</p> 	<p>Imagen B - madera c001</p> 
<p>Suma A + B saturada en 255</p> $Y_C = \begin{cases} Y_A + Y_B; & Y_A + Y_B \leq 255 \\ 255 & Y_A + Y_B > 255 \end{cases}$ $I_C = \frac{Y_A \cdot I_A + Y_B \cdot I_B}{Y_A + Y_B}$ $Q_C = \frac{Y_A \cdot Q_A + Y_B \cdot Q_B}{Y_A + Y_B}$	
<p>Suma A + B Promediada</p> $Y_C = \frac{Y_A + Y_B}{2}$ $I_C = \frac{Y_A \cdot I_A + Y_B \cdot I_B}{Y_A + Y_B}$ $Q_C = \frac{Y_A \cdot Q_A + Y_B \cdot Q_B}{Y_A + Y_B}$	
<p>Resta A - B saturada en 0</p> $Y_C = \begin{cases} Y_A - Y_B; & Y_A - Y_B \geq 0 \\ 0 & Y_A - Y_B < 0 \end{cases}$ $I_C = \frac{Y_A \cdot I_A + Y_B \cdot I_B}{Y_A + Y_B}$ $Q_C = \frac{Y_A \cdot Q_A + Y_B \cdot Q_B}{Y_A + Y_B}$	
<p>Resta A - B saturada en 255</p> $Y_C = \begin{cases} Y_A - Y_B + 255; & Y_A - Y_B \leq 0 \\ 255 & Y_A - Y_B > 0 \end{cases}$ $I_C = \frac{Y_A \cdot I_A + Y_B \cdot I_B}{Y_A + Y_B}$ $Q_C = \frac{Y_A \cdot Q_A + Y_B \cdot Q_B}{Y_A + Y_B}$	

<p>Resta A - B Gris 127</p> $Y_C = \frac{Y_A - Y_B}{2} + 127$ $I_C = \frac{Y_A \cdot I_A + Y_B \cdot I_B}{Y_A + Y_B}$ $Q_C = \frac{Y_A \cdot Q_A + Y_B \cdot Q_B}{Y_A + Y_B}$	
<p>Resta A - B Absoluta</p> $Y_C = Y_A - Y_B $ $I_C = \frac{Y_A \cdot I_A + Y_B \cdot I_B}{Y_A + Y_B}$ $Q_C = \frac{Y_A \cdot Q_A + Y_B \cdot Q_B}{Y_A + Y_B}$	
<p>Más Claro</p> $Y_C = \max(Y_A, Y_B)$ $I_C = \begin{cases} I_A & ; Y_A > Y_B \\ I_B & ; Y_A < Y_B \end{cases}$ $Q_C = \begin{cases} Q_A & ; Y_A > Y_B \\ Q_B & ; Y_A < Y_B \end{cases}$	
<p>Más Oscuro</p> $Y_C = \min(Y_A, Y_B)$ $I_C = \begin{cases} I_A & ; Y_A < Y_B \\ I_B & ; Y_A > Y_B \end{cases}$ $Q_C = \begin{cases} Q_A & ; Y_A < Y_B \\ Q_B & ; Y_A > Y_B \end{cases}$	

En la Figura 34 se presenta la interface de usuario desde la cual se realiza el procesamiento de las imágenes. A la izquierda se aprecian las imágenes de entrada y en la parte superior derecha de dicha figura puede apreciarse el listado de operaciones disponibles.

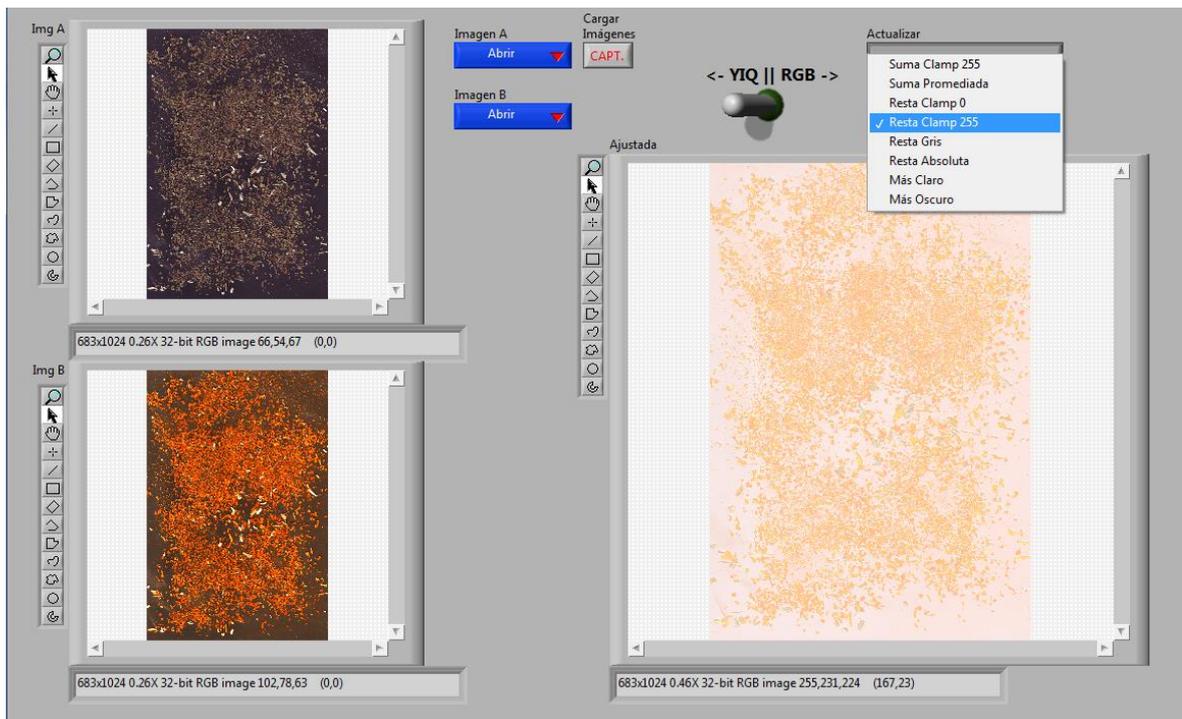


FIGURA 34 - CALCULADORA DE IMÁGENES

4.1.3 HERRAMIENTA DE MANIPULACIÓN DE HISTOGRAMA

Otra técnica muy utilizada es la manipulación de histograma (Figura 35). Con esta técnica es posible trabajar en el realce de características de la imagen, ajuste de luminancia, contraste, uniformidad, entre otras. Por otro lado, el costo computacional que requiere esta técnica es bajo por lo cual la hace viable para implementaciones en hardware de bajo costo o en procesamiento de imágenes en tiempo real [128].

Para las propuestas presentadas en esta Tesis, se trabajó con varios de los métodos de ajuste propuestos en la bibliografía y que son comunes en herramientas de procesamiento de imágenes, sin embargo, se incorporó una opción en la cual el ajuste se puede realizar manualmente delineando con el mouse la forma que se le quiere dar a la función de ajuste de histograma. Esto resultó ser muy útil dado que puede adecuarse muy bien a los requerimientos de cada imagen. No se pretende con esto realizar un ajuste *ad hoc* para cada imagen, sino que puede ser útil en la determinación de una curva de ajuste aproximada manualmente la cual pueda ser modelada matemáticamente para su implementación posterior.

En la Figura 35 se presenta una impresión de pantalla de la herramienta en la cual puede apreciarse superpuesta la ventana de trazado manual de la curva de ajuste de histograma,

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones destacada en verde, la cual fue trazada desplazando el mouse sobre la pantalla. Un listado de las funciones implementadas es mostrado en la Tabla 10.

TABLA 10 - FUNCIONES DE AJUSTE DE HISTOGRAMA IMPLEMENTADAS

Funciones de Ajuste
Ninguno
Spline
Lineal
Más Cercano
Exponencial
Logarítmico
1/x
10 ^x
Manual

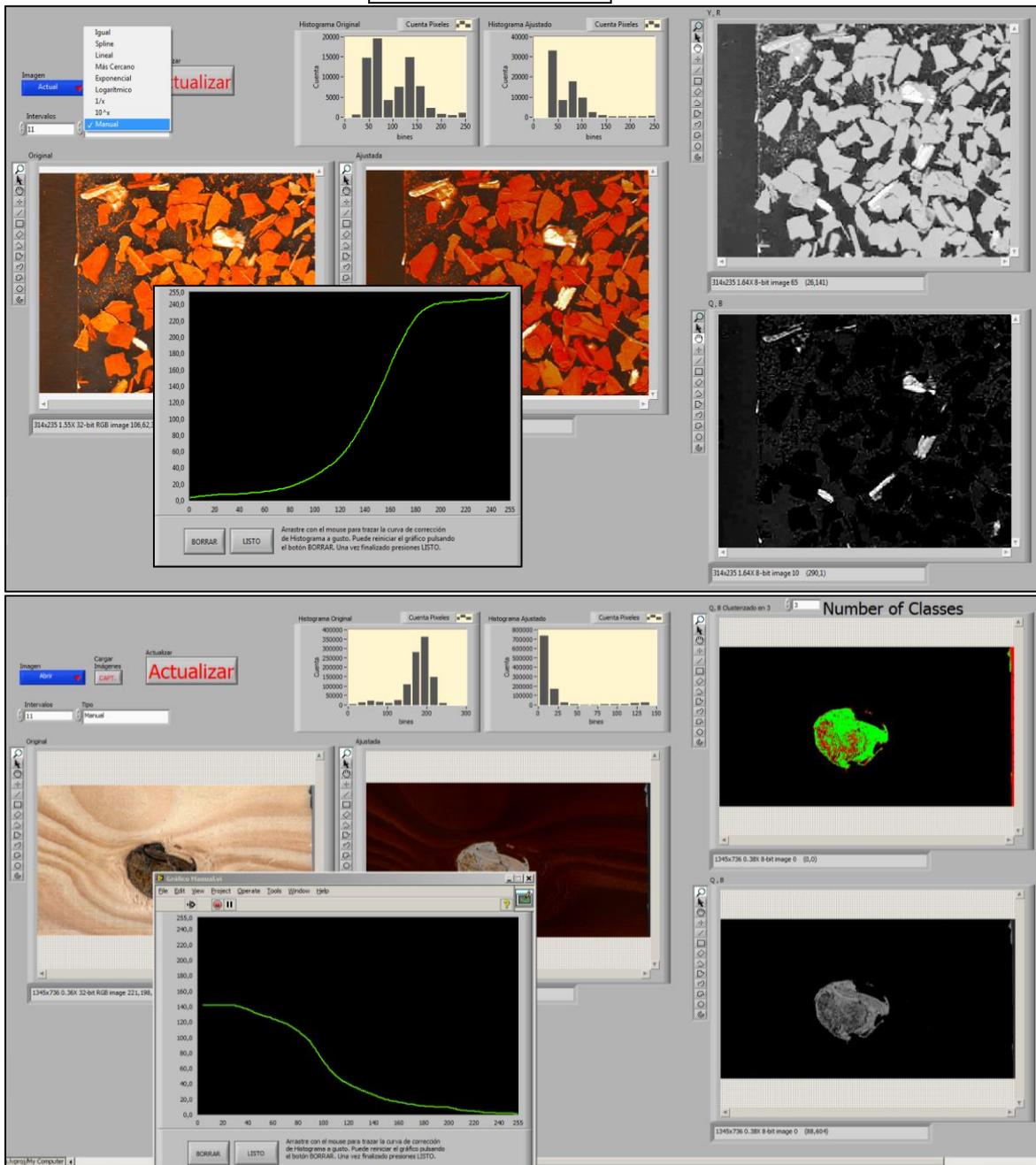


FIGURA 35 - AJUSTE DE HISTOGRAMA: EN VERDE LA CURVA DE AJUSTE TRAZADA MANUALMENTE. ARRIBA: APLICADO A LA YERBA MATE. ABAJO: APLICADO A LA MADERA.

4.1.4 HERRAMIENTA PARA PROCESAMIENTO FFT 2D

En lo que respecta al procesamiento en frecuencia se trabajó en una interfaz que permite elegir una imagen, elegir uno de los planos de color para procesar, realizar la FFT 2D y aplicar una máscara sobre la FFT de manera de producir un filtrado al aplicar la IFFT 2D. La máscara puede trazarse con una serie de herramientas geométricas o simplemente a mano alzada. También puede elegirse si se quiere invertir la máscara, es decir, intercambiar blanco con negro y de esta manera intercambiar las zonas en las que no se altera el contenido en frecuencia. Las máscaras son aplicadas sobre los coeficientes del módulo de la FFT 2D y la información de fase se deja intacta. Se contemplaron otras dos formas de realizar la IFFT las cuales aplican la función *random* a los coeficientes de módulo o fase. Una imagen de pantalla con un ejemplo de procesamiento se muestra en la Figura 36.

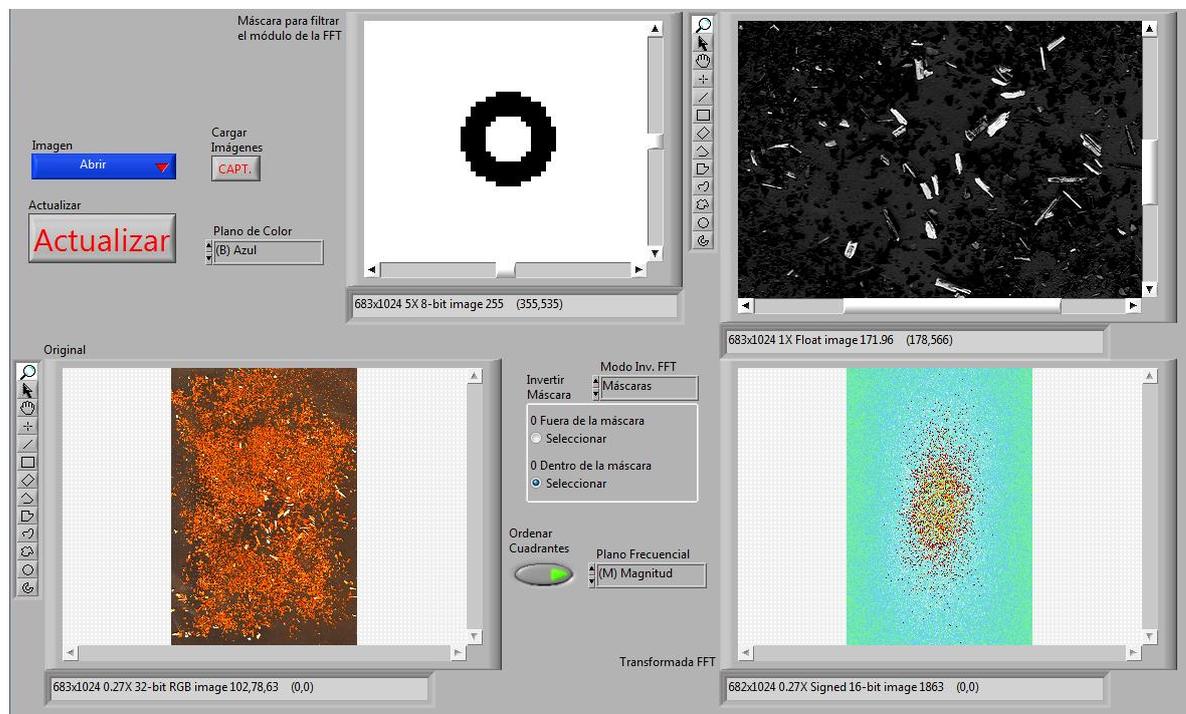


FIGURA 36 - 2D FFT CON MÁSCARA CONFIGURABLE POR EL USUARIO

4.1.5 HERRAMIENTA PARA FILTRADO POR CONVOLUCIÓN MATRICIAL

Para abordar los métodos de filtrado por convolución matricial se creó una aplicación que permite seleccionar algunos de los núcleos de convolución (*kernel*) comunes de la bibliografía o incluso implementar uno propio. Puede elegirse el tamaño del *kernel* y el valor central entre cero o uno. Un ejemplo de filtrado por convolución aplicado a una muestra se presenta en la Figura 37. Allí se utilizó, para una muestra de yerba mate con partes de hojas y palos, un detector de gradiente que sirve para resaltar los “bordes” de la imagen, entendiendo como bordes a los gradientes de cambio entre los valores de pixeles contiguos.

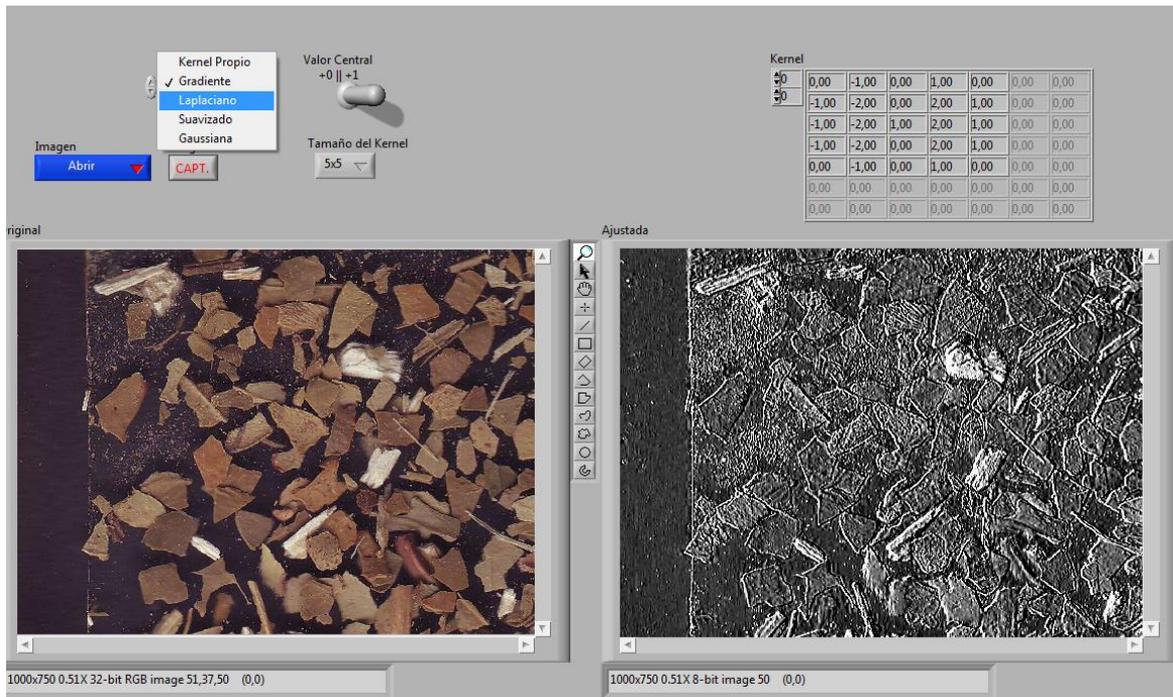


FIGURA 37 - FILTRADO POR CONVOLUCIÓN MATRICIAL

4.1.6 HERRAMIENTA DE PROCESAMIENTO MORFOLÓGICO

El procesamiento morfológico es otra de las herramientas preparadas para ser utilizadas en el procesamiento de imágenes propuesto. Esta aplicación permite aplicar morfología, tanto a imágenes en escala de grises como a imágenes binarias. Se puede elegir el tamaño y forma del elemento estructurante como así también el número de iteraciones a realizar sobre la figura o sobre la figura invertida. Las operaciones implementadas se listan en la Tabla 11.

TABLA 11 - OPERACIONES MORFOLÓGICAS IMPLEMENTADAS

Operaciones Morfológicas	Definiciones:
Erosión	-Po: Nuevo valor del pixel que está en el centro de la máscara.
Dilatación	-Pi: Pixel que coincide con uno de la máscara que esté encendido.
Apertura	Erosión: $E(I) \Rightarrow Po = \min(Pi)$
Cierre	Dilatación: $D(I) \Rightarrow Po = \max(Pi)$
Apertura Propia	Apertura: $A(I) = D(E(I))$
Cierre Propio	Cierre: $C(I) = E(D(I))$
Automediana	Apertura Propia: $AP(I) = \min(I, ACA(I))$
Gradiente I	Cierre Propio: $CP(I) = \max(I, CAC(I))$
Gradiente O	Automediana: $AM(I) = \min(ACA(I), CAC(I))$
	Gradiente I: $Gi(I) = I - E(I)$
	Gradiente O: $Go(I) = D(I) - I$

La morfología matemática es muy útil para obtener información en lo referente a las formas de los objetos que están presentes en la imagen dado que es un procesamiento inherentemente de vecindad. En la Figura 38 puede observarse cómo se logra obtener una imagen binaria de las partículas detectadas como “palos”, por medio de una simple segmentación por umbralado de histograma sobre el plano de luminancia, a la vez que se

reduce la porosidad de las partículas resultantes aplicando una operación morfológica de “cierre propio”.

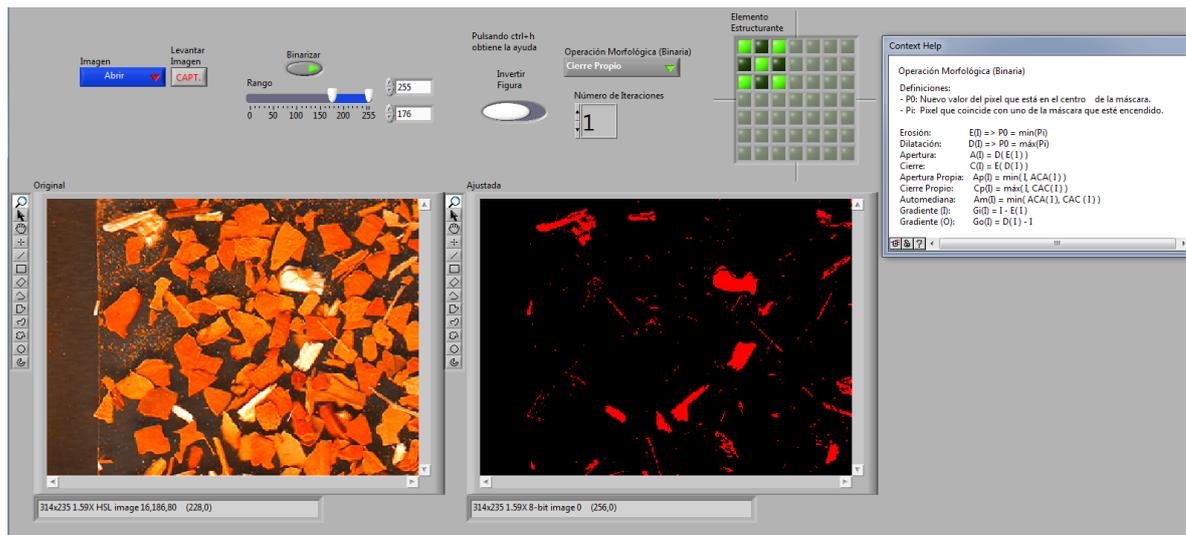


FIGURA 38 - BINARIZACIÓN POR UMBRALADO Y PROCESAMIENTO MORFOLÓGICO

4.1.7 HERRAMIENTA DE MUESTREO, REMUESTREO Y CUANTIZACIÓN

Para las operaciones de cambio de escala y reducción de la cantidad de datos a procesar de las imágenes, se tuvieron en cuenta los efectos de muestreo, remuestreo y cuantización. Cada uno de ellos fue subdividido según se detalla en la Tabla 12. Es notorio cómo se puede lograr segmentar la imagen en los tres elementos de interés (palos, hojas y fondo), haciendo uso de una cuantización de color a tres niveles y ajustando el valor del Gamma (Figura 39).

TABLA 12 - TIPOS DE MUESTREO, REMUESTREO Y CUANTIZACIÓN IMPLEMENTADOS

Tipo de Muestreo	Tipo de Interpolación de Remuestreo	Tipo de Cuantización
Primero	Orden Cero	Lineal N niveles
Mínimo	Bilineal	Gamma N niveles
Máximo	Cuadrática	Difusión del error
Aleatorio	Spline Cúbica	Dithering aleatorio
Promedio		
Mediana		

4.1.8 HERRAMIENTA PARA LA DETERMINACIÓN DE LA DIMENSIÓN FRACTAL

Una última herramienta que se elaboró fue la de determinación de la dimensión fractal. Para su implementación se utilizó un método propuesto por Forrest y Witten [129], el cual grafica recursivos cuadrados concéntricos tomando como punto central para el trazado de cada uno de ellos el centro de gravedad de la imagen binaria, resultante del umbralado de histograma. En la Figura 40 se presenta el panel frontal de la aplicación donde se ve su utilización sobre una muestra de yerba mate y puede apreciarse la regularidad que presenta la distribución de palos en la muestra, en cuanto a la dimensión fractal, dado que conforma una traza prácticamente lineal en la escala doble logarítmica en la que se mide la dimensión fractal.

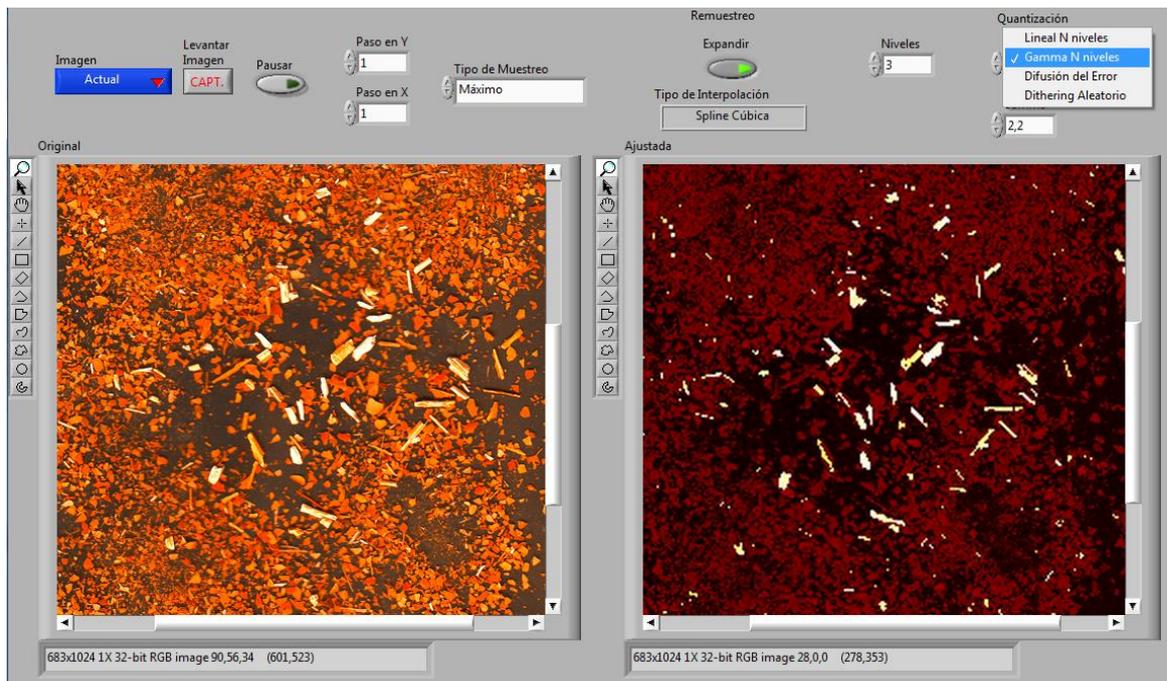


FIGURA 39 - MUESTREO INTERPOLACIÓN Y CUANTIZACIÓN

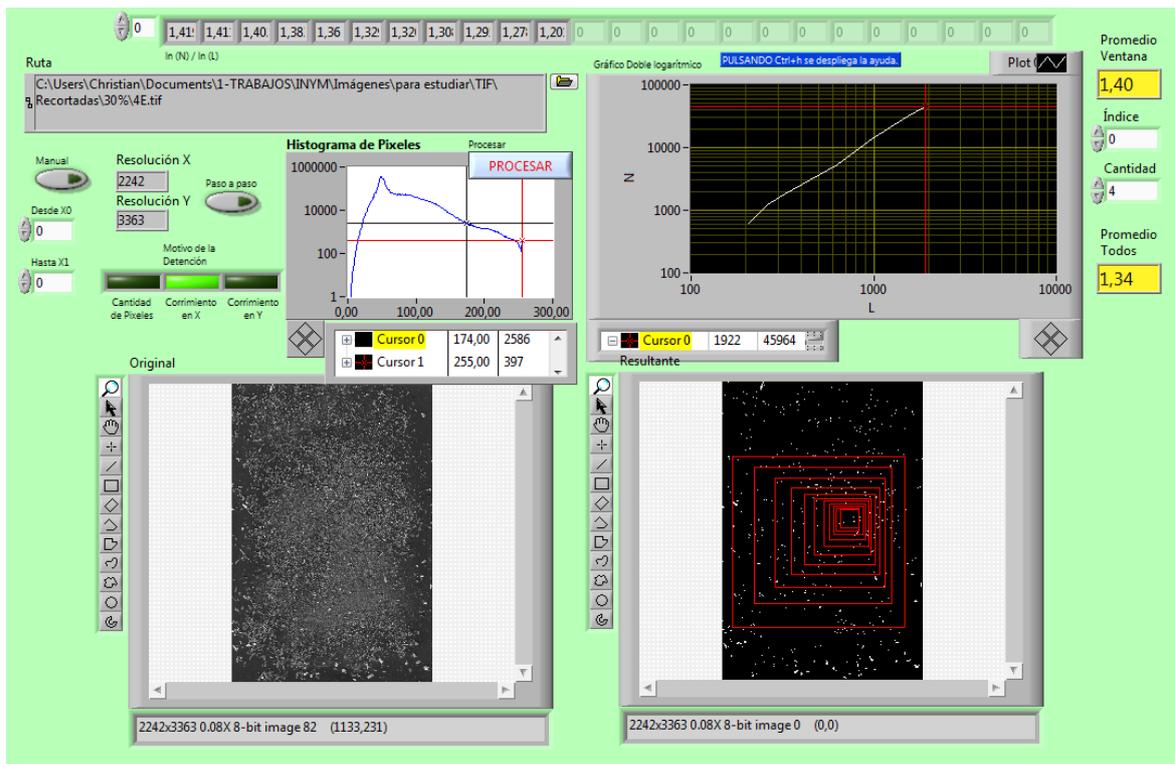


FIGURA 40 - DETERMINACIÓN DE LA DIMENSIÓN FRACTAL

4.2 ESTRUCTURA DE PROCESAMIENTO Y RESULTADOS PRELIMINARES

En función de lo expuesto hasta aquí, se elaboró una estructura de trabajo tanto para el proceso de determinación del contenido de palo en yerba mate como para el problema de la detección de defectos en tablas de pino. Para ello se subdividieron ambos problemas de manera jerárquica, en capas, donde la capa superior indica el objetivo o problema a resolver, la segunda capa está compuesta por las etapas en las cuales se divide el trabajo para poder

lograr el objetivo y, por último, en la tercera capa, se detallan los bloques de procesamiento necesarios para cumplir cada una de las etapas planteadas en la segunda capa. Es así que se conformaron la Figura 41 y la Figura 42 con el fin de ejemplificar las estructuras de procesamiento adoptadas en ambos casos.



FIGURA 41 - ETAPAS DE PDI UTILIZADA PARA LA DETECCIÓN DEL CONTENIDO DE PALO



FIGURA 42 - ETAPAS DE PDI UTILIZADAS PARA LA DETECCIÓN DE DEFECTOS EN TABLAS DE PINO

4.2.1 IMPLEMENTACIÓN DEL ESQUEMA BÁSICO EN UN LOTE DE IMÁGENES DE YERBA MATE Y RESULTADOS PRELIMINARES

Tomando como base los pasos mencionados en el párrafo 2.1.2, y que se enumeran para facilitar la lectura a continuación, se procedió a elaborar una herramienta que integre todas esas etapas de procesamiento a modo de primera aproximación. Este trabajo se desarrolló en el marco del proyecto de investigación “Determinación del contenido de palo de la Yerba Mate Elaborada con Palo mediante análisis de la imagen” financiado por el INYM [85] y a partir del cual fueron elaborados los lotes de imágenes enumerados en la Tabla 5. Los pasos dados los podemos resumir en el siguiente listado:

- Adquisición de imágenes.
- Pre-procesamiento y mejora de imágenes.
- Detección/segmentación de zonas u objetos de interés.

- Extracción de características.
- Procesamiento de alto nivel para la clasificación, detección y toma de decisiones.

A partir de este listado se desarrolló un procedimiento para la determinación de proporciones palo/hoja subdividiéndose algunas de las etapas listadas arriba y constituyéndose de esta manera el detalle de etapas que se presenta a continuación:

1. **Seleccionar** la imagen a procesar.
2. **Binarizar la imagen:** En esta etapa se buscó obtener una imagen intermedia que pueda ser utilizada como máscara de filtrado de palos. Esta imagen debe ser de solamente 2 colores representando a la característica del punto según la siguiente clasificación:
No es palo → Negro
Es palo → Blanco
3. **Enmascarado de Palos:** En este proceso se aplicó la imagen binarizada anterior como una máscara sobre la imagen original, de tal manera que los puntos negros de la imagen máscara, hagan negros los puntos de la imagen original y los puntos blancos de la máscara dejen intactas las características de color de la imagen original en esos puntos. El resultado fue una imagen que presenta únicamente los palos de la imagen original, como se aprecia en la Figura 43.



FIGURA 43 - SECUENCIA DE IMÁGENES RESULTANTES DEL ENMASCARADO DE PALOS

4. **Supresión de Palos:** En esta etapa del procesamiento, se buscó utilizar la imagen color de “sólo palos” para suprimirlos de la imagen original, la cual se conserva en un buffer de memoria, simplemente haciendo una operación de resta entre las imágenes de manera de obtener una imagen que no contenga palos.

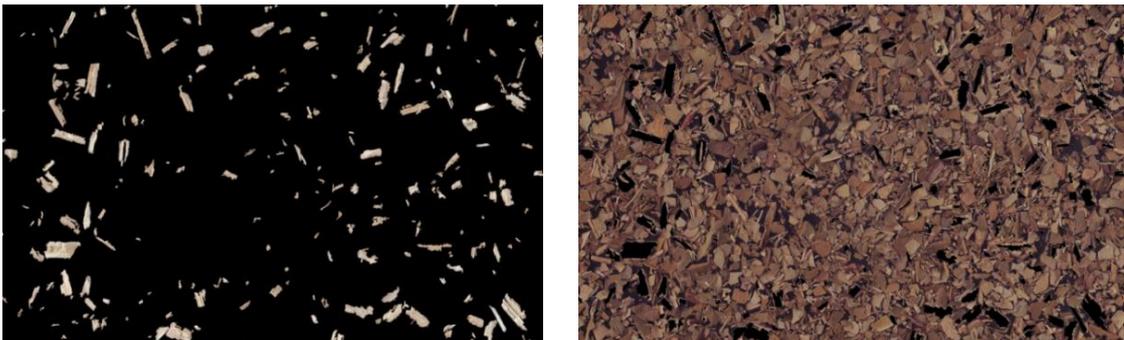


FIGURA 44 - RESULTADO DE APLICAR LA SUPRESIÓN DE PALOS

5. **Binarización de Hojas:** La binarización de hojas se realizó de una manera similar a como se hizo inicialmente con los palos.
6. **Recuento de partículas y análisis estadístico de palos y hojas:** Por último, lo que resta es comparar el análisis de partículas de las imágenes, sólo palo y sólo hoja, de manera a obtener la relación porcentual que existe entre ellos.

Teniendo en cuenta esta estructura, se diseñó una interfaz de usuario que permitía utilizar las herramientas antes descritas a modo de aplicación de alto nivel. Los requerimientos establecidos fueron los siguientes:

- Que permita ejecutar una sucesión de herramientas llamada “Core” (corazón) y la cual pueda ser programada como subrutina y ser ejecutada a elección del usuario.
- A su vez que permita la selección de una ruta en la cual buscar las imágenes a procesar admitiendo al menos dos formatos, TIF y JPG.
- Que presente resultados parciales y muestre las imágenes que se van procesando como así también las resultantes de los procesos de binarizado y enmascarado de manera de poder hacer una supervisión en tiempo de ejecución de la segmentación de palo/hoja que se pretende automatizar.
- Que lleve una estadística de los resultados obtenidos para el lote en análisis y que la presente en un histograma.
- Que muestre una barra indicativa del progreso de ejecución.
- Que genere un informe con los resultados de todo el análisis y que pueda ser exportado a formatos de archivo compatibles con Word y/o Excel.

La forma en la cual se trabajó para llegar a desarrollar esta herramienta fue de manera incremental, es decir que se fueron tomando los requisitos del listado propuesto y se fueron incorporando a la aplicación de base.

A continuación, se detalla la evolución del entorno de usuario hasta llegar a la que se está utilizando actualmente.

Aplicación A:

1. **Seleccionar la imagen a procesar:** Al iniciar el proceso se puede seleccionar las imágenes a procesar de una ventana de selección de archivos que es presentada por el explorador de archivos de Windows. (Ver Figura 45)

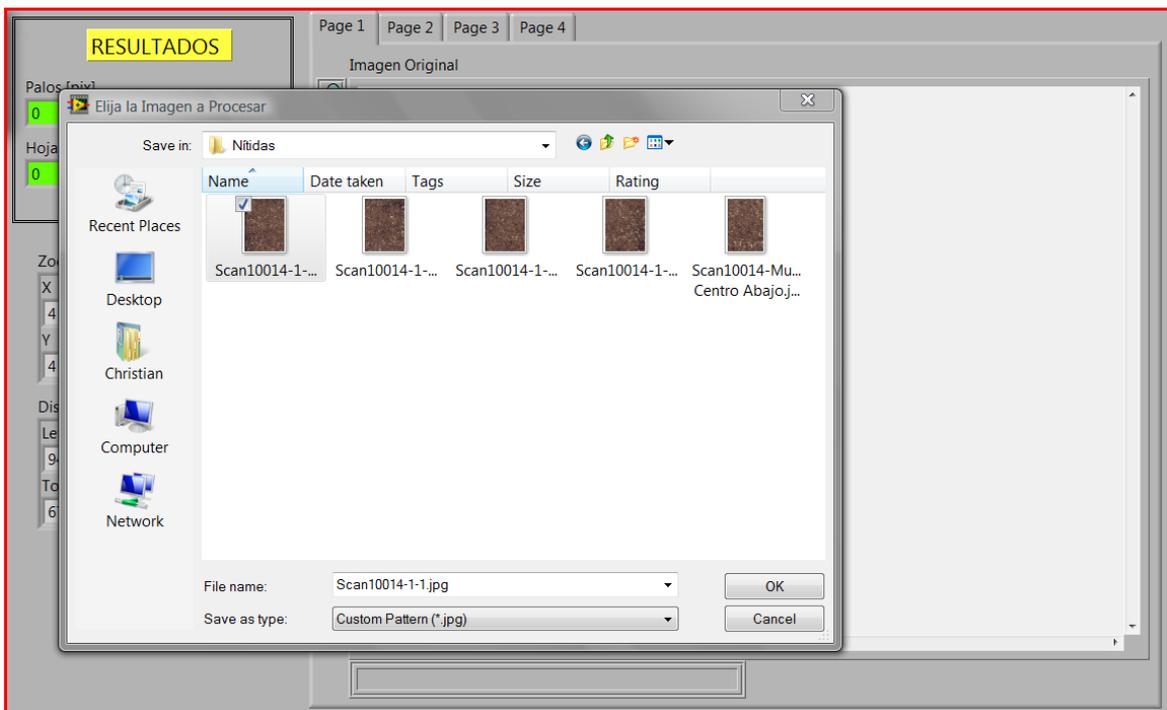


FIGURA 45 - VENTANA DE SELECCIÓN DE IMAGEN A PROCESAR

- 2. Visualización de Resultados:** El resultado del procesamiento de las muestras se desarrolla en etapas. Por medio de las Fichas de imágenes se pueden visualizar los resultados intermedios del procesamiento para evaluar el desempeño del algoritmo.

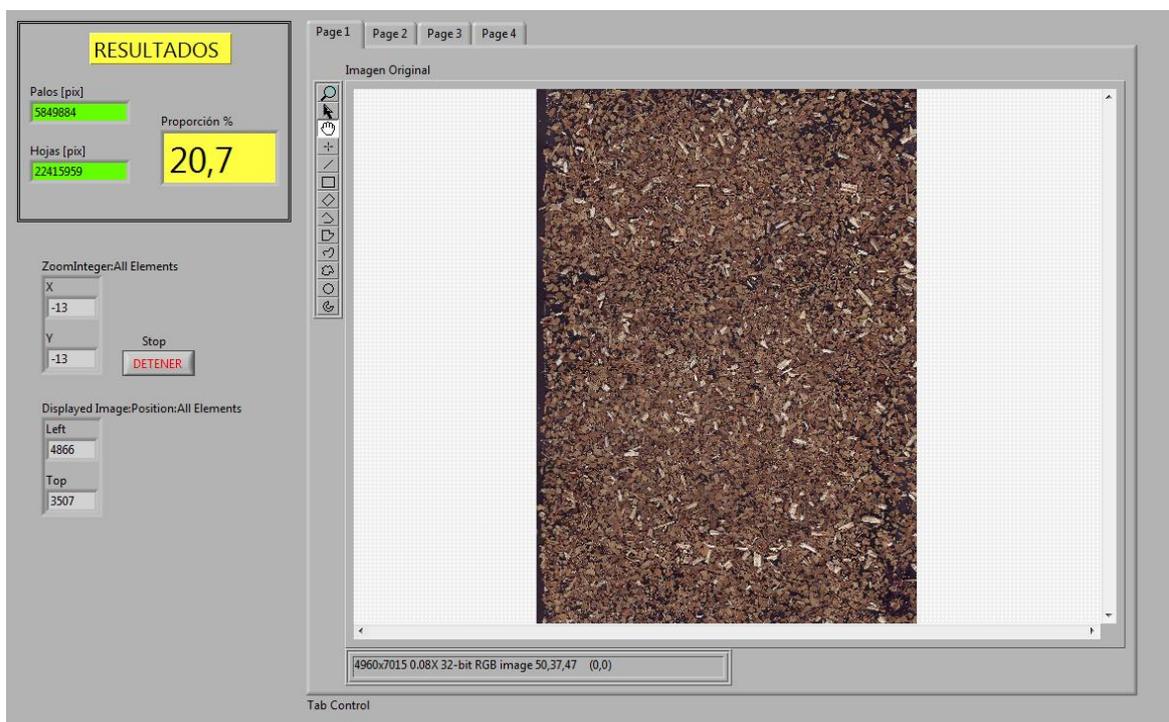


FIGURA 46 - VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS INTERMEDIOS

- 3. Zoom Enlazado:** se dispuso que las herramientas de zoom estén enlazadas de tal forma que al hacer un acercamiento sobre la imagen original, se pueda evaluar las demás fichas de imágenes para la misma región de la imagen, esto facilita mucho la inspección de los resultados. Ver Figura 47.

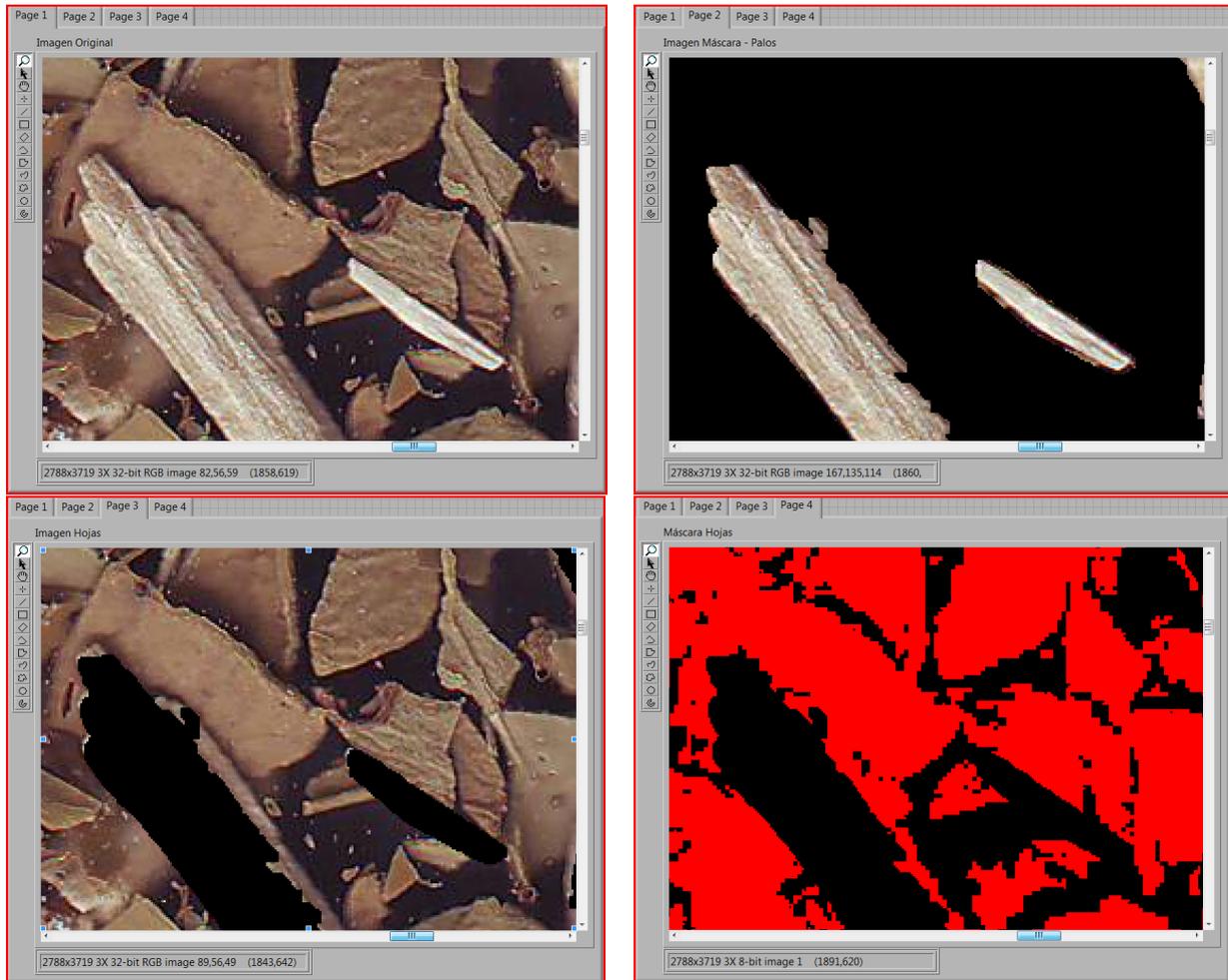


FIGURA 47 - ZOOM VINCULADO Y RESULTADOS INTERMEDIOS DISPONIBLES EN LAS DISTINTAS PÁGINAS

Aplicación B:

Para esta segunda etapa se abordaron algunos aspectos que habían quedado relegados a segundo plano pero que ahora resultaban de interés para darle más funcionalidad y practicidad a la aplicación, en vista de poder procesar gran cantidad de imágenes y también proporcionar otras herramientas para la evaluación de desempeño, como ser el gráfico estadístico y el vector de resultados. Las incorporaciones fueron:

4. Posibilidad de seleccionar lote de imágenes a procesar.
5. Incorporación de barra de progreso.
6. Incorporación de vector e histograma de resultados.

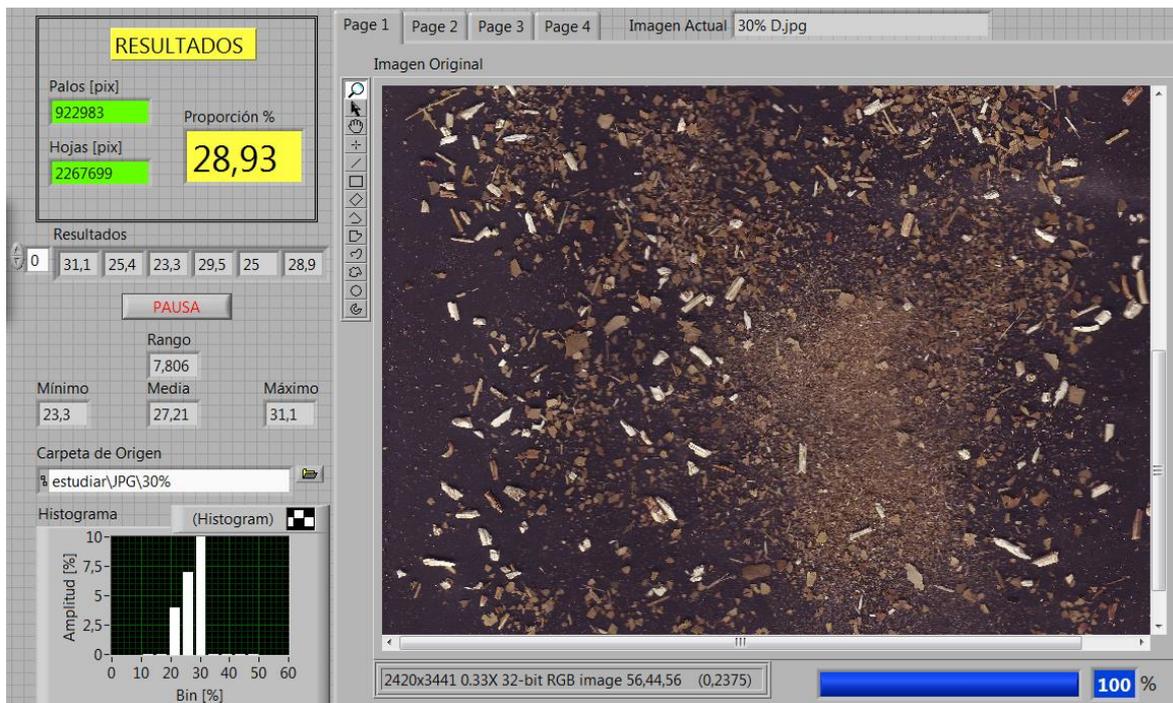


FIGURA 48 - INCORPORA: ANÁLISIS POR LOTE, BARRA DE PROGRESO, VECTOR DE RESULTADOS E HISTOGRAMA

Aplicación C:

A fin de establecer un marco más general de procesamiento, en esta tercera versión de la aplicación se incorporó la posibilidad de seleccionar rutinas de procesamiento o “cores” de manera de poder utilizar la misma herramienta marco para procesar con más de un algoritmo o combinación de técnicas agrupadas en la subrutina “core”. En síntesis, se agregó:

7. **Seleccionar algoritmo a utilizar (core).**
8. **Presentación de media aritmética de resultados.**

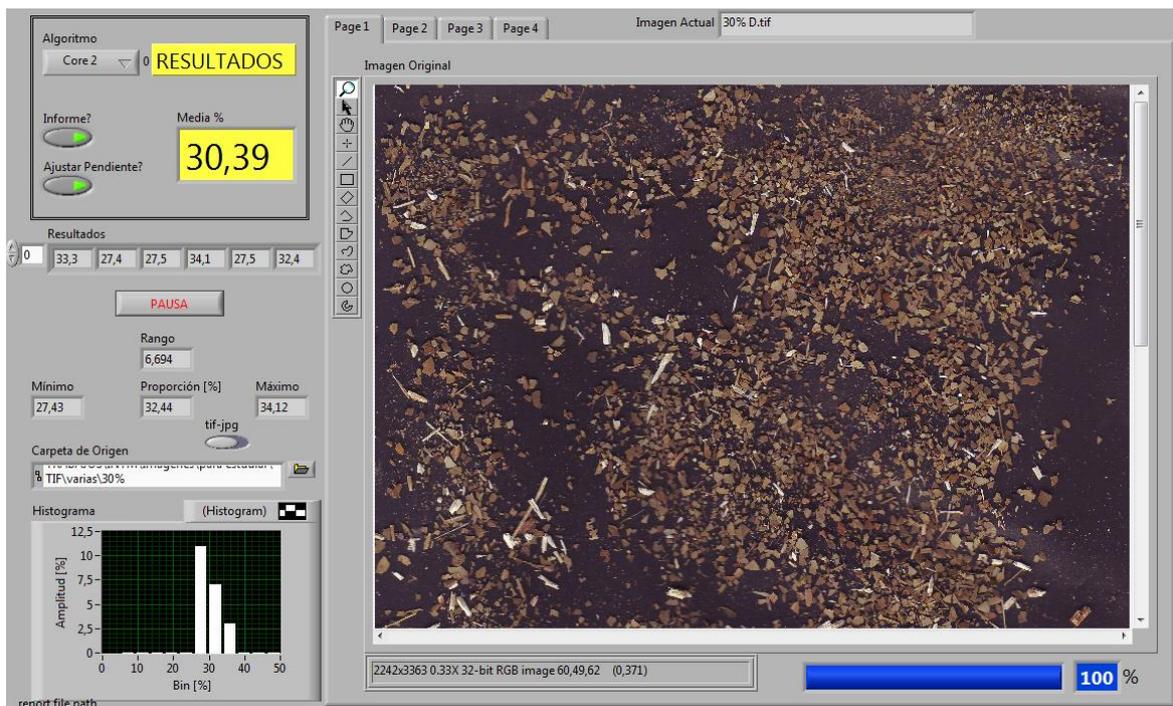


FIGURA 49 - AGREGADO DE SELECCIÓN DE CORE, GENERACIÓN DE INFORME Y AJUSTE DE ESCALA

9. Generación de informe de resultados en Word.

10. Posibilidad de ajustar la lectura para convertir de área a estimación de peso.

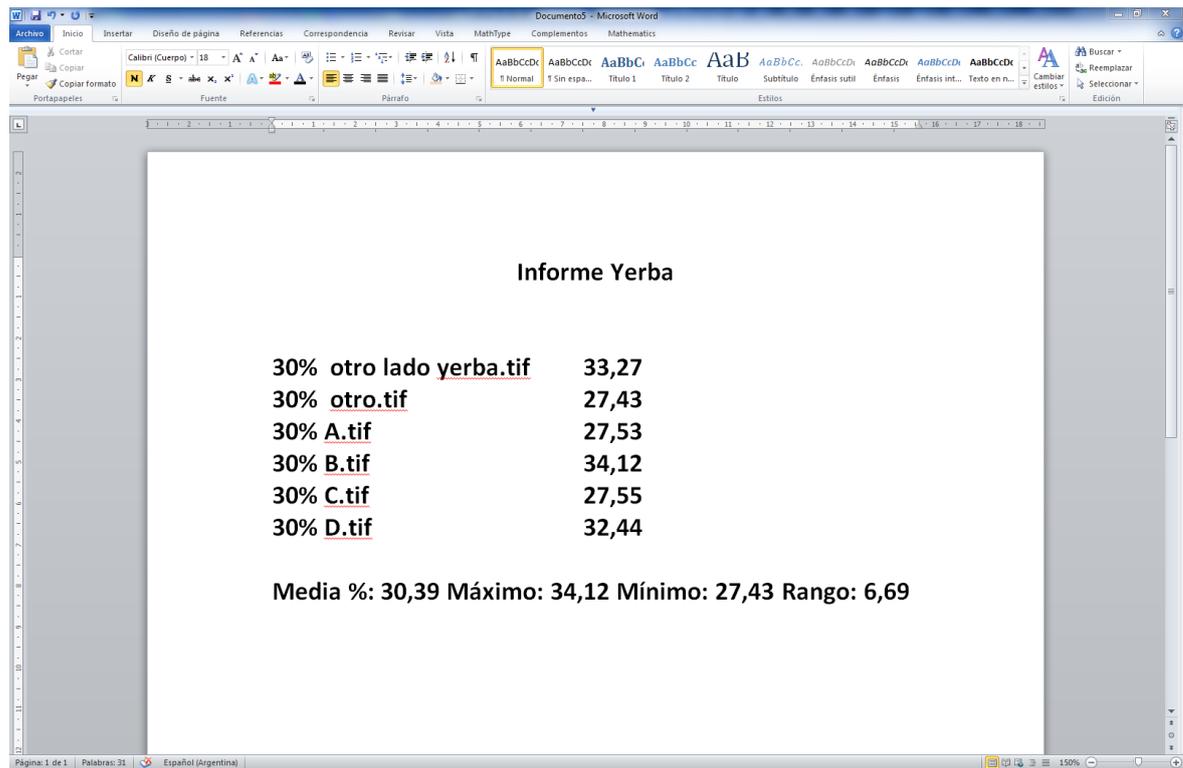


FIGURA 50 - INFORME DE RESULTADOS EXPORTADO A MICROSOFT WORD®

En el informe de resultados que se exporta a Word se puede definir un título del ensayo, se listan los nombres de las imágenes procesadas con los correspondientes resultados y debajo los resultados estadísticos de procesar todo el lote de imágenes de dicho informe.

4.2.2 IMPLEMENTACIÓN DEL ESQUEMA DE PDI EN UN LOTE DE IMÁGENES DE TABLAS DE PINO

Dada la gran variedad de defectos a ser detectados, algunos de los cuales se presentarán en el apartado 6.4.1 y en la Figura 101, el proceso de detección y segmentación de defectos no es un proceso sencillo.

En primera instancia se trabajó en la determinación del espacio de color a utilizar y específicamente qué plano o planos usar para el procesamiento. Para reducir la complejidad computacional se decidió procesar únicamente un plano de color. El espacio de color HSV ha demostrado ser un espacio de color que representa mejor la percepción humana que el RGB [130] y dado que lo que se quería segmentar era claramente visible a los ojos de un operador, se comenzaron las pruebas con el modelo HSV pero posteriormente quedó demostrado que pueden obtenerse resultados similares utilizando el plano R del espacio RGB ahorrándose por consiguiente una transformación del espacio de color nativo. A esta conclusión había arribado Brunner, et al. [131] en maderas de Abetos, pero este estudio se

ha verificado también en tablas de pino, luego de probar el método de segmentación propuesto por este trabajo con diversos espacios de color. En la Figura 51 se presentan los resultados obtenidos con uno de los planos de tres espacios de color utilizados, RGB, HSL y HSV. En dicha figura se aprecia que los resultados de segmentación obtenidos para el plano V son similares al obtenido con el plano R.

A diferencia de los casos de procesamiento en yerba mate, donde fue posible realizar una segmentación de palo y hoja para todas las muestras utilizando un mismo ajuste de histograma, debido a la gran variedad de defectos presentes en las maderas [115] y a la similitud que existe en las características de color de alguno de los defectos con la veta misma de la madera [113], el proceso de realce de histograma debió pensarse como un proceso adaptativo en función del contenido de la imagen. Es así que se propuso realizar un ajuste de tipo Potencia de x cuya ley de transformación se presenta en la ec. (1), siendo r_i el nivel de gris del pixel i , y s_i el nuevo nivel de gris que toma el pixel i , dado por la transformación T .

$$s_i = T(r_i) = \text{round} \left[\left(\frac{r_i}{255} \right)^x \cdot 255 \right] \quad (1)$$

Generalmente esta transformación se realiza con un valor de x determinado empíricamente y se mantiene constante para todas las imágenes, sin embargo en este trabajo se propuso una forma de determinar el parámetro x de manera adaptativa a cada una de las imágenes de manera de buscar mejorar los resultados obtenidos. Para ello, lo primero que se hace para cada imagen es analizar el histograma de la misma donde se determina el punto mínimo entre clases al cual denominamos r_{int} . Luego, con el nivel de gris obtenido se calcula el valor de x que traslada al mínimo entre clases al nivel 100 de la escala de grises. Este cómputo se realiza con la expresión propuesta en la ec. (2) [87].

$$x = \frac{\log_{10}(100/255)}{\log_{10}(r_{int}/255)} \quad (2)$$

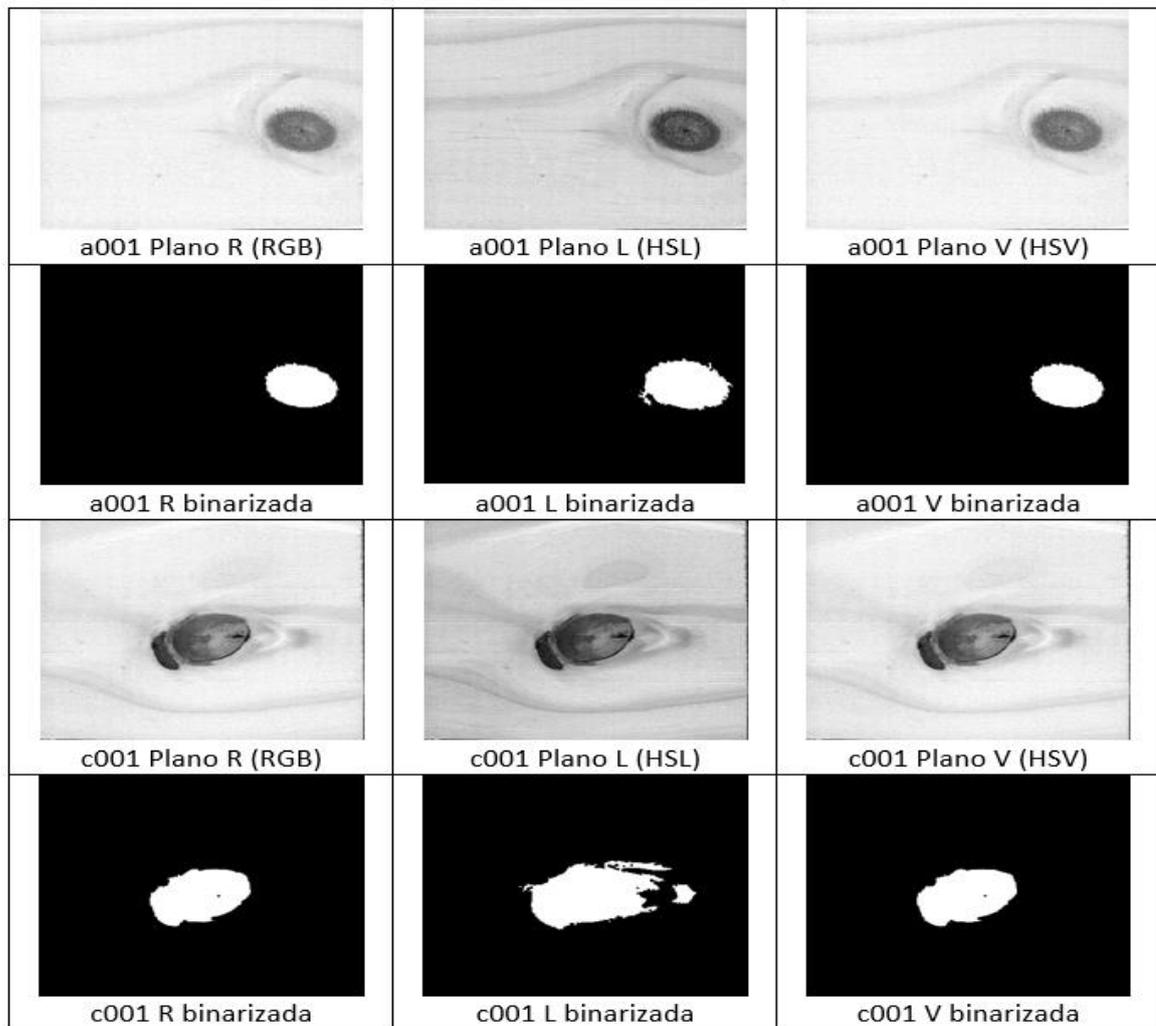


FIGURA 51 - COMPARACIÓN DE 3 PLANOS DE DIFERENTES ESPACIOS DE COLOR. LADOS A Y C DE LA MUESTRA 001 DONDE SE APRECIA LA SIMILITUD DE RESULTADOS ENTRE LOS PLANOS R Y V.

En la Figura 52 se presenta a modo de ejemplo, como resulta el histograma modificado con el desplazamiento de r_{int} de 168 a un nivel de 120.

Como ya se ha mencionado, la necesidad de realizar este realce de histograma en forma adaptativa se basa en la gran variabilidad que presenta la madera y sus defectos, por tratarse de un material de origen natural. En la Figura 53 se aprecia el efectos de aplicar el realce adaptativo en comparación con los problemas que puede traer el uso de un coeficiente x no apropiado. Por ejemplo, la aplicación del coeficiente $x = 2,15$ ajustado para la correcta segmentación del defecto de la muestra c024, produce una sub-segmentación en el defecto de la muestra c032, mientras que el coeficiente $x = 4,39$ que se desempeña correctamente para la muestra c032, produce una sobre-segmentación en la imagen c024. Evidentemente lo que da un buen resultado para una imagen, no lo es así para otra.

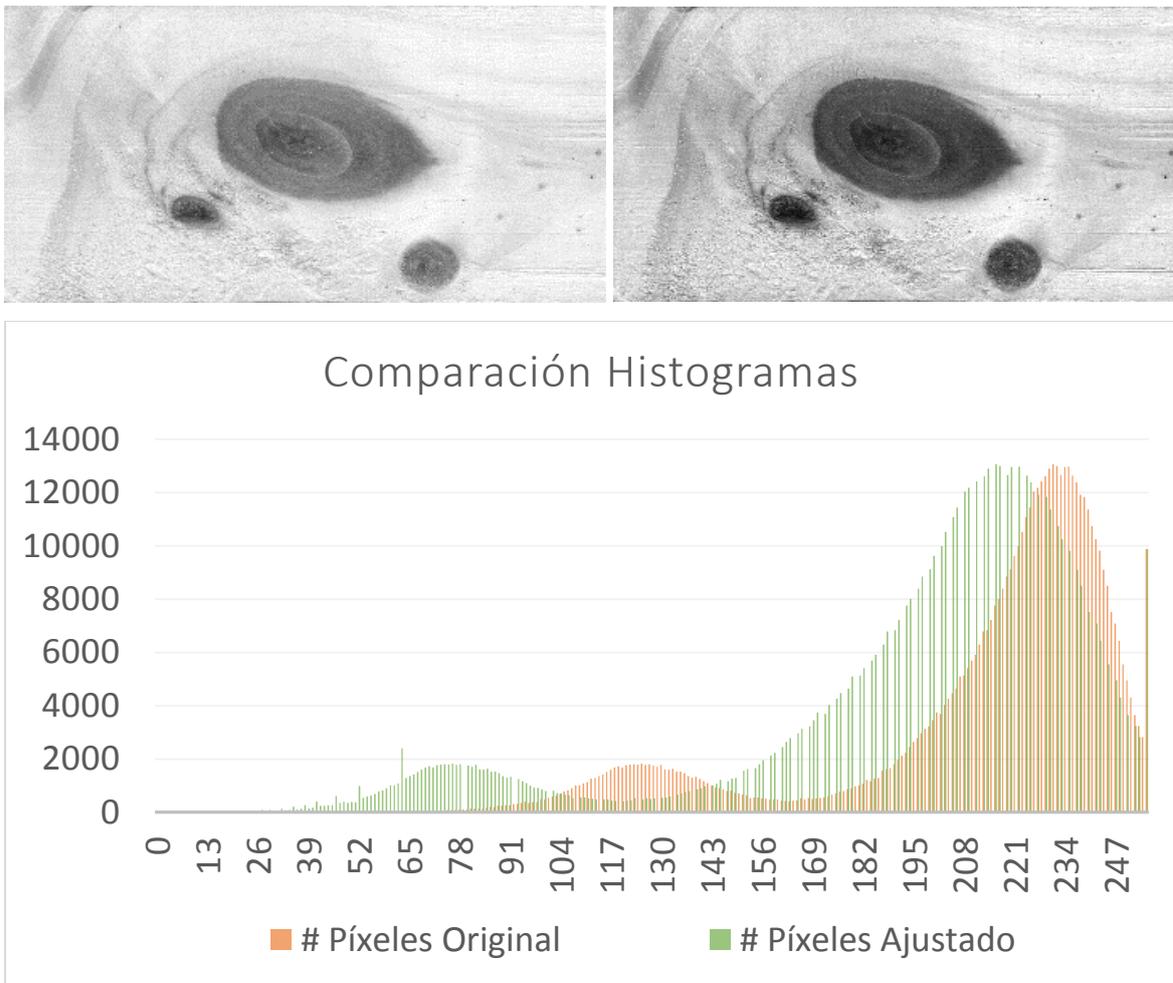


FIGURA 52 - COMPARACIÓN DE HISTOGRAMAS.

A) IMAGEN DEL PLANO R DE LA MUESTRA NÚMERO 27 (ARRIBA IZQUIERDA). B) IMAGEN DEL PUNTO A LUEGO DEL REALCE DE HISTOGRAMA (ARRIBA DERECHA). C) COMPARATIVO DE LA DISTRIBUCIÓN DE HISTOGRAMA DE LAS IMÁGENES DEL PUNTO A (COLOR NARANJA-DER.) Y DEL PUNTO B (VERDE-IZQ.). PARA ESTE CASO $x = 1,81$. [87]

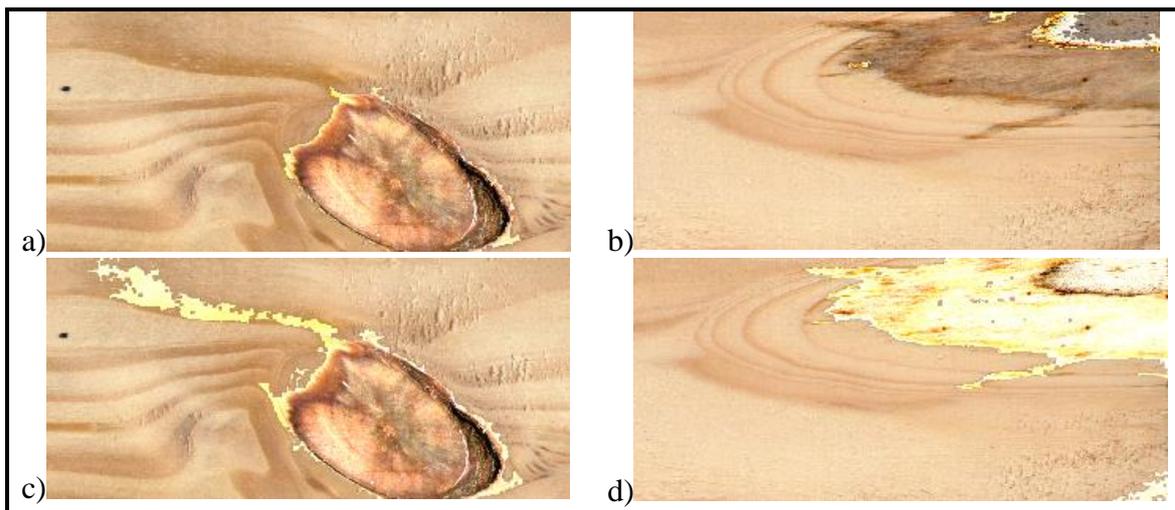


FIGURA 53 - EFECTO DE ADAPTACIÓN DE x EN EL RESULTADO FINAL DEL ALGORITMO.

A) IMAGEN C024 SEGMENTADA CORRECTAMENTE ($x=2,15$). B) IMAGEN C032 SEGMENTADA CON EL VALOR DE x CALCULADO PARA LA IMAGEN A DONDE SE DESTACA QUE GRAN PARTE DEL DEFECTO NO ES SEGMENTADO CORRECTAMENTE. C) IMAGEN C024 SEGMENTADA CON EL VALOR DE x CALCULADO PARA LA IMAGEN D. D) IMAGEN C032 SEGMENTADA CORRECTAMENTE ($x=4,39$). A LOS FINES DE DESTACAR LAS REGIONES SEGMENTADAS SE HA INCREMENTADO LA LUMINANCIA DE DICHS PÍXELES. [87]

4.3 PROGRAMACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE PDI

4.3.1 LENGUAJE UTILIZADO

Como ya se ha indicado en el apartado 4.1 - Construcción de herramientas y pruebas preliminares, el entorno de desarrollo utilizado en toda la investigación realizada en esta Tesis fue LabVIEW®. Este es un entorno de desarrollo con un lenguaje de programación gráfica orientado a objetos (Lenguaje G). Uno de los motivos por los cuales se eligió esta herramienta es porque ya se contaba con experiencia en su uso y programación [46, 48, 132-135]. Su ventaja principal radica en que es un lenguaje de programación pensado para ingenieros que no son expertos en programación y, además, presenta gran funcionalidad respecto a la conectividad con distintos equipamientos de hardware. Consiste básicamente en dos entornos de trabajo, un panel principal donde se colocan todos los objetos de visualización y botones o controles sobre los que tendrá que interactuar el operador, y otra ventana denominada diagrama de bloques donde la programación se realiza en forma gráfica en una especie de diagrama de flujo de programa que es muy común en el ámbito de la ingeniería no informática.

Xiscatti Pérez, et al. [46], presentan un diagrama de bloques donde se implementa un procesamiento de imágenes para detección y seguimiento de partículas en una secuencia de imágenes, utilizando LabVIEW® como lenguaje de programación y la misma se muestra en la Figura 54, donde puede apreciarse que cada paso del procesamiento está conformado por un bloque a modo de subrutina de procesamiento. Tomando como base esta estructura se trabajó en la confección de las rutinas y subrutinas de procesamiento a fin de que el procesamiento final sea el resultado de la aplicación secuencial de cada uno de los pasos propuestos.

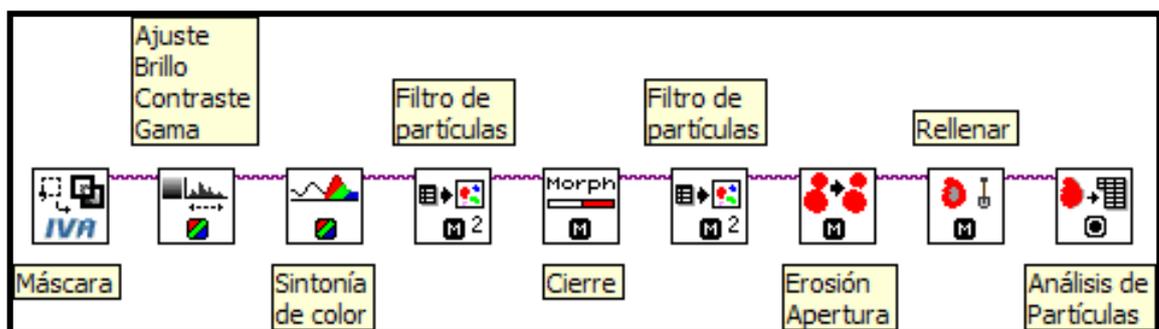


FIGURA 54 - ESTRUCTURA DE PROCESAMIENTO POR BLOQUES DE PDI PROGRAMADO EN LABVIEW [46]

4.3.2 DETERMINACIÓN DEL CONTENIDO DE PALO PARA LOS LOTES DE LA TABLA 5

En este apartado se presenta un desglose de las etapas de procesamiento presentadas en la Figura 41, buscando proporcionar más detalle respecto de su implementación y posterior codificación en lenguaje G.

1. **Mejora:** En esta etapa de mejoramiento de la imagen, en un primer paso se hizo una conversión del espacio de color RGB a HSL [127] para poder extraer luego el plano de luminancia (L) sobre el cual se va a trabajar posteriormente. A fin de lograr un realce de los palos por sobre el resto de la imagen, se realizó un ajuste cuadrático de Histograma [128]. Como último paso de esta etapa se aplica un filtro morfológico de auto mediana de 3×3 sobre la imagen en escala de grises resultante [128].
2. **Binarización y preparación:** En este proceso se buscó reducir la información presente en una imagen en escala de grises, conformando una imagen binaria que separó objeto (palo) de fondo (todo lo que no es palo), para lo cual se utilizó la técnica de segmentación por umbral de Histograma. Para determinar este umbral se utilizó el método de entropía [136, 137] obteniéndose así un umbral de binarización por un método no supervisado de segmentación. A fin de reducir el efecto de “ruido” producto de la segmentación por umbral de histograma, el cual genera ciertos puntos aislados, se utilizó un filtro de la morfología binaria denominado filtro de auto mediana.
3. **Enmascarado y supresión de palos:** la etapa de enmascarado consiste en la utilización de la imagen binaria resultante del paso anterior como máscara de segmentación sobre la imagen original. Para ello se realizó el producto punto a punto de la imagen color original, con la imagen de máscara la cual contiene solamente ceros y unos. De esta manera se obtiene una imagen que conserva la información de color original en las regiones segmentadas como "palo", siendo negro el color para cualquier otro pixel. Luego esta imagen color de “sólo palos” es utilizada para sustraer algebraicamente de la imagen original los palos y de esa manera llegar a una imagen sintética que muestra “sólo hojas y fondo”.
4. **Binarización de hojas:** La separación de las hojas del fondo se logró utilizando el mismo método de segmentación por umbral de Histograma utilizado para segmentar los palos, sólo que aplicado a la imagen de “sólo hojas y fondo”, resultante de la tercera etapa del procesamiento.
5. **Recuento de partículas y análisis estadístico de palos y hojas:** En esta instancia del procesamiento se buscó relacionar porcentualmente el contenido de palos y hojas de las muestras. Con este objetivo en mente se trazaron dos caminos diferentes. El primero de ellos consistió en comparar simplemente las áreas cubiertas por palos y hojas. Este método calculaba el porcentaje de la superficie de la imagen segmentada como “palos” con respecto a la superficie cubierta por “palos más hojas”. El segundo método, denominado estimado volumétrico, hacía uso de la característica geométrica

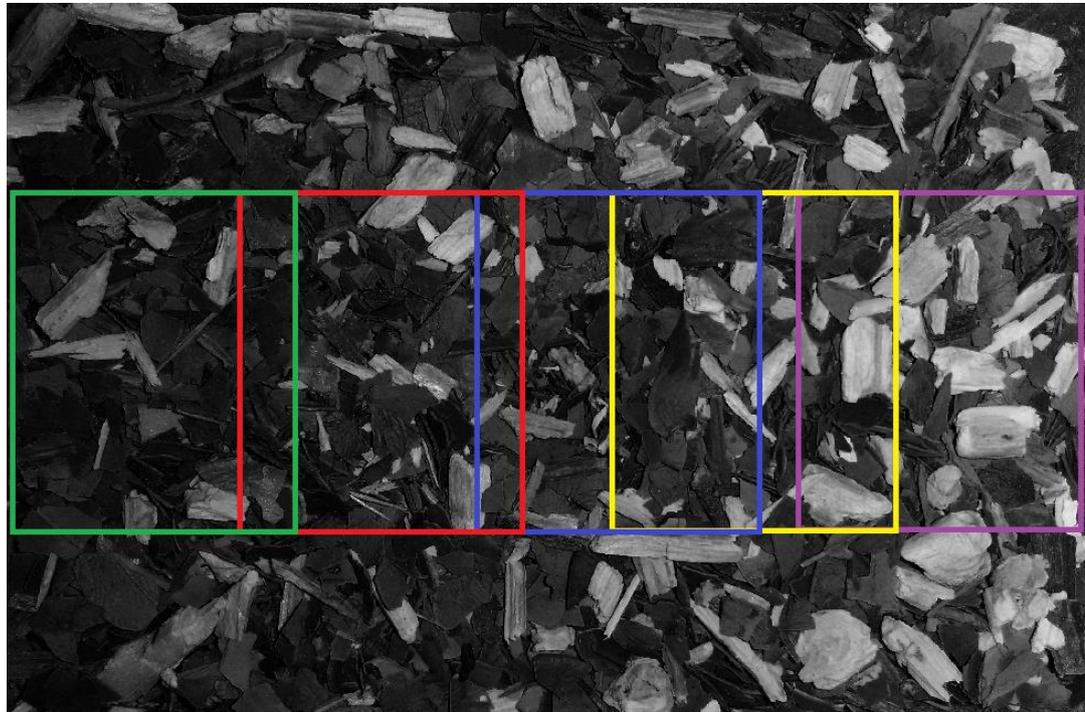
distintiva con forma de astilla que presentan los palos, y suponiendo que todos ellos presentaban una geometría cilíndrica, se estimaba un volumen equivalente tomando como eje de simetría el eje que resultaba más largo en la partícula y considerando el eje menor como el diámetro del cilindro. Ambos métodos tuvieron un buen desempeño, pero este último demostró un mejor ajuste lineal. El análisis comparativo de ambos métodos fue presentado en el Congreso IEEE Argencon 2012 y dió lugar a la publicación en Revista IEEE Latin America Transactions [86].

4.3.3 DETERMINACIÓN DEL CONTENIDO DE PALO PARA LOS LOTES DE TABLA 7

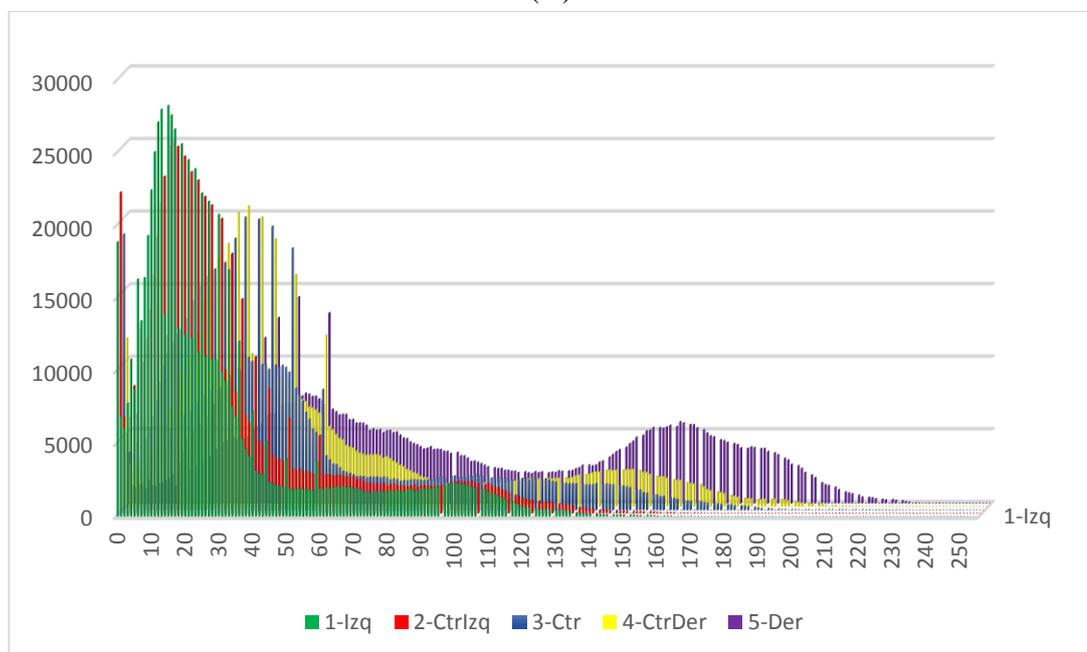
Dado que el proceso de adquisición de imagen fue diferente, no es posible aplicar exactamente el mismo algoritmo para el procesamiento de la imagen y la determinación del porcentaje de palo de las muestras. Una de las principales diferencias viene dada por el tipo de cámara y de la iluminación. La cámara utilizada no es una cámara de línea como el caso del Escáner, sino que se trata de una cámara de área. Además, la iluminación no está distribuida a lo largo de la adquisición, sino que se trata de una fuente puntual de luz lo cual produce un efecto no deseado que es la iluminación no uniforme a lo largo de toda la muestra. Dado que el algoritmo de segmentación por umbral de histograma utiliza los niveles de iluminación de cada pixel para determinar estadísticamente si corresponden a fondo o a objeto, es fundamental que la iluminación esté estandarizada. Es por esto que en las etapas de preparación de la imagen debieron hacerse modificaciones, previo a la segmentación, para poder compensar los cambios de la iluminación.

- 1. Mejora:** Dado que la imagen contenía un parte del entorno del recinto de muestreo, lo que podemos llamar “borde de la imagen no deseado”, el primer paso consistió en determinar una región de interés (ROI) la cual se procedió a recortar de la imagen siendo ésta la única porción que se tomaba en consideración en las subsiguientes operaciones. Luego, pensando en que esto pueda llevarse a futuro a un entorno de procesamiento embebido se buscó reducir las operaciones matemáticas de transformación del espacio de color, que han demostrado no ser tan indispensables y se procedió a trabajar únicamente con el plano azul (B) del espacio de color RGB. Para mejorar el contraste entre los objetos a segmentar, se realizó un realce de histograma utilizando la función potencia de x (10^x) presentada en el apartado 4.1.3. El coeficiente utilizado fue $x = 1,5$.
- 2. Binarización y preparación:** El proceso de segmentación, como hemos mencionado en la introducción de este apartado, se ve afectado por el efecto de iluminación no uniforme, lo cual produce un halo de iluminación que presenta un decaimiento de la

luminancia media hacia uno de los lados. A los fines de mostrar este efecto, en la Figura 55 (A) se presentan sucesivas áreas rectangulares enmarcadas en diferentes colores a cada una de las cuales se les aplicó un análisis de histograma Figura 55 (B), donde se aprecia que el mismo se va concentrando hacia los bins de menor luminancia, a medida que las áreas de análisis se acercan a la izquierda (lado oscuro).



(A)



(B)

FIGURA 55 - EFECTO DE SESGADO DE HISTOGRAMA POR LA ILUMINACIÓN NO UNIFORME. SE PRESENTAN LAS DIFERENTES ZONAS DE ANÁLISIS (A) Y SUS CORRESPONDIENTES HISTOGRAMAS SESGADOS (B) DE LA MUESTRA A6.

Diseño de la Estructura de PDI

Para poder compensar este efecto no deseado, previo al proceso de segmentación por umbral de histograma, se procedió a normalizar la iluminación haciendo una corrección de fondo. La solución propuesta fue la siguiente: primeramente, se extrae el plano de luminancia L del modelo HSL sobre el cual se calculó la luminancia media de la imagen. Luego, tomando cada columna de píxeles se obtiene la luminancia promedio de dicha columna y con el cociente entre ésta y el promedio global se calcula el coeficiente de ajuste para dicha columna de píxeles, por el cual se multiplica cada píxel de luminancia de esa columna para normalizarlo al nivel medio de la imagen. De esta manera se obtuvo una imagen con luminancia compensada la cual luego se utilizó para hacer la segmentación automática descrita en el apartado anterior por medio de la determinación del umbral óptimo de entropía. En la Figura 56 se presenta un comparativo de dos imágenes antes y después de la compensación de iluminación.

Las etapas posteriores 3, 4 y 5 de “Enmascarado y supresión de palos”, “Binarización de hojas” y “Recuento de partículas y análisis estadístico de palos y hojas”, respectivamente, se corresponden con las desarrolladas en el apartado 4.3.2 por lo cual no se agrega una descripción aquí. Lo que sí vale aclarar es que se procesaron únicamente con el método de estimación volumétrica dado su mejor desempeño visto en el procesamiento de los lotes de la Tabla 5.



FIGURA 56 - RESULTADO DE APLICAR UNA COMPENSACIÓN PARA LA ILUMINACIÓN NO UNIFORME. IZQUIERDA: IMÁGENES SIN COMPENSAR. DERECHA: IMÁGENES COMPENSADAS. ARRIBA: MUESTRA C01-IMG1. ABAJO: MUESTRA C15-IMG1

4.3.4 DETECCIÓN DE DEFECTOS PARA PROCESAR LOS LOTES DE LA TABLA 8

Como se mencionó en secciones anteriores, el proceso de detección y segmentación de defectos no es un proceso sencillo, por lo cual se trabajó en la elaboración de un método adaptativo para lograr la correcta detección ante la diversidad de defectos. Este ajuste adaptativo de histograma se introdujo en el párrafo 4.2.2. Los resultados preliminares fueron satisfactorios, y eso llevó a desarrollar un procedimiento para el procesamiento de las imágenes que resultó en una combinación de dos líneas de procesamiento paralelas y que conjuntamente llevan al resultado de segmentación deseado. Al igual que para los casos de procesamiento en Yerba Mate, aquí se detallan las etapas de procesamiento utilizadas para lograr el objetivo, realizar la detección y segmentación de los defectos en las muestras de madera para cada uno de los diferentes lotes de imágenes que se tienen.

1. **Mejora:** El primer paso consiste en simplemente separar el plano R del espacio RGB para su posterior procesamiento dado que se ha verificado que no hay ventaja significativa en utilizar otro espacio de color, tal como se mostró en la Figura 51. El resultado se aprecia en la Figura 57.

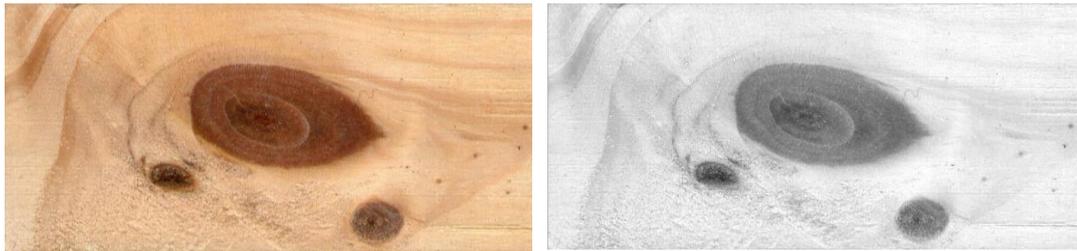


FIGURA 57 - RESULTADO DE EXTRAER EL PLANO R (DERECHA) DE LA MUESTRA A027

2. **Determinación del umbral de Inter-Varianza [138]:** Como se mencionó en el párrafo 4.2.2, para poder hacer el realce adaptativo de histograma según las ec. (1) y ec. (2), primeramente se debe obtener el umbral optimizado de segmentación por el método de Inter-Varianza r_{int} . El mismo se obtiene maximizando la expresión dada por la ec. (3). Otsu [138] introdujo este método estadístico de determinación del umbral de segmentación en forma automática pero sigue siendo utilizado hasta hoy en día dado su buen desempeño y bajo costo computacional como método de segmentación [139, 140].

$$\max \{ \sigma_B^2(r) \} = \max \left\{ \frac{[\mu_T \omega(r) - \mu(r)]^2}{\omega(r)[1 - \omega(r)]} \right\} \quad (3)$$

$$\text{siendo: } p(i) = \frac{h(i)}{\sum_{i=0}^{N-1} h(i)} \quad ; \quad \mu_T = \sum_{i=0}^{N-1} i \cdot p(i) \quad ; \quad \omega(r) = \sum_{i=0}^r p(i) \quad ; \quad \mu(r) = \sum_{i=0}^r i \cdot p(i)$$

3. **Realce adaptativo de histograma [87]:** Una vez determinado el umbral óptimo r_{int} , utilizando la ec. (2) obtenemos la potencia x que se utilizará para hacer el realce de contraste con el método Potencia de x descrito en la ec. (1). El valor de x es acotado al rango $1 \leq x \leq 5$ de manera que si el cálculo excede esos límites, el valor de x a tomar es el del límite correspondiente. Dado que el realce de histograma se obtiene tomando una potencia x que fue determinada a partir de las características estadísticas del histograma de la propia imagen, a este tipo de realce se lo denomina auto-adaptativo [141]. A partir de este punto, el procesamiento se realiza por dos caminos separados para luego combinar los resultados de ambos. El resultado se indica en la Figura 58.

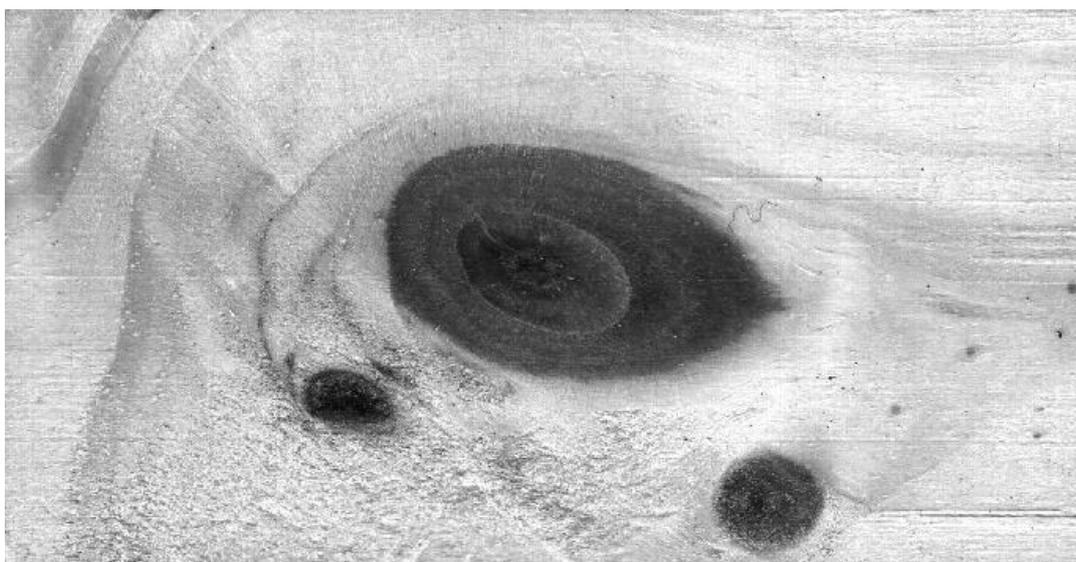


FIGURA 58 - REALCE ADAPTATIVO DE HISTOGRAMA EN LA MUESTRA A027 CON $x=1,95$.

4. **Segmentación por umbral de Entropía [136, 142]:** Por un lado se realiza una binarización de la imagen realzada resultante del paso 3, utilizando umbral óptimo de Entropía. Este método está basado en la teoría de la información y lo que busca es maximizar la entropía del objeto y el fondo, maximizando la ec. (4). Los subíndices b y w hacen referencia a black y white respectivamente denotando las entropías de los píxeles negros y blancos por separado. El resultado de la binarización se presenta en la Figura 59 donde se ha colorado los píxeles de objeto en color rojo y el fondo en color negro.

$$\max \{H_B(t) + H_W(t)\} = \max \left\{ -\sum_{i=0}^t p_b(i) \log_2 p_b(i) - \sum_{i=t+1}^{N-1} p_w(i) \log_2 p_w(i) \right\} \quad (4)$$

$$\text{siendo: } p_b(i) = \frac{h(i)}{\sum_{j=0}^t h(j)} \quad ; \quad p_w(i) = \frac{h(i)}{\sum_{j=t+1}^{N-1} h(j)}$$

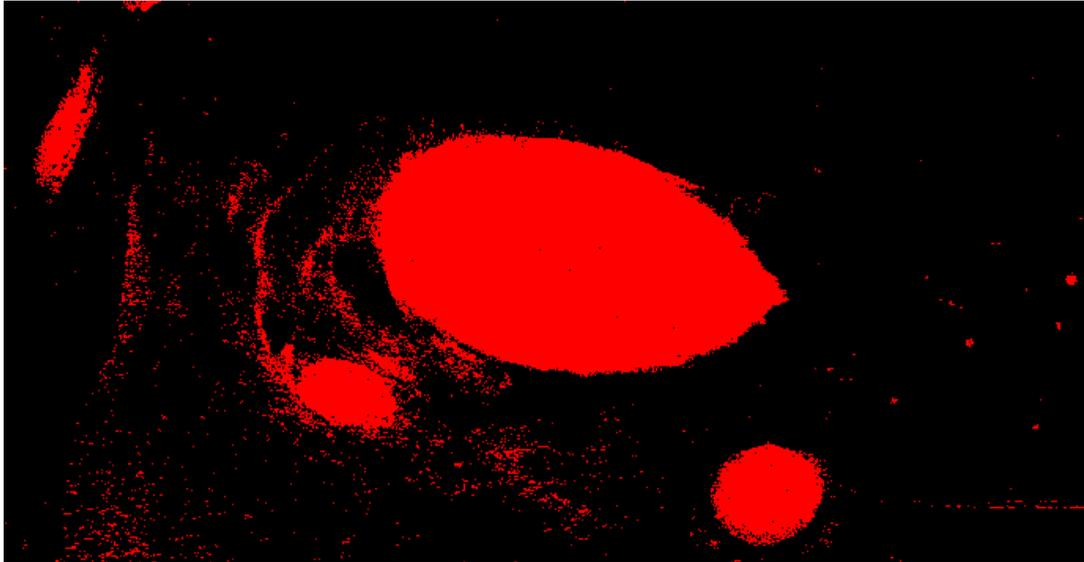


FIGURA 59 - SEGMENTACIÓN POR UMBRAL DE ENTROPÍA EN MUESTRA A027

- 5. Segmentación por umbral de Inter-Varianza [138]:** Por otro lado, sobre la imagen resultante del realce adaptativo de histograma del paso 3, se vuelve a calcular el umbral de Inter-varianza. El valor del umbral es diferente al obtenido en el paso 2, dado que ese valor depende de la estadística del histograma y el mismo se ha visto modificado por el realce adaptativo realizado en el paso 3. Con este umbral actualizado se realiza la segmentación de la imagen tomando los píxeles más oscuros como el objeto (defectos) y los más claros como parte del fondo (madera). Luego que se binariza, se colorea en rojo los píxeles pertenecientes a los defectos y en negro los que corresponden al fondo o madera sana. Ver Figura 60.

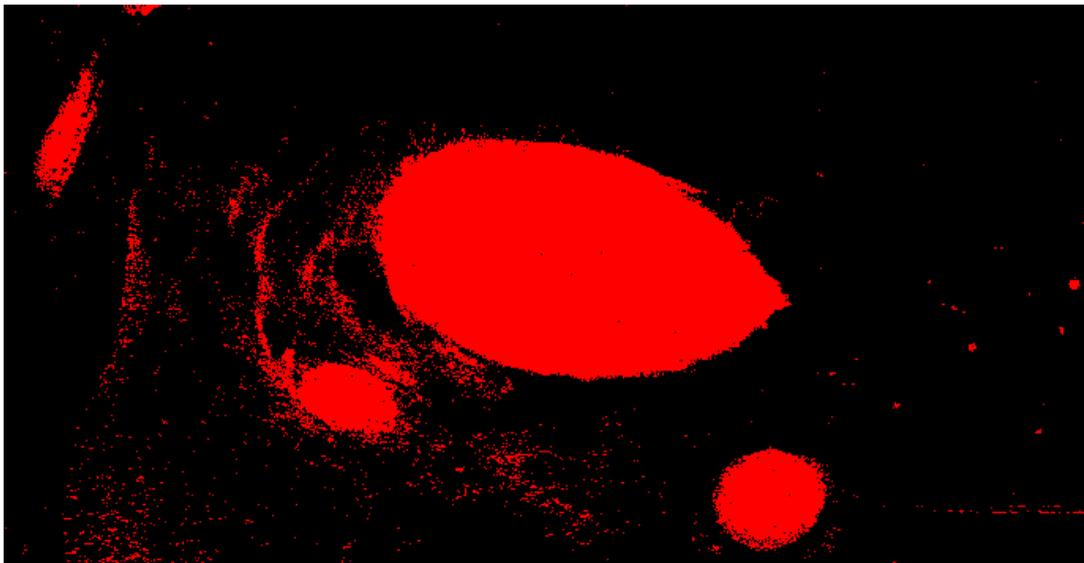


FIGURA 60 - SEGMENTACIÓN CON UMBRAL DE INTER-VARIANZA EN MUESTRA A027

- 6. Operación morfológica de Erosión:** En la Tabla 11 se mostró el listado de operaciones morfológicas implementadas juntamente con las operaciones lógicas que implican. Esta operación de erosión, busca reducir ruidos provenientes del

umbralizado de la imagen. A la imagen segmentada por umbral de Entropía se le aplicó una sola iteración de erosión con elemento estructurante: Matriz de unos de dimensión 3x3 (Figura 61 izquierda). A la imagen segmentada por umbral de Inter-Varianza se le aplicó una sola iteración de erosión con elemento estructurante: Matriz de unos de dimensión 7x7 (Figura 61 derecha).

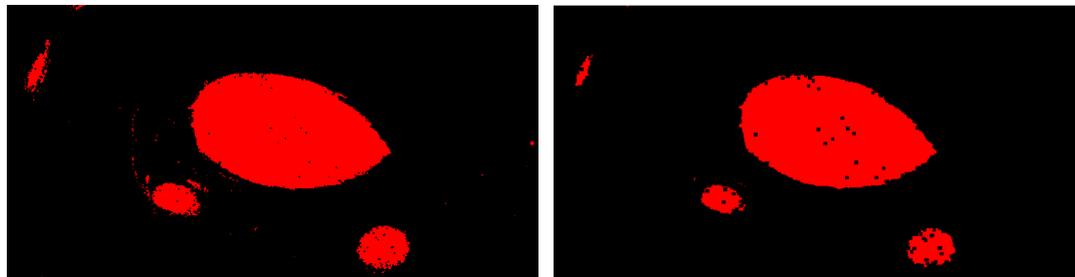


FIGURA 61 – OPERACIÓN MORFOLÓGICA DE EROSIÓN APLICADA SOBRE LA IMAGEN A027. ELEMENTO ESTRUCTURANTE DE 3x3 (IZQUIERDA) Y ELEMENTO ESTRUCTURANTE DE 7x7 (DERECHA).

- 7. Operación morfológica de Cierre:** Esta operación se aplicó solamente en la imagen erosionada proveniente de la segmentación por umbral de entropía. Para realizarlo se utilizó elemento estructurante: Matriz de unos de dimensión 7x7. El resultado de la operación de Cierre se observa en la Figura 62 y resulta evidente que los “orificios” que se veían en la Figura 61 izquierda, han sido rellenos por el operador de Cierre morfológico aplicado.

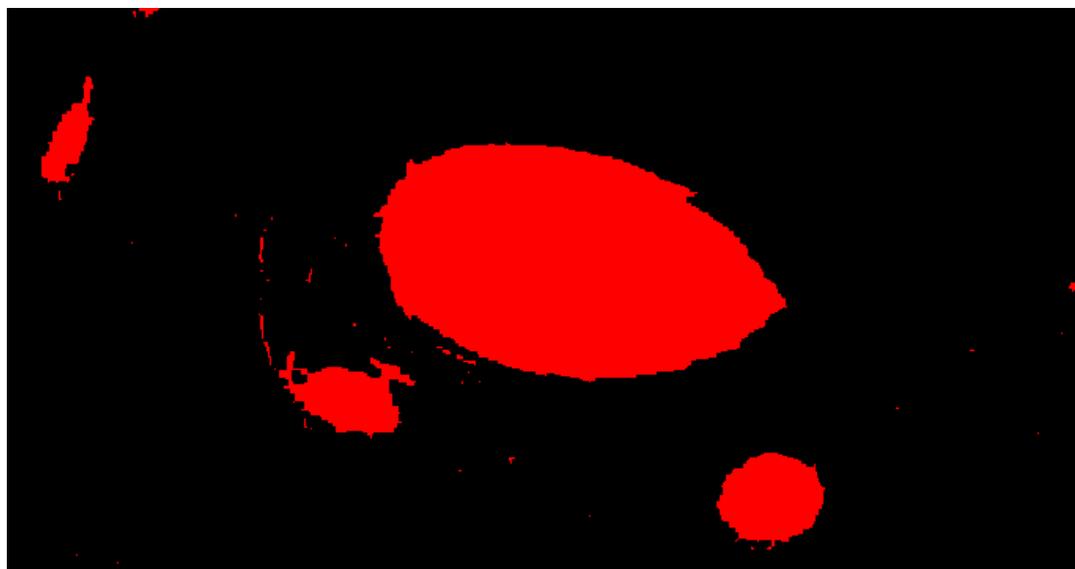


FIGURA 62 - OPERACIÓN MORFOLÓGICA CIERRE CON ELEMENTO ESTRUCTURANTE 7x7.

- 8. Operación morfológica de Eliminación de Partículas Pequeñas:** Para poder hacer la eliminación de las partículas más pequeñas se realiza una sucesión de erosiones con elemento estructurante: Matriz de unos de dimensión 3x3. Luego de un número de erosiones determinado se marcan las partículas que han quedado y se utiliza esta imagen como marcador de la imagen original de manera de quitar todas las partículas

que no resistieron a las erosiones. En el caso particular de la imagen vista en la Figura 62, proveniente de la operación de cierre mencionada en el paso 7, se le aplicaron 6 erosiones para hacer la evaluación de resistencia a la erosión y el resultado será utilizado más adelante como “imagen máscara” (Figura 63 izquierda). Por otro lado, a la imagen de la Figura 61 (derecha), se le aplicaron 10 erosiones para determinar las partículas que permanecen y las que son quitadas y como resultado se tiene la Figura 63 (derecha). Esta última imagen será utilizada más adelante como “imagen marcador”.

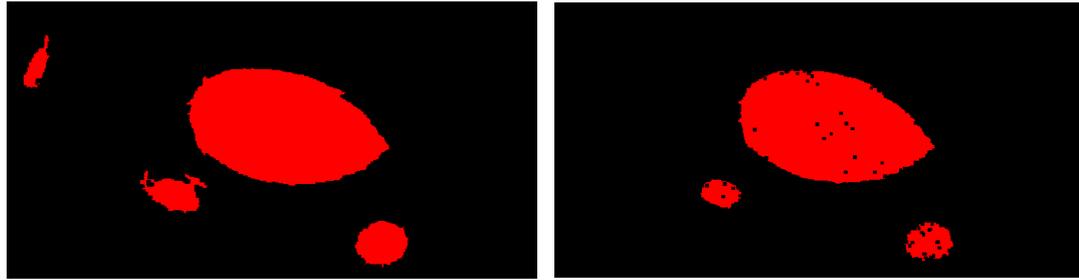


FIGURA 63 - EFECTO DE ELIMINACIÓN DE PARTÍCULAS PEQUEÑAS USANDO MORFOLOGÍA. IZQ.: APLICADA EN LA IMAGEN DE LA FIGURA 62 (6 ITERACIONES: MÁSCARA) DER.: APLICADA EN LA IMAGEN DERECHA DE LA FIGURA 61 (10 ITERACIONES: MARCADOR).

- 9. Combinación de resultados:** A fin de combinar los resultados lo que se realiza es una reconstrucción geodésica utilizando como marcador la imagen proveniente de la segmentación por umbral de Inter-Varianza y que ha sido erosionada según se menciona en el párrafo anterior conformando la imagen *marcador* para la reconstrucción (Figura 63 – Derecha). Esta reconstrucción geodésica se logra dilatando iterativamente la imagen *marcador* pero sin que la imagen resultante se salga fuera de las fronteras definidas por la imagen *máscara* (Figura 63 – Izquierda). El resultado para la muestra a027 se presenta en la Figura 64.



FIGURA 64 - RESULTADO DE APLICAR LA RECONSTRUCCIÓN GEODÉSICA BINARIA A LAS IMÁGENES DE LA FIGURA 63

10. Combinación lados A y C: El siguiente paso que resta es el de combinar los resultados de los lados A y C de la misma muestra los cuales se corresponden con los anversos y reversos respectivamente de la muestra en cuestión, tal como se presentó en la Figura 30. Este paso es necesario para poder determinar las cotas de corte, dado que la combinación de defectos de las caras principales serán las que definan las porciones de madera que deben retirarse de la pieza. Esta decisión no puede basarse en la información que proporciona únicamente uno de los lados, dado que los defectos suelen tener un cierto sesgo entre una cara y la opuesta debido a que el corte no suele ser perpendicular al defecto. Tal como se aprecia en la Figura 65, esta combinación de lados A y C puede realizarse por el camino de las imágenes de grises (G) o por el camino de las imágenes segmentadas (S). El camino de las imágenes de grises fue descartado porque se demostró que resulta ser muy costoso computacionalmente respecto del camino (S) dado que requiere operaciones de conversión del espacio de color que no son necesarias si todo se procesa en el plano binario [87].

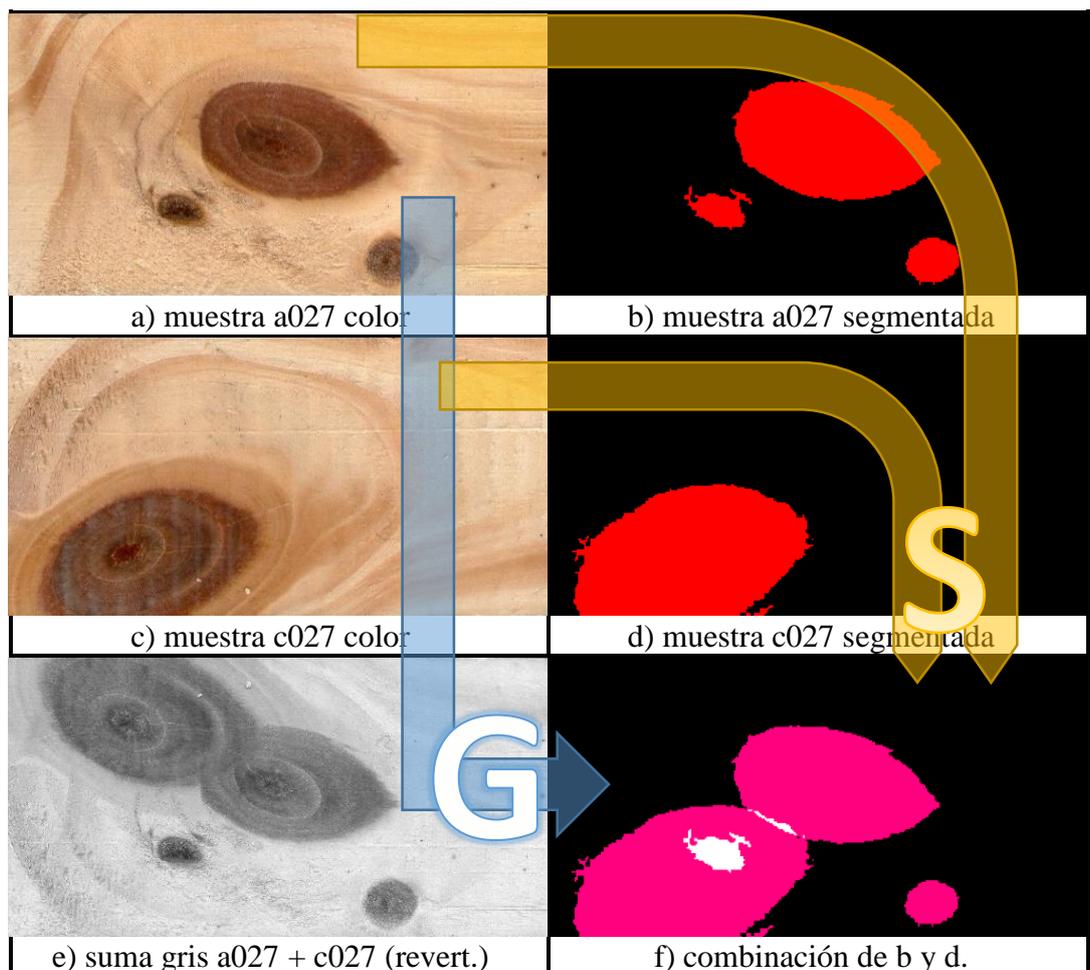


FIGURA 65 - COMBINACIÓN DE RESULTADOS DE LADOS A Y C PARA LA MUESTRA N° 027. LAS FIGURAS DE LA COLUMNA IZQUIERDA REPRESENTAN EL PROCESAMIENTO EN EL PLANO DE ESCALA DE GRISES (G) Y LA COLUMNA DERECHA MUESTRA LA COMBINACIÓN DE RESULTADOS EN EL PLANO BINARIO (S).

Si se comparan las imágenes e) y f) de la Figura 65, puede notarse que difieren en cuanto a la orientación de uno de los defectos. Esto se debe a que para conseguir la imagen e) se debió revertir la imagen c) previo a la realización de la *suma gris* de manera de que la imagen resultante sea una imagen que represente en una sola cara, la ubicación física de los defectos en ambas caras; esto es así dado que la imagen obtenida de la cara inferior (C) se encuentra revertida respecto al lado superior (A), tal como se detalló en la Figura 30. Dado que esta reversión no aporta información a la hora de determinar cotas laterales de corte, se decidió evitarla para reducir pasos de procesamiento por lo que el procedimiento final no realiza dicha reversión dando como resultado la imagen f). Vale aclarar que en el algoritmo se utilizan imágenes binarias por lo que no aparecen las figuras que han quedado superpuestas. En la imagen f) de la Figura 65 se asignó color rosado a los defectos que no presenta superposición entre caras y se coloreó en blanco las regiones solapadas. Esto se realizó simplemente a los fines de dicha crear la figura y no se implementó en el algoritmo final dado que no era necesario para el análisis de las cotas de corte.

11. Determinación de las cotas de corte: A fin de determinar el inicio y el fin de la falla, como primer paso se computa el promedio de valores del vector x_i para cada coordenada x_i de la imagen. Luego, dentro de ese vector resultante se busca la primera coordenada x_{min} que supera el umbral arbitrario de 0,1 (el cual corresponde al menos a 26 píxeles blancos) y luego se revierte el vector y se realiza la misma búsqueda para determinar la última coordenada la cual determina el valor de $x_{máx}$. Un gráfico de los valores promedios para el ejemplo de la muestra 027 se presenta en la Figura 66 en la cual se ha superpuesto la imagen y las cotas resultantes del análisis. Para ese caso particular los valores de las cotas son los siguientes: $x_{min} = 55$ y $x_{máx} = 808$. Las cotas de corte se determinan a partir de estos valores considerándose un margen de seguridad, que en este caso se definió como de 50 píxeles. A partir de estos valores, puede calcularse un ahorro, de la madera que se quitó indebidamente en el procedimiento manual, en el cual no se contemplan los defectos de ambos lados, sino que normalmente centran el defecto en una de las caras y cortan con un margen de seguridad para ambos lados de manera de incluir cualquier desviación del defecto en la cara posterior. Este ahorro de madera $A\%$ se computa según se indica en la ec. (5) donde el valor de L es el largo de la imagen en la coordenada x , y T es la tolerancia para el corte, ambos en píxeles.

$$A_{\%} = \frac{L - \Delta_{def}}{L} \cdot 100 = \frac{L - ((x_{m\acute{a}x} + T) - (x_{m\acute{i}n} - T))}{L} \cdot 100 \quad (5)$$

$$A_{\%} = \frac{L - (x_{m\acute{a}x} - x_{m\acute{i}n} + 2 \cdot T)}{L} \cdot 100$$

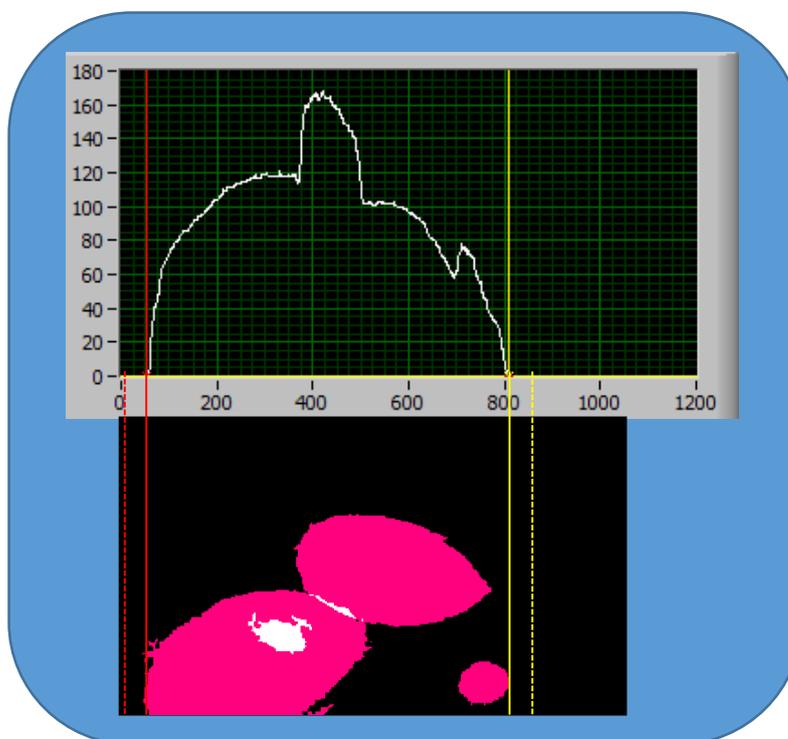


FIGURA 66 - REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL ALGORITMO QUE DETERMINA LAS COTAS DE CORTE. EN ESTE CASO PARA LA MUESTRA 027 EL MÍNIMO ES X=55 Y EL MÁXIMO ES X=808, LO CUAL REPRESENTA UN AHORRO DE 19,76 % DE MADERA EN DICHA MUESTRA.

4.4 SUMARIO

Si bien LabVIEW es un lenguaje de programación de extremadamente alto nivel, cuyo propósito es aumentar la productividad de sus usuarios, el hecho de que sea icónico, intuitivo y gráfico, no le resta rendimiento dado que puede ejecutarse a casi la misma velocidad que los lenguajes de programación de niveles inferiores como FORTRAN, C y C++, dado que al ejecutarse se compila directamente a código de máquina [143]. Es por esto que ha sido utilizado tanto para el desarrollo de las herramientas, como para el procesamiento preliminar, y la implementación definitiva de los códigos.

En síntesis, en este cuarto capítulo se ha enumerado el listado de las herramientas de procesamiento de imágenes creadas para explorar los beneficios de cada uno de los algoritmos, se ha propuesto una estructura de procesamiento para cada una de las aplicaciones previstas en esta tesis y se han planteado soluciones técnicas a las problemáticas encontradas con cada una de las implementaciones, como ser, la iluminación no uniforme en el caso de la captura con cámara celular y la definición de cotas de corte para el caso de la detección de defectos en tablas de pino.

CAPÍTULO 5 - IMPLEMENTACIÓN EN ARQUITECTURAS MULTINÚCLEO

El uso del paralelismo en el procesamiento de datos busca derribar las limitaciones físicas del cómputo mono-procesador logrando así aumentar la velocidad de cálculos globales. A pesar del continuo crecimiento de la performance de los procesadores individuales, a finales de los 90 los desarrolladores de hardware se encontraron que las limitaciones de las leyes físicas de la velocidad de luz y la termodinámica hacían que cada vez sea más difícil poder quebrar la barrera de los logros anteriores a la tasa predicha por la ley de Moore. El principal problema radica en que el incremento de consumo de potencia crece a una tasa mayor que el incremento de la frecuencia, lo cual lo hace insostenible en el tiempo [144]. Esto dio lugar a la entrada de los procesadores multinúcleo ampliamente difundidos actualmente. El concepto que rige este cambio de paradigma respecto de la fabricación de hardware radica en que hay tres modos en los cuales se puede mejorar la performance:

- Aumentando la velocidad de procesamiento.
- Optimizando los algoritmos.
- Aumentando la cantidad de procesadores.

Habiendo alcanzado un límite de viabilidad en cuanto a la velocidad de procesamiento, ya sea por las altas temperaturas de juntura como por los elevados consumos de energía, y siendo que ya se venía trabajando en la optimización de algoritmos, el paso natural fue el de incrementar la cantidad de procesadores. Si bien esta tecnología multinúcleo no fue incorporada por las principales marcas fabricantes de microprocesadores, como ser AMD® e Intel®, sino hasta finales de la década del 90, ya una década antes Inmos de SGS-Thomson® fue pionera en el desarrollo de circuitos integrados para procesamiento paralelo con la presentación de lo que denominaron *transputer* (transistor – computador)[145]. Es así que a fines de 1990 Virk, et al. [63] publicaron un artículo sobre la implementación de un sistema de procesamiento de imágenes basado en un arreglo de cuatro *transputer* aprovechando la simplicidad de implementación de algoritmos altamente paralelizables, como lo es el cómputo intensivo de tareas en procesamiento digital de imágenes. A pesar de la ventaja que representaba este hardware en cuanto al procesamiento paralelo, la necesidad de un cambio de paradigma respecto de la programación secuencial, llevó a que los programadores no hicieran un uso masivo de esta tecnología en la época en que fue presentada. Podemos concluir que el avance tecnológico del hardware de procesamiento paralelo masivo estuvo adelantado para su época pero sentó las bases de lo que conocemos hoy en día como procesamiento paralelo multinúcleo [146]. Recientemente, algunos autores

han trabajado en la implementación de los conceptos básicos del *transputer* haciendo uso de las herramientas de hardware que presenta el Estado del Arte actual por medio de las FPGA [147, 148].

La incorporación de procesamiento paralelo multinúcleo, a diferencia de las otras dos formas para la mejora del rendimiento, como lo son el aumento de la velocidad de reloj y la reducción del tiempo de cálculo con la optimización de los algoritmos, trae aparejada una dificultad adicional en la distribución de tareas, semaforización para el acceso a los recursos y mayor uso de memoria, lo cual repercute en un aumento del encabezado del programa y la necesidad de incorporación de código de control y coordinación de recursos [149]. Esto hace que la mayoría de las veces las mejoras en cuanto al rendimiento de un código ejecutándose en plataformas multiprocesador, no sea necesariamente lineal con la cantidad de procesadores utilizados. Esta mejora del rendimiento se la denomina Speedup (S), y se corresponde con un valor entre cero y la cantidad de procesadores, lo cual representa el límite teórico de mejora de rendimiento (lineal con la cantidad procesadores). Liu y Gao [150], reportaron en 2010 una mejora de rendimiento muy próxima a la linealidad en la implementación paralela en OpenMP de un algoritmo de interpolación cúbica por convolución, sin embargo muchas de los códigos de procesamiento cuentan con una parte secuencial que no puede ser reducida lo cual limita el valor del S a un valor sublineal. En este sentido, la Ley de Amdahl introducida en 1967 por Eugene Amdahl, establece que en la mayoría de los programas contienen un 25 % del código que debe ejecutarse en forma secuencial a lo cual se adiciona un 10 % necesario para el encabezado encargado de coordinar las tareas de los procesos paralelos, el cual se incrementa a medida que aumenta la cantidad de procesadores paralelos. Esto hace que la mayoría de los procesos puedan llegar a paralelizar un 65 % de su código [151]. En su publicación original, Amdahl no presentó una ecuación que represente su ley pero del texto se puede deducir la ec. (6). Dicha ecuación está planteada en términos de la reducción del tiempo de ejecución en función de una mejora introducida en el procesamiento. Esa mejora puede deberse a una optimización del algoritmo o a la incorporación de procesamiento paralelo.

$$T_m = T_a \left((1 - F_m) + \frac{F_m}{A_m} \right) \quad (6)$$

siendo:

F_m = fracción del tiempo que se utiliza el subsistema mejorado

A_m = factor de mejora que se introdujo en el subsistema

T_a = tiempo de ejecución original

T_m = tiempo de ejecución mejorado

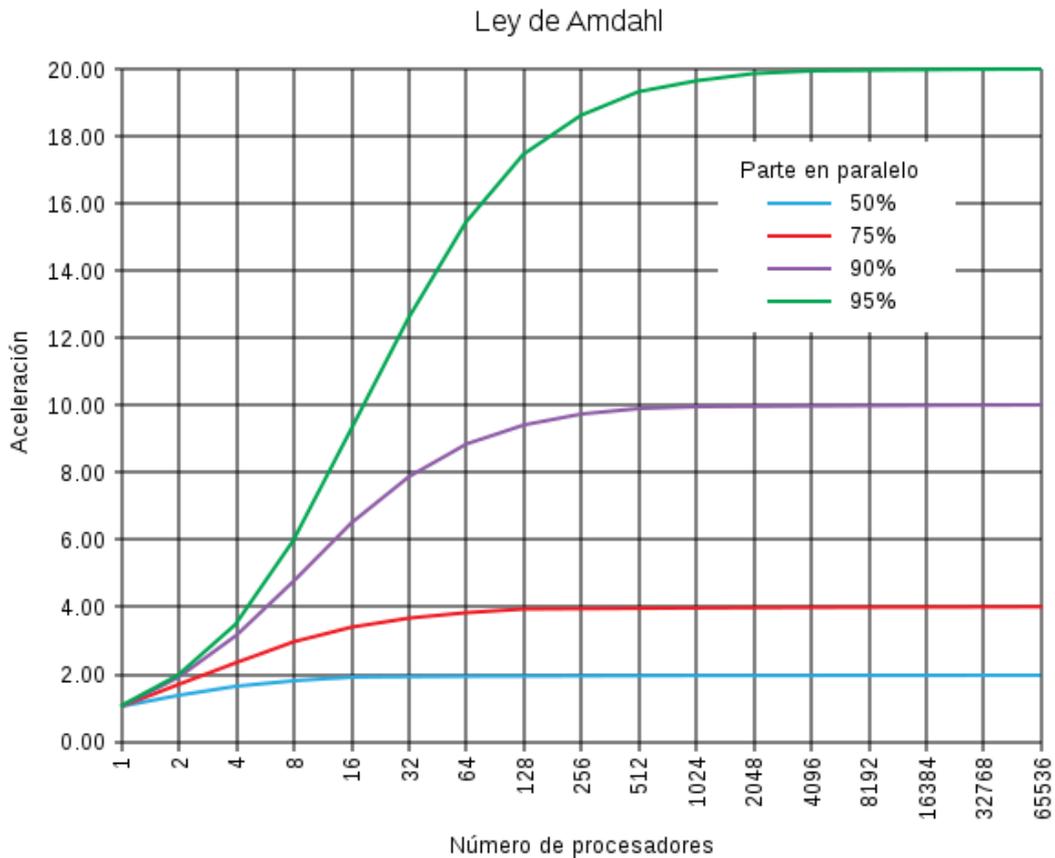


FIGURA 67 - REPRESENTACIÓN DE LA LEY DE AMDAHL PARAMETRIZADO EN $T_p\%$ SEGÚN EC. (8) [152]

Analizando la ec. (6), e introduciendo el concepto de mejora de velocidad S definida por la ec. (7), podemos ver que la existencia de una fracción de código de ejecución secuencial establece una saturación en la mejora de velocidad, sin importar si se sigue aumentando la velocidad de procesamiento de la fracción de código paralelizable. Esto puede observarse en la Figura 67 donde se aprecia que la aceleración de procesamiento se satura en un valor definido por la ec. (8).

$$\left. \begin{aligned}
 S &= \frac{T_a}{T_m} = \frac{T_a}{T_a - T_a \cdot F_m + \frac{T_a \cdot F_m}{A_m}} \\
 T_s &= T_a - T_a \cdot F_m \\
 T_a &= T_s + T_p \Rightarrow T_p = T_a \cdot F_m
 \end{aligned} \right\} \Rightarrow \boxed{S = \frac{T_a}{T_s + \frac{T_p}{A_m}}} \quad (7)$$

$$S_{\max} = \lim_{A_m \rightarrow \infty} \left(\frac{T_a}{T_s + \frac{T_p}{A_m}} \right) = \boxed{S_{\max} = \frac{T_a}{T_s}} \quad \left. \vphantom{S_{\max}} \right\} \Rightarrow \boxed{S_{\max} = \frac{1}{1 - T_p \%}} \quad (8)$$

$$T_a = T_s + T_p \Rightarrow 1 = \frac{T_s}{T_a} + \frac{T_p}{T_a} \Rightarrow T_s = T_a \left(1 - \frac{T_p}{T_a} \right) \quad \left. \vphantom{T_s} \right\}$$

siendo:

T_s = tiempo de ejecución de la porción secuencial del código

T_p = tiempo de ejecución de la porción paralelizable del código

$T_p \%$ = fracción del tiempo total que puede ser paralelizable

S_{\max} = Speed-up máximo teórico debido a la fracción de código secuencial

5.1 ARQUITECTURAS DE HARDWARE UTILIZADAS

Los algoritmos de procesamiento digital de imágenes para ambas líneas de investigación, yerba mate y madera, fueron inicialmente implementados en un computador portátil HP® de la línea DV9000z el cual contaba con un procesador de dos núcleos AMD® Athlon® II de 2.1 GHz de velocidad de reloj, una memoria RAM de 3 GB y una aceleradora gráfica NVIDIA® GeForce® Go 7600 con 256 MB de video dedicado. Posteriormente, con el fin de poder sacar provecho a la tecnología multi-núcleo, se emigró todo el desarrollo a una computadora personal de marca ASUS® modelo G74SX con procesador de cuatro núcleos Intel® Core™ i7-2960 Extreme con velocidad de reloj de 2,7 GHz, 12 GB de RAM y placa gráfica NVIDIA® GeForce® GTX 560M la cual cuenta con 3 GB de RAM de video dedicada con 192 núcleos CUDA® y 1,5 GHz de velocidad de reloj.

5.2 LENGUAJE UTILIZADO

El ideal del paradigma del paralelismo sería que podamos delegar la tarea de optimización del código secuencial y la reescritura en forma paralela, al compilador. Sin embargo todavía no resulta sencilla su implementación dado que requiere un alto nivel de abstracción en la interpretación del código secuencial que resulta difícil de automatizar [153]. Una forma de reducir la complejidad del problema es incorporar lo que se conoce como extensiones de lenguaje con anotaciones. Estas anotaciones consisten en directivas de alto nivel en las cuales se indica al compilador las potenciales regiones paralelizables. Un ejemplo bien conocido de extensiones con anotaciones es OpenMP [150, 154-157]. Una forma de obtener un control del paralelismo en un más bajo nivel de programación es con el uso de las interfaces de programación de aplicaciones (APIs) definidas específicamente para ejecución

paralela. Esto puede significar una mejora en el rendimiento siempre y cuando sean utilizadas de manera apropiada. Alguno de los entornos de los cuales se consiguen APIs específica para procesamiento paralelo son Matlab® (pMatlab MPI y PCT), nVidia® (CUDA), AMD® (ATI Stream) y Khronos (OpenCL), siendo este último un estándar para procesamiento paralelo heterogéneo (multiplataforma) en un entorno de código abierto. También existe una aproximación de más alto nivel la cual utiliza programación paralela basada en modelos. Este tipo de programación lo encontramos en entornos mayormente de simulación como lo son el Simulink de MathWorks®, o el LabVIEW® de National Instruments el cual implementa un modelo de flujo de datos (SDF), en lo que denomina su lenguaje de programación G.

El concepto principal de la programación por flujo de datos que implementa el código de LabVIEW® es que divide el programa en nodos, cada uno de los cuales está disponible para ejecutarse a partir del momento en que los datos de entrada estén disponibles. Esta arquitectura intrínseca de LabVIEW y su lenguaje de programación gráfica G por diagrama de flujo, lo torna muy importante para las aplicaciones de cómputo científico dado que ayuda a los investigadores y científicos que no cuentan con un conocimiento elevado de programación, a desarrollar aplicaciones sofisticadas y de cómputo intensivas tomando ventajas de la programación paralela, y del hardware paralelo sin necesidad de contar con un conocimiento de los detalles a nivel de código de máquina y/o hardware específico [158]. Debido a la naturaleza gráfica del lenguaje G, el paralelismo de procesos y/o tareas resulta visualmente evidente, a diferencia de los lenguajes de programación basados en texto en los cuales resulta difícil visualizar porciones de código que puedan separarse en hilo de ejecución diferentes, debido a la naturaleza inherentemente secuencial del lenguaje de programación textual. En este sentido, el compilador de LabVIEW puede generar automáticamente hilos de procesamiento paralelo basándose en el flujo de datos explícitos en el diagrama tal como puede apreciarse en la Figura 68. Incluso cuando el paralelismo no sea tan evidente, analizando las dependencias de datos el compilador genera una cola de ejecución que luego puede distribuir en los distintos hilos de ejecución que tenga disponible el sistema los cuales dependen directamente del número de procesadores e hilos, y son asignados dinámicamente en cada ejecución del código (Figura 69).

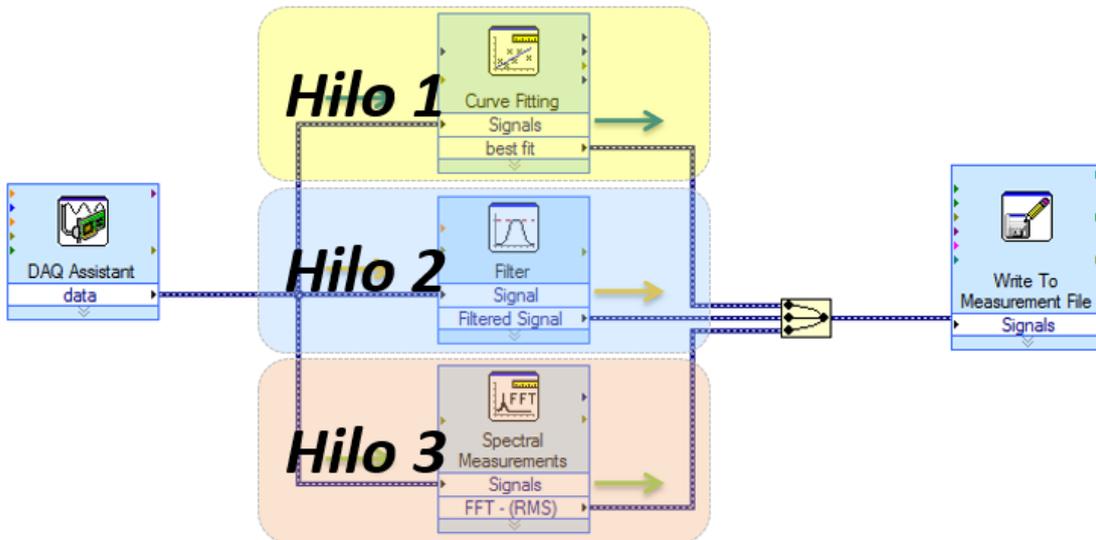


FIGURA 68 - PARALELISMO INHERENTE A LA PROGRAMACIÓN GRÁFICA CON CÓDIGO G [159]

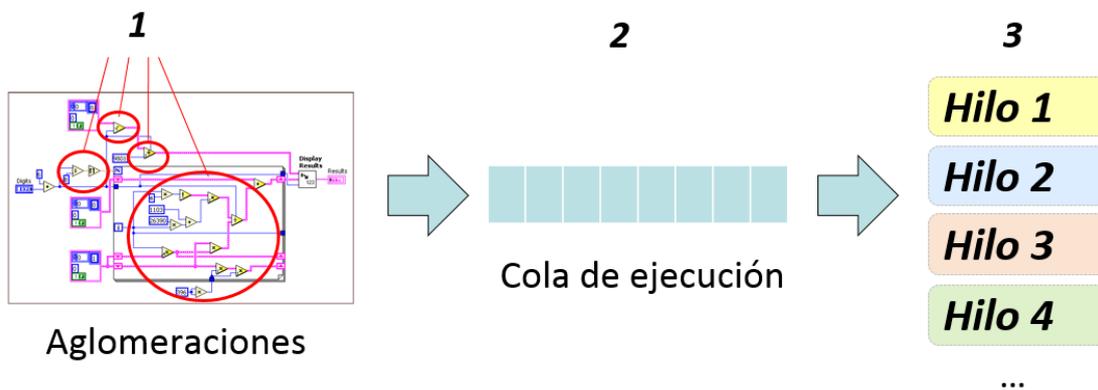


FIGURA 69 - ANÁLISIS DEL COMPILADOR DEL CÓDIGO G PARA EJECUCIÓN MULTI-HILO AUTOMÁTICA [160]

Adicionalmente al procesamiento multi-hilo automático, puede adicionarse un nivel más alto de determinismo en el procesamiento utilizando el paralelismo explícito con el cual se puede asignar una porción de código a un hilo de ejecución específico por medio de lo que en LabVIEW se denomina "*timed loop*".

En síntesis, lo expuesto hasta aquí respecto de las ventajas para procesamiento multi-hilo, sumado a la posibilidad de integrar librerías externas, vinculación con hardware específico de procesamiento de imágenes (GPU), la posibilidad de incluir código de otros lenguajes como ser scripts de Matlab y código C, las herramientas interactivas para el depurado de código y el hecho de que se trate de un lenguaje multiplataforma que permite compilar el mismo código tanto para Windows, Macintosh, Linux e incluso en plataformas de hardware específico tal como DSP, FPGA, entre otros, fueron los motivos por los cuales se decidió realizar el desarrollo dentro del entorno de programación de LabVIEW.

5.2.1 CODIFICACIÓN

A fin de obtener mejoras de rendimiento en la ejecución del código, no sólo se exploró el paralelismo de tareas a través del procesamiento multi-hilo o el encadenado de procesos (pipelining) sino que se aprovechó también el paralelismo de datos, el cual consiste en separar los datos de manera de realizar el mismo procesamiento en forma paralela en varios procesadores con diversos datos de entrada. Kim y Bond [161], cuando exploraron las tecnologías de software para procesamiento multi-núcleo, destacaron que es muy importante hacer uso de este tipo de paralelismo especialmente en los procesos en los cuales es necesario realizar el mismo cálculo y/o procesamiento en diferentes datos de entrada.

Debido a que la detección de defectos en la industria de la madera resulta ser un proceso en el cual es crítico el tiempo de procesamiento para hacer viable su implementación en tiempo real en línea producción, resultó ser ésta la aplicación en la cual, el estudio de tiempos y paralelismo del código de procesamiento, podría representar una mejora significativa, y es por eso que se trabajó en detalle para su implementación.

Para poder analizar rendimiento, basándonos en los enunciados de la ley de Amdahl y las ecuaciones que de ella derivan (6)-(8), es posible estimar la mejora de rendimiento máxima teórica de un código, haciendo un estudio de tiempos de las diferentes subrutinas separándolas en rutinas paralelizables y secuenciales. A fin de hacer este estudio se partió de la formulación del diagrama de flujo del código secuencial que cumple con el cometido y luego el análisis de tiempos de ejecución de cada parte, como así también la determinación de las porciones de código que pueden ser ejecutadas en forma paralela. Tomando como base la descripción del algoritmo de procesamiento descrita en el apartado 4.3.4, se construyó el diagrama de flujo de la Figura 70.

Ahora bien, el proceso de detección de defectos conceptualmente trata de la ejecución de un mismo procesamiento de detección (el descrito en la Figura 70) en ambas caras de la madera (lado a y lado c) para luego unir ambos resultados y con esa imagen resultante determinar las cotas de corte apropiadas. El diagrama de flujo que representa el proceso completo de detección de defectos en tablas de pino y la determinación de las cotas mínimas de corte se presenta simplificado en la Figura 71.

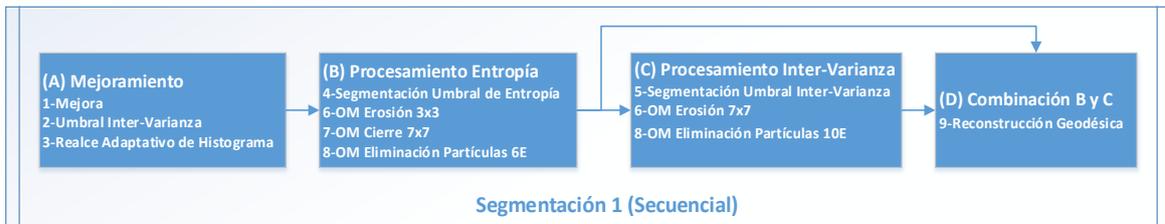


FIGURA 70 - ESTRUCTURA DE PROCESAMIENTO SECUENCIAL SEGÚN SE DESCRIBE EN EL 4.3.4. EN ADELANTE NO SE DETALLARÁN LOS BLOQUES SIN QUE SE UTILIZARÁ SOLAMENTE LOS TÍTULOS DE CADA ETAPA (A, B, C Y D).

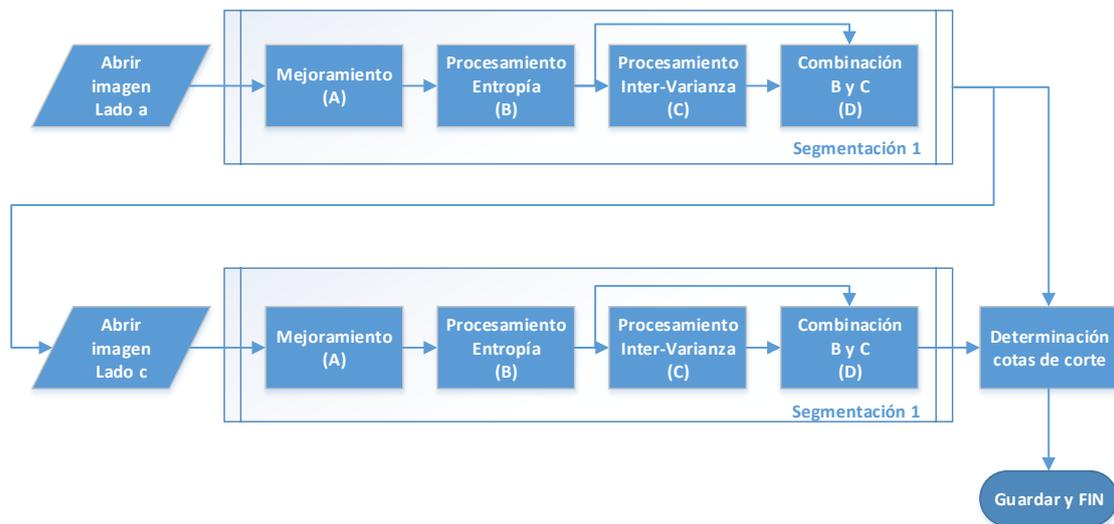


FIGURA 71 - PROCESO COMPLETO DE DETECCIÓN DE DEFECTOS Y DETERMINACIÓN DE COTAS DE CORTE

En este esquema de trabajo, resulta evidente la ejecución de tareas de procesamiento idénticas aplicadas a cada lado de la imagen pero donde no se ha aprovechado un posible paralelismo de datos en su implementación. Por otro lado, debido a que los bloques de procesamiento (B) y (C) de la

Figura 71 utilizan el resultado del proceso de Mejoramiento (A), ambos procesos pueden ejecutarse simultáneamente en dos hilos de ejecución independientes de manera que puede ser reescrito el núcleo de segmentación en la forma en que aparece en la Figura 72.

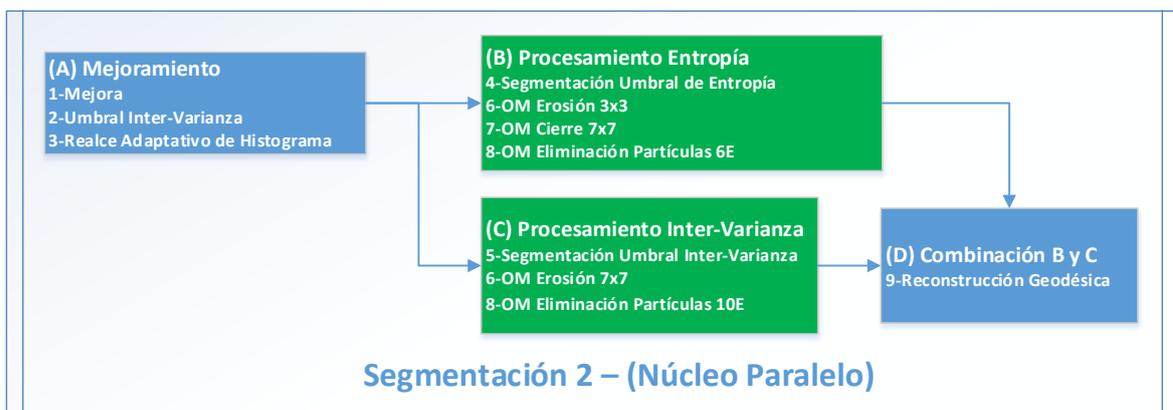


FIGURA 72 - NÚCLEO DE SEGMENTACIÓN DE DEFECTOS PARALELIZADO EN DOS HILOS INDEPENDIENTES (VERDE)

Implementación en Arquitecturas Multinúcleo

Teniendo en cuenta estos dos aspectos, se obtuvo el siguiente postulado representado en el esquema de procesamiento de la Figura 73, donde se evidencia la ventaja de la combinación del paralelismo de datos y el paralelismo de tareas en hilos independientes como una forma de paralelización global del proceso. Esta estructura puede ser bien implementada en un hardware de doble núcleo que admita procesamiento multi-hilo de manera de que puedan ejecutarse cuatro hilos de procesamiento en la etapa central de la segmentación (B y C).

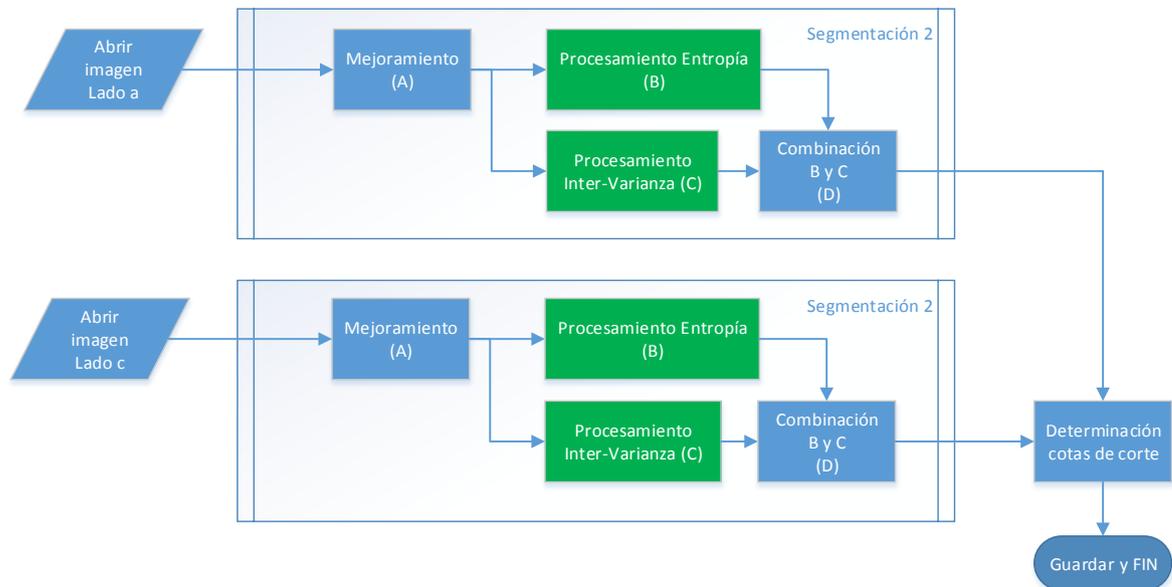


FIGURA 73 - PARALELISMO DE DATOS Y DE TAREAS COMO FORMA DE PARALELIZACIÓN GLOBAL

Dado que el hardware utilizado para la implementación tiene disponibles 4 núcleos multi-hilo, los cuales totalizan 8 hilos de procesamiento, se incorporó una rutina previa de separación de datos en pares e impares de manera de poder procesar de manera más eficiente con los 4 núcleos correspondientes a los lados a y c de muestras pares e impares.

A fin de poder evaluar el desempeño y comparar las mejoras introducidas con las variantes de procesamiento propuestas, hubo que hacer un estudio de tiempos de ejecución para cada una de las variantes de código propuestas. Para ello los códigos de procesamiento se separaron en dos partes, la primera de ellas determina el proceso de segmentación de los defectos y en la segunda parte se comparan ambos lados de la madera para determinar las cotas de corte óptimas. A los fines de los cálculos de tiempos, ambas partes se midieron en forma independiente. De esta manera se conformaron cuatro códigos diferentes, los cuales se ejecutaron y midieron sus correspondientes tiempos de ejecución. Estos resultados se presentan en la Tabla 13 y fueron publicados en el Congreso IEEE ARGENCON 2014 [87].

TABLA 13 - COMPARATIVA DE TIEMPOS DE PROCESAMIENTO DE LAS CUATRO ALTERNATIVAS DE CÓDIGO

Código Segmentación 1 (Secuencial) ejecutado en 4 núcleos sin Restricciones de ejecución en el Sistema Operativo				Código Segmentación 2 (Núcleo paralelo) ejecutado en 4 núcleos sin Restricciones de ejecución en el Sistema			
a*	a* (T1 a T4) [ms]	c* (T1 a T4) [ms]	c*	a*	a* (T1 a T4) [ms]	c* (T1 a T4) [ms]	c*
a001	36	41	c001	a001	37	41	c001
a002	45	45	c002	a002	39	40	c002
a003	27	27	c003	a003	23	32	c003
a004	45	45	c004	a004	41	39	c004
a005	33	32	c005	a005	27	24	c005
a006	23	22	c006	a006	17	17	c006
a007	44	41	c007	a007	39	37	c007
a008	50	47	c008	a008	42	42	c008
a009	51	53	c009	a009	44	45	c009
a010	41	41	c010	a010	36	35	c010
a011	46	20	c011	a011	39	15	c011
a012	45	46	c012	a012	39	44	c012
a013	42	43	c013	a013	36	41	c013
a014	51	50	c014	a014	44	51	c014
a015	46	47	c015	a015	44	45	c015
a016	63	64	c016	a016	55	59	c016
a017	46	49	c017	a017	35	41	c017
a018	46	48	c018	a018	45	42	c018
a019	41	40	c019	a019	36	34	c019
a020	32	34	c020	a020	27	27	c020
a021	37	38	c021	a021	32	33	c021
a022	29	28	c022	a022	23	23	c022
a023	74	70	c023	a023	72	66	c023
a024	36	37	c024	a024	29	33	c024
a025	36	32	c025	a025	31	29	c025
a026	27	29	c026	a026	25	25	c026
a027	33	32	c027	a027	27	26	c027
a028	37	34	c028	a028	31	31	c028
a029	42	42	c029	a029	36	38	c029
a030	61	60	c030	a030	51	58	c030
a031	65	64	c031	a031	57	58	c031
a032	64	62	c032	a032	60	53	c032
a033	57	55	c033	a033	48	50	c033
a034	38	36	c034	a034	32	32	c034
a035	38	39	c035	a035	33	31	c035
a036	41	40	c036	a036	34	33	c036
a037	39	41	c037	a037	37	33	c037
a038	46	47	c038	a038	42	40	c038
a039	45	45	c039	a039	38	42	c039
a040	30	32	c040	a040	26	28	c040
a041	33	34	c041	a041	32	33	c041
a042	36	34	c042	a042	31	30	c042
a043	52	51	c043	a043	45	50	c043
a044	25	23	c044	a044	18	19	c044
a045	32	33	c045	a045	27	27	c045
a046	34	32	c046	a046	26	25	c046
a047	26	26	c047	a047	20	20	c047
a048	21	19	c048	a048	18	16	c048
a049	21	19	c049	a049	17	16	c049
a050	21	23	c050	a050	16	18	c050
promedio a*	40,58	39,84	promedio c*	promedio a*	35,18	35,34	promedio c*
total a*	2029	1992	total c*	total a*	1759	1767	total c*
total cotas de corte [ms]		746		total cotas de corte [ms]		746	
tiempo total a + c [ms]		4767		tiempo total a + c [ms]		4272	
promedio a + c [ms]		47,67		promedio a + c [ms]		42,72	
total 2 núcleos paralelo [ms]		2248		total 4 núcleos paralelos [ms]		1722	
total cotas de corte [ms]		746		total cotas de corte [ms]		373	
tiempo total a + c [ms]		2994		tiempo total a + c [ms]		2095	
promedio a + c [ms]		29,94		promedio a + c [ms]		20,95	

Haciendo un estudio de la mejora en los tiempos de procesamiento obtenidos referidos al tiempo más alto que se corresponde con el código que implementa el diagrama de la Figura 71, se pueden obtener los *Speedup* correspondientes. Los tiempos y sus correspondientes mejoras de velocidad se grafican en la Figura 74.

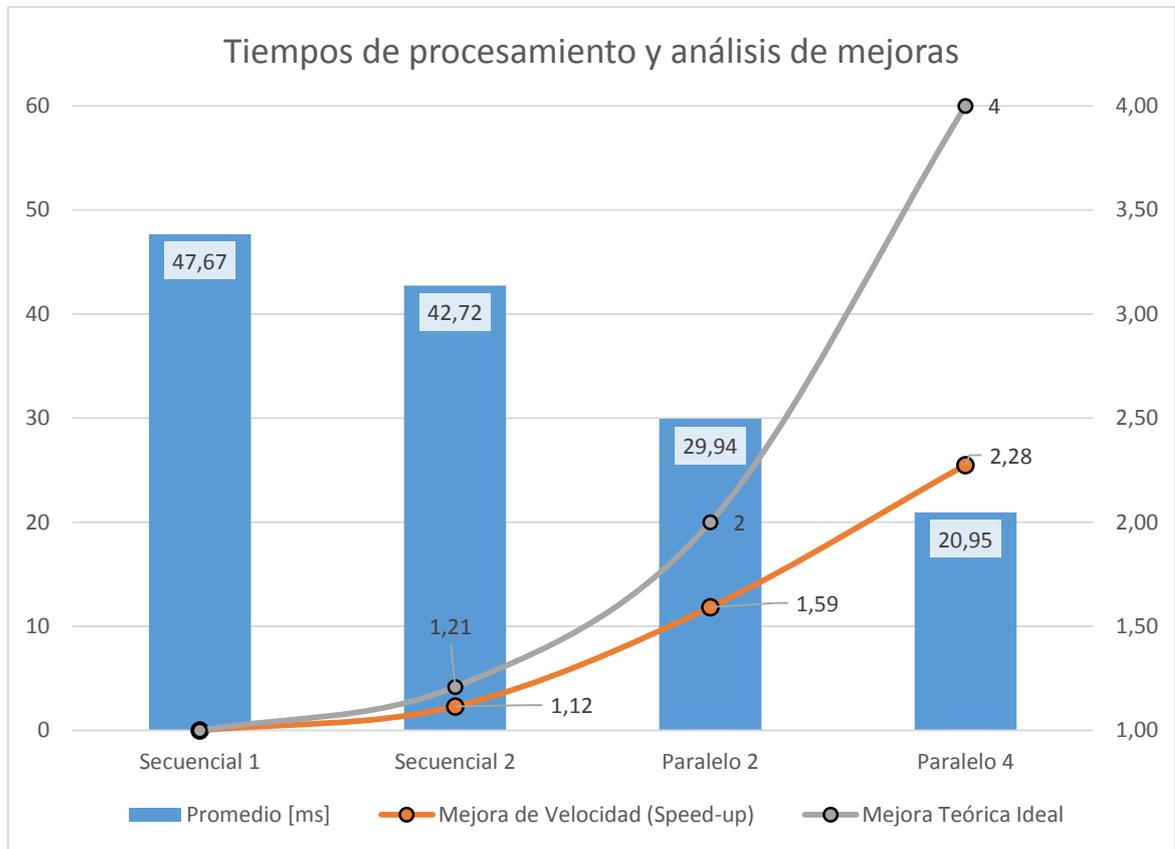


FIGURA 74 - TIEMPOS DE PROCESAMIENTO DE 4 IMPLEMENTACIONES Y MEJORA DE VELOCIDAD OBTENIDA [87]

Si bien la mejora de rendimiento con el procesamiento de cuatro núcleos resultó ser significativa, el coeficiente de aumento de velocidad obtenido para ese caso ($S_4 = 2,28$) distaba bastante de lo que podría haberse obtenido en el caso de una mejora lineal ($S = 4$). Un análisis posterior pormenorizado de los tiempos reveló que la mejora superlativa obtenida en este análisis estaba opacada por el hecho de que los tiempos de ejecución para el código denominado "Secuencial 1" habían sido reducidos por una ejecución multi-hilo determinada de manera automática por el sistema operativo y además no habían sido considerados los tiempos de escritura en disco de los resultados. Es así que se volvieron a diseñar los códigos de procesamiento imponiendo restricciones de ejecución al sistema operativo, obligando a que todo el código se ejecute en un mismo hilo. Con este fin, se procedió a dividir las tareas de procesamiento de la manera en que se indica en la Figura 75 y a partir de ella se construyó la tabla de cálculos para determinar la mejora máxima teórica $S_{máx}$ para cada una de las configuraciones de ejecución para lo cual se partió de las ecuaciones

que se derivan de la Ley de Amdahl y que fueron enumeradas anteriormente como ecuaciones (6)-(8).

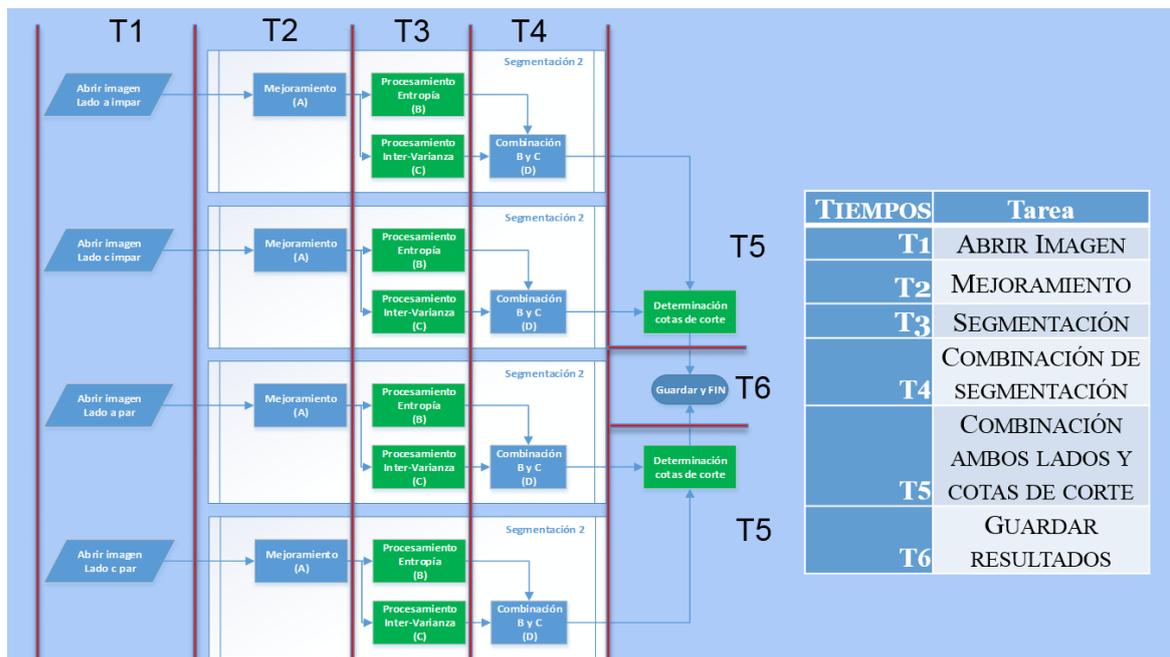


FIGURA 75 - DIVISIÓN DE TAREAS Y TIEMPOS PARA ANÁLISIS Y CÁLCULO DE RENDIMIENTO. EJEMPLO 4 CORES

Si bien el esquema de la Figura 75 está planteado para el caso del procesamiento en una plataforma de cuatro núcleos (ocho hilos), tomando como base la nomenclatura de tiempos utilizada fácilmente pueden describirse bajo la misma nomenclatura los tiempos de ejecución para las otras tres variantes de procesamiento. Comenzando por la alternativa de procesamiento secuencial con núcleo de procesamiento denominado "Segmentación 1", pudo formularse la ec. (9), la cual se tomará como base para la determinación de las mejoras de rendimiento, y que se denomina en la ec. (6) como tiempo anterior (T_a).

$$T_a = 2 \cdot (T_1 + T_2 + T_{3b} + T_{3c} + T_4) + T_5 + T_6 \quad (9)$$

siendo:

T_{3b} = tiempo de ejecución correspondiente al bloque (B) de procesamiento

T_{3c} = tiempo de ejecución correspondiente al bloque (C) de procesamiento

Trabajando algebraicamente con dicha expresión para el caso de la implementación del núcleo de procesamiento denominado "Segmentación 2", donde se han paralelizado las tareas de los bloques (B) y (C), se pueden definir los valores de la fracción de tiempo mejorado F_m y el coeficiente de mejora introducido A_m con los cuales se pudo calcular la mejora de rendimiento esperada s , la cual se presenta en la ec. (10). Dado que $T_{3b} > T_{3c}$ el tiempo que será preponderante en la ejecución paralela de dichas tareas será el T_{3b} .

$$\left. \begin{aligned} T_{m1} &= T_a \left[(1 - F_{m1}) + \frac{F_{m1}}{A_{m1}} \right] \\ F_{m1} &= \frac{2 \cdot (T_{3b} + T_{3c})}{T_a} \\ A_{m1} &= \frac{T_{3b} + T_{3c}}{T_{3b}} \end{aligned} \right\} \Rightarrow \begin{cases} T_{m1} = (T_a - F_m \cdot T_a) + \frac{F_{m1}}{A_{m1}} \cdot T_a = T_a - 2 \cdot (T_{3b} + T_{3c}) + 2 \cdot T_{3b} \\ T_{m1} = T_a - 2 \cdot T_{3c} \end{cases}$$

$$S_1 = \frac{T_a}{T_{m1}} \Rightarrow \boxed{S_1 = \frac{T_a}{T_a - 2 \cdot T_{3c}}} \quad (10)$$

Dado que la mejora de rendimiento es directamente la razón entre el tiempo sin mejorar y el tiempo mejorado (tal como lo muestra la ec. (10)), no remitiremos a determinar los diversos tiempos mejorados para cada una de las versiones del software en función de los tiempos definidos en la Figura 75.

$$\begin{aligned} T_a &= 2 \cdot (T_1 + T_2 + T_{3b} + T_{3c} + T_4) + T_5 + T_6 \\ T_{m1} &= 2 \cdot (T_1 + T_2 + T_{3b} + T_4) + T_5 + T_6 \\ T_{m2} &= T_1 + T_2 + T_{3b} + T_4 + T_5 + T_6 \\ T_{m4} &= \frac{T_{m2}}{2} \end{aligned} \quad (11)$$

Para poder obtener valores numéricos de estimación de tiempos, se incorporaron marcadores de tiempos en el código de ejecución secuencial. Luego se ejecutó el código y se registraron los valores de tiempos para 50 muestras (a001 – a050). Los resultantes de promediar dichos valores de tiempos fueron utilizados para el cálculo de las mejoras de rendimiento esperadas. Los valores obtenidos y sus correspondientes promedios se muestran en la Tabla 15. Evaluando con esos valores los tiempos mejorados planteados en ec. (11), y a partir de allí calculando las mejoras de rendimiento correspondientes, se llegó a los resultados de la Tabla 14 y la Figura 76.

TABLA 14 - MEJORAS DE RENDIMIENTO CALCULADAS Y TIEMPOS OBTENIDOS CON LA IMPLEMENTACIÓN

	Tiempo equivalente por muestra [ms]	cantidad de muestras	Tiempo total calculado [ms]	Mejora S calculada
Ta	115,36	50	5768	1
Tm1	103,04	50	5152	1,12
Tm2	63,96	50	3198	1,80
Tm4	31,98	50	1599	3,61
Tiempo medido	Hilo 1 [ms]	Hilo 2 [ms]	Hilo 3 [ms]	Hilo 4 [ms]
Tm4 p/hilo	1592	1548	1526	1517
Tm4 máximo	1592	Mejora S Obtenida:		3,62

TABLA 15 - PROMEDIADO DE TIEMPOS PARA ESTIMAR MEJORA DE RENDIMIENTO ESPERADA (SPEEDUP)

a*	T1 [ms]	T2 [ms]	T3b [ms]	T3c [ms]	T4 [ms]
a001	19	3	7	6	12
a002	24	3	8	7	11
a003	14	2	4	5	6
a004	23	3	8	6	11
a005	15	3	5	5	7
a006	9	2	5	5	6
a007	22	3	7	7	11
a008	24	3	9	8	11
a009	25	6	8	8	14
a010	20	4	7	6	10
a011	28	3	8	6	12
a012	22	3	7	6	12
a013	20	3	6	5	10
a014	24	4	10	9	12
a015	21	4	7	6	13
a016	32	6	11	9	17
a017	18	3	6	7	11
a018	22	3	7	6	11
a019	19	2	6	5	9
a020	15	2	4	4	7
a021	17	2	7	6	8
a022	16	2	5	3	7
a023	34	6	13	13	19
a024	15	3	6	6	9
a025	17	2	5	4	9
a026	12	2	4	3	7
a027	15	2	4	5	7
a028	16	2	5	5	8
a029	19	3	5	6	10
a030	29	5	9	9	15
a031	30	6	9	9	16
a032	29	6	10	22	17
a033	25	5	10	7	16
a034	18	3	5	6	8
a035	18	2	7	6	9
a036	19	3	6	6	9
a037	19	3	7	4	10
a038	22	4	31	8	12
a039	21	3	6	6	12
a040	13	2	3	4	7
a041	15	2	16	6	8
a042	16	3	5	6	8
a043	24	3	9	8	12
a044	11	1	4	3	5
a045	15	2	4	5	7
a046	15	2	5	5	7
a047	11	2	3	3	6
a048	9	2	3	2	5
a049	10	1	3	3	5
a050	8	2	4	3	5
promedios [ms]	19,08	3,02	7,06	6,16	9,92
valores adoptados	T1	19,08			
	T2	3,02			
	T3b	7,06			
	T 3c	6,16			
	T4	9,92			
	T5	14,92			
	T6	9,96			

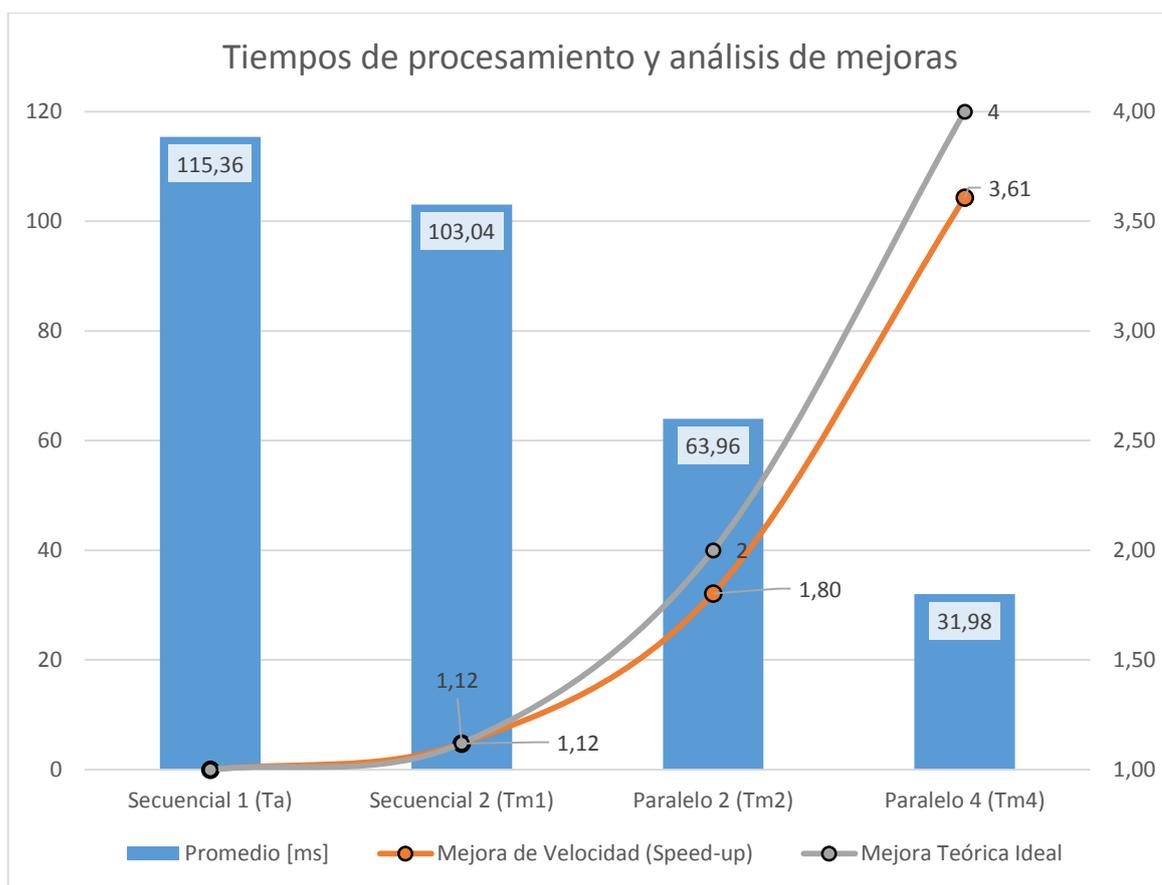


FIGURA 76 - TIEMPOS DE PROCESAMIENTO DE LAS 4 IMPLEMENTACIONES. SE DETALLAN TIEMPOS DE IMPLEMENTACIÓN Y MEJORA DE VELOCIDAD OBTENIDA RESPECTO DE LA EJECUCIÓN SECUENCIAL EN UN SOLO HILO EJECUTADA CON RESTRICCIONES EN EL S.O.

Resulta notoria la similitud entre los tiempos de procesamiento calculados para la implementación en cuatro núcleos (1599 ms) y los resultados de las mediciones obtenidas luego de la ejecución del código en los cuatro hilos de procesamiento paralelo, siendo el hilo número uno el que más demoró en la ejecución, completándola en 1592 ms, 7 ms antes de lo previsto por el cálculo.

Un detalle de las trazas de ejecución con la cual fueron procesadas cada una de las muestras, tanto de lado “a” como del lado “c”, se presenta en sendos gráficos de la Figura 77 y Figura 78, donde se deja evidencia del orden de ejecución en cada procesador, como así también tiempos de inicio, fin y duración del procesamiento de cada imagen de dichos lotes.

Por último, teniendo en cuenta que parte del código que se ejecuta en cuatro núcleos siguiendo el esquema de la Figura 75, se ejecuta cada dos muestras (tiempos denominados t_s y t_e), era de esperar que todavía quedara algo por explotar en términos de rendimiento del código en esta parte. Es por esto que se procedió a recodificar parte del código denominado de procesamiento “Secuencial 2” que ya presentaba una mejora de rendimiento respecto del “Secuencial 1” ($S = 1,12$), y tomándolo como base se incorporó el doble paralelismo de datos separando por lados “a” y “c”, y a su vez cada lado en muestra par e

impar, lo cual desde el punto de vista teórico representaría una mejora de rendimiento súper lineal (para este caso $S > 4$) tomando como base la tecnología Hyperthreading que presentan los procesadores Intel i7. Específicamente el cálculo para este nuevo rendimiento súper lineal se obtiene multiplicando por cuatro el rendimiento mejorado:

$$S_4 = S_1 \cdot 4 = 1,12 \cdot 4 \Rightarrow S_4 = 4,48$$

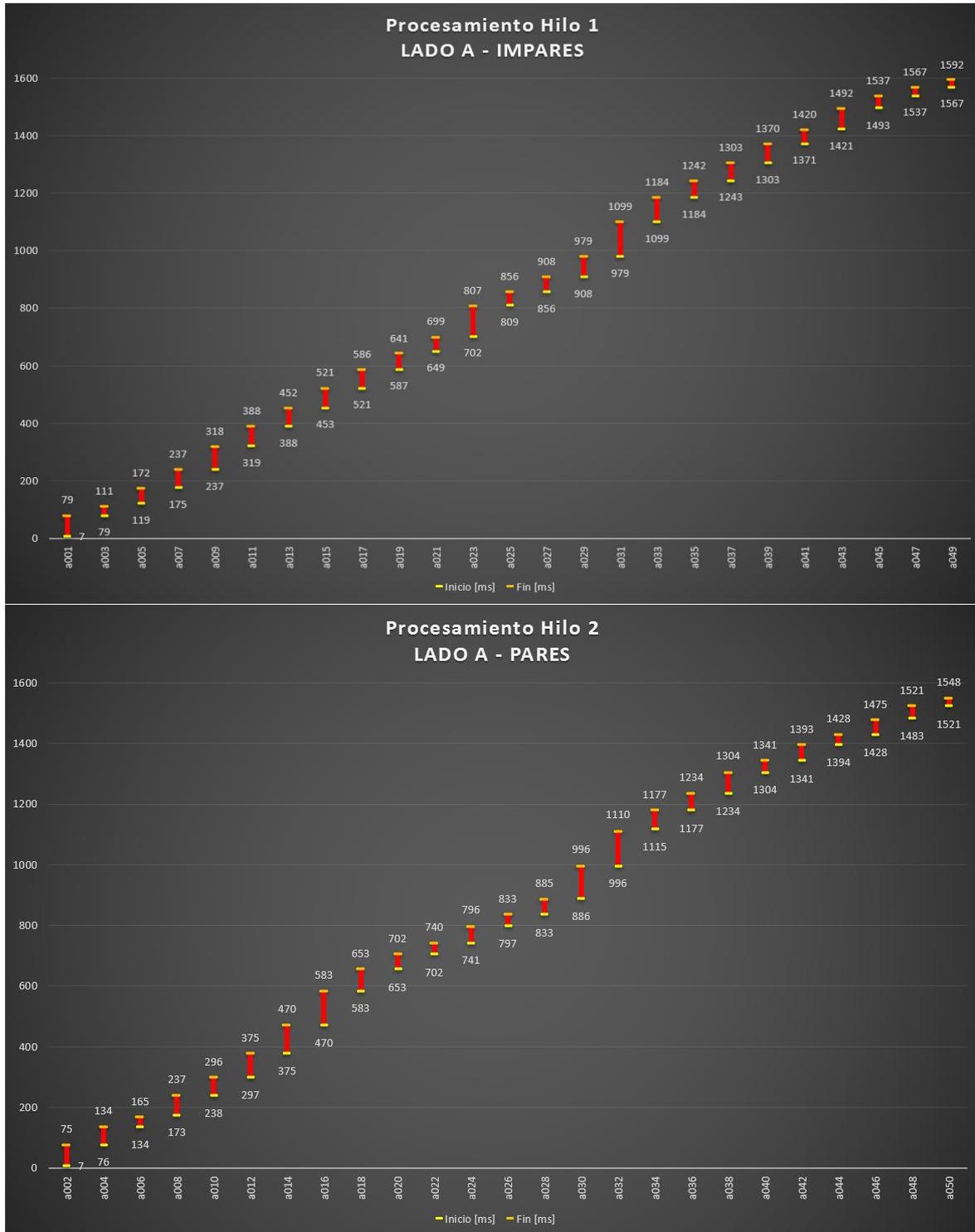


FIGURA 77 - CRONOLOGÍA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DEL LADO “A” SEPARADAS POR HILO DE EJECUCIÓN

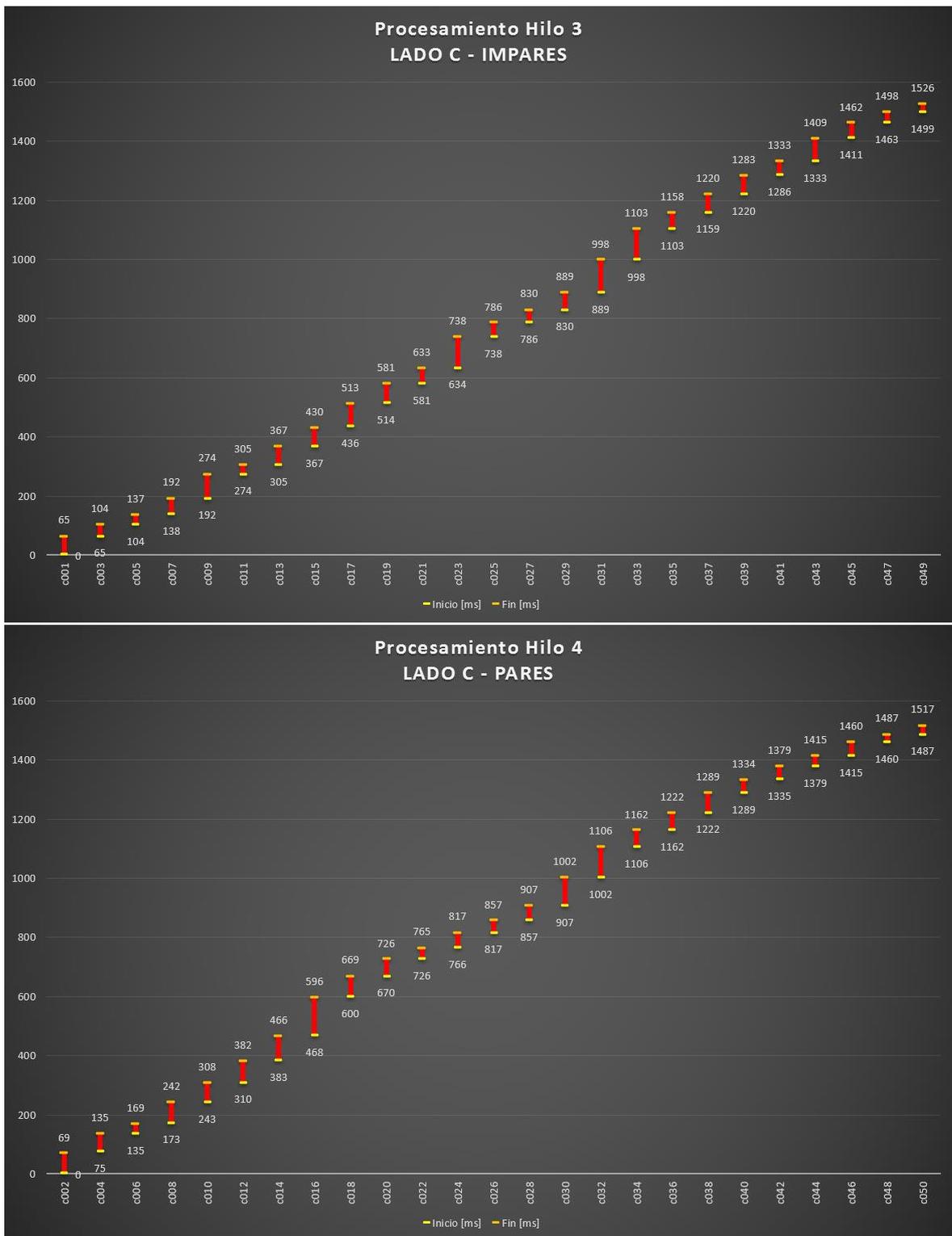


FIGURA 78 - CRONOLOGÍA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DEL LADO “C” SEPARADAS POR HILO DE EJECUCIÓN

Franchetti, et al. [162], manifestaron que no obtuvieron ningún beneficio en el uso del Hyperthreading en su implementación de la FFT argumentando que su implementación no aportaba al rendimiento en programas con alta densidad aritmética. Es así que el Speedup reportado por Franchetti, et al. [162] fue de aproximadamente 3x en la ejecución a 4 hilos

respecto de los tiempos de la ejecución en un solo hilo, similar al que presentaron You, et al. [163] los cuales obtuvieron 3,4x en similar implementación sobre procesador Intel i7.

En este contexto, en el que el Hyperthreading no había demostrado ser una alternativa favorable para la mejora de rendimiento en los trabajos mencionados, resultaba de sumo interés verificar si era posible obtener una mejora de rendimiento con esta técnica aplicada al procesamiento de imágenes, y mucho más aún si el Speedup obtenido en la práctica podría llegar a ser súper lineal. A fin de poder identificar cada uno de los resultados temporalmente, se adicionó a cada uno de ellos una etiqueta de tiempo, tal como se había hecho para presentar los resultados en forma gráfica en la Figura 77 y Figura 78. De esta manera se llegó a construir la cronología de tiempos de ejecución para cada uno de los hilos de trabajo, las cuales representan gráficamente la Figura 79 y Figura 80. Una síntesis de los resultados obtenidos comparados con los cálculos de rendimiento esperados se muestra a continuación en la Tabla 16. Cabe destacar que a diferencia de los datos presentados en la Tabla 14, donde los tiempos por hilo contemplaban el tiempo total de ejecución en cada hilo, en la Tabla 16 aparecen desglosados el tiempo de ejecución de la segmentación y el de determinación de cotas.

TABLA 16 - MEJORAS DE RENDIMIENTO CALCULADAS Y TIEMPOS OBTENIDOS CON EL USO DE HYPERTHREADING

	Tiempo equivalente por muestra [ms]	cantidad de muestras	Mejora S calculada	Tiempo total calculado [ms]
Ta	0	50	1	5768
Tm1	T5	50	1,12	5150
Tm2	51,52	50	2,24	2575
Tm4	25,76	50	4,48	1288
Tiempo medido	Hilo 1 [ms]	Hilo 2 [ms]	Hilo 3 [ms]	Hilo 4 [ms]
Tm4 p/hilo	1197	1200	1169	1072
T6		87		
Tm4 máximo	1287	Mejora S Obtenida:		4,48

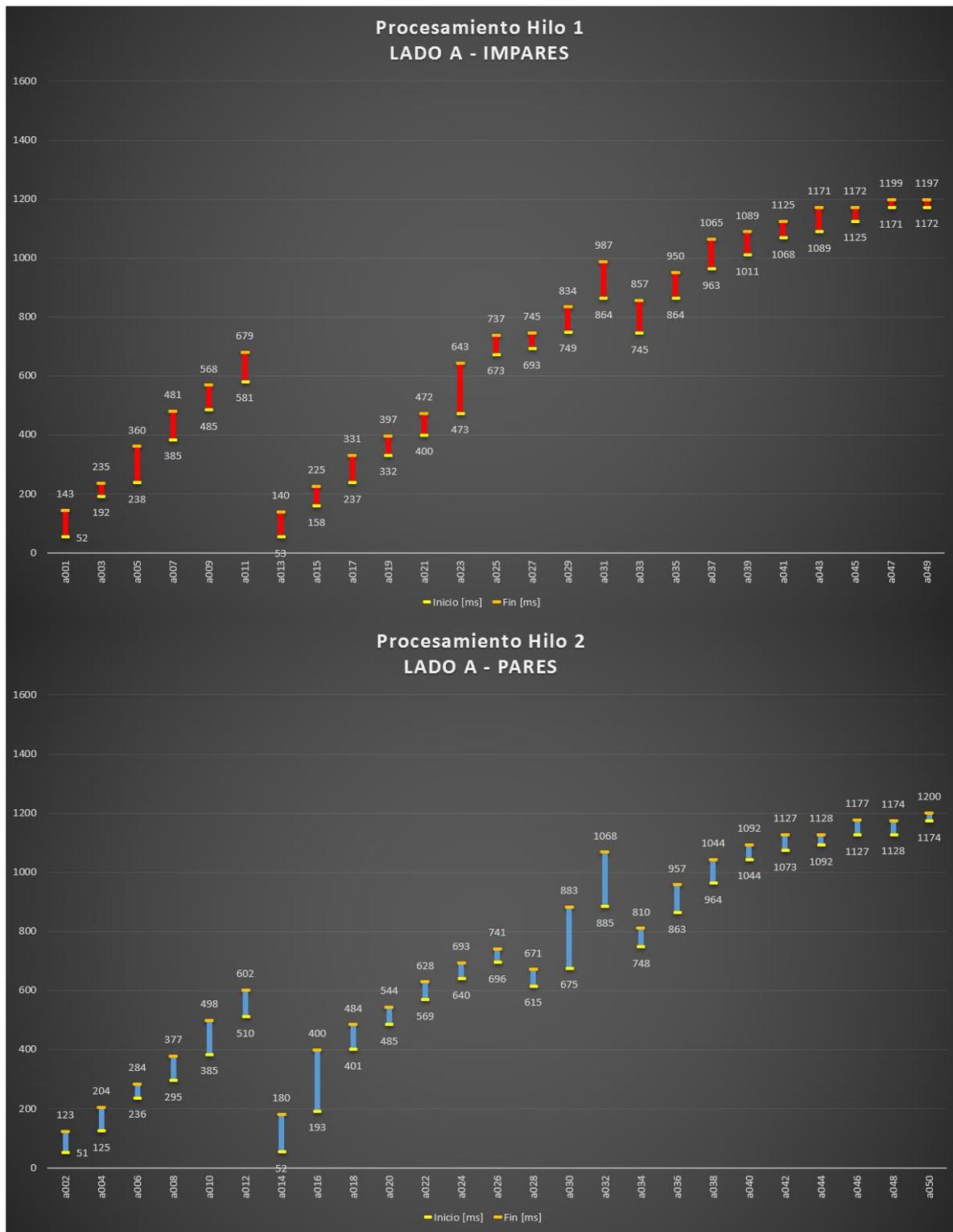


FIGURA 79 - CRONOLOGÍA DE PROCESAMIENTO DE MUESTRAS DEL LADO "A" CON IMPLEMENTACIÓN DE MULTI-HILO

Observando la Figura 79, resulta notoria la simultaneidad de tareas ejecutadas dentro de un mismo hilo de procesamiento, lo cual difiere de la estructura de ejecución sucesiva de tareas que representa un aumento paulatino del tiempo, sin simultaneidad, lo cual pudo apreciarse en la Figura 77 y Figura 78. En este nuevo orden de ejecución se presenta visualmente un cierto desorden en la ejecución de las tareas, el cual se hace más notorio al promediar el

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones

trabajo. En realidad lo que sucede es que el procesador, por medio del Hyperthreading, subdivide las tareas que recibe en un mismo núcleo, ejecutando las tareas asignadas de una manera individualmente más lenta, pero que, por aportar paralelismo en la ejecución, termina reduciendo el tiempo global de cumplimiento de las tareas de procesamiento (Figura 81).

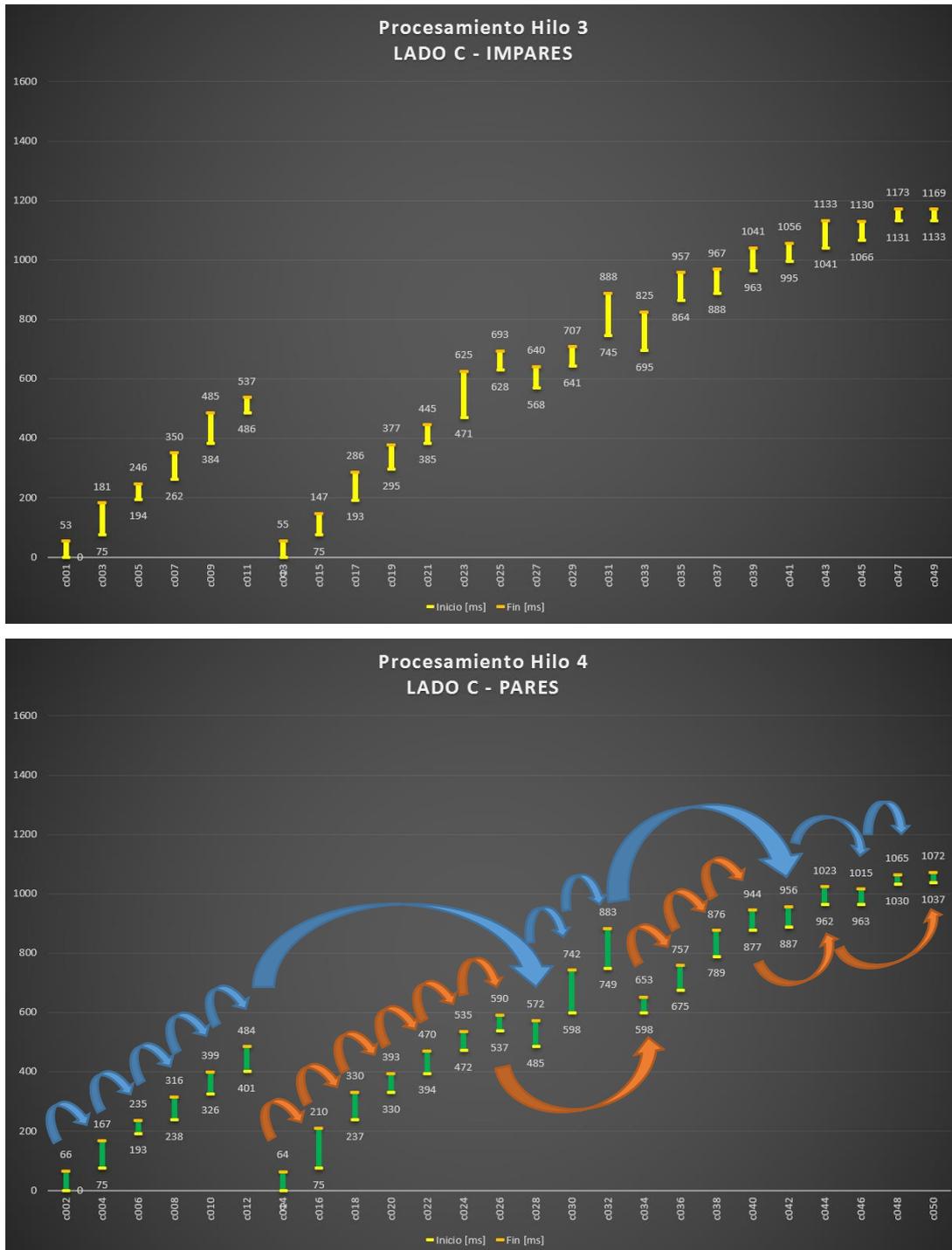


FIGURA 80 - CRONOLOGÍA DE PROCESAMIENTO DE MUESTRAS DEL LADO "C" CON IMPLEMENTACIÓN DE MULTI-HILO

El esquema ejecución se repite casi idénticamente en los procesadores abocados a las tareas de las muestras del lado "c" como se aprecia en la Figura 80. Comienza a ejecutar el procesamiento de las imágenes número uno y número siete, dentro de su orden asignado, de

manera prácticamente simultánea. Luego el procesamiento de las demás imágenes progresa en función de la disponibilidad de los recursos (hilos de ejecución) y de los datos (imágenes a procesar). A fin de representar esa sucesión de saltos que resulta de la ejecución en función de la disponibilidad de recursos y datos, en la Figura 80 en el hilo cuatro del procesamiento, se agregaron flechas de dos colores (celestes y anaranjado), representando cada uno de ellos a uno de los sub-hilos de ejecución que se desarrollan en el núcleo número cuatro.

En síntesis, el subdividir los hilos de ejecución repercute en una mejora de rendimiento global, sin embargo al duplicar los hilos de procesamiento también aumentan las demoras al iniciar cada tarea (debido a los conflictos de disponibilidad de recursos) como así también el tiempo medio de procesamiento de cada imagen. Si consideramos valores medios para cada uno de los núcleos de procesamiento, estos aumentos los podemos cuantificar de la siguiente manera:

- La demora media en el inicio del cómputo pasa de 1,03 a 12,81 *ms*.
- El tiempo promedio de ejecución pasa de 60,70 a 79,69 *ms*.

Teniendo en cuenta estos datos, se obtiene la Figura 81 donde a simple vista se aprecia el aumento en los tiempos de inicio y ejecución para el caso donde se utiliza Hyperthreading. Estos resultados promediados se condicen con los análisis de tiempos expuestos anteriormente dado que procesar 100 imágenes con cuatro hilos de ejecución y un tiempo promedio de procesamiento de 61,73 *ms*, demora aproximadamente 1543 *ms*. Por su parte, para procesar esta misma cantidad de imágenes, sobre ocho hilos de ejecución y con un tiempo promedio de cálculo de 92,50 *ms*, se necesitan aproximadamente 1156 *ms*. Con estos tiempos de procesamiento y teniendo en cuenta la resolución utilizada (300 dpi), se deduce que se podría procesar a razón de 390 m/min de tablas tal como se presenta en la Tabla 17, lo cual sería suficiente para abastecer simultáneamente a cuatro máquinas tronzadoras automáticas comerciales como la presentada en [164].

TABLA 17 - CAPACIDAD DE PROCESAMIENTO PARALELO Y SU CORRESPONDIENTE VELOCIDAD DE LÍNEA MÁXIMA

Ancho de tabla {in}	Cantidad de caras a procesar	Res. {dpi}	Ancho de tabla {pix}	Cantidad de pixeles procesados	Largo {pix}	Largo {mtr}	Tiempo de proceso 50 muestras {ms}	vel {m/min}
4	2	300	1200	213874415	178229	7,55	1156	391,61
5	2	240	1200	213874415	178229	7,55	1156	391,61
6	2	200	1200	213874415	178229	7,55	1156	391,61
4	2	300	1200	213874415	178229	7,55	1156	391,61
5	2	300	1500	213874415	142583	6,04	1156	313,29
6	2	300	1800	213874415	118819	5,03	1156	261,07

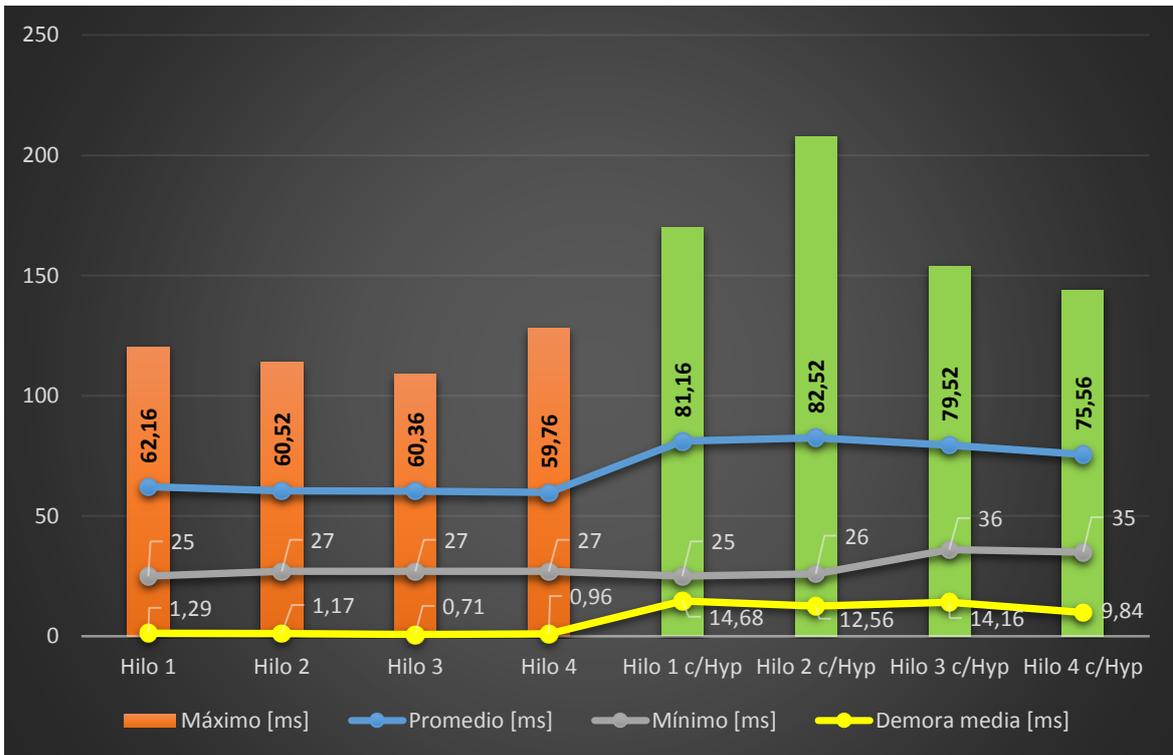


FIGURA 81 - COMPARATIVO DE TIEMPOS DE EJECUCIÓN, CON (VERDE) Y SIN (ANARANJADO) HYPERTHREADING

5.3 SUMARIO

No sólo el lenguaje de programación de alto nivel, LabVIEW ha sido utilizado para el desarrollo de las herramientas de procesamiento digital de imágenes, sino que, como se ha expuesto en este capítulo, pudo ser utilizado para codificar las rutinas para ejecución paralela en procesadores multi-núcleo. Resultan evidentes las mejoras computacionales obtenidas en la implementación de los algoritmos de PDI en una estructura de procesamiento paralelo, dado que la programación orientada a una ejecución paralela, aprovecha mejor las capacidades del hardware multi-núcleo logrando un *speedup* $S=4,48$ respecto de una implementación en procesamiento netamente secuencial, aprovechando la tecnología Hyperthreading presente en la mayoría de los procesadores multi-núcleo comerciales. A pesar de que, según habían reportado otros autores [162, 163] el Hyperthreading no aportaba mejoras de rendimiento en la implementación de otros algoritmos de procesamiento digital de señales, en este trabajo resultó en una mejora de alrededor del 24% en los tiempos de ejecución, respecto de los resultados obtenidos con un sólo hilo de procesamiento por núcleo.

CAPÍTULO 6 - ANÁLISIS DE DATOS

6.1 EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO DE LAS ALTERNATIVAS EN YERBA MATE

6.1.1 DETERMINACIÓN DEL PROCEDIMIENTO DE EVALUACIÓN

La alternativa de determinación propuesta en esta Tesis busca no incurrir en los errores de estimación de los métodos actuales, tanto el establecido por el CAA como las nuevas alternativas que aún no han sido oficializadas; errores que han sido advertidos por Escalada, et al. [165] y Ybarra, et al. [166]. Además, para posibilitar su implementación en línea de producción, se buscó también reducir los tiempos de análisis. A fines de evaluar el desempeño de la propuesta de procesamiento digital de imágenes se propuso la medición con el algoritmo desarrollado sobre un lote de imágenes denominado “Lote de Validación”, el cual se reservó sólo para fines de Validación de resultados y cuyo procedimiento de confección con balanza de precisión ya fue descrito en el Capítulo 3. De ahí que el procedimiento de Validación propuesto consistió en realizar los ajustes al algoritmo basado en un lote de muestra patrones utilizados para tal fin (LOTE C), para luego verificar los resultados comparando el valor real de la muestra con el obtenido del análisis por PDI sobre las muestras del lote de Validación.

6.2 VALIDACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE PDI UTILIZADA EN YERBA MATE CON MÉTODO DE ESCÁNER DE CAMA PLANA

6.2.1 DETERMINACIÓN DE UN MODELO DE ESTIMACIÓN DEL % DE PALO

Utilizando la estructura de procesamiento descrita en 4.3.2, se llegó a una segmentación de la imagen separando superficies cubiertas por palos y superficies cubiertas por hojas. Tal como se menciona en dicho párrafo, a partir de estas superficies se trabajó con dos métodos de estimación de contenido de palo. El primero de ellos se denominó *método de estimación por proporción de áreas* [86] y consistió en obtener el recuento de píxeles con valor distinto de cero en cada una de las imágenes binarias correspondientes a palo y hoja, con lo cual luego se evaluó la expresión dada por (12).

$$\text{palo}_A[\%] = \frac{\sum \text{palo}_A}{\sum \text{palo}_A + \sum \text{hoja}_A} \cdot 100 \quad (12)$$

El resultado de evaluar la ec. (12) para tres proporciones de palo presentes en el Lote C de la Tabla 5 se muestra a continuación en la Tabla 18.

TABLA 18 - MÉTODO DE ESTIMACIÓN POR ÁREAS Y AJUSTE LINEAL [86]

Promediando los valores para cada proporción de la muestra y haciendo un ajuste lineal por

MUESTRA LOTE C	15% (1)	30% (4)	45% (7)	
A	4.44	8.23	16.44	
B	2.96	7.19	12.19	
C	3.60	5.71	11.69	
D	2.26	3.99	9.65	
E	2.75	3.59	6.98	
F	1.92	3.33	6.49	
G	2.65	4.35	18.35	
H	1.96	3.72	14.90	
I	2.69	9.59	12.11	
J	2.23	8.44	9.63	
K	2.69	10.54	11.39	
L	2.08	8.75	9.58	
M	3.12	5.64	11.79	
N	2.29	5.09	10.07	
O	2.27	6.92	13.19	
P	2.33	8.05	13.82	
PROMEDIO	2.6400	6.4456	11.7669	
REAL	15.0000	30.0000	45.0000	M = 3.2571
AJUSTE LINEAL	15.9594	28.3547	45.6866	OO = 7.3607
ERROR %	6.40%	-5.48%	1.53%	R ² = 0.9909

Siendo M la pendiente de la recta de ajuste lineal, oo la ordenada al origen y R² el coeficiente de ajuste.

mínimos cuadrados se logró un $R^2 = 0,9909$ en el análisis de estos 3 puntos. Tanto la pendiente, como la ordenada al origen (OO) de dicha recta de ajuste, se observa también en la parte inferior de la Tabla 18 y se representa en la Figura 82. Esta ecuación lineal de transformación es la que se incorporó al software para presentar los resultados en unidades de { % de palo } estimado en peso.

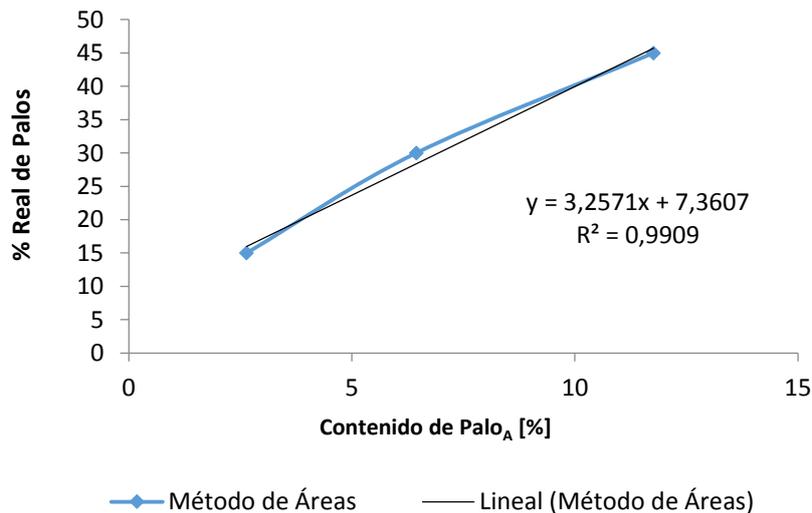


FIGURA 82 - AJUSTE LINEAL DEL ESTIMADOR POR MÉTODO DE ÁREAS [86]

6.2.2 VERIFICACIÓN DEL MODELO CON UN LOTE DE IMÁGENES DISTINTO

Para poder verificar el funcionamiento del algoritmo de estimación, se procedió a evaluar el método sobre otras muestras que no fueron utilizadas para el ajuste, sino que se utilizan sólo para validación de resultados. Para ello se utilizaron las demás muestras del Lote C que no

fueron usadas en el ajuste de tres puntos y también muestras del Lote D tal como se lista en la Tabla 19. Además se incorporó una lectura fuera de rango (80 % de palo) para evaluar el desempeño fuera del rango específico que se espera que tengan las muestras de Yerba Mate Elaborada con Palo (menor al 35 %).

TABLA 19 - VERIFICACIÓN DE RESULTADOS CON OTRAS MUESTRAS PARA EL AJUSTE LINEAL POR ÁREAS

MUESTRA LOTE C	20%	25%	MUESTRA LOTE D	35%	38%	80%	
A	3,13	11,61	A	8,87	6,25	35,08	
B	3,86	13,08	B	13,58	6,77	70,5	
C	2,58	7,34	C	4,79	12,96		
D	3,4	8,22	D	6,3	11,69		
E	5,26	7,99					
F	5,81	9,29					
G	4,32	6,68					
H	5,57	7,67					
I	4,93	2,8					
J	6,05	3,2					
K	3,48	1,84					
L	4,33	2,22					
M	3,15	2,9					
N	3,83	3,72					
O	4,27	4,91					
P	3,39	3,93					
PROMEDIO	4,21	6,09		8,39	9,42	52,79	
REAL	20,00	25,00		35,00	38,00	80,00	M = 3.2571
AJUSTE LINEAL	21,07	27,19		34,67	38,03	179,30	OO = 7.3607
ERROR %	5,37%	8,75%		-0,94%	0,09%	124,13%	R2 = 0.9909

Siendo M la pendiente de la recta de ajuste lineal, oo la ordenada al origen y R² el coeficiente de ajuste.

6.2.3 DETERMINACIÓN DE UN SEGUNDO MODELO DE ESTIMACIÓN DEL % DE PALO

Dado que el método propuesto por el CAA y reglamentado por IRAM establece proporciones gravimétricas de palo-hoja, la medición de una proporción de áreas en la imagen no sería la forma más adecuada para estimarla principalmente por el aporte de los palos cuyo volumen no es proporcional al área que cubren en la imagen. De aquí se propuso un *método de estimación volumétrica* [86] el cual consistía en tomar los palos segmentados en la imagen y aproximarlos a un cilindro ideal cuyo eje longitudinal l se correspondía con el eje mayor de la figura y el diámetro coincidía con el eje menor de dicha figura ($2r$). Un esquema de lo propuesto se presenta en la Figura 83.



FIGURA 83 - CILINDRO IDEALIZADO PROPUESTO PARA APROXIMAR EL VOLUMEN DE PALOS EN LA IMAGEN

La expresión matemática que rige la propuesta se muestra en la ec. (13). También se había dejado como variable de ajuste un coeficiente que relacionaba los ejes principales de la sección de manera de modificar la forma de la sección pudiendo ser variada desde una sección perfectamente circular a una sección oval; Este “coeficiente de aplastamiento” no fue utilizado en la expresión final dado que el ajuste de los datos con un coeficiente unitario fue muy bueno. Igualmente quedará para evaluación a futuro si su utilización puede mejorar o no la aproximación del algoritmo.

$$\text{palo}_v[\%] = \frac{\sum(\pi \cdot r^2 \cdot l)}{\sum(\pi \cdot r^2 \cdot l) + \sum \text{hoja}_A} \cdot 100 \quad (13)$$

TABLA 20 - VERIFICACIÓN DE RESULTADOS CON OTRAS MUESTRAS PARA EL AJUSTE LINEAL VOLUMÉTRICO

A	30,17	18,96	57,57	45,5	69,36	A	47,17	34,66	84,25
B	18,25	24,52	63,28	37,96	55,89	B	63,71	38,03	97,41
C	24,41	15,78	43,18	33,4	59,02	C	28,6	58,48	
D	16,40	22,14	46,77	22,31	52	D	36,72	52,6	
E	21,29	32,08	45,39	19,88	38,54				
F	14,94	34,24	51,19	20,31	37,96				
G	18,62	25,83	39,36	28,47	71,73				
H	13,64	32,37	44,38	25,38	63,43				
I	20,18	30,53	17,75	50,14	55,95				
J	17,38	36,03	20,27	44,97	47,5				
K	18,12	20,49	11,05	57,33	58,51				
L	13,05	26,13	13,46	48,73	51,88				
M	22,28	18,88	17,18	33,59	55,68				
N	15,23	22,73	24,63	30,23	48,84				
O	16,17	25,7	29,01	38,82	56,86				
P	17,56	19,79	24,37	43,21	58,69				
PROMEDIO	18,61	25,39	34,30	36,26	55,12		44,05	45,94	90,83
REAL	15,00	20,00	25,00	30,00	45,00		35,00	38,00	80,00
AJTE. LINEAL	15,16	20,73	28,06	29,67	45,16		36,07	37,62	74,50
ERROR %	1,08%	3,67%	12,24%	-1,10%	0,35%		3,05%	-0,99%	-6,87%
									M=0,8216
									oo=-0,1238
									R2=0,9997

Siendo M la pendiente de la recta de ajuste lineal, oo la ordenada al origen y R² el coeficiente de ajuste.

6.2.4 EVALUACIÓN Y COMPARACIÓN DE RESULTADOS

En el análisis comparativo se pudo notar que el estimador volumétrico logra un ajuste lineal levemente superior pero la principal ventaja radica en que, para grandes cantidades de contenido de palo, donde el volumen de palo en la muestra es muy superior a la proporción de áreas de la imagen, la estimación volumétrica resulta ser mucho más acertada como puede verse en la en las últimas barras de la Figura 84.

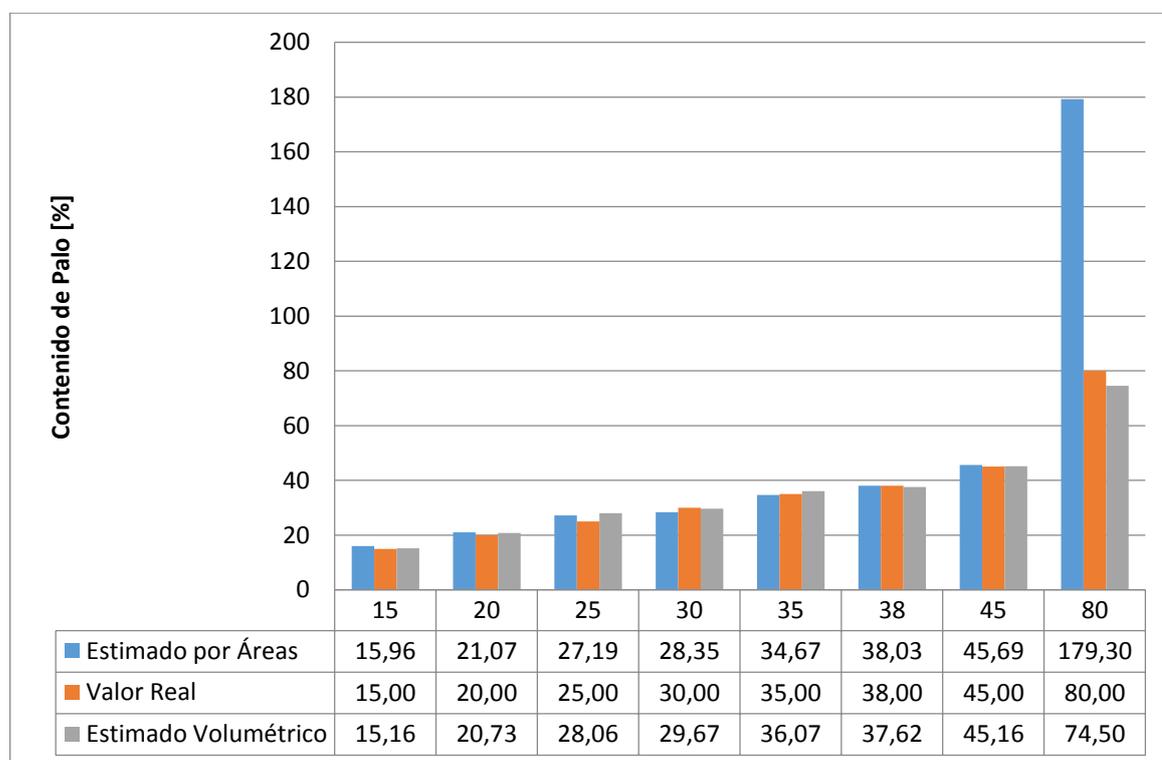


FIGURA 84 - COMPARACIÓN DE DESEMPEÑO DE ESTIMADORES DEL CONTENIDO DE PALO % [86]

6.3 VALIDACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE PDI UTILIZADA EN YERBA MATE CON MÉTODO DE CÁMARA CCD CELULAR

6.3.1 PRUEBAS CON DIVERSAS CANTIDADES DE YERBA MATE (20G, 10G Y 5G)

Dados los lotes de imágenes confeccionados (ver Tabla 7), se hicieron pruebas de desempeño con muestras de 10 y 5 g. Las muestras de 20 g no se utilizaron dado el problema de la superposición de partículas planteado en el apartado 3.2.3. Haciendo el análisis comparativo de las muestras de 10g y 5g, se verificó un mejor desempeño de las muestras de 5g dado que presentaron un menor rango (Delta) de valores para imágenes provenientes de una misma muestra, como puede apreciarse comparando la Figura 85 con la Figura 86. El resultado de promediar los delta de las muestras B02 a B12 (descartando los extremos de la escala) dio 6,81, mientras que el promedio de sendas muestras del lote C dio como resultado 5,08 por lo cual se adoptó este último (muestras de 5g) como tamaño de referencia de las muestras para los subsiguientes análisis y futuras conformaciones de lotes de muestras.

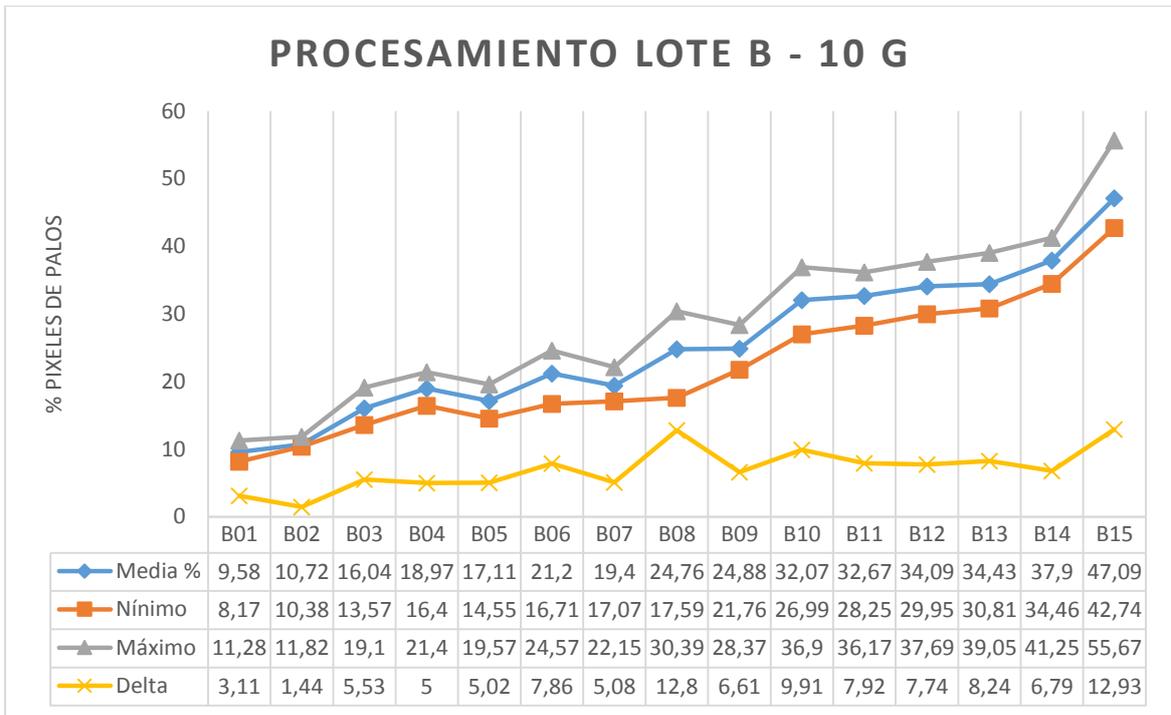


FIGURA 85 - RESULTADO DE PROCESAMIENTO LOTE B - 10 G: PROMEDIO DELTA B02-B12 = 6,81

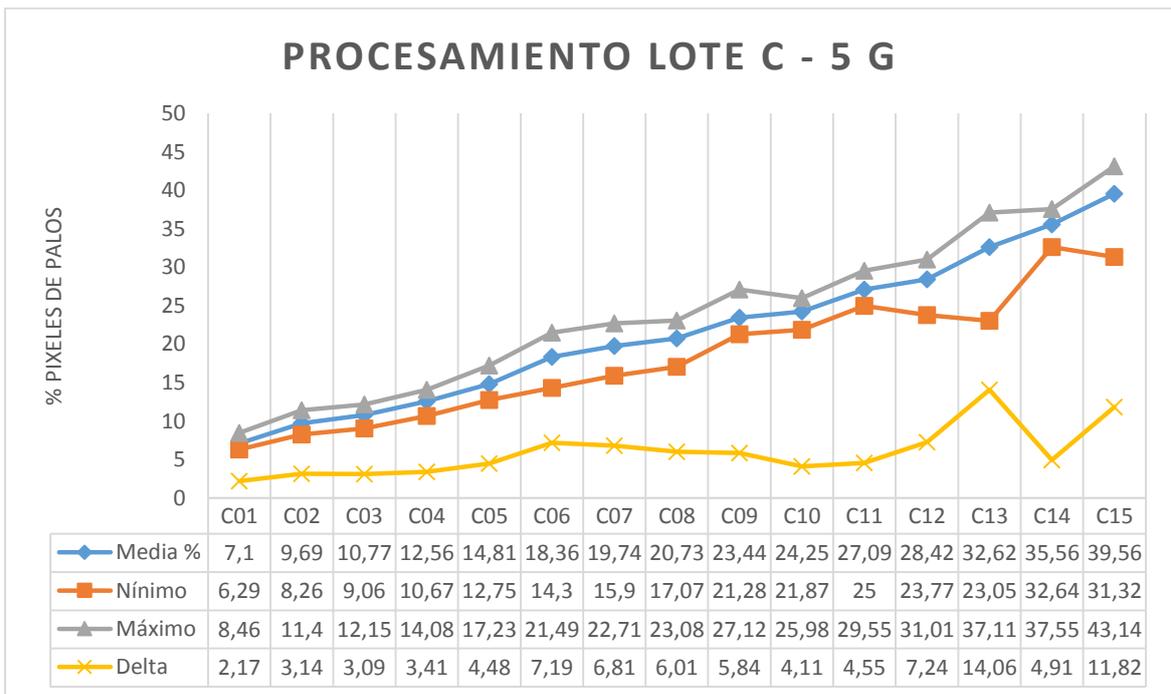


FIGURA 86 - RESULTADO DE PROCESAMIENTO LOTE C - 5 G: PROMEDIO DELTA C02-C12 = 5,08

6.3.2 DETERMINACIÓN DE LA CANTIDAD DE IMÁGENES A TOMAR POR CADA MUESTRA

Dado el método para la conformación del banco de imágenes descrito en 3.2.3, y siendo que el método para la determinación del contenido de palo en muestras de yerba mate es estadístico, era previsible que la medida obtenida de una sola muestra, presente una componente de error de muestreo que no fuese despreciable. Por otro lado, también era de esperar que se tratara de un error de tipo aleatorio, lo cual podría reducirse notablemente con la repetición de las tomas. Es así que aquí se emprendieron actividades tendientes a verificar

Análisis de Datos

que se trataba de un error del tipo aleatorio y posteriormente determinar cuál era la cantidad de muestras necesarias para definir con un grado de certidumbre aceptable el valor real de la variable. Para ello se tomó una muestra comercial de yerba mate, y se analizó la evolución del valor promedio de las mediciones en función de la muestra, de manera de evaluar los aportes de cada una de las muestras a la aproximación final al valor real. Tal como se muestra en la Figura 87, se concluyó que para 10 muestras o más, el error del valor promedio parcial respecto del valor promedio final, resultante de considerar más muestras (22 en este caso), se encuentra normalmente contenido dentro del $\pm 4\%$ del valor promedio final lo que a su vez equivale a un $\pm 1\%$ de error a fondo de escala (coef. $\approx 0,40$).

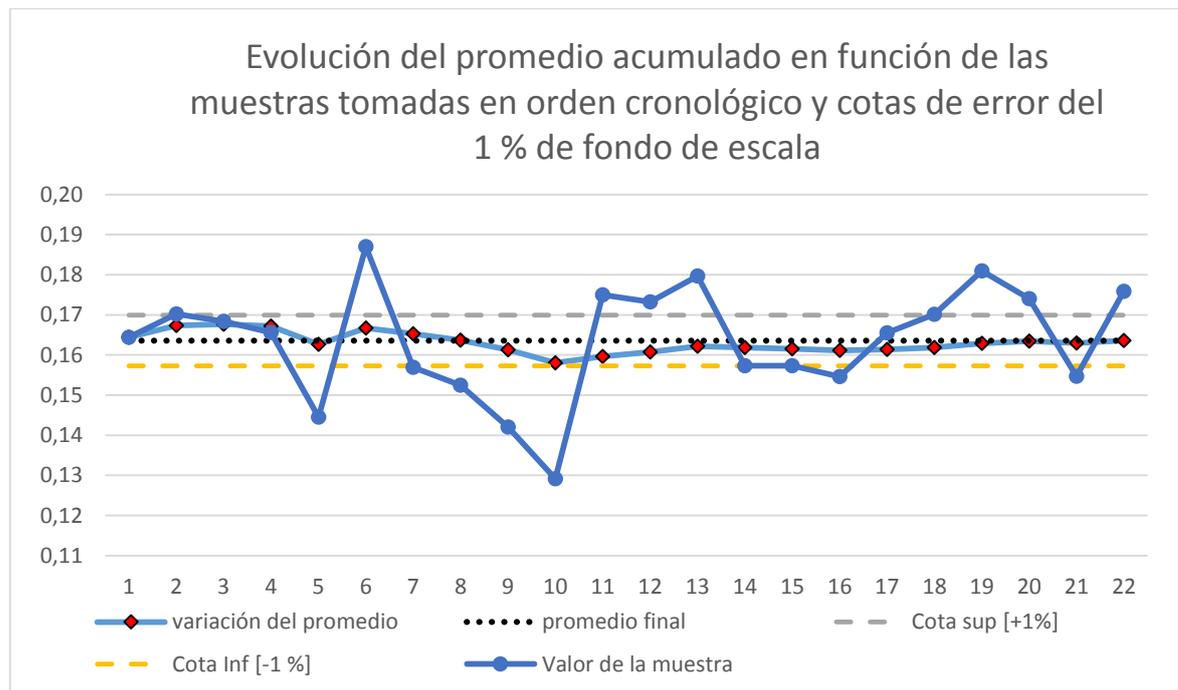


FIGURA 87 - EVOLUCIÓN DEL PROMEDIO ACUMULADO EN FUNCIÓN DE CANTIDAD DE MUESTRAS PRESENTADO EN ORDEN CRONOLÓGICO.

La aleatoriedad del muestreo juega a favor del establecimiento del valor promedio tal como se ha mencionado, pero si se considera el caso más desafortunado en el cual las muestras resultan en valores ordenados, ya sea en sentido creciente o decreciente, igualmente se puede asegurar el establecimiento del valor medido dentro del rango de error del $\pm 2\%$ de fondo de escala tomando 10 muestras tal como lo presenta la Figura 88. En el caso que se requiera más precisión, basta con aumentar la cantidad de imágenes a procesar.

El efecto de estabilización del promedio de las mediciones resultó ser el mismo para todas las cantidades de palo. Un gráfico comparativo de la evaluación para los distintos lotes del grupo C se aprecia en la Figura 89, donde se destaca cómo, a medida que la cantidad de muestras promediadas se aproxima a diez, el promedio tiende a estabilizarse en torno al valor final tal como se concluyó del análisis de la Figura 87. Como conclusión de esto, se utilizó

una cantidad de 10 imágenes por cada muestra de yerba a fin de reducir los efectos del ruido aleatorio de medición.

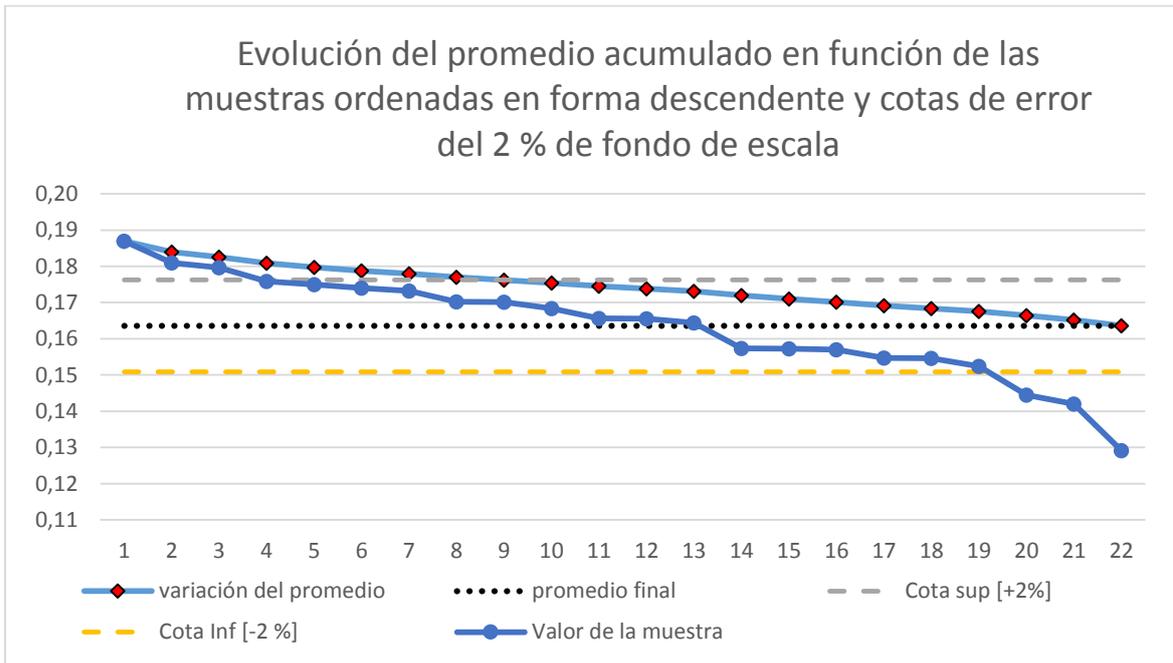


FIGURA 88 - EVOLUCIÓN DEL PROMEDIO ACUMULADO EN FUNCIÓN DE CANTIDAD DE MUESTRAS PRESENTADO EN ORDEN DECRESCIENTE.

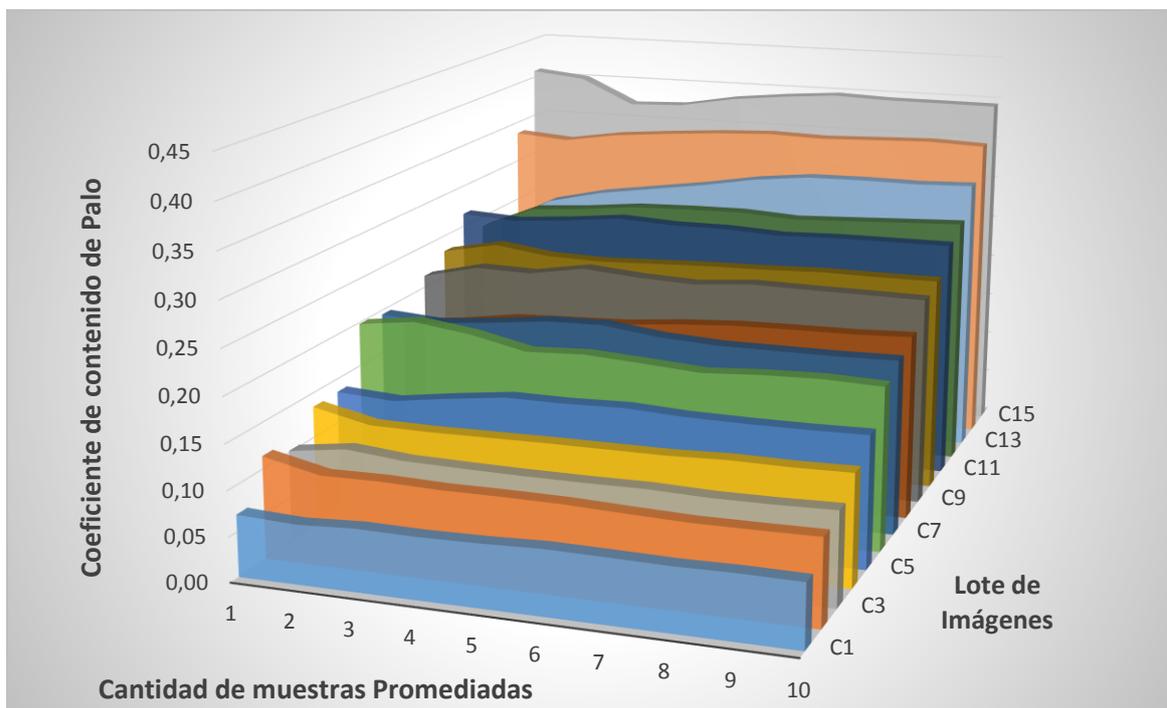


FIGURA 89 - EVOLUCIÓN DEL PROMEDIO Y SU ESTABILIZACIÓN EN TORNO A 10 MUESTRAS EN LOTES C1 - C15

6.3.3 CORRELACIÓN DE DATOS

Como se aprecia en la Figura 89, existe una correlación directa entre el aumento del porcentaje de palo de la muestra y la lectura obtenida por el algoritmo. Ahora bien, dado que este método fue ajustado para el manejo de muestras más grandes, y con un método de adquisición diferente (usando escáner de cama plana sobre hoja A4), a fin de obtener una

lectura en escala porcentual directa se debió realizar un nuevo análisis para poder obtener una ecuación que convierta el valor leído en el valor de contenido de palo estimado. Las causas principales de esto resultan ser la reducción del tamaño de la muestra (que pasa de 25g a 5g) y la superposición de partículas que no se daba para el caso de la muestra espolvoreada en hoja A4. Para ello se trabajó armando una línea de correlación entre la lectura del algoritmo y el valor real. Con esta serie de valores luego fue trazada una curva de tendencia haciendo un ajuste de polinomio de tercer orden logrando un $R^2 \approx 0,9909$. A fin de poder comparar el desempeño de esta aproximación, también se obtuvieron dos curvas de interpolación spline cúbicas con parámetros de balance 0,9 y 0,1 con las cuales se obtuvieron $R^2 \approx 0,9999$ y $R^2 \approx 0,9982$ respectivamente. Estas tres curvas de aproximación, como así también la correlación de puntos que les dieron origen, se presentan a continuación en la Figura 90. Allí también se encuentra detallado el polinomio de tercer orden que ajusta a la serie de puntos el cual se encuentra expresado por la ec. (14).

$$P_r = 9,1558 \cdot P_m^3 - 6,3891 \cdot P_m^2 + 2,352 \cdot P_m - 0,1666 \quad (14)$$

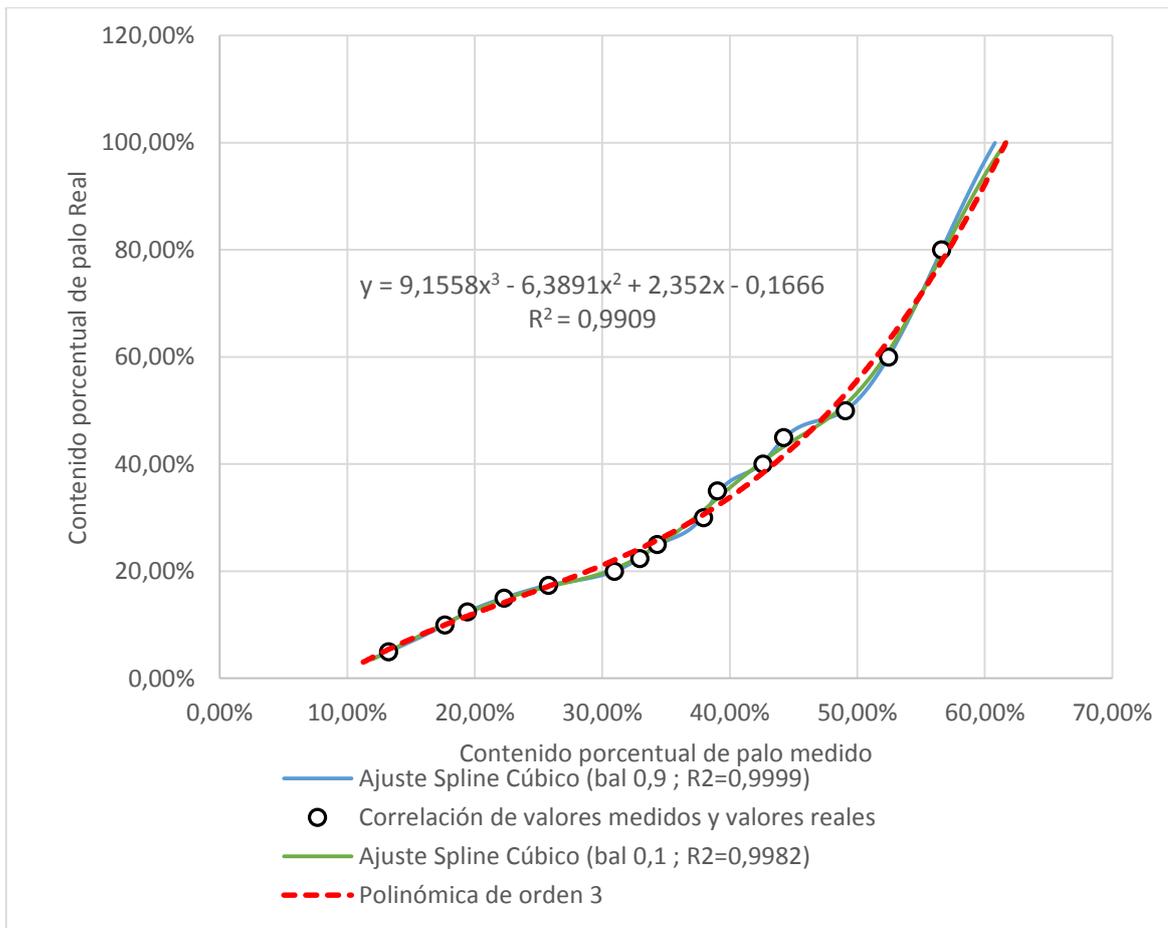


FIGURA 90 - CORRELACIÓN ENTRE VALORES CALCULADOS Y VALORES REALES, Y CURVAS DE AJUSTE UTILIZADAS

6.3.4 DETERMINACIÓN DE UN MODELO DE ESTIMACIÓN DEL % DE PALO

En síntesis, el modelo de estimación del contenido de palo propuesto para ser utilizado con muestras adquiridas con cámara celular y con una caja de adquisición preparada para tal fin, tal como se presentó en el apartado 3.2.3, consiste en un algoritmo de segmentación que separa los palos de las hojas haciendo uso de una estructura de procesamiento que fue descrita en 4.3.3 y a partir del valor porcentual obtenido de la medición (P_m) se ingresa en la ecuación de ajuste presentada en (14) para de esta manera obtener el valor estimado real (P_r). Además, en la aplicación que realiza la segmentación y cálculo se agregó el cálculo de los valores estimados según las aproximaciones spline cúbicas mencionadas en 6.3.3 cuyo ajuste a los datos se aprecia gráficamente en la Figura 90.

Los resultados de aplicar las curvas de ajuste sobre el lote C de imágenes que fuera utilizado para ajustar las curvas se presentan seguidamente en la Tabla 21 y la Figura 91.

TABLA 21 - DESEMPEÑO DE LAS CURVAS DE JUSTE Y ERRORES PORCENTUALES

Muestras			Ajustes			Errores porcentuales			Errores porcentuales a fondo de escala		
Lotes C	Valor Real (Pr)	Valor medido (Pm)	Polinomio cúbico	Spline (0,9)	Spline (0,1)	Polinomio cúbico	Spline (0,9)	Spline (0,1)	Polinomio cúbico	Spline (0,9)	Spline (0,1)
C01	5,00	13,25	5,41	4,99	5,05	8,200%	-0,200%	1,000%	0,513%	-0,012%	0,062%
C02	10,00	17,65	9,99	10,03	10,22	-0,100%	0,300%	2,200%	-0,012%	0,037%	0,275%
C03	12,40	19,43	11,63	12,37	12,18	-6,210%	-0,242%	-1,774%	-0,962%	-0,038%	-0,275%
C04	15,00	22,30	14,17	15,02	14,82	-5,533%	0,133%	-1,200%	-1,038%	0,025%	-0,225%
C05	17,40	25,77	17,19	17,39	17,10	-1,207%	-0,057%	-1,724%	-0,262%	-0,012%	-0,375%
C06	20,00	30,94	22,07	20,00	20,44	10,350%	0,000%	2,200%	2,588%	0,000%	0,550%
C07	22,40	32,94	24,21	22,51	22,74	8,080%	0,491%	1,518%	2,263%	0,137%	0,425%
C08	25,00	34,30	25,80	24,82	24,75	3,200%	-0,720%	-1,000%	1,000%	-0,225%	-0,313%
C09	30,00	37,94	30,61	30,51	31,37	2,033%	1,700%	4,567%	0,762%	0,638%	1,713%
C10	35,00	39,02	32,24	34,47	33,60	-7,886%	-1,514%	-4,000%	-3,450%	-0,663%	-1,750%
C11	40,00	42,61	38,40	40,32	40,54	-4,000%	0,800%	1,350%	-2,000%	0,400%	0,675%
C12	45,00	44,22	41,58	44,74	43,26	-7,600%	-0,578%	-3,867%	-4,275%	-0,325%	-2,175%
C13	50,00	49,07	53,10	50,07	51,14	6,200%	0,140%	2,280%	3,875%	0,088%	1,425%
C14	60,00	52,44	63,01	59,99	60,99	5,017%	-0,017%	1,650%	3,763%	-0,012%	1,238%
C15	80,00	56,62	77,87	79,98	79,02	-2,662%	-0,025%	-1,225%	-2,662%	-0,025%	-1,225%
Error Absoluto Promedio:						5,219%	0,461%	2,104%	1,962%	0,176%	0,847%

6.3.5 VERIFICACIÓN DEL MODELO CON UN BANCO DE IMÁGENES DISTINTO

A los fines de evaluar el desempeño del algoritmo y las curvas de ajuste propuestas, se procedió a determinar con dicho método los contenidos porcentuales de palo de las muestras de los lotes D, E, F, G e I a modo de verificación del modelo. Cabe aclarar que estos lotes de validación no fueron utilizados para realizar ajustes sobre el algoritmo de determinación del contenido de palo sino que simplemente son utilizados para verificar resultados.

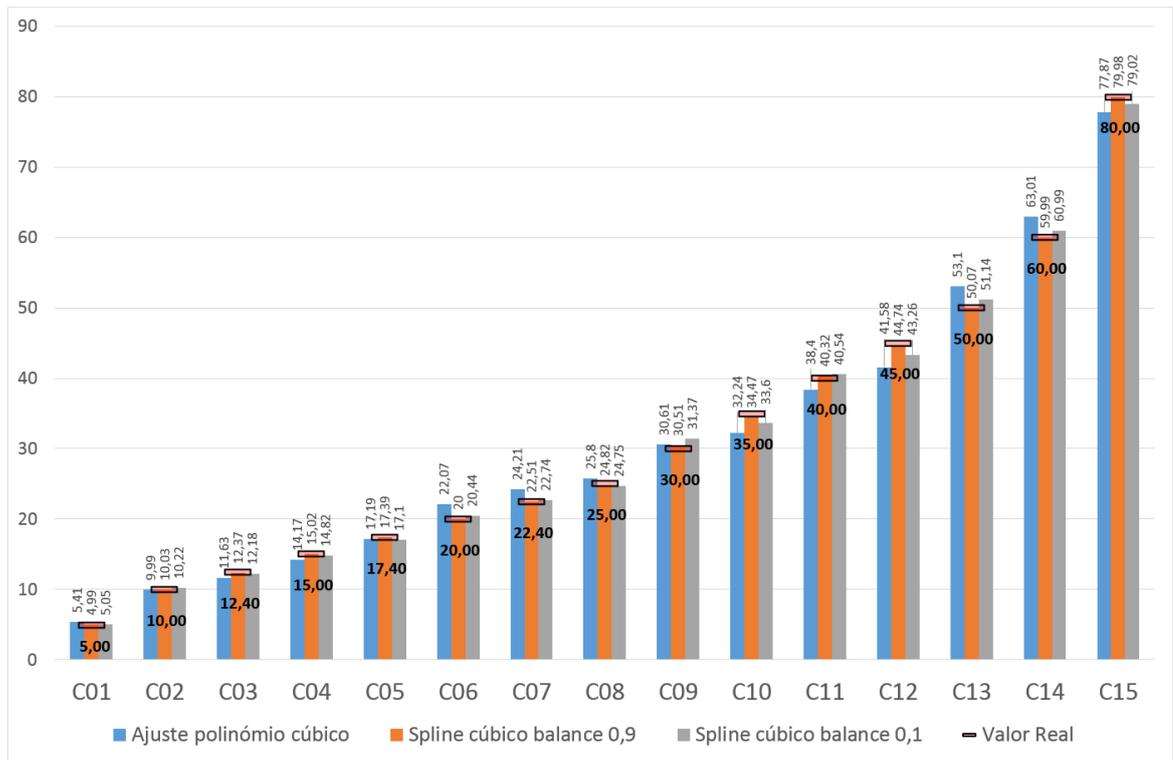


FIGURA 91 - COMPARACIÓN DE DESEMPEÑO DE CURVAS DE AJUSTE SOBRE LAS IMÁGENES DEL LOTE C

La primera evaluación que se presenta son los resultados de aplicar la determinación al lote de validación I, el cual consta de seis muestras con contenidos de palo diferentes, cuyas cantidades se detallaron en la Tabla 7. Cada muestra fue fotografiada diez veces y así se conformó el lote de imágenes a procesar. El resultado de esta primera evaluación, comparando los ajustes spline y cúbico se muestra en la Figura 92.

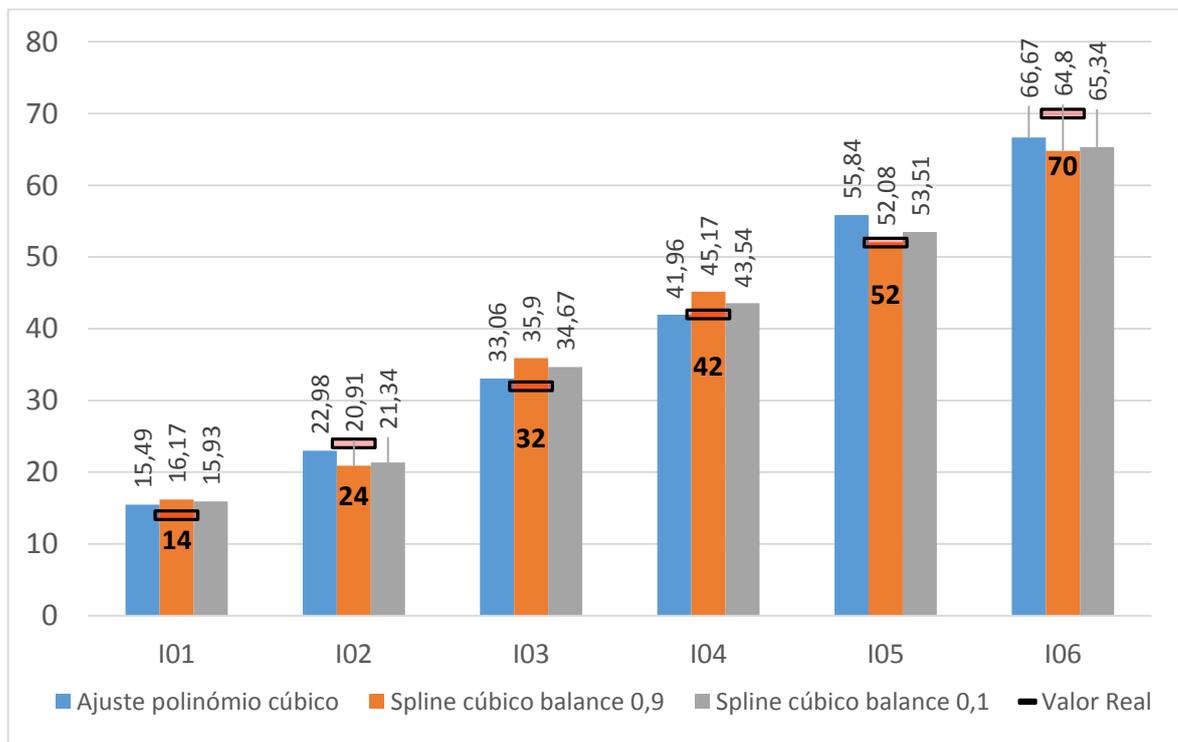


FIGURA 92 - DESEMPEÑO DEL ALGORITMO CON EL LOTE DE VALIDACIÓN I.

Algoritmos de PDI para Control de Calidad de los Procesos Productivos de Misiones

El lote de muestras D fue confeccionado a partir de un preparado de 300g. de yerba con un 20% de palo. Este preparado fue colocado en un recipiente plástico hermético donde luego se procedió a sacudir la mezcla a fin de simular el efecto de transporte que pueda afectar a la homogeneidad del producto yerba mate en su embalaje. Con los resultados de procesar el lote D fue elaborada la Figura 93 donde puede verse que los valores promedios resultantes de evaluar cada una de las muestras del lote D fluctúan entorno al valor nominal de la muestra. Se dedujo que esta fluctuación está asociada con la no homogeneidad del preparado que le diera origen. Igualmente se observa que al promediar cada una de las muestras se puede aproximar la lectura al valor nominal del preparado. De esta manera queda establecido que son necesarias mediciones repetitivas para reducir, tanto los errores de muestreo (propios de la no homogeneidad de la yerba mate dentro de un mismo paquete), como los errores de adquisición inherentes al proceso de digitalización de la muestra con el método propuesto.

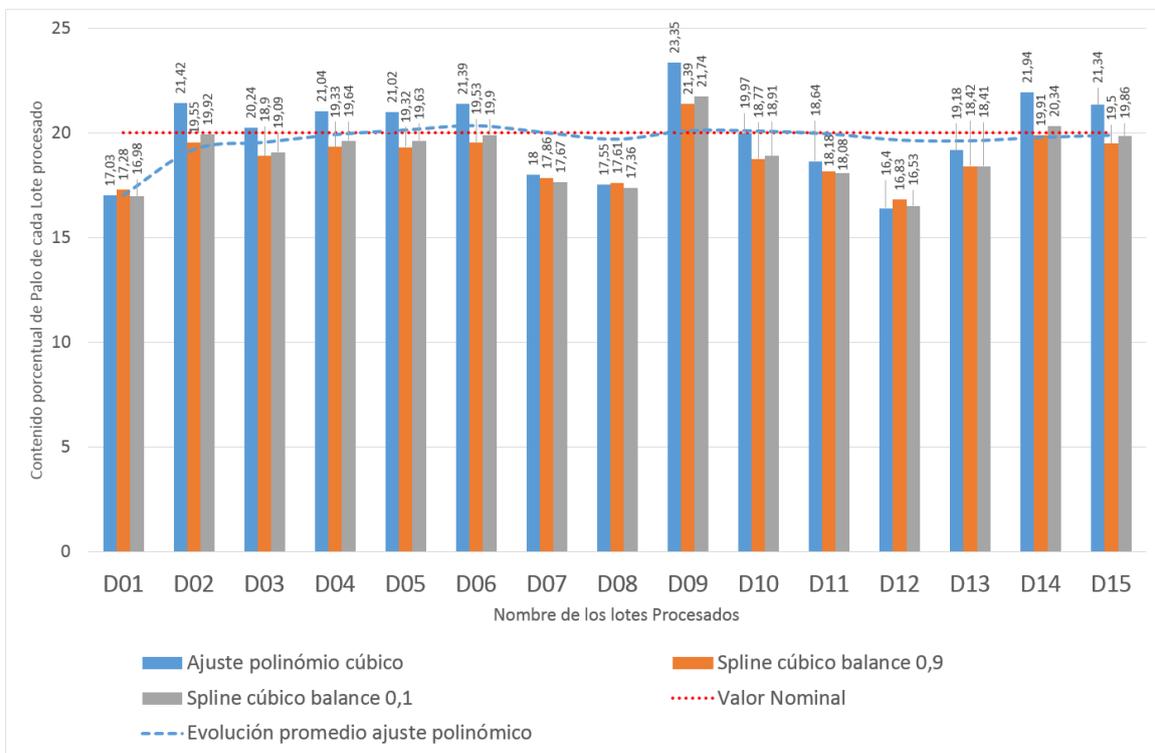


FIGURA 93 - DESEMPEÑO DEL ALGORITMO CON EL LOTE DE VALIDACIÓN DENOMINADO LOTE D. EL LOTE D SE CONSTRUYÓ A PARTIR DE UNA MUESTRA DE 300G PREPARADA CON 20% DE PALO.

Por otro lado, los lotes E, F y G fueron constituidos a partir de un preparado de 300g. de yerba con un 30% de palo de manera similar a la utilizada para el armado del lote D ya mencionado. De igual manera, procesando las imágenes del lote E se obtuvieron los resultados planteados en la Figura 94 y con las imágenes de los lotes F y G, la Figura 95.

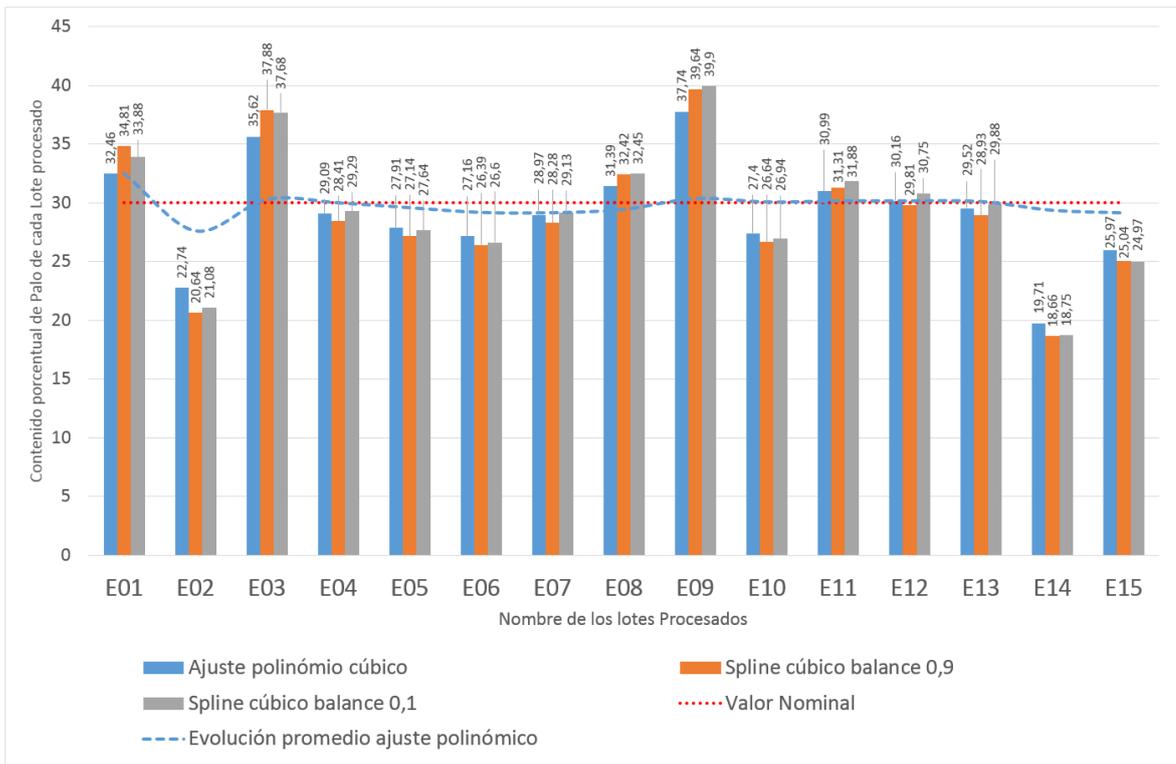


FIGURA 94 - DESEMPEÑO DEL ALGORITMO CON EL LOTE DE VALIDACIÓN DENOMINADO LOTE E. ESTE LOTE SE CONSTRUYÓ A PARTIR DE UNA MUESTRA DE 300G PREPARADA CON 30% DE PALO.

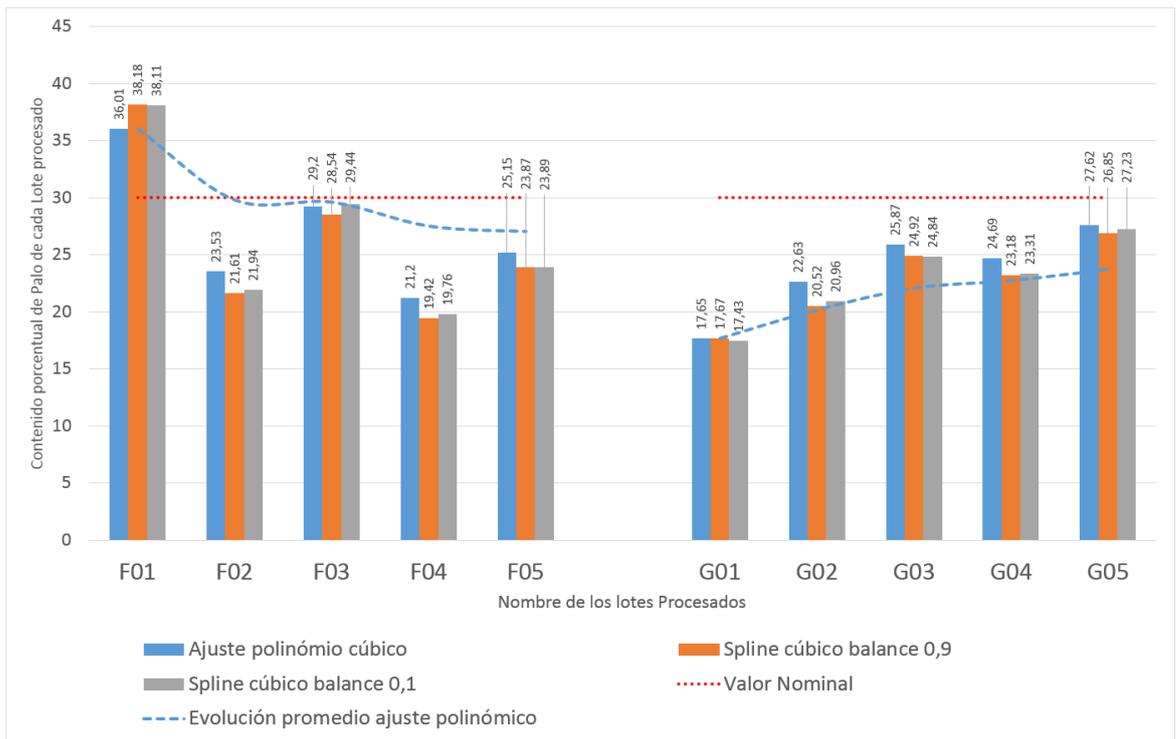


FIGURA 95 - DESEMPEÑO DEL ALGORITMO CON LOTES DE VALIDACIÓN DENOMINADOS F Y G. AMBOS LOTES FUERON CONSTRUIDOS A PARTIR DE UNA MUESTRA DE 300G CONFECCIONADA CON 30% DE PALO.

6.3.6 EVALUACIÓN Y COMPARACIÓN DE RESULTADOS

A fin de poder hacer una evaluación de los resultados y poder comparar los desempeños para cada uno de los lotes de imágenes, se determinó el intervalo de confianza de 95% para cada

lote y se procedió a graficarlos. El resultado de hacer este análisis sobre el lote C se presenta en la tabla de valores y gráfico de la Figura 96. Allí se evidencia un aumento de la incertidumbre de las mediciones para los lotes con porcentajes de palo mayores al 45%. Esto se debe a que en este rango de medición, la superposición de partículas produce un aumento en la sensibilidad de la medición, la cual ya se había evidenciado en el cambio de pendiente en la curva de correlación de la Figura 90 a partir de la muestra C12, y que se corresponde con el 45% antedicho. Este aumento en la sensibilidad hace que pequeñas variaciones en la variable de entrada (P_m) produzcan grandes cambios en la variable de salida (P_r) y como consecuencia de ello se obtenga una mayor dispersión en los valores ajustados.

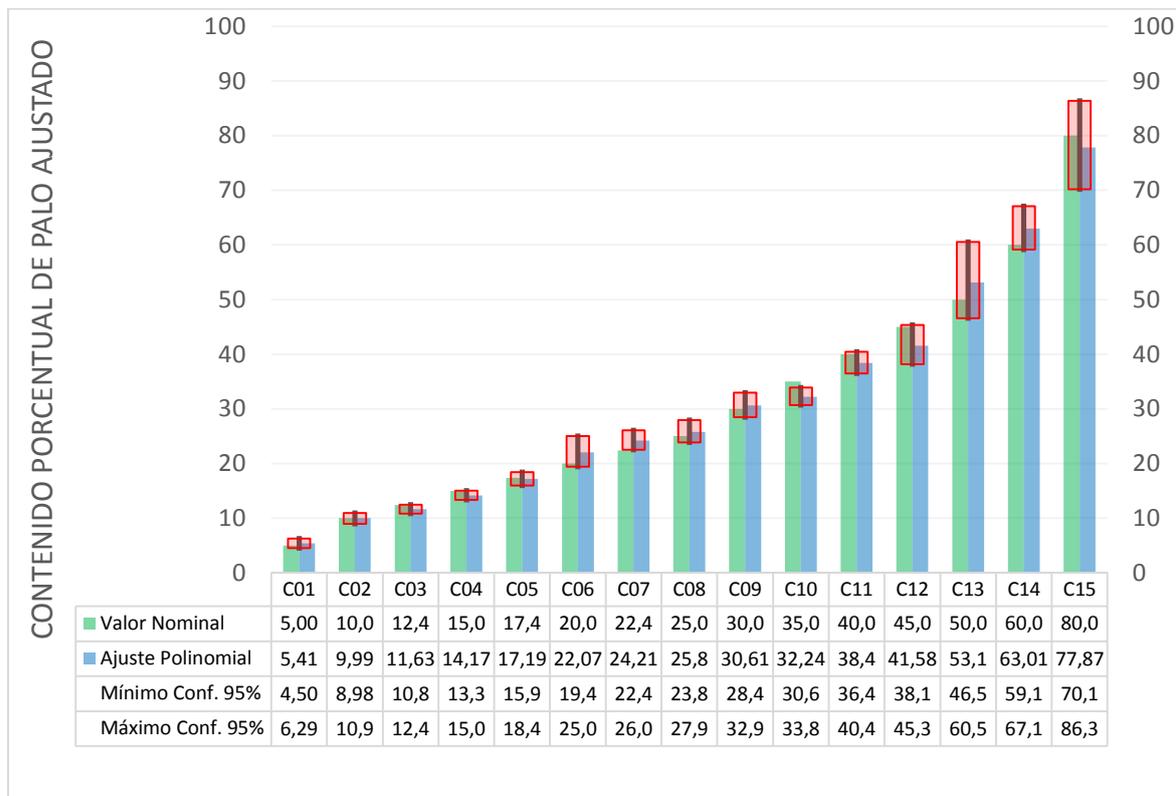


FIGURA 96 - MEDICIONES OBTENIDAS E INTERVALOS DE CONFIANZA DEL 95 % PARA EL LOTE C

Ahora bien, comparando los resultados de procesar el lote D con los obtenidos del lote E, se aprecia en este último un intervalo de confianza cuyos valores mínimos y máximos se distancian mucho más de la media que para el caso del lote D. Gráficamente pueden apreciarse las diferencias a simple vista comparando la Figura 97 con la Figura 98. Esta mayor incertidumbre en los resultados del lote E se corresponden con una mayor desviación estándar σ y un menor tamaño en la muestra de valores n , ambas, variables que contribuyen al aumento del intervalo de confianza, tal como lo presenta la ec. (15). La comparación de estas variables para ambos lotes se presenta en la Tabla 22.

$$IC_{95\%} = \bar{x} \pm 1,96 \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) \quad (15)$$

Análisis de Datos

Otra forma en la cual se aprecia este efecto es en la proximidad de los valores de los límites inferior y superior del intervalo de confianza con los valores mínimos y máximos dentro de la muestra de imágenes. En el caso de las muestras con mayor cantidad de imágenes (Lote D; $n \geq 10$) se aprecia una diferencia importante entre las fronteras del intervalo de confianza y los valores mínimos y máximos encontrados en el muestreo. Este comparativo se aprecia comparando la Figura 99 y la Figura 100.

TABLA 22 - COMPARACIÓN INTERVALOS DE CONFIANZA DE LOTES D Y E

Lote	n	Rango	σ	IC (95%)	Porcentual sin ajustar a Curva		Porcentual con ajuste Polinómico		Valor Nominal
					Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo	
D01	10	5,242	1,865	1,156	24,428	26,740	16,016	18,054	20
D02	10	5,695	1,843	1,142	29,158	31,442	20,297	22,589	20
D03	10	5,596	1,698	1,052	28,044	30,149	19,245	21,266	20
D04	10	4,975	1,564	0,969	28,952	30,891	20,100	22,016	20
D05	10	4,776	1,297	0,804	29,100	30,707	20,242	21,829	20
D06	10	5,075	1,507	0,934	29,337	31,204	20,470	22,340	20
D07	10	3,270	0,987	0,611	26,072	27,295	17,457	18,556	20
D08	10	5,796	1,792	1,111	25,068	27,289	16,574	18,551	20
D09	10	4,103	1,135	0,704	31,456	32,863	22,603	24,128	20
D10	10	4,983	1,760	1,091	27,725	29,907	18,950	21,027	20
D11	12	9,256	2,324	1,315	26,077	28,706	17,462	19,866	20
D12	10	5,041	1,404	0,870	23,994	25,734	15,639	17,159	20
D13	12	6,490	1,728	0,978	26,993	28,949	18,283	20,097	20
D14	10	6,179	2,170	1,345	29,475	32,165	20,603	23,360	20
D15	10	6,519	1,953	1,211	29,012	31,433	20,157	22,579	20
E01	3	1,823	0,933	1,055	38,109	40,220	30,857	34,153	30
E02	3	3,662	1,923	2,177	29,412	33,765	20,542	25,159	30
E03	3	4,780	2,407	2,724	38,361	43,808	31,230	40,737	30
E04	4	5,386	2,417	2,369	34,499	39,237	26,033	32,570	30
E05	3	8,030	4,032	4,563	31,424	40,550	22,570	34,705	30
E06	4	3,566	1,495	1,465	33,940	36,870	25,365	29,094	30
E07	3	4,036	2,087	2,362	34,420	39,144	25,938	32,425	30
E08	3	2,605	1,340	1,516	36,952	39,984	29,208	33,765	30
E09	3	5,067	2,823	3,194	39,068	45,456	32,307	44,233	30
E10	3	6,849	3,429	3,880	31,715	39,476	22,877	32,947	30
E11	3	3,027	1,515	1,714	36,485	39,913	28,571	33,649	30
E12	3	6,715	3,359	3,801	33,827	41,429	25,232	36,226	30
E13	3	6,138	3,069	3,473	33,701	40,647	25,084	34,870	30
E14	3	4,327	2,292	2,593	25,951	31,137	17,350	22,271	30
E15	3	4,566	2,412	2,730	31,715	37,175	22,877	29,517	30
Promedios Lote D	5,533	1,668	1,019	27,659	29,698	18,940	20,895	n ≈ 10	
Promedios Lote E	4,705	2,369	2,641	33,972	39,254	25,736	33,088	n ≈ 3	

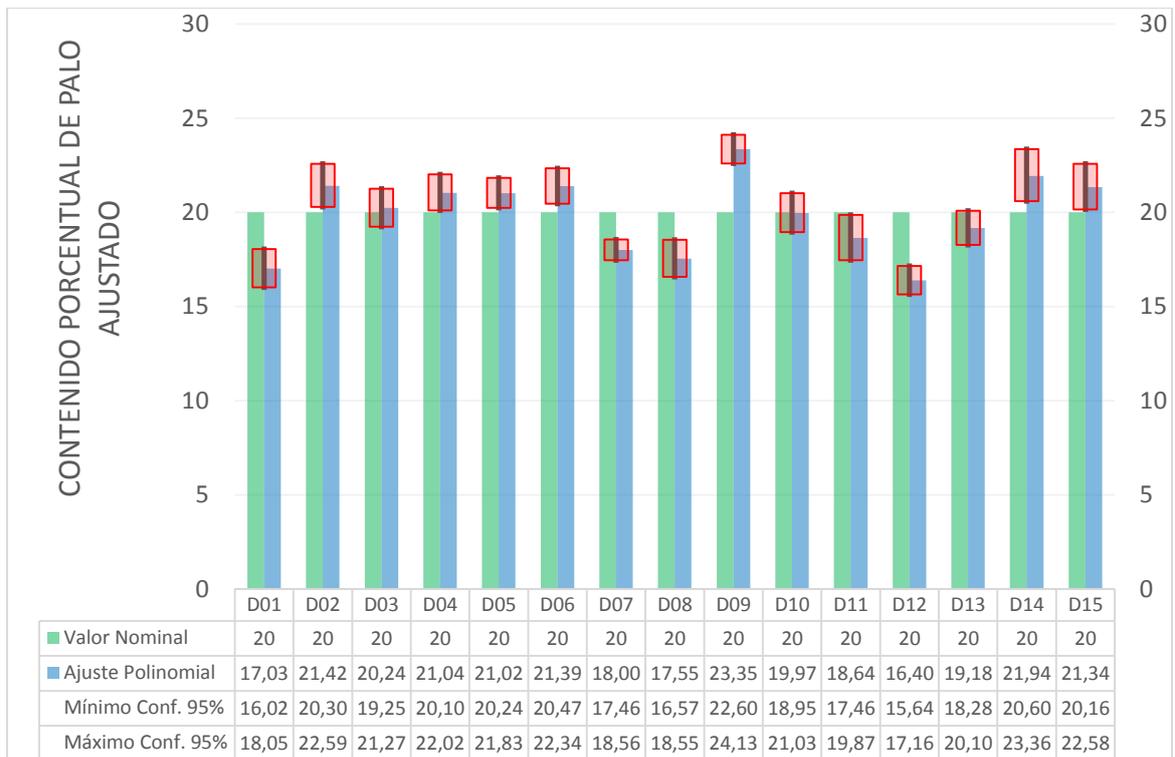


FIGURA 97 - INTERVALOS DE CONFIANZA PARA EL LOTE D CON MUESTRA DE 10 IMÁGENES O MÁS

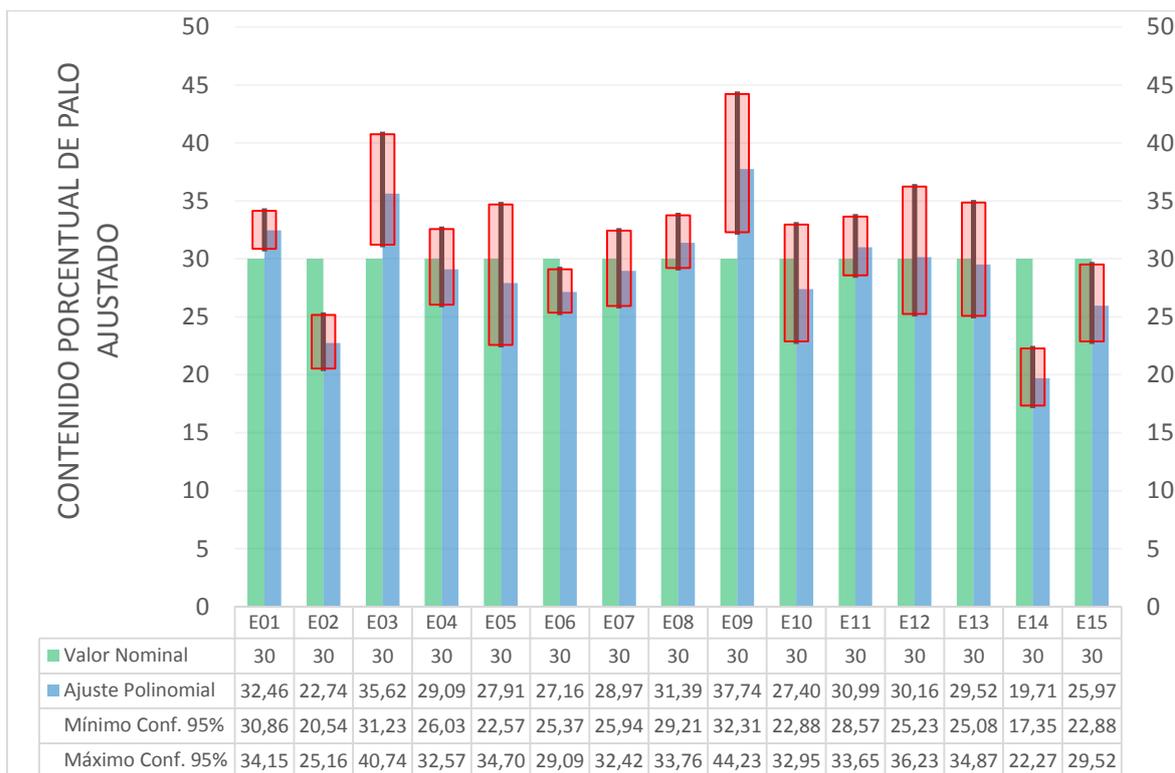


FIGURA 98 - INTERVALOS DE CONFIANZA PARA EL LOTE E CON MUESTRA DE 3 IMÁGENES O MÁS

Análisis de Datos

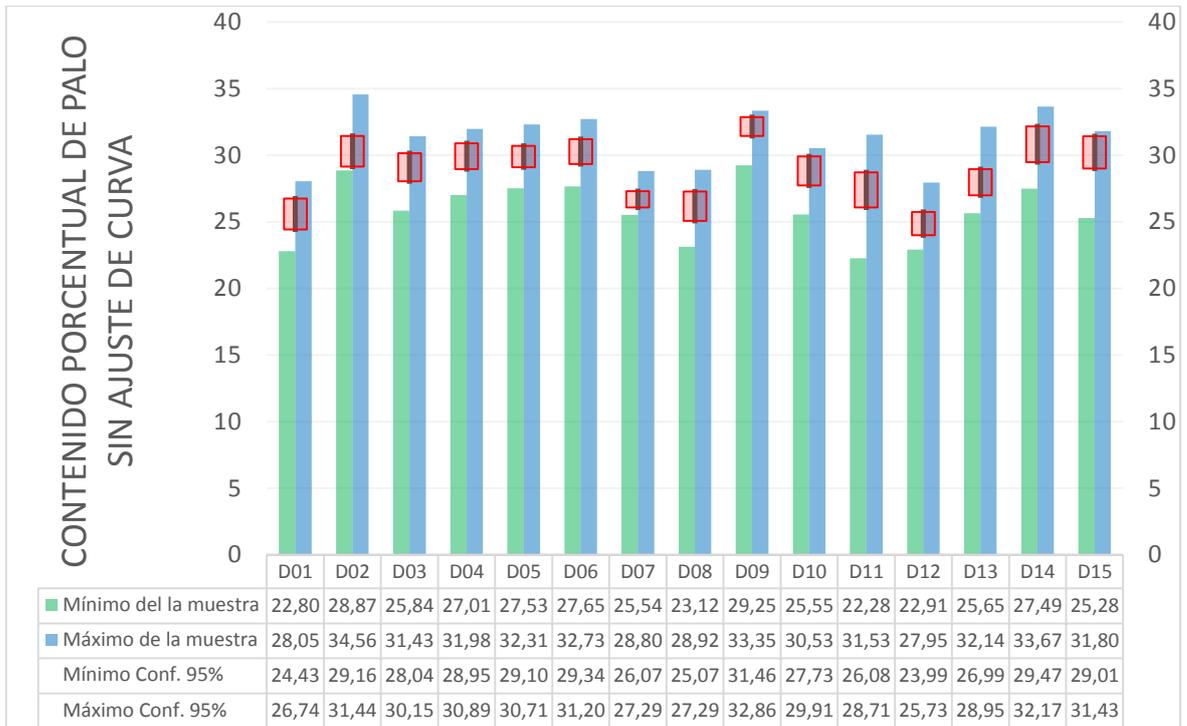


FIGURA 99 - COMPARATIVO ENTRE LAS COTAS DEL INTERVALO DE CONFIANZA Y LOS MÁX. Y MÍN. DE LAS MUESTRAS DEL LOTE D.

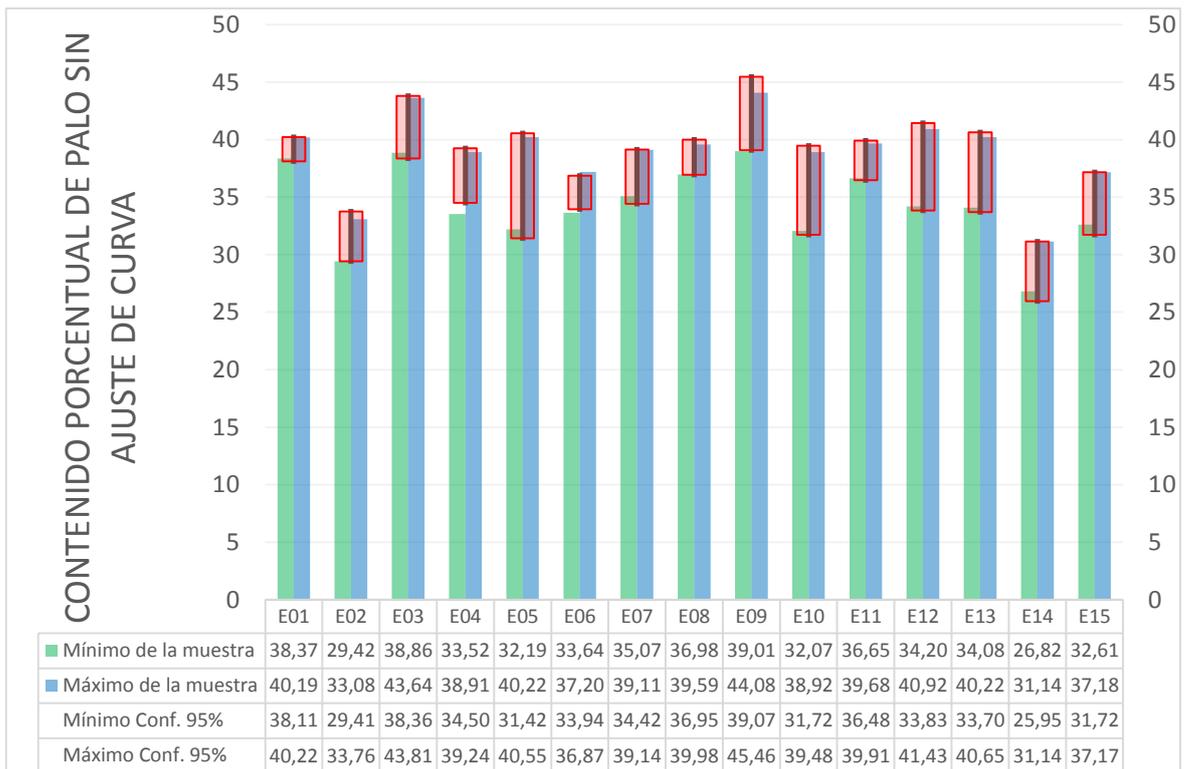


FIGURA 100 - COMPARATIVO ENTRE LAS COTAS DEL INTERVALO DE CONFIANZA Y LOS MÁX. Y MÍN. DE LAS MUESTRAS DEL LOTE E. AQUÍ SE APRECIA LA PROXIMIDAD ENTRE DICHS VALORES DEBIDO AL TAMAÑO REDUCIDO DE CADA MUESTRA.

6.4 CARACTERIZACIÓN DE DEFECTOS A DETECTAR EN TABLAS DE PINO

6.4.1 TIPOS DE FALLAS A DETECTAR

La clasificación de los defectos no es una tarea sencilla dado que la cantidad de clases y la clasificación, depende de los estándares de calidad y del uso final que se le dé a la madera. Por ejemplo, Kauppinen y Silvén [114], sub-clasificaron los nudos con defectos dentro de siete clases distintas. En total realizaron una clasificación de 22 defectos diferentes, los cuales para los fines de esta tesis hemos agrupado en cinco tipos diferentes (Figura 101):

- Nudos
- Agujeros
- Grietas
- Corteza
- Manchas

Esta clasificación de defectos será utilizada en este trabajo simplemente a fines de enumerar los tipos de defectos presentes en los lotes de muestras y no a los fines de clasificarlos, dado que para la producción de tablas saneadas y vigas multi-laminadas, lo que interesa es detectar y eliminar todo tipo de defecto sin necesidad de clasificarlos.

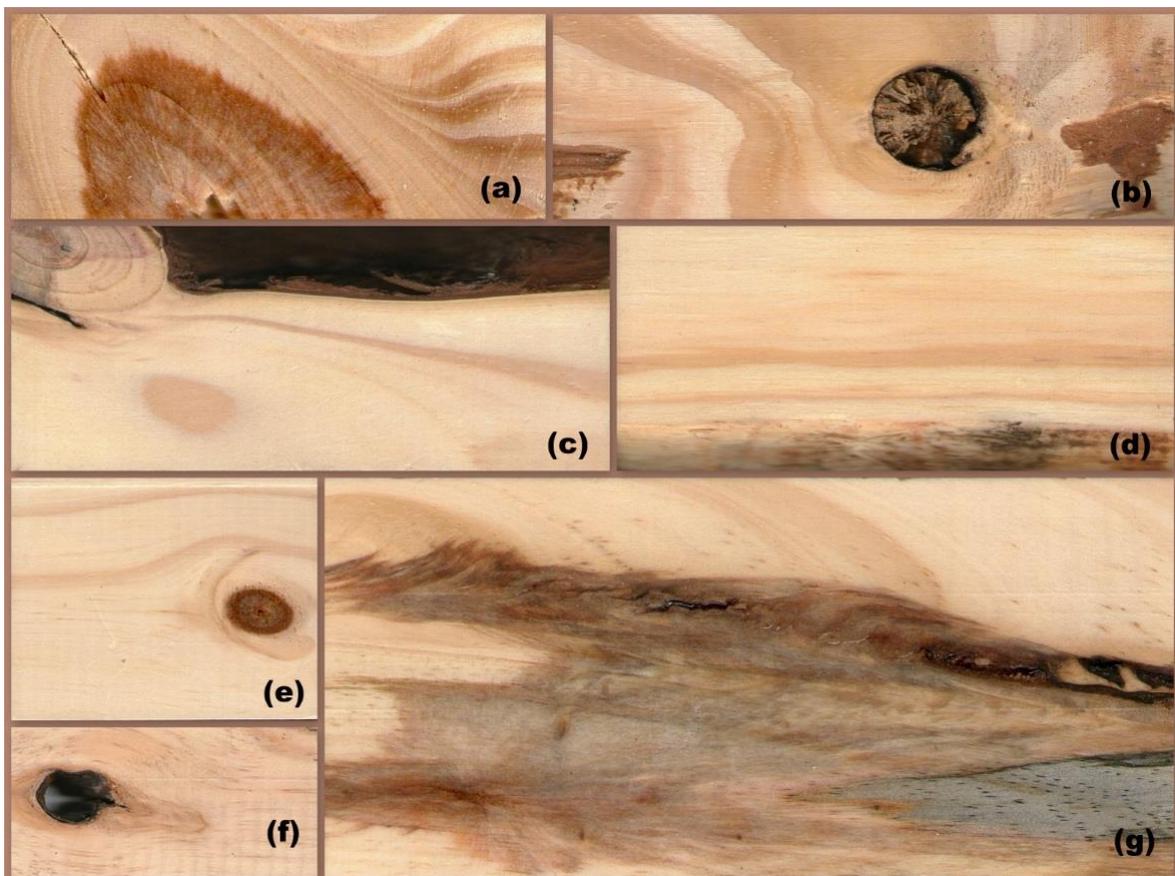


FIGURA 101 – EJEMPLOS DE ALGUNOS DEFECTOS TÍPICOS QUE SE QUIEREN DETECTAR CON PDI. (A) GRIETA Y NUDO. (B) NUDO Y FALLA ASERRADO. (C) CORTEZA Y NUDO. (D) BORDE CON DECAIMIENTO. (E) NUDO SANO. (F) AGUJERO. (G) MANCHA.

6.4.2 EVALUACIÓN DEL ALGORITMO EN LOS LOTES DE IMÁGENES DE LA TABLA 8

Para poder tener una referencia a la hora de evaluar el comportamiento del algoritmo, primeramente se preparó una herramienta de software que permitía marcar cada uno de los defectos en forma manual y de esta manera conformar una segmentación que, para los fines de esta tesis, serán el marco de referencia o imagen patrón para los análisis de resultados. El procedimiento de segmentación era sencillo, se inyectaba una semilla con el mouse y el programa realizaba una segmentación tomando como base el nivel de luminancia del pixel semilla +/- una tolerancia que se ajustaba a criterio del operador y las condiciones de conectividad de partículas que podía alternarse entre 4 y 8, estos cambios se veían en forma dinámica en la segmentación de manera de obtener el ajuste más apropiado. Luego se procedía a aceptar o cancelar dicha segmentación y se podía continuar inyectando otra semilla de manera de agregar otra región a la máscara resultante. Por último se incorporó un procesamiento morfológico básico para permitir hacer unos últimos ajustes a la máscara de manera de suavizar bordes o eliminar pixeles sueltos. En la Figura 102 se muestra el entorno de trabajo proyectado donde se tenía a la izquierda lo referente a la selección de carpetas contenedoras tanto del archivo de entrada como de la imagen máscara resultante. También se aprecia a la izquierda el listado de archivos que se utilizaba para seleccionar la imagen a procesar. El ajuste de la tolerancia se hacía con un deslizador vertical con escala logarítmica por practicidad (marcado en la Figura 102 con color azul).

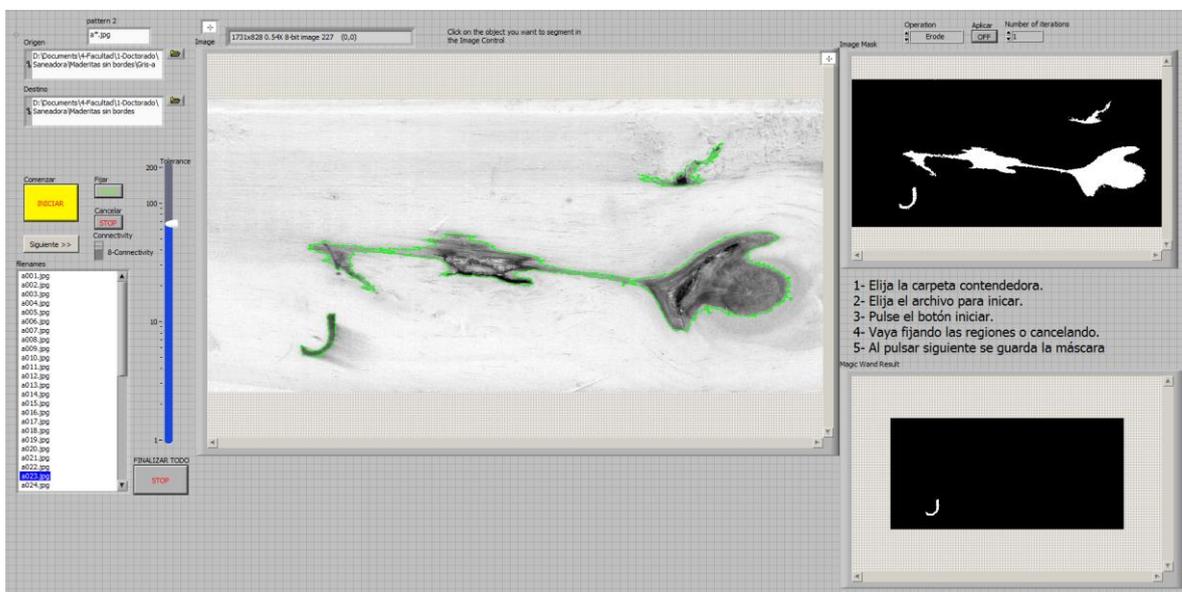


FIGURA 102 - ENTORNO DE TRABAJO PARA SEGMENTAR DE MANERA SEMI-AUTOMÁTICA LOS DEFECTOS

En lo que respecta a las imágenes, se presentaba al medio de la pantalla en tamaño mayor, la imagen en escala de grises a segmentar sobre la cual se delineaban con color verde las siluetas de las regiones segmentadas. A la derecha de ésta, se podía apreciar en la parte

inferior la región resultante de la segmentación sobre la que se estaba trabajando con la última semilla colocada y en la parte superior la imagen máscara resultante de la combinación de regiones aceptadas como válidas. Esa imagen máscara era guardada como una imagen binaria, para utilizarla luego en los procesos de comparación de regiones segmentadas por el método automático propuesto en esta tesis.

Posteriormente, a fin de realizar el análisis comparativo entre las detecciones automáticas y la segmentación supervisada (semi-automática) descrita en el párrafo anterior, se creó una aplicación con LabVIEW (Figura 103) que realizaba dicha comparación pixel a pixel y generaba una imagen resultante codificada en colores tal como se describe seguidamente en la Tabla 23. Este programa también realizaba el cómputo de cuántos pixeles correspondían a cada tipo, graficando temporalmente en un histograma y exportando los valores a Excel.

TABLA 23 - CODIFICACIÓN EN COLOR DE LA COMPARATIVA DE DESEMPEÑO

Valor	Color	Descripción
0	Naranja	Madera Sana correctamente detectada
1	Rojo	Falta Defecto (Marca Manual no detectada)
2	Amarillo	Falso Positivo (madera sana marcada como defecto)
3	Verde	Defecto Detectado

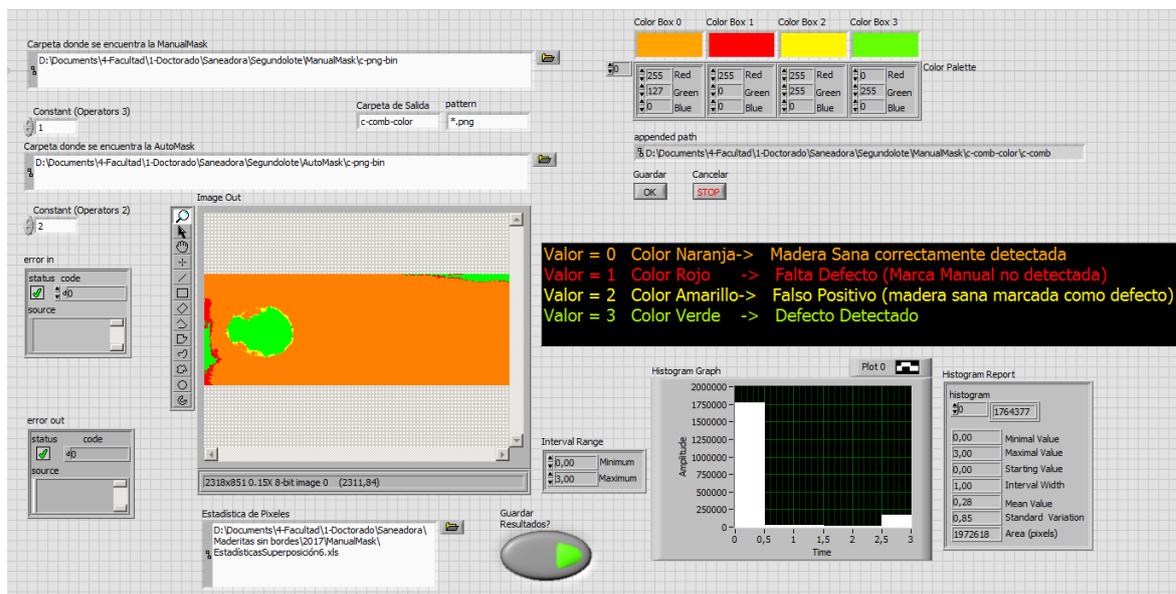


FIGURA 103 - APLICACIÓN QUE COMPARA CON EL PATRÓN Y GENERA IMAGEN CODIFICADA. NARANJA: MADERA SANA; ROJO: FALTA DEFECTO; AMARILLO: FALSO POSITIVO; VERDE: DEFECTO DETECTADO

Los datos obtenidos de los histogramas de pixeles se agruparon por sub-lotes de 50 imágenes para facilitar su representación y fueron procesados en planilla de cálculo para conformar un gráfico circular. Así se conformaron las gráficas de la Figura 104, Figura 106, correspondientes a 100 imágenes de las muestras A, y las Figura 108 y Figura 110, correspondientes a las muestras B. En términos generales el patrón que se observa es el mismo en los cuatro grupos de imágenes, gran parte de los pixeles son correctamente

Análisis de Datos

detectados como madera sana (entorno al 90 %), el porcentaje restante se divide en una fracción mayor que corresponde a pixeles que pertenecen a defectos correctamente detectados y una fracción menor que pertenece a los errores de detección, tanto para la madera sana marcada erróneamente como defecto, como a la madera defectuosa, marcada como madera sana. Para todos los casos analizados, este porcentaje se sitúa por debajo del 1,75 %. En la Figura 105, Figura 107, Figura 109 y Figura 111 se puede apreciar en detalle el procesamiento para cada una de las imágenes pertenecientes a cada grupo de 50. De este análisis pormenorizado se destacan algunas imágenes que presenta gran cantidad de pixeles marcados como “Falta Defecto”. Esta gran cantidad de pixeles mal catalogados podría llevar a pensar que es un problema importante pero dado que se está haciendo un análisis pixel a pixel, estos pixeles no se corresponden con defectos no detectados sino que pertenecen a regiones circundantes a los defectos que fueron correctamente detectados.

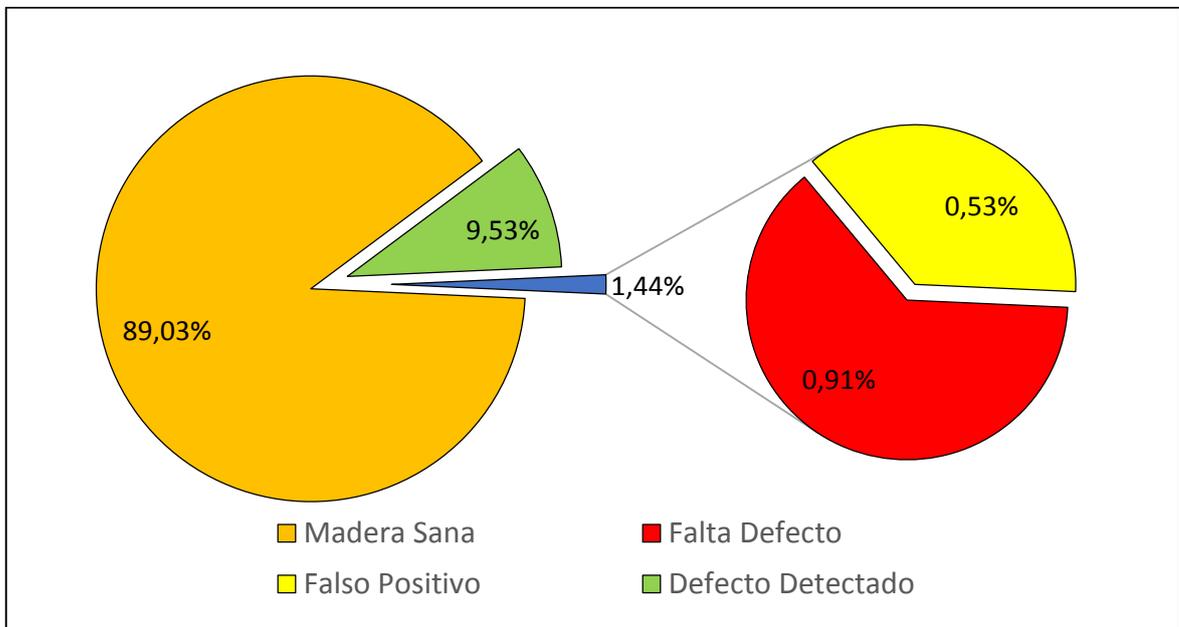


FIGURA 104 - RESUMEN ESTADÍSTICO DEL PROCESAMIENTO PARA LAS MUESTRAS A001 – A050

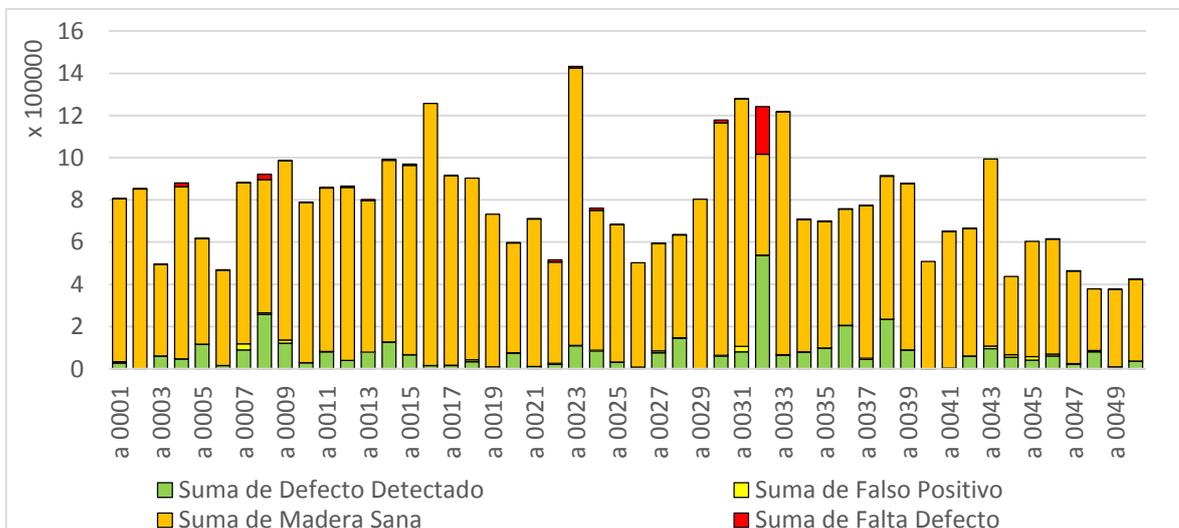


FIGURA 105 - DETALLE DETECCIONES POR MUESTRAS DESDE A001 – A050

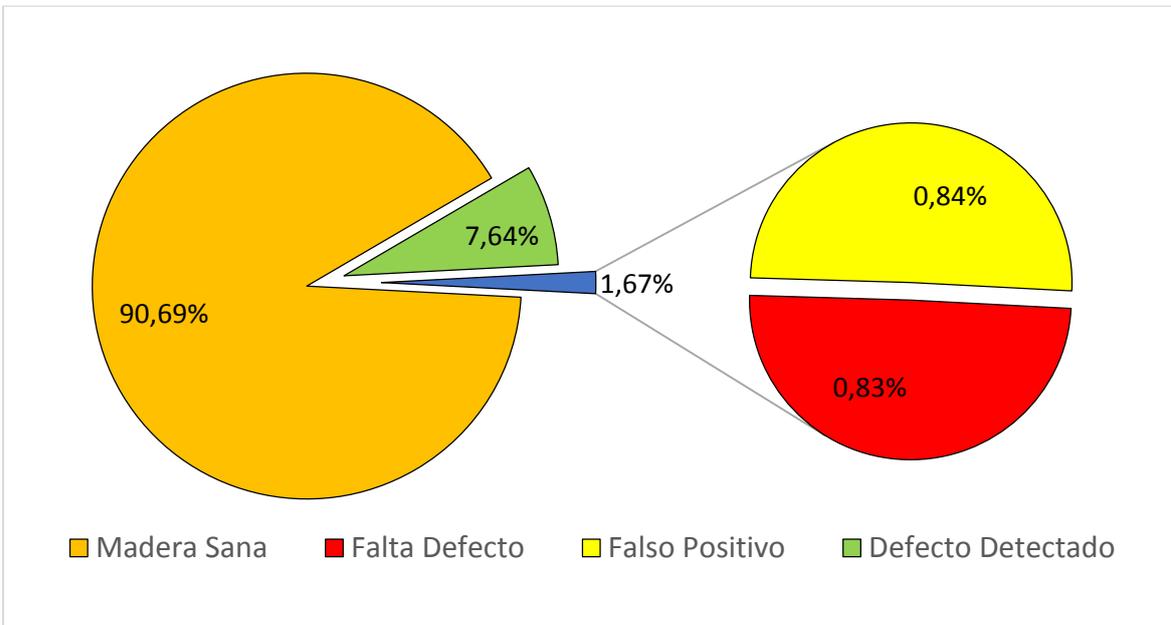


FIGURA 106 - RESUMEN ESTADÍSTICO DEL PROCESAMIENTO PARA LAS MUESTRAS C001 – C050

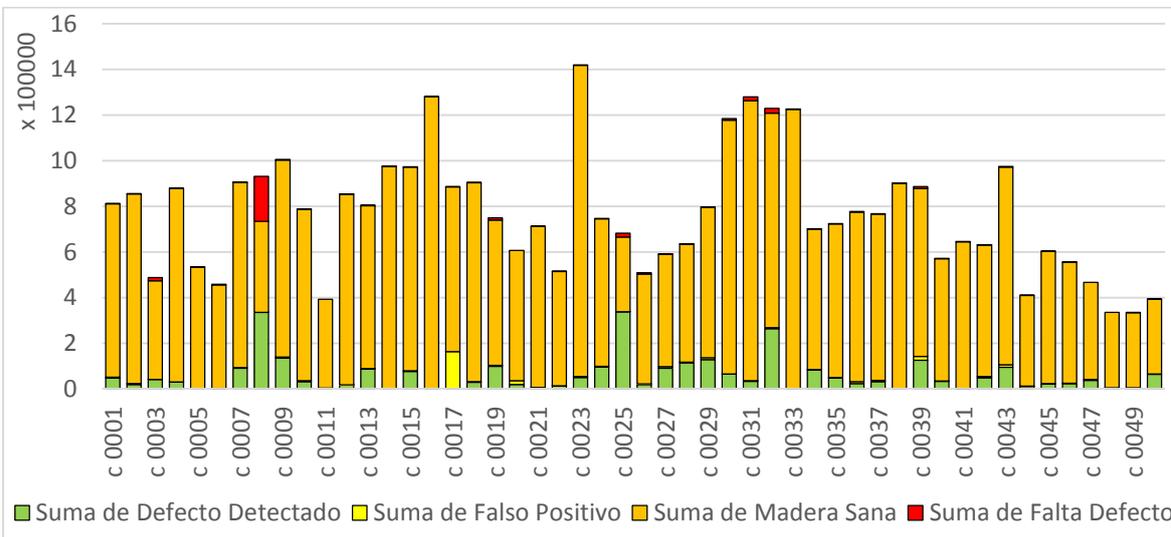


FIGURA 107 - DETALLE DETECCIONES POR MUESTRAS DESDE C001 – C050

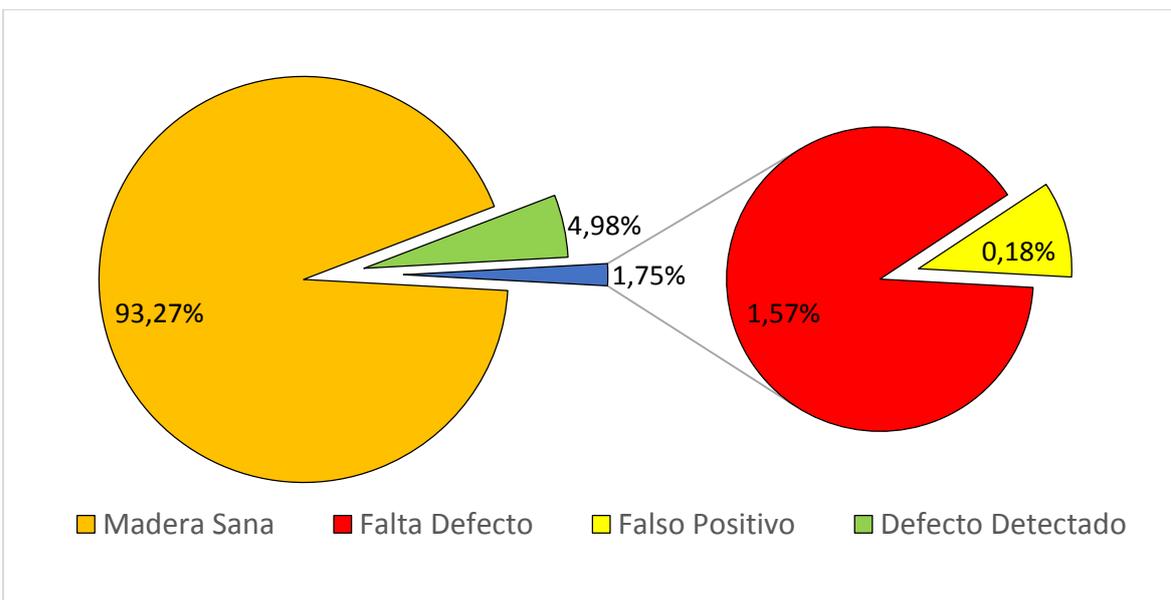


FIGURA 108 - RESUMEN ESTADÍSTICO DEL PROCESAMIENTO PARA LAS MUESTRAS A051 – A100

Análisis de Datos

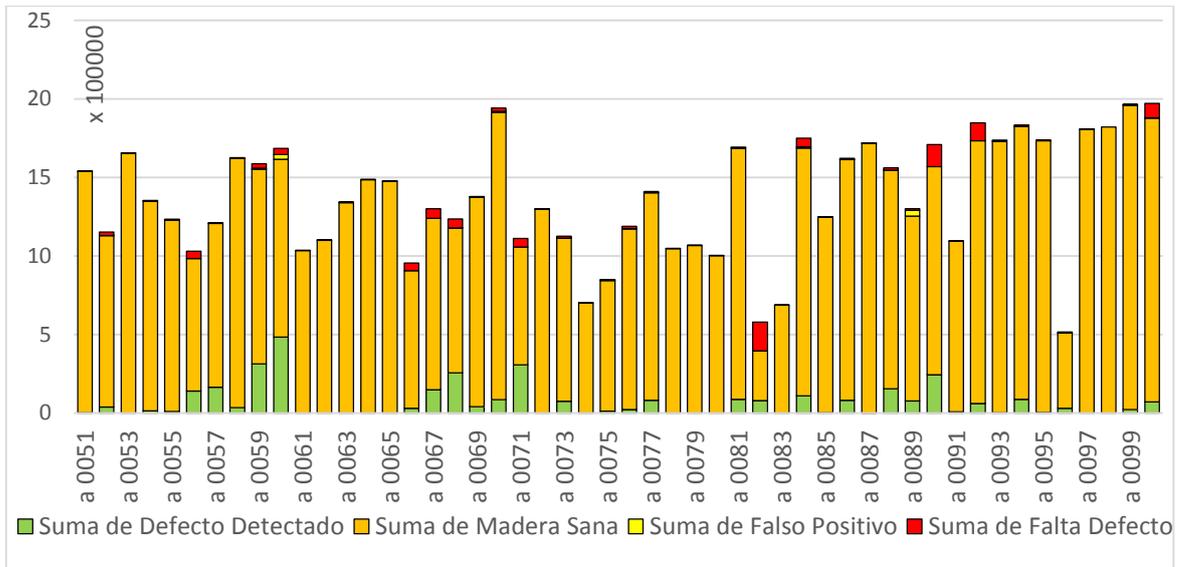


FIGURA 109 - DETALLE DETECCIONES POR MUESTRAS DESDE A051 – A100

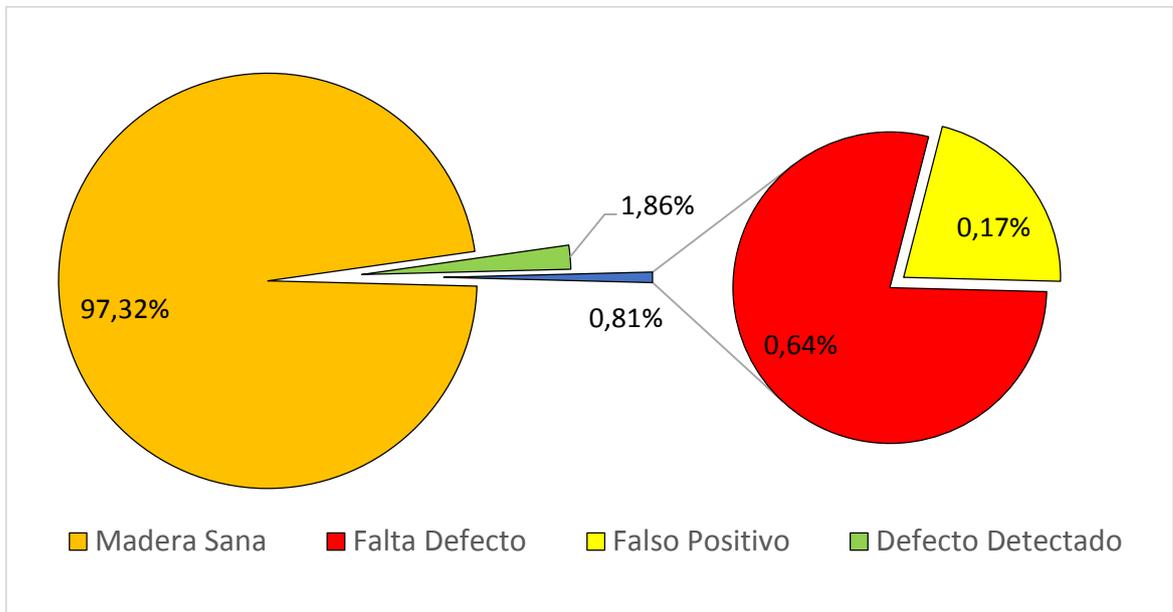


FIGURA 110 - RESUMEN ESTADÍSTICO DEL PROCESAMIENTO PARA LAS MUESTRAS C051 – C100

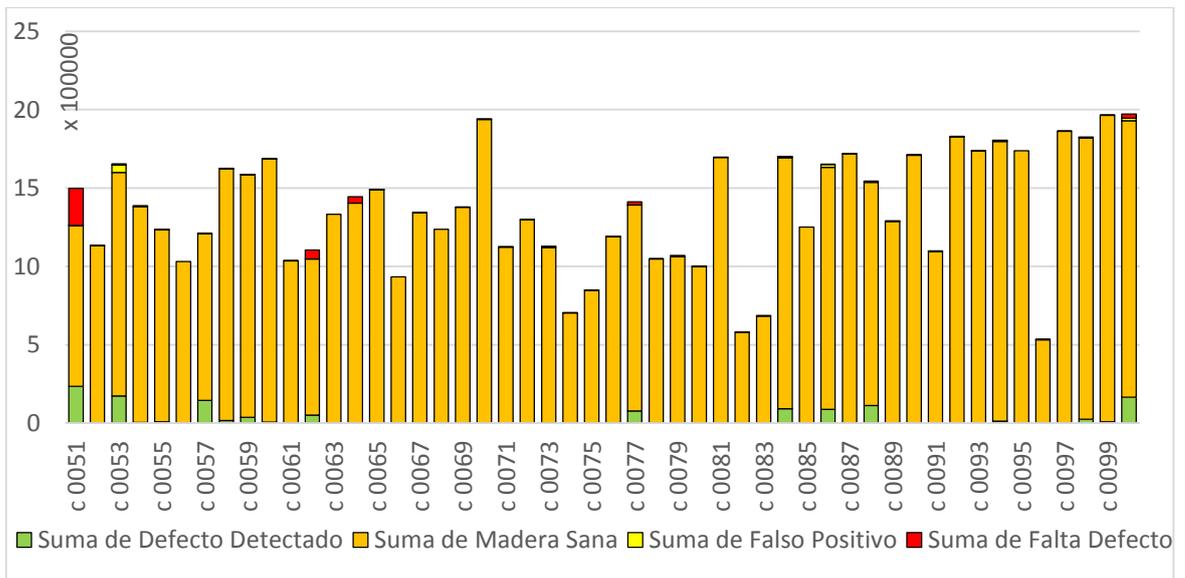


FIGURA 111 - DETALLE DETECCIONES POR MUESTRAS DESDE C051 – C100

A fin de justificar lo expuesto, se tomaron las dos imágenes que se destacan por ser las que más píxeles rojos presentan para cada grupo de imágenes para analizarlas en detalle más adelante. Estas imágenes y la cantidad de píxeles rojos se listan a continuación en la Tabla 24 y se presenta una comparación entre la cantidad de píxeles con defectos encontrados y la cantidad faltante en la Figura 112. Cada una de estas imágenes se presenta en la Figura 113 con su debido rótulo de identificación y allí puede apreciarse que, si bien presentan gran cantidad de píxeles rojos (defectos faltantes), esto no implicaría un problema grave en la detección dado que pertenecen a píxeles linderos con el núcleo del defecto que sí ha sido correctamente identificado.

TABLA 24 - IMÁGENES CON MAYOR CANTIDAD DE PÍXELES DE DEFECTOS FALTANTES

Grupo Imágenes	Defecto Detectado	Falta Defecto
A 001-050	794284	251391
a 0008	256662	25521
a 0032	537622	225870
A 051-100	322550	322373
a 0082	78948	182893
a 0090	243602	139480
C 001-050	599062	218216
c 0008	335750	197194
c 0032	263312	21022
C 051-100	286724	292172
c 0051	235644	236400
c 0062	51080	55772
Total general	2002620	1084152

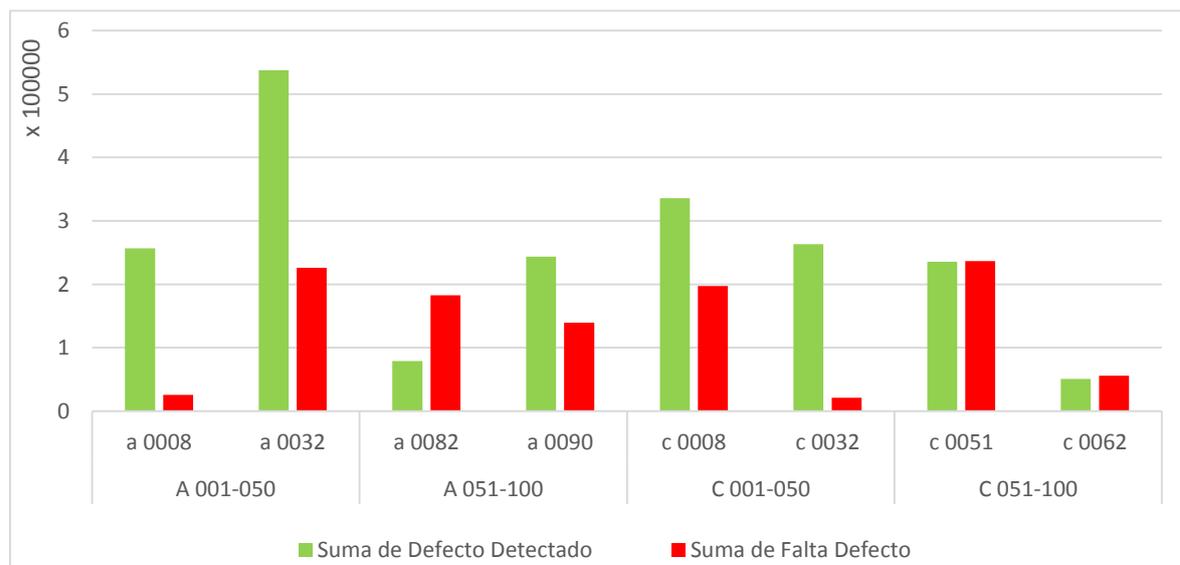


FIGURA 112 - COMPARACIÓN ENTRE PÍXELES DE DEFECTOS ENCONTRADOS Y FALTANTES EN LOS PEORES CASOS

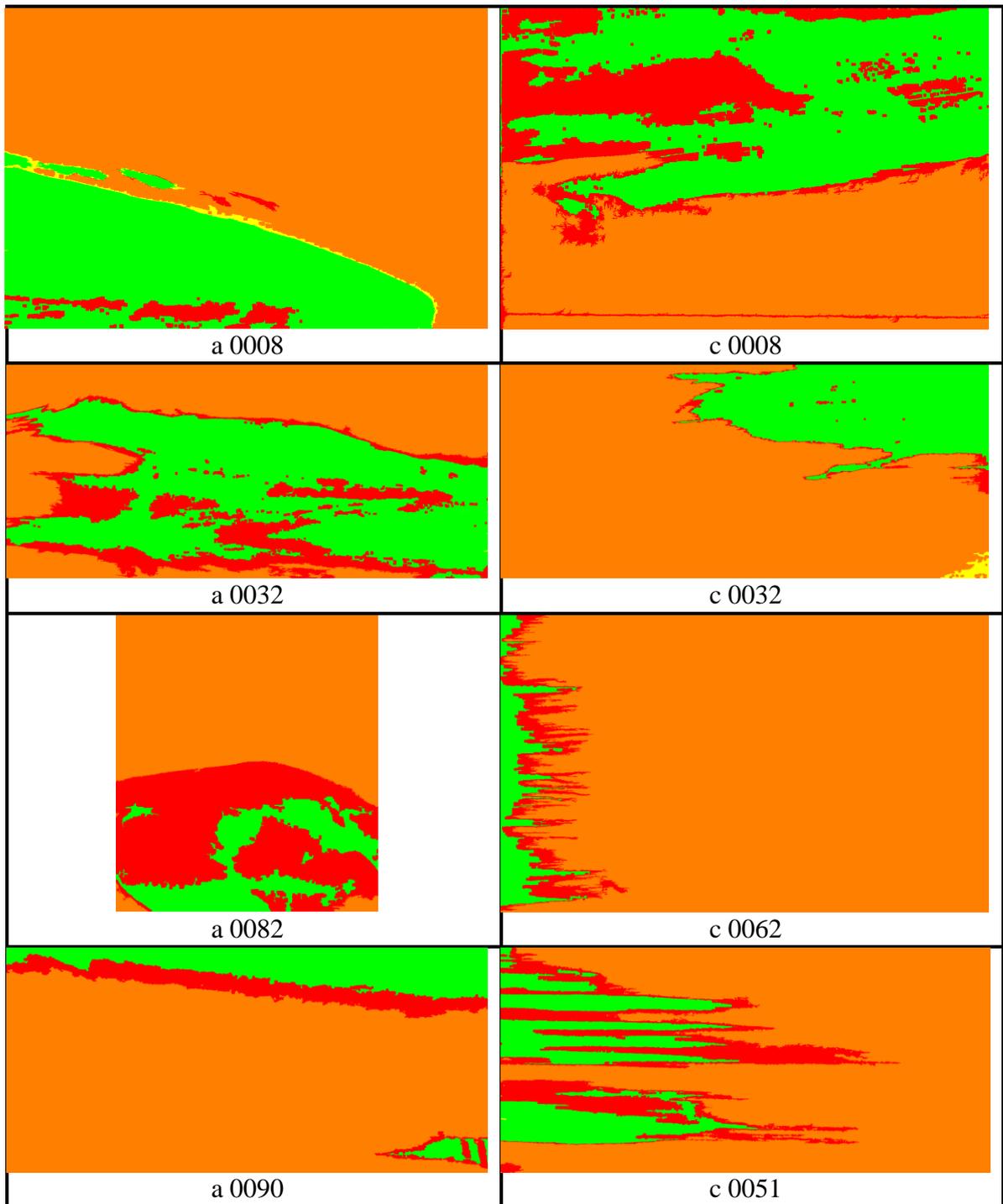


FIGURA 113 - PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES CON MAYOR CANTIDAD DE PÍXELES DE DEFECTOS FALTANTES.

Del análisis de la Figura 112 y Figura 113 se resalta que la imagen que mayor problema presenta es el caso de la imagen a 0082 dado que presenta mayor cantidad de píxeles faltantes que píxeles detectados. Otra conclusión que se puede sacar de dicha imagen es que coincidentemente también es la imagen más pequeña de las ocho listadas. Esta característica es un factor que afecta negativamente a la detección dado que el algoritmo propuesto en esta tesis se basa en segmentadores estadísticos por umbrales de histograma y específicamente el umbral de entropía, se comporta mejor para detectar pequeñas porciones de imágenes. Esta

característica del umbral de entropía lo hace favorable para su uso en detección de defectos pero no está indicada para imágenes tan pequeñas o donde la escala del defecto es grande en relación a la imagen adquirida. Otro factor que está pesando en esta detección errónea es al tamaño de los filtros morfológicos de convolución dado que lo correcto es que el tamaño de estos filtros se adecúe al tamaño de la imagen. A fin de ejemplificar esto se presenta en la Figura 114 el resultado de procesar las mismas 8 imágenes simplemente quitando de la secuencia del algoritmo la erosión de partículas (E 3x3) que se realiza para quitar los efectos de ruido al inicio del algoritmo, tal como se detalló en 4.3.4.6. En las imágenes más pequeñas, una erosión con elemento estructurante de 3x3 pesa más que en imágenes más grandes donde una partícula de 9 pixeles es despreciable.

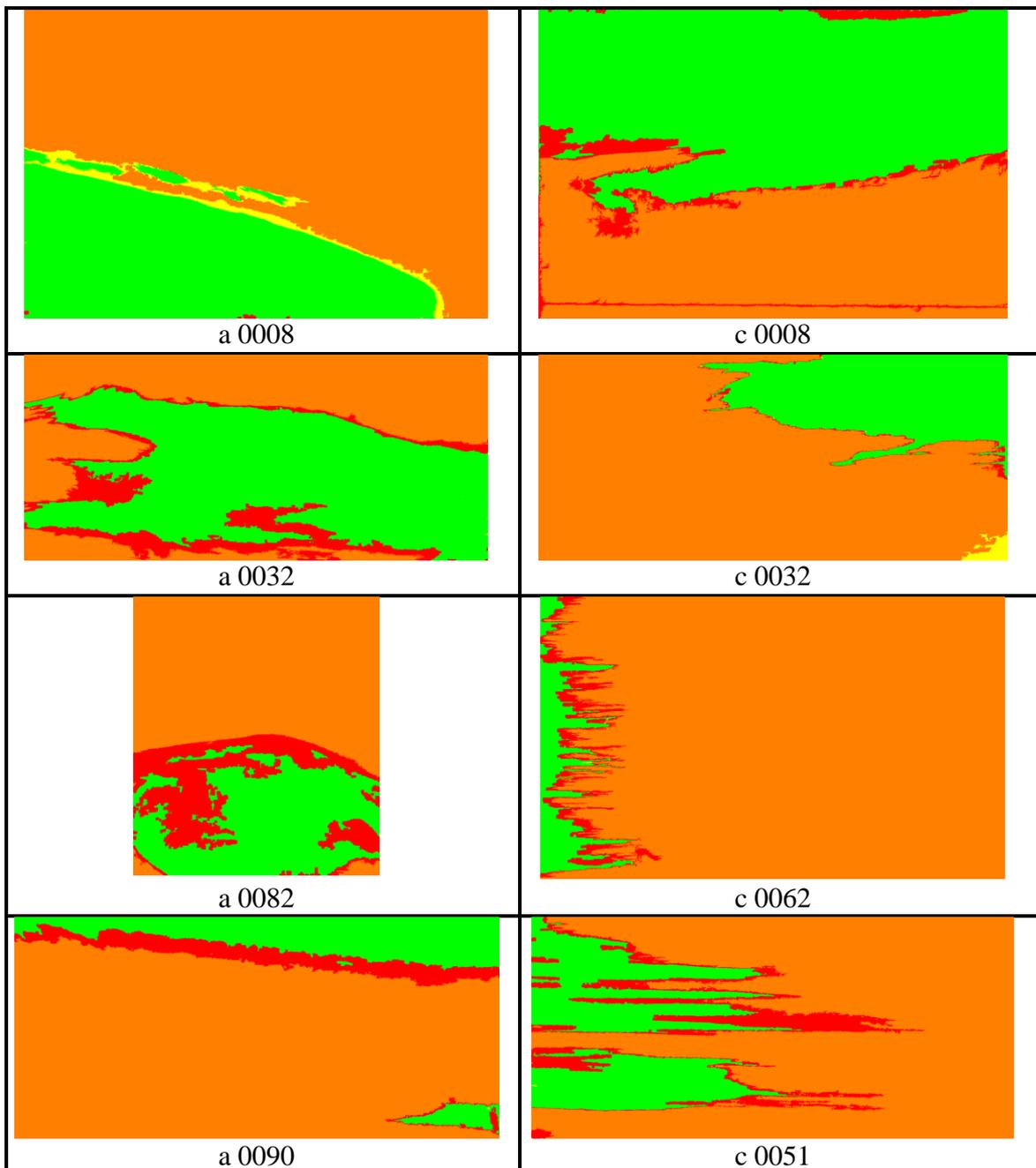


FIGURA 114 - PROCESAMIENTO MEJORADO AL QUITAR UNA EROSIÓN EN EL ALGORITMO.

En síntesis, este tipo de errores debería reducirse con la estandarización del tamaño de la imagen a procesar considerando que sea relativamente grande respecto del tamaño de los defectos típicos teniendo en cuenta que es de esperar que la fracción de defecto sea menor a un 10-20% [167].

Haciendo un análisis global del desempeño para todas las imágenes procesadas, el resultado es el que se muestra en el gráfico circular de la Figura 115. Allí se evidencia que gran parte de la superficie de madera procesada no tiene defectos, lo cual representa un 93,33 %. El porcentaje restante se divide en un 5,29 % de madera defectuosa y un 1,38 % de errores de determinación.

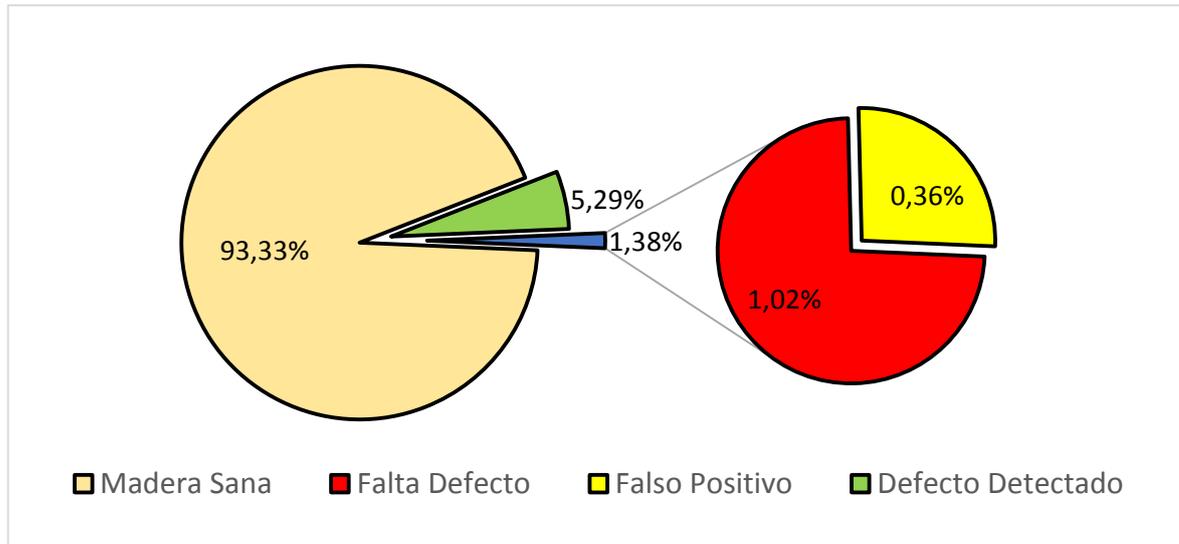


FIGURA 115 - RESUMEN ESTADÍSTICO PARA LAS MUESTRAS A001-A100 Y C001-C100

Si se toma esta información y se la procesa desde el punto de vista de la eficiencia en la detección, tanto de defectos como de madera sana, se llega a que la eficiencia detectando madera sana es del 99,62% siendo los falsos positivos apenas un 0,38%, mientras que la eficiencia en la detección de defectos con una evaluación pixel a pixel es del 83,84% quedando un 16,26% como pixeles de defectos no detectados. Estos resultados se muestran en sendos gráficos circulares en la Figura 116 y Figura 117. Para llegar a estos resultados se utilizaron las ecuaciones (16) y (17) junto con los datos presentes en la Tabla 25 donde se totalizan los resultados del procesamiento.

$$\begin{aligned} T_d &= F_d + D_d \\ T_s &= T_x - T_d \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} S_{d\%} &= \frac{S_d}{T_s} \cdot 100 & ; & & D_{d\%} &= \frac{D_d}{T_d} \cdot 100 \\ F_{d\%} &= \frac{F_d}{T_d} \cdot 100 = 100 - D_{d\%} & ; & & F_{p\%} &= \frac{F_p}{T_s} \cdot 100 = 100 - S_{d\%} \end{aligned} \quad (17)$$

siendo $\left\{ \begin{array}{l} T_d : \text{Total pixeles defectos} \\ F_d : \text{Píxeles Falta defecto} \\ D_d : \text{Píxeles Defecto detectado} \\ T_s : \text{Total pixeles madera sana} \\ T_x : \text{Total de pixeles} \\ S_d : \text{Píxeles madera sana detectada} \\ F_p : \text{Píxeles Falso positivo} \end{array} \right.$

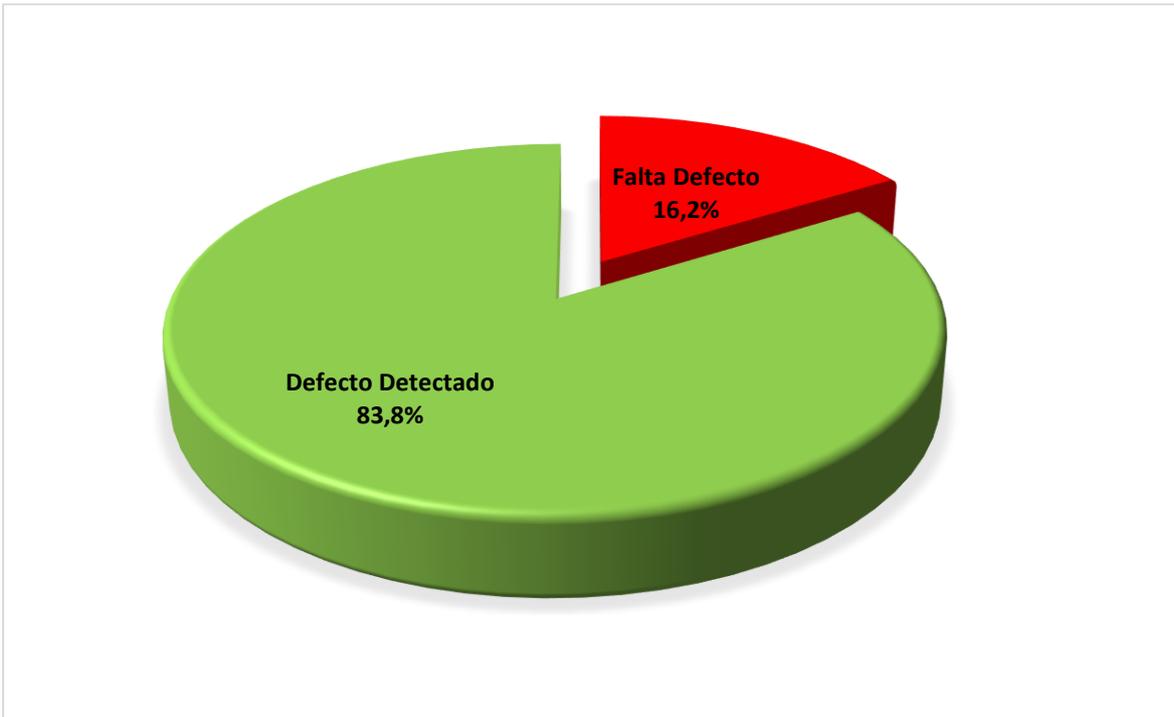


FIGURA 116 - EFICIENCIA GENERAL PIXEL A PIXEL EN LA DETECCIÓN DE DEFECTOS

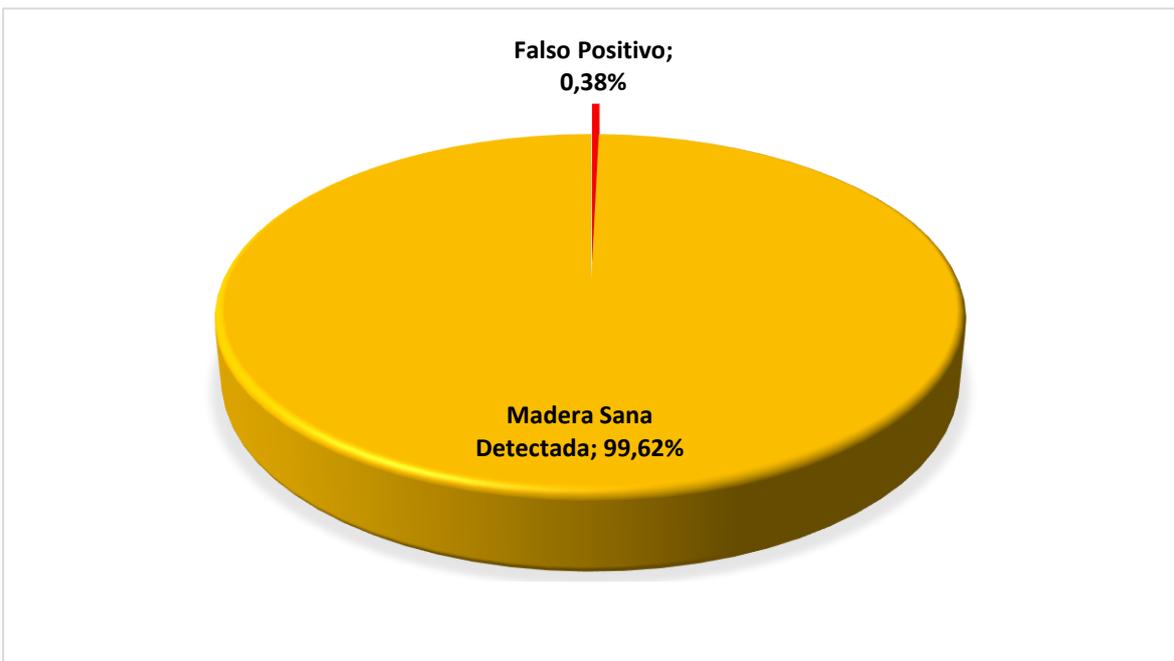


FIGURA 117 - EFICIENCIA GENERAL PIXEL A PIXEL EN LA DETECCIÓN DE MADERA SANA

TABLA 25 - DATOS UTILIZADOS PARA CALCULAR LA EFICIENCIA DE LAS DETECCIONES

Imágenes	Madera Sana Detectada	Falta Defecto	Falso Positivo	Defecto Detectado	Total (px)
200	199610176 93,33%	2180764 1,02%	769092 0,36%	11314383 5,29%	213874415 Porcentaje del total
Imágenes	Madera Sana Detectada	Falta Defecto	Falso Positivo	Defecto Detectado	Total Defectos (px)
200	199610176 99,62%	2180764 16,16%	769092 0,38%	11314383 83,84%	13495147 Porcentaje Eficiencia

Existen al menos dos formas de determinar la eficiencia de un algoritmo de detección de defectos: La primera de ellas, y la más utilizada en la bibliografía, consiste en determinar porcentajes respecto de cantidad de defectos detectados y perdidos, es decir que un 90% de eficiencia según ese estándar, significa que el 10% de los defectos presentes no fueron encontrados. La segunda forma, es la que realiza una estadística píxel a píxel por lo que en una detección de un solo defecto cuya superficie fue detectada con un 90% de acierto y que correspondería a un 100% de eficiencia con el método tradicional, sólo alcanza el 90% de eficiencia con el método píxel a píxel [167]. Este segundo método es el que se adoptó para la elaboración del índice de eficiencia de detección que se muestra en la Figura 116 y la Figura 117.

Si bien la eficiencia en la detección de madera sana es evidentemente muy buena, a priori podría parecer que una eficiencia de alrededor del 84% en la detección de defectos no es lo suficientemente alta pero hay que tener en cuenta que por tratarse de una eficiencia píxel a píxel es de esperar que la exactitud de la segmentación no sea tan elevada. Por ejemplo, Funk, et al. [167] encontraron que con un método de segmentación por ajuste de histograma, se lograba entorno al 60% de eficiencia píxel a píxel en la segmentación de defectos en tablas de madera. Incluso ese nivel de eficiencia lo lograron haciendo ajustes manuales ante cada muestra y no de manera autónoma como en el caso planteado en esta tesis. Por otro lado, determinaron que hubo al menos dos o tres defectos que eran muy difíciles de detectar por métodos de umbral de histograma problema que en la presente tesis fue resuelto con combinación de dos métodos de umbralizado y procesamiento morfológico siendo uno de los umbrales el que dispara el ajuste auto-adaptativo del realce de histograma necesario para mejorar la segmentación del umbral de entropía. De esta manera es que fue posible llegar a una eficiencia píxel a píxel del 84%. Si se toma la eficiencia desde el punto de vista de la cantidad de defectos detectados y no sobre la exactitud de la segmentación, se puede elaborar un histograma de frecuencias ordenando las cantidades de imágenes acumuladas en función del porcentaje de píxeles perdidos que presentan. Con este análisis

se elaboró la gráfica de histograma de frecuencias y frecuencias acumuladas que se muestra en la Figura 118.

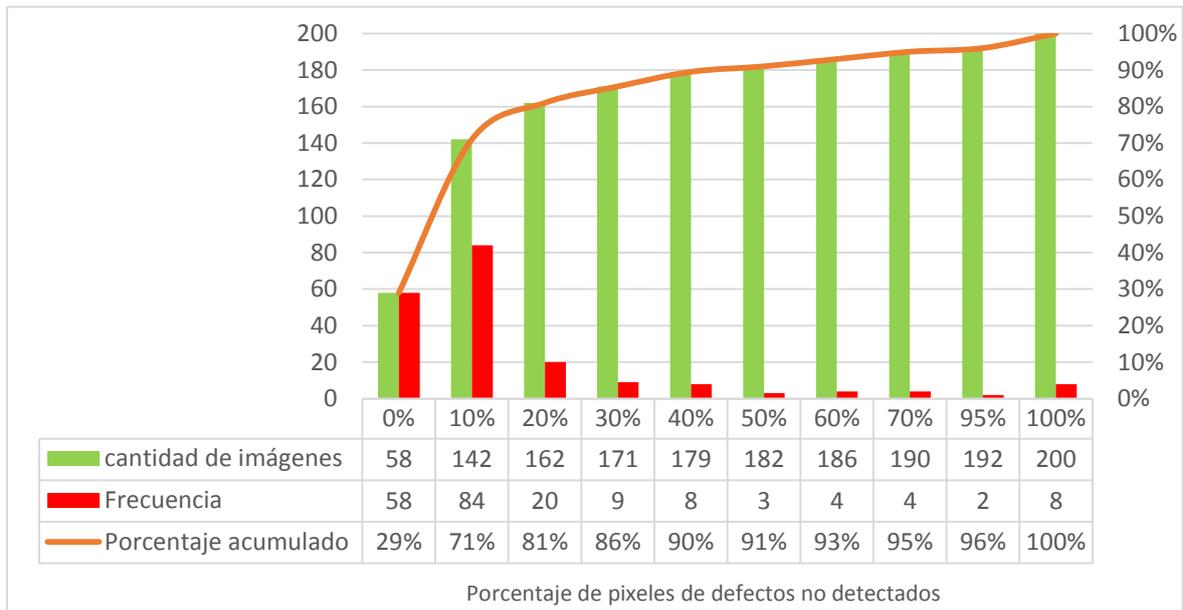


FIGURA 118 - HISTOGRAMA DE FRECUENCIAS Y ACUMULADO DE CANTIDADES DE IMÁGENES EN FUNCIÓN DE PÍXELES DE DEFECTOS NO DETECTADOS.

De ese gráfico puede concluirse que si se considera cada imagen que perdió al menos el 70% de los píxeles, como si fuera un defecto no encontrado para el cálculo de la eficiencia tradicional, se obtiene una eficiencia en la detección de defectos del 95%. Por otro lado el 90% de las imágenes procesadas presenta menos del 40% de los píxeles de defectos no detectados. A fin de evaluar esto cualitativamente, en la Figura 119 se muestran imágenes de ejemplo con aproximadamente 10%, 20%, 30% y 40% de defectos no detectados.

6.4.3 VERIFICACIÓN DEL ALGORITMO SOBRE UN LOTE DE IMÁGENES EXTERNO

La Universidad de OULU, Finlandia, ha dejado a disposición de la comunidad científica uno de los más grandes lotes de imágenes de tablas de madera blanda (abetos) y de sus defectos catalogados manualmente por expertos. Se trata de un catálogo de 839 imágenes de 488 (H) x 512 (V) píxeles y archivos de texto complementarios que presentan las coordenadas de las porciones, que en su mayoría eran de 60x60 píxeles (salvo casos en los que se ajustó levemente las dimensiones para poder cubrir mejor toda la imagen), etiquetadas manualmente como madera sana o según una clasificación de 18 tipos de defectos [119, 168-170]. Ellos han agrupado los defectos según se indica en la Tabla 26.

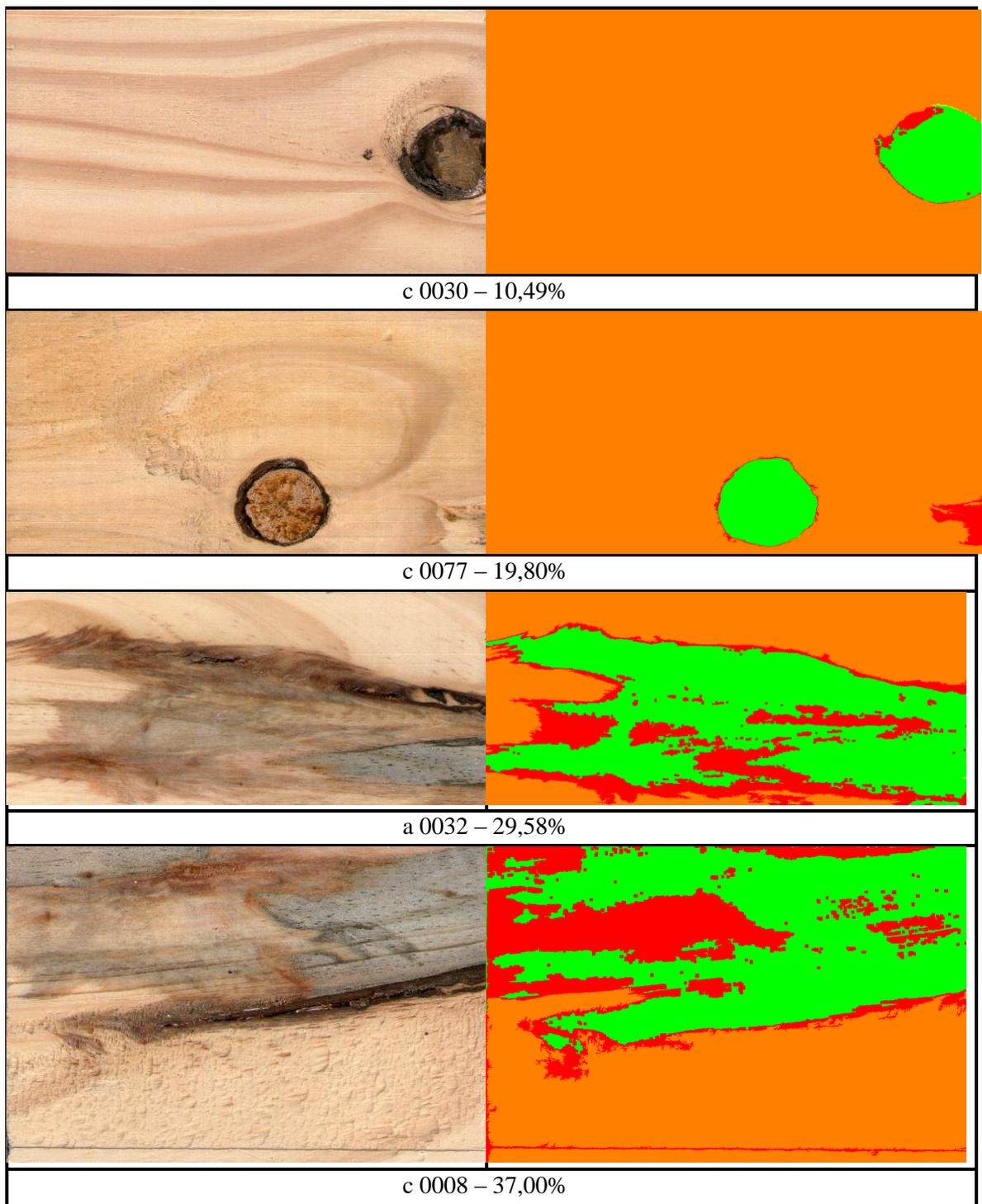


FIGURA 119 - IMÁGENES CON DISTINTOS PORCENTAJES DE PIX. DEFECTUOSOS NO DETECTADOS. DE ARRIBA HACIA ABAJO PORCENTAJES DE 10,49%, 19,80%, 29,58% Y 37,00%, REPRESENTATIVAS DEL 90% DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS AL PROCESAR LAS IMÁGENES.

Niskanen, et al. [82] presentaron los resultados de la investigación llevada adelante por el Grupo de Visión de Máquina y Sistemas inteligentes de la Universidad de Oulu, Finlandia, quienes propusieron un método de inspección de tablas y detección de defectos utilizando mapas auto-organizados (SOM) para discriminar madera sana de madera con defectos. Para ello, escanearon 42 tablas de madera de pino con una resolución espacial de 0,5 mm. Luego dividieron las imágenes de las muestras de madera en porciones no superpuestas de tamaño fijo (40x40 pixeles). Para cada una de estas porciones de imágenes se calculó una serie de

característicos, como ser los centiles de color propuestos por Silvén y Kauppinen [169], y con ello se formó un vector de características multidimensional que se utilizó para el agrupamiento del SOM. Luego, manualmente, en el mapa auto-organizado se trazó manualmente una línea para separar madera sana de madera defectuosa y con eso quedó determinada la clasificación de cada una de las porciones de madera [82].

TABLA 26 - CODIFICACIÓN DE DEFECTOS UTILIZADA EN LA BASE DE DATOS DE OULU [119]

Defect Type	Número Asignado	Tipo de Defecto
sound	1	madera sana
dry_knot	2	nudo seco
resin	3	resina
resin_pocket	4	bolsillo de resina
sound_knot	5	nudo sano
encased_knot	6	nudo encajonado
edge_knot	7	nudo de borde
moustache_knot	8	nudo de bigote
leaf_knot	9	nudo de hoja
core_stripe	10	raya de núcleo
horn_knot	11	nudo de cuerno
small_knot	12	nudo pequeño
split	13	rajadura
wane	14	decaimiento
knot_hole	15	agujero de nudo
UNKNOWN	16	DESCONOCIDO
bark_pocket	17	bolsillo de corteza
mould	18	moldura
decayed_knot	19	nudo descompuesto

A fin de poder evaluar el desempeño de su método propuesto, Niskanen, et al. [82] calcularon el porcentaje de falsos positivos y por otro lado el porcentaje de defectos no detectados. Probaron varias combinaciones de características en el vector de decisión y ajustando las líneas de discriminación buscando obtener entorno a un 5 % de defectos no detectados, los falsos positivos fluctuaron para las diferentes combinaciones entre un 22,9% y un 50%. Dentro de los falsos positivos encontraron que los granos negros más pequeños fueron catalogados como defectos por el clasificador siendo en realidad esto considerado como madera sana. Por otro lado, un 20% de los falsos positivos en realidad encontraron que era defectos correctamente detectados por el algoritmo pero que por alguna razón no habían sido etiquetados como defectos por el experto. A fin de comparar el método propuesto en esta tesis con los resultados planteados por Niskanen, et al. [82], se procedió a realizar una aplicación de software que procesaba cada una de las muestras de madera que aparecía en la base de datos de Oulu y luego se le agregó una rutina que leía los archivos resultantes del procesamiento publicados en la base de datos de Oulu [119] y replicaba el procedimiento de fraccionamiento de las imágenes según las coordenadas por ellos publicadas.



FIGURA 120 - MAPA AUTO-ORGANIZADO CON DOS ALTERNATIVAS PARA LAS LÍNEAS DE DECISIÓN. OPTIMISTA (INFERIOR) Y PESIMISTA (SUPERIOR) QUE SEPARA LA MADERA SANA (ARRIBA-IZQUIERDA) DE LA MADERA CON DEFECTOS [82].

Posteriormente, en cada uno de los fragmentos de imágenes se buscó si el algoritmo propuesto por Xiscatti Perez y Botterón [87] había detectado un defecto o no. Para poder tener una representación gráfica de las técnicas comparadas, se procedió a colorear sobre la imagen donde se habían destacados los defectos los recuadros correspondientes a cada porción, mayormente de 60x60 píxeles, presentes en la base de datos de Oulu, sólo que se codificó con colores cada una de ellas en función de si coincidían o no con una región detectada por el algoritmo propuesto en esta tesis de manera de tener una rápida interpretación visual de los resultados del procesamiento. La codificación de colores utilizada está de acuerdo con la utilizada anteriormente en la Tabla 23 con alguna leve adaptación, por lo que se lista aquí nuevamente:

- **Color madera:** madera sana marcada coincidentemente por ambos métodos.
- **Color amarillo:** madera marcada como falso positivo que no fue marcada como defecto en la base de datos de Oulu.
- **Color verde:** madera marcada coincidentemente por ambos métodos como defectuosa.

- **Color rojo:** defecto faltante o no detectado por el método de Xiscatti Perez y Botterón [87].

A continuación en la Figura 121 se presenta la imagen original y los resultados de procesamiento de ambos métodos comparados y codificados con colores según la correspondencia de resultados.

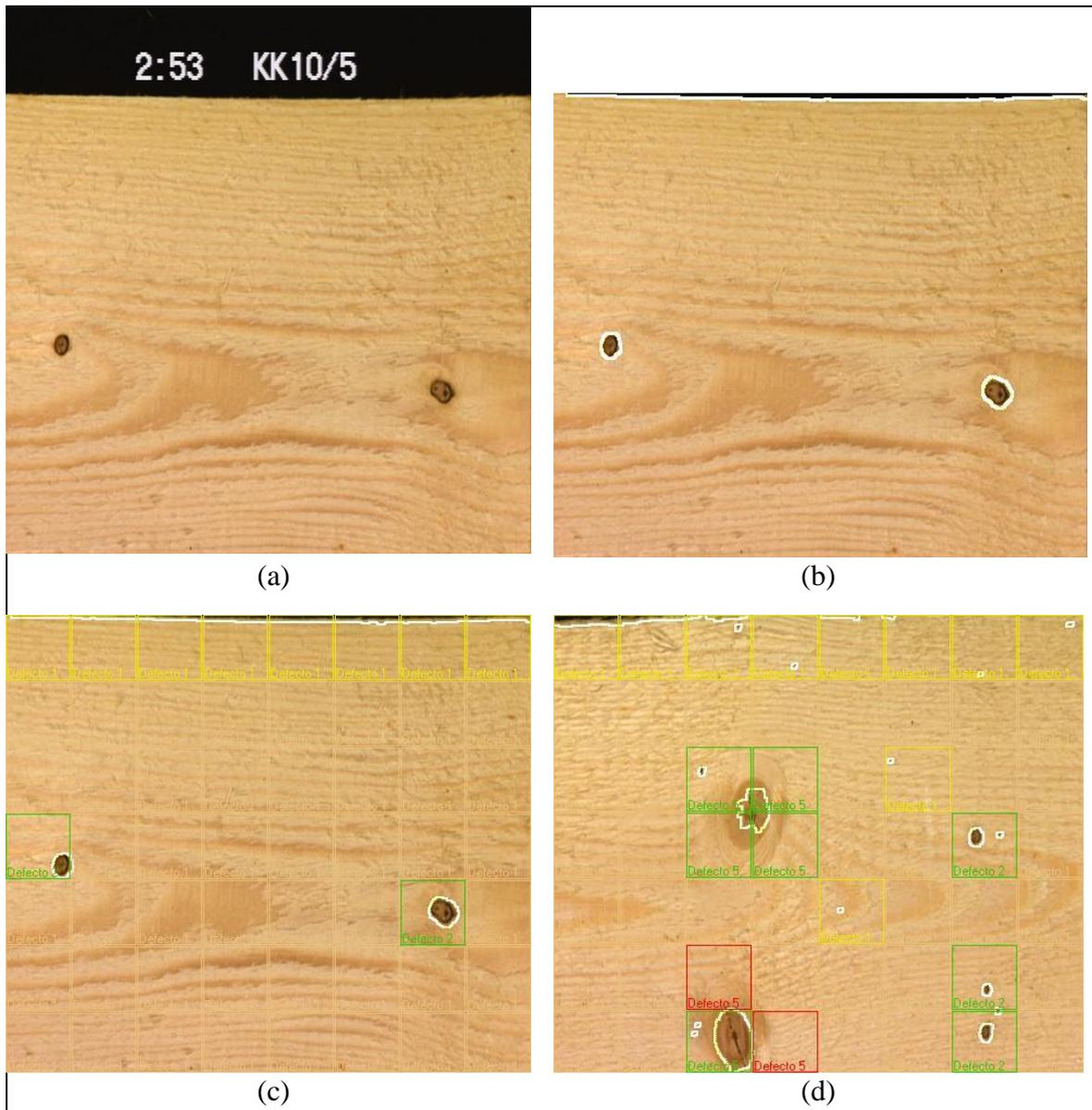


FIGURA 121 - IMÁGENES DE OULU ANALIZADA CON EL MÉTODO PROPUESTO EN ESTA TESIS [119]. SE MUESTRA UNA COMPARATIVA CON LOS RESULTADOS REGISTRADOS EN LA BASE DE DATOS DE OULU. (A) IMAGEN ORIGINAL DE LA BASE DE DATOS DE OULU REGISTRADA CON EL NOMBRE ST1012. (B) RESULTADO DE APLICAR LA SEGMENTACIÓN DE DEFECTOS Y EL REALCE PLANTEADO EN LA FIGURA 53 SOBRE LA IMAGEN DEL PUNTO (A). (C) Y (D) MUESTRA IMÁGENES COMPARADAS DE AMBOS MÉTODOS SUPERPUESTOS Y COLOREADOS: EN COLOR NATURAL LAS COINCIDENCIAS EN MADERA SANA, EN AMARILLO LOS FALSOS POSITIVOS, EN VERDE LA COINCIDENCIA EN LOS DEFECTOS DETECTADOS Y EN ROJO LOS DEFECTOS MARCADOS EN LA BASE DE DATOS DE OULU Y NO DETECTADOS POR EL ALGORITMO DE [87]. EN (D) SE MUESTRA EL RESULTADO DE PROCESAR LA IMAGEN ST1016 Y COMPARAR LOS RESULTADOS COLOREÁNDOS SEGÚN SE HA DESCRIPTO.

Del total de 839 imágenes presentes en la base de datos de Oulu, se procesaron las 689 más grandes, es decir las que cumplían con la condición de tener al menos 120 px en la dimensión

vertical. Esto llevó a procesar y comparar 30.336 fragmentos de imágenes cada uno de los cuales fue coloreando tal como se muestra en la Figura 121 (c) y (d). Los resultados obtenidos se sintetizan en el gráfico de torta de la Figura 122:

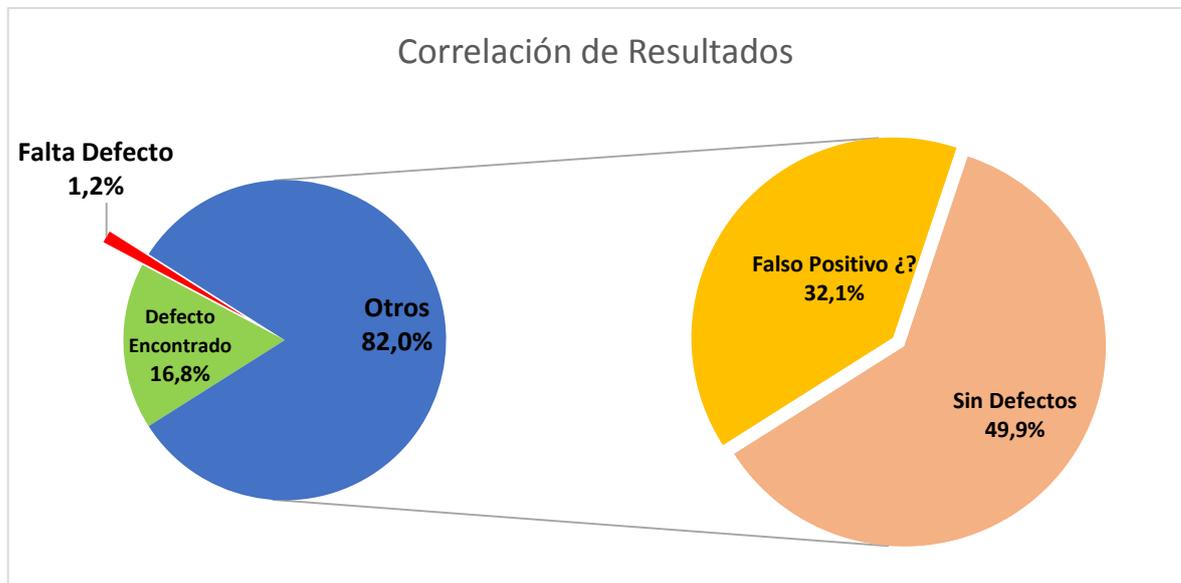


FIGURA 122 - CORRELACIÓN DE RESULTADOS OBTENIDOS POR OULU Y SEGÚN EL MÉTODO PROPUESTO.

Dado los resultados obtenidos, cabe al menos realizar dos análisis al respecto: el primero de ellos sobre el contenido de la porción “Falso Positivo” y la subsiguiente “Falta Defecto”.

Como hemos mencionado, los falsos positivos se corresponden a porciones de imagen que han sido catalogadas como porciones defectuosas por el algoritmo propuesto en esta tesis pero que no estaban etiquetadas como porciones con defecto en la base de datos de Oulu. Analizando las imágenes resultantes de la comparación de las técnicas, se ha encontrado que, al igual que lo mencionado por Niskanen, et al. [82], gran parte de los falsos positivos no son tales, dado que están demarcando defectos presentes en la madera, tal como puede notarse en la Figura 121 (c) y (d). Específicamente uno de los falsos positivos más frecuentes en el análisis de nuestro algoritmo se trata de defectos en los bordes de la madera, los cuales han sido despreciados en el etiquetado de la base de datos de Oulu. A fin de ejemplificar lo antedicho en la Figura 123 se muestran algunas imágenes que presentan los falsos positivos como resultado de la detección de bordes defectuosos de la madera. Visto esto, se procedió a desglosar falsos positivos en dos grupos, los correspondientes a bordes defectuosos (66,5%) y los que no (33,5%). Es así que, según este criterio, los falsos positivos pasarían de un 32,1% a un 10,7%.

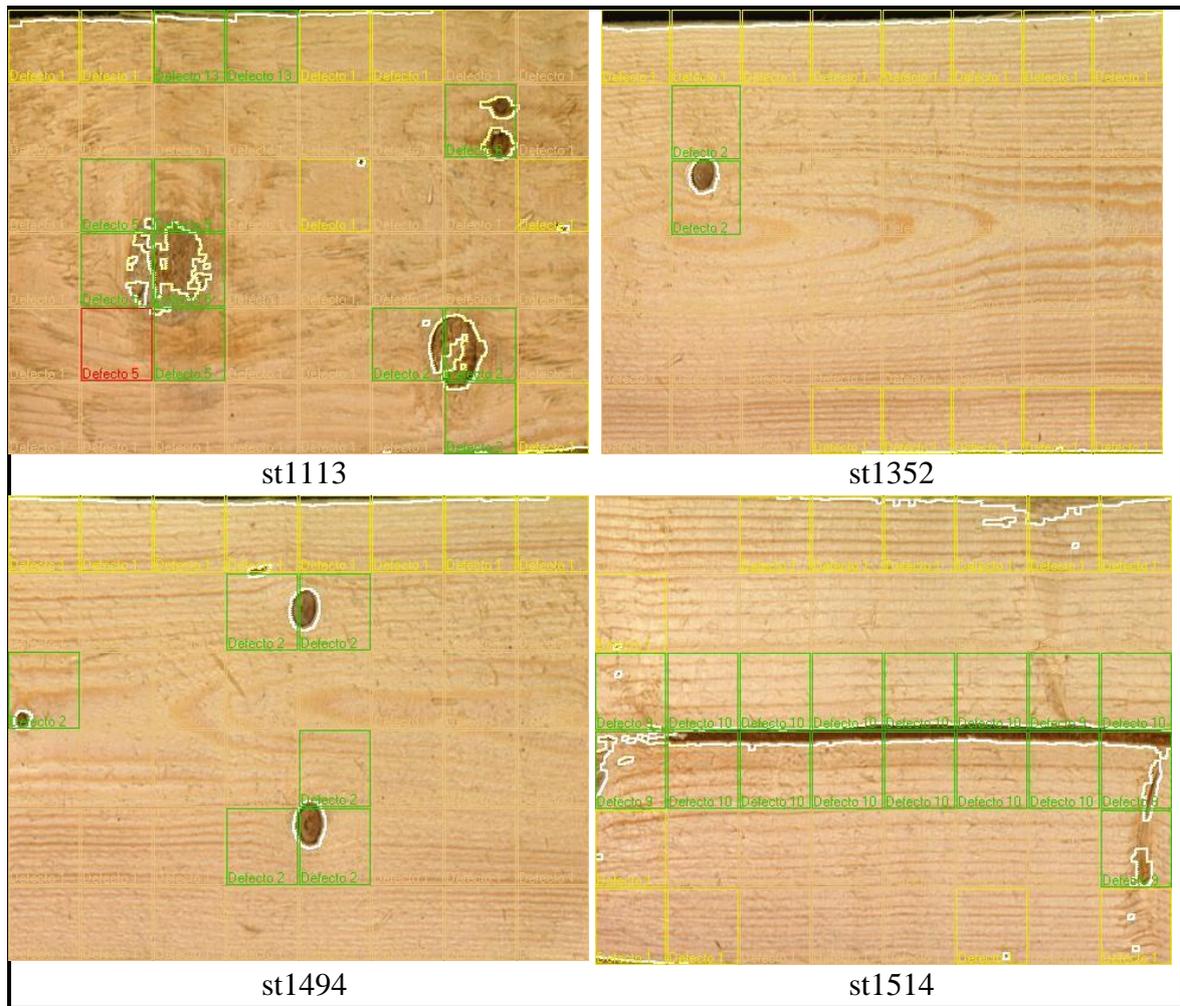


FIGURA 123 - EJEMPLO DE FALSOS POSITIVOS, MAYORMENTE EN BORDES SUPERIOR E INFERIOR. LAS IMÁGENES SE CORRESPONDEN A LAS DE LA BASE DE DATOS PROVISTA POR OULU [119].

Para el análisis de los defectos no detectados, etiquetados en la Figura 122 como “Falta Defecto”, se procedió a desglosar los resultados por tipo de efecto a fin de identificar cuáles son los defectos que más aportan al porcentaje resultante de 1,2%. Es así que se obtuvo el gráfico de barras de la Figura 124. El defecto que más aporta al resultado es el “Defecto 13” que corresponde con rajaduras en la madera. Especialmente los que han sido pasados por alto por el algoritmo propuesto tienen la particularidad de ser rajaduras muy poco visibles a la resolución de la imagen. En la Figura 125 se puede apreciar cómo resulta difícil de detectar, incluso al ojo humano, las rajaduras en las imágenes originales (arriba). Este problema podría reducirse simplemente aumentando la resolución de las imágenes. Hay que tener en cuenta que el método propuesto en esta tesis fue concebido para trabajar con resoluciones de al menos 300 dpi siendo ésta bastante superior a la utilizada en la confección de la base de datos de Oulu (60 dpi). Si se quita el aporte de las rajaduras, el error de detección por defectos no encontrados se reduce a un 0,7%.

Análisis de Datos

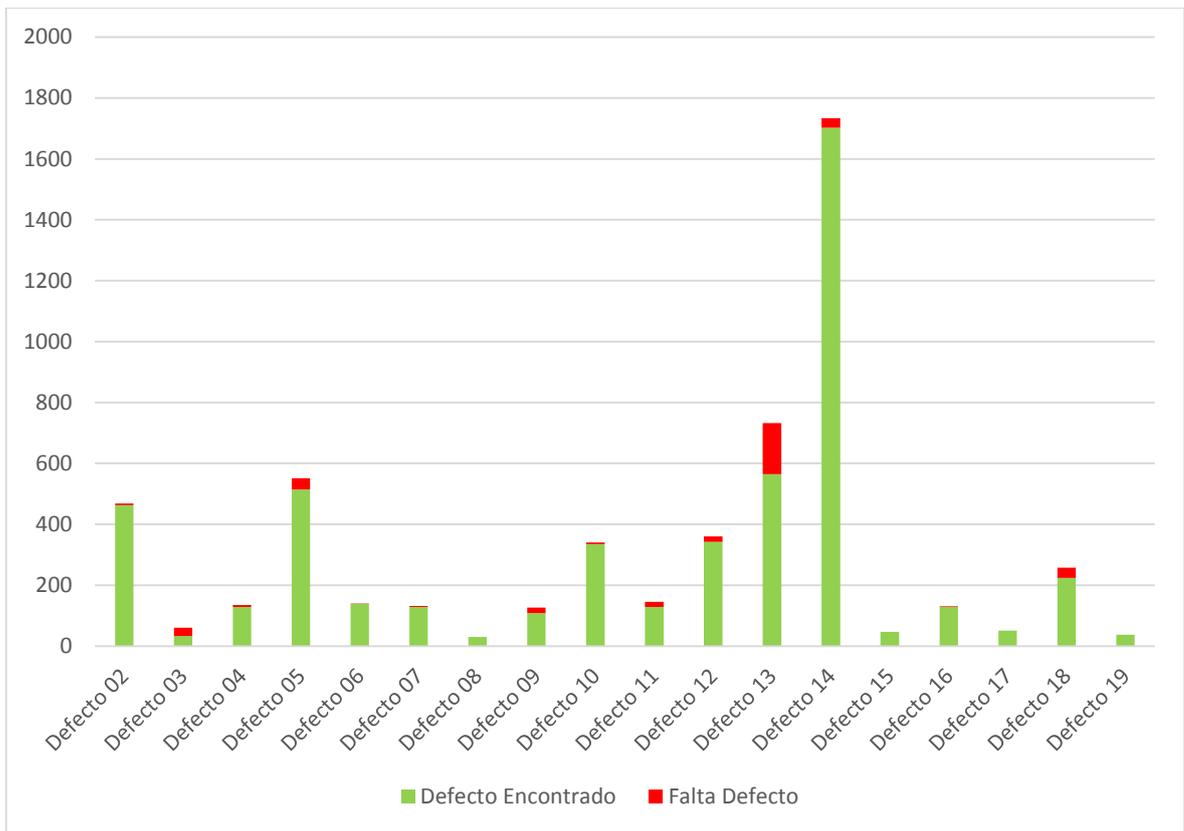


FIGURA 124 - DETALLE DEL NIVEL DE DETECCIÓN POR TIPO DE DEFECTO SEGÚN CLASIFICACIÓN DE TABLA 26.

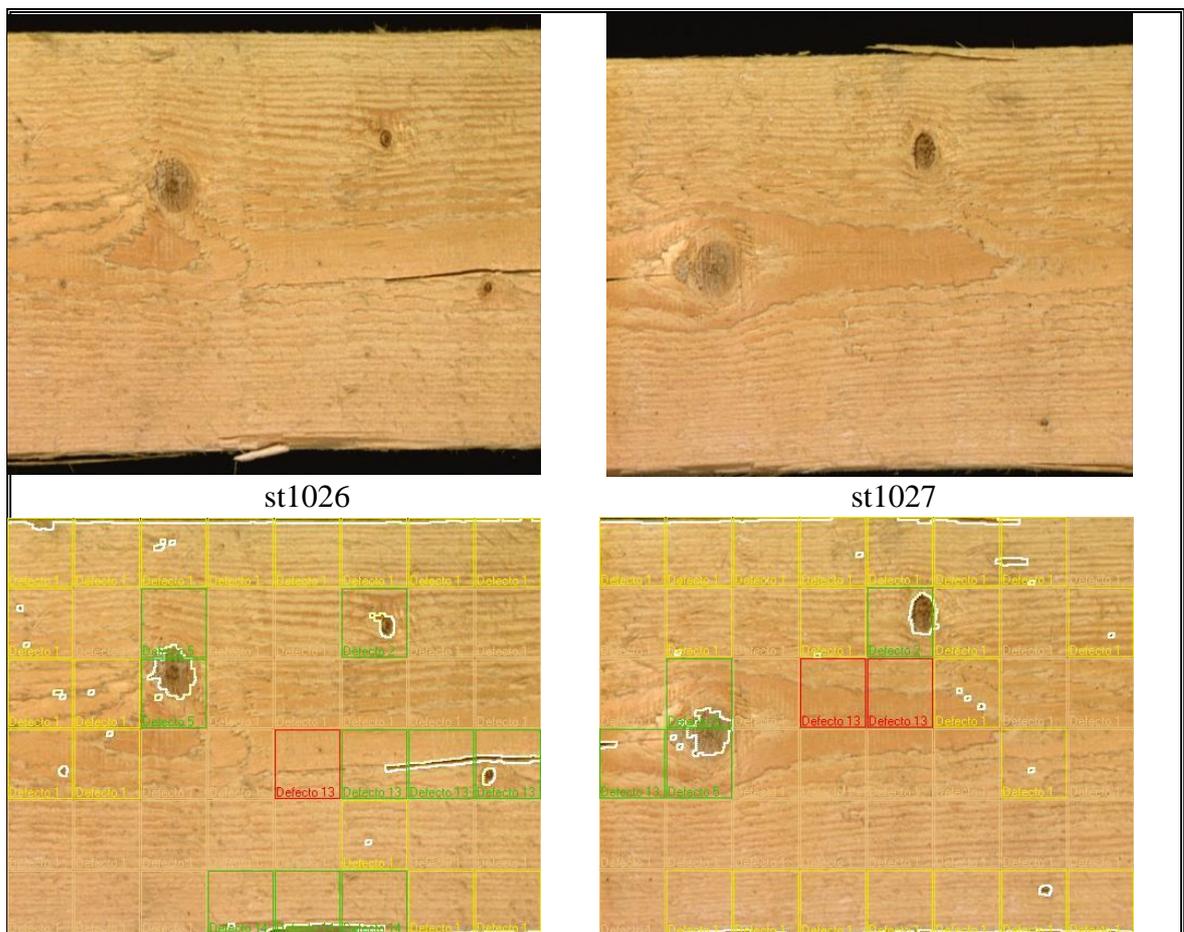


FIGURA 125 - DEFECTO 13 NO DETECTADO (ROJO) PROBABLEMENTE A CAUSA DE LA BAJA RESOLUCIÓN.

6.5 COMPARACIÓN CON TÉCNICAS ACTUALES

6.5.1 COMPARACIÓN CON EL MÉTODO DE DETERMINACIÓN DEL CONTENIDO DE PALO ESTABLECIDO EN EL CAA

Tal como se mencionó en el Marco Teórico de esta Tesis, en el párrafo 1.2.3 Yerba Mate, los métodos alternativos para la determinación del porcentaje de palo evaluados por Schmalko en el 4° Congreso Sudamericano de la Yerba Mate, presentaron un elevado error de estimación, por lo que él sugiere mantener la determinación manual en la fracción de palo y hoja [49]. Por otro lado, el método actual determinado por el CAA presenta deficiencias evidentes, dada su forma de determinación. A fin de evaluar estas deficiencias, se participó del procedimiento de control de calidad en un establecimiento de la zona centro de Misiones, quienes realizan el control de calidad por medio de zaranda mecánica tal como lo describe el CAA (Figura 10). Como resultado del proceso se presenta en la fotografía de la Figura 126, un comparativo de las diferentes fracciones determinadas según las indicaciones del CAA y donde resulta evidente que los contenidos de las clases “palo” y “hoja” presentan gran cantidad de partículas que no se corresponden con dicha clase.



FIGURA 126 - MUESTRAS DE FRACCIONES DETERMINADAS SEGÚN LA METODOLOGÍA DEL CAA. IZQUIERDA: FRACCIÓN RETENIDA EN TAMIZ DE ABERTURA 1 X 20 MM (CORRESPONDE A PALO). DERECHA: FRACCIÓN QUE PASA POR MALLA N° 40 (CONSIDERADO COMO HOJA). CENTRO: FRACCIÓN QUE SE LLEVA A SUCESIVOS CUARTEOS PARA DETERMINAR MANUALMENTE EL CONTENIDO DE PALO.

En dicho ensayo se zarandó el contenido de un paquete de 500 g. de yerba mate, procedimiento que realizan dos veces por semana según nos informó el operario encargado de hacer el control. La muestra estuvo sometida al proceso de zarandeo por algo más de 30 minutos, luego de lo cual se procedió a separar en bolsas las fracciones retenidas en cada

Análisis de Datos

tamiz según lo establece el CAA. A fin de evaluar el contenido de palo de la fracción intermedia, se procedió a realizar sucesivos cuarteos de la fracción tal como se aprecia en la Figura 127. La fracción intermedia pesó 265 g. y luego de realizar 3 cuarteos se llegó a una muestra de 3,24 g. Luego se separó manualmente con pinza las astillas y cáscaras de palo presentes en dicha muestra. Luego de alrededor de dos horas de trabajo, aún quedan las fibras más pequeñas sin separar (Figura 128 - DER).

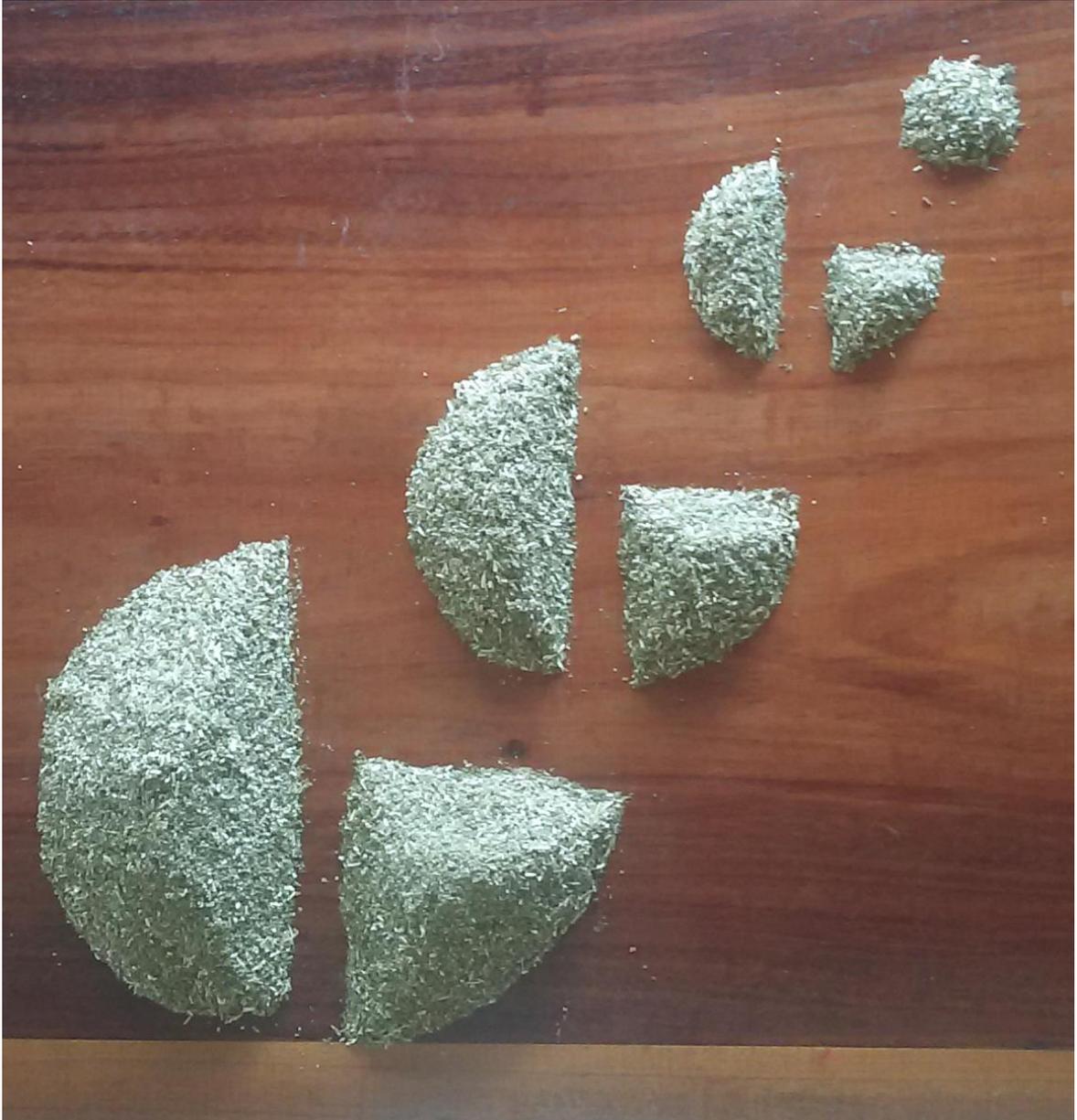


FIGURA 127 - SUCESIVOS CUARTEOS QUE SE REALIZAN SOBRE LA FRACCIÓN INTERMEDIA (CAA). EN ESTE CASO LA MUESTRA CORRESPONDE APROXIMADAMENTE A UNA FRACCIÓN DE $1/(4^3)$ DEL TOTAL.



FIGURA 128 - SEPARACIÓN MANUAL DE LA FRACCIÓN INTERMEDIA EN PALO (IZQ) Y HOJA (DER). EN LA IMAGEN DE LA DERECHA SE OBSERVA QUE EL PROCESO DE SEPARACIÓN AÚN NO ESTÁ TERMINADO DADO QUE EXISTEN RESTOS DE ASTILLAS DE PALOS.

Igualmente, a los fines del ensayo se tomó esa lectura como lectura final dado que el porcentaje de palo final no diferirá mucho del valor actual debido a que las astillas que restan separar son las más pequeñas y livianas. Lo que se pretendía con esta prueba era demostrar la dificultad de la obtención del contenido de palo final con este método. Analizando los pesos de las fracciones obtuvimos que los 0,66 g de palo sobre la muestra resultante del cuarteo sucesivo (3,24 g), equivale a un 20,37 %. Extrapolando este porcentaje a los 265 g de la fracción intermedia, se llegó a que se tienen 54 g de palo en la fracción intermedia. Sumados estos a los 115 g retenidos en tamiz 1 x 20 mm totalizaron 169 g, lo cual sobre una muestra de 470 g representó el 36 % de palo.

En la Figura 129 se aprecia en un gráfico circular las tres fracciones obtenidas del proceso de zarandeo, como así también el desglose de la fracción intermedia resultante de extrapolar los resultados obtenidos sobre la muestra del cuarteo. En la Figura 130 se presentan los contenidos totales de palo y hoja determinados según las recomendaciones del artículo 1194 del CAA en el apartado para Yerba Mate Elaborada con Palo.

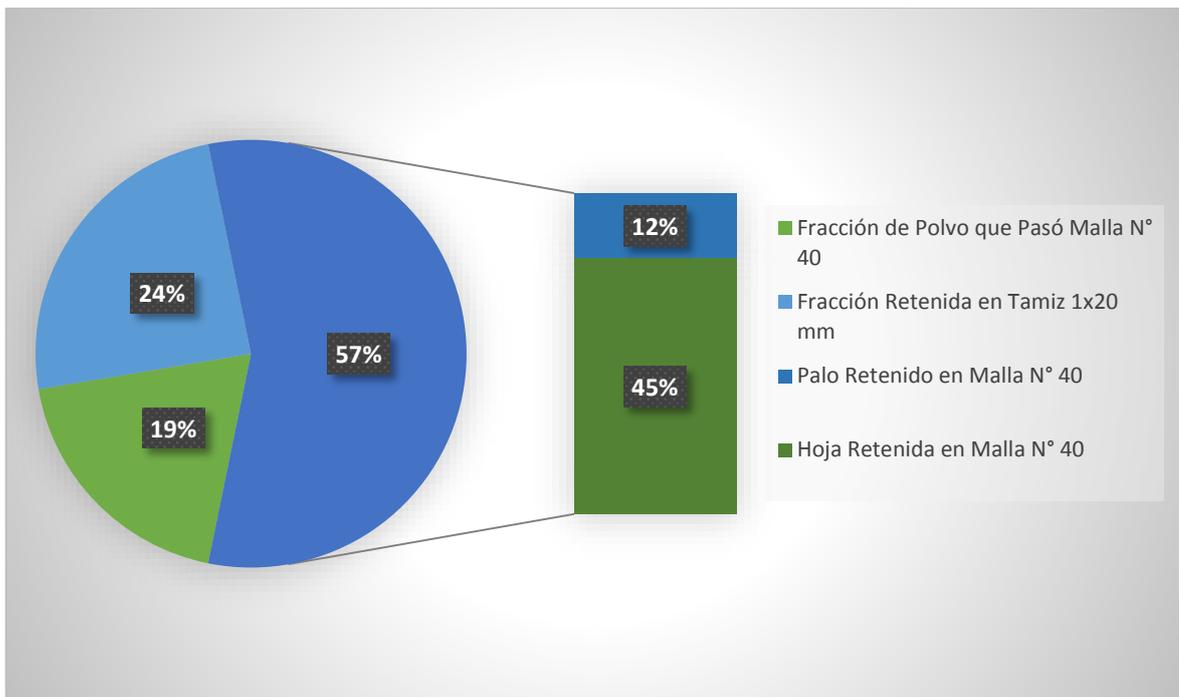


FIGURA 129 -FRACCIONES OBTENIDAS POR ZARANDEO APLICADO A UN ENVASE COMERCIAL 500G. A LA DERECHA EL RESULTADO DE LA SEPARACIÓN MANUAL DE LA FRACCIÓN INTERMEDIA.

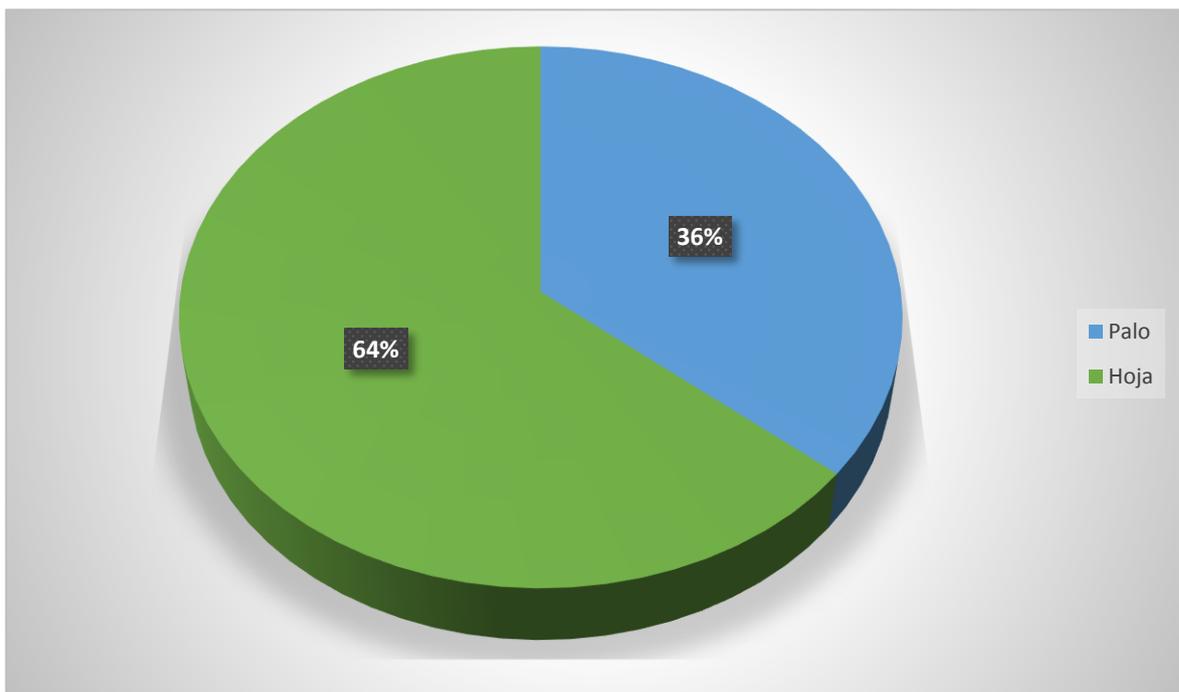


FIGURA 130 - FRACCIONES DE PALO – HOJA FINALES OBTENIDAS CON EL CÁLCULO PROPUESTO POR EL CAA.

Dado que el paquete completo de 500g fue zarandeado, no se contaba con una muestra del mismo como para procesar con el algoritmo de PDI a fin de comparar los resultados. Lo que sí se pudo hacer fue tomar la muestra resultante de los cuarteos de la fracción intermedia, a la cual denominamos muestra H, y a partir de ella (previo a la separación manual), se adquirió el lote de imágenes H01 compuesto por 10 imágenes de la muestra. Luego de procesarlo con el algoritmo propuesto el resultado fue un contenido de palo del 19,80 %,

muy próximo al obtenido de la separación manual que resultó en 20,37 %. Más allá de la proximidad al valor obtenido manualmente, la diferencia más significativa radica en el tiempo dedicado a la tarea el cual consistió en unos 5 min, que es el tiempo que lleva tomar las 10 imágenes y descargarlas a la computadora. El tiempo de procesamiento es despreciable en este caso dado que requiere de unos tres (3) segundos para procesar las 10 imágenes y graficar los resultados. Yendo un paso más adelante, procesando la muestra de polvo (supuestamente catalogada como de sólo hoja por el CAA), se obtuvo un porcentaje de palo en ella de 4,7 %, lo que representa 4,23 g de la fracción de 90 g que deben restarse del total de hojas y sumarse en el total de palos, lo cual lleva el porcentaje de palo a 36,86 %. Esto indica que, el contenido de palo en el polvo incrementa alrededor de 1 % el valor total del contenido de palo. Este resultado se condice con el presentado por Ybarra, et al. [166] (2010), quienes determinaron con el análisis del contenido de cenizas, que ese aporte podía variar de 0,1 % a 11,4 % del total, haciendo que muchas de las marcas comercialmente aceptadas en la actualidad resultan fuera de especificaciones. En dicho trabajo Ybarra, et al. [166] (2010) encontraron que si se incluía el contenido de palo en polvo en el análisis, las muestras comerciales podían variar de 17,4 % a 38,5 %, valor este último que se asemeja bastante a lo obtenido en el presente ensayo.

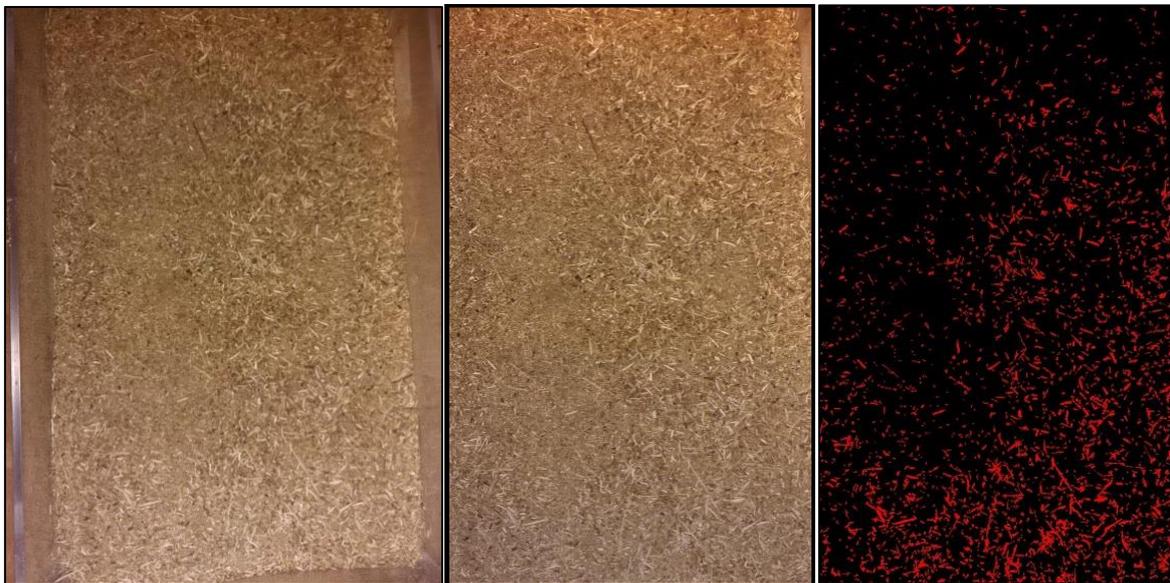


FIGURA 131 - FRACCIÓN DE POLVO CONSIDERADA ÍNTEGRAMENTE COMO HOJA SEGÚN EL CAA. MUESTRA FOTOGRAFIADA (IZQ). IMAGEN RECORTADA E ILUMINACIÓN COMPENSADA (CTRO). RESULTADO DE SEGMENTACIÓN DE PALOS (DER).

6.5.2 UTILIZACIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO DE REALCE DE HISTOGRAMA ADAPTATIVO Y SU POSIBLE APLICACIÓN EN OTRAS ÁREAS

A fin explorar otras áreas en las que se podría llegar a utilizar el método del realce adaptativo con ajuste gamma de histograma no supervisado, se tomaron dos trabajos que hacían segmentación con otras técnicas sobre aplicaciones diferentes a las abordadas por esta tesis

y se probó la aplicación de este método sobre algunas de las imágenes publicadas por los autores de los respectivos trabajos. Para ello se tomó cada una de las imágenes, se determinó el umbral de Inter-Varianza y con ese nivel de umbral se calculó con la ec. (2) el valor de potenciación x para el ajuste gamma de histograma. Con ese valor de x se procedió a segmentar con el método de cuantización de color gamma N niveles, presentado en el apartado 4.1.7 como una de las herramientas de procesamiento desarrolladas.

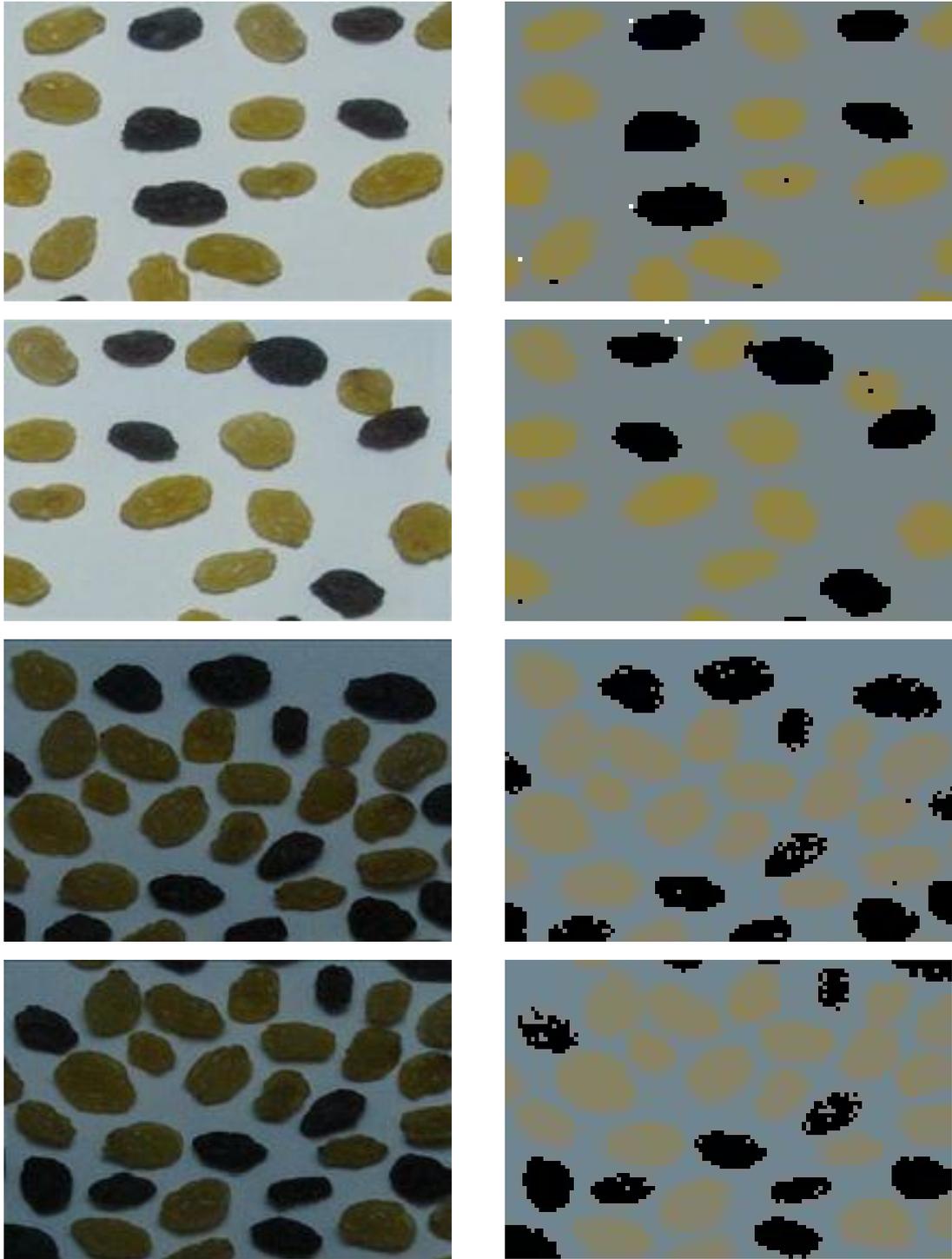


FIGURA 132 - RESULTADO DE APLICAR EL REALCE ADAPTATIVO Y SEGMENTACIÓN DE TIPOS DE UVAS PASAS EN IMÁGENES CON NOTORIAS DIFERENCIAS DE ILUMINACIÓN [83]



FIGURA 133 - RESULTADO DEL REALCE ADAPTATIVO Y SEGMENTACIÓN DE LOS COMPONENTES EN PIZZAS [84]

El resultado obtenido de procesar cuatro de las imágenes de uvas blancas y negras presentadas por Abbasgholipour, et al. [83] se muestra en la Figura 132 donde puede apreciarse que sería factible su utilización como método de segmentación y que resulta ser robusto ante cambios de las condiciones de iluminación debido a la adaptación intrínseca al método.

Por otro lado, aplicando la misma metodología se llegó a los resultados de segmentación que se muestran en la Figura 133 para lo cual se procesaron imágenes de composiciones diferentes de pizzas del trabajo de Sun [84] donde lo que se busca es segmentar cada ingrediente por separado. Si bien la segmentación resultante presenta ciertos píxeles espurios sobre las superficies que abarcan cada uno de los ingredientes, esto podría ser la base para un posterior procesamiento de tipo filtrado morfológico que fácilmente resuelve este tipo de ruido.

Aunque no pueda concluirse que sea indicada la utilización de este método de segmentación en estas aplicaciones mencionadas, lo que sí queda claro que al menos se merece realizar un análisis de su aplicación, dado los resultados preliminares alentadores expuestos en el presente apartado.

6.6 SUMARIO

En este capítulo se presentaron dos métodos de determinación del contenido de palo por procesamiento digital de imágenes.

El método de escáner de cama plana fue evaluado según dos modelos propuestos, siendo el modelo de estimación volumétrica con el que mejor resultados se obtuvieron pero ambos métodos demostraron que son buenos para la determinación del contenido de palo en muestras de Yerba Mate.

Luego se presentó otro método cuyo procedimiento resultó ser más simple respecto de los anteriores, al cual se le llamó Método de Cámara Celular CCD. Este último método, puede estimar el contenido de palo utilizando una cámara de un teléfono celular obteniéndose con una aplicación de software un muy alto grado de certeza. Si bien el algoritmo no fue ajustado para determinación de contenido de palo en polvo, se hizo una determinación para la muestra zarandeada y se obtuvo una lectura razonable. Para poder establecer si el valor es el correcto y/o cuál es la cota de error correspondería realizar muestras de referencia a fin de poder cotejar los resultados y validarlos, o en su defecto establecer la nueva curva de ajuste que sirva para la determinación en ese tipo de muestras. Lo que sí puede aseverarse es que podría determinarse un método por adaptación de este algoritmo, que resulte más práctico y rápido

que las alternativas de fibra cruda y extracto acuoso que requieren ensayos de laboratorio más sofisticados.

Por último, se presentó un método para la detección de defectos en tablas de pino que no requiere entrenamiento sino que se ajusta automáticamente con una combinación de técnicas de análisis de histograma. Este método ha logrado detectar los defectos con una eficiencia muy alta manteniendo en valores ínfimos las falsas detecciones. Los resultados obtenidos del análisis de los lotes de imágenes propios, fueron verificados con el lote de la Universidad de OULU en Finlandia con resultados muy similares.

CAPÍTULO 7 - CONCLUSIONES

La presente tesis se centró en realizar un aporte científico-tecnológico, por medio del procesamiento digital de imágenes, aplicado a dos procesos productivos de Misiones. Las premisas principales del desarrollo fueron proponer herramientas de software y de hardware que ayuden a mejorar la calidad de los productos, con un costo de implementación acorde a la realidad de la industria de nuestra región, y a la vez, de bajo costo computacional; lográndose de esta forma la factibilidad de la implementación en tiempo real de tales herramientas, en línea de proceso.

7.1 MÉTODOS ALTERNATIVOS PARA LA DETERMINACIÓN DE PALO EN MUESTRAS DE YERBA MATE

Una de las problemáticas que desde hace muchos años se viene discutiendo en la Comisión Nacional de Alimentos (CONAL) [54, 55, 171], versa sobre la necesidad de establecer un método alternativo al propuesto por el CAA para la determinación del contenido de palo. Recientemente han recobrado fuerzas los reclamos del sector del yerbatero, quienes argumentan que el método actual permite que el producto pueda ser adulterado por la incorporación de palo finamente molido sin salir de la legalidad prevista en el código alimentario [172, 173]. En este contexto resulta sumamente interesante la propuesta de ambos métodos alternativos desarrollados en esta tesis, que han demostrado que se puede determinar con un alto grado de certeza y de una manera rápida y simple, el contenido de palo en muestras de yerba mate, ya sea utilizando un escáner de cama plana [85] o mejor aún, con la simple utilización de un teléfono celular, una aplicación de software, un recipiente plástico donde se coloca la muestra y una caja cerrada donde se adquiere la imagen [89].

El resultado de procesar y promediar diez imágenes de 8 Mpix se obtiene en apenas 3 segundos y el proceso completo de muestreo, adquisición y procesamiento puede hacerse en alrededor de un minuto, mientras que el método contemplado en el CAA requiere alrededor de 30 min de zarandeo para recién ahí comenzar el proceso de cuarteo, recuento y pesaje que suele llevar más de una hora. Es así que la velocidad de este método aquí propuesto, resulta ser una de las ventajas más importantes de esta alternativa a lo cual se suman, la practicidad, la posibilidad de que sea evaluada por cualquier persona que siga una serie de pasos metodológicos simples sin necesidad de que sea altamente calificado, y el bajo costo del equipamiento necesario. Por otro lado, al tratarse de un método basado en imagen, el mismo puede diferenciar el contenido en cualquier granulometría, por lo que no comete los errores

de determinación típicos de la separación por zaranda, (recuérdese que este método mecánico solo toma en cuenta el tamaño de las partículas para determinar si se trata de hoja o de palo) y por consiguiente no puede ser adulterado con la incorporación de palo molido.

La contribución tecnológica aportada en esta Tesis en cuanto al procedimiento de detección del porcentaje de palo en la yerba mate, resulta en una mejora significativa dado que por los tiempos de determinación actuales, lo único que se puede realizar es un muestreo estadístico, que según la Norma IRAM 20501, por ejemplo en un lote de 3000 envases, requiere evaluar sólo 20 envases [174].

En lo referente al modelo propuesto, que convierte píxeles segmentados en porcentaje de palo, se ha demostrado que se ajusta a un polinomio de tercer orden con coeficiente de determinación (o correlación) $R^2 \approx 0,9909$, con el cual se puede determinar el valor de la proporción de palo con un error absoluto promedio a fondo de escala de 1,96%. Es difícil establecer cuán bueno es este resultado dado que no se ha encontrado en la bibliografía un estudio estadístico que determine las cotas de error del método actual de determinación por zarandeo y cuarteos sucesivos pero a priori resulta ser más exacto que otros métodos alternativos propuestos por la comunidad científica con anterioridad [57] [58].

7.2 DETECCIÓN DE DEFECTOS EN TABLAS DE PINO PARA LA FABRICACIÓN DE TABLAS SIN NUDOS Y VIGAS MULTILAMINADAS

Con el método propuesto, se demostró que es posible una detección de defectos en tablas de pino con el uso de cámaras de línea (o de área) que escaneen (o fotografíen) la totalidad de la superficie de las tablas, tanto en las caras superior e inferior y que detecten los defectos tales como: nudos, agujeros, grietas, corteza y manchas, para luego determinar las cotas de corte para su extracción por medio de una tronzadora semiautomática. Este proceso de detección se realiza con una combinación de técnicas de segmentación por umbralado de histograma y ajuste de histograma adaptativo con un post-procesamiento morfológico, y en conjunto resultan ser una propuesta muy rápida debido al bajo costo computacional de las técnicas. Si bien no es novedad que los métodos de segmentación por umbralado de histograma resultan ser rápidos de implementar, diversos autores concordaban en que el uso de estas técnicas para la detección de defectos en madera producía un alto grado de falsas detecciones debido a la similitud de color y demás característicos que presenta una veta sana de madera con algunos de los defectos (especialmente los nudos sanos) [65, 82, 109, 113, 125, 167, 175]. Sin embargo se ha demostrado en esta Tesis, que es viable su utilización de manera combinada según como se detalló en el apartado 4.3.4, en pro de obtener tiempos de procesamiento reducidos. Sumado a esto, la codificación en una arquitectura de

Conclusiones

procesamiento paralelo de cuatro núcleos y una programación con paralelismo de tareas y de datos, logró una mejora de rendimiento (SpeedUp) de 3,61 X respecto de una ejecución secuencial, y posteriormente ascendió a 4,48 X explotando las capacidades de Hyperthreading del procesador Intel® i7 del computador portátil que se utilizó en la codificación. Estos resultados se destacan, dado que algunos autores habían reportado que no habían obtenido mejoras en el rendimiento con el uso de Hyperthreading en otros algoritmos de procesamiento digital de señales [162, 163]. En definitiva, se pudieron procesar 100 imágenes provenientes de las caras superior e inferior de 50 muestras en poco más de un segundo (1,156 s), lo cual permitiría procesar ambas caras (detectar defectos y definir cotas de corte) de una tabla de 4” de ancho con una resolución de 300 dpi, a razón de poco más de 390m/min, lo cual implica que el escáner podría abastecer al menos a líneas con tronzadoras automáticas comerciales [164].

En otro sentido, los resultados de procesar los lotes de imágenes elaborados en este trabajo, muestra que los errores de detección se sitúan por debajo del 1,75 % en todos los casos. A su vez, teniendo en cuenta que estos resultados derivan de la comparación pixel a pixel, y no de una comparación detectado / no-detectado, como normalmente se presentan los índices en la literatura, resulta ser un caso extremo pesimista. Para explicar esto, basta con recordar lo que se mencionó en el apartado 6.4.2, donde se ha mostrado de que el resultado es mucho más favorable, dado que la mayoría de los “píxeles faltantes” en realidad pertenecen a bordes o porciones de defectos correctamente detectados, es decir que lo que representan es una discrepancia en la exactitud con la cual fue delimitado el defecto por el experto, respecto de cómo lo hizo el algoritmo en forma autónoma, y no representan realmente un defecto no encontrado. En síntesis, analizándose los resultados desde el punto de vista de la eficiencia de la detección, se concluye que la misma, para madera sana es del 99,62% siendo los falsos positivos apenas un 0,38% mientras que la eficiencia en la detección de defectos con una evaluación píxel a píxel, es del 83,84% por lo que el 16,26% resultan en píxeles de defectos no detectados. Estos resultados son muy superiores al 60% de eficiencia en la detección de defectos, con una evaluación píxel a píxel obtenido por Funck, et al. [167]. Incluso si se considera la eficiencia en términos de defecto detectado o no-detectado, estos valores ascienden al 95%, considerándose como defecto no-detectado aquel en el que no se detectaron más del 70% de los píxeles que conformaban el defecto, pero manteniendo en un valor muy acotado las falsas detecciones (0,38%).

En última instancia, pero no por eso menos importante, se ha validado la técnica sobre un lote de 689 imágenes provisto por la Universidad de Oulu, Finlandia, quienes se han

destacado por los trabajos realizados en la detección de defectos de maderas blandas (abetos). Comparando los resultados del uso de Mapas Auto-Organizados (SOM) clasificados manualmente por un experto, con el resultado de aplicar el método autónomo sin entrenamiento propuesto en esta Tesis a 30.336 fragmentos de imágenes, se demostró que los defectos no detectados representan un 1,2 % mientras que los falsos positivos ascienden a un 10,7 %. Si se quita del análisis la detección de rajaduras, que es el defecto que más aporta al 1,2% mencionado, la cantidad de defectos no detectados se reduce a 0,7%. Este análisis es válido dado que la mayoría de las grietas no detectadas se podrían haber detectado con sólo utilizar una resolución mayor. Hay que tener en cuenta que este algoritmo se ajustó con una resolución de 300 dpi y las imágenes de Oulu tienen 60 dpi, por lo que las dimensiones de los filtros morfológicos resultan ser muy grandes para detectar rajaduras tan pequeñas en términos de cantidad de píxeles. Ahora bien, estos resultados cobran aún más valor si los comparamos con los propios resultados publicados por OULU en [82] quienes mencionaron que si ajustaban el algoritmo para tener una tasa de defectos no detectados de entre 2% y 10%, como consecuencia, los falsos positivos se ubicaban entre un 20% y un 50%, lo cual con el método que aquí se propone, corresponde a un 10,7%.

En síntesis, el método de detección de defectos autónomo no supervisado que se propuso en la presente Tesis, buscó aportar una solución local que a futuro pueda suplir las necesidades actuales de la industria y sirva para dar valor agregado a las PyMEs de Misiones y la región.

CAPÍTULO 8 - RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

8.1 PROPUESTAS DE TRABAJOS FUTUROS EN YERBA MATE

La técnica propuesta como método alternativo para la determinación del contenido de palo de toda la muestra de yerba mate, también podría aplicarse en la determinación del contenido de palo en la fracción de polvo, que es el foco de la problemática actual en el ámbito industrial [172, 173]. Si bien se han hecho pruebas con muestras provenientes de la fracción de polvo (considerada como fracción de sólo hoja por el CAA), determinándose un contenido de 14% de palo en dicha fracción (6.5.1), correspondería realizar un estudio posterior para determinar con qué grado de certidumbre se hace la determinación y si es válido el mismo modelo que se utiliza para la muestra total. Seguramente esta será una de las líneas de trabajo futuro que se derivarán de la investigación llevada a cabo en esta tesis. Además, resultará de interés evaluar qué otro parámetro de calidad de la yerba mate puede ser correlacionado con la información que proporciona la imagen de la yerba mate. Una de estas variables podría ser la humedad [176], un estudio de la granulometría de la muestra en proporciones del total, detección de elementos espurios, etc. En cualesquiera de estas líneas se podrán seguir haciendo aportes de manera de llegar a un sistema de control de calidad lo más rápido y completo posible, sin dejar de lado la simpleza y la posibilidad de implementación en línea de proceso.

8.1.1 PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN EN LA INDUSTRIA

Como la determinación de palos en yerba mate propuesta resultó ser más rápida que los métodos fisicoquímicos, el autor de la presente Tesis, recomienda implementar esta tecnología para obtener una medición continua durante el tiempo de elaboración del porcentaje de palos en yerba mate. Para llegar a una implementación en línea de producción, bastaría con adaptar las rutinas del PDI al uso de cámaras industriales con un correcto sistema de iluminación, y embeber la aplicación en un hardware dedicado para lograr su procesamiento en tiempo real en un ámbito industrial. Mientras tanto, la aplicación de muestreo con cámara celular podría requerir de algún método de estandarización del color que permita independizar la lectura de las características del iluminador y el tipo de cámara que presente el dispositivo. Si bien el algoritmo de segmentación es adaptativo, no se han hecho pruebas con la suficiente variedad de tipos de teléfonos y cámaras como para asegurar la independencia de las lecturas o al menos establecer las cotas de error que pueda introducir el dispositivo de captura. Esto quedará planteado como trabajo futuro, previo a una implementación de uso industrial. Como solución a la problemática de estandarización se

hicieron pruebas de ajuste de histograma en los tres planos de color con la ayuda de una tabla de realce (LUT) que se construye a partir de escanear o fotografiar una imagen patrón con una variada paleta de colores cuyos valores de las componentes RGB son conocidos a priori. De esta manera el nuevo nivel de luminancia se obtiene por interpolación de los valores presentes en la tabla de realce (LUT). Este procedimiento de calibración sería necesario realizarlo al menos una vez con pero podría realizarse periódicamente a fin de asegurar la estandarización de las mediciones.

8.1.2 DESARROLLO DEL PROTOTIPO

En lo que concierne a la caja de iluminación controlada, se pensó en re-diseñar la caja de manera que pueda realizarse con cortes láser de tipo encastrable. Esto permitiría ser enviada por encomienda fácilmente y que ocupe poco lugar al estar desarmada. En lo referente al software, actualmente la aplicación se ejecuta en un entorno PC desde el cual se envían los comandos de adquisición de imagen y se logra transferir la imagen por medio de una conexión Wi-Fi con el teléfono. A futuro se podrá trabajar en la migración del código a una plataforma web o en un entorno Android que permita realizar el ensayo de la muestra y obtener el resultado en el mismo entorno móvil, lo cual reduciría aún más los tiempos de determinación. En este contexto, las capacidades de cómputo de menores prestaciones que pueda presentar un teléfono móvil, no repercutiría en gran medida en los tiempos de determinación dado que el proceso de toma de la muestra presenta muchos tiempos muertos en el intercambio de los recipientes para reemplazar las muestras, y este tiempo muerto podría utilizarse sin inconvenientes para realizar el procesamiento.

8.2 PROPUESTAS DE TRABAJOS FUTUROS EN DETECCIÓN DE DEFECTOS

Una limitación que presenta el método de detección de defectos propuesto en esta tesis es que no realiza una clasificación de defectos, sino que sólo hace la detección de los mismos, lo cual acota en cierta medida el campo de aplicación. Existen otras aplicaciones en las que se requiere detección y recuento por tipos de defectos, dado que en función de cuántos y cómo están distribuidos en la tabla, se definen los estándares de calidad de las tablas, a los fines de clasificarlas para su venta. Para abordar este tipo de aplicaciones, podría utilizarse este algoritmo como una primera fase de segmentación de defectos para luego pasar por una rutina de clasificación de defectos que analice los patrones que determinan qué tipo de defecto es, y que posteriormente realice un recuento de cada uno de ellos. De esta manera, este código podría ayudar al clasificador a reducir la cantidad de superficie a analizar y así llegar a una solución más eficiente que la de analizar patrones en toda la superficie de la madera. Esto tiene vital importancia dado que la mayoría de las veces la superficie de los

defectos no supera el 10% de la superficie total de la tabla [177]. Otra forma en que esto podría implementarse, es utilizar las imágenes segmentadas de manera automática para alimentar un mapa auto-organizado (SOM) que luego pueda ser etiquetado por un experto para definir los diferentes tipos de defectos y así obtener el vector de característicos que representa a cada uno de los defectos.

Por último, a los fines de poder tener un diagnóstico más completo respecto de la calidad de la tabla, podría estudiarse la incorporación de otras fuentes de información, como ser cámaras con sensibilidad en el infra rojo cercano [178] para poder correlacionar con la humedad de la madera, una imagen monocromática de la proyección de patrones láser para poder escanear tridimensionalmente [179], rayos X [103], entre otras.

En fin, queda claro que los resultados expuestos en este trabajo de tesis, abren un abanico de posibilidades para seguir explotando esta atractiva tecnología del procesamiento digital de imágenes aplicándola a los procesos productivos de la Región del NEA, pero especialmente adecuándola a las realidades económicas de dicha zona proveyendo una tecnología aplicada adecuada.

8.3 PROPUESTAS DE TRABAJOS FUTUROS EN LA INDUSTRIA DEL TÉ

En esta Tesis se hicieron aportes a dos de las industrias representativas de la región noreste de Argentina y en particular, de Misiones, como lo son la producción de yerba mate y la industria forestal. Y, a partir de los aportes aquí realizados, se abordarán soluciones tecnológicas para otras industrias como trabajos futuros derivados de esta Tesis. Particularmente, de la disertación hecha por el autor en el Encuentro Tecnológico (ENTEC) organizado por el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) que nucleó a los sectores de la yerba mate y el té y donde participaron 75 representantes de 30 empresas y organismos del rubro, tanto de la provincia de Misiones como de Corrientes [88], surgieron interesados en llevar esta tecnología al ámbito del té. Desde el punto de vista económico cualquier contribución que pueda ser aprovechada por estas industrias, producirá indudablemente un impacto económico positivo en la región dado que, en conjunto los sectores Tealero, Yerbatero y Forestal representan alrededor del 80% de las exportaciones de la región.

REFERENCIAS

- [1] N. A. Pensel, M. E. Insani, and G. Sánchez, "Calidad integral, eje de innovación para la competitividad del sector agroalimentario," INTA, Castelar.
- [2] "Estrategia Provincial para el Sector Agroalimentario (EPSA)," G. y. P. Ministerio de Agricultura, Ed., ed. Posadas, Misiones, 2009.
- [3] A. Robba, R. Feletti, A. Boudou, and C. Fernández de Kirchner, "Plan de Competitividad Conglomerado Productivo de Muebles de Madera de Misiones," M. d. E. y. F. P. S. d. P. Económica, Ed., ed, 2010.
- [4] "Situación Actual. Estrategia de Desarrollo. Objetivos y Proyectos.," C. C. d. O. Territorial, Ed., ed. Posadas, Misiones, 2006.
- [5] A. Filadoro and J. P. Dicovski, "Producciones de Misiones (MECON)," D. d. I. y. A. R. y. Sectorial, Ed., ed, 2010.
- [6] J. Senn and M. d. I. Á. Puente, "Componentes del PNC Aplicados a la Evaluación de Empresas Tealeras y Yerbateras en Misiones," in *3º Congreso Argentino de Ingeniería Industrial - (COINI)*, Oberá, Argentina, 2009.
- [7] S. Prat Kricun, "Guía para la Aplicación de Buenas Prácticas de Manufactura en Yerba Mate," G. P. Y. A. SECRETARÍA DE AGRICULTURA, Ed., ed, 2006.
- [8] INTA. (2016, 06/11/2017). *¿Qué son los cultivos industriales?* Available: <https://inta.gob.ar/documentos/bfque-son-los-cultivos-industriales>
- [9] J. Gortari, "El instituto nacional de la yerba mate (INYM) como dispositivo político de economía social: mediación intrasectorial en la distribución del ingreso, empoderamiento del sector productivo y desarrollo local en la región yerbatera.," in *IV Congreso Sudamericano de la Yerba Mate*, Posadas, Argentina, 2006.
- [10] V. Rau, "La yerba mate en misiones (Argentina). Estructura y significados de una producción localizada," in *IV Congreso Internacional de la Red SIAL*, Mar del Plata, 2008.
- [11] L. A. D. Bernardí, "Análisis de la Cadena de la Yerba Mate," 2006.
- [12] P. Parra. (2010, junio). *Dirección Nacional de Alimentos - Sección Infusiones - Yerba Mate*. Available: http://www.minagri.gob.ar/SAGPyA/economias_regionales/infusiones/cadenas/yerba_mate.htm
- [13] INYM. (2015, 12/02/2015). Available: http://www.inym.org.ar/inyms/paginas/plantillas_contenido/Page.asp?seccion=657&pagina=46&plantilla=Page.asp
- [14] A. M. L. Díaz, M. Guarrochena de Arjol, and D. E. Díaz. (2009, 27/11/09) *DINÁMICA DE LAS EXPORTACIONES FORESTALES EN LA PROVINCIA DE MISIONES. Visión de Futuro*. Available: http://www.fce.unam.edu.ar/revistacientifica/index.php?option=com_content&view=article&id=184&Itemid=51

- [15] S. Brandán, L. Corinaldesi, and C. Frisa, "Intercambio Comercial Argentino de Productos Forestales año 2012," G. y. P. Ministerio de Agricultura, Ed., ed, 2013.
- [16] C. A. Izurieta, "ESTRATEGIA FORESTAL DE LA PROVINCIA DE MISIONES INSTRUMENTOS PARA EL DISEÑO DE POLITICAS," M. d. E. y. P. D. N. d. P. E. R. (DNPER), Ed., ed.
- [17] J. Ramos, "UNA ESTRATEGIA DE DESARROLLO A PARTIR DE LOS COMPLEJOS PRODUCTIVOS (CLUSTERS) EN TORNO A LOS RECURSOS NATURALES ¿UNA ESTRATEGIA PROMETEDORA?," ed, 1999.
- [18] P. Campoy, J. Canaval, and D. Peña, "An On-line Visual Inspection System for the Pulp Industry," *Computers In Industry*, 2005.
- [19] S. B. Dworkin and T. J. Nye, "Image processing for machine vision measurement of hot formed parts," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 174, pp. 1-6, 2006.
- [20] P. Lilly, J. Jenkins, and P. Bourdillon, "Automatic Contour Definition on Left Ventriculograms by Image Evidence and a Multiple Template-Based Model," *Transactions on Medical Imaging*, vol. 8, Junio 1989.
- [21] E. C. Ifeachor and B. W. Jervis, *Digital Signal Processing: A Practical Approach*. EE. UU.: Addison Wesley, 1993.
- [22] A. V. Oppenheim and R. Schafer, *Digital Signal Processing*. New York, EE. UU.: Prentice Hall, 1975.
- [23] J. G. Proakis and D. G. Manolakis, *Tratamiento Digital de Señales*. España: Prentice Hall, 1999.
- [24] NN, *Multidimensional Digital Signal Processing*: Prentice Hall, 1984.
- [25] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*: Addison-Wesley, 1993.
- [26] M. Faúndez Zanuy, "Tratamiento Digital de Voz e Imagen y Aplicación a la Multimedia," ed Barcelona: Marcombo, 2000.
- [27] E. D. Loh. (1976, CCD Surface Photometry of Edge-On Spiral Galaxies. *Bulletin of the American Astronomical Society* 8.
- [28] M. S. K. Mitani, F. Okano, "Experimental Ultrahigh-Definition Color Camera System with Three 8M-pixel CCDs," in *143rd Technical Conference and Exhibition*, New York, 2001, pp. 1-7.
- [29] (2000, *Application Notes in Image Processing*. Available: www.edmundoptics.com
- [30] J. J. G. Savard. (2012). *Color Filter Array Designs*. Available: <http://www.quadibloc.com/other/cfaint.htm>
- [31] (2015, 12/02/2015). Available: <http://en.wikipedia.org/wiki/File:Dichroic-prism.svg>
- [32] C. A. d. Franca, A. Gonzaga, and A. F. F. Slaets, "Classification of wooden boards by neural networks and fuzzy rules," in *Proceedings II Workshop on Cybernetic Vision*, 1996, pp. 190-195.

Referencias

- [33] C. A. d. Franca;, A. Gonzaga;, and A. F. F. Slaets, "Classification of Wood Plates by Neural Networks and Fuzzy Logic," *University Federal at São Carlos*, 2010.
- [34] D. Trias, R. García, J. Costa, N. Blanco, and J. E. Hurtado, "Quality control of CFRP by means of Digital Image Processing and Statistical Point Pattern Analysis," *Composites Science and Technology*, 2006.
- [35] K. M. Schmitt, J. R. Riddington, R. C. D. Young, D. M. Budgett, and C. R. Chatwin, "Image Processing Applied to Brick Quality Control," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 16, pp. 434-440, 2000.
- [36] S. J. Sangwine and R. E. N. Horne, *The Colour Image Processing Handbook*. Kluwer, 1998.
- [37] T. Syeda, "Finding Distinctive Colored Regions in Images," *Proceedings SPIE The International Society for Optical Engineering*, vol. 1381, pp. 574–581, 1991.
- [38] V. Leemans, H. Magein, and M. F. Destain, "AE—Automation and Emerging Technologies: On-line Fruit Grading according to their External Quality using Machine Vision," *Biosystems Engineering*, vol. 83, pp. 397-404, 2002.
- [39] J. Blasco, N. Aleixos, and E. Moltó, "Machine Vision System for Automatic Quality Grading of Fruit," *Biosystems Engineering*, vol. 85, pp. 415-423, 2003.
- [40] V. Leemans and M. F. Destain, "A real-time grading method of apples based on features extracted from defects," *Journal of Food Engineering*, vol. 61, pp. 83-89, 2004.
- [41] D.-J. Lee, R. Schoenberger, J. Archibald, and S. McCollum, "Development of a machine vision system for automatic date grading using digital reflective near-infrared imaging," *Journal of Food Engineering*, vol. 86, pp. 388-398, 2008.
- [42] N. Aleixos, J. Blasco, F. Navarrón, and E. Moltó, "Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 33, pp. 121-137, 2002.
- [43] E. Nunes, E. Abreu, J. C. Metrolho, N. Cardozo, M. Costa, and E. López, "Flour Quality Control Using Image Processing," *IEEE*, 2003.
- [44] G. S. Gill, A. Kumar, and R. Agarwal, "Monitoring and grading of tea by computer vision – A review," *Journal of Food Engineering*, vol. 106, pp. 13-19, 2011.
- [45] S. Borah, E. L. Hines, and M. Bhuyan, "Wavelet transform based image texture analysis for size estimation applied to the sorting of tea granules," *Journal of Food Engineering*, vol. 79, pp. 629-639, 2007.
- [46] C. Xiscatti Pérez, F. J. Bonetto, and R. Urteaga, "Seguimiento de Partículas por procesamiento Digital de Imágenes," in *XX Congreso Argentino de Control Automático (AADECA)*, Bs. As., 2006.
- [47] M. V. Wickerhauser, "Adapted Wavelet Anlysis from Theory to Software," 1994.
- [48] C. Xiscatti Pérez, "Procesamiento Wavelet 2D en Plataforma PC y Pocket PC," Bs. As., Desarrollo de Finalización del curso Wavelets2007.

- [49] M. I. Woniaczuk, L. E. Zielke, A. Kotik, and M. E. Schmalko, "Control Estadístico de Parámetros de Calidad de la Yerba Mate Elaborada," CIDeT - U.Na.M., Posadas.
- [50] O. P. Sabbatella, J. J. Pokolenko, and M. E. Schmalko, "INFLUENCIA DE LA COMPOSICIÓN EN LA EXTRACCIÓN DE LOS SOLUBLES DE LA YERBA MATE," *Revista de Ciencia y Tecnología*, vol. 11, 2009.
- [51] CAA, "Productos Estimulantes o Fruitivos," in *Código Alimentario Argentino*, ed Argentina, 2013, pp. 40-43.
- [52] O. J. Burtnik, "Yerba Mate: Manual de Producción," INTA, Santo Tomé 2006.
- [53] S. Prat Kricun, "Yerba Mate: Guía para la Aplicación de Buenas Prácticas Agrícolas - Buenas Prácticas de Manufactura," Araucaria Producciones SRL, Cerro Azul, Misiones 2008.
- [54] "Reunión Plenaria 14, 15 y 16 de Julio de 2004: Acta N° 62," C. N. d. A. (CONAL), Ed., ed, 2004.
- [55] "Reunión Plenaria 14,15 y 16 de Abril de 2004: Acta N° 61," C. N. d. A. (CONAL), Ed., ed, 2004.
- [56] B. Benítez, "Determinación de Fibra Cruda," IRAM 20511, 2004.
- [57] A. Escalada, M. E. Schmalko, and R. G. Kanzig, "El Extracto Acuoso como una Medida del Contenido de Palos en Yerba Mate," *Ciencia y Tecnología*, vol. 1, pp. 40-44, 1998.
- [58] L. R. Ybarra, M. E. Schmalko, J. E. Duce, and S. A. Bordenave, "Incidencia del Contenido de Palos en las Cenizas Totales de Yerba Mate," *Ciencia y Tecnología*, 2005.
- [59] M. E. Schmalko, "Color, Chlorophyll, Caffeine and Water Content Variation During Yerba Maté Processing," *Drying Technology*.
- [60] A. Senlle, *ISO 9001:2000 Calidad y Excelencia*. Barcelona, España: Ediciones Gestión 2000, 2001.
- [61] "Protocolo de Calidad de la Yerba Mate," Protocolo de Calidad SAA009, 2007.
- [62] "Productos Estimulantes o Fruitivos," in *Código Alimentario Argentino*, ed Argentina, 2007, pp. 25-27.
- [63] G. S. Virk, P. W. Wood, and I. D. Durkacz, "Distributed image processing for the quality control of industrial fabrics," *Computing & Control Engineering Journal*, vol. 1, pp. 241-246, 1990.
- [64] R. Kothari, P. Klinkhachorn, and H. A. Huber, "A neural network based histogrammic procedure for fast image segmentation," in *System Theory, 1991. Proceedings., Twenty-Third Southeastern Symposium on*, 1991, pp. 203-206.
- [65] P. Klinkhachorn, J. Moody, and P. Araman, "Automated Lumber Processing System: Grading the Hardwood Lumber?," in *Hardwood Symposium Proceedings 1995*.
- [66] Q. Dawei, Z. Peng, J. Xuejing, and Z. Xuefei, "Applying Hopfield neural network to defect edge detection of wood image," in *Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on*, 2010, pp. 1459-1463.

Referencias

- [67] A. Ziadi, F. Ntawiniga, and X. Maldague, "Neural Networks for Color Image Segmentation: Application to Sapwood Assessment," in *Electrical and Computer Engineering, 2007. CCECE 2007. Canadian Conference on*, 2007, pp. 417-420.
- [68] M. J. Ferreira, C. Santos, and J. Monteiro, "Cork Parquet Quality Control Vision System Based on Texture Segmentation and Fuzzy Grammar," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 756-765, 2009.
- [69] M. Gamassi, V. Piuri, F. Scotti, and M. Roveri, "Genetic Techniques for Pattern Extraction in Particle Boards Images," in *Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, Proceedings of 2006 IEEE International Conference on*, 2006, pp. 129-134.
- [70] D. Rozman, M. Brezak, and I. Petrovic, "Parquet Sorting and Grading Based on Color and Texture Analyses," in *Industrial Electronics, 2006 IEEE International Symposium on*, 2006, pp. 655-660.
- [71] J. Faria, T. Martins, M. Ferreira, and C. Santos, "A computer vision system for color grading wood boards using Fuzzy Logic," in *Industrial Electronics, 2008. ISIE 2008. IEEE International Symposium on*, 2008, pp. 1082-1087.
- [72] Z. Dongping, R. W. Connors, D. L. Schmoltdt, and P. A. Araman, "A prototype vision system for analyzing CT imagery of hardwood logs," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 26, pp. 522-532, 1996.
- [73] M. Maffongelli, R. Monleone, M. Pastorino, S. Poretti, A. Randazzo, and A. Salvade, "Reconstruction of Metallic Inclusions Inside Dielectric Targets by Means of a Microwave Tomographic System," *Microwave and Wireless Components Letters, IEEE*, vol. 22, pp. 378-380, 2012.
- [74] T. H. Gan, D. A. Hutchins, R. J. Green, M. K. Andrews, and P. D. Harris, "Noncontact, High-Resolution Ultrasonic Imaging of Wood Samples Using Coded Chirp Waveforms," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 52, pp. 280-288, 2005.
- [75] Y. Fujii, Y. Fujiwara, S. Tanaka, S. Okumura, H. Togo, A. Mochizuki, and N. Kukutsu, "Feasibility of millimeter wave imaging as tool for nondestructive inspection of wood and wooden structures," in *Infrared Millimeter and Terahertz Waves (IRMMW-THz), 2010 35th International Conference on*, 2010, pp. 1-2.
- [76] R. Quirós-Herrera, O. Chinchilla-Mora, and M. Gómez, "Rendimiento en aserrío y procesamiento primario de madera proveniente de plantaciones forestales," *Agronomía Costarricense*, vol. v. 29, no. 2, p. 7-15, 2005.
- [77] M. Mantulak, M. C. Dekun, J. C. Bettaglio, G. G. Gonzalez Carreras, and A. J. Kerkhoff, "ESTUDIO DE VARIABILIDAD DEL APROVECHAMIENTO EN EL PROCESO INDUSTRIAL PRIMARIO DE MADERA," presented at the XIV INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL ENGINEERING AND OPERATIONS MANAGEMENT (ICIEOM), Rio de Janeiro, 2008.
- [78] C. von Haeften, L. Corinaldesi, and C. Frisa, "Industrias Forestales año 2012," G. Y. P. SECRETARÍA DE AGRICULTURA, Ed., ed, 2013.

- [79] Salvador. (2014). *Detalle de sistema de marcas en máquina tronadora semiautomática*. Available: <http://www.salvadormachines.com/images/products/superpush250/gallery/0245dm.jpg>
- [80] F. Sanz, S. Latour, M. Neves, E. Bastet, D. Pischedda, G. Piñeiro, T. Gauthier, J. Lesbats, C. Plantier, A. Marques, J.-D. Lanvin, J. A. Santos, M. Touza, F. Pedras, J. Parrot, D. Reuling, and C. Faria, "Aplicaciones Industriales de la madera de Pino Pinaster," ed, 2006, p. 78.
- [81] "CombiScan+ Series," W. Group, Ed., ed, 2015.
- [82] M. Niskanen, O. Silvén, and H. Kauppinen, "Color and texture based wood inspection with non-supervised clustering.," in *12th Scandinavian Conference on Image Analysis*, Bergen, Norway, 2001, pp. 336-342.
- [83] M. Abbasgholipour, M. Omid, A. Keyhani, and S. S. Mohtasebi, "Color image segmentation with genetic algorithm in a raisin sorting system based on machine vision in variable conditions," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 3671-3678, 2011.
- [84] D. W. Sun, "Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method," *Journal of Food Engineering*, vol. 44, pp. 245-249, 2000.
- [85] J. C. O. Hedman, L. O. Crotti, and C. Xiscatti Perez, "Determinación del Contenido de Palo de la Yerba Mate Elaborada con Palo Mediante Análisis de la Imagen," in *V Congreso Sudamericano de la Yerba Mate*, Posadas, Argentina, 2011, p. 173.
- [86] C. Xiscatti Perez and F. Botterón, "A practical approach for segmentation of twigs on samples of yerba mate by digital image processing," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 11, pp. 21-26, 2013.
- [87] C. Xiscatti Perez and F. Botterón, "Procesamiento paralelo multi-núcleo para la detección de defectos en tablas de pino utilizando PDI," in *Biennial Congress of Argentina (ARGENCON), 2014 IEEE*, 2014, pp. 298-303.
- [88] (2015). *Con más de 30 empresas yerbateras y tealeras, se realizó el ENTEC en Posadas*. Available: <http://www.conicet.gov.ar/con-mas-de-30-empresas-yerbateras-y-tealeras-se-realizo-el-entec-en-posadas/>
- [89] C. Xiscatti Perez and F. Botterón, "Determinación rápida con cámara celular del contenido de palo en muestras de yerba mate," in *XVI Congreso Argentino de Ciencia y Tecnología de Alimentos CYTAL*, Mar del Plata, Argentina, 2017.
- [90] C.-J. Du and D.-W. Sun, "Shape extraction and classification of pizza base using computer vision," *Journal of Food Engineering*, vol. 64, pp. 489-496, 2004.
- [91] T. Brosnan and D.-W. Sun, "Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems—a review," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 36, pp. 193-213, 2002.
- [92] S. Gunasekaran, "Computer vision technology for food quality assurance," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 7, pp. 245-256, 1996.
- [93] M. Aghbashlo, S. Hosseinpour, and M. Ghasemi-Varnamkhasti, "Computer vision technology for real-time food quality assurance during drying process," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 39, pp. 76-84, 2014.

Referencias

- [94] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, 2nd Ed. ed. CA: PWS Pacific Grove, 1998.
- [95] G. E. Rehkugler and J. A. Throop, "Apple Sorting with Machine Vision," *Transactions of the ASAE*, vol. 29, p. 1388, 1986.
- [96] B. K. Miller and M. J. Delwiche, "Peach defect detection with machine vision," *Transactions of the ASAE*, vol. 34, p. 2588, 1991.
- [97] V. Alchanatis, K. Peleg, and M. Ziv, "Classification of Tissue Culture Segments by Colour Machine Vision," *Journal of Agricultural Engineering Research*, vol. 55, pp. 299-311, 1993/08/01/ 1993.
- [98] C.-J. Du and D.-W. Sun, "Learning techniques used in computer vision for food quality evaluation: a review," *Journal of Food Engineering*, vol. 72, pp. 39-55, 2006.
- [99] X. Li and Y. He, "Discriminating varieties of tea plant based on Vis/NIR spectral characteristics and using artificial neural networks," *Biosystems Engineering*, vol. 99, pp. 313-321, 2008.
- [100] S. Mahajan, A. Das, and H. K. Sardana, "Image acquisition techniques for assessment of legume quality," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 42, pp. 116-133, 2015.
- [101] M. A. Shahin and S. J. Symons, "Color Calibration of Scanners for Scanner-Independent Grain Grading," *Cereal Chemistry Journal*, vol. 80, pp. 285-289, 2003/05/01 2003.
- [102] D. Mery, I. Lillo, H. Loebel, V. Riffo, A. Soto, A. Cipriano, and J. M. Aguilera, "Automated Detection of Fish Bones in Salmon Fillets Using X-ray Testing," in *Image and Video Technology (PSIVT), 2010 Fourth Pacific-Rim Symposium on*, 2010, pp. 46-51.
- [103] D. Qi, P. Zhang, X. Zhang, and X. Jin, "Edge detection of wood defects in X-ray wood image using neural network and mathematical morphology," in *Control Conference (CCC), 2010 29th Chinese*, 2010, pp. 2375-2380.
- [104] D. E. Kline, C. Surak, and P. A. Araman, "Automated hardwood lumber grading utilizing a multiple sensor machine vision technology," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 41, pp. 139-155, 2003.
- [105] A. Rinnhofer, A. Petutschnigg, and J.-P. Andreu, "Internal log scanning for optimizing breakdown," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 41, pp. 7-21, 2003.
- [106] L. Foucat, A. Chavagnat, and J.-P. Renou, "Nuclear magnetic resonance micro-imaging and X-radiography as possible techniques to study seed germination," *Scientia Horticulturae*, vol. 55, pp. 323-331, 1993/09/01 1993.
- [107] D. Pouliquen, D. Gross, V. Lehmann, D. Sylvie, D. Demilly, and J. Léchappé, "Study of water and oil bodies in seeds by nuclear magnetic resonance," *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Series III - Sciences de la Vie*, vol. 320, pp. 131-138, 1997.
- [108] I. Kranner, G. Kastberger, M. Hartbauer, and H. W. Pritchard, "Noninvasive diagnosis of seed viability using infrared thermography," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 107, pp. 3912-3917, February 23, 2010 2010.

- [109] R. W. Conners, C. W. Mcmillin, K. Lin, and R. E. Vasquez-Espinosa, "Identifying and locating surface defects in wood: Part of an automated lumber processing system," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, pp. 573-583, 1983.
- [110] C. W. McMillin, R. W. Conners, and H. A. Huber, "ALPS-A potential new automated lumber processing system," *Forest Products Journal*, vol. 34, pp. 13-20, 1984.
- [111] P. Alapuranen and T. Westman, "Automatic visual inspection of wood surfaces," in *Pattern Recognition, 1992. Vol.I. Conference A: Computer Vision and Applications, Proceedings., 11th IAPR International Conference on*, 1992, pp. 371-374.
- [112] E. Astrand and A. Aström, "A Single Chip Multi-Function Sensor System for Wood Inspection," in *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, Jerusalem, 1994.
- [113] D. E. Kline, R. W. Conners, D. L. Schmoldt, P. A. Araman, and R. L. Brisbin, "A Multiple Sensor Machine Vision System for Automatic Hardwood Feature Detection," in *5th International Conference on Scanning Technology and Process Control for the Wood Products Industry*, Atlanta, 1993, pp. 1-12.
- [114] H. Kauppinen and O. Silvén, "The effect of illumination variations on color-based wood defect classification," in *Pattern Recognition, 1996., Proceedings of the 13th International Conference on*, 1996, pp. 828-832 vol.823.
- [115] M. Gomes de Andrade and A. Gonzaga, "Feature Extraction for Defect Classification in Surfaces of Wooden Boards," in *Second Workshop on Cybernetic Vision Proceedings*, Sao Carlos, 1996.
- [116] C. A. de Franca, A. Gonzaga, and A. F. F. Slaets, "Classification of wooden boards by neural networks and fuzzy rules," in *Cybernetic Vision, 1996. Proceedings., Second Workshop on*, 1996, pp. 190-195.
- [117] P. A. Estévez, M. Fernandez, R. J. Alcock, and M. S. Packianather, "Selection of features for the classification of wood board defects," in *Artificial Neural Networks, 1999. ICANN 99. Ninth International Conference on (Conf. Publ. No. 470)*, 1999, pp. 347-352 vol.341.
- [118] H. Kauppinen, "A two stage defect recognition method for parquet slab grading," in *Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on*, 2000, pp. 803-806 vol.804.
- [119] O. Silvén, H. Kauppinen, H. Rautio, and O. Sommardahl, "<http://www.ee.oulu.fi/>," ed: University of Oulu and VTT Building Technology, 1995.
- [120] G. Tat Hean, D. A. Hutchins, R. J. Green, M. K. Andrews, and P. D. Harris, "Noncontact, high-resolution ultrasonic imaging of wood samples using coded chirp waveforms," *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 52, pp. 280-288, 2005.
- [121] P. S. Ogun, M. R. Jackson, and R. M. Parkin, "Determination of the surface reflectance properties of timber using photometric stereo technique," in *Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC), 2010 2nd*, 2010, pp. 1-5.
- [122] G. Pajares, J. M. d. I. Cruz, J. M. Molina, J. Cuadrado, and A. López, *Imágenes Digitales - Procesamiento Práctico con Java*. México, México: Alfaomega, 2004.

Referencias

- [123] C. A. d. França, E. L. L. Rodrigues, V. O. Roda, and A. Gonzaga, "Automated Visual Inspection: Wood Boards," in *Aplicação da Informática à Engenharia, Sub-Rede Modelagem, Imagem e Visualização, RECOPE*, Rio de Janeiro, 2000.
- [124] S. M. Bhandarkar, T. D. Faust, and M. Tang, "Design and prototype development of a computer vision-based lumber production planning system," *Image and Vision Computing*, vol. 20, pp. 167-189, 2002.
- [125] P. A. Estévez, C. A. Perez, and E. Goles, "Genetic input selection to a neural classifier for defect classification of radiata pine boards," *Forest Products Journal*, vol. 53, pp. 87-94, 2003.
- [126] *Aguer Maderas S. R. L.* . Available: <http://www.aguermaderas.com.ar/>
- [127] G. Pajares, J. M. d. I. Cruz, J. M. Molina, J. Cuadrado, and A. López, "Fundamentos del Color," in *Imágenes Digitales - Procesamiento Práctico con Java*, ed México, México: Alfaomega, 2004.
- [128] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Upper Saddle River, New Jersey , U. S. A.: Prentice Hall, 2002.
- [129] S. R. Forrest and T. A. Witten, "Long-range correlations in smoke-particle aggregates," *Journal of Physics A: Mathematical and General*, vol. 12, pp. 109-117, 05/02/1979 1979.
- [130] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, *Digital Image Processing Using Matlab*: Prentice Hall, 1999.
- [131] C. C. Brunner, A. G. Maristany, D. A. Butler, D. VanLeeuwen, and J. W. Funck, "An evaluation of color spaces for detecting defects in Douglas-fir veneer," *Industrial Metrology*, vol. 2, pp. 169-184, 1992.
- [132] C. Xiscatti Perez and V. H. Kurtz, "Implementación de un Controlador Combinado No Lineal - Proporcional en un Prensa Hidráulica para Ensayo de Compresión," presented at the II Congreso da Adademia Trinacional de Ciências, Parque Tecnológico Itaipu (PTI) 2007.
- [133] G. M. Koyarki and C. Xiscatti Perez, "Utilización del Software Labview para Simulación de Procesos," presented at the II Congreso Argentino de Ingeniería Industrial (COINI), Oberá, Misiones, Argentina, 2009.
- [134] C. Xiscatti Perez and F. Botterón, "Interface gráfica para la implementación de controladores no lineales en lazo de control de posición de una maqueta didáctica," presented at the VI Seminário Nacional de Controle e Automação Industrial, Elétrica e de Telecomunicações, Bahía, Salvador, Brasil, 2009.
- [135] C. Xiscatti Perez and F. Botterón, "Implementación Práctica de Controladores No-Lineales y Análisis on-line del Comportamiento en el Plano de Fase," presented at the XIV Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control (RPIC), Oro Verde, Entre Ríos, Argentina, 2011.
- [136] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, and A. K. C. Wong, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 29, pp. 273-285, 1985.

- [137] (2005, Enero). NI Vision Concepts Manual. Available: <http://digital.ni.com/manuals.nsf/websearch/6817A628E4DDF78486257A44006E9F75>
- [138] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 9, pp. 62-66, 1979.
- [139] R. K. S. P. Duraisamy, "A New Multilevel Thresholding Method Using Swarm Intelligence Algorithm for Image Segmentation," *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, vol. 2, pp. 126-138, 2010.
- [140] H. Zhang, J. E. Fritts, and S. A. Goldman, "Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, pp. 260-280, 2008.
- [141] L. Wang, K. Yang, Z. Song, and C. Peng, "A self-adaptive image enhancing method based on grayscale power transformation," in *Multimedia Technology (ICMT), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 483-486.
- [142] A. K. C. Wong and P. K. Sahoo, "A gray-level threshold selection method based on maximum entropy principle," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, pp. 866-871, 1989.
- [143] (2015, 26/12/2016). *Los Beneficios de la Programación Gráfica en LabVIEW*. Available: <http://www.ni.com/white-paper/14556/es/>
- [144] G. Blake, R. G. Dreslinski, and T. Mudge, "A survey of multicore processors," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 26-37, 2009.
- [145] INMOS, "IMS T805 - 32-bit floating-point transputer," S.-T. Microelectronics, Ed., ed, 1996.
- [146] B. Michael. (2007, 21/11/2016). *Transbook*. Available: <http://www.transputer.net/iset/pdf/transbook.pdf>
- [147] T. Makoto, F. Naoya, O. Yutaka, and F. Chikara, "Design of a Transputer Core and its implementation in an FPGA," in *Communicating Process Architectures 2004*, I. E. J. M. P. H. Welch, Ed., ed: IOS Press, 2004, pp. 361-369.
- [148] A. Amaya García, D. Keller, and D. May, "OpenTransputer: Reinventing a Parallel Machine from the Past," in *Communicating Process Architectures 2015*, K. C. M. J. Pedersen, Ed., ed, 2015, pp. 5-24.
- [149] D. I. Ko, N. Won, and S. S. Bhattacharyya, "Buffer management for multi-application image processing on multi-core platforms: Analysis and case study," in *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2010, pp. 1662-1665.
- [150] Y. Liu and F. Gao, "Parallel Implementations of Image Processing Algorithms on Multi-Core," in *Genetic and Evolutionary Computing (ICGEC), 2010 Fourth International Conference on*, 2010, pp. 71-74.
- [151] G. M. Amdahl, "Validity of the single processor approach to achieving large scale computing capabilities," presented at the Proceedings of the April 18-20, 1967, spring joint computer conference, Atlantic City, New Jersey, 1967.

Referencias

- [152] DVD.darias. (01/12/2016). *Ley de Amdahl*. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Ley_de_Amdahl
- [153] H. W. Park, H. Oh, and S. Ha, "Multiprocessor SoC design methods and tools," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 72-79, 2009.
- [154] G. Slabaugh, R. Boyes, and X. Yang, "Multicore Image Processing with OpenMP [Applications Corner]," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 27, pp. 134-138, 2010.
- [155] B. Cyganek, "Adding parallelism to the hybrid image processing library in multi-threading and multi-core systems," in *Networked Embedded Systems for Enterprise Applications (NESEA), 2011 IEEE 2nd International Conference on*, 2011, pp. 1-8.
- [156] L. Huang, E. Stotzer, H. Yi, B. Chapman, and S. Chandrasekaran, "Parallelizing ultrasound image processing using OpenMP on multicore embedded systems," in *2012 IEEE Global High Tech Congress on Electronics*, 2012, pp. 131-138.
- [157] R. Prokesch, "Evaluation of parallelization of an image processing algorithm for an embedded multicore platform using manual parallelization and the OpenMP parallel framework," in *IECON 2013 - 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2013, pp. 2256-2260.
- [158] (2012, 26/12/2016). *Advantages of Using LabVIEW in Academic Research*. Available: <http://www.ni.com/white-paper/8534/en/>
- [159] (2009, 26/12/2016). *Multicore Programming with LabVIEW*. Available: ftp://ftp.ni.com/evaluation/labview/ekit/multicore_programming_resource_guide.pdf
- [160] (2008, 26/12/2016). *Advanced LabVIEW Programming Concepts for Multicore Systems*. Available: ftp://ftp.ni.com/pub/events/labview_dev_ed/2008/multicore_systems.pdf
- [161] H. Kim and R. Bond, "Multicore software technologies," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 80-89, 2009.
- [162] F. Franchetti, M. Puschel, Y. Voronenko, S. Chellappa, and J. M. F. Moura, "Discrete fourier transform on multicore," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 90-102, 2009.
- [163] K. You, J. Chong, Y. Yi, E. Gonina, C. J. Hughes, Y. K. Chen, W. Sung, and K. Keutzer, "Parallel scalability in speech recognition," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 124-135, 2009.
- [164] (2013, Stromab. Available: http://www.stromab.com/cms_rc/uploads/schede/STROMAB-WS1-IT-FR-E.pdf
- [165] M. A. Escalada, M. E. Schmalko, and R. G. Känzig, "El extracto acuoso como una medida del contenido de palos en la yerba mate," *Revista de Ciencia y Tecnología - UNaM*, vol. 1, pp. 40-44, 1998.
- [166] L. R. Ybarra, J. A. Duce, S. A. Bordenave, and M. E. Schmalko, "Estudio de las cenizas y su utilización en la determinación del contenido de palo en la yerba mate," *Revista de Ciencia y Tecnología - UNaM*, vol. 12, pp. 25-29, 2010.

- [167] J. W. Funck, Y. Zhong, D. A. Butler, C. C. Brunner, and J. B. Forrer, "Image segmentation algorithms applied to wood defect detection," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 41, pp. 157-179, 2003.
- [168] H. Kauppinen and O. Silvén, "A color vision approach for grading lumber," presented at the Selected papers from the 9th Scandinavian conference on Image analysis : theory and applications of image analysis II: theory and applications of image analysis II, Uppsala, Sweden, 1995.
- [169] O. Silvén and H. Kauppinen, "Color vision based methodology for grading lumber," in *Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition*, 1994, pp. 787-790 vol.781.
- [170] O. Silvén and H. Kauppinen, "Recent developments in wood inspection," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 10, pp. 83-95, 1996.
- [171] "Reunión Ordinaria 28 y 29 de Marzo de 2017: Acta N° 114," C. N. d. A. (CONAL), Ed., ed, 2017.
- [172] MisionesOnline, "Aprobaron cambio en el método de control de palo de la yerba mate," in *Misiones Online*, ed. Misiones Online, 2017.
- [173] INYM. (2017, 30/06/2017). *El INYM busca cambiar el método para determinar el palo en yerba elaborada*. Available: <http://www.inym.org.ar/2017/02/14/el-inym-busca-cambiar-el-metodo-para-determinar-el-palo-en-yerba-elaborada/>
- [174] IRAM, "Muestreo," in *Yerba Mate* vol. 20501, ed, 1997.
- [175] Z. Zhao, Y. Ning, W. Dongyang, and W. Yuhui, "Automatic Wood Defects Recognition Comparative Research," in *Education Technology and Training, 2008. and 2008 International Workshop on Geoscience and Remote Sensing. ETT and GRS 2008. International Workshop on*, 2008, pp. 649-653.
- [176] L. Leiva and N. Acosta, "Quantization of Moisture Content in Yerba Mate Leaves through Image Processing," in *XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación - CACIC*, Bahía Blanca, 2012.
- [177] G. A. Ruz, P. A. Estévez, and C. A. Perez, "A neurofuzzy color image segmentation method for wood surface defect detection," *Forest Products Journal*, vol. 55, 2005.
- [178] Q. Chen, D. Zhang, W. Pan, Q. Ouyang, H. Li, K. Urmila, and J. Zhao, "Recent developments of green analytical techniques in analysis of tea's quality and nutrition," *Trends in Food Science & Technology*, 2015.
- [179] S. Radovan, P. George, M. Panagiotis, G. Manos, A. Robert, and D. Igor, "An approach for automated inspection of wood boards," in *Image Processing, 2001. Proceedings. 2001 International Conference on*, 2001, pp. 798-801 vol.791.