



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

DSIC
DEPARTAMENT DE SISTEMES
INFORMÀTICS I COMPUTACIÓ

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Dpto. de Sistemas Informáticos y Computación

Digitalización y reconocimiento de tarjetas Jacquard para la
preservación de diseños textiles

Trabajo Fin de Máster

Máster Universitario en Inteligencia Artificial, Reconocimiento de
Formas e Imagen Digital

AUTOR/A: Rodas Lorente, Marc

Tutor/a: Castro Bleda, María José

Cotutor/a: España Boquera, Salvador

Cotutor/a externo: RIBES MARTIN, ELENA

CURSO ACADÉMICO: 2022/2023



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

DSIC

Departamento de Sistemas Informáticos y Computación
Universitat Politècnica de València

Digitalización y reconocimiento de tarjetas Jacquard para la preservación de diseños textiles

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Máster Universitario en Inteligencia Artificial, Reconocimiento de
Formas e Imagen Digital

Autor: Marc Rodas Lorente

Directores: María José Castro Bleda
Salvador España Boquera

11 de septiembre de 2023



Inicialmente quiero expresar mi profundo agradecimiento a ValgrAI – Valencian Graduate School and Research Network for Artificial Intelligence [1] y a la Generalitat Valenciana [2], entidades responsables de un generoso respaldo económico a través de las ayudas Valgrai para estudios de máster.

Esta beca no solo ha sido un apoyo monetario, ha influido directamente en mi rendimiento y bienestar mental a lo largo del curso. Sin la financiación de los estudios no podría haber pagado una operación de gran importancia, por ello siempre estaré agradecido.

A mis dos tutores, María José Castro Bleda y Salvador España Boquera por su sabiduría, orientación, tiempo y paciencia a lo largo del trabajo académico.

A Elena Ribes Martín, gerente y tutora en la empresa Garín 1820, por su generosidad al ofrecerme la oportunidad de trabajar en su empresa y por su valiente decisión de modernizar la industria.

A Damián López Rodríguez, director del Museo de Informática, a quien le debo el descubrimiento de la oferta que hizo posible este TFM.

A todos los profesionales de Garín 1820 que colaboraron en este proyecto, por su amabilidad y disposición.

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento.

Resumen

La industria textil ha evolucionado a lo largo de la historia desarrollando diversos avances tecnológicos con el fin de impulsar la calidad y el tiempo de producción de los tejidos. Concretamente, el proceso de tejido con motivos de seda forma parte de este tipo de técnicas tradicionales y ha perdurado a lo largo del tiempo debido a la belleza de sus diseños. Facilitar procesos en este ámbito, automatizando y reemplazando procesos respecto a la conservación y transcripción de sus diseños, es el objeto de estudio en el presente trabajo final de máster.

En la producción de este sector, las máquinas Jacquard han desempeñado un papel indispensable para la automatización en la manufacturación del proceso de tejido. Estas máquinas hacen uso de cartones perforados, que contienen una serie de agujeros distribuidos por filas y columnas que controlan el movimiento de las agujas. El problema reside en que este tipo de soporte se encuentra muy deteriorado debido a su prolongado uso y necesita ser renovado.

A partir de imágenes en las que aparecen los distintos cartones que forman un diseño y mediante la aplicación de técnicas de visión por computador, se propone una solución capaz de extraer, almacenar y replicar la información contenida en el mismo. De esta forma se automatiza el proceso de replicación de cartones dañados y se garantiza la preservación de estos diseños.

A fin de garantizar la réplica perfecta del diseño, el resultado obtenido automáticamente es sometido a un post proceso con una aplicación desarrollada para tal fin que permite la supervisión de los posibles errores con muy poco esfuerzo.

Como resultado del sistema propuesto, se ha obtenido un corpus de datos digitales, así como sus correspondientes archivos vectoriales, capaces de permitir la réplica y renovación de las tarjetas mediante máquinas de control numérico láser.

Palabras clave: Industria textil de la seda; Tarjetas Jacquard; Visión por computador; Transformada de Hough; Digitalización

Resum

La indústria tèxtil ha evolucionat al llarg de la història desenvolupant diversos avenços tecnològics per tal d'impulsar la qualitat i el temps de producció dels teixits. Concretament, el procés de teixit amb motius de seda en forma part d'aquest tipus de tècniques tradicionals i ha perdurat al llarg del temps a causa de la bellesa dels dissenys. Facilitar processos en aquest àmbit, automatitzant i reemplaçant processos respecte a la conservació i la transcripció dels seus dissenys, és l'objecte d'estudi en aquest treball final de màster.

A la producció d'aquest sector, les màquines Jacquard han tingut un paper indispensable per a l'automatització en la fabricació del procés de teixit. Aquestes màquines fan ús de cartrons perforats, que contenen una sèrie de forats distribuïts per files i columnes que controlen el moviment de les agulles. El problema és que aquest tipus de suport es troba molt deteriorat a causa del seu ús prolongat i necessita ser renovat.

A partir d'imatges en què apareixen els diferents cartrons que formen un disseny i mitjançant l'aplicació de tècniques de visió per computador, es proposa una solució capaç d'extreure, emmagatzemar i replicar la informació que conté. D'aquesta manera s'automatitza el procés de replicació de cartrons fets malbé i es garanteix la preservació d'aquests dissenys.

Per tal de garantir la rèplica perfecta del disseny, el resultat obtingut automàticament és sotmès a un postprocés amb una aplicació desenvolupada amb aquesta finalitat que permet la supervisió dels possibles errors amb molt poc esforç.

Com a resultat del sistema proposat, s'ha obtingut un corpus de dades digitals, així com els seus corresponents arxius vectorials, capaços de permetre la rèplica i renovació de les targetes mitjançant màquines de control numèric làser.

Paraules clau: Indústria tèxtil de la seda; Targetes Jacquard; Visió per ordinador; Transformada de Hough; Digitalització

Abstract

The textile industry has evolved throughout history, developing various technological advancements to improve the quality and production time of fabrics. Specifically, the process of weaving silk motifs is part of these traditional techniques and has endured over time due to the beauty of its designs. The objective of this master's thesis is to facilitate processes in this field by automating and replacing procedures related to the preservation and transcription of these designs.

In the production of this sector, Jacquard machines have played an indispensable role in automating the weaving process. These machines use perforated cards containing a series of holes distributed in rows and columns that control the movement of needles. The challenge is that this type of support becomes highly deteriorated due to prolonged use and needs to be renewed.

Starting from images that display the various cardboard pieces that make up a design and using computer vision techniques, a solution is proposed to extract, store, and replicate the information contained therein. This way, the process of replicating damaged cardboard pieces is automated, ensuring the preservation of these designs.

To ensure the perfect replication of the design, the automatically obtained result undergoes post-processing with an application developed for this purpose, which allows for the monitoring of potential errors with very little effort.

As a result of the proposed system, a digital data corpus has been obtained, along with its corresponding vector files, capable of enabling the replication and renewal of cards through numerical control laser machines.

Keywords: Silk textile industry; Jacquard cards; Computer vision; Hough Transform; Digitization

Prólogo

La propuesta de digitalizar y reconocer la información de las tarjetas Jacquard con el fin de preservar diseños textiles, aparece ante mí un día de clase, a manos de la actual tutora y en aquel entonces profesora del máster IARFID María José Castro Bleda. Esta propuesta buscaba digitalizar varios diseños de la empresa textil de la seda Garin 1820 y posibilitar la realización de un TFM remunerado.

La idea me cautivó desde el principio, las tarjetas Jacquard utilizadas en la confección de los tejidos eran sorprendentemente similares a las tarjetas que, en los albores de la computación, daban órdenes a las máquinas. La empresa que operaba el museo tenía un desafío importante en sus manos y necesitaban digitalizar los antiguos cartones y modernizar el proceso de transcripción, que todavía se llevaba a cabo de manera manual. Por otra parte, la perspectiva de realizar un trabajo final de máster remunerado añadía un atractivo adicional.

Debido a todos estos motivos me presenté como voluntario, fui aceptado y me empezaron a dar más detalles acerca del proyecto. Resulta que esta oportunidad llegó al Departamento de Sistemas Informáticos y Computación gracias a que en ese momento, el director del Museo de Informática, Damián López Rodríguez, se encontraba visitando la fábrica de Garín, también conocida como el museo de la seda valenciana en Moncada. Esta visita fue incitada por el mismo interés que despertó en mí la temática, totalmente relacionada con un museo de informática. Fue allí donde Damián conoció a la actual gerente de la empresa Elena Ribes Martín, que le hizo saber sobre sus planes de modernizar la industria y él los comunicó al departamento.

Esto fue lo que desencadenó esta colaboración con la empresa, que a día de hoy sigue vigente, con el fin de digitalizar más diseños y mejorar los procesos de digitalización de tarjetas Jacquard.

Índice general

Resumen	III
Resum	V
Abstract	VII
Prólogo	IX
Índice general	X
Índice de figuras	XIII
Índice de tablas	XV
1 Introducción	1
1.1 Garín 1820	1
1.2 Máquina de Jacquard	2
1.3 Motivación	4
1.4 Objetivos	5
1.5 Estructura de la memoria	6
1.6 Contribución a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS)	7
2 Estado del arte	9
2.1 Digitalización de tarjetas perforadas Jacquard	9
2.2 Visión por Computador en la Industria Textil	10
2.2.1 Métodos tradicionales	10
2.2.2 Métodos basados en aprendizaje	11
2.3 Visión por computador	11
3 Técnicas de visión	15
3.1 Calibración y des-distorsión	15
3.2 Filtro de mediana	16
3.3 Ecualización de histograma	16
3.4 Filtro Canny	16
3.5 Búsqueda de contornos	17
3.6 Erosión y dilatación	17
3.7 Umbralización	18
3.8 Transformada de Hough	19
3.8.1 Coordenadas polares	19
3.8.2 Detección de patrones	19
3.8.3 Detección de líneas	20
3.8.4 Detección de círculos	20
3.9 Etiquetado de componentes conexos	20
3.10 Transformación de Características Invariantes a Escala	21
4 Metodología	23
4.1 Proceso de digitalización	23
4.1.1 Obtención y preprocesamiento de imágenes	23

4.1.2	Detección y separación de cartones	23
4.1.3	Creación de la rejilla y detección de agujeros	24
4.1.4	Almacenamiento de la información y reconstrucción de la secuencia original sin repetidos	24
4.1.5	Validación humana	25
4.2	Flujo de la metodología	25
5	Creación del corpus de imágenes	27
5.1	Método de captura	28
5.2	Materiales	28
5.2.1	Cámara	29
5.2.2	Soporte	30
5.2.3	Iluminación	30
5.2.4	Detalles	31
5.3	Bases de datos	32
5.4	Problemas presentes en las bases de datos	33
5.4.1	Variabilidad en las tarjetas	34
5.4.2	Variabilidad en la iluminación	35
5.4.3	Variabilidad en el posicionamiento de la cámara y parámetros	36
5.4.4	Ángulo de los cartones	37
5.4.5	Ruidos en las imágenes	37
5.4.6	Presencia de saltos o repetidos	38
5.4.7	Estado de los cartones	38
6	Proceso de digitalización	41
6.1	Preprocesamiento de las imágenes	41
6.1.1	Calibración	41
6.1.2	Modificaciones y filtros	42
6.1.3	Separación del fondo	42
6.2	Segmentación de cartones	43
6.2.1	Obtención de líneas	44
6.2.2	Filtrado y corrección de líneas	45
6.2.3	Segmentación de cartones	48
6.3	Detección de agujeros grandes	49
6.3.1	Detección de agujeros grandes y creación de estadísticas	50
6.3.2	Corrección de coordenadas	51
6.3.3	Obtención de esquinas	52
6.4	Creación de la rejilla	53
6.5	Etiquetado y corrección de la rejilla	55
6.6	Almacenamiento de las clasificaciones	56
6.7	Secuencia original	57
6.7.1	Uso de coincidencia entre características	58
6.7.2	Uso de las digitalizaciones	59
6.8	Corrección manual	62
6.9	Resultados	64
6.10	Generación de ficheros Adobe Illustrator	66
7	Creación del corpus de segmentación y digitalización de tarjetas perforadas Garín	71
7.1	Preprocesamiento	72
7.2	Separación de cartones	73

7.3 Reconocimiento de agujeros pequeños	74
8 Generación del diseño	77
8.1 Orden de tejido	77
8.2 Algoritmo de creación de diseños	78
8.3 Posibles problemas	79
8.4 Resultados de los dibujos	80
9 Conclusiones y trabajos futuros	83
Bibliografía	85
9.1 Anexos	88
9.1.1 Anexo A. Cálculo de esquinas por ratio	88

Índice de figuras

1.1	Múltiples motivos, imágenes extraídas de Garín [3]	2
1.2	Secuencia de tarjetas o cartones Jacquard.	3
1.3	Máquinas Jacquard en el taller donde Garín 1820 trabaja.	4
1.4	Replicador de tarjetas.	5
2.1	Diagrama de técnicas de visión por computador en la detección de defectos y patrones textiles, imagen extraída de [4].	12
2.2	Diagrama de las diferentes aplicaciones de la visión por computador (extraído de [5]).	13
4.1	Metodología para la digitalización de cartones.	25
5.1	Tela procedente del diseño Francia.	27
5.2	Cámara Sony CyberShot DSC HX60V.	29
5.3	soporte Neewer A163.	31
5.4	Neewer 2 Led, dispositivos utilizados para la iluminación.	32
5.5	Disposición y aspecto final de la infraestructura para la toma de muestras.	33
5.6	Muestra aleatoria de la base de datos.	34
5.7	Variabilidad en los cartones.	35
5.8	Variabilidad en la luz y enfoque	35
5.9	Variabilidad en las tarjetas Jacquard	36
5.10	Muestra con orientación inclinada.	37
5.11	Muestras con ruido.	37
5.12	Tarjetas en mal estado.	38
5.13	Complicaciones de las cuerdas.	39
6.1	Diagrama del bloque de preprocesamiento de imágenes.	41
6.2	Rejilla de tamaño 9x6 situada en diversas orientaciones.	42
6.3	Proceso de recortado.	43
6.4	Muestra con máscara de la umbralización aplicada.	43
6.5	Diagrama del bloque de segmentación de cartones.	44
6.6	Líneas de Hough verticales procesadas.	44
6.7	Resultado de la interpolación de líneas.	46
6.8	Resultado de la corrección de líneas.	47
6.9	Resultado de la corrección de altura.	48
6.10	Cartones segmentados.	49
6.11	Diagrama del bloque de detección de agujeros grandes.	49
6.12	Rango de las estadísticas representado en un par de tarjetas.	51
6.13	Corrección de un agujero detectado incorrectamente.	51
6.14	Par de agujeros detectados junto a la línea que los une.	52
6.15	Tarjeta perfectamente recortada al finalizar el proceso de detección de agujeros.	53
6.16	Rejillas inferidas para varios cartones.	54
6.17	Diagrama del bloque de corrección de rejilla.	55

6.18	Rejillas corregidas para varios cartones.	56
6.19	500 características más potentes detectadas por SIFT.	58
6.20	Características correspondidas entre las imágenes.	59
6.21	Imágenes contiguas que capturan el mismo grupo.	60
6.22	Imágenes contiguas sin repetidos.	60
6.23	Imágenes contiguas con repetidos.	61
6.24	Grupo de cartones con tarjetas idénticas.	61
6.25	Interfaz del etiquetador manual.	63
6.26	Interfaz del etiquetador cuando se acciona el botón de error.	64
6.27	Diagrama del funcionamiento de la interfaz de corrección.	65
6.28	Errores más comunes en la detección de agujeros.	65
6.29	Maqueta de Adobe Illustrator con todos los agujeros posibles.	66
6.30	Funcionamiento del creador de ficheros vectoriales.	67
6.31	Tarjeta junto a su equivalente en Adobe Illustrator.	68
7.1	Flujo de la metodología.	71
7.2	Par de imágenes dato etiqueta del corpus de segmentación.	72
7.3	Par de máscaras por cartón.	73
7.4	Par de imágenes dato etiqueta del corpus de detección.	75
8.1	Orden de lectura de los agujeros en una tarjeta.	77
8.2	Diagrama del algoritmo de creación del diseño.	79
8.3	Creación digital diseño de Francia.	80
8.4	Creación digital diseño de Alcázar.	80
8.5	Creación digital diseño de Ramón.	81
8.6	Creación digital diseño de Domaset.	81

Índice de tablas

5.1	Bases de datos y características.	32
6.1	Reducción de la dimensionalidad al reconstruir la secuencia.	62
6.2	Resultados de las digitalizaciones.	64

CAPÍTULO 1

Introducción

La industria textil ha evolucionado a lo largo de la historia desarrollando diversos avances tecnológicos con el fin de impulsar la calidad y el tiempo de producción de los tejidos. En cuanto a su marco, el proceso de tejido con motivos de seda forma parte de este tipo de técnicas tradicionales y ha perdurado a lo largo del tiempo debido a la belleza de sus diseños. Facilitar procesos en este ámbito, respecto a la conservación y transcripción de sus diseños es el objeto de estudio en el presente trabajo final de máster.

En la producción de este sector, las máquinas Jacquard [6] han desempeñado un papel indispensable para la automatización en la manufacturación del proceso de tejido. Estas máquinas hacen uso de cartones perforados, que contienen una serie de agujeros distribuidos por filas y columnas para controlar el movimiento de las agujas, levantando y entrelazando hilos con patrones específicos de forma correspondiente a los comandos indicados por cada cartón.

La encadenación de estos cartones contiene el diseño y patrones de los telares, dotando a la máquina de las instrucciones necesarias para bordar de forma exacta y precisa. Por ende, la durabilidad y el estado de los materiales utilizados en el proceso es de vital importancia. Debido al material y naturaleza de los cartones, su conservación es complicada, sufren muchos desgastes y es necesario reconstruirlos manualmente de forma periódica. Este proceso de reconstrucción resulta tedioso y es propenso a errores humanos, lo que afecta negativamente a la calidad del tejido y a la conservación de los diseños, teniendo en cuenta que muchos proceden de épocas pasadas y que no hay alternativas razonables para recuperar su información más allá de las tarjetas perforadas.

El presente trabajo fin de máster se centra y propone una solución para automatizar y reemplazar este proceso manual mediante una metodología digital, basada en técnicas de visión por computador y que obtenga unos porcentajes de acierto considerables, dados los posibles inconvenientes del problema, y una mejora sustancial respecto al tiempo de réplica manual y actual de las tarjetas perforadas Jacquard.

Concretamente se va a realizar todo el trabajo con los diseños y cartonajes utilizados por la fábrica de la seda valenciana Garín 1820 [3], mediante un convenio de prácticas.

1.1 Garín 1820

Garín [3] ha formado parte de la industria textil valenciana a lo largo de los últimos siglos. Actualmente se dedica a la industria de la seda, creando motivos destinados a la confección de indumentaria tradicional y a la ornamentación de iglesias o imágenes



Figura 1.1: Múltiples motivos, imágenes extraídas de Garín [3]

religiosas. Los diseños procedentes de esta empresa se siguen tejiendo con las máquinas Jacquard del siglo XIX, de forma manual y sin ningún tipo de mecanización.

Debido al auge de la informática en los procesos industriales para almacenar datos, la empresa decide empezar un proceso de digitalización de los diseños que utiliza.

En la figura 1.1 podemos observar diferentes ejemplos de los motivos de seda manufacturados. Se pueden observar la cantidad de patrones, colores y figuras que forman los diferentes diseños. Destacan por la complejidad y el nivel de detalle, posible gracias al trabajo de los tejedores y a la cantidad de instrucciones que los cartones proporcionan a la máquina Jacquard, además de complicado, laborioso y económicamente inviable

1.2 Máquina de Jacquard

Uno de los elementos más importantes en el proceso de tejido es la máquina o telar mecánico de Jacquard, que fue inventado en 1804 por Joseph Marie Jacquard. Revolucionó la industria textil al permitir la creación de patrones complejos en telas de forma semi-automatizada. Funciona usando un sistema de tarjetas perforadas, donde cada una contiene un patrón de agujeros que se perforan de acuerdo con el diseño deseado. Cuando se insertan las tarjetas en el telar, los hilos de la tela se levantan y se bajan de acuerdo con los agujeros perforados y presentes en el cartón que se esté procesando. Esto permite crear diseños complejos y detallados que serían imposibles de tejer a mano. De hecho, se inspiró en este telar para proponer el uso de tarjetas perforadas en su Máquina Analítica y han sido también las precursoras de las tarjetas perforadas utilizadas en los inicios de la informática.

Cada tarjeta dispone de una serie de filas y columnas donde puede haber o no una perforación. Con 51 filas y 8 columnas, una tarjeta puede contener hasta 408 perforaciones o agujeros. Estas tarjetas se encuentran unidas mediante unos hilos formando una secuencia de tarjetas, tal y como se observa en la figura 1.2. Además de las perforaciones antes mencionadas, cada tarjeta tiene dos agujeros más grandes en los extremos mediante los cuales se acoplan a la máquina y van siendo procesados uno tras otro.

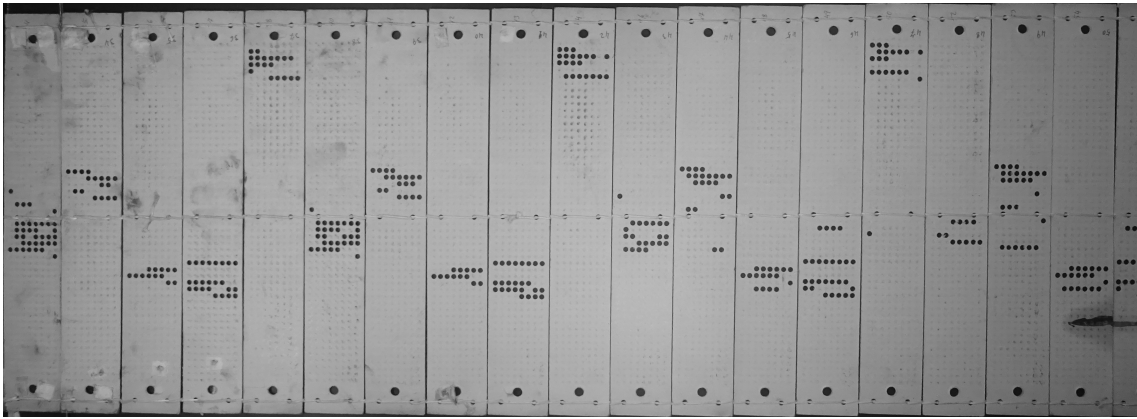


Figura 1.2: Secuencia de tarjetas o cartones Jacquard.

En el proceso de tejido, se tiene inicialmente 408 hilos distribuidos por columnas y del color correspondiente al fondo del diseño. Cuando la máquina procesa los agujeros, para cada uno de ellos se encarga de levantar o bajar ocho hilos correspondientes a la posición relativa de ese agujero en la fila, es decir cada agujero hace referencia a 8 puntos o hilos seguidos en una misma fila del diseño.

Este proceso no es del todo automático, pese a que cada tarjeta indique las posiciones de un color, son los tejedores los que se encargan de seleccionar uno y entrelazarlo en la pasada de cada cartón. Esto lo hacen mediante un espolín con el hilo seleccionado y que pasan entre medias de los hilos, que han sido levantados o bajados formando un patrón gracias a los cartones. Al volver los hilos a su posición original, se entrelazan con el de color del cabestrillo pasado entre medias. Por último, los tejedores hacen uso de un pedal para volver los hilos a su estado original y pasar a la siguiente tarjeta perforada, que se encargará de subir y bajar otros hilos.

Otro aspecto importante es que los diseños se tejen en espejo y que realmente cada agujero levanta 16 hilos, por lo tanto la mayoría de ellos son simétricos y solo pueden introducir colores o fondo de 8 en 8 puntos.

Gracias al telar se reduce el coste de producción de las telas en su época, lo que las hizo más asequibles para el público en general. En [6] se puede estudiar más detenidamente acerca de esta máquina y en la figura 1.3 el aspecto y su disposición en Garín.



Figura 1.3: Máquinas Jacquard en el taller donde Garín 1820 trabaja.

1.3 Motivación

Las tarjetas de Jacquard son propensas a dañarse y deteriorarse debido a la manipulación constante y la exposición a la humedad en las fábricas. La necesidad de coser y perforarlas repetidamente con fuerza para crear patrones ha llevado a un desgaste gradual de las tarjetas, lo que implica esfuerzos costosos para reproducirlas manualmente. Cada diseño requiere un promedio alrededor de 2500 tarjetas, la tarea manual de reconstruirlas se vuelve aún más onerosa y propensa a errores humanos, lo que afecta negativamente a la calidad del tejido final.

El proceso de reconstrucción de cartones se ha ido modernizando a lo largo del tiempo. Antiguamente, se utilizaba una máquina que primero copia el cartón antiguo en una matriz reproduciendo el movimiento de lectura de la máquina Jacquard y que posteriormente se utiliza como base para perforar un cartón nuevo. Este proceso era lento y laborioso. En la figura 1.4 se puede ver una de estas máquinas.

Actualmente, el proceso se realiza con una máquina de láser que lee ficheros vectoriales creados a partir del cartón original. Estos ficheros contienen información sobre la posición y el tamaño de los agujeros. La máquina de láser perfora los agujeros en la nueva tarjeta de forma rápida y precisa. Sin embargo, el proceso sigue siendo manual en su mayor parte. Los diseñadores anotan el contenido del cartón original manualmente, secuencialmente y a ojo. Posteriormente de estas anotaciones se crean, otra vez manualmente los ficheros vectoriales. Esto puede provocar errores de transcripción, especialmente si el cartón es complejo.

En este contexto, surge la motivación del presente proyecto. La propuesta tiene como objetivo principal desarrollar un método más eficiente y basado en visión por computador para digitalizar automáticamente las tarjetas Jacquard. Al utilizar tecnologías avanzadas de procesamiento de imágenes y visión artificial, se busca eliminar la tediosa y propensa a errores tarea de transcribir manualmente las tarjetas.



Figura 1.4: Replicador de tarjetas.

El enfoque de visión por computador brinda la posibilidad de analizar y extraer información de las tarjetas de manera rápida, lo que permite que los diseños se almacenen y reproduzcan digitalmente de manera más sencilla. Esto no solo reducirá los costos asociados con la producción de tarjetas, sino que también minimizará la probabilidad de errores, mejorando significativamente la calidad del tejido final. Se pretende la creación de un prototipo de este enfoque, que aunque no asegure unos porcentajes de acierto nulos, pueda evolucionar a lo largo del tiempo, facilite el proceso de digitalización, ahorre tiempo, dinero y cause un impacto positivo para la empresa.

1.4 Objetivos

Tras presentar el contexto y los desafíos de la industria, se definen los objetivos centrales y secundarios de este trabajo:

Objetivos principales:

- Diseñar e implementar un prototipo capaz de digitalizar tarjetas Jacquard mediante el uso de técnicas de visión por computador.
- Mejorar la eficiencia temporal del proceso de transcripción y digitalización en comparación con los métodos manuales tradicionales.
- Establecer una base de datos digital integral que almacene el mayor número de tarjetas posible, con la finalidad de posibilitar su futuro acceso.
- Crear un sistema capaz de generar información vectorial a partir de los datos almacenados durante el proceso de digitalización.

Objetivos secundarios:

- Mejorar el prototipo en la medida de lo posible dentro del tiempo establecido, con el propósito de lograr una digitalización más precisa y generalizable.

- Generar conjuntos de datos especializados para un futuro entrenamiento de diversas arquitecturas neuronales, capaces de reproducir el proceso de digitalización.
- Desarrollar un algoritmo que interprete las digitalizaciones y genere imágenes que representen los diseños contenidos en las tarjetas y validen el proceso.

1.5 Estructura de la memoria

En esta sección, se describe la estructura general de la memoria, detallando cada capítulo y su contenido.

- **Introducción:** Se establece el contexto general del trabajo, se presenta el tipo de contrato y proyecto involucrado en el proceso de digitalización de tarjetas Jacquard y los problemas clave a abordar.
- **Estado del Arte:** Aborda el estado actual de la investigación en el ámbito de la digitalización de tarjetas Jacquard y la visión por computadora aplicada al procesamiento de diseños e imágenes textiles. Se presenta una revisión bibliográfica y un análisis de las técnicas y enfoques existentes en la literatura, que va desde un enfoque muy selectivo hasta uno totalmente genérico.
- **Técnicas de Visión:** Se describen los algoritmos estudiados, dentro del campo de la visión por computador convencional, que han sido considerados más relevantes y aplicables en el proceso de digitalización en cuestión.
- **Metodología:** En esta sección se detalla la metodología general que se ha seguido para abordar los desafíos planteados en el proceso de digitalización de tarjetas Jacquard. Se describen los pasos clave que se han tomado para llevar a cabo el desarrollo de la solución propuesta.
- **Creación del Corpus de Imágenes:** Este capítulo se enfoca en el proceso de adquisición y preprocesamiento de imágenes que serán utilizadas en el proyecto para digitalizar las tarjetas.
- **Proceso de Digitalización:** Detalla las etapas clave del proceso de digitalización de tarjetas Jacquard, desde la detección de cartones hasta la generación de archivos en formato Adobe Illustrator para su posterior producción.
- **Creación del corpus de segmentación y digitalización de tarjetas perforadas Garín** En este apartado se utiliza todo el trabajo realizado para crear diversos corpus de datos con el fin de posibilitar el entrenamiento y creación de futuros modelos neuronales capaces de sustituir varios procesos de la digitalización.
- **Generación del Diseño:** Se describe como se genera el diseño final a partir de los datos obtenidos y procesados, proporcionando una representación visual de los patrones presentes en las tarjetas Jacquard.
- **Conclusiones y Trabajos Futuros:** Este capítulo cierra la memoria con un resumen de los logros alcanzados en el proyecto. Se discuten las conclusiones obtenidas a partir de los resultados y se proponen posibles líneas de investigación futuras en este campo.

1.6 Contribución a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS)

En esta sección, se analiza como el proyecto contribuye a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) establecidos por las Naciones Unidas. Principalmente se pueden relacionar y destacar:

- **Industria, Innovación e Infraestructura:** El ODS 9 busca fomentar la construcción de infraestructuras resilientes, promover la industrialización sostenible y fomentar la innovación. El TFM contribuye a este ODS mediante el desarrollo de un nuevo proceso de digitalización, más eficiente y sostenible que los métodos tradicionales, lo que puede ayudar a modernizar la industria y reducir su impacto ambiental.
- **Garantizar modalidades de consumo y producción sostenibles:** El ODS 12 aboga por patrones de producción y consumo más sostenibles, reduciendo el desperdicio y promoviendo la eficiencia en el uso de los recursos. El TFM impacta en este ODS al mejorar el proceso de transcripción y reducir la dependencia de métodos manuales. Esto puede contribuir a una producción más responsable, al reducir el desperdicio y mejorar la eficiencia en el uso de los recursos.
- **Acción por el Clima:** El ODS 13 busca adoptar medidas urgentes para combatir el cambio climático y sus impactos. El TFM puede tener un impacto positivo en la reducción del consumo asociada a la industria textil, a través de la automatización del proceso de digitalización y la reducción del uso de papel en la reproducción de diseños.

CAPÍTULO 2

Estado del arte

A continuación se presenta un análisis exhaustivo del estado del arte respecto al uso de técnicas de visión artificial en la industria textil. Empezando por el ámbito específico del presente proyecto, es decir, la digitalización de tarjetas perforadas Jacquard y seguido de una investigación del papel que desempeñan las técnicas de visión por computador en la industria textil y su uso en la actualidad. Finalmente se estudiará el marco teórico de las técnicas de visión por computador para tener un enfoque más genérico.

2.1 Digitalización de tarjetas perforadas Jacquard

A pesar del potencial y la utilidad de la digitalización de tarjetas perforadas Jacquard utilizando métodos de visión artificial, la literatura científica en este campo aún está en desarrollo. Tras realizar una búsqueda exhaustiva y minuciosa de artículos con similar temática, se ha comprobado que existen limitados trabajos y estrechamente relacionados. El único trabajo relacionado se encuentra en [7], se propone un sistema basado en visión para la lectura de las tarjetas que utiliza técnicas de procesamiento de imágenes como búsquedas por gradiente, correlación cruzada normalizada y registro de imágenes.

Dadas las tarjetas totalmente segmentadas se utiliza la correlación cruzada normalizada para detectar los agujeros en los extremos de las mismas, a continuación se usa registro de imagen para superponer dos imágenes, una de referencia y la tarjeta en cuestión. A partir de esta superposición se trata de corregir la distorsión de las tarjetas con mapeo inverso y se crea un mapa de referencia que proporciona la información de las posibles posiciones de los agujeros a lo largo de la tarjeta. Finalmente con el uso del gradiente se detecta la presencia de agujeros en cada una de las posibles posiciones. Con un corpus de 32 tarjetas se observa una tasa de error en la detección de agujeros de 0.042 %, supone unos resultados excelentes.

Hay mucho espacio para la investigación y el desarrollo de metodologías más sofisticadas y completas en este campo, aunque este artículo sirve como un importante punto de partida.

Pese a ser un problema similar cabe destacar las principales diferencias con el presente:

- La diferencia en la cantidad de cartones es significativa, mientras que en [7] se trabaja con 32 cartones de una misma colección o diseño, actualmente se trabaja con una media de 2500 cartones en 4 colecciones diferentes, lo cual hace un total de 10000 cartones.

- En [7] los cartones de los que se disponen están completos y pese a tener deformaciones, no sufren de roturas y por ende no llevan parches ni cuerdas que puedan tapar la información relevante ni confundir a los algoritmos.
- En el artículo se dispone de un sistema que fotografía cada cartón por separado y sin errores, en el presente trabajo no se dispone de tal mecanismo debido al mal estado de los cartones y su delicadeza, se dispone de grandes imágenes con una gran cantidad de cartones que hay que segmentar y que pierden resolución.

2.2 Visión por Computador en la Industria Textil

Debido a que la literatura sobre el tema que se trata de abordar es muy escasa, se va a ampliar el cerco de búsqueda estudiando el papel de la visión por computador en la industria textil, junto a las herramientas más utilizadas. Ha demostrado ser un campo de estudio importante en la industria y se aplica en diversas áreas para mejorar la calidad, detectar errores y optimizar procesos de producción.

Tras analizar la literatura, tanto en [8], un artículo que discute las principales aplicaciones, como en los diferentes artículos encontrados, se pueden enumerar los usos más relevantes de la visión en la industria en 3 vertientes:

- **Detección de Errores en Diseños:** inspecciona diseños textiles en busca de imperfecciones, patrones incorrectos o defectos visuales. Por ejemplo en [9] se utiliza un método de sustracción de imagen "golden", en [10] se utiliza la matriz de co-ocurrencia de nivel de gris y la transformada de Gabor junto con un clasificador RDFs y en [11] se hace uso de un algoritmo basado en saliencia visual, que utiliza características de histograma extraídas de los mapas de saliencia, todos ellos para resaltar defectos en los patrones de los diseños.
- **Control de Calidad:** inspecciona automáticamente la calidad de los tejidos y productos textiles. En [12] se identifican diferentes texturas con filtros de Gabor a partir de imágenes umbralizadas con el fin de detectar las diferentes texturas y analizarlas.
- **Diseño y Simulación de Patrones:** estudia y simula patrones textiles, lo que permite a los diseñadores crear o visualizarlos. En [13] se analizan imágenes en el dominio de Fourier para modelar las estructuras de los tejidos textiles.

Además de los usos, es necesario observar las técnicas más populares en la detección de defectos en la industria textil. Tras analizar [4], un estudio de las herramientas más populares, se pueden dividir en dos ámbitos principales: métodos tradicionales y métodos basados en aprendizaje.

2.2.1. Métodos tradicionales

Hacen referencia a las técnicas y algoritmos clásicos, basados en filtros y aplicación de transformadas, entre ellas se destacan:

- **Enfoque estadísticos:** buscan identificar patrones en los valores de gris y características específicas en la textura de los tejidos que puedan indicar la presencia de defectos. Algunas técnicas comunes incluyen las matrices de co-ocurrencia en

niveles de gris en [14], el análisis de autocorrelación en [15] y características de dimensión fractal.

- **Enfoque espectral:** hacen uso de transformadas matemáticas que permiten transformar una señal o imagen de su dominio original a un dominio diferente, lo que puede revelar características y patrones ocultos en los datos. Ejemplos de esto son la transformada de Fourier, la transformada de Gabor en [16], la transformada Wavelet en [17] y la transformada de coseno discreto como métodos representativos.
- **Enfoque Estructural:** se basan en la segmentación y análisis de las estructuras y patrones presentes en las imágenes de tejidos. Se consideran las características geométricas y espaciales de los elementos en la imagen, como los patrones repetitivos, las texturas y las formas. Se utilizan métodos como la sustracción de imágenes "golden" (GIS) en [18], el análisis de retículas en [19] y la segmentación basada en plantillas
- **Enfoque basado en modelos:** analiza y encuentra defectos en imágenes de patrones mediante el uso de modelos matemáticos o conceptuales. Estas estrategias se basan en la noción de que los patrones defectuosos tienen rasgos, patrones o motivos particulares, que pueden registrarse y examinarse utilizando modelos particulares.

Algunos ejemplos de estos son el análisis de componentes principales, uso de mezcla gaussiana como en [20] y el filtrado no local promedio para realzar la textura del tejido y reducir el ruido en imágenes, que habilitan diferenciar entre regiones defectuosas y sin defectos o la detección de defectos como un problema de clasificación de una sola clase, como en [21].

2.2.2. Métodos basados en aprendizaje

Hacen referencia a las técnicas y algoritmos más novedosos, basados en aprendizaje automático y modelos neuronales, entre ellas se destacan:

- **Aprendizaje Automático Clásico:** utilizan técnicas tradicionales de procesamiento y análisis de datos. Se basan en la idea de aprender patrones y relaciones a partir de conjuntos de datos de entrenamiento y luego aplicar esos conocimientos para detectar defectos en nuevas imágenes. Algunos ejemplos de esto son k-vecinos más cercanos (KNN) [22] o aprendizaje de diccionarios y redes neuronales en [23].
- **Aprendizaje Profundo:** construye y entrena modelos basados en redes neuronales profundas para aprender automáticamente patrones y características de los datos. Algunos ejemplos de esto son: algoritmos de detección en una etapa como redes convolucionales [24], algoritmos de detección en dos etapas como faster R-CNN en [25] o redes generativas adversarias [26] para sintetizar y crear muestras con defectos y mecanismos de atención y saliencia.

En la figura 2.1 se puede ver un diagrama de todas los métodos mencionados.

2.3 Visión por computador

Se puede apreciar que entre las utilidades más trabajadas en los diferentes proyectos no aparece la digitalización de las tarjetas, esto puede ser debido a que es un área de trabajo bastante concreta. Pese a que algunas de las herramientas mencionadas son útiles y

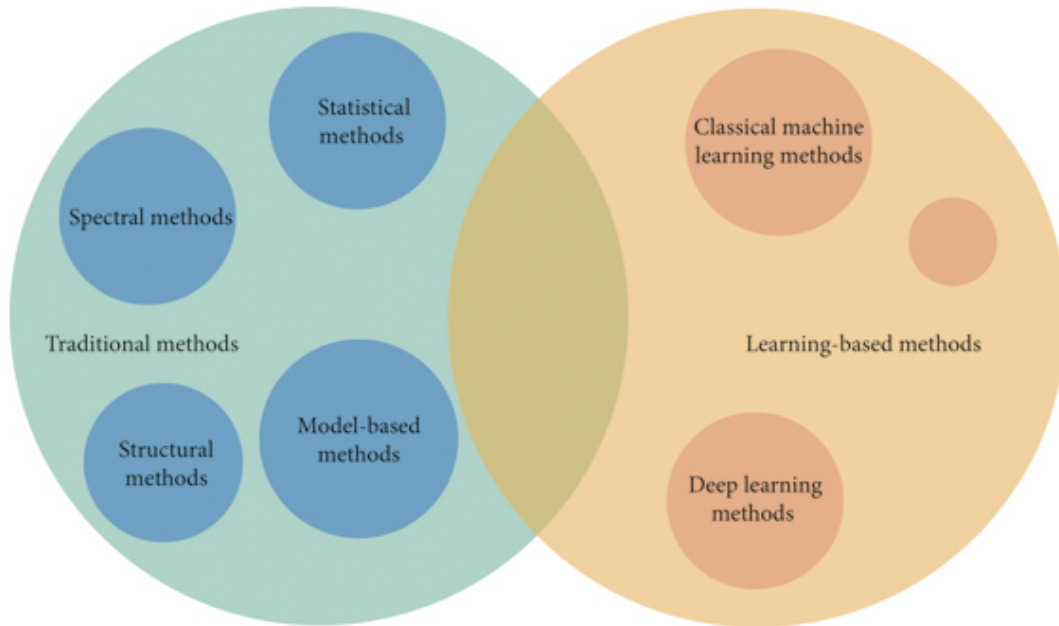


Figura 2.1: Diagrama de técnicas de visión por computador en la detección de defectos y patrones textiles, imagen extraída de [4].

se pueden extrapolar, es necesario estudiar más opciones, por ello se va a hacer una leve revisión teórica en la visión por computador clásica. Para ello se cuenta con información extraída de [5] y de [27], un par de literaturas que presentan y explican las aplicaciones y algoritmos de la visión por computador.

En la figura 2.2 se pueden observar un diagrama a modo de resumen, junto con la conexión que hay entre ellas.

Para el caso en cuestión se destacan las siguientes aplicaciones y etapas :

- **Procesamiento de imágenes:** aplica operaciones de procesamiento de imágenes para preparar la imagen y convertirla en un formato adecuado para un análisis posterior.
- **Detección de características:** encuentra e identifica características distintivas en una imagen que se pueden utilizar para tareas posteriores, como segmentar o alinear imágenes, crear modelos 3D o hacer coincidir imágenes. Muchos algoritmos hacen uso de esto para comprender y analizar el contenido de las imágenes.
- **Segmentación:** consiste en encontrar grupos de píxeles que están conectados o tienen características similares.
- **Reconocimiento:** analiza y comprende una imagen identificando y categorizando los objetos presentes en ella.

Dentro de todos estos campos hay una gran variedad de algoritmos, en el siguiente capítulo se presentan algunos de los más útiles para el caso de estudio del presente proyecto. Teniendo en cuenta el tipo de problema a resolver y las limitaciones temporales, consideramos que el uso de técnicas de visión convencionales es suficiente y adecuado. Por este motivo se realiza una especial mención de estas técnicas en el estado del arte. Por

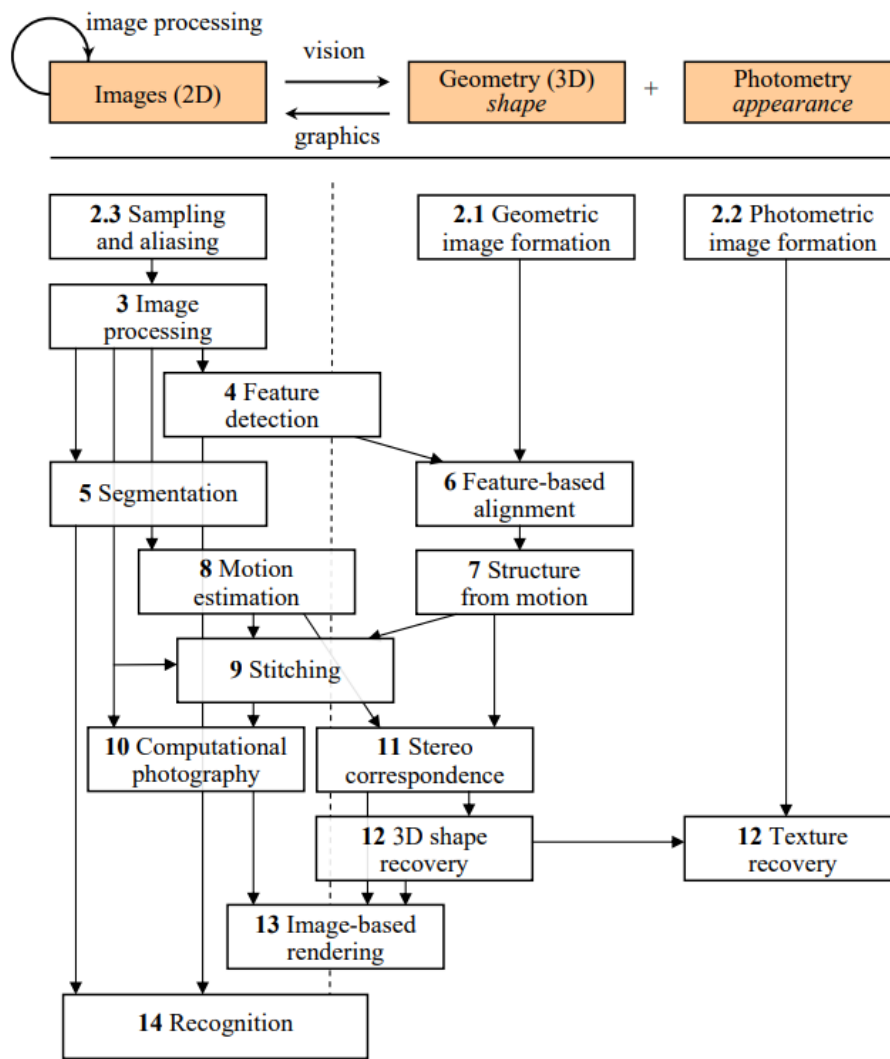


Figura 2.2: Diagrama de las diferentes aplicaciones de la visión por computador (extraído de [5]).

otra parte, las técnicas basadas en aprendizaje profundo necesitan bases de datos sobre las cuales aprender o realizar un ajuste o *fine-tuning* y actualmente no se dispone de ellas.

CAPÍTULO 3

Técnicas de visión

En este capítulo se presentan las técnicas de visión por computador encontradas y más relevantes para el proceso de digitalización. Son esenciales para la corrección de distorsiones y la correcta detección de patrones a lo largo del proceso. Se describen con detalle y se proporcionan referencias a recursos adicionales para un estudio más profundo. Todas estas técnicas se han ejecutado de la mano de la librería `opencv` [28] en python, que incluye una diversa cantidad de métodos, en gran medida personalizables y para implementar soluciones basadas en visión. Es por ello que se va a presentar cada algoritmo junto con su documentación, que normalmente los explica teórica y prácticamente.

3.1 Calibración y des-distorsión

La corrección de la cámara y la distorsión son procesos que favorecen a la imagen capturada, para ser lo más precisa y realista posible. La calibración implica determinar los parámetros internos y externos de la cámara utilizada para tomar las fotografías. Los parámetros intrínsecos se refieren a las propiedades inherentes de la cámara, como la distancia focal, la posición del punto clave y el factor de distorsión. Los parámetros extrínsecos describen la relación espacial entre la cámara y la escena.

Una de las diversas formas de obtener los parámetros de la cámara es a través del uso de una serie de fotografías en las que aparece un patrón conocido, como un tablero de ajedrez desde diferentes posiciones y ángulos. El proceso de obtención es el siguiente:

- A partir de un modelo sin distorsiones de ese mismo tablero se establece una correspondencia entre las esquinas del tablero real, es decir del que se dispone en la imagen, y el modélico.
- Con esta correspondencia se estiman los parámetros de la cámara mientras que se minimiza el error entre las coordenadas reales y las proyectadas a partir del modelo de tablero perfecto.
- Finalmente se obtienen unos parámetros de la cámara que minimizan el error total a lo largo de todas las imágenes utilizadas en el proceso.

La función `findChessboardCorners` de OpenCV se utiliza para detectar las esquinas de los patrones en imágenes y la función `calibrateCamera` se encarga de obtener los parámetros de la cámara a partir de las coordenadas de las esquinas en las imágenes.

Las cámaras, por otro lado, tienden a distorsionar las imágenes porque sus lentes y ópticas no son perfectas. Las deformaciones más comunes son la radial y la tangencial.

La corrección de distorsión implica calcular y aplicar transformaciones matemáticas para corregir estas distorsiones en la imagen capturada. La función **undistort** se utiliza para aplicar estas transformaciones y obtener imágenes editadas que representen la realidad con mayor fidelidad. En [29] se explica detalladamente todo el proceso junto con los métodos mencionados.

3.2 Filtro de mediana

El filtro de mediana es un método de procesamiento de imágenes que reduce cierto tipo de ruido pudiendo así mejorar la calidad de una imagen. El objetivo de este método es encontrar y tratar píxeles que, en comparación con sus vecinos, tienen valores de intensidad extremos e improbables. Para lograr esto, se utiliza un filtro de "límite" para asegurarse de que el valor de intensidad de cada píxel no exceda el de sus vecinos más cercanos. El proceso es el siguiente:

Dentro de un vecindario local en la imagen se calcula y se contrasta el valor del píxel central con los valores de intensidad mínima y máxima de los píxeles de esa vecindad. Si el valor del píxel central está fuera del rango aceptable, se reemplaza por la mediana de los valores en el área correspondiente. No cambia si cae dentro del rango.

Finalmente se realiza este proceso a lo largo de toda la imagen. En [30] se pueden consultar diferentes filtros para reducir el ruido en imágenes, entre ellos filtros de medianas.

3.3 Ecuación de histograma

La ecualización de histograma es utilizada para mejorar la visibilidad y el contraste de detalles en imágenes con un canal. Esta técnica reemplaza los valores de los píxeles y redistribuye sus intensidades para tener mayor contraste.

Para ello, calcula el histograma de la imagen original, que representa la distribución de las diferentes intensidades en los píxeles. A continuación calcula el valor acumulativo del histograma. Cada valor acumulativo representa la suma acumulada de las frecuencias en los diferentes niveles de intensidad hasta llegar a tal punto. Por último normaliza sus valores y sustituye el valor de cada píxel en la imagen original por su valor acumulado calculado.

En [31] se aparece todo este proceso de manera más detallada junto a ejemplos prácticos.

3.4 Filtro Canny

El filtro u operador Canny [32] es una técnica ampliamente utilizada para detectar bordes en imágenes y su proceso sigue las siguientes etapas:

- **Aplicación de filtro de paso bajo:** se hace uso de una convolución gaussiana con un filtro para eliminar ruidos.
- **Aplicación de derivadas de primer orden:** Se aplican máscaras o gradientes para detectar cambios abruptos de intensidad en diferentes direcciones para calcular

la dirección y magnitud del gradiente. Ejemplos de esto son el operador Sobel o Prewitt.

- **Supresión no máxima:** compara la magnitud del gradiente de cada píxel con la de sus vecinos a lo largo de la dirección del gradiente y se excluyen los píxeles de menor magnitud del conjunto de los considerados para detectar bordes.
- **Umbralización de histéresis:** se encarga de detectar bordes con dos umbrales, uno superior y otro inferior. Los píxeles con una intensidad mayor al umbral se consideran bordes fuertes, los que están dentro del rango débiles y los que están por debajo no se consideran. Por último solo se conservan los bordes débiles si están conectados a los fuertes.

De esta manera se obtienen y se pueden distinguir entre bordes fuertes, débiles y sutiles en imágenes ruidosas. En [33] se explica el concepto de detección de bordes con Canny y las funciones para ejecutarlo.

3.5 Búsqueda de contornos

Cómo su nombre indica la búsqueda de contornos trata de localizar los diferentes contornos que delimitan los objetos en las imágenes. Se utilizan operadores de detección de bordes como Canny o Sobel para obtener una imagen binaria con los bordes representados de color blanco. Seguidamente se buscan secuencias de píxeles blancos conectados y que formen una línea.

Estas secuencias son tratadas como contornos y se establecen relaciones de jerarquía en base a cuales de ellos se sitúan dentro de otros. Dependiendo del problema se hace un uso u otro de los contornos resultantes.

En [34] se puede encontrar la documentación de OpenCV para detectar y dibujar contornos presentes en imágenes.

3.6 Erosión y dilatación

Erosión y dilatación son dos operaciones básicas de procesamiento de imágenes, se utilizan para cambiar la forma y la estructura de los objetos en una imagen binaria. Son especialmente útiles para mejorar la calidad de la imagen, eliminar el ruido y resaltar características. Concretamente la erosión reduce el tamaño de los objetos y la dilatación lo expande. La erosión elimina ruido y la dilatación ayuda a cerrar pequeñas grietas presentes en los contornos, es por ello que su combinación es muy útil para la detección de contornos o características.

En cuanto al funcionamiento, ambos métodos aplican ventanas deslizantes sobre la imagen y cambian los valores de sus píxeles, en base a las intensidades de sus vecinos por ventana. La erosión modifica los valores de los píxeles a los mínimos y la dilatación a los máximos, ambos con valores calculados y modificados dentro de cada una de sus ventanas. En [35] se presentan diferentes operaciones morfológicas junto a ejemplos de uso.

3.7 Umbralización

La umbralización es una técnica fundamental para segmentar, aislar y detectar áreas de interés en las imágenes ya que permite obtener representaciones binarias de las imágenes. En el proceso de digitalización, se han utilizado varios métodos, como el umbral fijo, el umbral de Otsu y el umbral adaptativo. Todos ellos se describen y aparecen en [36], junto a ejemplos de uso.

Umbralización fija

Los umbrales fijos son una técnica fundamental en el procesamiento de imágenes que se utilizan para segmentar una imagen en regiones binarias (blanco y negro) en función de un valor umbral predefinido. Esta técnica compara cada píxel de la imagen con el umbral y lo asigna a una región según si su valor es mayor o menor que el umbral. Es útil cuando la diferencia entre las regiones de interés y el fondo es clara y constante.

Umbralización Adaptativa

El umbral adaptativo es una técnica que ajusta el valor umbral localmente en función de las características de intensidad de cada región de la imagen por separado, permitiendo una segmentación más precisa que un umbral global fijo. Es especialmente útil en situaciones donde la iluminación es variable en diferentes partes de la imagen y su aplicación sigue los siguientes pasos:

- Primeramente la imagen se divide en pequeñas regiones superpuestas y para cada una de ellas se calcula un umbral local basado en las características de intensidad de los píxeles dentro de esa región. Se calcula utilizando métodos como el promedio de intensidad o la mediana de los valores de los píxeles.
- Por último el umbral calculado para cada región se aplica específicamente a ella y sus píxeles se asignan a blanco o negro según si su intensidad es mayor o menor que dicho umbral local.

Umbralización de Otsu

El umbral de Otsu es un método automático para determinar el valor del umbral óptimo en una imagen en escala de grises. Tiene como objetivo dividirla en dos clases, generalmente objeto y fondo, de manera que la varianza intra-clase sea mínima. Esto se traduce en una segmentación más precisa, especialmente cuando la distribución de los niveles de gris en la imagen es bimodal, es decir, tiene dos intensidades bastante diferenciables y alejadas.

El proceso del umbral de Otsu se lleva a cabo siguiendo los siguientes pasos:

- Primero se calcula el histograma de intensidad de la imagen en escala de grises y se normaliza para que represente la probabilidad de ocurrencia de cada valor de intensidad.
- A continuación se calculan las probabilidades de que cada valor de intensidad pertenezca a cada clase (objeto y fondo), las medias de intensidad y la varianza intra-clase para medir la dispersión.

- Con estos datos, para cada valor de intensidad, se calcula una varianza ponderada total como la suma de las varianzas intra-clase ponderadas por las probabilidades de pertenencia a cada clase por parte de ese valor.
- Por último se busca un umbral óptimo que minimice la varianza ponderada total, que genere la mayor separación entre clases posible y se obtiene una imagen binaria segmentada en dos clases.

3.8 Transformada de Hough

La Transformada de Hough [37] es una técnica utilizada en el procesamiento de imágenes, se utiliza principalmente para detectar formas y patrones en una imagen, como líneas o círculos. Convierte la representación de una forma en coordenadas cartesianas x, y , en una representación en coordenadas polares p, θ , lo que facilita la detección de estas formas en una imagen.

3.8.1. Coordenadas polares

Las coordenadas polares son un sistema de representación de puntos en un plano bidimensional que utiliza dos valores: la distancia radial desde un punto origen y el ángulo que forma la línea que conecta el origen al punto, con una dirección de referencia, estos valores se conocen como rho (p) y theta (θ).

Son especialmente útiles cuando se trabaja con formas circulares o radiales, ya que permite describir de forma compacta y sencilla la posición y orientación de sus puntos en relación con el origen de referencia. Se basan en la distancia radial y el ángulo comentados, no en distancias horizontales y verticales.

Rho representa la longitud de la línea recta que conecta el origen con el punto en cuestión. Theta se mide en sentido antihorario desde el eje de referencia, con un rango típico de 0 a 360 grados o de 0 a 2π radianes.

Por otra parte también se puede hacer una conversión entre coordenadas polares y cartesianas tal que:

$$x = p * \cos(\theta), \quad (3.1)$$

$$y = p * \sin(\theta) \quad (3.2)$$

$$p = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (3.3)$$

$$\theta = \text{atan}(y, x) \quad (3.4)$$

3.8.2. Detección de patrones

El proceso de la Transformada de Hough para detectar patrones se lleva a cabo siguiendo los siguientes pasos:

- Dada una forma que se quiere detectar, se representan cada uno de sus puntos en coordenadas cartesianas y de cada punto se calcula una curva en coordenadas polares. Esta curva representa todas las posibles instancias de la forma que se quiere detectar y que pasan por cada uno de los puntos en cuestión.

- Dado un espacio de coordenadas polares, por cada punto en la imagen que representa cada posible línea, se incrementa el valor en la celda correspondiente a la curva creada en ese espacio y se crea una especie de acumulación de votos por cada par de valores.
- Se cuenta el número de curvas que coinciden en esa posición y cuántos puntos en la imagen pueden pertenecer a esa línea.
- A continuación se buscan las celdas con los valores más altos ya que representan las posibles formas detectadas en la imagen original.

Las curvas de la transformada de Hough suelen utilizarse para detectar líneas y círculos.

3.8.3. Detección de líneas

Para la detección de líneas, cada punto en la imagen se convierte en una curva en el espacio polar que representa todas las posibles líneas que pasan por ese punto. Siguiendo el procedimiento anterior las celdas con más votaciones representan líneas detectadas en la imagen.

Dentro de la detección de líneas existen dos variantes:

- Transformada de Hough Estándar: Acumula puntos creando curvas de todos los puntos en la imagen.
- Transformada de Hough Probabilística: Crea curvas de puntos seleccionados aleatoriamente, de esta manera se realiza un proceso más óptimo y que encuentra sólo las líneas más prominentes.

En [38] se pueden ver estos conceptos junto con implementaciones.

3.8.4. Detección de círculos

En cuanto a la detección de círculos, al contrario que en la recta, se necesita más que una curva para definir un círculo y la representación es más complicada. Cada punto en la imagen ahora representa varias curvas, no una curva que representa todas las posibles líneas en ese punto como anteriormente. Por último se necesita más de un punto perteneciente a ese círculo para definir el radio y el diámetro del mismo, es por ello que detectar círculos es más complejo.

Siguiendo el procedimiento de votaciones se obtiene una celda cuyos valores máximos indican los centros de los posibles círculos detectados. A continuación para cada punto central se buscan los puntos que han contribuido en su votación y su posición en coordenadas cartesianas, finalmente mediante distancias se calcula el radio del punto. En [39] se encuentran ejemplos de uso e información más detallada.

3.9 Etiquetado de componentes conexos

El etiquetado de componentes conexos es una técnica popular en el procesamiento de imágenes para etiquetar regiones conectadas en una imagen binaria. Esta técnica se utiliza para identificar y separar objetos o elementos en una imagen y sigue los siguientes procesos:

- El proceso de etiquetado comienza con una imagen binaria donde los objetos de interés son blancos y el fondo negro.
- El algoritmo recorre cada píxel de la imagen, de izquierda a derecha y de arriba a abajo. Cuando se encuentra un píxel blanco, el algoritmo le asigna una etiqueta única o propaga la de píxeles adyacentes ya recorridos que sean de interés. Si hay más de un píxel de interés adyacente y tienen etiquetas distintas se unen en una misma clase de equivalencia (utilizando una estructura de datos MF-set).
- Finalmente se garantiza que todas las regiones conectadas tengan la misma etiqueta y se obtiene el número total de componentes detectados en la imagen.

El método `connectedComponentsWithStats` que aparece en [40] recibe una imagen binaria y devuelve el número de objetos, sus centros de masa y el área que ocupan.

3.10 Transformación de Características Invariantes a Escala

El algoritmo de Transformación de Características Invariantes a Escala (SIFT) es utilizado comúnmente para extraer características importantes en una imagen, invariantes a cambios de escala, rotaciones o transformaciones. Esto se realiza con el siguiente proceso:

Primero mediante el uso de convoluciones de filtros Gaussianos se encuentra una serie de puntos clave. Para cada uno de ellos, se calcula un histograma de la intensidad en los píxeles vecinos, esto se calcula mediante varios gradientes alrededor de los puntos clave y divididos por bloques. Con estos gradientes se puede averiguar la orientación de las diferentes zonas alrededor del punto, que si se combinan entre sí se puede crear un descriptor, que es un vector que describe características locales alrededor de un punto invariante a cambios.

Estos descriptores se pueden utilizar para emparejar un mismo punto en dos imágenes diferentes. Todo mediante la comparación de descriptores, en un par de imágenes, a través de medidas de similitud y escogiendo aquellos con distancia mínima.

Estos descriptores con menor distancia se utilizan para establecer correspondencias entre imágenes. Una vez más, en [41] se presenta la documentación de OpenCV sobre el algoritmo, con conceptos teóricos para su entendimiento y prácticos para su ejecución.

CAPÍTULO 4

Metodología

En este capítulo se presenta la metodología utilizada para digitalizar un diseño, como ya se ha comentado se van a utilizar técnicas de visión clásicas. Se decide partir de imágenes de grupos de tarjetas Jacquard, posteriormente separar y segmentar los cartones presentes en ellas y a continuación reconocer su contenido y guardarlos.

4.1 Proceso de digitalización

4.1.1. Obtención y preprocesamiento de imágenes

El proceso de digitalización de las tarjetas Jacquard comienza con la creación de un corpus de imágenes, donde se captura cada diseño en su totalidad fotografiando conjuntos de tarjetas con 8 repetidos, respecto a su anterior conjunto, en cada imagen. De esta manera se garantiza fotografiar toda la información, aunque se introduce una posible fuente de error a la hora de recuperar el orden cronológico de las tarjetas (obtener la secuencia original sin repetidos) que habrá que resolver en etapas futuras.

Una vez adquiridas las imágenes, se someten a un preprocesamiento para asegurar la calidad y uniformidad de los datos. Principalmente se corrigen eventuales distorsiones inducidas por la cámara y se elimina el ruido de fondo obviando elementos irrelevantes que no están relacionados con las tarjetas.

4.1.2. Detección y separación de cartones

En cuanto al proceso de digitalización se divide en varias subetapas, cada una enfocada en detectar y extraer información particular de las imágenes preprocesadas y provenientes del paso anterior. En primer lugar, se trata de segmentar cada cartón y reducir la complejidad del problema.

Este proceso parte de la idea de detectar las líneas exteriores que delimitan los cartones para separarlos en pequeñas imágenes. Debido al ruido y el cambio en la iluminación a lo largo de la imagen, esta detección no es del todo fiable y se trata de refinar el segmentado.

De cada tarjeta segmentada, se detectan un par de agujeros grandes situados a los extremos de cada cartón. Estos puntos se utilizarán de referencia para obtener las 4 esquinas de cada uno mediante la aplicación de ratios basados en las medidas de las tarjetas.

Todas las detecciones mencionadas se realizan mediante la aplicación de la transformada de Hough. De esta manera se segmenta cada cartón adecuadamente y se elimina todo ruido no inherente a él.

4.1.3. Creación de la rejilla y detección de agujeros

En este paso se trata de reconocer el contenido de cada cartón segmentado, es decir detectar en qué posiciones hay presencia de los agujeros pequeños, que son los encargados de dar comandos a la máquina y la información de interés a digitalizar. Para digitalizar los cartones se ha utilizado el siguiente proceso:

- Para cada tarjeta, se genera una rejilla que representa las posibles ubicaciones de los agujeros a digitalizar. Se interpola mediante ratios aplicados a las coordenadas de los agujeros grandes en los extremos. No obstante, debido al estado de los cartones, estas posiciones no son rígidas o exactas.
- Para resolver este problema se aplica, para cada cuadrícula de la rejilla generada, un algoritmo de etiquetado dentro de una ventana. Este algoritmo identifica la presencia o ausencia de agujeros en las ubicaciones estimadas. A continuación ajusta las posiciones de la rejilla, centrando sus coordenadas para que se sitúen justo en el centro de masa de los diferentes agujeros encontrados. Esto solamente ocurre con las coordenadas donde sí hay un agujero.
- Por último, se ajusta la posición de todas las coordenadas de la rejilla mediante una regresión lineal, alimentada sólo con las posiciones iniciales y finales de la rejilla que se modificaron debido a la detección de un agujero.

Esto asegura una corrección precisa de las ubicaciones, creando una rejilla elástica y única por tarjeta. Con las coordenadas situadas correctamente se calcula cuantos píxeles negros hay en cada posible zona dentro de una ventana, si se supera cierto umbral se considera que existe un agujero.

4.1.4. Almacenamiento de la información y reconstrucción de la secuencia original sin repetidos

De cada cartón segmentado se crea una imagen a partir de sus cuatro esquinas y en un fichero json se anota su ruta, las coordenadas y el reconocimiento de sus agujeros.

Debido al solapamiento en las fotografías (por la manera en que se realiza la captura moviendo la cadena de cartones unidos entre sí) hay que asegurarse de que en la secuencia de etiquetas no se salten ni se repitan cartones.

Para conseguir esto se recorren todas las imágenes, cartón a cartón y se comparan sus etiquetas con las de los cartones de su siguiente imagen. Con esta comparación y un sistema de votaciones de todos los cartones, basado en distancias entre un par de detecciones, se calcula el desplazamiento de tarjetas de una imagen con su posterior. Utilizando este desplazamiento se extrae la secuencia original sin repetidos y con el orden real en el que se bordan los diseños.

4.1.5. Validación humana

Por último, se ha desarrollado una aplicación gráfica interactiva para supervisar el resultado del proceso de reconocimiento de tarjetas descrito. Esta aplicación presenta al usuario la imagen de cada tarjeta junto con la rejilla y las perforaciones detectadas. El usuario puede validar de manera muy rápida y puede corregir manualmente los fallos detectados. De esta manera, todo el proceso requiere un esfuerzo de supervisión humana muy inferior a una transcripción puramente manual de la secuencia de cartones.

Esto aborda los posibles fallos debidos a la poca generalización de los métodos de visión convencionales junto con la variabilidad en las sombras y el mal estado de las tarjetas.

También permite la generación de estadísticas, facilitando una evaluación cuantitativa del desempeño del proceso de digitalización.

4.2 Flujo de la metodología

Todos los pasos mencionados se pueden ver secuenciados para una mejor comprensión en la figura 4.1, que muestra un esquema de la metodología utilizada para digitalizar los cartones, de principio a fin. Como se ha comentado en la introducción, uno de los objetivos secundarios es poder sustituir, modificar o mejorar varios de estos bloques, ya sea con refinamientos estadísticos o con modelos neuronales capaces de realizar estas tareas de forma más automática y generalizando mejor.

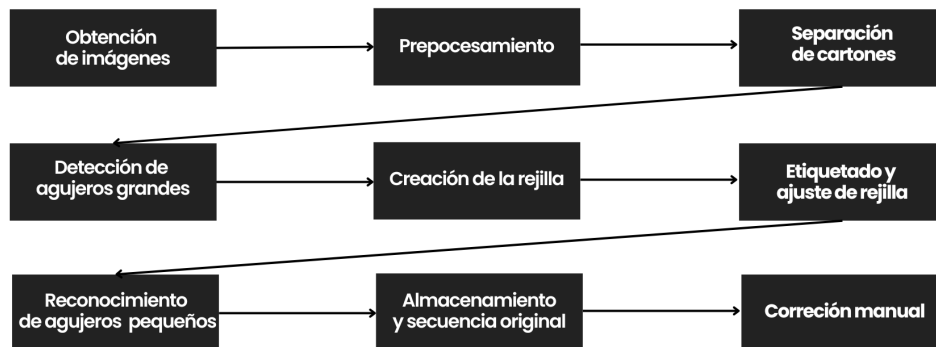


Figura 4.1: Metodología para la digitalización de cartones.

CAPÍTULO 5

Creación del corpus de imágenes

Tras presentar la metodología utilizada para la digitalización, este capítulo describe la creación del corpus de imágenes. Por indicaciones de la empresa, urge la digitalización de 4 diseños (hay muchísimos más) que la empresa denomina: Francia, Ramón, Domaset y Alcázar.

En la figura 5.1 podemos ver el aspecto que tienen los diseños con un ejemplo, destaca por sus patrones intrincados y la variedad de colores.



Figura 5.1: Tela procedente del diseño Francia.

Cada diseño tiene aproximadamente 2500 tarjetas que se ocupan de entregar los comandos a la máquina Jacquard para entrelazar los hilos y formar los patrones deseados. Es necesario diseñar un método capaz de fotografiar todos, asegurando en la medida de lo posible:

- Una calidad de imagen decente y nítida que permita a cada pequeño agujero a detectar como mínimo unos 20 píxeles. Esto es debido a que las técnicas de visión necesitan un mínimo de calidad para funcionar correctamente, conforme más mejor.

- Fotografiar todos los cartones sin saltar ninguno, para no perder información valiosa.
- Diseñar un método que no ponga en riesgo la integridad de las tarjetas perforadas ya que muchas están maltrechas debido al constante uso o a la humedad de las fábricas.
- Tener contraste entre el objeto que se busca digitalizar y el fondo.
- Respetar el presupuesto proporcionado y las condiciones por parte de la empresa, que radican en no deteriorar los cartones.

Teniendo en cuenta todos estos requisitos, a continuación se presenta todo el proceso relacionado con la obtención de los diferentes corpus empezando por el método de captura, seguido de los materiales seleccionados y el espacio creado, finalizando con un análisis de las diversas bases de datos y las complicaciones presentes en ellas.

5.1 Método de captura

Los factores más limitantes son la delicadeza y el material de los cartones, junto con el presupuesto y la importancia de la integridad de los mismos. Esto descarta algunos métodos de captura automáticos en los que los cartones se mueven con alguna especie de mecanismo que los pueda deteriorar.

Por ello se decide realizar fotografías e ir introduciendo los cartones manualmente, foto a foto, esto da pie a posibles fallos debidos al factor humano. Fotografiar cada cartón individualmente es inviable y se decide fotografiar conjuntos por muestra, que posteriormente se deberán de segmentar.

El hecho de querer fotografiar todos los cartones sin pérdidas requiere de cierto proceso para asegurar la captura de todos los cartones. La solución pasa por introducir tarjetas repetidas o solapamientos de una fotografía a otra. Para optimizar el tiempo de captura se decide que cada una aparezca dos veces en toda la base de datos. De esta manera no solo se asegura tener cada cartón si no también poder contar con dos versiones, que en caso de tener una imagen defectuosa se puede recuperar información a partir de la otra.

No obstante no todo son ventajas, ahora es necesario realizar un procesamiento posterior para recuperar la secuencia original sin repetidos, que más adelante se abordará en la sección [6.7](#)

Con el método de captura seleccionado, el siguiente factor que delimita el tiempo de captura son los materiales utilizados. Esto es debido principalmente a la cámara y el área que pueda capturar con una calidad mínima y una iluminación suficiente.

5.2 Materiales

Para realizar fotografías con una consistencia correcta es necesario disponer de una buena cámara, un trípode fijo y una iluminación adecuada para el tipo de materia que se quiere capturar. A continuación se presenta el estudio y posterior elección de estos elementos.

5.2.1. Cámara

El material que más afecta al proceso y la infraestructura de fotografiado es la cámara. La decisión de utilizar una o otra está totalmente restringida por dos factores:

- El presupuesto de la empresa.
- Una calidad mínima en la imagen que permita que cada agujero a detectar tenga un tamaño de 20x20 píxeles mínimo.

Por parte de la empresa, debido a que ya la tenían en posesión, se propone el uso de la cámara Sony CyberShot DSC HX60V, en la figura 2.1 se puede ver una imagen y en la web de Sony [42] las características de la misma.



Figura 5.2: Cámara Sony CyberShot DSC HX60V.

Sus especificaciones más interesantes son:

- **Sensor:** Sensor CMOS Exmor R® tipo 1/2,3 (7,76 mm).
- **Distancia focal:** $f=4,3-129$ mm.
- **Ángulo de visión:** 84-3 grados.
- **Distancia de enfoque:** 5 cm - infinito (G)
- **Pantalla:** 3,0 pulg. (7,5 cm) (4:3)

Para averiguar si se trata de una cámara válida se han realizado ciertos cálculos, presentes en [43] y [44] y referentes al cálculo de los siguientes parámetros presentes en la adquisición de cualquier tipo de imagen.

- **ccdSize:** tamaño del sensor.
- **CCD pixel size:** Tamaño de píxel en el sensor.
- **FOV:** campo de visión en la imagen.
- **F:** apertura focal de la cámara.
- **WD:** la distancia de trabajo al objeto a fotografiar.
- **PMAG:** el factor de magnificación entre el sensor de la cámara y el mundo real.
- **Píxel resolution:** Resolución por píxel en el mundo real.

Todos estos parámetros se pueden calcular y diseñar utilizando las siguientes fórmulas:

$$PMAG = \frac{ccdSize}{FOV} = \frac{F}{WD} \quad (5.1)$$

$$CCDpixSizeH = \frac{H}{nPixH} \quad (5.2)$$

$$pixRes = \frac{CCDpixSizeH}{PMAG} \quad (5.3)$$

En base al ccd o sensor que tiene, su resolución natural es de 3:2: 20 M (5.184 x 3.456). Para capturar las tarjetas no se necesita tanto en vertical, ya que los cartones miden 42 cm de largo, por ello el factor limitante va a ser el tamaño horizontal y el número de cartones a fotografiar.

Teniendo en cuenta que se quiere fotografiar sobre unos 19 por imagen, se tiene un tamaño de FOV horizontal de 1140 milímetros. Junto a este tamaño y el tamaño horizontal del ccd que está sobre unos 6.54 debido a las especificaciones de la cámara, se obtiene un PMAG sobre los 0.0056 de magnitud entre el ccd y el mundo real.

Aplicando las fórmulas mencionadas es posible hacerse una idea del alcance con la resolución 3:2:

Con esta resolución se fotografía un FOV sobre unos 1140 mmm en horizontal y 1710 mm en vertical. Al aplicar las fórmulas se obtiene que el tamaño de 1 píxel es de 0.01246 mm en el ccd y de 0.21 mm en el mundo real. Si el objeto más pequeño a reconocer, los agujeros, es de unos 6 mm, cada uno tiene una resolución de 28.8 píxeles.

En cuanto a la altura de la cámara dependerá del trípode que se tenga ya que con una focal que va de 4,3 a 129 mm se tiene mucho margen. Tal es el margen que para el PMAG de ejemplo podría tener un rango de altura de 71 cm hasta 215 cm.

Con este estudio se concluye que que la cámara es válida, no es un factor totalmente limitante y que se tiene cierto margen para elegir la distancia de trabajo y la apertura de la focal.

5.2.2. Soporte

En cuanto al soporte de la cámara simplemente se busca sujetar la cámara en un ángulo correcto y perpendicular a las tarjetas. Para ello se ha utilizado el soporte Neewer A163 [45], que tiene una buena relación calidad/precio, soporta unos 3 kg de peso y tiene una rosca para acoplar dispositivos compatibles como la cámara elegida. Se puede acoplar a cualquier superficie mediante un gato o puede enroscarse encima de un trípode. En la figura 5.3 se puede observar dicho soporte.

Finalmente se posiciona sobre unos 90 cm de altura junto a una focal de 5 mm aproximadamente.

5.2.3. Iluminación

Los diferentes materiales reflejan la luz o la absorben, eso condiciona el tipo de luz, su posicionamiento, intensidad y ángulo. Las tarjetas son de cartón, que tiene propiedades opacas o mate, absorbe la luz y la refleja de forma difusa. Como el papel absorbe la luz no hay problemas de reflexión, no hay grandes complicaciones con su posicionamiento ni el de la cámara, se pueden tomar las fotos perpendicularmente y el único requisito que hay que cumplir es conseguir una luz uniforme a lo largo de toda la imagen.



Figura 5.3: soporte Neewer A163.

Para conseguir una iluminación uniforme se han utilizado cuatro focos Neewer 2 LED USB [46], por su buena relación calidad/precio. Son regulables, con 5600 grados Kelvin y cuentan con diferentes colores. Se han repartido de forma equidistante a lo largo de la escena y cada uno se encarga de iluminar un cuarto de la imagen. En la figura 5.4 se puede ver el aspecto de los mismos.

5.2.4. Detalles

Por último, en lo que respecta a los materiales se añaden los siguientes detalles:

- Se dispone de una mesa cuadrada con unos 40 cm de altura.
- Se ha cubierto la mesa con cartulinas de color negro para tener un mejor contraste entre las tarjetas y sus agujeros.
- La toma de fotos se realiza mediante un disparador remoto conectando la cámara con un dispositivo móvil mediante conexión Wi-Fi.
- Se ha decidido utilizar la resolución original de la cámara 3:2 con el fin de poder fotografiar 16 cartones como mínimo por muestra, con 8 repetidos por imagen.
- La distancia entre la cámara y los cartones es de unos 90 cm para conseguir tal encuadre.
- Las tarjetas Jacquard van pasando de derecha a izquierda y se van desplazando de ocho en ocho.

Tras ajustar todos los elementos tal y como han sido presentados la escena para la captación de las diferentes bases de datos queda tal y como se puede ver en la figura 5.5.



Figura 5.4: Neewer 2 Led, dispositivos utilizados para la iluminación.

5.3 Bases de datos

En esta sección se presentan las 4 bases de datos que han sido capturadas, una por diseño digitalizado. Finalmente, con toda la infraestructura montada, las muestras tienen el aspecto que se puede ver en la imagen 5.6. Se puede apreciar que hay 18-19 cartones, margen necesario para poder capturar siempre 16 por imagen.

Se cuenta con 4 bases de datos que han de ser procesadas para digitalizar la información de las tarjetas, en la tabla 5.1 se especifican las características de cada una de ellas.

Base de datos	Francia	Ramón	Alcázar	Domaset
Número de muestras	311	250	320	237
Número de tarjetas total	5,265	4,550	5,680	4,085
Número de tarjetas sin repetidos	2,394	1,966	2,482	1,871

Tabla 5.1: Bases de datos y características.

El número total de cartones, tanto con o sin repetidos, es un dato que no se conoce y viene obtenido después de realizar todo el proceso de digitalización. Se puede ver que es un número considerable de muestras por diseño, esto junto con el mal estado de los cartones introduce una variabilidad y una serie de problemas en las bases de datos bastante amplia.

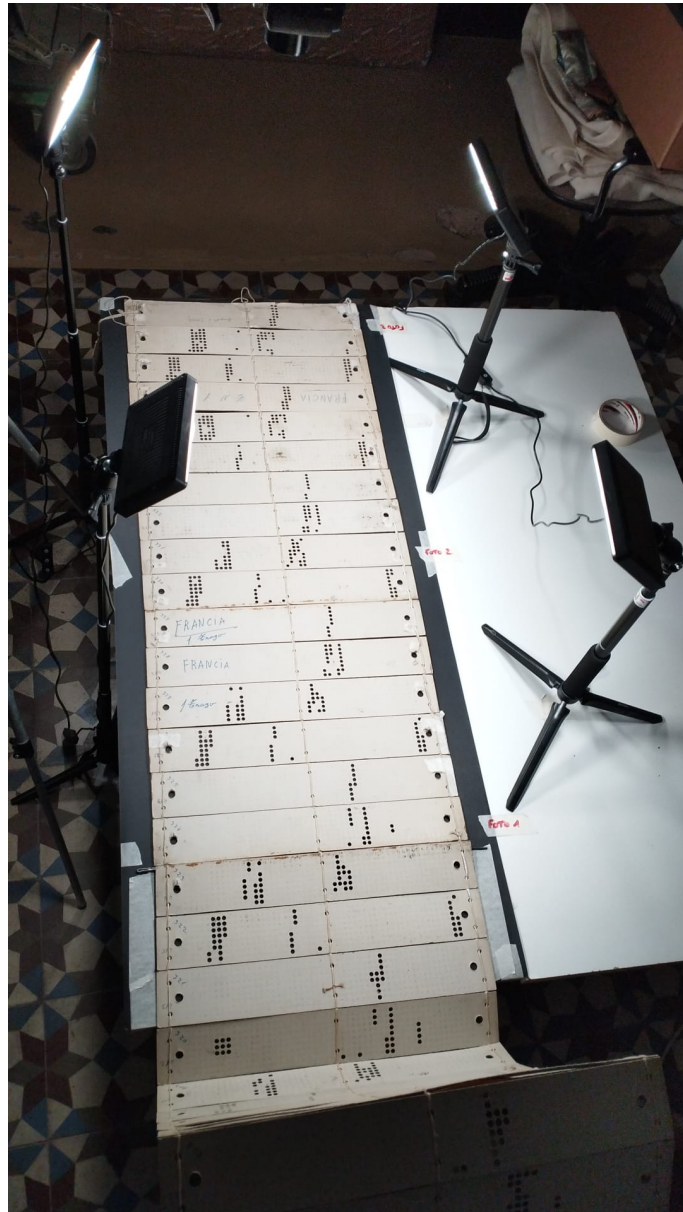


Figura 5.5: Disposición y aspecto final de la infraestructura para la toma de muestras.

5.4 Problemas presentes en las bases de datos

A continuación se muestran todos los retos, complicaciones y fallos presentes en las diferentes bases de datos. Tienen un impacto muy determinante y suponen un reto a la hora de crear un algoritmo consistente para digitalizar los diseños. Esto es debido a que las técnicas clásicas de visión pueden llegar a ser muy susceptibles a todas estas casuísticas y hacer un algoritmo robusto que pueda funcionar en todas las situaciones, requiere de mucho procesamiento de los resultados, uso de estadísticas o creación de variantes.

Cabe destacar que se ha diseñado, se ha montado toda la infraestructura y se ha ayudado a capturar las muestras en la primera base de datos. No obstante, el gran grueso

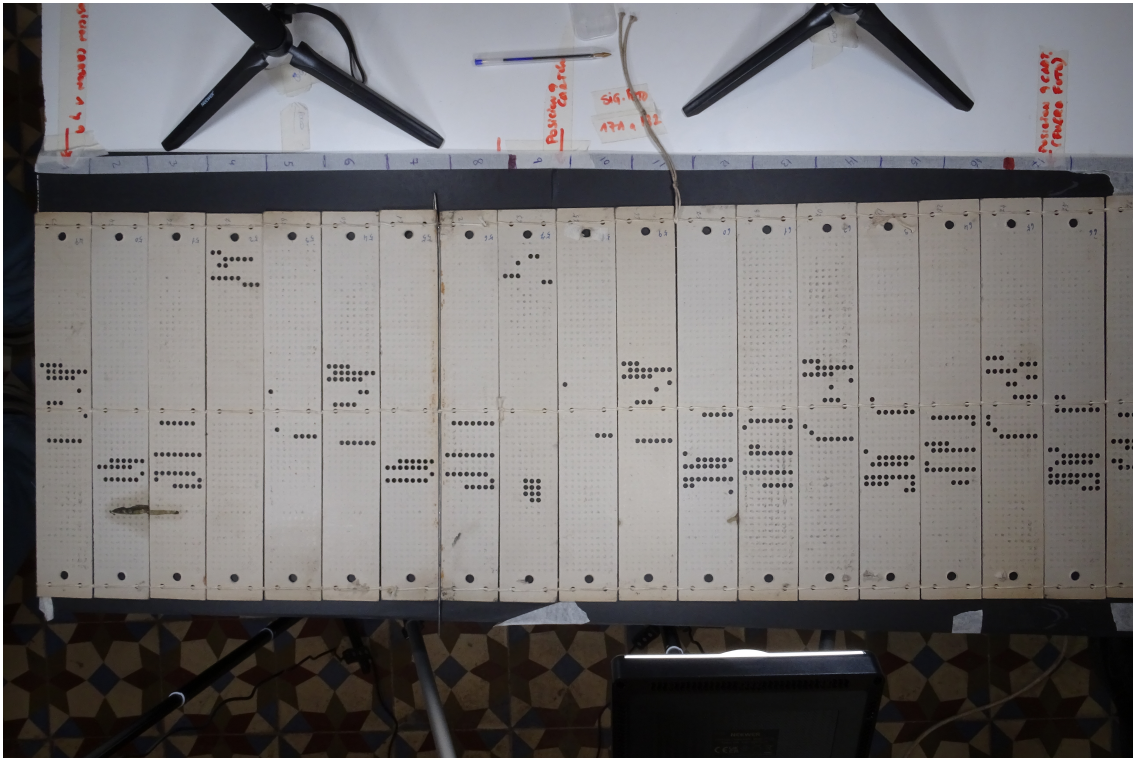


Figura 5.6: Muestra aleatoria de la base de datos.

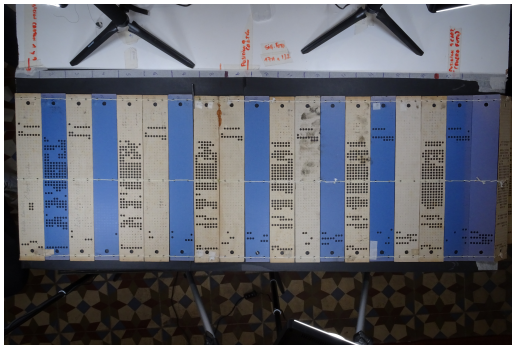
de las muestras han sido tomadas por trabajadores de la propia empresa y que no están relacionados con el mundo de la informática, esto puede introducir todavía más retos.

5.4.1. Variabilidad en las tarjetas

Uno de los problemas más presentes es la variabilidad en el color de los cartones, inicialmente se cuenta con tarjetas de color blanco pero posteriormente se empiezan a ver cartones marrones, grises, azules y con variaciones dentro del rango. No solo hay variaciones entre bases de datos, también las hay en una misma base de datos. Un ejemplo de esto se puede ver en la figura 5.7(a), en donde hay cartones azules y blancos. Tanto si se trabaja a color como en escala de grises, esto supone un gran problema.

Por otra parte, otros ejemplos de distintas gamas de colores se pueden ver en las figuras 5.7(b) y 5.7(c). Se pueden apreciar casos con color uniforme y casos con mucha variabilidad.

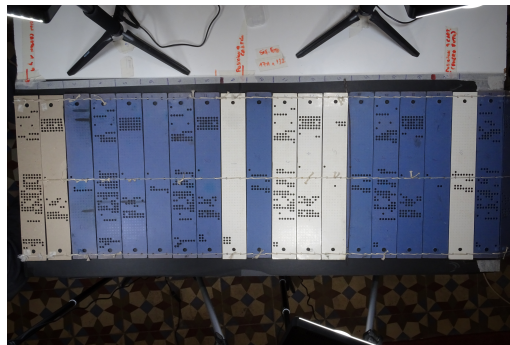
En 5.9 podemos ver un par de tarjetas de una misma colección en escala de grises, la diferencia en el color es sustancial.



(a) Muestra de la base de datos Ramón.



(b) Muestra de la base de datos Francia.



(c) Muestra de la base de datos Alcázar.

Figura 5.7: Variabilidad en los cartones.

5.4.2. Variabilidad en la iluminación

A esta variación de color se le suma otro elemento, la variación de la luz y las sombras en las imágenes. Esto puede ser debido a que en ciertas ocasiones se han tomado muestras con las luces de la habitación encendidas, otras apagadas, otras a ciertas horas donde la iluminación cambia y otras en las que hay sombras de algún origen desconocido. En la figura 5.8(a) se puede ver una imagen con iluminación potente y variable a lo largo de la imagen y en la figura 5.8(b) una imagen con luz de menor intensidad y más uniforme.



(a) Iluminación y enfoque variables.



(b) iluminación uniforme.

Figura 5.8: Variabilidad en la luz y enfoque

Ambos problemas presentados se agudizan todavía más si se convierten los cartones a escala de gris. En la figura 5.9 podemos ver un par de tarjetas de una misma colección en escala de grises.

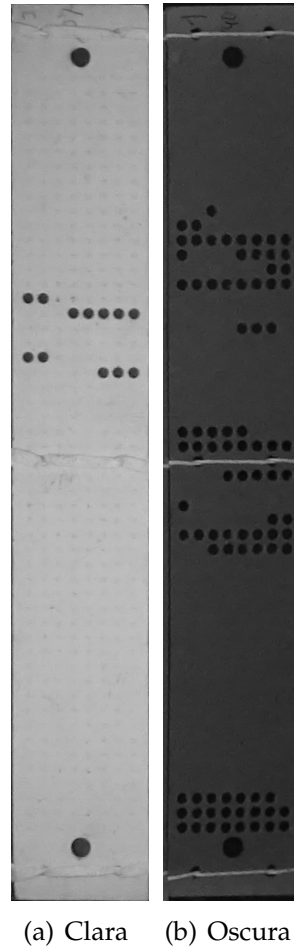


Figura 5.9: Variabilidad en las tarjetas Jacquard

5.4.3. Variabilidad en el posicionamiento de la cámara y parámetros

La infraestructura está situada en una zona en la que suelen pasar personas, ha estado en esa ubicación un largo periodo de tiempo, por ello es normal que el trípode y los focos se muevan de sitio. Al ser regulables pueden bajarse de su posición original o subirse, esto cambia el ángulo y la distancia a las muestras. Lo mismo sucede cuando se tiene que desenganchar la cámara del trípode para cargarla. En algunas ocasiones también se han cambiado parámetros de la cámara como el tipo de enfoque.

Este cambio se puede ver claramente en la figura 5.8(a), donde los cartones están en la parte superior de la imagen y la distorsión en las lentes de la cámara y el enfoque se nota considerablemente.

5.4.4. Ángulo de los cartones

A la hora de posicionar las tarjetas en la escena, se intentan ubicar en una posición central con un ángulo recto. No obstante, en la mayoría de los casos no suele ser así. Los grupos de tarjetas están ciertamente inclinados en un ángulo totalmente variable por imagen. Un ejemplo muy extremo de esto se puede apreciar en la imagen 5.10, dónde los cartones están totalmente inclinados.

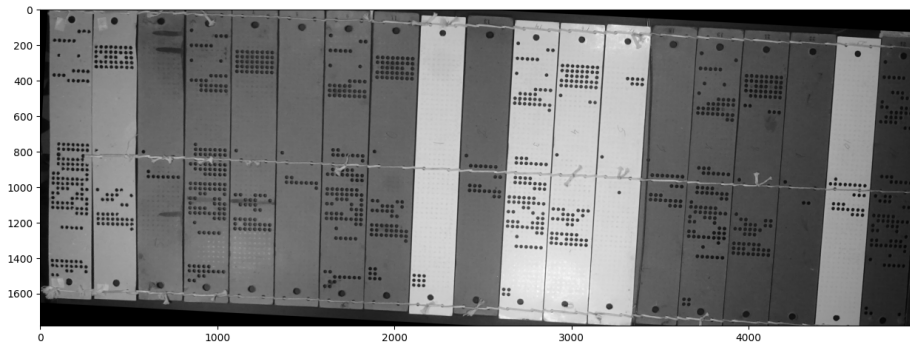
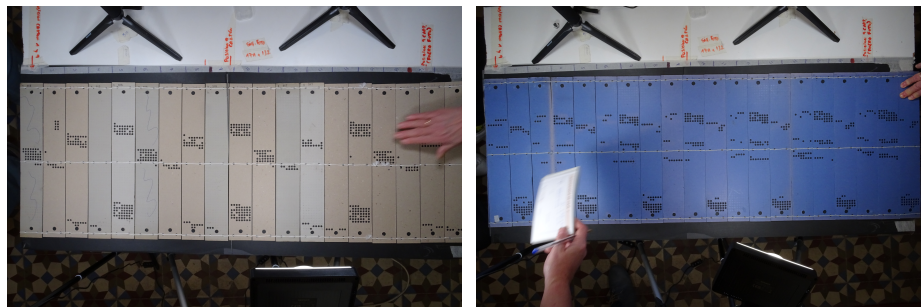


Figura 5.10: Muestra con orientación inclinada.

Esto afecta a la hora de segmentarlos y realizar estadísticas, al tener una inclinación las posiciones de los agujeros varían de un extremo a otro de la imagen y por ende la desviación típica de los datos aumenta.

5.4.5. Ruidos en las imágenes

Otro aspecto a añadir son errores en las fotografías, ruidos tales como: manos, dedos o hojas. En los que se tapa directamente la información que hay que capturar. En la figura 5.11 se pueden ver varios ejemplos. En este tipo de casos normalmente existe una foto a continuación sin el error.



(a) Presencia de mano

(b) Presencia de una hoja

Figura 5.11: Muestras con ruido.

5.4.6. Presencia de saltos o repetidos

La creación del corpus no es un proceso automatizado y es muy probable la presencia de ciertos fallos como la ausencia de algún grupo de cartones o la redundancia capturando dos veces el mismo. Los repetidos no son un gran problema y los saltos pueden llegar a serlo si en las siguientes fotografías no se pueden ver todos los objetos.

También puede haber fallos de desplazamiento, en cada muestra se desplazan 8 cartones, pero es muy probable que se desplacen 7 o 9. Es un hecho muy probable debido al tipo de toma manual.

5.4.7. Estado de los cartones

Por último se presenta uno de los errores más importantes y condicionantes en las bases de datos y es el mal estado de los cartones. Las repetidas pasadas y choques por cada una de las agujas de la máquina, junto al tiempo de uso provoca que haya muchas marcas, roturas y parches o celos para arreglarlas. Por otra parte las tarjetas están unidas por una serie de hilos blancos que depende de la orientación tapan agujeros o líneas y son capaces de engañar a muchos de los algoritmos que se utilizan.

En la figura 5.12 se observan algunos de los fallos presentes, es de importancia ver que este tipo de anomalías no son algo poco frecuente y que están presentes en casi todas las muestras.

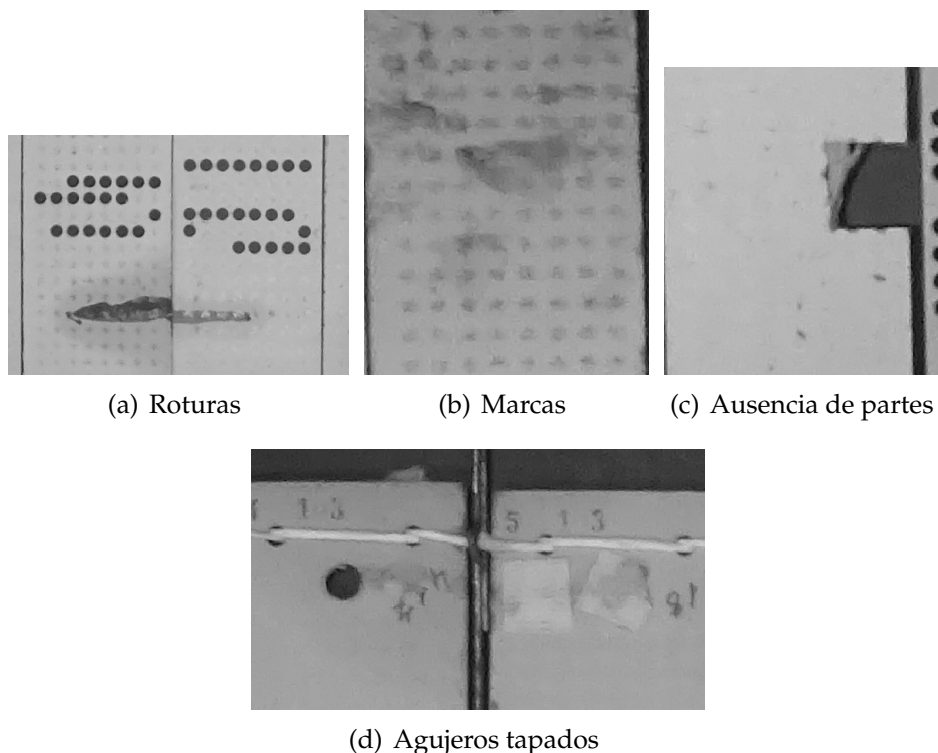


Figura 5.12: Tarjetas en mal estado.

Por otro lado en la figura 5.13 se pueden ver algunos ejemplos en los que las cuerdas que sujetan y unen los cartones introducen complicaciones en las imágenes, estos ruidos están presentes en gran parte de los datos.

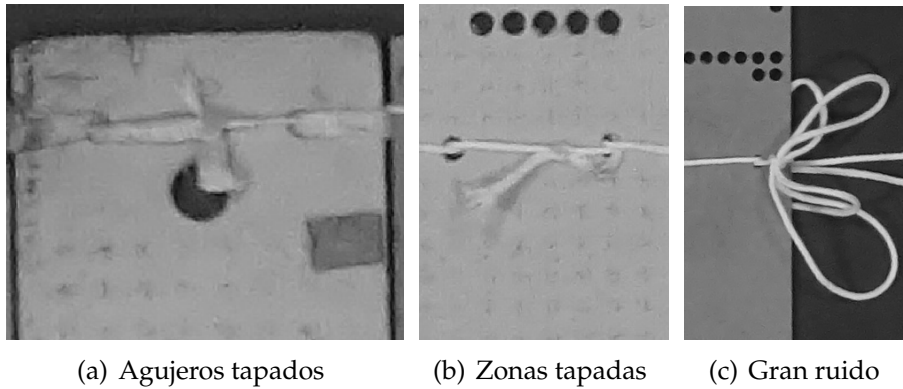


Figura 5.13: Complicaciones de las cuerdas.

La cantidad de problemas presentes no es despreciable y pueden dar muchos problemas, el mayor de ellos es la combinación de varios errores que disparan la cantidad de casos a personalizar. Esto hace que pese a crear una metodología de trabajo general, en cada diseño fotografiado se deba de personalizar todo el proceso, tuneando los hiperparámetros de los algoritmos y añadiendo métodos que tratan de luchar contra toda la casuística presente.

CAPÍTULO 6

Proceso de digitalización

En este capítulo se presenta paso por paso la metodología utilizada para almacenar todos los diseños digitalmente, siguiendo el flujo explicado en la parte 4. El proceso va desde el procesamiento de las imágenes hasta la obtención de la información corregida manualmente.

6.1 Preprocesamiento de las imágenes

En esta sección se abordan las diferentes modificaciones a las muestras de las bases de datos para facilitar todos los pasos futuros. En la figura 6.1 se pueden ver los diversos pasos seguidos en el presente bloque: se calibran las imágenes, son sometidas a una serie de filtros y finalmente se elimina el fondo innecesario.



Figura 6.1: Diagrama del bloque de preprocesamiento de imágenes.

6.1.1. Calibración

Primeramente se decide calibrar todas las imágenes ya que las cámaras introducen distorsiones en ellas. Siguiendo la técnica explicada en la sección 3.1, se calculan los parámetros intrínsecos y extrínsecos de la cámara y se calibran las imágenes. Para ello se hace uso de unas 40 fotografías de un tablero de ajedrez de tamaño 9x6 situado sobre la escena a fotografiar en una gran variedad de ángulos y posiciones. A partir de las esquinas de todos los tableros de ajedrez se calculan los parámetros de la cámara. En la figura 6.2 se pueden ver un par de ejemplos de la rejilla comentada.

Finalmente se obtienen las imágenes calibradas y sin distorsión, visualmente no parece haber ningún tipo de cambio y esto puede deberse a que la cámara no distorsiona excesivamente. No obstante puede que al aplicar los algoritmos de visión sí que se favorezcan mejores resultados.

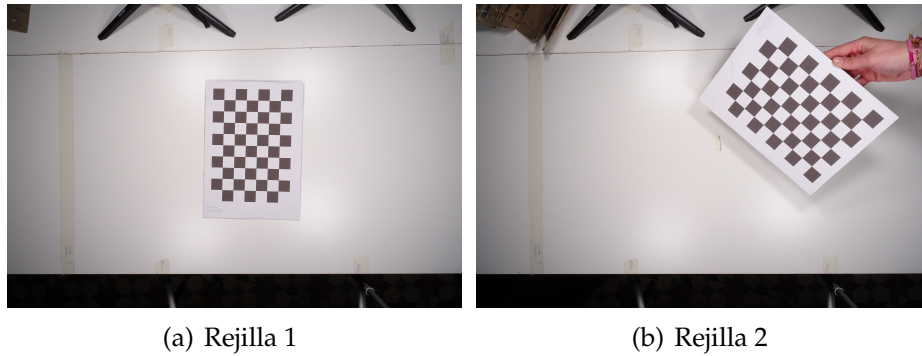


Figura 6.2: Rejilla de tamaño 9x6 situada en diversas orientaciones.

6.1.2. Modificaciones y filtros

Por otra parte se utilizan diferentes algoritmos para favorecer la detección de objetos, uso de umbrales y un mejor rendimiento general. Algunos de los procesamientos son:

- **Cambiar la representación a escala de grises:** el problema que se trata de resolver no necesita color, únicamente existen dos objetos, cartones y fondos, que con un solo canal se pueden representar y diferenciar.
- **Normalización de la imagen:** con el fin de generalizar mejor, tener unos valores de gris normalizados y dentro de un rango se trata de normalizar las imágenes.
- **Filtros de mediana:** se aplican filtros de mediana en las imágenes para reducir el ruido y favorecer detecciones, tal y como se explica en 3.2.
- **Ecualización de histograma:** para intentar contrarrestar los cambios de luz y sombras en las imágenes, se intenta aplicar una ecualización de histograma, explicada en 3.3. No se obtienen resultados que realmente favorezcan a los algoritmos.

6.1.3. Separación del fondo

Tal y como se ha visto en anteriores apartados, las imágenes extraídas tienen muchas zonas en las que no hay información relevante. Por ello se intenta recortar el objeto de interés de la manera más ajustada posible y eliminar toda la información innecesaria que pueda confundir a los algoritmos de detección.

Para cada imagen se calcula un umbral fijo, explicado en 3.7, y posteriormente se detectan contornos en la imagen con el proceso mencionado en 3.5. Estos contornos se ordenan de mayor a menor, se selecciona el mayor de ellos y se recorta la imagen a partir de este. Normalmente el mayor contorno es el que delimita el grupo de cartones entero. En la figura 6.3 se puede ver todo el proceso de separación, desde la aplicación de la umbralización hasta el resultado final.

Debido a la variabilidad en las imágenes hay situaciones en las que los contornos no recortan a la perfección el grupo de cartones. Para contrarrestar este efecto y eliminar posibles zonas de poco interés, se crea una máscara binaria que se encarga de asignar a la intensidad de los píxeles que no pertenecen a la máscara, un valor negro. Esta máscara se crea a partir de la imagen binaria resultante de la umbralización aplicada para detectar contornos. El resultado de su aplicación se puede ver en la imagen 6.4.

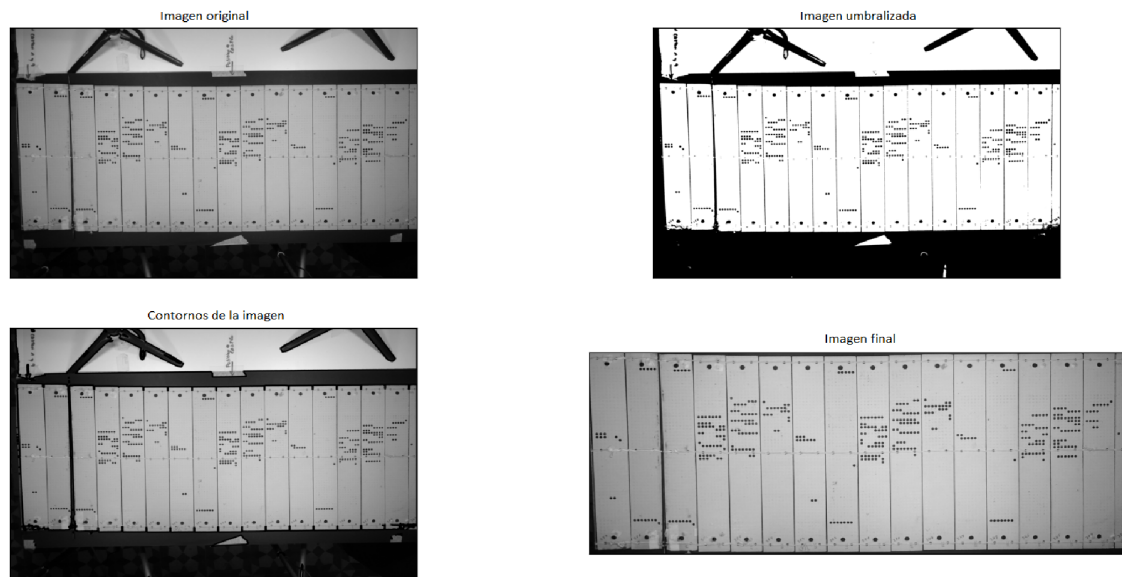


Figura 6.3: Proceso de recortado.

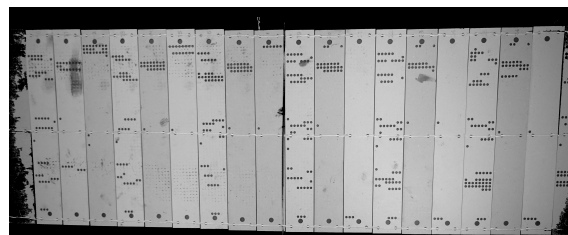


Figura 6.4: Muestra con máscara de la umbralización aplicada.

Se puede apreciar que el fondo está totalmente eliminado y que se tapa alguna información en los laterales, debido a que la iluminación no es tan alta en esas zonas. Finalmente se dispone de ambas fotos, la recortada y la resultante de aplicar la máscara y dependiendo de la etapa se utiliza la más conveniente.

6.2 Segmentación de cartones

Llegado este punto y buscando una digitalización más sencilla, se trata de segmentar y separar cada cartón de manera individual. Debido a las claras líneas que separan los cartones, se intenta resolver tal proceso mediante su detección. Es decir, se quiere segmentar cada cartón a partir de las líneas detectadas en sus costados. En la figura 6.5 se puede ver un diagrama en el que aparecen las diferentes partes de este algoritmo de segmentación de cartones.

Siguiendo el orden del flujo se obtienen las líneas detectadas mediante la transformada de Hough, se filtran las verticales, se interpolan las no detectadas, se corrigen las coordenadas en sus extremos y se crea una imagen de cada cartón delimitada por las mismas.

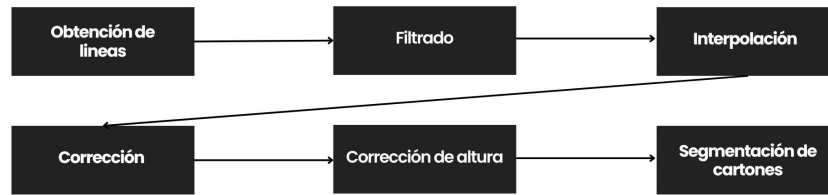


Figura 6.5: Diagrama del bloque de segmentación de cartones.

6.2.1. Obtención de líneas

Para obtener las líneas que separan los cartones se siguen los siguientes pasos.

- A cada imagen se le aplica un filtro de Canny para obtener los bordes que delimitan los diferentes objetos, tal y como se menciona en 3.4.
- A partir de la imagen binaria creada por Canny se calcula la transformada de Hough para detectar líneas presente en 3.8.3. Tras este proceso se obtienen todas las líneas detectadas en la imagen, el número de ella y tipos son muy extensos.
- Para obtener las líneas de interés, se filtran las que solo formen un ángulo de 90 grados, resultando en líneas verticales, que son las que separan los cartones.
- Continúan habiendo abundantes líneas verticales, por ello se someten a un proceso en el que se agrupan líneas a menos de 150 píxeles de distancia. Este valor es debido a que los cartones tienen una anchura sobre los 300 píxeles en la imagen y un valor medio asegura que las líneas que delimitan un par de cartones, no se agrupen junto a las que delimitan a otro.
- Finalmente de cada grupo se obtiene un representante, en este caso la mediana de todas las rectas. Esto es debido a que algunas rectas detectadas son claros errores y el grosor de las mismas se hallan entre la separación de cartones. Si se usara la media podría haber rectas representantes no deseables o desplazadas.

Con esto se obtienen todas las rectas que separan cada par de cartones en la imagen, un ejemplo de ello se puede apreciar en la figura 6.6. En ella aparecen dibujadas en rojo todas las líneas detectadas en una muestra.

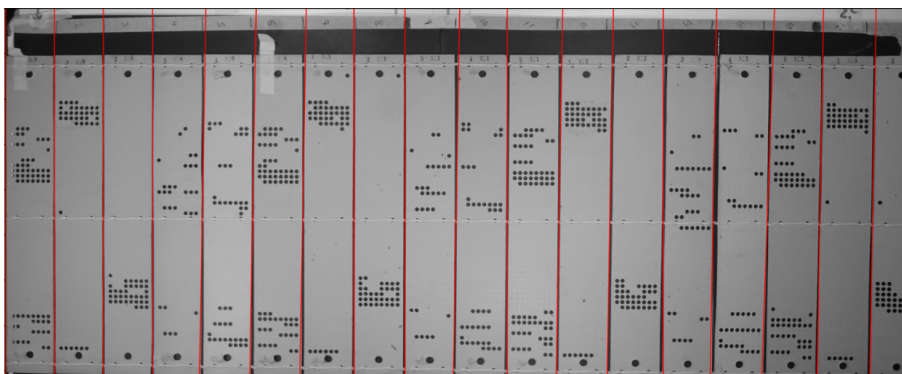


Figura 6.6: Líneas de Hough verticales procesadas.

6.2.2. Filtrado y corrección de líneas

El proceso de detección de líneas no siempre devuelve los mejores resultados pero sí asegura que la mayoría de rectas se detecten correctamente. Mediante la estadística se pueden mejorar, eliminar e interpolarlas para tener los resultados deseados. Dada una imagen y sus rectas se obtienen las medias y las desviaciones típicas tanto de la distancia entre rectas como del ángulo que forman entre sus extremos. Con estos datos se realizan los siguientes procesos.

Interpolación de líneas

Existen ciertas situaciones en las que el algoritmo de detección de líneas de Hough salta algunas, por ello es necesario un algoritmo capaz de identificar y solucionar tal error. Este se ha denominado algoritmo de interpolación de líneas y hace lo siguiente:

- Primero crea un rango de distancia entre rectas igual a la distancia media entre rectas más/menos 2 desviaciones típicas.
- Para cada línea se calcula su distancia respecto a la siguiente.
- Se comprueba que cada distancia está dentro del rango, en caso de no estarlo significa que se ha saltado una.
- Cuando esto sucede se crea una línea a partir de la primera, con un desplazamiento igual a la distancia media respecto a ella y con un ángulo equivalente al medio calculado.
- Por último se vuelve a repetir el proceso comparando la distancia de la nueva línea creada a la siguiente. Esto es debido a la posibilidad de que la detección se hubiera saltado más de una línea.
- Este proceso se repite hasta que la última línea creada o comparada esté a una distancia respecto de su siguiente dentro del rango establecido.

Con este método las líneas que no se detectan se interpolan y se crean. Un ejemplo de la forma en que opera se puede ver en la imagen 6.7. A la izquierda se tiene una imagen con las líneas detectadas originalmente y a la derecha se tiene una imagen con las líneas después de aplicar el algoritmo de interpolación, se puede ver que funciona correctamente y crea la línea correspondiente.

Podría suceder que no se detectaron líneas en los extremos y no se pudieran interpolar con estos métodos, esto no es un gran problema ya que hay redundancia en las muestras y todos los cartones se van a digitalizar finalmente. De todas maneras, se ha añadido una función más al algoritmo de interpolación que crea líneas a los extremos si la primera línea de la lista está más lejos, que la mitad de la distancia media entre cartones, respecto al origen o final de la imagen.

Corrección de líneas

En ciertas ocasiones, aparecen líneas que están a una distancia dentro del rango medio y no son correctas. Esto puede ser debido a que la desviación típica en la media de las distancias entre rectas es elevada o porque la recta sobre la que se interpola está un poco desplazada. Para solucionar este problema se realiza un sistema de votación entre todas las líneas:

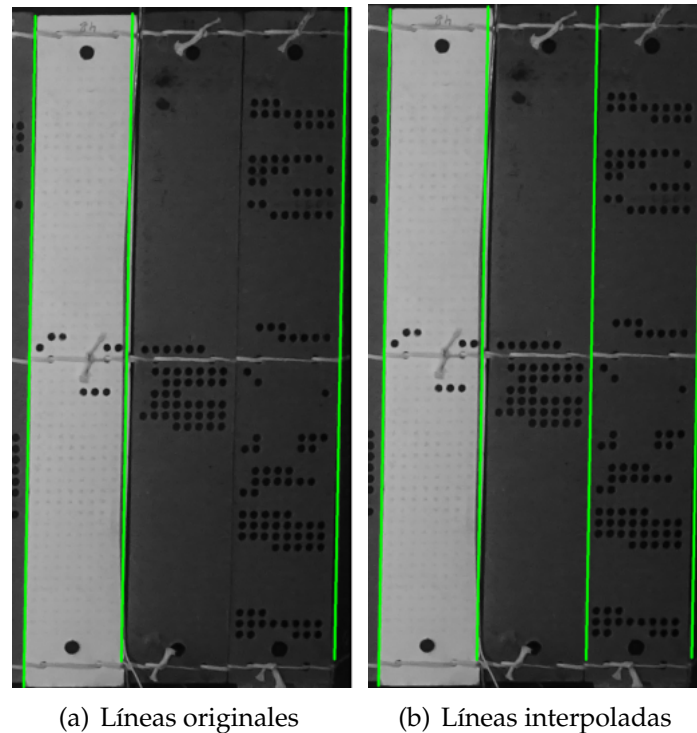


Figura 6.7: Resultado de la interpolación de líneas.

- Cada línea compara su distancia con el resto y si alguna está a una distancia fuera de un rango medio, la vota como posible recta a modificar.
- Se obtiene una lista con el número de votaciones que tiene cada línea, si el valor excede a una cuarta parte del número de líneas participando en la votación, se calcula una nueva línea y se sustituye la anterior.
- Esta línea se crea a partir de las líneas más próximas a la eliminada y que no excedan el límite de votaciones. Es el resultado de interpolar dos líneas a partir de las más cercanas y realizar una media de ellas, para el ángulo también se le asigna el ángulo medio entre las rectas más próximas.

De esta forma se perfecciona el posicionamiento de las líneas y se evitan posibles errores posteriores. En la figura 6.8, se pueden ver un par de ejemplos con esta nueva corrección, que curiosamente pertenecen al mismo cartón en diferentes imágenes. Se tiene una imagen con las rectas finales en verde y con las rectas que han sido modificadas en rojo, se puede apreciar que la corrección es adecuada y precisa.

Corrección de la altura

Como se ha comentado en 3.8, la transformada de Hough devuelve líneas en su formato normal, es decir con la ecuación de la recta, y Hough probabilístico se centra en detectar rectas finitas en el espacio, con lo cual devuelve un par de puntos correspondientes a los extremos de la recta. Cada tipo de transformada se puede personalizar de diversas formas y dada la gran variabilidad de cada diseño funciona mejor un tipo de transformada específica u otra.

En el caso de la transformada probabilística, ciertas líneas que se detectan no llegan al final del cartón y es necesario procesarlas para no perder información. Utilizando un

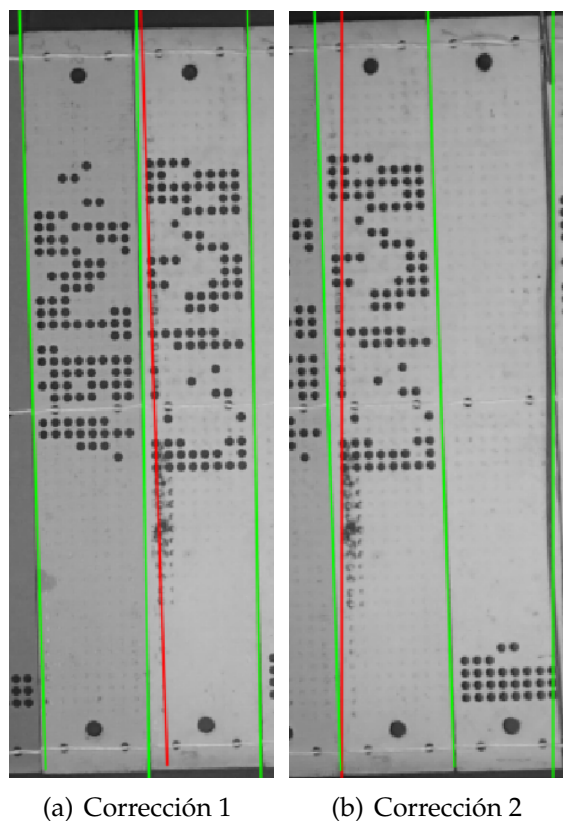


Figura 6.8: Resultado de la corrección de líneas.

proceso similar al anterior se calcula la media de altura que tienen las líneas por imagen y se crea un rango con las mismas características. Si la altura de una línea no está dentro de ese rango existen dos opciones:

- A esa línea se le asigna un punto inferior y un punto superior en la coordenada y iguales a la media de las coordenadas y generales en los extremos de la línea.
- A esa línea se le asigna un punto inferior y un punto superior en la coordenada y iguales a la media de las coordenadas y en los extremos de la línea de sus líneas vecinas.

La elección de un algoritmo u otro depende del grado de inclinación que tengan los cartones en la imagen 5.4.4, ya que utilizar medias en un grupo de cartones muy inclinados puede causar pérdida de información. Por otro lado, la media entre líneas vecinas puede funcionar bien mientras una de esas líneas esté bien detectada, pero puede fallar en caso de que ambas estén mal. En la imagen 6.9 se puede observar la corrección en la altura de las líneas. A la izquierda se tienen las líneas probabilísticas originales y a su derecha las corregidas.

En cualquier caso, es de crucial importancia que entre las líneas finales, aparezcan los agujeros grandes situados en los extremos de las tarjetas, ya que a partir de este par de líneas se creará una imagen de cada cartón para procesarlos sin tanto ruido y posteriormente los agujeros grandes sirven para otras etapas del reconocimiento.

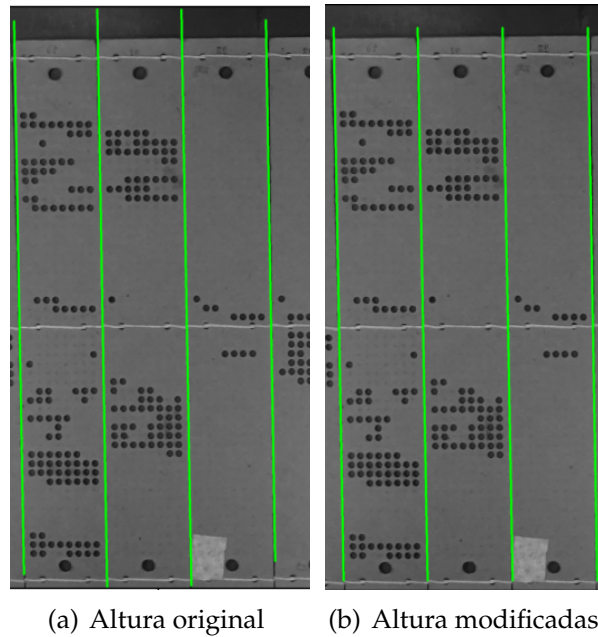


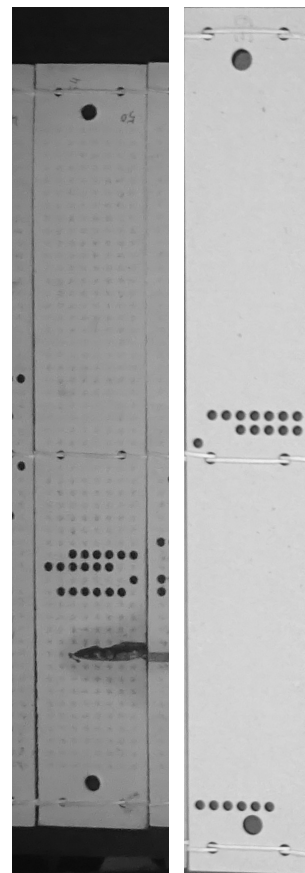
Figura 6.9: Resultado de la corrección de altura.

6.2.3. Segmentación de cartones

Finalmente para cada par de líneas se recorta el rectángulo que forman entre sus esquinas máximas y se obtiene cada cartón por separado. Esta segmentación permite procesar los cartones individualmente y simplifica la tarea de digitalización.

Según el tipo de transformada de Hough se tendrá un cartón mejor recortado en sus extremos o un cartón que ocupa toda la imagen, ya que se recorta una imagen a partir de las rectas infinitas. En la figura 6.10 se puede ver un ejemplo de cartón segmentado para cada tipo. Se puede apreciar que Hough probabilístico recorta mucho mejor los cartones ya que se obtienen los extremos de cada uno, mientras que con Hough normal se recorta a partir de donde las rectas cortan en los extremos de la imagen. En este segundo caso cualquier error se potencia mucho más debido a que se recorta el rectángulo de esquinas máximas por la derecha y mínimas por la izquierda. Debido a todos los procesamientos añadidos a las rectas y la presencia de repetidos en las imágenes, la pérdida de información es muy reducida.

Ambas segmentaciones son útiles mientras se vean las tarjetas de agujero a agujero grande, este proceso no tiene como objetivo recortar perfectamente los cartones, solamente reducir información.



(a) Hough (b) Hough probabilístico

Figura 6.10: Cartones segmentados.

6.3 Detección de agujeros grandes

Con todos los cartones segmentados se empieza el proceso de digitalización individual. Debido a que la transformada de Hough para la detección de líneas ha funcionado considerablemente bien, aparentemente utilizar la transformada de Hough para detectar los círculos grandes en los extremos y referenciarse a partir de ellos parece una buena idea, esto es lo que se ha hecho. En la figura 6.11 se pueden ver todos los pasos realizados en este bloque.

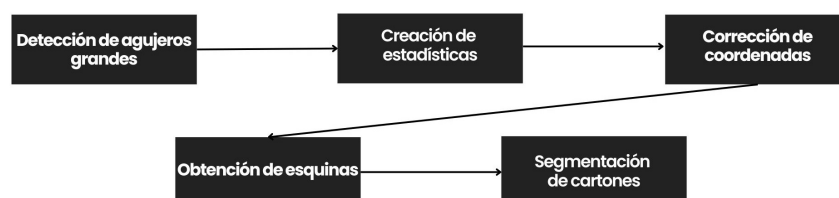


Figura 6.11: Diagrama del bloque de detección de agujeros grandes.

En este bloque se detectan los agujeros grandes en los extremos mediante la transformada de Hough, se calculan estadísticas de las coordenadas, se eliminan valores atípicos

y se vuelven a calcular, se corrigen las posiciones que no entran dentro de las estadísticas, se obtienen las coordenadas corregidas de todos los agujeros grandes y a partir de ellas se deducen las 4 esquinas de cada tarjeta y se recortan perfectamente.

6.3.1. Detección de agujeros grandes y creación de estadísticas

Se utiliza la transformada de Hough aplicada a círculos, explicada en 3.8.4. Debido a que se puede personalizar con un tamaño de radio mínimo y una distancia entre agujeros detectados, el algoritmo no tiene grandes dificultades para detectar los agujeros deseados. No obstante algunos agujeros sufren los problemas destacados en 5.4.7, nuevamente con el uso de la estadística se intentan solucionar y se sigue el siguiente esquema:

- Dada una imagen original con un grupo de cartones, de cada cartón segmentado se detectan su par de agujeros en los extremos.
- De cada par de agujeros se apuntan sus coordenadas y se calcula la media y desviación típica de sus posiciones respecto al eje de coordenadas de la imagen de cada tarjeta. Por lo tanto se tienen medidas para las coordenadas de los agujeros situados en la parte superior e inferior. Este proceso se hace para cada imagen, realmente se tienen medias y desviaciones típicas de las coordenadas de cada una en la base de datos.
- Con estas estadísticas se eliminan los valores atípicos y se recalculan los valores medios.
- Se vuelven a detectar los pares de agujeros en cada cartón segmentado y si uno de los dos valores está fuera de un rango, equivalente a la media más/menos 4 desviaciones típicas, se asigna la coordenada media correspondiente, al valor fallido de entre los dos agujeros. Si falla la detección del agujero superior se le asigna la media de las coordenadas del agujero superior, también viceversa y a ambas en caso de fallar las dos.

Dentro de este proceso si la distancia y el ángulo entre los agujeros detectados es similar al de los valores medios, se presupone que las detecciones están bien aunque no entren dentro de las estadísticas y se dan como buenos. Esto es debido a que como algunas líneas de Hough detectadas no están del todo perfectas, los agujeros detectados no entran en las estadísticas pero realmente han sido bien detectados, con este proceso se soluciona tal problema.

Cuando no existe tal caso, la media suele centrarse en ambos agujeros. Esto se puede comprobar en la figura 6.12, en ella aparecen un par de cartones y la representación del rango que cubren las estadísticas calculadas con rectángulos verdes.

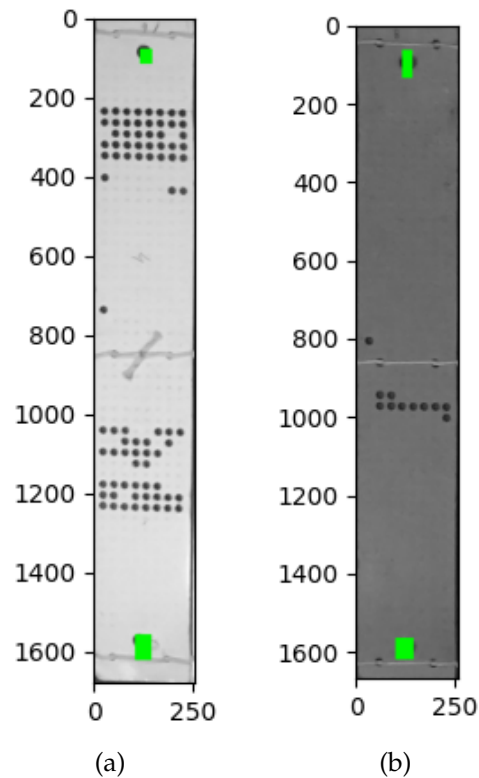


Figura 6.12: Rango de las estadísticas representado en un par de tarjetas.

6.3.2. Corrección de coordenadas

En cuanto al papel de la corrección, en la imagen 6.13 se puede ver un ejemplo en el que se detecta un agujero fuera del rango y se corrige adecuadamente. La detección inicial está representada en color rosa, la corrección en azul y el rango estadístico dentro de un cuadrado en verde. Se puede apreciar que tiene el efecto deseado y soluciona muchos de los errores del método utilizado.

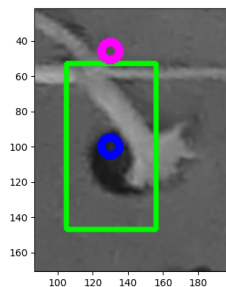


Figura 6.13: Corrección de un agujero detectado incorrectamente.

Del par de agujeros detectados se guardan sus coordenadas y la línea que los une. En la imagen 6.14 se puede ver gráficamente ambos datos.

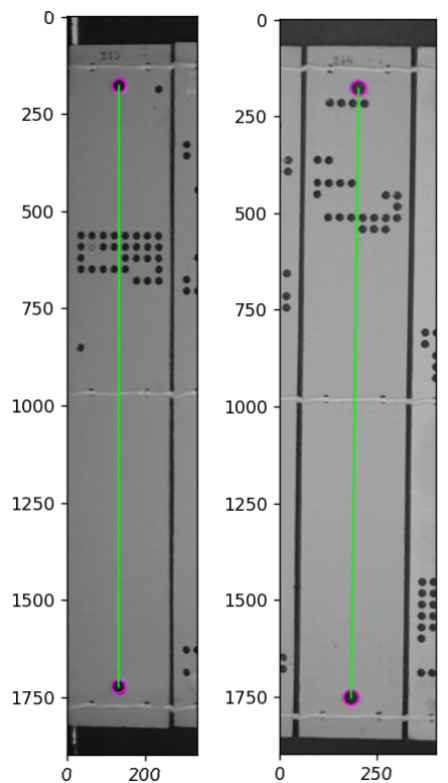


Figura 6.14: Par de agujeros detectados junto a la línea que los une.

6.3.3. Obtención de esquinas

Para cada tarjeta, se trasladan las coordenadas detectadas a su posición respecto a la imagen original, que contienen los conjuntos de cartones. Ahora se tienen las coordenadas de los agujeros grandes en la imagen original. A continuación se rotan, tanto las imágenes originales como las coordenadas, un ángulo equivalente al de la línea entre ambos puntos. De esta manera se consigue que ambos formen un eje totalmente vertical entre ellos.

Todo este proceso se realiza para que a partir de un cartón modélico con un eje totalmente vertical entre sus agujeros grandes, se calculen una serie de ratios que al aplicarlos sobre cualquier cartón, cuyas coordenadas de los agujeros en los extremos se sepan y estén formando un eje vertical, se puedan inferir las cuatro esquinas que lo delimitan. Todo ello solo a partir de la distancia entre ambos puntos, sus coordenadas y los ratios.

En el anexo 9.1.1 se pueden ver los ratios calculados y cómo a partir de un cartón nuevo y sus agujeros grandes se pueden obtener sus 4 esquinas. Finalmente el resultado del cartón perfectamente recortado se puede ver en la figura 6.15.

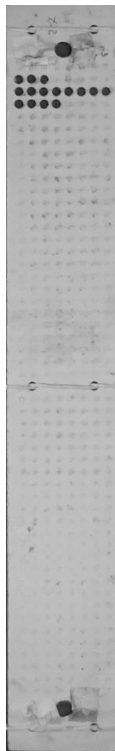


Figura 6.15: Tarjeta perfectamente recortada al finalizar el proceso de detección de agujeros.

6.4 Creación de la rejilla

En este punto se tiene para cada cartón, una imagen perfectamente recortada del mismo y las coordenadas de sus agujeros más externos. Es momento de utilizar esta información para extraer la información de los cartones y digitalizar su contenido. Teniendo en cuenta que hay que detectar agujeros negros que tienen el mismo radio y que siempre se pueden situar en las mismas posiciones, con una umbralización y contando el número de píxeles negros, se puede estimar perfectamente si hay un agujero o no en una zona. Este hecho reduce mucho la complejidad ya que se puede etiquetar cada agujero por separado.

Para ello, dado un cartón se crea una nube de círculos en todas las posibles zonas donde puede haber o no un agujero. En este bloque, el único paso es crear una rejilla o nube de puntos cuyas posibles posiciones se corresponden a las posibles posiciones de los agujeros en un cartón.

Esto se puede conseguir de forma equivalente a como se han detectado las esquinas de todos los cartones, a partir de ratios se escalan las coordenadas deseadas y se cuenta con los siguientes:

- Ratio de la distancia entre el agujero grande superior y el primer agujero posible en la tarjeta.
- Ratio de la distancia entre el agujero grande inferior y el último agujero posible en la tarjeta

- Ratio del desplazamiento entre un agujero pequeño y su siguiente horizontalmente.
- Ratio del desplazamiento entre un agujero pequeño y su siguiente verticalmente.

Estos ratios junto a las coordenadas de los agujeros de cada tarjeta permiten crear una rejilla modelo y escalable a las dimensiones del cartón sobre el que se esté aplicando.

Una tarjeta perforada puede contener hasta 408 agujeros, que distribuido en 8 columnas hace un total de 51 filas. Estas filas están divididas en 26 para la parte superior y 25 para la inferior, debido a que la zona media del cartón es utilizada para coser los cartones entre sí. A partir del número de filas y columnas se puede inferir la rejilla de cada tarjeta y situarla sobre sus posibles agujeros.

En la imagen 6.16 se pueden observar varias rejillas superpuestas. Cada posible agujero inferido está en una posición razonable respecto a su posible agujero real, esto convierte el problema de detección en uno binario ya que se trata de resolver si en cada una de las posiciones hay presencia o no de agujero.

No obstante hay cierto desplazamiento y esto es debido a que las rejillas no son estrictamente rígidas por posibles deformaciones de los cartones: cada tarjeta tiene una distribución ligeramente diferente. Este posicionamiento se tiene que corregir y adaptar a cada cartón para obtener las rejillas elásticas y mejorar resultados.

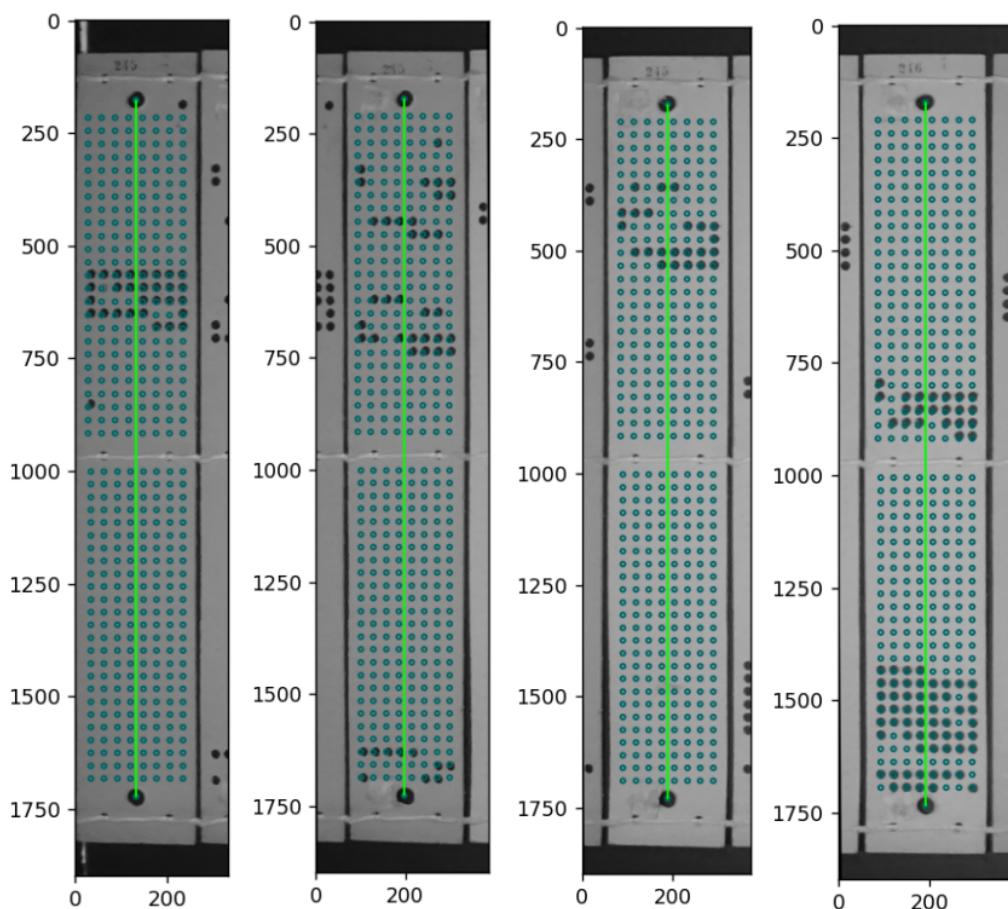


Figura 6.16: Rejillas inferidas para varios cartones.

6.5 Etiquetado y corrección de la rejilla

Para realizar la corrección de las rejillas se va a utilizar un proceso basado en un algoritmo de etiquetado, técnica explicada en 3.9.

En la figura 6.17 se pueden observar los diferentes procesos realizados para corregir las coordenadas de la rejilla. La idea del algoritmo subyace en encontrar los centros de masa de los agujeros pequeños, mediante el algoritmo de etiquetado, y mover las posiciones de la rejilla en base a todos los centros encontrados, utilizando una regresión lineal alimentada con las coordenadas iniciales y corregidas.

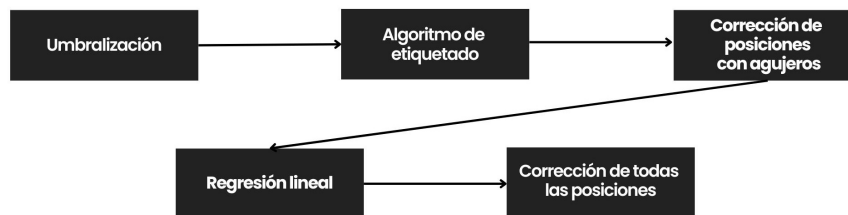


Figura 6.17: Diagrama del bloque de corrección de rejilla.

El proceso de corrección de rejilla sigue los siguientes pasos:

- Dada una imagen de un cartón segmentado se calcula su umbralización mediante un umbral adaptativo.
- En cada posible posición de la rejilla calculada, se busca en una ventana de un tamaño equivalente al diámetro de los agujeros pequeños en la imagen umbralizada.
- En esa pequeña ventana se calcula el algoritmo de etiquetado y se obtienen las áreas y los centros de masa de los objetos detectados.
- Para cada coordenada de la rejilla en la que se ha detectado un agujero, se mueve su posición al centro de masa encontrado dentro de su ventana.
- Se vuelve a realizar el mismo proceso hasta que el nuevo centro esté a 2 píxeles de distancia como máximo. De esta manera las posiciones de la rejilla se quedan centradas en sus agujeros.
- Por otra parte si se busca en una ventana y no se encuentra agujero, no se mueve la coordenada de la rejilla.
- Se obtiene una lista con las nuevas posiciones de la rejilla, que solo cambiará en aquellas posiciones que hayan detectado agujero.
- Seguidamente se crea una regresión lineal, sólo teniendo en cuenta los valores de la rejilla que se han modificado. Alimentando la regresión con los datos iniciales y los corregidos.
- Finalmente todas las coordenadas de la rejilla inicial se recalculan con la regresión lineal creada y se obtienen sus nuevas posiciones.

Gracias a este algoritmo se consiguen rejillas elásticas, debido a que la regresión modifica cada punto de manera diferente y en base a las correcciones creadas por el etiquetado.

Por último se cuenta el número de píxeles negros dentro de la nueva ventana corregida y si pasa de cierto umbral, se considera que hay un agujero.

En la figura 6.18 se puede observar la rejilla tras finalizar este proceso de corrección. También se visualizan en verde las coordenadas de la rejilla detectadas como agujeros y en rojo las que no.

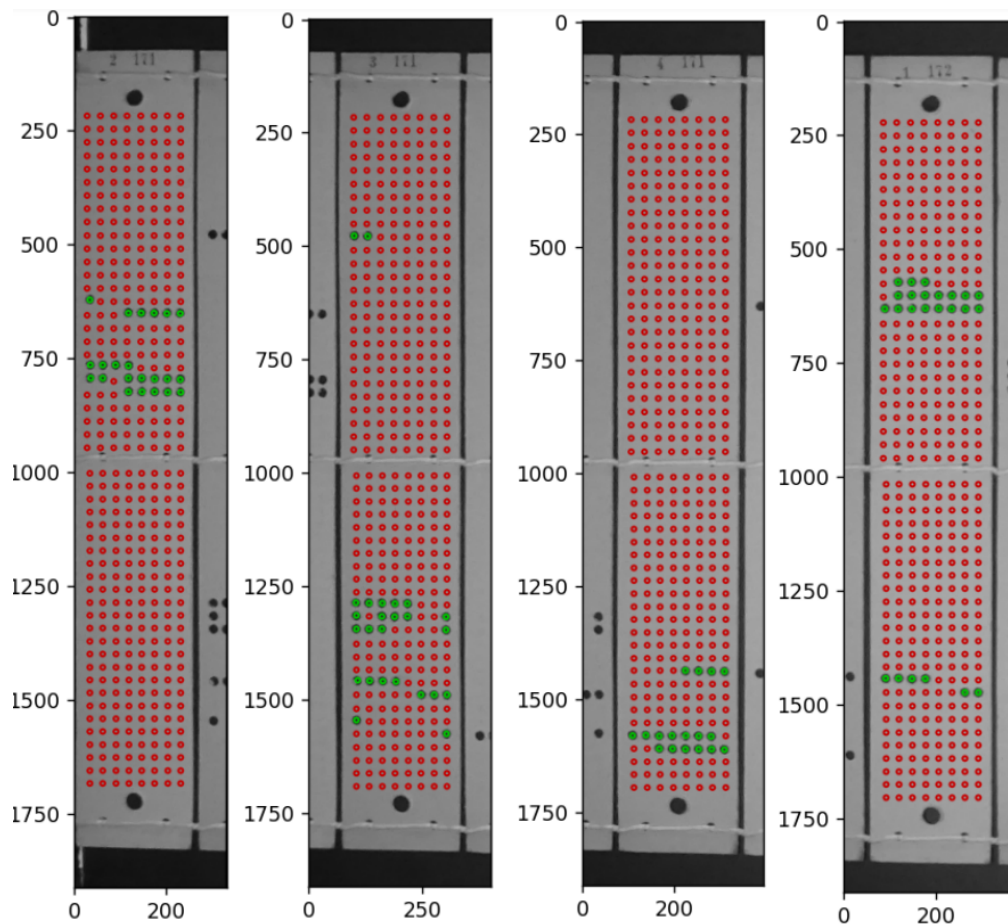


Figura 6.18: Rejillas corregidas para varios cartones.

Para evitar bucles infinitos y comportamientos indeseados el algoritmo es personalizable a través de los diferentes parámetros:

- El tamaño de la ventana de búsqueda.
- Un valor mínimo de movimiento de coordenadas, inicialmente a 2.
- Un valor máximo de movimiento de coordenadas, inicialmente a 8, para que la coordenada no se mueva hasta un agujero que no es su correspondiente.

6.6 Almacenamiento de las clasificaciones

En el presente bloque simplemente se almacena toda la información extraída a lo largo del proceso. Aparte de la detección de agujeros, también se almacena un par de imágenes de cada cartón segmentado. Estas imágenes son las generadas por la detección

de líneas que separan los cartones y la detección de círculos. El nombre de ambas imágenes se guarda siguiendo la notación: **Diseño_Seq_número de imagen_cartón_número de cartón**. Por ejemplo para la primera tarjeta del diseño de Francia se guardaría tal y como: **Francia_Seq_0000_Carton_0000.jpg**, con esta notación se puede saber a qué imagen pertenece cada cartón y cuál es su posición en todo momento.

Se ha decidido guardar toda la información asociada a los cartones de un diseño en un fichero en formato JSON, que puede ser leído directamente por la aplicación de etiquetado y nos permite su fácil interpretación directa como texto. El fichero JSON guarda una lista de diccionarios con las siguientes variables por índice o cartón:

- **image_name**: el nombre de la imagen correspondiente a ese cartón, ya sea la creada con líneas o a partir del círculo.
- **holes_coords**: la lista con las coordenadas de la rejilla correspondiente a todos los posibles agujeros pequeños.
- **labels**: la lista de detecciones, clasificadas como 1 si existe un agujero en esa coordenada o 0 en caso contrario.
- **correction**: la misma lista de detecciones que más tarde se corregirán y que se utilizan para realizar estadísticas de aciertos.
- **image_origin**: el nombre de la imagen original, la de la base de datos creada, al que pertenece el cartón en cuestión.
- **coords_translation**: las coordenadas de sus agujeros grandes en la imagen original.
- **angle_rotation**: el ángulo de rotación entre los agujeros grandes de esa tarjeta.

Todos estos valores se han guardado con el objetivo de poder crear un etiquetador con una interfaz manual, que un usuario podrá hacer uso de ella, para corregir los errores y asegurar la mayoría de aciertos. Este corrector permite crear estadísticas de error y asegurar que los cartones estén digitalizados correctamente, ya que la empresa depende de la exactitud de los mismos para elaborar sus tejidos. Además de esta corrección, se dispondrá de la recreación digital de dichos tejidos para validar el proceso, tal y como se verá más adelante.

6.7 Secuencia original

Finalmente se dispone de todos los cartones digitalizados incluyendo repetidos. Es necesario crear una técnica capaz de eliminar los cartones repetidos y obtener la secuencia original en el orden correcto para bordar los diseños.

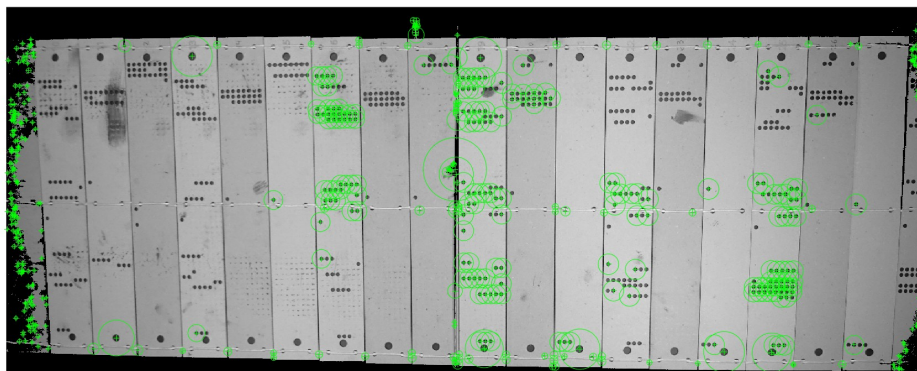
Dentro del rango de opciones existen dos claras ramificaciones:

1. utilizar algún algoritmo de visión para, a partir de un par de imágenes, extraer qué cartones se solapan, o bien
2. utilizar las detecciones extraídas en el proceso para calcular el desplazamiento de cartones de una imagen a otra, mediante distancias entre las etiquetas finales.

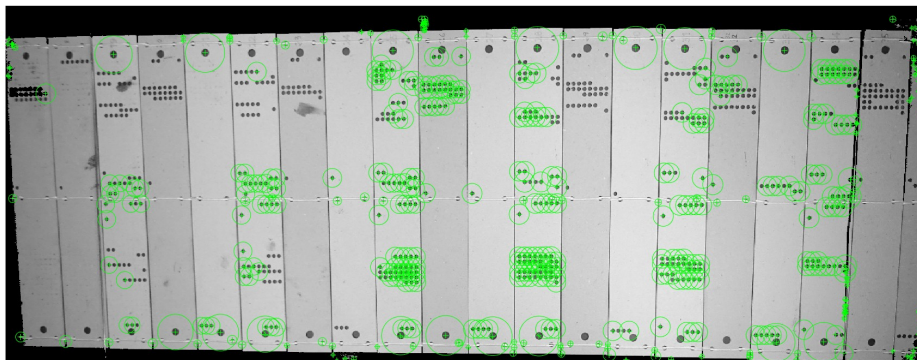
6.7.1. Uso de coincidencia entre características

Para reconstruir la secuencia original se parte de la idea de obtener características de una imagen y de su siguiente, para posteriormente compararlas, establecer relaciones entre ellas y averiguar el desplazamiento de cartones de una a otra. Se ha intentado aplicar SURF [47] y SIFT. El algoritmo que mejor ha funcionado ha sido SIFT, explicado en 3.10. Al aplicarlo, se obtienen muchas características y descriptores. Para lidiar con ello y obtener las más adecuadas, se utiliza un grado de confianza de 90 para considerar correspondencias y una distancia máxima de 4 para considerarlas válidas.

Dadas dos imágenes, al aplicar el algoritmo se obtienen alrededor de 12000 características en cada una. Para observar gráficamente las características se dibujan las 500 características más potentes, en la imagen 6.19 se pueden ver las extracciones en ambos casos.



(a) Características en la imagen 1



(b) Características en la imagen 2

Figura 6.19: 500 características más potentes detectadas por SIFT.

Finalmente al analizar la correspondencia entre características solamente se obtienen 50 consideradas como correctas. En la figura 6.20 se pueden observar las coincidencias de una imagen a otra, superpuesta en una.

Las correspondencias están detectadas correctamente y realmente sí que detecta un mismo cartón en un par de imágenes. No obstante los resultados no son adecuados debido a que de 12000 características solamente encuentra correspondencias en 50. Esto puede ser debido a la iluminación, por ello se van a probar otras técnicas basadas en la información almacenada durante el proceso de digitalización.

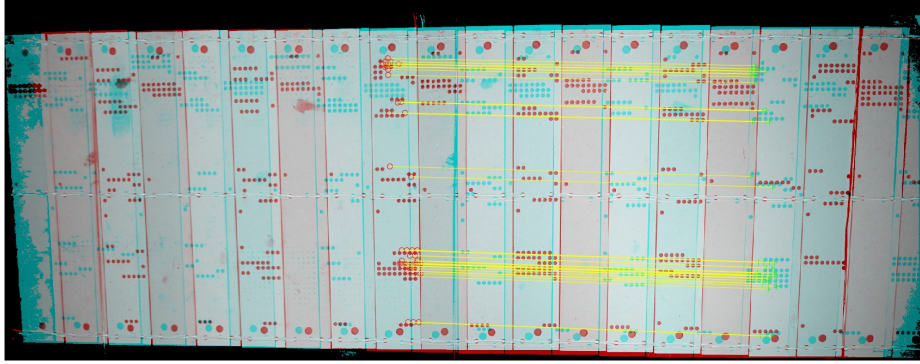


Figura 6.20: Características correspondidas entre las imágenes.

6.7.2. Uso de las digitalizaciones

Para reconstruir la secuencia original se puede hacer uso de todos los datos almacenados en el fichero json de las digitalizaciones. Se necesita saber el desplazamiento de cartones que hay de una imagen a la siguiente para escoger todos los cartones presentes una sola vez, saltando todos los repetidos. Para obtener tal desplazamiento se realiza el siguiente proceso:

- Para cada imagen se extrae el número de todos los cartones presentes y detectados en ella, para obtener su información simplemente hay que acceder a cada índice en la lista del json.
- Se crea una lista de desplazamientos de tamaño 16, toda a valores 0.
- Las etiquetas de los cartones en una imagen se compara con las de todos los de la siguiente imagen y se calcula una distancia Hamming entre ellos.
- Se quiere generar una lista con el número de veces que se ha encontrado un cartón idéntico a otro para cada desplazamiento posible. Para ello se mide la distancia de Hamming (cuando es 0 son idénticos).
- Si la distancia Hamming de un cartón con alguno de los siguientes 16 en la siguiente foto es 0, se calcula el desplazamiento entre ese par de cartones restando índices. Con este índice se accede a la posición de la lista de desplazamientos y se incrementa en uno al valor contenido en ese índice.
- Este proceso se realiza para todos los cartones y se obtiene la lista deseada.
 Por ejemplo, si en la posición 5 de la lista se tiene el valor 9, significa que 9 cartones han encontrado otro idéntico a ellos mismos 5 posiciones más adelante. De esta manera se deducirá que de una imagen a otra, se han desplazado 5 cartones y han entrado 5 nuevos.
- Con esta lista de desplazamientos se extrae el argumento de la posición con un número de votos más alto, es decir el desplazamiento de tarjetas imagen a imagen.

Además de calcular el desplazamiento, debemos identificar una serie de circunstancias excepcionales de cara a poder reconstruir correctamente la secuencia. Estas circunstancias son las siguientes:

Imágenes contiguas que capturan la misma información

Se detecta cuando hay un desplazamiento de 0 y se han encontrado cartones iguales. Esto se puede observar en la figura 6.21, pese a que la primera imagen tiene un error, se capturan los mismos cartones y las detecciones son idénticas. Este tipo de casos sucede cuando ha habido un error en la toma de imágenes y se repite la toma. Por ello los cartones de la primera imagen se omiten enteramente y se pasa a la siguiente como si no hubieran existido.

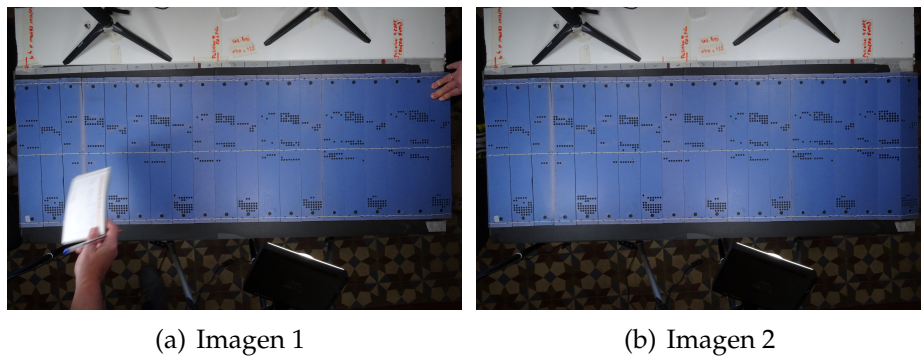


Figura 6.21: Imágenes contiguas que capturan el mismo grupo.

Imágenes contiguas sin cartones repetidos

Este tipo de casos se detecta cuando hay un desplazamiento de 0 y no se ha encontrado ningún cartón igual. Un ejemplo de ello se puede ver en la imagen 6.22. Debido a la largaria de los diseños, no todos los cartones se pueden agrupar en un mismo bloque. Cuando esto sucede y se fotografía un bloque entero, el siguiente empieza y no hay ningún repetido. Cuando se identifica este caso se almacenan todos los cartones que faltan por guardar de la primera imagen, ya que no están presentes en la siguiente.

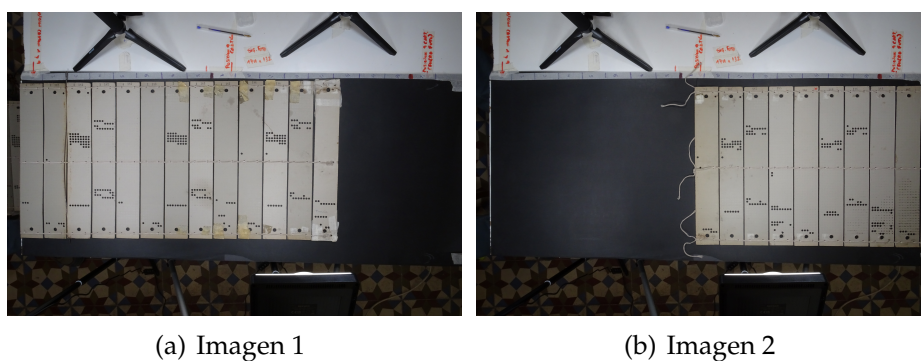
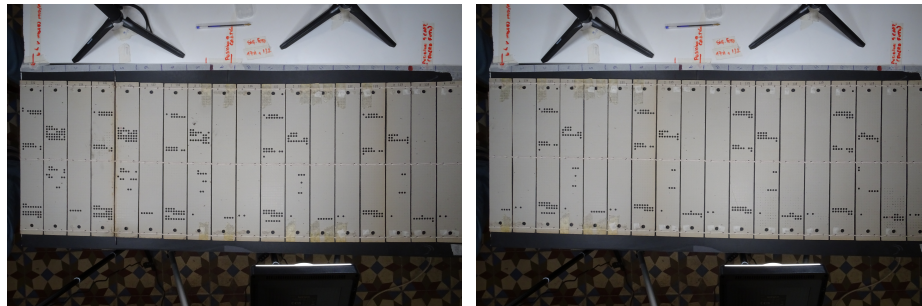


Figura 6.22: Imágenes contiguas sin repetidos.

Imágenes contiguas con repetidos

Sucede cuando hay una acumulación de votación, en un índice de desplazamiento, mayor que la cuarta parte del menor número de cartones entre las dos imágenes. En la figura 6.23, se puede ver un claro ejemplo de esto. Es el caso más común y cuando esto sucede, se cogen la mitad de los cartones solapados de la primera imagen y la otra mitad

de la segunda. Esto se hace así porque normalmente los cartones centrales tienen mejor iluminación y por ende la mejor detección.



(a) Imagen 1

(b) Imagen 2

Figura 6.23: Imágenes contiguas con repetidos.

Imágenes contiguas con cartones idénticos pero no repetidos

Esto sucede cuando hay una acumulación de votación, en un índice de desplazamiento, menor que la cuarta parte del menor número de cartones entre las dos imágenes. Este efecto se produce cuando en un mismo grupo de cartones existen tarjetas con exactamente el mismo contenido, en la imagen 6.24 se pueden ver varios cartones idénticos en un mismo grupo. Esto es problemático en ciertas circunstancias, puede haber una secuencia de cartones que tiene distribución de agujeros idéntica respecto a su imagen continua pero ser una secuencia totalmente nueva y sin repetidos. En estos casos se almacenan los últimos cartones de la primera foto ya que no están presentes en la siguiente, pese a ser algunos los mismos.



Figura 6.24: Grupo de cartones con tarjetas idénticas.

Finalmente se consigue obtener la secuencia original representada por índices de cartones y se guardan en un nuevo fichero json con toda la información sin repetidos. Dadas las cuatro bases de datos, se obtiene una reducción en el número de cartones como el que se puede ver en la tabla 6.1.

Teniendo en cuenta que por imagen aparecen de 17-19 cartones y se suelen desplazar 8 tarjetas, el número de cartones real es aproximadamente el 44% del total. A nivel porcentual los números cuadran, lo cual no es una señal negativa.

Base de datos	Francia	Ramón	Alcázar	Domaset
Número de tarjetas total	5,265	4,550	5,680	4,085
Número de tarjetas sin repetidos	2,394	1,966	2,482	1,871

Tabla 6.1: Reducción de la dimensionalidad al reconstruir la secuencia.

6.8 Corrección manual

Al finalizar todo el proceso de detección se tiene un fichero json con todas las características de cada cartón y las detecciones. Es necesario crear un mecanismo capaz de revisar todas las detecciones con el objetivo de poder medir la precisión del sistema y asegurar clasificaciones correctas.

Para ello se diseña una interfaz capaz de:

- Visualizar los cartones y la detección calculada, en un formato similar al de la figura 6.18.
- Poder navegar entre los diferentes cartones del diseño.
- Poder cambiar la detección o etiqueta de una coordenada al pulsar en su posición, es decir pasar de color agujero a no agujero y viceversa.
- Guardar toda la información corregida en el campo `correction` correspondiente del fichero json.

Debido a que se tiene toda la información guardada, se pueden plasmar en pantalla las imágenes y sus detecciones almacenadas en los ficheros. Se crea una interfaz capaz de modificar las etiquetas, cuyo aspecto se puede observar en la figura 6.25.

En pantalla se muestra el número de cartón actual y sus detecciones, en verde para la presencia de agujeros y en rojo su ausencia. También se tienen un par de botones que permiten navegar entre los diferentes cartones, estos son los botones de **Anterior** y **Siguiente**, que cuando se pulsan cambian de tarjeta y se muestra la correspondiente junto con sus datos.

La interfaz está construida de tal manera que si se selecciona algunos de los agujeros de la rejilla, se cambia la clasificación de la coordenada de la rejilla más cercana a la zona seleccionada. Esto permite corregir cualquier posible error, de forma vistosa y sencillamente.

Por otra parte se tienen otras funcionalidades disponibles para facilitar la corrección, se crean los botones:

- Guardar: cuando se pulsa este botón se almacenan las nuevas correcciones en los ficheros.
- Puntos: cuando se acciona este botón, los círculos dibujados sobre la imagen se ocultan si están presentes o se muestran en caso de estar ocultos. Esto es por tener una mejor visión del contenido de las imágenes en caso de ser necesario.
- Error: este botón está diseñado para cuando se han realizado clasificaciones totalmente incorrectas. Seguramente debidas a una mala detección de los agujeros grandes y como consecuencia una incorrecta colocación de la rejilla.

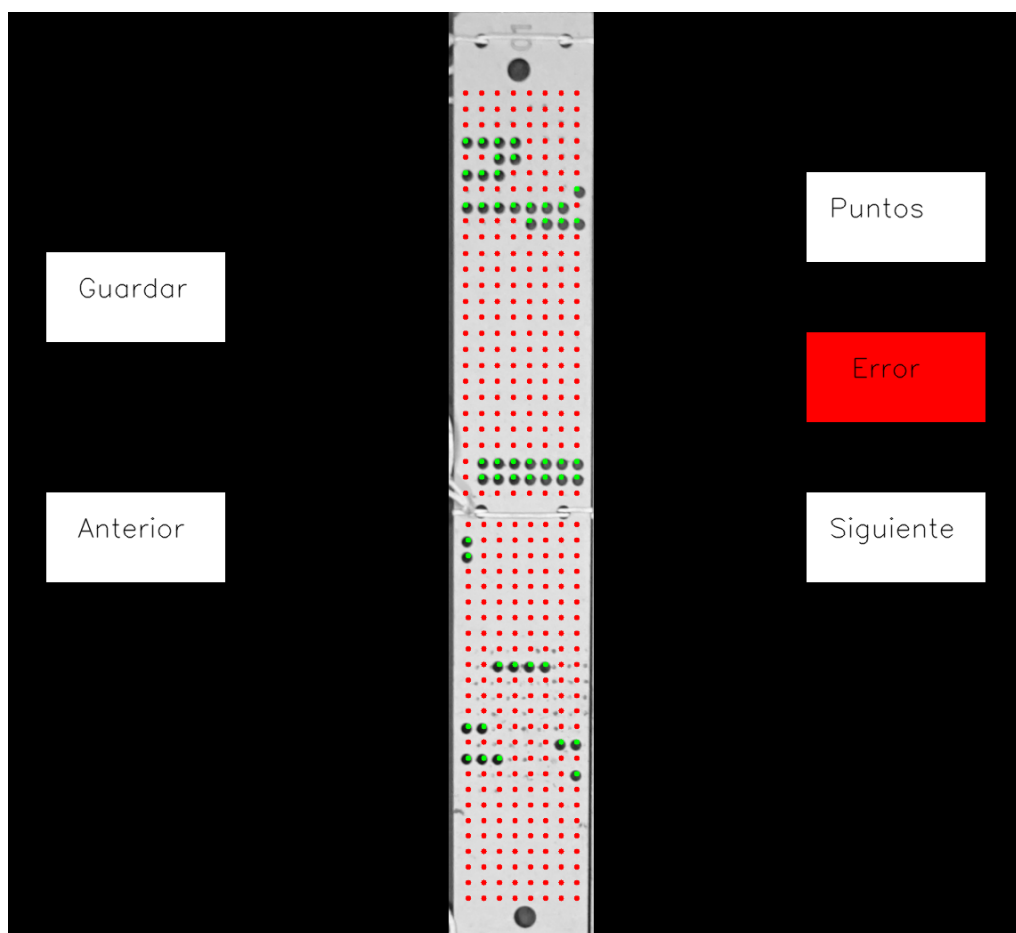


Figura 6.25: Interfaz del etiquetador manual.

Cuando se pulsa el botón de **Error**, la interfaz muestra la imagen creada a partir de la segmentación de las líneas de Hough detectadas, creadas del proceso mostrado en 6.2.3. En la figura 6.26 se puede ver la interfaz al dispararse este evento. En ella aparece la imagen creada a partir de las líneas de Hough, junto con un par de botones.

El botón **Volver** vuelve a mostrar el estado anterior y el botón **Re-etiquetar** vuelve a realizar todo el proceso de detección de agujeros para un cartón a partir de la información de donde están situados los agujeros grandes, es decir en la parte del proceso de digitalización correspondiente a 6.3.

La diferencia radica en que las posiciones de los agujeros grandes las proporciona el usuario manualmente. Al accionar el botón **Re-etiquetar** se vuelve a calcular todo el proceso, accediendo a la imagen original de la base de datos y utilizando toda la información almacenada en los ficheros. El resultado es la imagen recortada por el cálculo de esquinas a partir de los agujeros grandes y la nueva rejilla tras el proceso de etiquetado. Cabe destacar que también se accede a las imágenes de los cartones almacenadas en el proceso y se modifican por la nueva calculada.

Para una mejor comprensión del orden de aplicación y opciones dentro del corrector, en la figura 6.27 se pueden ver secuenciadas las diferentes funcionalidades. Empezando por el punto de inicio en el que se muestra un cartón junto a sus detecciones y pasando por cada una de las tareas disponibles a realizar.

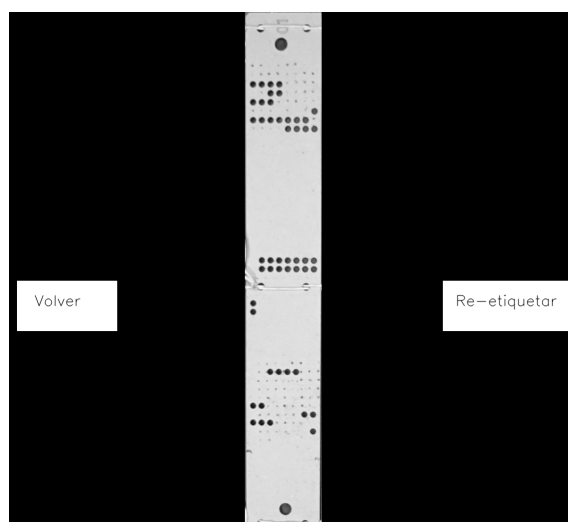


Figura 6.26: Interfaz del etiquetador cuando se acciona el botón de error.

De esta manera se solucionan los casos en la detección de agujeros que no se han podido solucionar mediante la estadística. Por otra parte, cuando se cierra la interfaz siempre se muestra el número del último cartón visitado y al iniciarla de nuevo se puede acceder a cualquier índice deseado. En cada guardado se obtiene el mismo fichero inicial con los cartones revisados y corregidos en caso de ser necesario.

6.9 Resultados

De las correcciones realizadas, se han calculado el número de errores respecto a las detecciones iniciales. En la tabla 6.2 se pueden ver el porcentaje de agujeros y cartones fallados y el número medio de agujeros fallados por cartón fallado en cada uno de los tres diseños que se han podido corregir: Francia, Ramón y Domaset.

Base de datos	Francia	Ramón	Domaset
Agujeros fallidos	0.08 %	0.5 %	0.6 %
Cartones fallidos	8 %	13 %	33 %
Fallo medio de agujeros por cartón fallido	4.1	16.3	7.5
Porcentaje de fallo medio por cartón fallido	1 %	4.1 %	0.19 %

Tabla 6.2: Resultados de las digitalizaciones.

Se puede apreciar que el ratio de errores en los agujeros es muy reducido, siendo un número total de agujeros de 976.752 en Francia, 802.128 en Ramón y 763.368 en Domaset. En cuanto al número de cartones fallidos, quitando Domaset, también se observan buenos resultados. Sobre todo teniendo en cuenta que el fallo de un solo agujero considera que un cartón es incorrecto.

En cuanto al análisis del fallo medio de agujeros por cartón se puede deducir que el diseño que mejor ha sido digitalizado es Francia, el peor Domaset y que Ramón es el que mayor número de fallos presenta por cartón fallido.

Esta poca constancia en los datos se explica perfectamente por las muestras de cada base de datos. Francia es un diseño que contiene todo sus cartones del mismo color y

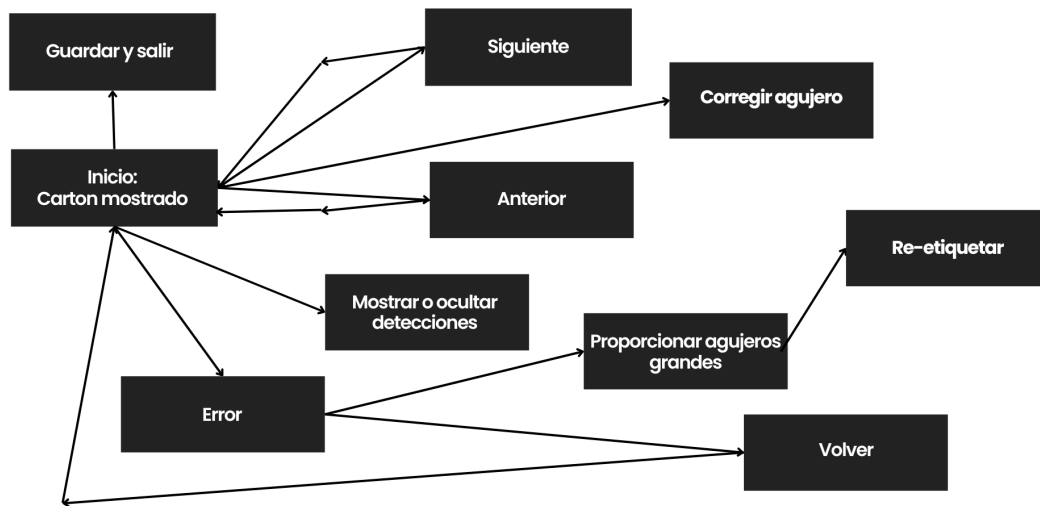


Figura 6.27: Diagrama del funcionamiento de la interfaz de corrección.

centrados en la imagen, Ramón tiene los cartones centrados y la variabilidad en el color de sus tarjetas es muy elevada 5.4.1 y Domaset tiene mucha variabilidad en el color de sus tarjetas y además los cartones no están centrados en la imagen y hay partes borrosas 5.4.3.

Algunos de los errores más comunes se pueden observar en la figura 6.28, normalmente son agujeros no detectados, fondo que parece un agujero debido a que contiene píxeles negros y cuerdas que se detectan como agujeros o que los tapan.

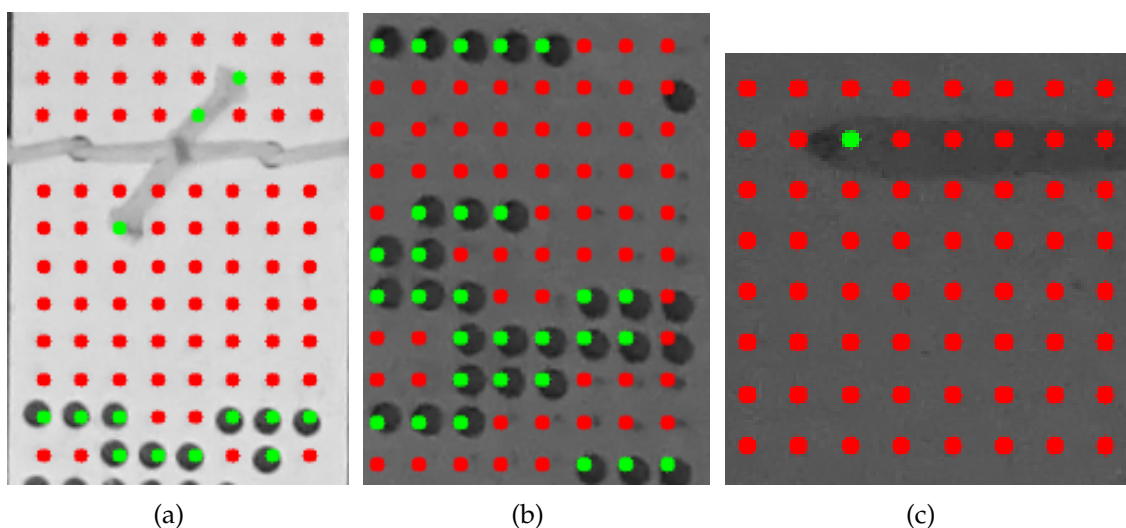


Figura 6.28: Errores más comunes en la detección de agujeros.

En cualquier caso, ya sea por los mejores resultados en las mejores condiciones o por los peores resultados en las peores condiciones, se obtiene una digitalización adecuada en lo que respecta a los agujeros por tarjeta.

6.10 Generación de ficheros Adobe Illustrator

Para finalizar todo el proceso de digitalización, es necesario transcribir toda la información en un formato útil para la empresa. Normalmente los cartones se crean con una máquina de láser que lee comandos para agujerear las tarjetas, estos comandos provienen de un fichero vectorial.

Un archivo vectorial es un tipo de archivo gráfico que utiliza representaciones matemáticas, como puntos, líneas, curvas y formas geométricas, para describir imágenes y gráficos (por ejemplo, el formato SVG). A diferencia de los archivos de imágenes en formato *raster* (más usuales, como los formatos JPEG o PNG) que contienen valores de píxeles individuales.

En Garín se utiliza un fichero vectorial creado mediante Adobe Illustrator, un software de diseño gráfico vectorial para crear gráficos e ilustraciones vectoriales de alta calidad. El objetivo es poder generar un archivo vectorial de cada cartón digitalizado y para ello se parte de una maqueta vectorial de un cartón con todos los agujeros posibles presentes, en la figura 6.29 se puede ver la maqueta. En ella aparecen todos los agujeros posibles en una tarjeta y en la parte superior el número de cartón.



Figura 6.29: Maqueta de Adobe Illustrator con todos los agujeros posibles.

Para automatizar el proceso de creación de ficheros se decide crear un método que dado un cartón y sus detecciones, modifique las líneas y primitivas de la maqueta para que solo conserve los agujeros correspondientes a los detectados. Para ello se ha analizado el contenido del fichero fuente de Adobe, se ha comprendido su estructura y se han localizado las líneas que crean los agujeros, tanto por fila como por columna.

Se deduce la siguiente información:

- Las primitivas de creación de agujeros empiezan en la línea 28889.
- Cuando se crea un agujero, su creación ocupa 6 filas en el fichero.
- El orden de aparición de agujeros es de izquierda a derecha y de arriba a abajo, por orden de filas.
- Cada agujero horizontal se separa por una fila en el archivo con el carácter b.
- Cuando se acaba una fila de agujeros, se separa de la siguiente mediante otra fila con el carácter U.
- En la fila del archivo 31497 aparece un número correspondiente al número de cartón.

Con esta información, el fichero de la maqueta se puede modificar sencillamente para obtener un fichero vectorial de cada cartón digitalizado. Se crea un algoritmo cuyo procedimiento gráfico está ilustrado en la figura 6.30.

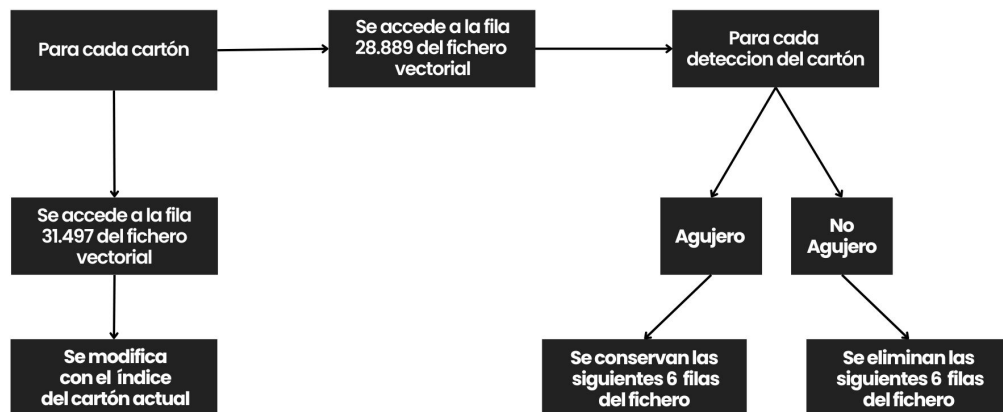


Figura 6.30: Funcionamiento del creador de ficheros vectoriales.

A continuación se describe el funcionamiento con mayor detalle:

- Para cada cartón se recorre su lista de clasificaciones.
- Si se encuentra un agujero, se saltan 6 filas en el fichero que no se modifican para nada.
- Si se encuentra que no hay agujero, se eliminan las siguientes 6 filas del fichero.

- Cuando se pasa de columna, se deben de saltar dos filas para respetar el carácter U mencionado y se continúa con el bucle explicado.
- Cuando se recorren todos los agujeros, ya se tienen solo las filas encargadas de dibujar los agujeros detectados, el resto se han omitido.
- En la fila 31497 se modifica el contenido para que tenga el índice del cartón adecuado.

En la figura 6.31 se puede ver un ejemplo del cartón inicial y su transformación en archivo vectorial.

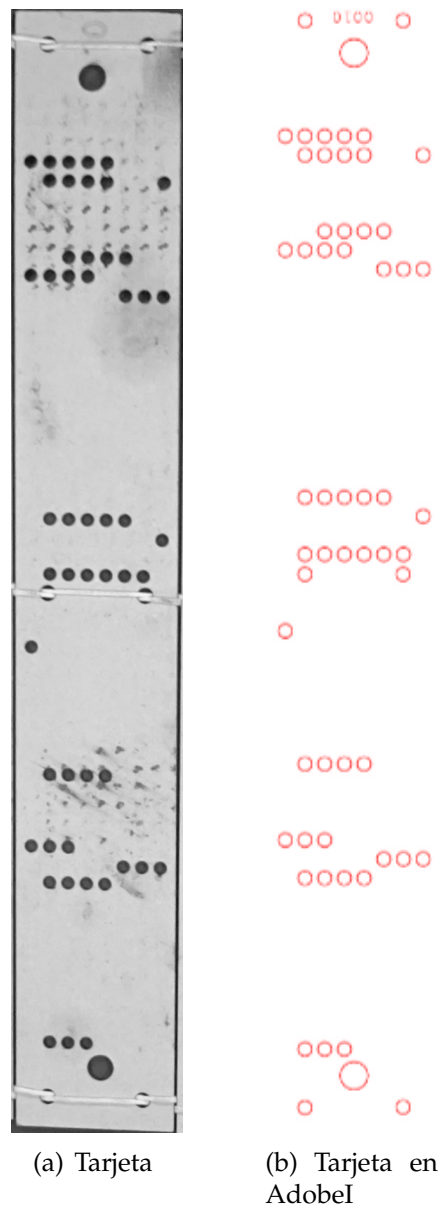


Figura 6.31: Tarjeta junto a su equivalente en Adobe Illustrator.

Es destacable la deformación del cartón original respecto a su equivalente en perfectas condiciones, se puede apreciar que todo el proceso funciona correctamente de principio a fin.

Finalmente, para todos los cartones se obtiene su digitalización vectorial, listos para imprimir y replicar un número ilimitado de veces. Permitiendo tener más de una muestra

por diseño y paralelizar trabajo, aumentando beneficios y reduciendo tiempo de producción.

CAPÍTULO 7

Creación del corpus de segmentación y digitalización de tarjetas perforadas Garín

El objetivo principal de digitalizar los cartones se ha cumplido, con este paso completado se empiezan a valorar los objetivos secundarios. Uno de ellos es la creación de diversos corpus de datos con el fin de dar la posibilidad de entrenar y crear modelos neuronales capaces de sustituir varios procesos de la digitalización. Ya sea para transformar la metodología totalmente neuronal o mixta.

Este capítulo está relacionado con los trabajos futuros, en él se aprovecha todo el trabajo realizado hasta ahora para la creación de los diferentes corpus. También se dan algunas indicaciones sobre posibles formas de organizarlo y posibles usos de los mismos.

Los diferentes procesos se pueden ver nuevamente en la figura 7.1, la idea es poder sustituir uno o varios bloques por arquitecturas neuronales en un futuro.

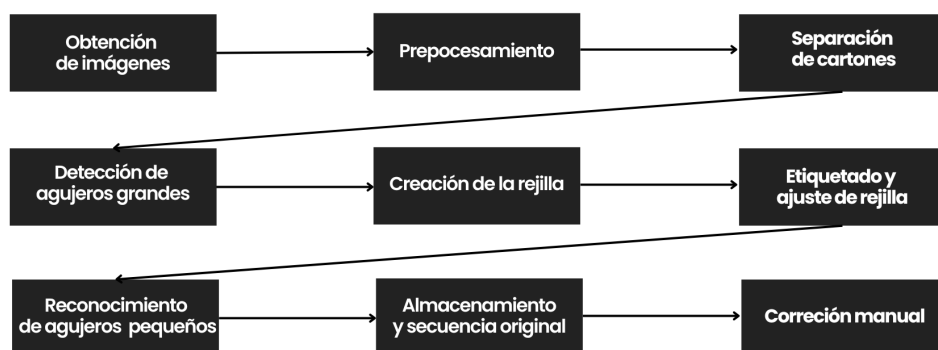


Figura 7.1: Flujo de la metodología.

Siguiendo el orden de aparición por bloque en el flujo de la metodología se presentan los diferentes corpus creados para realizar el entrenamiento de las tareas presentes.

7.1 Preprocesamiento

Una de las tareas más importantes en el proceso de digitalización es la eliminación del ruido en las imágenes y la separación de los cartones respecto al fondo. Concretamente esta tarea es la que tiene unos resultados más deficientes. Existiendo problemas en la iluminación y el color de los cartones, es muy complicado eliminar el fondo debido a las limitaciones de la umbralización.

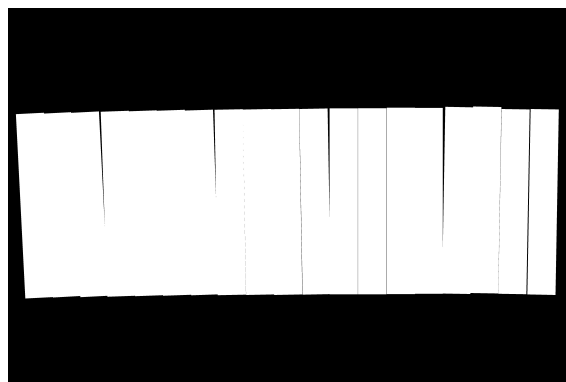
Por otra parte, un modelo neuronal de segmentación de imágenes podría realizar esta tarea y generalizar mejor. Normalmente este tipo de modelos reciben una imagen de entrada a segmentar y devuelven una imagen resultado con los diferentes objetos a segmentar con un valor de píxel concreto por clase. Para el caso de las tarjetas, se necesitaría la imagen original de la base de datos, creada en el capítulo 5 y una imagen binaria con el fondo negro y los cartones blancos, siendo este par de imágenes los datos y las etiquetas que se utilizan en el entrenamiento. Al ser un problema de dos clases, fondo y cartones, con dos valores de píxel es suficiente.

De esta manera se pueden utilizar las imágenes creadas por la red como máscara para segmentar los conjuntos de cartones y separarlos del fondo. Con este objetivo se crea un corpus de datos con estas características.

Utilizando todo el proceso de digitalización, se crea una máscara de cada imagen. Dentro del proceso, existe un punto en el que se localizan los agujeros grandes de cada tarjeta y se obtienen las 4 esquinas del cartón a partir de ellas. Sabiendo las esquinas de cada cartón en una imagen se puede crear una binaria de todos los presentes. En la figura 7.2 se puede ver el resultado de aplicar este proceso a una muestra.



(a) Dato



(b) Etiqueta

Figura 7.2: Par de imágenes dato etiqueta del corpus de segmentación.

Obteniendo este par de imágenes para cada una de las bases de datos, se cuenta con unas 1118 muestras totales. Es una cifra bastante reducida y dependiendo de la dificultad de la tarea se pueden necesitar un mayor o menor de ellas. Aparentemente parecen pocos datos y puede haber sobre-ajuste.

Para intentar abordar tal problema existen un par de opciones: obtener más datos o utilizar técnicas de transferencia de aprendizaje con el fin de aprovechar parámetros de modelos pre-entrenados.

7.2 Separación de cartones

Con el fin de segmentar cada cartón por separado de forma adecuada también se podrían utilizar modelos de segmentación de imágenes. Este tipo de modelos se podrían utilizar para separar los cartones a partir de una imagen obtenida por el anterior proceso descrito o por las imagen originales directamente. Conforme más sencilla sea la tarea mejor, de todas maneras existen tales opciones y todas son plausibles.

Este proceso puede llegar a sustituir a varios de los bloques de la metodología, llegando hasta el punto en el que se detectan los agujeros grandes y se segmentan los cartones individualmente. Utilizando un enfoque similar a la creación de datos anterior, de cada cartón por separado se obtiene su máscara, en la figura 7.3 se puede ver un par de ejemplos de esto:



(a) Máscara 1



(b) Máscara 2

Figura 7.3: Par de máscaras por cartón.

Con estos datos se pueden alimentar diversos modelos neuronales para obtener las máscaras de cada cartón por separado. Estos modelos se conocen como modelos de seg-

mentación de instancias y un ejemplo de ellos es Mask R-CNN, en el que para cada cartón se proporciona su clase, cuadro delimitador y máscara.

Esta base de datos cuenta con unas 19.580 muestras considerando todos los cartones repetidos, que como han sido capturados desde diferentes ángulos pueden ser de ayuda. Es una cantidad más adecuada y que en base a la dificultad del problema puede llegar a ser suficiente.

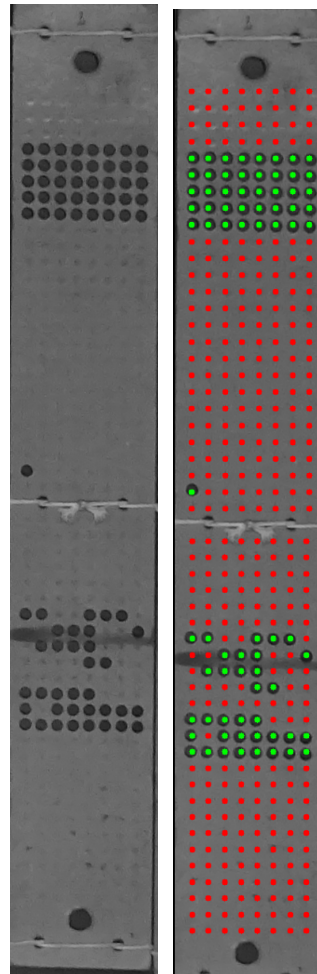
7.3 Reconocimiento de agujeros pequeños

Finalmente el último bloque de la metodología sustituible, es aquel que a partir de las imágenes de los cartones individuales obtiene el contenido de las tarjetas. Esta tarea se puede enfocar de diversas maneras, de entre todas las posibles se ha decidido crear un corpus de entrenamiento para un modelo de imagen a imagen.

Utilizar un modelo de imagen a texto que devuelva la lista de posiciones en las que hay ausencia o presencia de agujero tiene muchas combinaciones, pese a ser posible, se ha considerado más sencillo que a partir de una imagen de un cartón se dibuje sobre ella las detecciones. Por ello se crea una nueva base de datos en las que los datos son las tarjetas individuales y las etiquetas las tarjetas con las detecciones dibujadas. En la figura 7.4 se puede ver una muestra con el par de valores.

Con este par de imágenes se puede entrenar una gran cantidad de modelos neuronales basados en imágenes, convoluciones, visión transformers o transferencia de aprendizaje. Simplemente habría que diseñar una técnica para obtener la información de las imágenes resultantes, que podrían ser otros modelos neuronales o simplemente detectar si hay presencia de píxeles rojos o verdes en las diferentes posiciones de una rejilla, equivalente a la creada en el proceso de digitalización en la sección 6.4. Análogamente a la anterior base de datos también cuenta con un número de muestras igual a 19.580, correspondientes a cada uno de los cartones.

Gracias a las diferentes bases de datos se puede empezar a realizar experimentaciones capaces de modernizar, todavía más, el proceso de digitalización de las tarjetas perforadas Jacquard y mejorar, eliminar o validar los diferentes corpus creados para el entrenamiento neuronal en base a los resultados obtenidos.



(a) Dato (b) Etiqueta

Figura 7.4: Par de imágenes dato etiqueta del corpus de detección.

CAPÍTULO 8

Generación del diseño

Otro de los objetivos es la creación de un tejido digital en base a los cartones digitalizados. La creación de esta imagen, por una parte, permite comprobar al operador si todo el proceso ha sido correcto con solo observar las imágenes resultantes. Por otra parte, el beneficio para la empresa es de mayor importancia, se puede visualizar un diseño sin la necesidad de bordar y coser un telar entero, gastar dinero y materiales.

Esto se agudiza cuando se conoce la presencia de ciertos diseños que llevan décadas en los almacenes y que no se sabe la forma ni los patrones que tienen. Crearlos en la máquina implica una serie de inversiones temporales y monetarias que no aseguran éxito porque puede que los motivos no sean estéticos o adecuados. En este capítulo se presenta un algoritmo capaz de realizar esta tarea.

8.1 Orden de tejido

Primeramente es necesario comprender el orden en el que la máquina de Jacquard lee los comandos presentes en las tarjetas. Cada tarjeta corresponde al entrelazado de un color en una fila del diseño, por ello los 408 agujeros presentes, hacen referencia a los 408 posibles puntos presentes en una fila del diseño. La secuencia de lectura de los hilos se codifica en un orden específico, la manera más adecuada de ilustrar este orden es a través de una imagen, en la figura 8.1 se presenta un cartón cuyo orden de lectura es representado mediante números de manera ascendente.

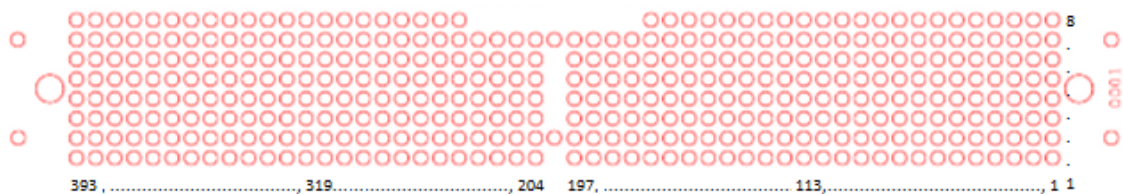


Figura 8.1: Orden de lectura de los agujeros en una tarjeta.

Como se puede apreciar, dado un cartón orientado en la posición de la imagen y estando su agujero inicial a la derecha: el orden de lectura empieza por el agujero situado abajo a la derecha y sigue hacia arriba hasta el agujero etiquetado como el número 8. Cuando se acaba de leer una columna se continúa con la columna situada a su izquierda, en el primer caso por el agujero número 9, justo el contiguo al agujero designado como 1.

Básicamente se van leyendo los agujeros por columnas de abajo hacia arriba empezando por la columna de la derecha. Cabe destacar que los 8 agujeros situados en el centro del cartón no se utilizan nunca en el tejido y que son para un tema de sujeción de la máquina. El número de agujeros real es 400, correspondiente al último agujero de arriba a la izquierda.

8.2 Algoritmo de creación de diseños

Dado este orden se leen las detecciones presentes en los jsons almacenados. Antes de entrar en el algoritmo es necesario aclarar algunos conceptos del funcionamiento de la máquina Jacquard.

Cuando la máquina lee las tarjetas una por una, se ha comentado que cada una de ellas corresponde a un color en una fila del diseño, no obstante no hay ningún indicio de cuántos colores hay por fila. Incluso en diferentes versiones de un mismo diseño se pueden utilizar un mayor o menor número de colores.

Como la información de los cartones no contiene el número de colores a utilizar ni qué color debe aplicarse en cada momento es imposible recrear los tejidos en color sin la presencia de algún tipo de metadato que acompañe los datos obtenidos de los propios cartones.

Lamentablemente, esta información no parece estar guardada en los cartones ni siquiera como anotaciones manuscritas en los mismos.

Los tejedores, por otra parte, conocen los diseños de memoria, por lo que aparentemente no echan en falta esos metadatos que son necesarios en el proceso de recreación.

A falta de esta información, vamos a generar las imágenes en blanco y negro si bien la inclusión de colores, en caso de tener esos datos, no sería muy compleja y queda para trabajos futuros.

Por otra parte, en blanco y negro siguen habiendo problemas, aunque todos los cartones tengan el mismo color se desconoce a qué fila corresponde cada uno y el número de estos por fila es variable. Para realizar un dibujo idéntico falta información, porque aunque se utilice una máquina sigue siendo un proceso manual.

Dicho esto, se ha creado un algoritmo capaz de abordar la creación de los diseños de forma aproximada. En la figura 8.2 se puede observar un diagrama sobre su funcionamiento y a continuación se explica por pasos:

- Se crea un lienzo en blanco
- Para cada cartón se leen sus detecciones en el orden mencionado.
- En el caso del primer cartón se dibujan los agujeros encontrados en la primera fila del lienzo.
- Para el siguiente cartón, se comprueba si sus agujeros detectados colisionan con alguna posición o píxel de los encontrados en el primer cartón.
- En caso de no coincidir ninguna posición, el contenido de los agujeros detectados de ese cartón se dibujan en la misma fila que los agujeros pintados de su cartón precedente.

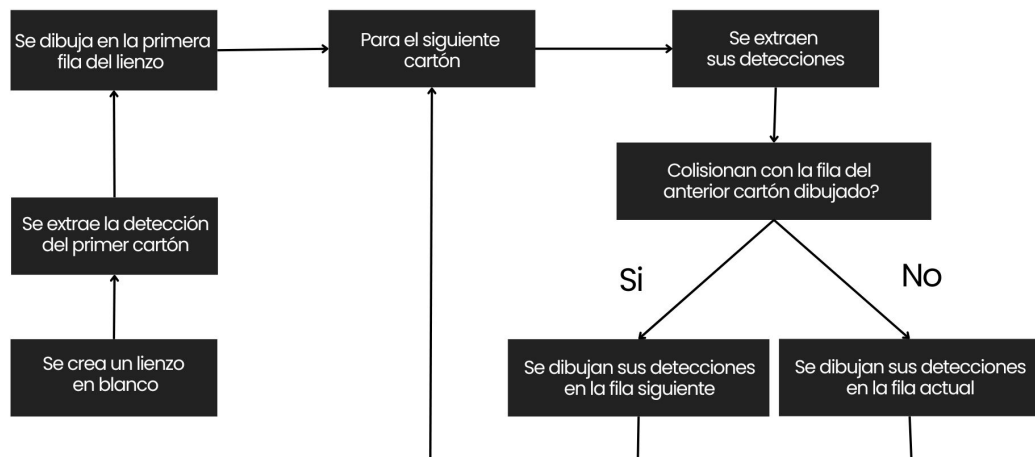


Figura 8.2: Diagrama del algoritmo de creación del diseño.

- En caso de coincidir alguna posición, el contenido de los agujeros detectados de ese cartón se dibuja en la fila superior a la de los agujeros pintados de su cartón precedente.
- De esta manera las colisiones en el diseño guían la selección de cartones por línea en el proceso de pintado.
- Se realiza el proceso para todos los cartones hasta que se obtiene el diseño.

Se trata de acoplar todas las piezas y aplastarlas, en el momento en el que hay alguna colisión, se superpone una pieza sobre otra.

8.3 Posibles problemas

Debido a la falta de información siguen habiendo ciertos escenarios que no se pueden representar correctamente. Puede ser que un cartón no colisione con su anterior pero que realmente no pertenezca a esa fila, sino a la siguiente o que haya líneas totalmente en blanco.

Por otra parte, cada error tiene un efecto desencadenante que puede hacer fallar a filas superiores ya que se altera el orden de cartones y pueden haber nuevas colisiones que no deberían de realizarse al cambiar el orden de aparición por fila.

Otro factor detonante puede ser algún error en la detección de agujeros o en la reconstrucción de la secuencia original.

Para intentar reducir algunos de estos errores se modifica el algoritmo levemente:

- Ahora para que un tarjeta pase a una fila superior, debe de colisionar con su tarjeta anterior más de un 50 % de sus agujeros.
- En caso de no colisionar más de ese número de agujeros, se dibujan sus detecciones en la fila correspondiente y sólo donde no haya un píxel pintado, cuando lo hay, se dibuja ese mismo píxel en la fila superior.

- Para cada píxel pintado en la imagen se comprueba si tiene píxeles dibujados y contiguos a él en una ventana de 1x5 y de 5x1 filas y columnas. En caso de no tener píxeles dentro de esas ventanas, se borran de la imagen. Este proceso se realiza para eliminar ruido en el fondo debido a los diversos fallos presentes.

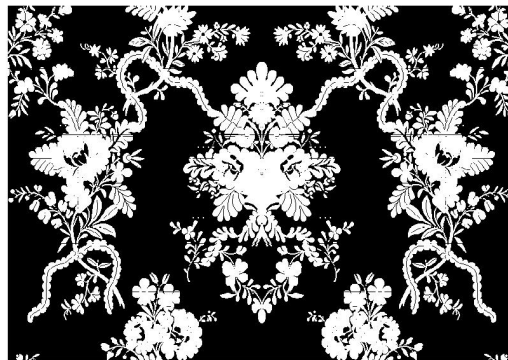
Gracias a estos cambios se solucionan los posibles errores introducidos en el proceso de digitalización, dejando sólo los que son inherentes a la falta de información en el proceso de tejido y quizás alguno a causa de la reconstrucción de la secuencia original.

8.4 Resultados de los dibujos

Finalmente se presentan los resultados de cada diseño, junto con su versión física. En las figuras 8.3, 8.4, 8.5 y 8.6 se pueden apreciar los diseños de Francia, Alcázar, Ramón y Domaset en orden correspondiente.



(a) Diseño real



(b) Diseño creado

Figura 8.3: Creación digital diseño de Francia.



(a) Diseño real



(b) Diseño creado

Figura 8.4: Creación digital diseño de Alcázar.

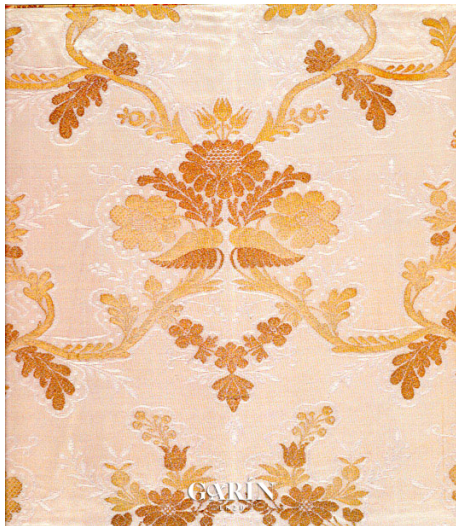


(a) Diseño real

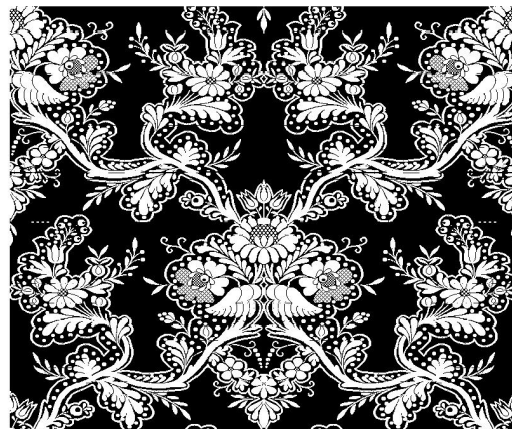


(b) Diseño creado

Figura 8.5: Creación digital diseño de Ramón.



(a) Diseño real



(b) Diseño creado

Figura 8.6: Creación digital diseño de Domaset.

Con estos resultados se puede comprobar que dentro de los posibles errores, la gran mayoría del proceso de digitalización es correcto, de lo contrario no se verían todos los patrones, motivos y siluetas tan visibles y similares. Es una herramienta que valida todo el trabajo y que puede ser útil en un futuro para corregir errores o crear otros procesos, entre ellas destacamos las siguientes:

- Se podría crear una opción que, dado un píxel, se dirigiera al cartón del cual ha sido creado para, en caso de detectar un fallo en el tejido, saber dónde hay que corregirlo.
- Se podría crear el tejido utilizando colores o intensidad de colores que reflejen la confianza de los algoritmos de reconocimiento de las tarjetas perforadas. Sería una forma de señalar directamente cómo se refleja en el tejido los agujeros de los cuales se sospecha que pueden haber sido mal clasificados. De esa manera, el experto que

conoce el tejido puede centrar su atención en esas zonas y confirmar si la clasificación ha sido correcta.

- Ampliar la entrada para admitir metadatos que permitan realizar el diseño en color y que sea capaz de eliminar las ambigüedades sobre el avance del tejido que, en este momento, se apoya en unos heurísticos (que, por otra parte, parecen funcionar razonablemente bien).
- En general, es posible realizar el proceso inverso y, una vez diseñado o modificado un tejido, ser capaces de crear la secuencia de tarjetas perforadas acompañadas de las instrucciones/metadatos necesarios para que los operarios puedan realizar el tejido con las indicaciones de qué colores seleccionar.

En cualquier caso son unos resultados positivos y que acompañan a todo el proceso de digitalización.

CAPÍTULO 9

Conclusiones y trabajos futuros

En este capítulo se presentan las conclusiones tras estudiar el estado del arte relacionado con el proyecto, analizar los posibles problemas presentes, realizar el proceso de digitalización de cuatro diseños diferentes, y obtener y analizar los resultados obtenidos.

Para valorar adecuadamente el trabajo realizado se ha de discutir la realización de los objetivos propuestos inicialmente 1.4. Finalmente se ha diseñado y ejecutado un prototipo para digitalizar las tarjetas Jacquard mediante el uso de técnicas de visión por computador. Los resultados en las detecciones, muestran unos porcentajes de error por agujero que no llega al 1 % del total y un porcentaje de error por cartón que oscila sobre el 15 % del total. Estos errores son subsanados con poco esfuerzo gracias a una herramienta interactiva cuyo diseño forma parte de este trabajo.

En cuanto al tiempo de digitalización, el cuello de botella reside en el tiempo en que se tardan en capturar las tarjetas, siendo un proceso manual que oscila entre 8 y 12 horas de duración. Mientras que el propio algoritmo procesa todas las tarjetas entre aproximadamente 15 y 25 minutos según las dimensiones de la colección y mediante un laptop con procesador Intel Core i7 y 16 GB de memoria RAM. Estos tiempos representan una diferencia sustancial respecto al tiempo de réplica original que puede durar alrededor de 1 o 2 meses.

También se han almacenado todas las digitalizaciones en un formato útil, totalmente replicable y de forma inmediata mediante JSON y los ficheros vectoriales de Adobe. A falta de formatos estándar para almacenar tarjetas Jacquard, un formato texto permite convertir trivialmente a cualquier otro razonablemente.

En este caso la mejora respecto al método tradicional es exponencial/espectacular a nivel de esfuerzo pero también de ergonomía y propensión a errores ya que hasta ahora se apuntaba el contenido de los cartones manualmente y se tenía que transcribir a un programa de diseño gráfico (también manualmente) y ahora el proceso manual se limita a supervisar visualmente las marcas realizada sobre una fotografía al tiempo que una recreación digital de los tejidos permite ver el resultado que darán esos cartones una vez instalados en los telares.

Respecto a los objetivos secundarios se ha mejorado el prototipo de digitalización a lo largo del proceso y se han creado corpus de imágenes para su posterior uso en entrenamiento de sistemas de aprendizaje profundo. El último objetivo secundario se ha cumplido satisfactoriamente con un algoritmo capaz de visualizar los dibujos a partir de los resultados obtenidos de los cartones y se ha comprobado que se corresponden a los diseños reales.

Se puede concluir, teniendo en cuenta las diversas dificultades presentadas en la adquisición del corpus y que la literatura respecto al campo es casi nula, que se han cumplido todos los objetivos propuestos.

En cuanto a los trabajos futuros, quedaría pendiente la adaptación del proceso al uso de redes neuronales que tengan en cuenta toda la variabilidad presente en el sistema. Probablemente sería necesario aumentar el número de colecciones a fin de disponer de un corpus lo suficientemente grande para que las redes puedan generalizar adecuadamente. Por ello se quiere mejorar la definición del corpus y ampliarlo a otras secuencias que quedan por digitalizar, hay un total de 300 diseños en la fábrica almacenados. También se podría pensar en una ampliación de más calado consistente en generar automáticamente tarjetas a partir de imágenes de gran calidad de tejidos reales

Actualmente está previsto seguir colaborando un tiempo más en la empresa para terminar de digitalizar otros tejidos y se está elaborando una publicación científica fruto de este trabajo, apuntando al *Journal on Computing and Cultural Heritage* [48] relacionado con el uso de tecnologías para apoyar el patrimonio cultural.

Finalmente, también cabe destacar que todo el proyecto ha sido realizado en un ambiente laboral activo, que no goza de las facilidades dadas en la gran mayoría de los trabajos realizados durante el aprendizaje académico y que tiene una gran cantidad de problemas relacionados con la gestión directa de procesos con una empresa, además de la propia idiosincrasia de la empresa, con procesos manuales en toda la cadena de producción.

Bibliografía

- [1] valgrAI. Valencian Graduate School Artificial Intelligence. <https://valgrai.eu/>, 2023.
- [2] GVA. Generalitat Valenciana. <https://www.gva.es/va/inicio/presentacion>, 2012.
- [3] Garín. Garín 1820. <https://garin1820.com/>, 2000.
- [4] Chao Li, Jun Li, Yafei Li, Lingmin He, and Xiaokang Fu. Fabric defect detection in textile manufacturing: A survey of the state of the art. *Security and Communication Networks*, 2021:1–13, 05 2021.
- [5] Richard Szeliski. *Computer vision algorithms and applications*. Springer, London; New York, 2011.
- [6] 1858 Posselt, Emanuel Anthony. The Jacquard machine analyzed and explained: with an appendix on the preparation of Jacquard cards. <https://archive.org/details/details/jacquardmachinea00poss>, 1858.
- [7] Ayman Sharif and A. H. Abdul Hafez. Visual system for punched card reading in textile industry. *Automatika*, 58(4):429–438, 2017.
- [8] W.K. Wong. Front matter. In W.K. Wong, editor, *Applications of Computer Vision in Fashion and Textiles*, The Textile Institute Book Series, pages i–iii. Woodhead Publishing, 2018.
- [9] H.Y.T. Ngan, G.K.H. Pang, S.P. Yung, and M.K. Ng. Defect detection on patterned jacquard fabric. In *32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2003. Proceedings.*, pages 163–168, 2003.
- [10] Nilesh Tejram Deotale and Tanuja K. Sarode. Fabric Defect Detection Adopting Combined GLCM, Gabor Wavelet Features and Random Decision Forest. *3D Research*, 10(1):5, March 2019.
- [11] Min Li, Shaohua Wan, Zhongmin Deng, and Yajun Wang. Fabric defect detection based on saliency histogram features. *Computational Intelligence*, 35(3):517–534, 2019.
- [12] Navneet Kaur and Mandeep Dalal. Application of machine vision techniques in textile (fabric) quality analysis. *IOSR Journal of Engineering*, 02, 04 2012.
- [13] Jaume Escofet, María S. Millán, and Miquel Ralló. Modeling of woven fabric structures based on fourier image analysis. *Appl. Opt.*, 40(34):6170–6176, Dec 2001.
- [14] Jagdish Lal Raheja, Sunil Kumar, and Ankit Chaudhary. Fabric defect detection based on glcm and gabor filter: A comparison. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 124(23):6469–6474, 2013.

- [15] Liwen Song, Ruizhi Li, and Shiqiang Chen. Fabric defect detection based on membership degree of regions. *IEEE Access*, 8:48752–48760, 2020.
- [16] A. Kumar and G.K.H. Pang. Defect detection in textured materials using gabor filters. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 38(2):425–440, 2002.
- [17] Pengfei Li, Huanhuan Zhang, Junfeng Jing, Renzhong Li, and Juan Zhao. Fabric defect detection based on multi-scale wavelet transform and gaussian mixture model method. *The Journal of The Textile Institute*, 106(6):587–592, 2015.
- [18] Henry Y.T. Ngan, Grantham K.H. Pang, S.P. Yung, and Michael K. Ng. Wavelet based methods on patterned fabric defect detection. *Pattern Recognition*, 38(4):559–576, 2005.
- [19] Liang Jia, Chen Chen, Jiuzhen Liang, and Zhenjie Hou. Fabric defect inspection based on lattice segmentation and gabor filtering. *Neurocomputing*, 238:84–102, 2017.
- [20] Henry Y.T. Ngan, Grantham K.H. Pang, and Nelson H.C. Yung. Ellipsoidal decision regions for motif-based patterned fabric defect detection. *Pattern Recognition*, 43(6):2132–2144, 2010.
- [21] Hong gang Bu, Jun Wang, and Xiu bao Huang. Fabric defect detection based on multiple fractal features and support vector data description. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(2):224–235, 2009.
- [22] Yiliang Wang, Na Deng, and Binjie Xin. Investigation of 3d surface profile reconstruction technology for automatic evaluation of fabric smoothness appearance. *Measurement*, 166:108264, 2020.
- [23] Sneha Kulkarni, Kajal Jojare, Vaishnavi Bhosale, and Priyanka Arude. Textile fabric defect detection. *IJARCCCE*, 5(12):476–478, 2016.
- [24] Wenbin Ouyang, Bugao Xu, Jue Hou, and Xiaohui Yuan. Fabric defect detection using activation layer embedded convolutional neural network. *IEEE Access*, 7:70130–70140, 2019.
- [25] Hao Zhou, Byunghyun Jang, Yixin Chen, and David Troendle. Exploring faster rcnn for fabric defect detection. In *2020 Third International Conference on Artificial Intelligence for Industries (AI4I)*, pages 52–55. IEEE, 2020.
- [26] Ke Yan, Adrian Chong, and Yuchang Mo. Generative adversarial network for fault detection diagnosis of chillers. *Building and Environment*, 172:106698, 2020.
- [27] E. R. Davies. *Computer Vision, Fifth Edition: Principles, Algorithms, Applications, Learning*. Academic Press, Inc., USA, 5th edition, 2017.
- [28] OpenCV. OpenCV. <https://opencv.org/>, 2023.
- [29] OpenCV. Camera Calibration. https://docs.opencv.org/4.5.4/dc/dbb/tutorial_py_calibration.html, 2013.
- [30] OpenCV. Image Filtering. https://docs.opencv.org/3.4/d4/d86/group__imgproc__filter.html#ga564869aa33e58769b4469101aac458f9, 2013.
- [31] OpenCV. Histogram Equalization. https://docs.opencv.org/4.x/d5/daf/tutorial_py_histogram_equalization.html, 2013.
- [32] Canny Edge Detection. 09gr820, 2009.

- [33] OpenCV. Canny Edge Detection. https://docs.opencv.org/3.4/da/d22/tutorial_py_canny.html, 2013.
- [34] OpenCV. Contours. https://docs.opencv.org/4.x/d4/d73/tutorial_py_contours_begin.html, 2013.
- [35] OpenCV. Morphological Transformations. https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html, 2013.
- [36] OpenCV. Image Thresholding. https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html, 2018.
- [37] J. Illingworth and J. Kittler. A survey of the hough transform. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 44(1):87–116, 1988.
- [38] OpenCV. Hough Line Transform. https://docs.opencv.org/4.x/d9/db0/tutorial_hough_lines.html, 2018.
- [39] OpenCV. Hough Circle Transform. https://docs.opencv.org/4.x/d4/d70/tutorial_hough_circle.html, 2013.
- [40] OpenCV. Structural Analysis and Shape Descriptors. https://docs.opencv.org/3.4/d3/dc0/group__imgproc__shape.html, 2013.
- [41] OpenCV. Scale-Invariant Feature Transform. https://docs.opencv.org/4.x/da/df5/tutorial_py_sift_intro.html, 2013.
- [42] Sony. Especificaciones y características completas. <https://www.sony.es/electronics/camaras-compactas-cyber-shot/dsc-hx60-hx60v/specifications>, 2014.
- [43] Imaging. Imaging System Parameter Calculator. <https://www.edmundoptics.es/knowledge-center/tech-tools/imaging-system-parameter-calculator/>, 2017.
- [44] Imaging. Imaging lens selector. <https://www.edmundoptics.es/Tools/imaginglenswizard>, 2017.
- [45] Neewer. NEEWER A163 Detachable Desk Mount Stand. <https://es.neewer.com/products/neewer-a163-detachable-3-section-magic-arm-66600555?shpxid=40f389c9-ad05-4a7b-a28b-45c1ced90f16>, 2022.
- [46] Neewer. NEEWER 2 Led. https://neewer.com/products/neewer-2-packs-tabletop-led-video-lighting-66600851?_pos=16&_sid=2d1d7fe37&_ss=r, 2022.
- [47] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. Surf: Speeded up robust features. In *Computer Vision—ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, May 7–13, 2006. Proceedings, Part I 9*, pages 404–417. Springer, 2006.
- [48] Association for Computing Machinery. Journal on Computing and Cultural Heritage. <https://dl.acm.org/journal/jocch>, 2023.

9.1 Anexos

9.1.1. Anexo A. Cálculo de esquinas por ratio

Cartón modelo:

$$x_1, y_1 = 191,5, 394,57$$

$$x_2, y_2 = 191, 1974,97$$

$$D = 1974,97 - 394,57$$

$$V_{pix} = 2080 - 287$$

$$H_{pix} = 328 - 56,5$$

$$R_1 = \frac{H_{pix}}{V_{pix}} \quad R_2 = \frac{D}{V_{pix}}$$

Dado un nuevo cartón y sus x_1, y_1, x_2, y_2

$$v_{pix} = \frac{d}{R_2} \quad h_{pix} = v_{pix} \cdot R_1$$

$$\Delta y = \frac{v_{pix} - d}{2} \quad \Delta x = \frac{h_{pix}}{2}$$

$p_1 = \text{agujero } x_1 - \Delta x, \text{ agujero } y_1 - \Delta y$
 $p_2 = \text{agujero } x_2 + \Delta x, \text{ agujero } y_1 - \Delta y$
 $p_3 = \text{agujero } x_2 - \Delta x, \text{ agujero } y_2 + \Delta y$
 $p_4 = \text{agujero } x_2 + \Delta x, \text{ agujero } y_2 + \Delta y$

The diagram shows a vertical rectangle with width H_{pix} and height V_{pix} . A hole is located at coordinates (x_1, y_1) and (x_2, y_2) with diameter D . The calculations determine the corner offsets (p_1, p_2, p_3, p_4) based on the ratio of the hole's diameter to the paper's dimensions. The diagram also shows the hole's position relative to the corners and the resulting corner offsets Δx and Δy .