基於影像處理與機器學習技術之 聚丙烯共擠壓保護膜分層厚度分析系統

*陳銘哲、陳奕文

南臺科技大學電子工程系 *jerryhata@stust.edu.tw

摘要

本研究提出「基於影像處理與機器學習技術之聚丙烯(Polypropylene,PP)共擠壓(co-extrusion)保 護膜分層厚度分析系統」,係由保護膜截面取樣裝置、數位顯微鏡、後端數據分析平台所組成。保護膜截 面取樣裝置採 3D 列印技術設計製成,用於裁切取得保護膜截面(cross-section),進而置於數位顯微鏡以 拍攝截面影像。後端數據分析平台主要包含分層厚度分析模組、數據可視化模組、與資料庫模組。分層厚 度分析模組以本研究所提出之影像處理結合機器學習分析機制,計算出截面影像中保護膜之基材層(base layer)與黏著層(adhesive layer)之厚度與比例等數據。這些數據可進一步透過數據可視化模組呈現,並 記錄於資料庫模組中。實際測試結果顯示,所提之分析機制之準確度達 92%,可實現自動分析之目的。 經由本系統之研製,保護膜產品品質檢測流程得以標準化與資訊化,亦同時縮短檢測作業時間,進而實現 產品品管數位轉型之目標。

關鍵詞:保護膜、共擠壓、影像處理、機器學習、數位轉型

A Layered Thickness Analysis System Based on Image-Processing with Machine-Learning Technologies for Polypropylene Co-extrusion Films

*Ming-Che Chen, Yi-Wen Chen

Department of Electronic Engineering, Southern Taiwan University of Science and Technology

Abstract

This study proposes a layered thickness analysis system for polypropylene (PP) co-extrusion protective films, utilizing image processing and machine learning. The system comprises a 3D-printed film cross-section sampling device, a digital microscope, and a back-end data analysis platform. The sampling device is used to obtain the cross-section of the film, which is then imaged by the digital microscope. The back-end data analysis platform consists of a layered thickness analysis module, a data visualization module, and a database module. The proposed image processing with machine learning scheme accurately calculates the thickness and ratio of the film's base and adhesive layers in the cross-section image. These results can be further presented through the data visualization module and recorded in the database module. The experimental results show that the accuracy of the system has reached 92%, achieving automatic analysis. This system can standardize and digitize the quality inspection process for film products, shorten inspection time, and realize the digital transformation of product quality control. **Keywords: Protective film, Co-extrusion, Image processing, Machine learning, Digital transformation**

Received: May 10, 2023; first revised: Jul. 9, 2023; accepted: Aug. 2023. Corresponding author: M.-C. Chen, Department of Electronic Engineering, Southern Taiwan University of Science and Technology, Tainan 710301, Taiwan.

壹、前言

臺灣塑膠膜袋製品製造業屬於內外銷並重之產業。近年來主要外銷出口區域包含北美、中國大陸、 日本、韓國、東協等。塑膠膜袋產品種類繁多,國內外競爭對手眾多,因此如何區隔市場並提升產品附 加價值以保持競爭優勢,乃本產業發展之重要戰略之一。此外,近年來聯合國制定與倡導之減碳製造及 永續發展目標(sustainable development goals, SDGs)驅使下,世界各國致力於推動可循環、可分解、容 易回收的塑膠製品,連帶要求供應商採取相應行動,諸如塑膠製品本身是否容易回收且再利用率高,或 採用可回收再利用的塑膠材料,生產製程中是否導入綠色設計等[1],令本產業之加速生產管理資訊化成 為當務之急,以讓客戶端及主管機關掌握是否符合減碳生產及永續發展目標之訴求。

屬於臺灣企業主力生產的塑膠膜袋製品-共擠壓保護膜(co-extrusion protective films)乃是光學級保 護膜(圖1所示),廣泛應用在製程生產、各類加工或運輸過程時用來進行產品表面保護、防止汙染或外 傷發生,諸如背光模組、擴散片、導光板、聚光片、偏光片及 3C 家電外殼等在製品或產品之表面保護, 不論是國內或國外、科技廠或是傳統產業均運用需求,可見此產品在國內外均有著高獲益的利基市場, 相對的市場競爭卻也日趨激烈。因此研製創新產品、提高品管效益、乃至於降低生產成本便是相關企業 維持競爭力的重要課題。



圖1 常見共擠壓保護膜產品外觀與應用[2]



圖 2 雙層共擠壓膜製程示意圖

以圖 2 之雙層共擠壓膜製程為例,共擠壓保護膜由基材層(base layer)原料與黏著層(adhesive layer) 原料共擠壓製成,作為避免底層材質受外界無法預測的影響(例如:碰、磨、刮、或割等異常接觸)。一 般常見的保護膜基材層原料為聚丙烯(Polypropylene, PP)、聚乙烯(Polyethylene, PE)、聚氯乙烯(Polyvinyl Chloride, PVC)、聚對苯二甲酸乙二酯(Polyethylene Terephthalate, PET)等材質,可對應不同的強度、 耐溫、耐磨耗等需求選用。黏著層則大多為各種接合劑,其中水性丙烯酸黏著劑,因其易於調整黏著強 度,且具有較佳透明性和耐候性佳,最為普遍被採用,然而黏著劑為共擠壓保護膜產品生產主要成本來 源。對此,如何降低黏著層原料使用量,以降低生產成本,卻能兼顧產品品質,進而提升競爭力,乃是 重要關鍵。再者,如何確保共擠壓保護膜的均勻性(uniformity),即基材層與黏著層之分層厚度分佈的一 致性,以減少保護膜破裂或黏著品質不均等問題,亦是長期以來研究關注的議題。總而言之,如何在生 產階段分析基材層與黏著層之厚度比例,以精準掌握用料比例為品管上重要的課題。

要掌握共擠壓保護膜產品品質(特別是均勻性),現階段有四種作法,其一是於生產過程中量測基材 層與黏著層之高分子聚合物在共擠壓模頭擠出口之流動方向與分層厚度變化,藉此分析其分層厚度之均 与性以掌握保護膜之黏彈性品質,如文獻[3][4]之成果。這種方法可以被視為製程階段的監控策略,該策 略要求在生產設備上安裝監控裝置(例如攝像機和邊緣運算設備)。此外,操作人員需要使用特定的分析 軟件,以在共擠壓過程中對配方流動和應力進行分析,進而預測產品的均勻性。然而,這種方法的成本 相對較高,並且無法確保對成品的均勻性分佈有充分的掌握。其二是藉由生產機台所提供的用料量及比 例等數據推估保護膜膜厚,再與以膜厚計(coating thickness gauge)量測保護膜成品多個位置的樣本之實 際膜厚進行比對,進而根據用料比例推算分層(即基材層與黏著層)厚度。然而此舉無法探知共擠壓出 現不均匀時,所造成的分層厚度比例不均之問題。其三是利用橢圓偏振技術(ellipsometry)量測保護膜 材質之介電性質,進而鑑定保護膜樣本中多層堆疊材質之厚度,如文獻[5]之研究成果。此技術雖可以精 準量測保護膜成品各位置分層厚度,掌握其均勻程度,但實現此技術之橢圓儀設備造價昂貴,動輒 300~500 萬元/台,且人員需接受長時間的專業訓練方能熟悉儀器操作,使得生產成本因此而難以降低。 其四是由手工切割保護膜成品多個位置之樣本集合(如圖 3(a)),一般而言根據保護膜幅寬(width)取兩 側與中間共3個位置之樣本,再用橡膠片固定讓各樣本之膜截面朝上(如圖3(b))後,放到光學顯微鏡 拍攝 400 倍放大之截面影像(如圖 3(c)與(d)所示),進而根據影像解析度以及放大倍率推算出分層厚度與 比例,藉以觀察各位置樣本之分層比例是否一致且符合配方比例。與運用橢圓偏振技術相比較之下,這 個方法雖然可以較低成本量測保護膜成品均勻性,但以傳統的手工裁剪方法效率低下且易於出錯,導致 取樣品質不穩定。再者,每次檢測需要10~15分鐘的時間相當費時,且人工觀測結果因人而異,難以確 保客觀性。此外,每次量測結果所產生的數據繁多,需要人員逐筆鍵入生產管理系統當中保存以利後續 追蹤,更是耗費人力成本。



(a)人工切割保護膜樣本



(b)以橡膠片固定樣本



(c)運用光學顯微鏡拍攝保護膜截面影像 (d)根據保護膜截面影像推算分層厚度比例 圖 3 現行人工量測方案 綜觀上述,目前缺乏低成本、智慧化分析共擠壓保護膜產品之基材層與黏著層的厚度與比例之系統 化之解決方案。有鑑於此,本論文提出一套「基於影像處理與機器學習技術之聚丙烯共擠壓保護膜分層 厚度分析系統」,可融入於現行最常採用之檢測流程中(即前述之作法四),提高取樣效率與品質、及運 用影像處理結合機器學習技術自動分析分層厚度與比例,並將量測數據紀錄於後端數據分析平台,藉此 改善既有作法之問題,進而優化生產管理資訊化過程,實現本產業之產品品質管理數位轉型之目的。

貳、研究方法

本章節將對基於影像處理與機器學習技術之聚丙烯共擠壓保護膜分層厚度分析系統的系統架構進行 詳細說明,並闡述各個系統模組的功能。系統架構的設計將充分考慮影像處理、機器學習及資料分析等 方面,以實現高效、精確的保護膜厚度分析。各模組的功能涵蓋了保護膜樣本的取樣攝影、影像處理、 機器學習模型訓練與評估、厚度分析及資料紀錄等方面。通過本章節的說明,將可為後續的實驗評估和 應用提供有力支持。

一、系統架構

本研究的系統架構主要由三個部分所組成,包括保護膜截面取樣裝置、數位顯微鏡以及後端數據分 析平台,這些部分經過有系統的整合,可用於快速、精確地分析保護膜樣本的厚度比例及其相關特性。 如圖 4 所示,保護膜截面取樣裝置是本系統的核心元件之一,人員操作其切割取得品質穩定的保護膜樣 本。接著,人員將帶有樣本之保護膜截面取樣裝置放置於數位顯微鏡平台上,進行樣本之截面顯微影像 攝影。這些影像將被轉移至後端數據分析平台進行處理,由平台進行分層厚度比例等數據分析與紀錄。



圖 4 本論文所提之系統架構

二、保護膜截面取樣裝置

保護膜截面取樣裝置之研製目的乃為提升人員裁切保護膜樣本之效率及樣本影像品質。此外,裝置 的設計和製造也需考慮到可快速複製生產,以確保汰換裝置無虞。因此,本裝置利用 3D 模組化設計具有 上下部件之取樣機構,如圖 5 所示,此二部件皆有一內嵌空間放置長型銣鐵硼磁鐵,透過磁吸力可夾住 保護膜並固定在上下部件平台之中,而不易滑動。進而運用 3D 列印方式製作本裝置,以讓人員進行一貫 化的取樣操作:(1)將裝置攤開,並將保護膜放置於下部件平台上,保護膜長度需超過平台寬度(如圖 6(a));(2)將上下部件闔上,以固定保護膜(如圖 6(d));(3)以鋼刀貼齊上下部件之截面進行裁切取得 保護膜截面樣本(如圖 6(c));(4)將裝置放置於數位顯微鏡進行 400 倍放大之保護膜截面影像拍攝(如 圖 6(d))。如此一來可以解決手工裁切易造成的裁切面不平整、難以固定保護膜等問題。再者,以本裝置 取樣可固定數位顯微鏡鏡頭模組之拍攝距離,除了可穩定影像品質外,亦可節省不少因調整顯微鏡焦距 所要耗費的作業時間。



圖 5 保護膜截面取樣裝置機構 3D 設計圖



(a)放置保護膜片段於裝置





(c)以鋼刀沿著裝置截面裁切 (d)置於數位顯微鏡進行 400 倍放大攝影 圖 6 裝置取樣操作流程

三、保護膜分層厚度分析機制

經由前述之保護膜截面取樣裝置之操作,配合數位顯微鏡攝影取得保護膜樣本截面影像後,此影像 將轉移至後端數據分析平台,藉由此平台之分層厚度分析模組之分析機制計算截面影像之基材層與黏著 層之厚度比例等數據。本機制分為影像處理階段、以及機器學習階段,如圖 7 之方塊圖所示,分別詳述 如下:



(一)影像處理階段

本階段程序主要功能乃是運用影像處理技術計算出截面影像中可區分基材層與黏著層之潛在的分界 線段集合,以令機器學習階段程序進一步推算歸納出確切的分層邊界線段。如圖 8 所示,本階段在接收 到保護膜截面影像後,首先將此影像轉換成灰階(gray level)影像,再通過高斯模糊(Gaussian blur)[6] 之降噪(noise canceling)計算,以平滑影像中的細短雜紋,如圖 8(a)所示。接著,此影像通過坎尼邊緣 檢測(canny edge detection)[7],計算出影像中之保護膜截面輪廓(即亮度差異較大之區域),如圖 8(b) 所示之二值化影像凸顯之輪廓分布,特別包含潛在之保護膜截面邊界、以及基材層與黏著層之分界等輪 廓。由於保護膜截面邊界、以及基材層與黏著層之分界等輪廓可視為直線特徵,據此利用霍夫轉換(Hough transform)[8]檢測輪廓分布中之所有符合直線特徵之輪廓片段,如圖 8(c)所示,並以串列資料結構輸出 這些直線線段集合: $L=[l=((x_{i,1}, y_{i,1}), (x_{i,2}, y_{i,2})) | \forall (x_{i,1}, y_{i,1}) 與 (x_{i,2}, y_{i,2}) 為線段 <math>l_i$ 之起點與終點座標,其中 $i \in 0, 1, ..., n-1],進而透過斜率公式計算出各線段 <math>l_i$ 之斜率絕對值 m_i ,即

$$m_i = \begin{cases} -1, & \Delta x = 0\\ |\Delta y/\Delta x|, & \Delta x \neq 0 \end{cases} \text{ where } \Delta x = x_{i,2} - x_{i,1} \text{ and } \Delta y = y_{i,2} - y_{i,1} \end{cases}$$
(1)

藉此過濾出斜率絕對值大於閾值 mu 或為-1 之線段子集合 L',即

$$L' = \left[\forall l_j \in L, \text{ where } m_j > m_{\text{th}} \text{ or } m_j = -1\right]$$
(2)

如圖 8(d)所示,透過公式(1)與(2)之計算,線段子集合 L'中所保留之線段將是垂直或是接近垂直的直線,為區分保護膜截面邊界、以及基材層與黏著層之分界線的特徵線段集合。再將 L'以線段座標串列輸出後,影像處理階段便告一段落。



(a) 高斯模糊處理,(b)坎尼邊緣檢測,(c)霍夫轉換直線偵測,(d)過濾後保留之直線線段(m_{th} = 5)
 圖 8 影像處理階段之流程圖

(二)機器學習階段

本階段運用前述之影像處理階段所輸出之L'線段座標串列,透過機器學習之方法推算保護膜截面之邊界、以及基材層與黏著層分界等界線。如圖9所示,首先根據L'中所有線段L;之x,1起點座標由小到大

(影像中為由左至右)進行線段排序,使得 L'=[l_j=((x_j,1, y_j,1), (x_j,2, y_j,2)) | x_j,1≤ x_{j+1},1, where j∈0, 1, ..., m-1]。

由於 L'中之所有線段集中在保護膜截面影像之邊界、以及基材層與黏著層分界等位置(如圖 8(d)所示),根據各線段 $l_i \ge x_{j,1}$ 起點座標資訊,本研究提出一套基於聚合階層分群(agglomerative hierarchical clustering) 技術[9]之非監督機器學習演算法,旨在將 L'中所有線段根據位置聚合程度,而分為數組線段分群(Line segment clusters)。如圖 10 之虛擬代碼所示,L'中各線段均視為一個分群,分群串列(之後以 *Clusters* 簡稱)與均值串列(之後以 *Means* 簡稱)兩個串列分別記錄每組線段分群與其內所有線段起點座標之均值(即子串列 C_k 與 *Means*[k], k \in 0, 1, ..., q-1)。自線段 l_0 起,便逐一計算每一線段 $l_j \ge x_{j,1}$ 與當前子串列 $C_k \ge Means[k]$, k \in 0, 1, ..., q-1)。自線段 l_0 起,便逐一計算每一線段 $l_j \ge x_{j,1}$ 與當前子串列 $C_k \ge Means[k]$, k \in 0, 1, ..., q-1)。自線段 l_0 起,便逐一計算每一線段 $l_j \ge x_{j,1}$ 與當前子串列 $C_k \ge Means[k]$, k \in 0, 1, ..., q-1)。自線段 l_0 起,便逐一計算每一線段 $l_j \ge x_{j,1}$ 與當前子串列 $C_k \ge Means[k]$, k \in 0, 1, ..., q-1)。自線段 l_0 起,便逐一計算每一線段 $l_j \ge x_{j,1}$ 與當前子串列 $C_k \ge Means[k]$, k \in 0, 1, ..., q-1)。 本,並於 Means 串列增補線段 $l_j \ge x_{j,1}$ 值為其 Means[k+1]之初始值。如此一來,本演算法執行告一段落之時,將傳回具有 q 組線段分群子串列之串列 Clusters。如圖 9(a)所示,根據圖 8(d)之 L'線段座標串列,透過本演算法分成 4 組線段分群子串列,不同分群線段以不同著色區分以示之,如圖所示由左到右分別為紅色、綠色、藍色、及紫色。



(a) 線段分群結果,(b)代表線段生成,與(c)分層比例顯示 **圖 9** 機器學習階段之流程圖

藉由前述演算法可推算出保護膜截面之邊界、以及基材層與黏著層之潛在的分界線段分布,並記錄於 *Clusters* 串列之中。由於其中各組線段分群子串列 C_k 之線段不論位置及斜率均相近,據此本研究進一步 提出計算分群代表線之演算法,用以解析出 C_k 中所有線段之平均斜率與截距(intercept),從而計算出 C_k 線段分群代表線之相關參數(註:由於 C_k 中可能包含垂直線,即斜率不存在之線段,對此將分為非垂直 線與垂直線兩種代表線計算,再將兩者合而為一)。如圖 11 之虛擬代碼所示,本演算法首先判斷 *Clusters* 中各組 C_k 之線段是否具有斜率(即判斷各線段之 $x_{p,1}$ 與 $x_{p,2}$ 是否不相等),以針對具有斜率之所有線段計 算出平均斜率與截距分別記錄於串列 *AvgSlope、AvgIntept 中*,而未具斜率之所有線段便以 x 軸座標($x_{p,1}$ 或 $x_{p,2}$ 皆可)作為 x 截距(x-intercept)值記錄於串列 *Avgs-intept*[k]等數值,計算出各線段分群之代表線段,如圖 12 之代表線段生成演算法所示,其中當 C_k 中之平均斜率 *AvgSlope*[k]班者起分D[k]、以及平均 x 截距 值 *Avgx-intept*[k]均存在時,則由於具斜率之代表線(即 y=AvgSlope[k]·x+AvgIntept[k])、與垂直代表線(即 x=AvgS-intept[k]),相互交會於座標(x=Avgx-intept[k],y=AvgSlope[k]·Avgx-intept[k])、與垂直代表線(即 t= 1代表 C_k 之代表線,可簡化計算並且產生兩者特徵兼具之線段。如圖 9(b)所示為圖 9(a)進 一步計算出 4 組線段分群之代表線(以不同著色區分以示之),輸出 $RL_1 \times RL_2 \times RL_3 \times \mathfrak{g} RL_4$ 於 *RepresentativeLines* 串列中。

```
INPUT: L' is a list of m line segments,
                         i.e., L' = [l_i = ((x_{i,1}, y_{i,1}), (x_{i,2}, y_{i,2})) \mid i \in [0, 1, ..., m-1]
               OUTPUT: Clusters is a list of q line segment clusters
                         i.e., Clusters = [C_k = [(l_p)_{\forall p \in 0, 1, ..., m-1}] | k \in 0, 1, ..., q-1]
           01: Set j to 0, k to 0 and Count to 1
           02: Create two empty lists Clusters and Means
           03: Append an empty list C_k to the end of Clusters
           04: Insert l_i into C_k
          05: Append x_{i,1} to the end of Means
          06: WHILE j < m-1 DO
           07:
                      IF | Means[k] - x_{j+1,1} | \le d_{th} THEN
                                 Insert l_i into C_k
          08:
           09:
                                 Means[k] = Means[k]^* Count + x_{j+1,1}
           10:
                                 Count = Count + 1
          11:
                                 Means[k] = Means[k] / Count
          12:
                      ELSE
          13:
                                 Append an empty list C_{k+1} to the end of Clusters
           14:
                                 Insert l_{j+1} into C_{k+1}
                                 Append x_{j+1,1} to the end of Means
           15:
           16:
                                 k = k + 1
          17:
                                 Count = 1
          18:
                      END IF
           19:
                      j = j + 1
           20: END WHILE
           21: RETURN Clusters
                     本研究所提之基於聚合階層分群之線段分群演算法
            圖 10
   INPUT: Clusters is a list of q line segment clusters
   i.e., Clusters = [C_k = [(l_p)_{\forall p \in [0, 1, ..., m-1]}] | k \in [0, 1, ..., q-1]
OUTPUT: AvgSlope, AvgIntcpt and Avgx-intcpt are the lists of parameters for describing
               the representative line segments of the line segments clusters
01: Create three empty lists AvgSlope, AvgIntcpt and Avgx-intcpt
02: FOR k=0, 1, 2, ..., q-1 DO
          Initialize variables: SlopeSum = 0, IntcptSum = 0, xintcptSum = 0, CntS = 0, CntX = 0
          FOR p=0, 1, 2, ..., length(C<sub>k</sub>)-1 DO
                   IF x_{p,1} \neq x_{p,2} THEN
                              CurSlope = (y_{p,2} - y_{p,1}) / (x_{p,2} - x_{p,1})
```

03: 04: 05: 06: SlopeSum = SlopeSum + CurSlope07: $CurIntcpt = y_{p,1} - curSlope * x_{p,1}$ 08: 09: IntcptSum = IntcptSum + CurIntcpt CntS = CntS + 110: 11: ELSE 12: 13: 14: CntX = CntX + 1END IF 15: END FOR 16: 17: IF CntS > 0THEN Append SlopeSum/CntS to the end of AvgSlope 18: 19: Append IntcptSum/CntS to the end of AvgIntcpt 20: ELSE 21: Append *None* to the end of *AvgSlope* 22: Append None to the end of AvgIntcpt 23: END IF **IF** CntX > 0**THEN** 24: 25: Append xintcptSum/CntX to the end of Avgx-intcpt 26: ELSE 27: Append None to the end of Avgx-intcpt END IF 28: 29: END FOR

```
30: RETURN AvgSlope, AvgIntcpt and Avgx-intcpt
```

INPUT: *AvgSlope*, *AvgIntcpt* and *Avgx-intcpt* **OUTPUT**: *RepresentativeLines* is a list of representative line segments i.e., RepresentativeLines = $[RL_k = ((x_{k,1}, y_{k,1}), (x_{k,2}, y_{k,2})) | k \in 0, 1, ..., length(AvgSlope)-1]$ 01: Create an empty list *RepresentativeLines* 02: **FOR** *k*=0, 1, 2, ..., length(*AvgSlope*)-1 **DO IF** *AvgSlope*[*k*] is not *None* **AND** *AvgIntcpt*[*k*] is not *None* **THEN** 03: Create a line segment L_k with slope AvgSlope[k] and intercept AvgIntcpt[k]04: 05: Append L_k to the end of *RepresentativeLines* ELSE 06: Append *None* to the end of *RepresentativeLines* 07: **END IF** 08: 09: **IF** *Avgx-intcpt*[*k*] is not *None* **THEN** 10: Create a vertical line segment V_k with x-intercept Avgx-intcpt[k]**IF** *RepresentativeLines*[*k*] is not *None* **THEN** 11: 12: Replace L_k in RepresentativeLines with V_k 13: ELSE 14: Append V_k to the end of *RepresentativeLines* **END IF** 15: END IF 16: 17: END FOR 18: **RETURN** RepresentativeLines

圖 12 本研究所提之代表線段生成演算法

RepresentativeLines 串列中記錄各線段分群之代表線段(圖9(b)例為 RL₁~RL₄),保護膜截面之邊界以 位置最左、與最右之代表線段(即 x 軸座標最小、與最大的代表線段)為主(圖9(b)例之 RL₁與 RL₄,介 於其中之基材層與黏著層之分界,具有多條候選代表線段(如圖9(b)例之 RL₂與 RL₃)。為了要篩選出合 適之分界代表線,可先計算各候選代表線段與邊界代表線段之間的距離作為潛在之基材層與黏著層厚度, 進一步計算出潛在分層比例。而要計算線段間之距離,需考量線段間是否平行,繼以兩種策略計算線段 間距離:

若線段間平行,則透過平行線距離公式,即

$$d(RL_{v}, RL_{w}) = \frac{|c_{1} - c_{2}|}{\sqrt{a^{2} + b^{2}}},$$

where $v, w \in 0, 1, ..., \text{length}(AvgSlope) - 1,$
 $c_{1} = AvgIntcpt[v], c_{2} = AvgIntcpt[w], a = AvgSlope[v] = AvgSlope[w], \text{ and } b = 1$ (3)

若線段間不為平行線,則計算兩線段起點座標距離與終點座標距離再取平均值:

$$d(RL_{v}, RL_{w}) = \frac{\sqrt{(x_{v,1} - x_{w,1})^{2} + (y_{v,1} - y_{w,1})^{2}} + \sqrt{(x_{v,2} - x_{w,2})^{2} + (y_{v,2} - y_{w,2})^{2}}}{2},$$

where $v, w \in 0, 1, ..., \text{length}(AvgSlope) - 1$, and $AvgSlope[v] \neq AvgSlope[w]$ (4)

如圖 9(c)所示,保護膜截面之厚度為 d(RL1, RL4),潛在的基材層厚度有 2 組,即 d(RL1, RL2)與 d(RL1, RL3), 藉此進一步計算出 2 組潛在的基材層厚度占比 TR_{Base1}與 TR_{Base2},即

$$TR_{Base1} = \frac{d(RL_1, RL_2)}{d(RL_1, RL_4)} \cdot 100\%, \text{ and } TR_{Base2} = \frac{d(RL_1, RL_3)}{d(RL_1, RL_4)} \cdot 100\%$$
(5)

而潛在的黏著層厚度亦有 2 組,即 d(RL_2 , RL_4)與 d(RL_3 , RL_4),進而 2 組潛在的基材層厚度占比 $TR_{Adhesive1}$ 與 $TR_{Adhesive2}$ 可由下列公式(4)得知:

$$TR_{Adhesive1} = \frac{d(RL_2, RL_4)}{d(RL_1, RL_4)} \cdot 100\%, \text{ and } TR_{Adhesive2} = \frac{d(RL_3, RL_4)}{d(RL_1, RL_4)} \cdot 100\%$$
(6)

據此便可根據共擠壓製程參數(即基材層與黏著層的預定比例)篩選出合適之基材層厚度與黏著層厚度 占比,如圖 9(c)所示 TR_{Base2}與 TR_{Adhesive2} 作為分層比例最後輸出之結果。

四、後端數據分析平台

後端數據分析平台主要涵蓋分層厚度分析模組、資料庫模組與數據可視化模組,其系統軟體架構圖 如圖 13 所示。分層厚度分析模組具備影像上傳 API,用以接收數據可視化模組所傳遞之保護膜截面影像, 並應用前述保護膜分層厚度分析機制,分析保護膜截面影像中基材層與黏著層的厚度比例。資料庫模組 則與 MySQL 資料庫連接,並建立多個應用程式介面,如檢測數據新增 API、檢測數據查詢 API、人員帳 號資訊與權限管理 API、帳號啟用/停用 API 與產品項目管理 API 等,供分層厚度分析模組與數據可視化 模組呼叫,實現對 MySQL 資料庫內檢測人員資料表、檢測數據資料表及檢測產品資料表的數據新增、 查詢及修改功能。

數據可視化模組包含檢測人員管理子模組、薄膜影像管理子模組及檢測數據監控子模組。檢測人員 管理子模組提供平台使用者登入帳號資訊與權限管理的網頁可視化操作介面,通過人員帳號資訊與權限 管理 API 及帳號啟用/停用 API 維護 MySQL 資料庫中檢測人員資料表的數據。而薄膜影像管理子模組則 當使用者登入平台後,提供呼叫影像上傳 API 之操作程式介面,讓使用者將保護膜各位置樣本截面影像 逐一傳遞至分層厚度分析模組進行分析,並且顯示各位置的分層厚度與比例的數據以及差異,作為保護 膜成品均勻程度之依據。檢測數據監控子模組則為保護膜分層厚度分析數據的網頁可視化操作介面,利 用檢測數據查詢 API 及產品項目管理 API 讀寫 MySQL 資料庫中的檢測數據資料表和檢測產品資料表的 資料,並提供保護膜產品檢測數據統計、追蹤與管理等功能。



圖 13 後端數據分析平台系統軟體架構圖

參、實驗結果

本研究之實驗著重在探討保護膜分層厚度分析機制在不同閾值條件下之分析效果差異,進而跟專業 品管人員人工檢測效果之比較,作為評估本系統檢測確校之依據。實驗樣本之收集乃透過前述研製之保 護膜截面取樣裝置,針對6種不同規格之雙層共擠壓保護膜產品進行取樣,並以數位顯微鏡拍攝124張 400 倍放大之保護膜截面影像。這些影像預先由專業品管人員人工檢測與記錄分層比例,以與保護膜分 層厚度分析機制之分析結果進行比較。

實驗首先針對保護膜分層厚度分析機制之不同的閾值參數設定策略進行比較。實驗以產品編號 AUD30A產品取樣 31 張保護膜截面進行一系列測試,而其截面影像經專業品管人員人工檢測後,黏著層 厚度占比為 9%~17%。如表 1 所示,保護膜截面影像在三種不同的斜率閾值 *m*_{th} 與分群閾值 *d*_{th}下,比較 與人工檢測之絕對誤差(E),可知當 *m*_{th} 設為 5 與 50 (*d*_{th} 同為 1)的條件下,較小的 *m*_{th} 值可保留較多 截面紋路的線段,使得後續分群的結果具有較多可供推算的代表線,令最終推算出的黏著層厚度占比與

產品編號	膜厚 規格 (um)	m _{th}	<i>d</i> _{th}	人工檢 測黏著 層厚度 占比	張 數	E<=0%	E<=1%	E<=2%	E<=3%	E>4%
AUD30A	30	5	1	9%	10	3	9	10	10	0
				13%	6	3	6	6	6	0
				14%	9	4	7	8	9	0
				15%	4	3	3	3	4	0
				16%	1	1	1	1	1	0
				17%	1	1	1	1	1	0
				比例		48.4%	83.9%	93.5%	100%	0%
		5	5	9%	10	2	8	10	10	0
				13%	6	2	5	6	6	0
				14%	9	4	7	9	9	0
				15%	4	1	2	2	3	1
				16%	1	0	1	1	1	0
				17%	1	0	0	1	1	0
				比例		29%	74.2%	93.5%	96.8%	3.2%
		50	1	9%	10	1	3	6	7	3
				13%	6	2	3	3	6	0
				14%	9	1	5	7	7	2
				15%	4	1	2	4	4	0
				16%	1	1	1	1	1	0
				17%	1	0	0	0	0	1
				比例		19.4%	45.2%	67.7%	80.6%	19.4%

表1 雙層共擠壓保護膜產品 AUD30A 測試列表

人工檢測更為相近,而以 E<=3% 作為區分, $m_{th}=50/d_{th}=1$ 的測試條件下,有6張樣本(約佔 19.4%) 無法推算出有效的黏著層厚度占比。另一方面,當 d_{th} 設為1與5(m_{th} 同為5)的條件下,較小的 d_{th} 值 令代表線分群結果較為豐富,使得 $m_{th}=5/d_{th}=1$ 最終推算出的黏著層厚度占比與人工檢測更為相近,整體 誤差範圍在 E<=3% 以內,相當接近專家判斷標準。

實驗接續針對 6 種進行前述三組 m_{th} 與 d_{h} 參數設定下之與人工檢測之比較,結果以折線圖呈現。如圖 14 所示,其中 $m_{th}=5/d_{th}=5$ 閾值設定下,僅產品編號 BEM60A 具有較好的檢測品質(如圖 14(d)之黃線),10 張樣本與人工檢測誤差整體在 E<=3% 以內。另一方面, $m_{th}=5/d_{th}=1$ 閾值設定下,產品編號 AUD30A、CI60B 具有較好的檢測正確性(如圖 14(a)與 14(b)之藍線),而在 BIC40A 產品樣本上,檢測表現在 E<=3% 以內優於與 $m_{th}=5/d_{th}=5$ 之測試結果(但略低於 $m_{th}=50/d_{th}=1$ 之測試結果),在 E>3% 之後 $m_{th}=5/d_{th}=5$ 兩組參數之測試結果相當(如圖 14(c)之黃線與藍線重疊),在 GCC60A 產品樣本上,檢測表現略優於 $m_{th}=50$ 與 $d_{th}=1$ 之測試結果,個十分相近(如圖 14(c)之黃線與藍線於 E<=3% 之後重疊)。在 JR40C 產品上,則由 $m_{th}=50$ 與 $d_{th}=1$ 之測試結果與人工檢測結果最為相近,而 $m_{th}=5$ 與 $d_{th}=1$ 之測試結果次之(如圖 14(f)所示)。

總結以上實驗,三組參數設定策略中,以 *m_{th}=5* 與 *d_{th}=1* 閾值設定對於 6 種產品之檢測表現出最 為穩定的檢測品質,透過圖 15 的整體比較結果可再次獲得驗證。進一步觀察,*m_{th}=5* 與 *d_{th}=1* 條件下, 整體樣本中 85% 的測試樣本檢測結果與人工檢測之誤差在 E<=3% 以下,92% 測試樣本檢測結果與人 工檢測之誤差在 E<=5% 以下,這代表著在不同的誤差容許範圍內,本研究所提之保護膜分層厚度分析 機制具有相當穩定可靠的檢測效果。





肆、結論

本研究提出了一套創新的聚丙烯共擠壓保護膜分層厚度分析系統,該系統結合影像處理技術和聚合 階層分群方法,能有效地檢測保護膜分層厚度和比例等相關數據。此外,本研究利用後端數據分析平台 對所獲得的數據進行進一步分析,以追蹤保護膜成品分層厚度分佈的均勻性,並為不同的品質管控需求 提供相應的可視化管理工具。實驗結果表明,本研究所提出的方法能夠有效地分析保護膜成本位置的分 層厚度與比例,與專家量測結果相比,在誤差容許範圍為 ≤3% 條件下,準確度達 85%,而在 ≤5% 條 件下,準確度達到 92%。與現有方法相比,該系統可大幅節省品質管控人員的作業時間,實現數據數位 化,從而有助於品質管控人員更有效地掌握產品品質,達成品質管控數位轉型目標。考慮到分層界限可 能呈現非線性曲線形式,未來研究將探究更多的分群算法和基於機器學習的回歸預測方法,以提高分析 效果。此外,將研究如何將其他特徵因子融入保護膜分層厚度分析中,以滿足更多元化的需求。同時, 後端數據分析平台的性能將進一步優化,以實現更高效且穩定的運行。綜上所述,本研究所提出的保護 膜分層厚度分析方法為保護膜技術的分析和應用提供了一個實用且有效的工具。未來的研究將繼續尋求 改進和拓展該方法,以促進保護膜技術的發展與應用。



参考文獻

- [1] 羅凱禎 (2021/7/8)。我國塑膠製品製造業現況與展望。台灣塑膠製品工業同業公會-塑膠產業電子 報。https://www.ttpia.org.tw/zh-tw/communication/2/36?j=7
- [2] 東海青科技股份有限公司(n.d.)。共擠壓保護膜外觀與應用【保護膜產品介紹】。
 https://www.hico.com.tw/%E4%BF%9D%E8%AD%B7%E8%86%9C%E7%94%A2%E5%93%81%E4%
 BB%8B%E7%B4%B9
- [3] Ghumman, B.S. (2005). A study of the factors effecting layer thickness uniformity and layer breakup in microlayered coextruded films (ProQuest Dissertations and Theses). University of Massachusetts Lowell.
- [4] Tzeng, G.C., & Chen, R.H. (2014). On flow layer uniformity in the co-extrusion of polymer multilayer film. Adv. Mater. Res., 939, 381–387.
- [5] Guan, L., Ding, J., Du, L., Adhikari, A., & Asundi, A.K. (2017). Spectroscopic imaging ellipsometry for thin film detection on uniaxial crystal. Fifth International Conference on Optical and Photonics Engineering, Singapore.
- [6] Szeliski, R. (2022). Computer vision: Algorithms and Applications (2nd ed,). Springer Science & Business Media.
- [7] Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, *6*, 679–698.
- [8] OpenCV-Python Tutorials (2016). Hough line transform. https://opencv24-python-tutorials.readthedocs.io/ en/latest/py_tutorials/py_imgproc/py_houghlines/py_houghlines.html
- [9] Murtagh, F., & Contreras, P. (2012). Algorithms for hierarchical clustering: an overview. Wiley Interdiscip. Rev.: Data Min. Knowl. Discov., 2(1), 86–97.