

肉類食品新鮮度監測系統

Monitoring System of Freshness of Meat

國立中山大學資訊工程學系

110 學年度大學部專題製作競賽

Arthor: 李銘庭 (B073040005), 伍建瑋 (B073040008), 蔡孟師 (B073040019)

Advisor: 賴威光

摘要

本次專題預期將製作一可收納食物，並在食物腐敗、散發不良氣味之前，能夠感測出來並即時通知的裝置，藉此避免造成使用者在不清楚食物已經腐敗的狀況下進行食用。首先，不同的食物腐敗時散發出的化學成分不盡相同，因此我們打算先以偵測肉類食品為出發點進行實作，肉類食品之所以放久了會腐敗產生惡臭味，是因為肉品中的微生物在生長時所產生化學物質，如假單胞菌分解蛋白質，所產生硫化物，如硫化氫 (H_2S)、氨氣 (NH_3)、硫醇等等的化合物，而這類分解作用，也就是俗稱的「腐敗」，藉由能夠偵測先前提到的腐敗時所產生的氣體的氣體感測元件收集到的數據，來判斷該肉品是否可以繼續食用，順利的話將增加不同種類食物判斷標準，且考慮更多不同食物腐敗時可能產生的其他變化特性。例如：pH 值、水份含量等等來判斷是否繼續食用。

Contents

摘要	1
1 簡介	3
1.1 新鮮程度判定	3
1.2 腐敗的特徵	3
1.3 預計研究問題	4
2 相關應用	5
2.1 電子鼻	5
2.1.1 人類嗅覺的限制	5
2.1.2 原理	5
2.1.3 應用	5
2.2 人體氣味感測實例-三點比較式嗅袋法	6
2.2.1 作法	6
2.3 氣味感測器實例應用	6
2.3.1 油管漏油事件	6
3 研究方法	7
3.1 目標	7
3.2 方法及步驟	7
3.3 實驗設備與作業環境	8
3.3.1 感測器	8
3.3.2 控制板	9
3.3.3 ML 模型	9
4 研究結果	11
4.1 感測器檢測狀況	11
4.2 模型準確度	11

4.3 設備外型	13
5 結論	15
參考文獻	15

Chapter 1

簡介

1.1 新鮮程度判定

平常在廚房中，如果是明顯腐敗有異味，或是剛買回來的新鮮肉類食材，都能明顯決定是否要拿來吃。但有時仍會疑惑，有些放了一段時間，可能外表還保持乾淨，但是觸感有點不太一樣。或者看似有很小部份異常，不確定是否損壞，整個食物丟掉又覺得很可惜時，就很希望有存在一個實際能判斷的儀器或方法來解決問題。

1.2 腐敗的特徵

腐敗狀況的判定大致可以藉由觀察顏色變深、表面黏稠度、彈性、產生的異味氣體的程度決定。色澤的部分，新鮮的肉表面有光澤，多呈紅色或淡紅色，且顏色均勻。但隨著存放時間的延長，由於肌紅蛋白被氧化，肉色會逐漸變成紅褐色。顏色越深，可食性越低。而當肉表面變成灰色或灰綠色，甚至出現白色或黑色斑點時，說明微生物已經產生大量的代謝產物，這樣的肉就可能已經不適合食用了。黏稠度方面，新鮮的肉外表微乾或濕潤，切面稍潮濕，用手摸有油質感，但不發黏。而肉變質以後，由於微生物大量滋生，會產生黏性代謝產物，造成肉表面發黏，甚至出現拉絲。肉類表面發黏是腐敗開始的特徵。至於彈性，新鮮的肉質地緊密且富有彈性，用手指按壓凹陷後會立即復原。但存放越久，肉裡面的蛋白質、脂肪會逐漸被酶分解，肌纖維被破壞，所以肉會失去原有的彈性，手指壓後的凹陷不僅不能完全復原，甚至會留有痕跡。最後在氣味方面，新鮮肉具有正常的肉味，而變質的肉由於蛋白質、脂肪、碳水化合物被微生物分解，會產生各種胺類、酸類、酮類等物質，進而產生明顯的腐臭味。

1.3 預計研究問題

- 確認「機器測試」是否比「人的鼻子」靈敏或者準確？能否實際拿來作為分析食物新鮮度的輔助器具？
- 定義與量化本次探討主題「腐敗」的判定，以方便日後實驗描述。
- 由於腐敗的特徵眾多，因此我們選擇以最為客觀且容易量化的「氣味」層面著手研究，嘗試檢測與肉類腐敗相關的氣體濃度，並判斷其關聯程度的高低。最後總和出一個兼具有效率（成本低，時間少）且精準的判斷模型。
- 透過模型設計出相關的硬體設備。

Chapter 2

相關應用

2.1 電子鼻

2.1.1 人類嗅覺的限制

即使在現代科技中，依然有許多行業需要依靠人體的嗅覺作為判斷依據。曾經有人做過一個紅酒實驗 [hodgson_2008]，他觀察了許多種紅酒，發現同一種紅酒在兩次紅酒競賽獲得的成績，其相關性不高。此外，人體的感官也可能因為年齡或者其他變因而產生誤差 [Hugh2015]。因此，依靠人類的感官作為判斷依據的可靠度值得懷疑。

2.1.2 原理

電子鼻是一種用來模擬鼻子功能的電子儀器。利用多個感測器組合而成的一個整體，而氣體在接觸到電子鼻時，內部的每個感測器會產生不同程度的電阻變化，因此透過比對不同變化，即可產生電子指紋圖（electronic fingerprint）並辨識出此為何種氣體，更甚者可計算出該氣體濃度。¹

2.1.3 應用

隨著科技演進，越來越多技術可以應用在電子鼻上。舉例來說，人工智慧可以運用在電子鼻上，幫助提昇效能，使電子鼻能夠被運用在更複雜的環境，例如檢測膀胱癌。²

¹<https://scitechvista.nat.gov.tw/Article/C000003/detail?ID=e1893f7f-9eda-4ed7-ada0-dc226bfc1d57>

²<https://case.ntu.edu.tw/blog/?p=36043>



2.2 人體氣味感測實例-三點比較式嗅袋法

利用多個人嗅聞的結果下去取平均值，減少誤差的人工測試法（三點比較式嗅袋法³）- 人體嗅覺是否能察覺有害氣體。

2.2.1 作法

1. 先將某個待採樣氣體放於三個袋子其中一袋。並請多個測試員聞袋子。
2. 該測試會不斷嘗試稀釋袋內空氣，當多數測試員能夠聞出味道的最低濃度，再去推算稀釋了幾倍，即可得到原始氣體濃度。

2.3 氣味感測器實例應用

2.3.1 油管漏油事件

一旦漏油情況發生，即會對附近水域造成大範圍影響。因此，在水域附近裝有電子鼻，即可在漏油情況發生第一時間發現，並且以較快速度解決危機，減少損害面積。⁴

³<https://www.epa.gov.tw/DisplayFile.aspx?FileID=96A2ABC05E2DB1F6>

⁴<https://www.tiri.narl.org.tw/Files/Doc/Publication/InstTdy/145/01450060.pdf>

Chapter 3

研究方法

3.1 目標

- 該電子設備能夠測出多種腐敗產生的氣體，並且測出濃度。
- 該電子設備之靈敏度能高於人體嗅覺可察覺的程度，在人類鼻子無法感測到的濃度之下，即可發現該氣體並顯示濃度。
- 透過前述腐敗產生氣體的濃度，訓練出一個判斷肉品腐敗的模型，並透過模型判斷狀態，且準確率能高過 8 成。
- 訓練出的判斷模型能夠與設計的硬體裝備整合，變成最終的測量裝置。

3.2 方法及步驟

1. 先選定幾個腐敗時會產生的氣體，硫化氫 (H_2S)、氨氣 (NH_3)、二氧化碳 (CO_2)，用不同濃度測試，確認感測器能否在鼻子還無法辨別的濃度下，先測出化學物質的濃度。
2. 並透過數據推論出即將要開始壞掉的食物數據，並以分別定義：
 - 放置 0 ~ 2 小時：狀態良好
 - 放置 3 ~ 6 小時：狀態尚可
 - 放置 > 7 小時：狀態不良
3. 累積數據，並且以數據分析，接著透過機器學習的方式訓練出一個判斷其狀態的模型。
4. 作出一個容器用於保存肉品同時收納相關感測器設備並做出區隔，且能夠測量後顯示綠燈（食物完全沒有測出腐敗的跡象）、黃燈（食物可能有很低程度損壞）、紅燈（極建議丟棄）三種標示。

3.3 實驗設備與作業環境

3.3.1 感測器

- MQ-136

- 對硫化氫、液化氣、天然氣、城市煤氣、煙霧有較好的靈敏度
- 在本實驗中主要用於硫化氫感測



- MQ-137

- 對氨氣、三甲胺、乙醇胺氣體具有很高的靈敏度
- 在本實驗中用於測量氨氣濃度



- MH-Z19B

- 主要應用於暖通製冷與室內空氣品質監控
- 在本實驗用於測量二氧化碳濃度



3.3.2 控制板

- Arduino UNO R3：用於連接感測器，並執行感測器的相關讀取程式來取得需要的氣體濃度數據



3.3.3 ML 模型

- 決策樹

決策樹（英語：Decision tree）演算法採用一樹狀結構，透過一層一層的判斷來實現我們需要的分類。樹中每個節點表示某個特徵，而每個分叉路徑則代表某個特徵可能出現的屬性值，而每個葉節點則對應從根節點到該葉節點中間所經歷的路徑所表示的對象的值。

- SVM

支援向量機（英語：support vector machine，簡稱 SVM）演算法中，若以二分類問題為例，我們將特徵數為 n 的資料繪製在 n 維空間中，而其不同座標的值則是對應的特徵的值，接著嘗試在這多維空間中，找到一個決策邊界讓兩類之間的邊界最大化，使其可以完美區隔開來，即為其分類的超平面。至於多分類的問題，常見的解法有一對多法和一對一法。對於有 m 個分類的資料集，一對多法是把其中的一類作為正集，其它的 $m-1$ 類作為負集，這樣就把資料集分了正負兩類，以此類推會產生 m 個分類器。一

對一法則是對於有 m 個分類的資料集，任選其中的兩類，訓練出一個分類器，以此類推總共會產生 $C(m, 2)$ 個。

- 單純貝氏

單純貝氏（英語：Naive Bayes）演算法是以貝氏定理為基礎，透過機率的計算，用以判斷未知類別的資料應該屬於那一個類別。概念是藉由分析資料中不同特徵與標籤之間發生的機率，並以此作為分類的依據。

- AdaBoost

自適應增強（英語：Adaptive Boosting，簡稱 AdaBoost）是一種迭代算法，在每一輪中加入一個新的弱分類器並更改資料的權重，直到達到某個預定的足夠小的錯誤率或迭代次數。每一個訓練樣本一開始都被賦予一個相同的權重，之後經過弱分類器分類後，已經被準確地分類的樣本權重會降低，反之錯誤的權重會增加，權重改變後資料集會被用於訓練下一個弱分類器，如此迭代地進行下去。最後將所有弱分類器組合成強分類器。各個弱分類器的訓練過程結束後，增加誤差率小的弱分類器的權重，反之降低誤差率大的弱分類器的權重，使其在最終的分類函數中起著較大的決定作用。

Chapter 4

研究結果

4.1 感測器檢測狀況

(圖片)

使用的三個感測器皆已成功完成線路連接，且能及時讀取氣體濃度，但唯獨 MH-Z19B 重新啟動時需等待其熱機完畢方可使用。

4.2 模型準確度

- 決策樹

```
DecisionTreeClassifier(gini)
seed: 0
Accuracy: 0.5365853658536586
seed: 1
Accuracy: 0.4146341463414634
seed: 2
Accuracy: 0.3902439024390244
seed: 3
Accuracy: 0.4634146341463415
seed: 4
Accuracy: 0.5121951219512195
seed: 5
Accuracy: 0.3902439024390244
seed: 6
Accuracy: 0.5609756097560976
seed: 7
Accuracy: 0.5365853658536586
seed: 8
Accuracy: 0.43902439024390244
seed: 9
Accuracy: 0.36585365853658536
seed: 10
Accuracy: 0.43902439024390244
```

- KNN



Chapter 5

結論

本次專題出發點的概念看似非常簡單，但是在實際執行方面還是遇到的不少的問題，例如：感測器的資料讀取、系統的整合、「腐敗」狀態的判定、實驗肉品種類的選擇等等，而在腐敗的判定則是困擾我們最久的障礙，因為一直無法找到客觀的數據佐證，幸虧在指導教授的指導和我們的討論下，選擇以放置時間作為判別標準，且給出我們對於該時間狀態下的食用建議，但實際是否要拿來煮食則是交由使用者自行判斷。距離我們實際理想的目標也已完成約七、八成，之後可能將在「裝置的外盒設計、材質」、「對使用者進行狀態的提醒」這兩方面進行改善，增加使用體驗上的好感度。

之後若有餘力，想繼續擴展本次專題最初的理念——對所有食物的新鮮度判定，例如在判定的對象範圍增加對海鮮、蔬菜等等，以及增加對新鮮度狀態更多的種類及資訊，讓使用者對食品保存的狀況有更近一步的了解。最後，為了讓使用者能更即時、方便地得知資訊，也有想過開發能夠和裝置連線，透過手持裝置及可一目了然的手機應用程式，讓我們的專題概念能夠以最簡潔俐落、但又不失便利性和功能性的姿態的目標持續進步。