

用戶指南 溫室氣體排放估算工具

2026 年 7 月

版本 E07/26

1. 背景和目標

香港科技大學與綠色和可持續金融跨機構督導小組合作，建立了兩個溫室氣體排放工具，以改善業界提到的可應用數據不足的情況。

溫室氣體排放估算工具旨在促進金融機構根據廣泛採用的國際標準，去估算一間公司的範圍 1 和 2 溫室氣體排放量，例如碳會計金融合作夥伴關係 (Partnership for Carbon Accounting Financials, “PCAF”) 的全球溫室氣體的核算及報告標準—投融資涉及的排放量。

2. 溫室氣體排放估算工具簡介

雖然近年來溫室氣體排放報告有所改善，但匯報的排放數據仍然有限。溫室氣體排放估算工具旨在為金融機構在沒有匯報數據的情況下，評估其投資或貸款組合中的公司的溫室氣體排放量，提供另一種方法。

我們的重點是利用現有的公司數據去估算範圍 1 和 2 的溫室氣體排放量。這些分類包括了由公司活動所產生的直接和間接排放，包括由燃燒化石燃料和購買電力、熱能或蒸汽所產生的排放。

溫室氣體排放估算模型

我們開發了一個回歸模型，根據公司的能源消耗來估算範圍 1 和 2 的溫室氣體排放量。我們的目標是利用上市公司的數據，結合回歸分析，對範圍 1 和範圍 2 的溫室氣體排放量進行準確和可靠的估算。

有關溫室氣體排放估算模型的詳情，包括數據收集、探索性分析、模型測試及結果，請參閱第 4 節「[溫室氣體排放估算工具技術文件](#)」。

3. 如何使用溫室氣體排放估算工具

溫室氣體排放估算工具是一個簡單的線上工具，它根據單一因素（即能源消耗）估算溫室氣體排放量。您可以參考  工具中的圖示，以獲取有關輸入欄位的簡單指引。有關使用溫室氣體排放估算工具的詳細資訊，請閱讀下文。

您可以建立或登入帳戶以儲存你的輸入資料及估算結果，請參考第 3.3 節了解帳戶平台的功能。您亦可以訪客身分繼續使用，但您輸入的資料及估算結果將不被儲存。

香港
環球可持續金融中心

Eng 簡

[關於我們](#) | [市場與法規](#) | [培訓與發展](#) | [數據與科技](#) | [新聞與見解](#) | [活動概覽](#) | [非上市公司披露平台](#)

主頁 > 數據與科技 > 估算工具

企業的範圍1和範圍2溫室氣體排放估算工具

您可以選擇 [開立新帳戶](#) 或 [透過登入帳戶](#) 來存儲您輸入的數據和排放量估算結果。如果以訪客身分使用工具，剛輸入的數據及估算結果則不會被保存。

年度能源消耗 

兆瓦時



3.1 輸入能源消耗

您可以輸入報告年度內包含燃料和電力使用量的總能源消耗量（以兆瓦時 (MWh) 為單位）。請注意，本模型並不適用於異常值，所以輸入的能源消耗量應在模型的涵蓋數據範圍內，即從 47 兆瓦時到 571,000,000 兆瓦時。

您也可以參考單位換算表的圖示  以協助進行單位換算。

然後，您可以按「估算」以得到估算結果。

企業的範圍1和範圍2溫室氣體排放估算工具

您可以選擇[開立新帳戶](#)或[透過登入帳戶](#)來存儲您輸入的數據和排放量估算結果。如果以訪客身分使用工具，剛輸入的數據及估算結果則不會被保存。

年度能源消耗 ①

兆瓦時



這個估算工具由香港科技大學及香港綠色和可持續金融跨機構督導小組（「督導小組」）合作研發，目的是協助企業根據本身的實際活動水平來估算它的範圍1及範圍2溫室氣體排放量。

估算工具模型參考了香港上市公司（資料來源：彭博）和中小企業（資料來源：CDP）可用的能源消耗數據和溫室氣體排放數據。有關估算方法和數據採用的詳情，請參考[用戶指南](#)。

香港科技大學和督導小組旨在為您提供免費的溫室氣體排放估算工具，並清晰地披露估算的方法。然而，香港科技大學和督導小組並未就該估算題中任何資訊的準確性、完整性、適用性或有效性做出任何陳述。在任何情況下，香港科技大學和督導小組均不會對因使用本估算工具、其資料或其方法或任何使用者的行為而導致的任何直接、間接、特殊的或相應而生的損失或損害承擔責任。請同時閱讀本網站的[免責聲明](#)。

估算 >

3.2 查看結果

在結果頁面上，您可以看到輸入的能源消耗量和估算結果（包括 95% 預測區間估算的範圍 1 和 2 溫室氣體排放量），以及估算範圍 1 和 2 溫室氣體排放量的分布圖。

企業的範圍1和範圍2溫室氣體排放估算工具

輸入摘要

年度能源消耗 ①

兆瓦時

結果

估算的範圍1和2溫室氣體排放量

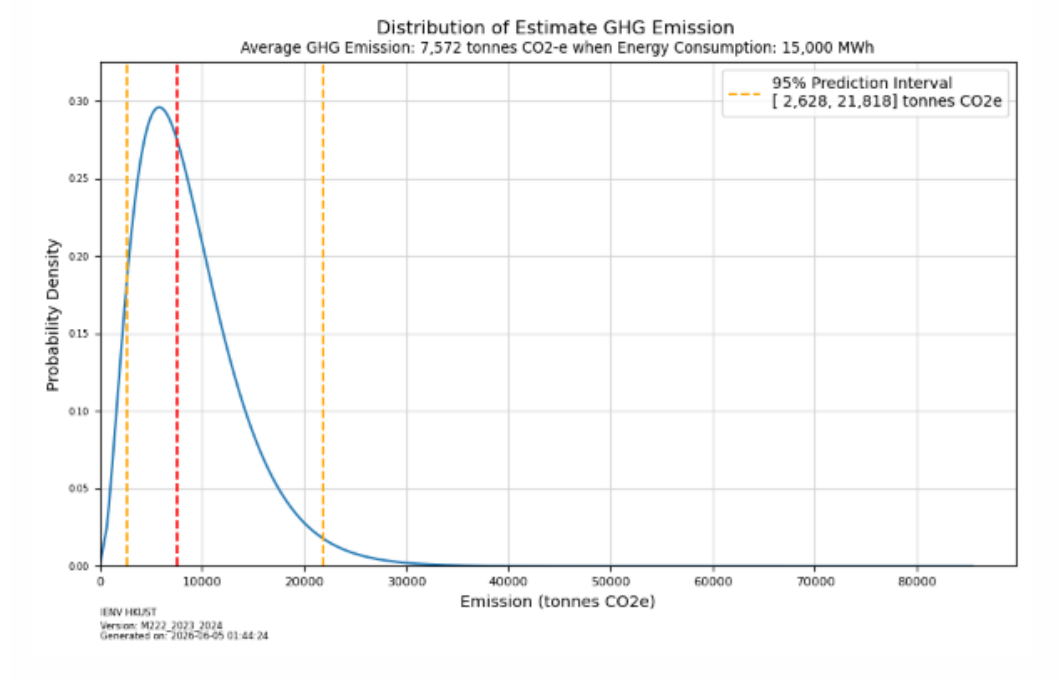
公噸二氧化碳當量

估算範圍1和2溫室氣體排放量的 95% 預測區間

至

預測區間代表根據多個先前觀察值的分布，對於預測未來觀察值的可能性。例如，如果在全年的能源消耗量為 15,000 兆瓦時，估計範圍 1 和 2 溫室氣體排放量的 95% 預測區間為 [2,627.64, 21,817.52]。即在 95% 的置信度下，當能源消耗量為一年 15,000 兆瓦時，範圍 1 和 2 的溫室氣體排放量將介乎於 2,627.64 和 21,817.52 噸 CO₂e 之間。

範圍1和2溫室氣體排放量估算分布圖（只提供英文版本）



編輯

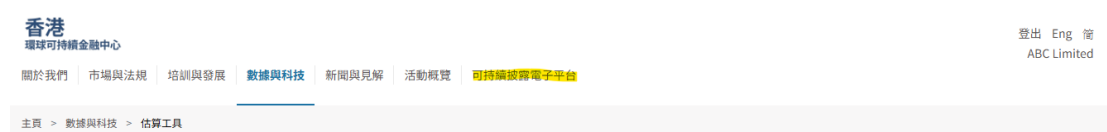
匯出 Excel

你可按「匯出 Excel」下載輸入的能源消耗量及估算結果以作記錄。

3.5 檢索估算結果（僅適用於已建立帳戶的用戶）

如果您建立帳戶並登入，您輸入的資料及估算的結果會自動儲存在帳戶平台內。

要進入您的用戶檔案及檢索你的估算記錄，請按「可持續披露電子平台」。



然後在選單上點擊「排放量估算記錄」，以顯示您的估算記錄。您可以在線上查看有關資料，或點擊「匯出」下載相關的估算結果作保存記錄。

香港
環球可持續金融中心

關於我們 | 市場與法規 | 培訓與發展 | 數據與科技 | 新聞與見解 | 活動概覽 | 可持續披露電子平台

登出 Eng 簡
ABC Limited

首頁 > 可持續披露電子平台 > 非上市公司問卷 > 排放量估算記錄

公司資料

非上市公司問卷

背景

提交問卷回覆

共享選項

溫室氣體排放量

排放量計算記錄

排放量估算記錄

排放量估算記錄

提交日期	估算的範圍1和2溫室氣體排放量 (公噸二氧化碳當量)	估算範圍1和2溫室氣體排放量的 95% 預測區間 (公噸二氧化碳當量)	
2026-06-05 01:44:05	7,571.57	2,627.64 to 21,817.52	 
2026-04-13 11:03:54	62,107.25	21,553.75 to 178,962.38	 
2026-04-13 10:04:36	7,571.57	2,627.64 to 21,817.52	 

3項中的1至3項

如要移除當中的估算記錄，請點擊圖示



並確認移除。

排放量估算記錄

提交日期	估算的範圍1和2溫室氣體排放量 (公噸二氧化碳當量)	估算範圍1和2溫室氣體排放量的 95% 預測區間 (公噸二氧化碳當量)	
2026-06-05 01:44:05	7,571.57	2,627.64 to 21,817.52	 

4. 溫室氣體排放估算工具的技術文件

本章概述溫室氣體排放估算工具的方法論及其數據分析基礎。開發過程由對彭博及 CDP 的 2020 至 2021 年數據進行分析開始，以識別驅動排放的主要因素。該分析確認能源消耗為主導因素，從而為估算框架建立了基礎邏輯。

基於這項洞見，後續分析集中於識別最佳的估算演算法。研究評估了一系列的建模選項，範圍由普通最小平方法（OLS），到機器學習技術，包括隨機森林（RF）、梯度提昇（GB）及神經網絡（NN）。經比較後發現，機器學習模型相較於 OLS 方法僅為預測帶來輕微的改進，而 OLS 框架卻在模型的透明度及結果的可解釋性方面則展現出明顯優勢。因此，OLS 框架因其穩健的預測能力及運作效率而獲選。

本章最後呈現根據最新 2023 至 2024 年數據庫得出的最終模型結果，並正式披露該模型的適用範圍及局限性。

4.1 數據收集和整理

為了開發溫室氣體排放量計算工具，研究採用了來自彭博的資料庫，特定對象為 2020 年和 2021 年香港上市的公司。初始的數據庫包含 2,683 間公司，當中包括每間公司的行業分類、收入、資產、營運支出、EBITDA（稅息折舊及攤銷前盈利）、員工人數、EVIC（包含現金的企業價值）、能源消耗量以及範圍 1 和範圍 2 溫室氣體排放等資料。

收集數據階段之後，我們對數據進行了整理以確保數據的品質和相關性。結果，2020 年只有 320 間以香港為基地的上市公司，及 2021 年只有 359 間以香港為基地的上市公司，仍保留在我們的數據庫中用作分析。

為了補充數據庫，我們特別從 CDP 資料庫中提取了 2021 年公開的中小企數據。在這些公開的回應中，有 23 家私營公司披露了完整的範圍 1 和範圍 2 排放量以及能源消耗量。為確保數據與估算香港中小企的溫室氣體排放量相關，我們進一步以至少部分業務營運須在香港及報告收入不超過 1 億美元為標準，對有關數據作出進一步篩選。最後，有 9 間符合這些標準的公司，被納入最終的數據庫。

為了準備隨後的回歸分析，我們將範圍 1 和 2 的溫室氣體排放量相加以得到溫室氣體的總排放量（與下文同義）。我們亦對所有值作對數變換，並驗證他們能符合回歸分析所需的常態分布的預設。

4.2 探索性分析

為探究各變數與溫室氣體排放的關係，我們對 2021 年上市公司的數據進行了探索性分析。最初，我們考慮了以下變數：營銷和行銷開支、研發開支、資產周轉率、營運支出、其他營運支出、一般和行政支出、EVIC、總資產、員工人數、收入、EBITDA 和能源消耗量。

變數選擇

在選擇變數過程中，我們進行了 Pearson 相關係數計算，以分析各變數與溫室氣體總排放量的關係。以下為相關係數表。

參數（對數值）	相關係數
銷售和行銷開支	0.11
研發開支	0.26
資產周轉率	0.27
營運支出	0.48
其他營運支出	0.48
一般和行政支出	0.58
EVIC	0.64
總資產	0.64
員工人數	0.66
收入	0.71
EBITDA	0.75
範圍 1 溫室氣體排放	0.93
範圍 2 溫室氣體排放	0.96
能源消耗量	0.97
溫室氣體排放總量	1.00

表 1 變數與溫室氣體總排放量的 Pearson 相關係數

基於這些相關係數，我們選取那些與溫室氣體總排放量相關性最高的變數作進一步分析。首六個相關性最高的變數分別是 EVIC、總資產、員工人數、收入、EBITDA 和能源消耗量。這些變數與溫室氣體排放總量呈相當大的正向關係，能源消耗量的相關係數是 0.97，為當中最高。通過留意這些選定的變數，我們可以在之後的分析中有效地使用財務指標去估算溫室氣體排放量。

叢集分析

為了應對每個行業的香港上市公司數量相對較少的局限，我們進行了叢集分析，將相似的行業歸為一類。該分析旨在發現出在溫室氣體排放方面存在類似模式的行業。數據最初分為 **11** 個行業：

- 一. 通訊服務
- 二. 非必需消費品
- 三. 必需消費品
- 四. 能源
- 五. 金融
- 六. 保健
- 七. 工業
- 八. 資訊技術
- 九. 原材料
- 十. 房地產
- 十一. 公用事業

我們按各行業的溫室氣體排放量的平均值、中位數和標準差的相似性進行了叢集分析。這方法可以分辨出排放量具有可比性的行業。這 **11** 個行業結果被分為五個主要行業組別（圖 1）：

- 一. 金融
- 二. 通訊服務、房地產、非必需消費品、醫療保健
- 三. 原材料
- 四. 能源、公用事業
- 五. 工業、資訊技術、必需消費品

Sector Classification from Total CO₂-e Emission <log>

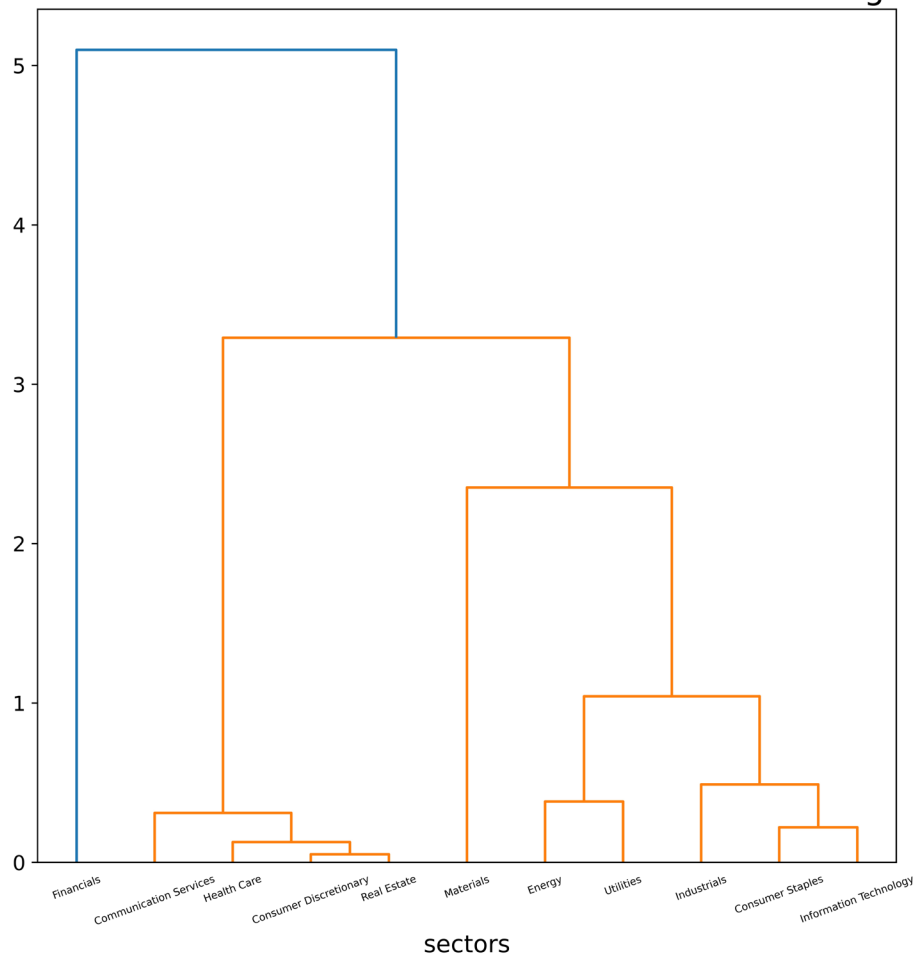


圖 1.行業叢集分析結果的樹狀圖

通過進行叢集分析，類似的行業被編在一組，從而可以使用每個更大的行業組別的數據庫對溫室氣體排放進行更穩健的回歸分析。這種方法能夠探索特定行業與溫室氣體排放的關係，並有助於在每個行業組別內進行更準確的預測。

變數的相互關係

為了研究不同行業不同參數之間的關係，我們進行了配對圖分析。配對圖形象化地顯示了選取的變數之間的相互關係及他們與溫室氣體總排放量的關聯。此外，配對圖有助於辨別影響各行業溫室氣體排放的任何重要因素。

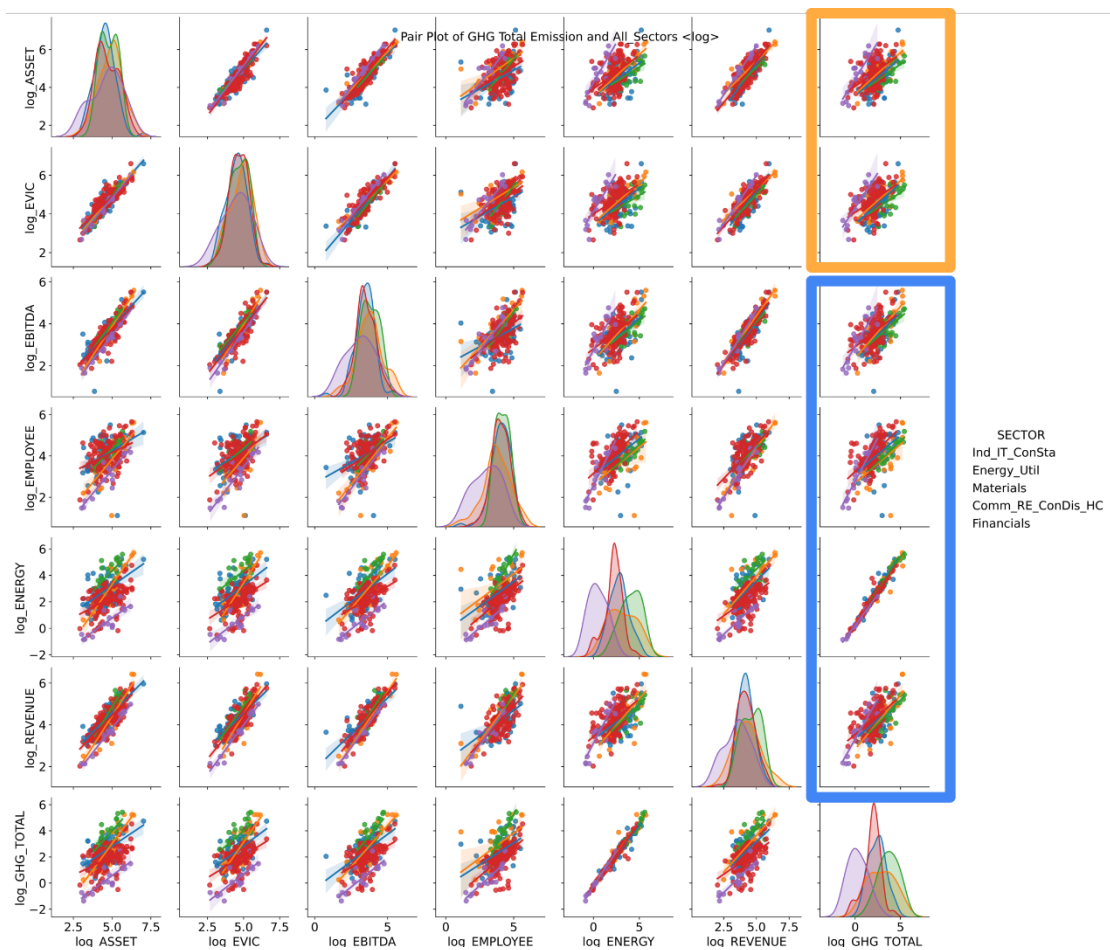


圖 2.對數後的溫室氣體排放量（噸 CO₂e）與對數後的能源消耗量（兆瓦時）的配對圖

在圖 2 中，配對圖顯示了散點圖和變數之間的相關性。配對圖的最右邊一列特別聚焦於影響溫室氣體總排放量的因素。

從配對圖分析中可以看出，變數「能源消耗量」與溫室氣體總排放量之間存在強大的正向關係。所有行業都一致觀察到這種關係，表明無論那個行業，能源消耗都對溫室氣體排放有重大影響。該列中的散點圖始終呈上升趨勢，加強了正向關係。

此外，與其他四個參數相比，我們觀察到「資產」和「EVIC」等變數與溫室氣體排放的相關性較弱。這些變數的散點圖似乎分布得更稀疏，顯示出與溫室氣體排放的關係不太明顯。因此，在之後的回歸分析中不再包括「資產」和「EVIC」。

4.3 普通最小平方法 (OLS) 回歸模型

選擇 OLS 回歸作為建立估算溫室氣體排放量模型的方法是因為它適用於本項目的目標和數據庫。OLS 回歸是一種常用的統計方法，它使我們能夠瞭解相應變數和一組預測變數之間的關係。

在現時情況下，使用 OLS 方法有幾個優點。首先，OLS 回歸允許我們通過選擇相關的財務指標作為預測變數時來整合已有知識。這使我們能夠利用到現有關於指標對溫室氣體排放影響的知識。其次，OLS 回歸能為不確定性提供統計上的推斷，使我們能夠評估預測變數的重要性並得出可靠的結論（Whatley，2022 年）。最後，OLS 回歸提供了預測區間，以量化了估算的溫室氣體排放量的不確定性，從而能量度模型的可靠性。

訓練和測試模型

2021 年所有可用的上市公司數據都用於訓練回歸模型，並沒有再將它們分為訓練數據和驗證數據。我們使用這種方法是因為報告的排放量可以直接用作驗證估算值。使用報告的排放量作直接驗證提高了訓練過程的可信度，並有助於對模型的性能進行全面評估。

我們用了不同的方法去評估模型的表現，例如均方誤差和決定係數。這些指標可評估模型有否能力利用能源消耗量去準確地估算溫室氣體排放量。

結果

根據香港上市公司 2021 年數據，我們建立了一個 OLS 回歸模型，以估算溫室氣體排放量。該模型包括四個預測變數：能源消耗量 (ENERGY)、EBITDA、收入 (REVENUE) 和員工數目 (EMPLOYEE)。響應變數是溫室氣體排放量 (GHG Total) 的對數。

每個行業組別的回歸結果如下：

一. 金融：

$$\text{Log_GHG_Total} = -0.067 + 1.105 * \text{log_ENERGY} + 0.006 * \text{log_EBITDA} + (-0.089) * \text{log_REVENUE} + 0.033 * \text{log_EMPLOYEE}$$

二. 原材料：

$$\text{Log_GHG_Total} = -0.953 + 0.873 * \text{log_ENERGY} + 0.048 * \text{log_EBITDA} + 0.046 * \text{log_REVENUE} + 0.170 * \text{log_EMPLOYEE}$$

三. 能源、公用事業：

$$\text{Log_GHG_Total} = -0.337 + 0.898 * \log_ENERGY + 0.086 * \log_EBITDA + (-0.012) * \log_REVENUE + 0.027 * \log_EMPLOYEE$$

四. 工業、資訊技術、必需消費品：

$$\text{Log_GHG_Total} = -0.347 + 0.857 * \log_ENERGY + 0.091 * \log_EBITDA + 0.040 * \log_REVENUE + (-0.027) * \log_EMPLOYEE$$

五. 通訊服務、房地產、非必需消費品、醫療保健：

$$\text{Log_GHG_Total} = -0.359 + 0.944 * \log_ENERGY + 0.012 * \log_EBITDA + (-0.040) * \log_REVENUE + 0.077 * \log_EMPLOYEE$$

根據回歸結果，可以得出結論，在估算所有行業組別的溫室氣體排放量時，能源消耗量仍然是主導因素，而其他變數的影響微小得可以忽略不計。因此，我們決定修改回歸模型，在回歸分析過程中僅考慮能量消耗作為預測變數並不再區分行業。

使用 2021 年香港上市公司數據估算溫室氣體排放量的回歸方程更新後如下：

$$\text{Log_GHG_TOTAL} = 0.948 * \log_ENERGY - 0.188$$

R 平方值 0.962 表明大約 96.2% 的溫室氣體排放方差可以單靠能源消耗量這變數來解釋。這進一步支持能源消耗量在數據庫中作為估算溫室氣體排放量的關鍵因素的主導地位。通過簡化模型以聚焦於能源消耗，我們的目的是提高估算的精準度，同時消除分析時對區分行業的需要。

4.4 機器學習方法：神經網路

除了 OLS 迴歸分析之外，我們還評估了幾種先進的機器學習模型，以提高溫室氣體排放估算的準確性。這些模型包括隨機森林（RF），和梯度提升（例如 XGBoost）等整合方法，以及神經網路（NN）。

與假設線性關係的 OLS 迴歸不同，機器學習模型旨在捕捉變數之間複雜的非線性模式和交互作用。具體而言，隨機森林和梯度提升是基於樹的整合演算法，旨在結合多個決策樹來提高預測精度並防止過度擬合。此外，神經網路憑藉其分層結構，尤其擅長對大型資料集中的複雜關係進行建模。評估這些模型的主要目的是探索數據中是否存在此類複雜的相互作用，以及它們是否有可能比線性 OLS 方法產生更準確的溫室氣體排放估算結果。

為了確保可比性，所有機器學習模型均使用相同的八個輸入變數進行開發：能源消耗、總資產、員工人數、營運費用、包含現金的企業價值 (EVIC)、息稅折舊攤銷前利潤 (EBITDA)、資產週轉率和收入。這些變數的選擇是基於它們與溫室氣體排放的理論相關性以及數據庫中的可用性。

為了訓練和評估模型，我們將整個 2021 年資料集拆分為 80% 用於訓練，20% 用於測試。這種拆分方式允許我們使用樣本外資料評估模型效能，這對於評估模型的泛化能力至關重要。

為了解釋機器學習模型並量化不同變數的影響，我們採用了 Shapley 加性解釋 (SHAP) 方法。SHAP 值透過歸因每個變數對預測的貢獻，為解釋模型輸出提供了一個框架。在所有評估的模型中，SHAP 分析始終表明，能源消耗是所有輸入變數中最具影響力的因素，證實了其在估算溫室氣體排放方面的重要性。

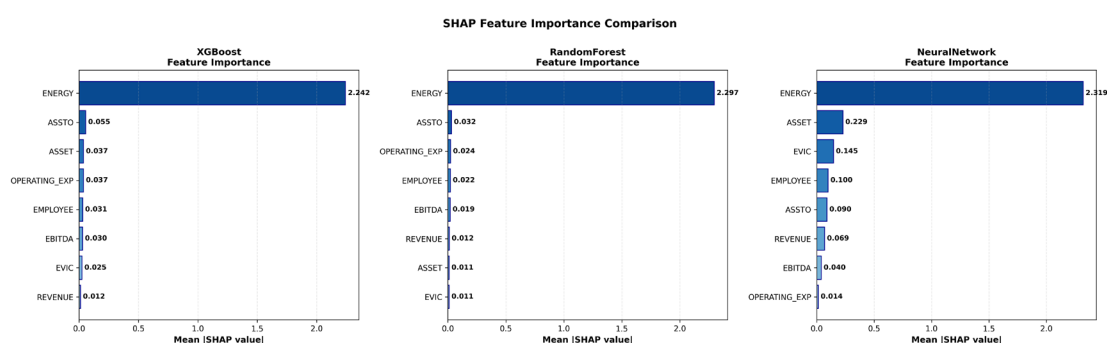


圖 3.溫室氣體總排放量參數的夏普利值

4.5 模型評估和比較

模型的效能以 R^2 平方值 (R^2) 和平均絕對百分比誤差 (MAPE) 進行評估和比較。 R^2 值表示模型對排放資料變異性的解釋能力。 OLS 模型的 R^2 值為 0.97，略優於其他演算法，顯示在預測碳排放總量時，OLS 模型能夠像複雜演算法一樣有效地捕捉潛在趨勢。此外，MAPE 用於衡量預測排放量與實際排放量之間的平均絕對百分比差異。 OLS 模型的 MAPE 值為 54%，略高於 XGBoost 模型 (48%)。

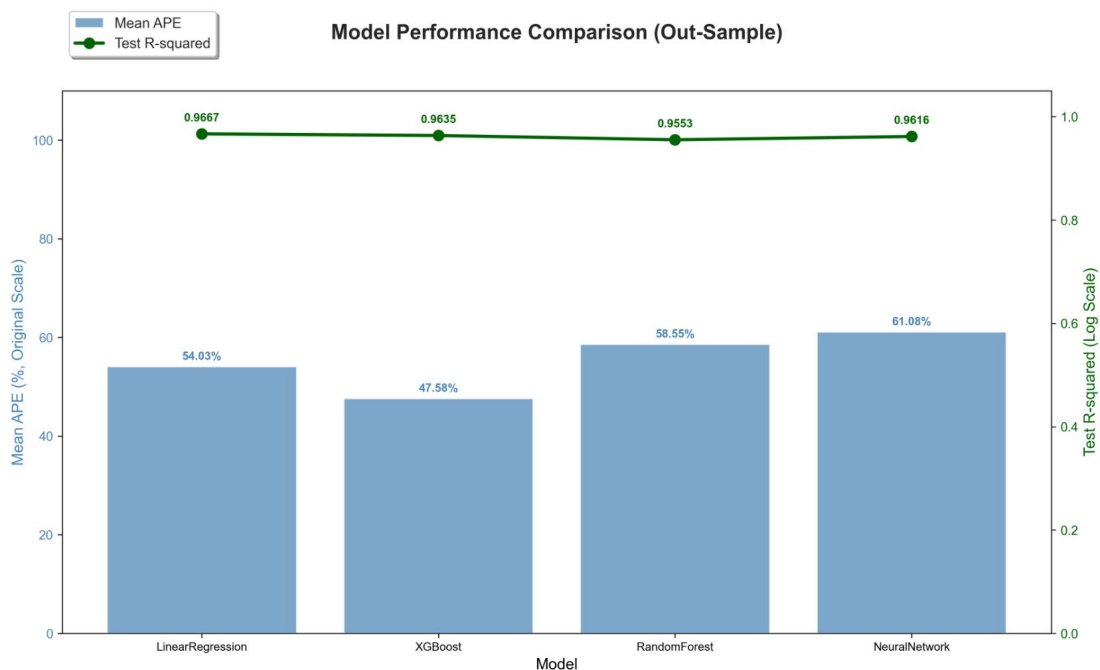


圖 4. 模型表現比較

為進一步評估模型的預測穩健程度，我們進行了散點圖分析，將公司規模繪於 x 軸，而將百分比誤差繪於 y 軸。百分比誤差定義為預測排放量與實際排放量之間的相對差異，並按實際值作標準化；具體而言，其以百分比形式量化模型估算值與觀測數據之間的偏離程度。

儘管各模型的 **MAPE** 大致相若，散點圖分析卻顯示出明顯不同的誤差分布。上方面板展示預測誤差的整體離差，而下方面板則在紅色標示區域內識別極端邊遠值的數目（誤差超過 200%）。OLS 模型的誤差分布較為分散；相比之下，機器學習模型——尤其是 **XGBoost**——的分布較為集中，大多數預測結果均落在 $\pm 50\%$ 的範圍內。值得注意的是，OLS 模型產生了七個絕對百分比誤差超過 200% 的邊遠值，而 **XGBoost** 模型則僅有一個。這些結果顯示，機器學習模型具備更佳的預測穩定性，能為不同規模的公司提供更一致的準確度。



圖 5. 按資產規模劃分的剩餘散點圖

總括而言，機器學習模型展現出更強的預測穩健程度，尤其是在應用於不同營運環境下的公司時。然而，這些模型本質上屬於「灰盒」模型。雖然特徵重要性分析提供了一定程度的透明度，但這些模型缺乏清晰的函數形式來完整闡述其潛在的預測邏輯。

相較之下，OLS 框架憑藉其穩健的整體表現指標，達致相當的整體預測準確度。更重要的是，OLS 模型提供一條透明、封閉形式的數學方程，明確界定能源消耗與碳排放之間的函數關係。這種內在可解釋性確保估算邏輯可供所有持份者核實並加以理解，使其成為目前實施階段的較佳選擇。

雖然機器學習模型最終未有用作最終估算器，但它們仍是一個有前景的未來研究方向。若能取得更龐大且更多元化的數據庫，這些模型或可透過捕捉輸入變數與溫室氣體排放之間複雜的非線性動態關係，提昇預測準確度，而這些關係或會被線性模型所忽略。

本文的後續章節將探討補充中小企數據的整合，並評估這項擴展分析如何在既定的迴歸框架下，進一步提昇溫室氣體排放估算的準確度。

4.6 OLS 迴歸模型在中小型企業中的應用

為了評估迴歸模型對中小型企業（「中小企」）的適用性，我們納入了 CDP 的數據。我們聚焦於在香港經營的中小企，我們定義這些公司至少需有一部分業務在香港，而報告的收入不超過 1 億美元。根據這一標準，2021 年共有 9 家公司符合這些條件。

我們亦對這部分中小企的數據庫進行了 OLS 迴歸分析。與上市公司的估算結果類似，分析顯示，能源消耗量仍然是決定中小企溫室氣體排放量的重要預測變數。能源消耗量為預測變數的相關係數為 0.949。此外，迴歸模型的 R 平方值為 0.979，表現出很高的合適性。這表示分析中大約 97.9% 的溫室氣

體排放差異可以用和能源相關的因素來解釋。這些結果再次印證了香港上市公司和中小企業的能源消耗量與他們的溫室氣體排放量之間的密切關係。

使用 2021 年香港中小企數據估算溫室氣體排放量的回歸方程：

$$\text{Log_GHG_TOTAL} = 0.949 * \text{log_ENERGY} - 0.064$$

考慮到 OLS 回歸分析對上市公司和中小企的數據分析的結果，我們決定合併兩組數據庫。通過將香港上市公司數據和中小企數據組合在一起，可增加樣本數量和覆蓋公司的多樣性，從而進一步提高溫室氣體排放量估算的準確性。

使用 2020 年和 2021 年香港上市公司的數據和 2021 年中小企數據去估算溫室氣體排放量的回歸方程如下：

$$\text{Log_GHG_TOTAL} = 0.924 * \text{log_ENERGY} - 0.108$$

決定整合數據庫是基於以下觀察：能源消耗始終是上市公司和中小企業溫室氣體排放量的可靠預測指標。

儘管取得上述進展，但仍需指出，中小企業樣本與上市公司數據之間仍存在數值差異，這意味著目前模型參數主要受後者影響。雖然納入現有的中小企數據成功驗證了模型更廣泛的適用性，但此次更新的核心仍以較為成熟的上市公司數據庫為基礎。因此，模型在預測精確度及其對較小企業的具體代表性方面，若要進一步優化，仍有賴未來能取得更廣泛且高質素的中小企數據庫。

4.7 經修訂的 OLS -結果與分析

於 2025/26 年，模型已根據最新數據庫進行修訂。是次分析所用的數據庫取自彭博，涵蓋於 FY2023 及 FY2024 在香港聯合交易所、深圳證券交易所及上海證券交易所上市的公司。最終樣本包括來自 1,312 個獨立實體的 2,388 個觀測值，當中包括於 2023 年申報的 1,139 間公司及於 2024 年申報的 1,249 間公司。

為了將原始數據用於建模，研究對應變數（範圍 1 及 2 溫室氣體排放）及主要自變數（能源消耗）均採用以 10 為底的對數轉換。此方法乃基於探索性分析中觀察到的冪律關係而進行；透過將潛在關聯線性化及使數據分布標準化，該轉換有效減輕偏態，並確保迴歸結果的統計有效性。

$$\text{Log}_{10}(\text{溫室氣體排放量}) = \beta_0 + \beta_1 \times \text{Log}_{10}(\text{能源消耗}) + \epsilon$$

經轉換後，變數按 1% 水平進行了縮尾處理。此程序將極端值截尾於第 1 及第 99 百分位數，而非將其剔除，從而在保持樣本規模的同時，避免異常值及計量誤差扭曲迴歸係數。此程序遵循企業金融及會計文獻中對公司層面數據的標準處理方法（例如 Baker and Wurgler, 2006；Dhaliwal et al., 2011）。由於模型旨在估計總投入與總產出之間的整體彈性，於對數層面進行縮尾處理可有效減輕極端申報錯誤的影響，同時保留數據中固有的非線性關係。這可確保我們的估計結果更能代表更廣泛的市場，而非被少數超大型工業邊遠值所偏斜。

在數據預處理步驟的基礎上，迴歸估計採用了按公司層面分組的標準誤差。此設定考慮了同一公司在不同時期可能存在的序列相關性，確保結果的統計顯著性不受面板數據中觀測值之間的非獨立性影響。這項調整不會改變迴歸係數的點估計值，但會修正誤差變異數。因此，所得的置信區間會更寬且更為保守，更能反映模型估計值的真實不確定性。

最終的 OLS 迴歸得出以下估計方程：

$$\text{Log}_{10}(\text{溫室氣體排放量}) = -0.119 + 0.957 \times \text{Log}_{10}(\text{能源消耗})$$

對溫室氣體排放估算的分析為所研究公司的排放狀況提供了寶貴的見解。對每家公司的排放量的估算，突顯了他們的營運對環境的影響。分析中採用的迴歸模型顯示了出色的表現，(R 平方值為 0.959)。這表明該模型能解釋溫室氣體排放數據中約 95.9% 的方差，強調了預測變數與估算排放量之間的穩健關係。

例如，我們數據中的一家金融公司報告其 2024 年的總能源消耗量為 135,139 兆瓦時，而範圍 1 和 2 的實際排放量為 55,724 噸。通過我們的迴歸模型，我們估算的平均溫室氣體排放量值為 62,107.25 噸，與實際排放量相差 11.5%。儘管存在這種偏差，但值得注意的是，估算排放量的 95% 預測區間範圍為 21,553.75 噸至 178,962.38 噸。這表示我們的模型有效地捕捉了估算過程中的不確定性，提供了實際排放量可能存在的合理估算範圍。

圖 6 中的線圖說明對數後的溫室氣體排放量（噸）和對數後的能源消耗量（兆瓦時）之間的關係。該圖包括係數的 95% 置信區間、95% 預測區間和 OLS 結果。用於估算對數後的溫室氣體排放量的回歸方程為 $y = -0.119 + 0.957x$ ，R 平方值為 0.959，表示對數後的能源消耗量與對數後的溫室氣體排放量之間存在很重要的關係。

當根據對數後的能源消耗量檢查對數後的估算溫室氣體排放量的分布概率時（圖 7），平均估算值為 $10^{4.793}$ 噸，95% 的預測區間範圍為 $10^{4.334}$ 至 $10^{5.253}$ 噸。

圖 8 顯示了使用能源消耗量估算溫室氣體排放量的分布概率。該圖顯示了 95% 的預測區間範圍為 21,554 噸到 178,962 噸。此外，溫室氣體排放量的平均估算值為 62,107 噸，代表了估算排放量的集中央趨勢。這分布為根據能源消耗量而對溫室氣體排放量作出估算的不確定性和潛在範圍提供了進一步的見解。

此外，當將回歸模型的平均估算值與所有研究公司的實際溫室氣體排放量進行比較時，得到的均方根值為 0.23。該指標用於衡量數據庫中估算排放量和實際排放量之間的平均差異。相對較低的 RMS 值表示回歸模型提供了合理的估算值，提高估算結果整體的可靠性。

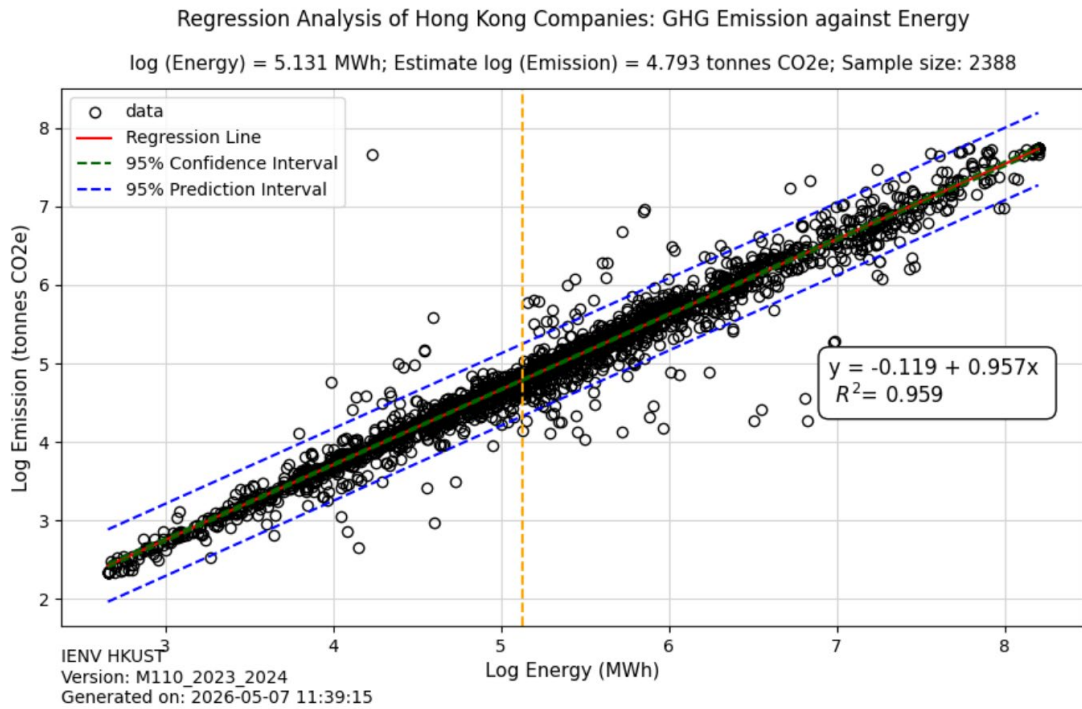


圖 6.，以對數後的能源消耗量（兆瓦時）估算對數後的溫室氣體排放量（噸）的折線圖

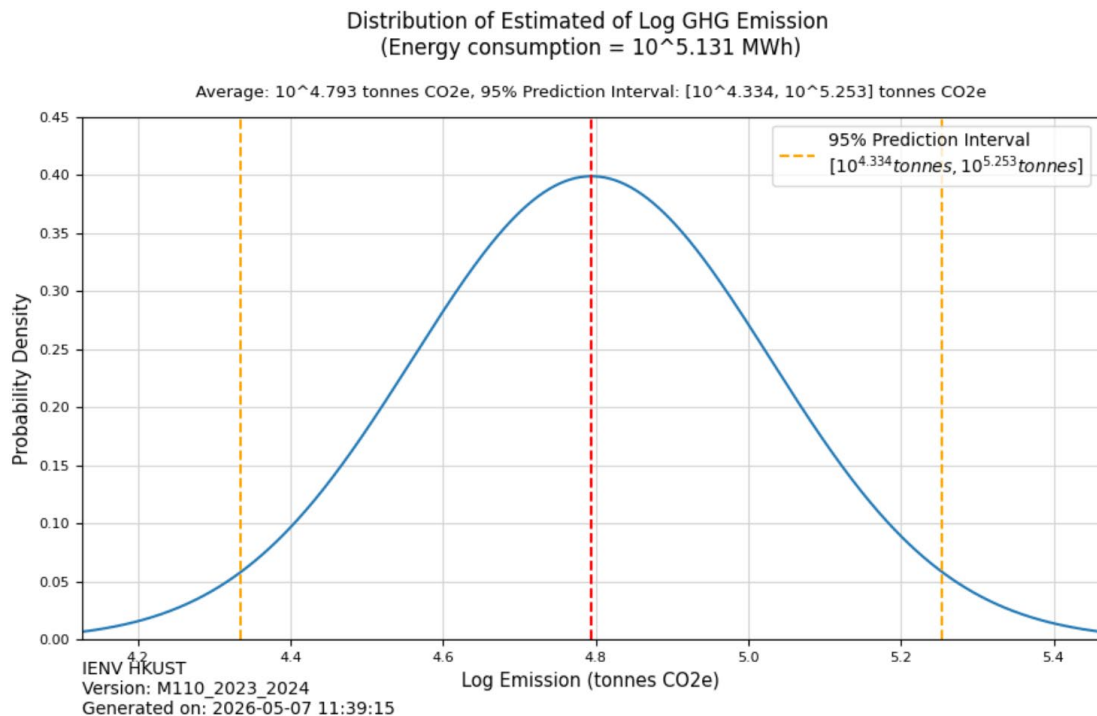


圖 7. 以對數後的能源消耗量（兆瓦時）估算對數後的溫室氣體排放量（噸）的分布概率

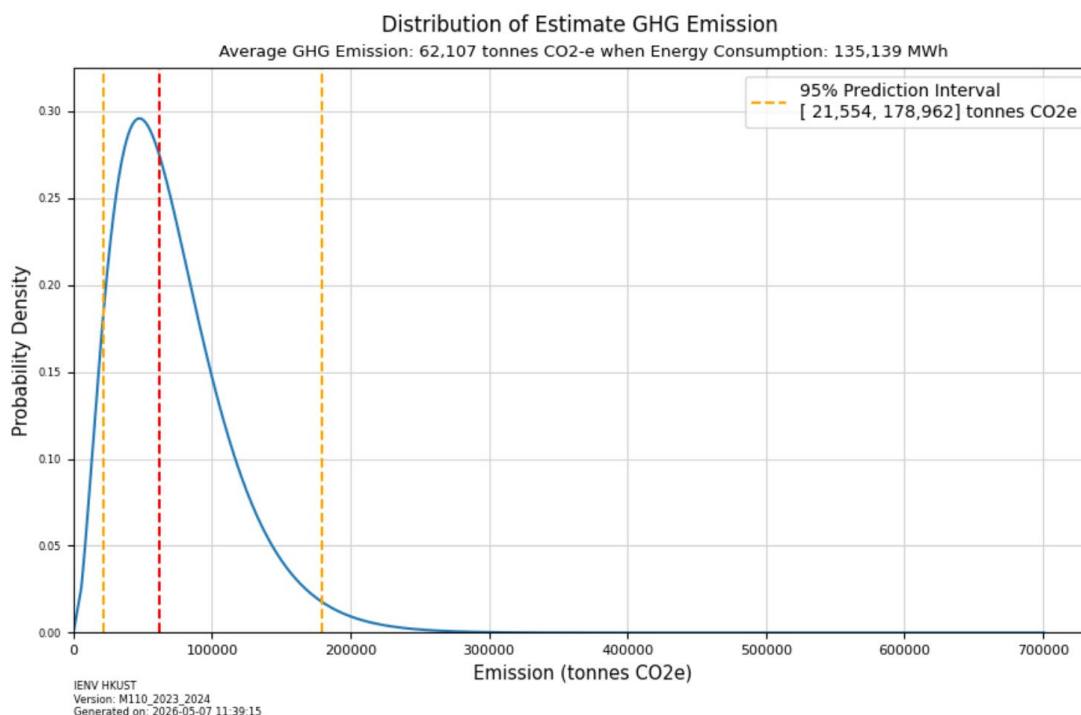


圖 8.溫室氣體排放量（噸）與能源消耗量（MWh）估計的概率分布

總括而言，對溫室氣體排放估算的分析為研究公司的排放狀況提供了寶貴的見解。回歸模型顯示出優良的表現，具有很高的解釋能力。估算的排放量雖然偏離實際值，但落在合理範圍內，反映出估算過程涉及的不確定性。這些發現有助更全面瞭解所研究公司對環境的影響，並為未來的可持續發展計劃提供有價值的資訊。

4.8 局限性和未來工作

雖然我們的溫室氣體排放估算模型提供了有價值的見解，但重要的是要留意當中的局限性和未來需考慮改善的地方。

其中一個限制來自建構模過程中所使用的數據的可用性和質量。需要注意的是，我們數據庫包含的公司數量有限。從 2023 年到 2024 年，我們的數據庫中共有來自 1,312 家上市公司的 2,388 個數據點。這有限的樣本數量可能會給研究結果的普遍性和估算值的準確性帶來局限。數據庫的擴展以包括更多及更多樣化的公司數據將提高模型的準確性和代表性。此外，我們估算的準確性很大程度上取決於匯入數據的準確性和完整性。數據中存在的任何偏差或錯誤都可能影響結果的可靠性。此外，我們的模型假設預測變數與溫室氣體排放之間的關係隨著時間的推移仍保持一致，這可能並不是絕對正確的。

我們可以探索幾種改進途徑以便將來完善該模型。首先，納入其他變數可以更全面地了解影響溫室氣體排放的因素。例如，包括有關公司特定舉措或營運實踐情況相關的數據有助於更準確作出估算。此外，探索其他的模型構建方法，如機器學習演算法或時間序列分析，可能會揭示新的見解並提高模型預測的準確性。

我們必須強調需持續地收集數據和改進模型。隨著新數據的出現，使用最新的資訊去更新模型可以帶來更準確的估算。定期根據實際排放數據去評估和驗證模型有助發現差異或需要改進的地方。對模型的持續監測和改進將有助於提高其穩健性，並確保其在不斷變化的商業環境和環境中保持相關性。

4.9 結論

綜上所述，本項目利用回歸法以能源消耗數據估算溫室氣體排放量上，取得了重大發現和成果。本項目的主要發現和成果突出了回歸模型在準確估算溫室氣體排放量方面的有效性，其中能源消耗量與總排放量最具相關性。通過利用這種模式，決策者可以獲得有關能源消耗對環境影響的寶貴啟示，並做出明智的選擇以促進可持續性。

估算的溫室氣體排放量對環境可持續性和決策具有重要的影響。瞭解與能源消耗相關的排放使企業和政策制定者能夠分辨需要改進的領域，並制定有針對性的戰略來減少碳足跡。這些資訊可以引導節能做法、可再生能源和減排舉措的採用，最終有助於緩解氣候變化和促進更可持續的未來。

本項目強調了持續在溫室氣體排放估算領域進行研究和合作的重要性。繼續努力完善模型、納入其他變數和探索替代技術將提高估算方法的準確性和適用性。研究人員、行業利益持份者和政策制定者之間的合作對於分享知識、交流最佳實踐方法和共同努力實現全球減排目標至關重要。

4.10 參考

- Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The journal of Finance*, 61(4), 1645-1680.
- Dhaliwal, D. S., Li, O. Z., Tsang, A., & Yang, Y. G. (2011). Voluntary nonfinancial disclosure and the cost of equity capital: The initiation of corporate social responsibility reporting. *The accounting review*, 86(1), 59-100.
- Whatley, M. (2022). Ordinary Least Squares Regression. In *Introduction to Quantitative Analysis for International Educators* (pp. 91–112). Springer International Publishing AG. https://doi.org/10.1007/978-3-030-93831-4_7