

用戶指南

溫室氣體排放估算工具

2024 年 2 月

版本 E02/24

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，例如碳核算金融聯盟 (Partnership for Carbon Accounting Financials, “PCAF”) 的全球溫室氣體核算和融資排放報告標準。

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和中小企業的數據，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可靠的估算。我們結合兩組數據的目的是獲得一個全面反映企業能源消耗和相應的範圍 1 和 2 溫室氣體排放量的分布。

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 **關立新帳戶** 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 0.15 兆瓦時到 520,000,000 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

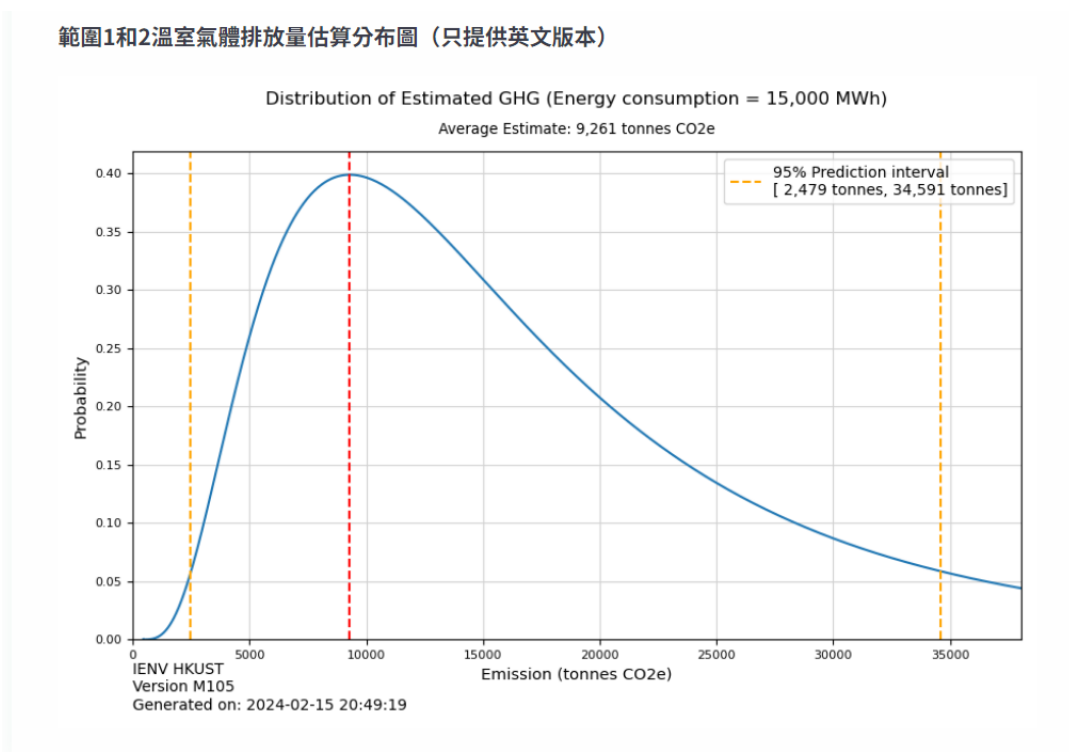
公噸二氧化碳當量

估算範圍1和2溫室氣體排放量的 95% 預測區間

至

預測區間是根據以往全體觀測值的分布，以預測未來觀測值的可能性。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 [2,479.4, 34,591.24]。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 2,479.4 和 34,591.24 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「非上市公司披露平台」。

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 | 非上市公司披露平台

登出 Eng 簡
ABCDE Company

主頁 > 數據與科技 > 估算工具

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 | **非上市公司披露平台**


登出 Eng 簡
ABCDE Company

首頁 > 非上市公司披露平台 > 非上市公司問卷 > 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)	匯出	刪除
2024-02-13 23:06:40	9,260.96	2,479.40 to 34,591.24	匯出	刪除
2024-02-09 10:36:27	245,154.48	65,634.16 to 915,692.60	匯出	刪除
2024-02-09 10:36:07	3,516.96	941.58 to 13,136.41	匯出	刪除
2024-02-07 17:39:56	65,680.41	17,584.34 to 245,327.21	匯出	刪除
2024-01-24 14:38:44	358.28	95.92 to 1,338.24	匯出	刪除
2024-01-24 14:38:19	462.26	123.76 to 1,726.62	匯出	刪除
2023-12-14 21:28:09	758.61	203.10 to 2,833.55	匯出	刪除

7項中的1至7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)	匯出	刪除
2024-02-13 23:06:40	9,260.96	2,479.40 to 34,591.24	匯出	刪除

4. 溫室氣體排放估算工具的技術文件

4.1 數據收集和整理

是次研究所使用的數據來自彭博資料庫，目標指定為 2020 年和 2021 年的香港上市公司。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（包括現金的企業價值）、能源消耗量以及範圍 1 和範圍 2 溫室氣體排放等資料。

在收集數據之後，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，而 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取得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，以驗證他們能滿足回歸分析所需的正態分布的預設。

4.2 探索性分析

為探究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，我們對與溫室氣體總排放量相關性最高的變數進行了進一步分析。首六個相關最高的變數分別是 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，其中能源消耗量的相關係數最高，為 0.97。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

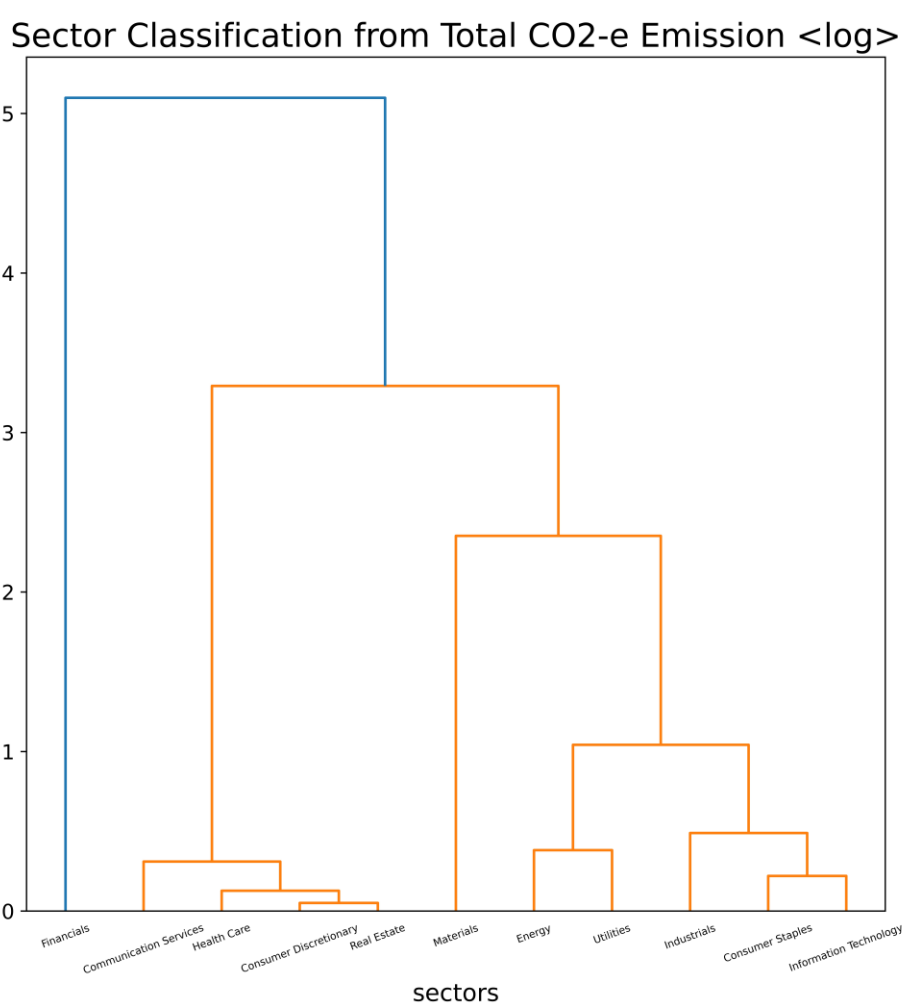


圖 1.行業叢集分析結果的樹狀圖

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係。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。

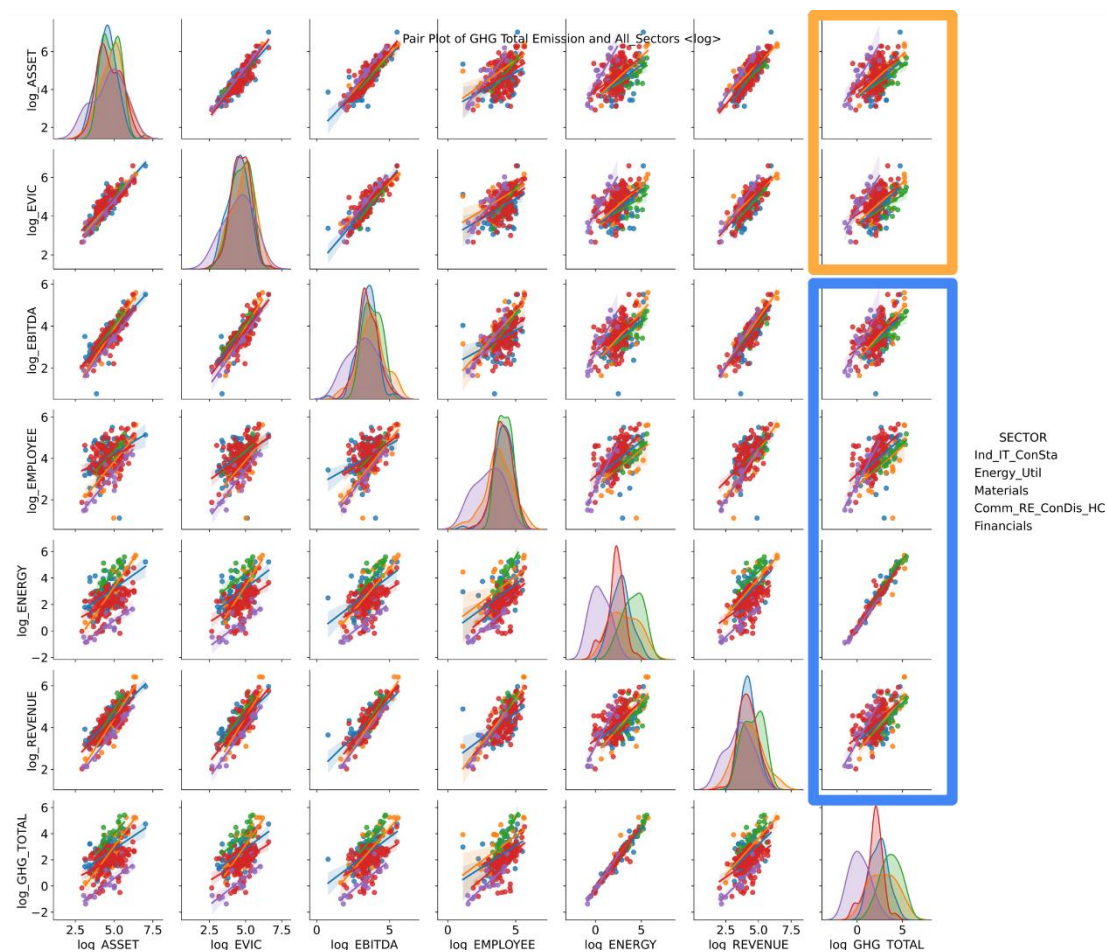


圖 2. 對數後的溫室氣體排放量（噸）與對數後的能源消耗量（兆瓦時）的配對圖

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，從而度量模型的可靠性。

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：

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

四. 工業、資訊技術、必需消費品：

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

五. 通訊服務、房地產、非必需消費品、醫療保健：

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

根據回歸結果，可以得出結論，在估算所有行業組的溫室氣體排放量時，能源仍然是主導因素，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：

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

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

作為 OLS 回歸分析的替代方案，我們亦有考慮過使用神經網路模型的機器學習方法來提高溫室氣體排放估算的準確性。

神經網路是一種機器學習演算法，它使用多層互連的節點來對變數之間的複雜關係構建模型。它可以處理非線性關係並捕捉變數之間的互動，使它能更

有效處理大型和複雜的數據庫。而 OLS 回歸是一種統計方法，用於估計因變數與一個或多個自變數之間的線性關係。它旨在把因變數的預測值和實際值之間的總平方誤差減至最小。而神經網路模型主要的優點是在捕捉輸入變數與溫室氣體排放之間的隱含關係時，並不需假設該關係為線性關係。這樣可以探索到數據中可能存在的較複雜的互動關係作用和潛在的非線性模式。通過利用神經網路的力量，該模型有可能發現隱藏的數據關係，並提高溫室氣體排放估算的準確性。

神經網路模型設定為三層，並利用八個輸入變數：能源消耗、資產、員工數目、營運支出、EVIC、EBITDA、資產周轉率和收入。這些變數是根據它們的可用性及與數據庫中溫室氣體排放的相關性來選擇的。

為了訓練神經網路模型，整個 2021 年數據庫的 80% 被分配用於訓練目的。剩下的 20% 將用於測試模型的性能並評估其預測能力。通過將數據分拆為訓練和測試子庫，可確保模型的性能可以用看不見的數據進行評估，這對於評估其泛化能力至關重要。

我們可以透過夏普利值 (Shapley value) 以理解在神經網路模型中不同變數的重要性。夏普利值將每項特點對預測的貢獻歸因，以解釋模型輸出的結果。圖 3 有關夏普利值的分析顯示，能源消耗量是所有輸入參數中最大影響力的因素，這再次證實了其在估算溫室氣體排放方面的重要性。

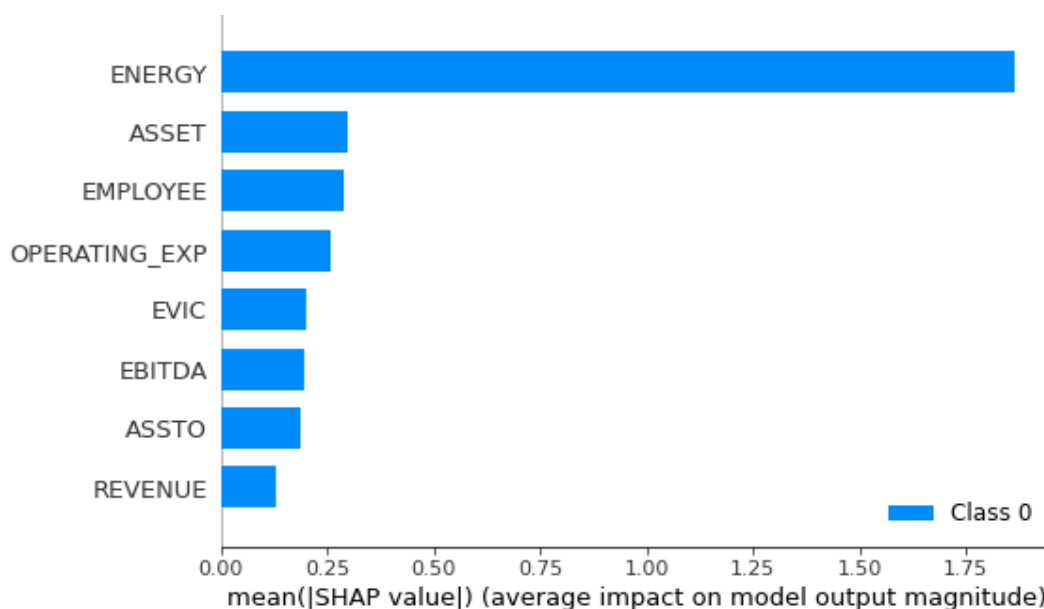


圖 3. 溫室氣體總排放量參數的夏普利值

4.5 模型評估和比較

為了比較 OLS 回歸模型和神經網路模型的表現，我們計算了均方根（RMS）誤差。實際溫室氣體排放量與 OLS 回歸結果之間的均方根值為 0.47，而實際溫室氣體排放量與神經網路結果之間的均方根值為 0.75。

OLS 回歸模型的 RMS 值較低，表示與神經網路模型相比，其預測更接近實際溫室氣體排放量，說明回歸模型在有限的可用數據下，確實比神經網路模型表現得更好。因此，我們決定在本項目中繼續採用回歸方法進行溫室氣體排放估算。

雖然神經網路模型最終沒有被用於估算溫室氣體排放，但它仍然是未來研究的其中一個方向。當我們蒐集到更大、更多樣化的數據後，神經網路模型可以透過捕捉複雜的關係揭示輸入變數和溫室氣體排放之間的非線性互動來獲取更準確的估算結果。

本文件之後會探討納入其他數據，以及擴大分析對使用回歸方法進行溫室氣體排放量估算的準確性的影響。

4.6 OLS 回歸模型在中小型企業中的應用

為了評估回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 回歸分析。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，回歸模型的 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：

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

這決定是基於理解到能源消耗量這變數一直是上市公司和中小企溫室氣體排放量的重要預測指標。而使用組合後的數據庫所進行的新回歸分析中，能源消耗量作預測變數的相關係數為 0.9493，顯示出他的重大影響。此外，0.9789 的高 R 平方值亦量化了模型能解釋的溫室氣體排放方差的比列，進一步支持回歸模型的穩健性。

4.7 結果與分析

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。分析中採用的回歸模型顯示了出色的表現，(R 平方值為 0.949)。這表明該模型能解釋溫室氣體排放數據中約 94.9%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 2021 年的總能源消耗量為 47,370 兆瓦時，而範圍 1 和 2 的實際排放量為 31,870 噸。通過我們的回歸模型，我們估算的平均溫室氣體排放量值為 26,797 噸，與實際排放量相差 16%。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 7,174 噸至 100,090 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 4 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 $y = 0.108 + 0.924x$ ，R 平方值為 0.949，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 5），平均估算值為 104.428 噸，95%的預測區間範圍為 $10^{3.856}$ 至 $10^{5.000}$ 噸。

圖 6 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 7,174 噸到 100,090 噸。此外，溫室氣體排放量的平均估算值為 26,797 噸，代表了估算排放量的集中趨勢。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 0.37。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。

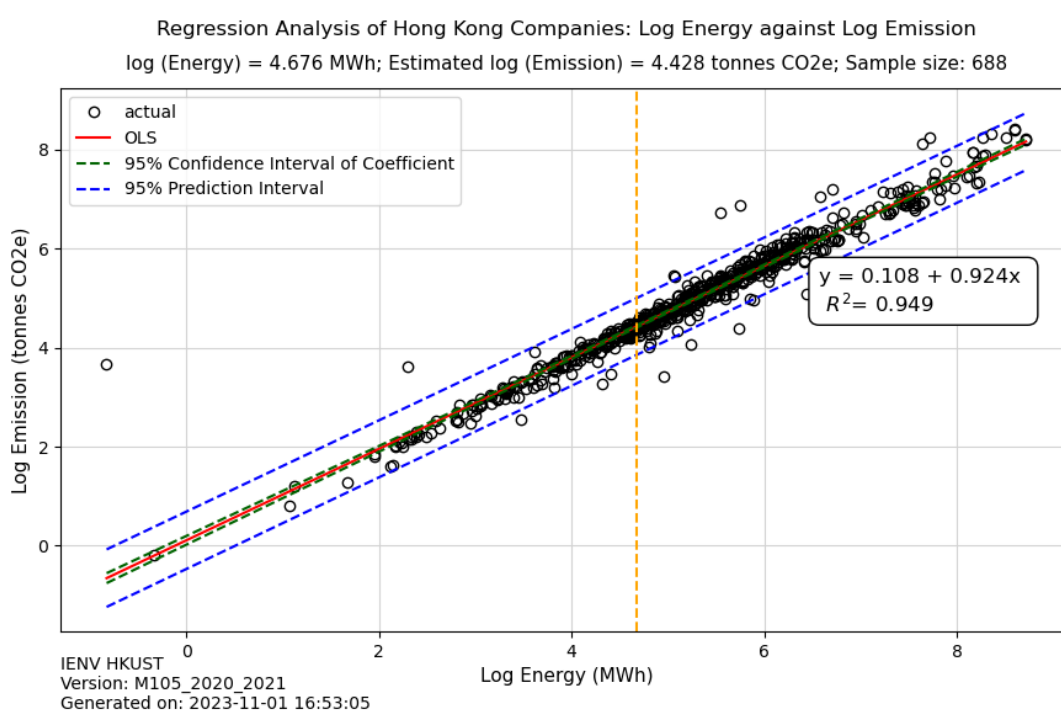


圖 4. 以對數後的能源消耗量（兆瓦時）估算對數後的溫室氣體排放量（噸）的折線圖

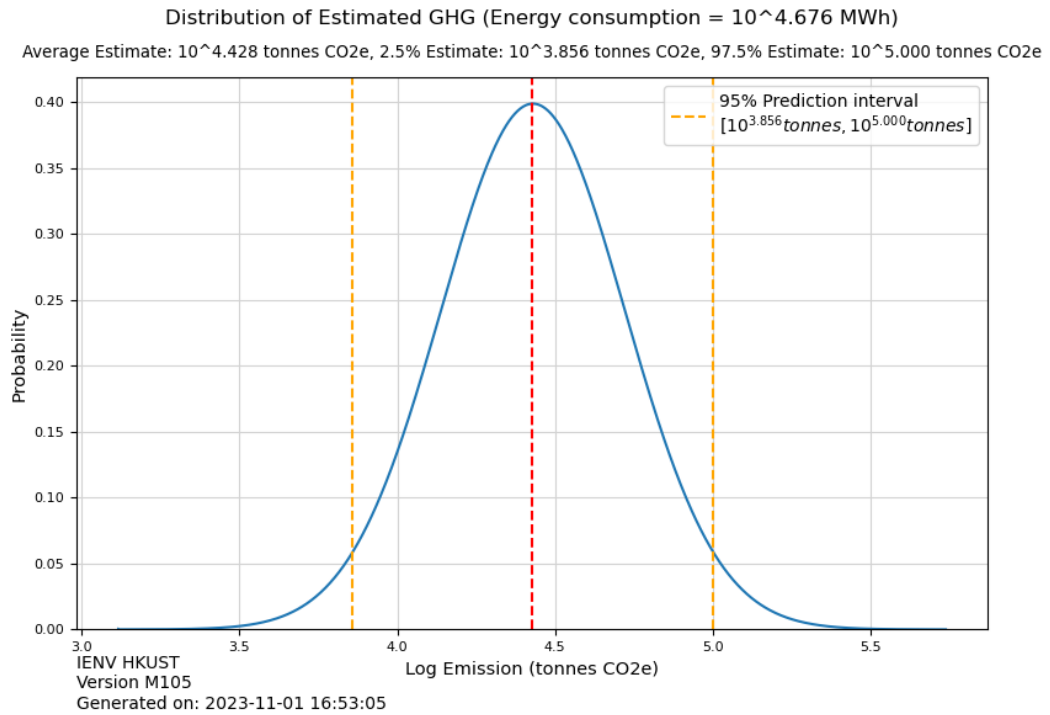


圖 5. 以對數後的能源消耗量（兆瓦時）估算對數後的溫室氣體排放量（噸）的分布概率

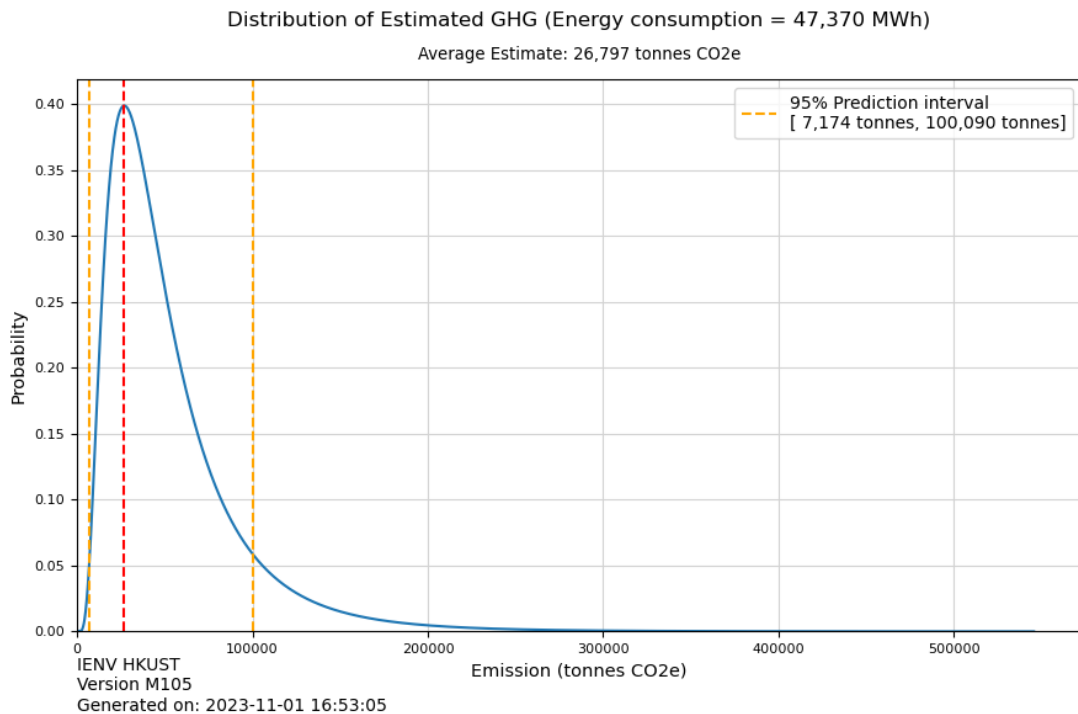


圖 6. 溫室氣體排放量（噸）與能源消耗量（MWh）估計的概率分布

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 2020 年到 2021 年，我們的數據庫中共有 688 家公司，包括上市公司和中小企。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

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