

台灣各縣市高齡人口與長照資源供需分析

一、研究背景與動機

研究背景

近年來，台灣快速邁入超高齡社會，高齡人口比例持續攀升。根據內政部人口統計，我國自民國109年起自然增加率轉為負值，顯示出生人口已無法支撐死亡人口，人口老化已成為不可逆的趨勢。

在高齡人口不斷成長的情況下，長期照顧需求急速擴張。政府推動長照2.0政策雖大幅擴增服務項目與供給量，但受限於地理分布、人口結構差異、偏鄉交通不便，以及各縣市老化速度不同，全國長照資源仍呈現供需不均與地區差異顯著的現象。

研究目的

本研究旨在透過完整的量化資料與統計方法，系統性檢驗台灣各縣市長照資源配置，達成以下目標：

1. 檢驗高齡化程度與長照資源配置的關係
2. 評估長照資源配置對服務充足度之改善效果
3. 探討地理因素對長照服務可近性的影響
4. 提供政策建議與實務應用方向

二、環境設定與資料準備

In [366...

```
# =====  
# 套件導入 | Package Imports  
# =====  
  
# 資料處理套件 | Data Processing  
import pandas as pd  
import numpy as np  
import warnings  
  
# 視覺化套件 | Visualization  
import matplotlib.pyplot as plt  
import seaborn as sns  
from matplotlib import font_manager  
from math import pi  
  
# 統計分析套件 | Statistical Analysis  
from scipy import stats  
from scipy.stats import pearsonr, spearmanr
```

```

from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error

# 地圖視覺化套件 | Map Visualization
import folium
from folium import plugins

# 系統工具 | System Tools
import os
import json

# 設定 | Configuration
warnings.filterwarnings("ignore")
pd.set_option("display.max_columns", None)
pd.set_option("display.max_rows", 100)
pd.set_option("display.float_format", "{:.2f}".format)

print("✓ 套件導入完成 | Packages imported successfully")

```

✓ 套件導入完成 | Packages imported successfully

In [367]...

```

# =====
# 中文字型設定 | Chinese Font Configuration
# =====

print("正在設定中文字型 | Configuring Chinese fonts...")

# 設定字型路徑 | Set font path
noto_font_dir = "./fonts/NotoSansTC/static"

if os.path.exists(noto_font_dir):
    font_files = {
        "Regular": os.path.join(noto_font_dir, "NotoSansTC-Regular.ttf"),
        "Bold": os.path.join(noto_font_dir, "NotoSansTC-Bold.ttf"),
        "Medium": os.path.join(noto_font_dir, "NotoSansTC-Medium.ttf"),
    }

    # 載入字型檔案 | Load font files
    for weight, font_path in font_files.items():
        if os.path.exists(font_path):
            font_manager.FontManager.addfont(font_path)
            print(f"✓ 已載入字型 | Font loaded: {weight}")

    # 設定 matplotlib 字型 | Configure matplotlib fonts
    plt.rcParams["font.sans-serif"] = ["Noto Sans TC", "Arial Unicode MS"]
    plt.rcParams["axes.unicode_minus"] = False
    print("✓ 字型設定完成 | Font configuration completed")
else:
    print(
        "⚠ 字型資料夾不存在，使用系統預設字型 | Font folder not found, using system fonts"
    )
    plt.rcParams["font.sans-serif"] = ["Arial Unicode MS", "PingFang TC", "Hei"]
    plt.rcParams["axes.unicode_minus"] = False

# 設定 seaborn 主題 | Set seaborn theme
sns.set_theme(style="whitegrid", font="Noto Sans TC")

```

```
plt.rcParams["figure.figsize"] = (12, 6)
plt.rcParams["figure.dpi"] = 100

print("\n中文測試 | Chinese test: 台灣長照資源分析 ✓")
```

正在設定中文字型 | Configuring Chinese fonts...

- ✓ 已載入字型 | Font loaded: Regular
- ✓ 已載入字型 | Font loaded: Bold
- ✓ 已載入字型 | Font loaded: Medium
- ✓ 字型設定完成 | Font configuration completed

中文測試 | Chinese test: 台灣長照資源分析 ✓

2.1 資料載入函數 | Data Loading Functions

```
In [368... def load_population_data(filepath):
    """
    載入並清理人口資料 | Load and clean population data

    參數 | Parameters:
        filepath (str): CSV檔案路徑 | CSV file path

    返回 | Returns:
        pd.DataFrame: 清理後的人口資料 | Cleaned population data
    """
    print(f"載入人口資料 | Loading population data: {filepath}")

    # 讀取CSV檔案 | Read CSV file
    df = pd.read_csv(filepath, encoding="utf-8")

    # 清理欄位名稱 | Clean column names
    df.columns = df.columns.str.strip()

    # 定義數值欄位 | Define numeric columns
    numeric_cols = [
        "總人口",
        "65~69",
        "70~74",
        "75~79",
        "80~84",
        "85~89",
        "90~94",
        "95~99",
        "100以上",
        "65以下",
    ]

    # 清理數值欄位：移除千分位符號、空白 | Clean numeric fields: remove commas and
    for col in numeric_cols:
        if col in df.columns:
            df[col] = (
                df[col]
                .astype(str)
                .str.replace(",", "")
                .str.replace(" ", "")
```

```

        .astype(float)
    )

    # 清理縣市名稱 | Clean city names
    df["區域別"] = df["區域別"].str.strip()

    # 計算65歲以上人口 | Calculate elderly population (65+)
    age_cols = [
        "65~69",
        "70~74",
        "75~79",
        "80~84",
        "85~89",
        "90~94",
        "95~99",
        "100以上",
    ]
    df["65歲以上"] = df[age_cols].sum(axis=1)

    # 計算老年人口比例 | Calculate elderly population ratio
    df["老年人口比例(%)"] = (df["65歲以上"] / df["總人口"]) * 100

    print(f" ✓ 資料筆數 | Records: {len(df)}")
    print(f" ✓ 縣市數量 | Cities: {df['區域別'].nunique()}")
    print(f" ✓ 年份範圍 | Year range: {df['年份'].min()}-{df['年份'].max()}")

    return df

def load_ltc_data(filepath):
    """
    載入並清理長照據點資料 | Load and clean long-term care (LTC) facility data

    參數 | Parameters:
        filepath (str): CSV檔案路徑 | CSV file path

    返回 | Returns:
        pd.DataFrame: 清理後的長照據點資料 | Cleaned LTC data
    """
    print(f"載入長照據點資料 | Loading LTC data: {filepath}")

    # 讀取CSV檔案 | Read CSV file
    df = pd.read_csv(filepath, encoding="utf-8")

    # 建立縣市代碼對照表 | Create city code mapping
    city_code_mapping = {
        "63000": "台北市",
        "64000": "高雄市",
        "65000": "新北市",
        "66000": "台中市",
        "67000": "台南市",
        "68000": "桃園市",
        "10002": "宜蘭縣",
        "10004": "新竹縣",
        "10005": "苗栗縣",
        "10007": "彰化縣",
    }

```

```

        "10008": "南投縣",
        "10009": "雲林縣",
        "10010": "嘉義縣",
        "10013": "屏東縣",
        "10014": "台東縣",
        "10015": "花蓮縣",
        "10016": "澎湖縣",
        "10017": "基隆市",
        "10018": "新竹市",
        "10020": "嘉義市",
        "09007": "連江縣",
        "09020": "金門縣",
    }

    # 清理縣市代碼 | Clean city codes
    df["縣市代碼"] = df["縣市"].astype(str).str.strip().str.replace(' ', '')
    df["縣市名稱"] = df["縣市代碼"].map(city_code_mapping)

    # 清理據點類型 | Clean facility types
    df["據點類型"] = df["O_ABC"].astype(str).str.strip().str.replace(' ', '')

    # 過濾有效資料 | Filter valid data
    df_valid = df[
        (df["縣市名稱"].notna()) & (df["據點類型"].isin(["A", "B", "C"]))
    ].copy()

    print(f" ✓ 有效據點數 | Valid facilities: {len(df_valid)}")
    print(f" ✓ 據點類型分布 | Facility type distribution:")
    print(df_valid["據點類型"].value_counts().to_string())

    return df_valid

def load_area_data(filepath, target_year=113):
    """
    載入並清理土地面積資料 | Load and clean land area data

    參數 | Parameters:
        filepath (str): CSV檔案路徑 | CSV file path
        target_year (int): 目標年份 | Target year

    返回 | Returns:
        pd.DataFrame: 清理後的面積資料 | Cleaned area data
    """
    print(f"載入土地面積資料 | Loading area data: {filepath}")

    # 讀取CSV檔案 | Read CSV file
    df = pd.read_csv(filepath, encoding="utf-8")

    # 清理縣市名稱 | Clean city names
    df["縣市"] = df["縣市"].str.strip().str.replace(" ", "").str.replace(" ", " ")

    # 清理面積數值 | Clean area values
    df["土地面積"] = (
        df["土地面積"]
        .astype(str)

```

```

        .str.replace(",", "")
        .str.replace(" ", "")
        .astype(float)
    )

    # 篩選目標年份 | Filter target year
    df_year = df[df["年份"] == target_year]

    # 彙總各縣市總面積 | Aggregate total area by city
    city_area = df_year.groupby("縣市")["土地面積"].sum().reset_index()
    city_area.columns = ["縣市名稱", "土地面積(km²)"]

    print(f" ✓ 縣市數量 | Cities: {len(city_area)}")
    print(f" ✓ 總面積 | Total area: {city_area['土地面積(km²)'].sum():.2f} km²")

    return city_area

print("✓ 資料載入函數定義完成 | Data loading functions defined")

```

✓ 資料載入函數定義完成 | Data loading functions defined

2.2 資料合併函數 | Data Merging Function

In [369]... **def** merge_all_data(df_pop, df_ltc, df_area, target_year=113):

```

    """
    合併所有資料來源 | Merge all data sources

    參數 | Parameters:
        df_pop (pd.DataFrame): 人口資料 | Population data
        df_ltc (pd.DataFrame): 長照據點資料 | LTC data
        df_area (pd.DataFrame): 土地面積資料 | Area data
        target_year (int): 目標年份 | Target year

    返回 | Returns:
        pd.DataFrame: 合併後的完整資料 | Merged complete dataset
    """
    print(f"\n合併資料 | Merging data for year {target_year}...")

    # 彙總長照據點數 | Aggregate LTC facilities
    ltc_by_city = df_ltc.groupby(["縣市名稱", "據點類型"]).size().unstack(fill_value=0)
    ltc_by_city["總據點數"] = ltc_by_city.sum(axis=1)
    ltc_by_city = ltc_by_city.reset_index()

    # 篩選目標年份人口資料 | Filter population data for target year
    df_year = df_pop[df_pop["年份"] == target_year].copy()
    df_year["縣市名稱"] = df_year["區域別"].str.replace(" ", "")

    # 合併資料 | Merge datasets
    df_merged = df_year.merge(ltc_by_city, on="縣市名稱", how="left")
    df_merged = df_merged.merge(df_area, on="縣市名稱", how="left")

    # 填補缺失值 | Fill missing values
    facility_cols = ["A", "B", "C", "總據點數"]
    df_merged[facility_cols] = df_merged[facility_cols].fillna(0)

```

```

# 計算衍生指標 | Calculate derived indicators
df_merged["人口密度(人/km²)"] = df_merged["總人口"] / df_merged["土地面積(km²)"]
df_merged["每千位高齡人口據點數"] = (
    df_merged["總據點數"] / df_merged["65歲以上"]
) * 1000
df_merged["每平方公里據點數"] = df_merged["總據點數"] / df_merged["土地面積(km²)"]

print(f" ✓ 合併完成 | Merge completed")
print(f" ✓ 最終資料筆數 | Final records: {len(df_merged)}")
print(f" ✓ 欄位數 | Columns: {len(df_merged.columns)}")

return df_merged

print("✓ 資料合併函數定義完成 | Data merging function defined")

```

✓ 資料合併函數定義完成 | Data merging function defined

2.3 資料來源視覺化 | Data Source Visualization

繪製台灣各縣市長照ABC據點分布地圖，以及據點數量統計圖表。

```

In [370... # =====
# 建立台灣各縣市長照據點分布地圖 | Create Taiwan LTC Facilities Distribution Map
# =====

def create_taiwan_ltc_map(df_ltc, df_merged):
    """
    建立台灣長照據點分布地圖 | Create Taiwan LTC facilities distribution map

    參數 | Parameters:
        df_ltc: 長照據點原始資料 | Raw LTC data
        df_merged: 合併後的完整資料 | Merged complete data
    """

    # 建立台灣地圖中心點 | Set Taiwan map center
    taiwan_center = [23.5, 121.0]

    # 建立基礎地圖 | Create base map
    m = folium.Map(location=taiwan_center, zoom_start=7, tiles="OpenStreetMap")

    # 定義縣市座標 (用於圓形標記) | Define city coordinates for circle markers
    city_coords = {
        "台北市": [25.0330, 121.5654],
        "新北市": [25.0120, 121.4659],
        "桃園市": [24.9937, 121.3010],
        "台中市": [24.1477, 120.6736],
        "台南市": [22.9998, 120.2269],
        "高雄市": [22.6273, 120.3014],
        "基隆市": [25.1276, 121.7392],
        "新竹市": [24.8138, 120.9675],
        "新竹縣": [24.8387, 121.0177],
        "苗栗縣": [24.5602, 120.8214],
    }

```

```

        "彰化縣": [24.0518, 120.5161],
        "南投縣": [23.9609, 120.9719],
        "雲林縣": [23.7092, 120.4313],
        "嘉義市": [23.4801, 120.4491],
        "嘉義縣": [23.4518, 120.2554],
        "屏東縣": [22.5519, 120.5487],
        "宜蘭縣": [24.7021, 121.7377],
        "花蓮縣": [23.9871, 121.6015],
        "台東縣": [22.7972, 121.0713],
        "澎湖縣": [23.5712, 119.5793],
        "金門縣": [24.4489, 118.3765],
        "連江縣": [26.1605, 119.9495],
    }

# 彙總各縣市據點統計 | Aggregate facility statistics by city
city_stats = df_merged[
    ["縣市名稱", "A", "B", "C", "總據點數", "65歲以上", "每千位高齡人口據點數"]
].copy()

# 定義顏色映射 (根據據點密度) | Define color mapping based on facility density
max_density = city_stats["每千位高齡人口據點數"].max()
min_density = city_stats["每千位高齡人口據點數"].min()

def get_color(density):
    """根據據點密度返回顏色 | Return color based on density"""
    if pd.isna(density) or not np.isfinite(density):
        return "gray"
    elif density > max_density * 0.7:
        return "green"
    elif density > max_density * 0.4:
        return "orange"
    else:
        return "red"

# 在地圖上標記各縣市據點 | Mark facilities on map
for city, coords in city_coords.items():
    city_data = city_stats[city_stats["縣市名稱"] == city]

    if len(city_data) > 0:
        row = city_data.iloc[0]

        # 建立彈出視窗內容 | Create popup content
        popup_html = f"""
        <div style="font-family: 'Noto Sans TC', sans-serif; width: 200px; padding: 5px; border: 1px solid #ccc;">
            <h4 style="margin: 0 0 10px 0; color: #2c3e50;">{city}</h4>
            <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;">
                <tr style="background-color: #ecf0f1;">
                    <td style="padding: 5px;"><b>總據點數</b></td>
                    <td style="padding: 5px; text-align: right;">{int(row["總據點數"])}</td>
                </tr>
                <tr>
                    <td style="padding: 5px;">A級據點</td>
                    <td style="padding: 5px; text-align: right;">{int(row["A級據點數"])}</td>
                </tr>
                <tr style="background-color: #ecf0f1;">
                    <td style="padding: 5px;">B級據點</td>
                    <td style="padding: 5px; text-align: right;">{int(row["B級據點數"])}</td>
                </tr>
            </table>
        </div>
        """

```



```

        <td style="padding: 5px; text-align: right;">{int(row["總據點數"])}
    </tr>
    <tr>
        <td style="padding: 5px;"> C級據點</td>
        <td style="padding: 5px; text-align: right;">{int(row["C級據點數"])}
    </tr>
    <tr style="background-color: #ecf0f1;">
        <td style="padding: 5px;"><b>65歲以上人口</b></td>
        <td style="padding: 5px; text-align: right;">{int(row["65歲以上人口"])}
    </tr>
    <tr>
        <td style="padding: 5px;"><b>每千位據點數</b></td>
        <td style="padding: 5px; text-align: right;">{row["每千位據點數"]}
    </tr>
</table>
</div>
"""

```

```

# 計算圓圈大小 (根據總據點數) | Calculate circle size based on total
radius = np.sqrt(row["總據點數"]) * 2000

```

```

# 決定顏色 | Determine color
color = get_color(row["每千位高齡人口據點數"])

```

```

# 添加圓形標記 | Add circle marker
folium.CircleMarker(
    location=coords,
    radius=min(radius / 1000, 30), # 限制最大半徑 | Limit max radius
    popup=folium.Popup(popup_html, max_width=300),
    color=color,
    fill=True,
    fillColor=color,
    fillOpacity=0.6,
    weight=2,
).add_to(m)

```

```

# 添加縣市標籤 | Add city label
folium.Marker(
    location=coords,
    icon=folium.DivIcon(
        html=f"""
            <div style="font-size: 10pt; color: black; font-weight: bold;
                text-shadow: 1px 1px 2px white, -1px -1px 2px white;">
                {city}
            </div>
        """
    ),
).add_to(m)

```

```

# 添加圖例 | Add legend

```

```

legend_html = """

```

```

<div style="position: fixed;
    bottom: 50px; right: 50px; width: 220px; height: 180px;
    background-color: white; z-index: 9999; font-size: 12px;
    border: 2px solid grey; border-radius: 5px; padding: 10px;
    font-family: 'Noto Sans TC', sans-serif;">

```

```

<h4 style="margin: 0 0 10px 0;">長照據點密度</h4>
<p style="margin: 5px 0;">
    <i style="background: green; width: 20px; height: 20px;
        float: left; margin-right: 8px; opacity: 0.6;"></i>
    充足 (高密度)
</p>
<p style="margin: 5px 0;">
    <i style="background: orange; width: 20px; height: 20px;
        float: left; margin-right: 8px; opacity: 0.6;"></i>
    中等
</p>
<p style="margin: 5px 0;">
    <i style="background: red; width: 20px; height: 20px;
        float: left; margin-right: 8px; opacity: 0.6;"></i>
    不足 (低密度)
</p>
<hr style="margin: 10px 0;">
<p style="margin: 5px 0; font-size: 10px;">
    ● 圓圈大小代表總據點數<br>
    ● 顏色代表每千位高齡人口據點數
</p>
</div>
"""
m.get_root().html.add_child(folium.Element(legend_html))

return m

```

```
print("✓ 地圖繪製函數定義完成 | Map plotting function defined")
```

✓ 地圖繪製函數定義完成 | Map plotting function defined

```

In [371]: # =====
# 繪製各縣市長照ABC據點數量堆疊長條圖 | Plot stacked bar chart of LTC ABC facilities by city
# =====

def plot_ltc_facilities_by_city(df):
    """繪製各縣市長照ABC據點數量堆疊長條圖"""

    fig, ax = plt.subplots(figsize=(14, 10))

    # 排序資料 | Sort data
    df_sorted = df.sort_values("總據點數", ascending=True)

    # 準備資料 | Prepare data
    cities = df_sorted["縣市名稱"]
    a_count = df_sorted["A"]
    b_count = df_sorted["B"]
    c_count = df_sorted["C"]

    # 繪製堆疊長條圖 | Plot stacked bar chart
    bars1 = ax.barh(cities, a_count, label="A級據點", color="#1f77b4")
    bars2 = ax.barh(cities, b_count, left=a_count, label="B級據點", color="#ff7f0e")
    bars3 = ax.barh(
        cities, c_count, left=a_count + b_count, label="C級據點", color="#2ca02c")

```

```

    )

    # 添加總數標籤 | Add total labels
    for i, (city, total) in enumerate(zip(cities, df_sorted["總據點數"])):
        ax.text(total + 5, i, f"{int(total)}", va="center", fontsize=9)

    ax.set_xlabel("據點數量", fontsize=12)
    ax.set_title(
        "各縣市長照ABC據點數量分布 (113年)", fontsize=14, fontweight="bold", pad
    )
    ax.legend(loc="lower right", fontsize=11)
    ax.grid(True, alpha=0.3, axis="x")

    plt.tight_layout()
    plt.show()

print("✓ 長條圖繪製函數定義完成 | Bar chart plotting function defined")

```

✓ 長條圖繪製函數定義完成 | Bar chart plotting function defined

2.4 執行資料載入與視覺化 | Execute Data Loading and Visualization

```

In [372... # =====
# 載入資料 | Load Data
# =====

# 載入人口資料 | Load population data
df_pop = load_population_data("程式用-縣市人口按性別及五齡組.csv")

# 載入長照據點資料 | Load LTC data
df_ltc = load_ltc_data("data/長照ABC據點.csv")

# 載入土地面積資料 | Load area data
df_area = load_area_data(
    "data/程式用-各縣市鄉鎮市區土地面積及人口密度.csv", target_year=113
)

# 合併所有資料 | Merge all data
df = merge_all_data(df_pop, df_ltc, df_area, target_year=113)

print("\n" + "=" * 80)
print("資料載入完成 | Data loading completed")
print("=" * 80)
print(f"分析對象: {len(df)} 個縣市, 民國113年")
print(f"總欄位數: {len(df.columns)}")

```

```

載入人口資料 | Loading population data: 程式用-縣市人口按性別及五齡組.csv
  ✓ 資料筆數 | Records: 220
  ✓ 縣市數量 | Cities: 22
  ✓ 年份範圍 | Year range: 104-113
載入長照據點資料 | Loading LTC data: data/長照ABC據點.csv
  ✓ 有效據點數 | Valid facilities: 26469
  ✓ 據點類型分布 | Facility type distribution:
據點類型
B      21282
C      4208
A       979
  ✓ 有效據點數 | Valid facilities: 26469
  ✓ 據點類型分布 | Facility type distribution:
據點類型
B      21282
C      4208
A       979
載入土地面積資料 | Loading area data: data/程式用-各縣市鄉鎮市區土地面積及人口密度.csv
  ✓ 縣市數量 | Cities: 22
  ✓ 總面積 | Total area: 36194.45 km²

合併資料 | Merging data for year 113...
  ✓ 合併完成 | Merge completed
  ✓ 最終資料筆數 | Final records: 22
  ✓ 欄位數 | Columns: 23

=====
====
資料載入完成 | Data loading completed
=====
====
分析對象: 22 個縣市, 民國113年
總欄位數: 23
載入土地面積資料 | Loading area data: data/程式用-各縣市鄉鎮市區土地面積及人口密度.csv
  ✓ 縣市數量 | Cities: 22
  ✓ 總面積 | Total area: 36194.45 km²

合併資料 | Merging data for year 113...
  ✓ 合併完成 | Merge completed
  ✓ 最終資料筆數 | Final records: 22
  ✓ 欄位數 | Columns: 23

=====
====
資料載入完成 | Data loading completed
=====
====
分析對象: 22 個縣市, 民國113年
總欄位數: 23

```

In [373]...

```

# =====
# 繪製台灣長照據點分布地圖 | Generate Taiwan LTC Facilities Distribution Map
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("生成台灣各縣市長照ABC據點分布地圖")

```

```

print("Generating Taiwan LTC ABC Facilities Distribution Map")
print("=" * 80)

# 建立地圖 | Create map
taiwan_map = create_taiwan_ltc_map(df_ltc, df)

# 儲存地圖為HTML檔案 | Save map as HTML file
map_filename = "taiwan_ltc_map.html"
taiwan_map.save(map_filename)

print(f"\n✓ 地圖已生成並儲存為 {map_filename}")
print(f"✓ Map generated and saved as {map_filename}")
print("\n📍 圖例說明:")
print("    • 圓圈大小 = 總據點數量")
print("    • 綠色 = 資源充足 (高密度)")
print("    • 橘色 = 資源中等")
print("    • 紅色 = 資源不足 (低密度)")
print("    • 點擊各縣市可查看詳細資訊")

# 顯示地圖 | Display map
taiwan_map

```

生成台灣各縣市長照ABC據點分布地圖

Generating Taiwan LTC ABC Facilities Distribution Map

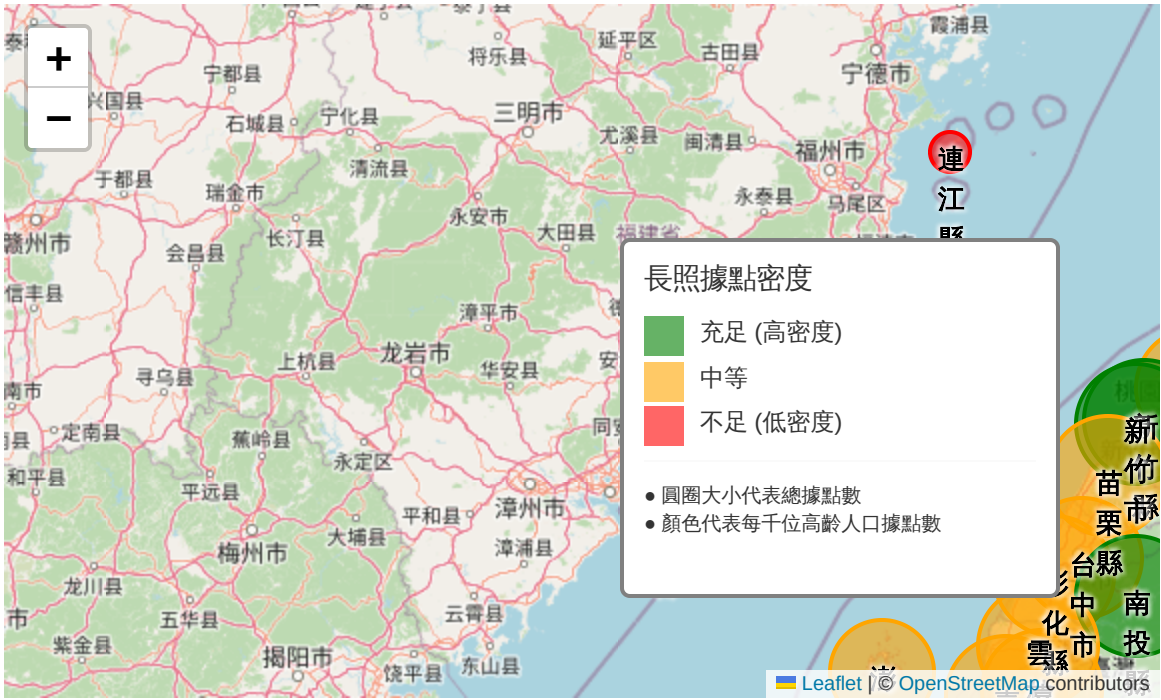
✓ 地圖已生成並儲存為 taiwan_ltc_map.html

✓ Map generated and saved as taiwan_ltc_map.html

📍 圖例說明:

- 圓圈大小 = 總據點數量
- 綠色 = 資源充足 (高密度)
- 橘色 = 資源中等
- 紅色 = 資源不足 (低密度)
- 點擊各縣市可查看詳細資訊

Out[373...



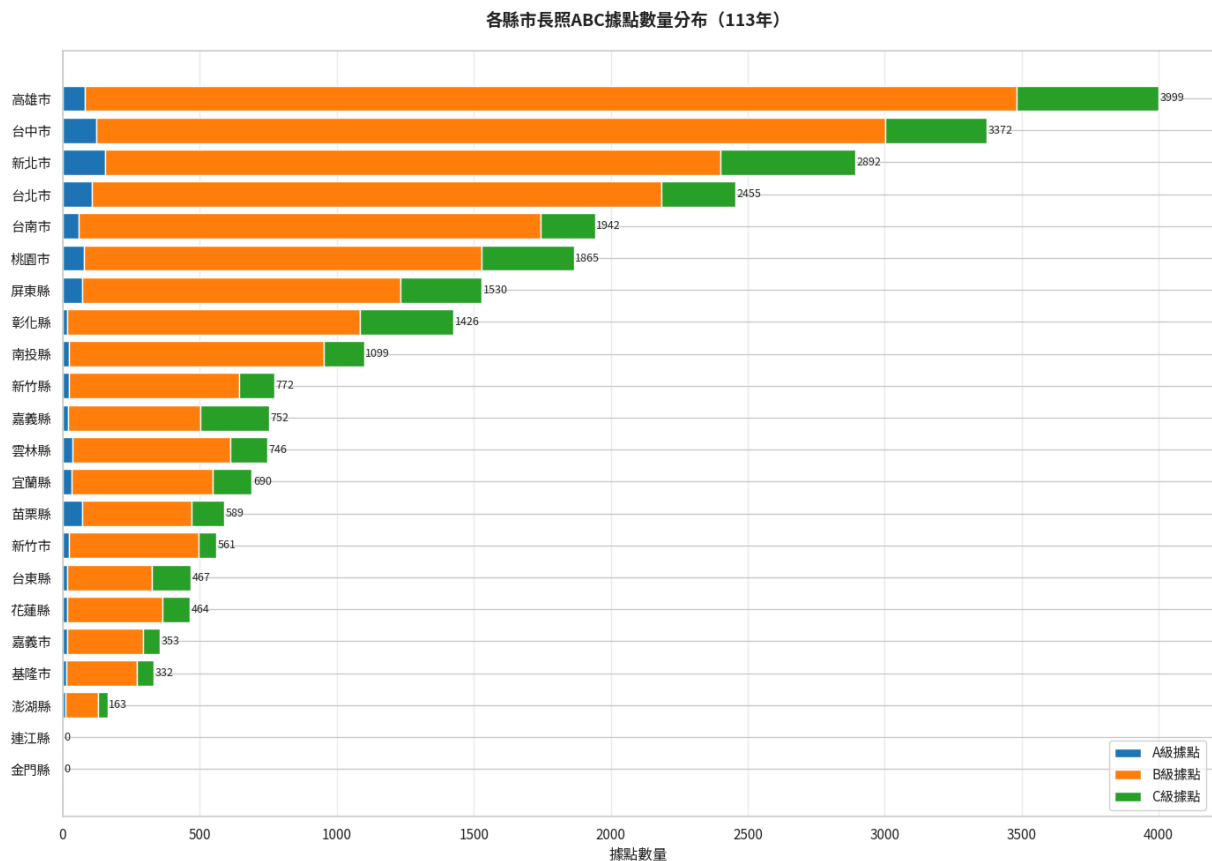
In [374...

```
# =====  
# 繪製各縣市長照ABC據點數量堆疊長條圖 | Plot stacked bar chart  
# =====  
  
print("\n" + "=" * 80)  
print("繪製各縣市長照ABC據點數量統計圖")  
print("=" * 80)  
  
plot_ltc_facilities_by_city(df)  
  
print("\n✓ 長條圖繪製完成")
```

```
=====
```

=====
繪製各縣市長照ABC據點數量統計圖
=====

```
=====
```



✓ 長條圖繪製完成

三、統計分析方法 | Statistical Analysis Methods

本章節定義所有統計分析函數，包含：

- 1. 描述性統計分析
- 2. 皮爾森相關係數分析
- 3. 簡單線性迴歸
- 4. 服務密度分析
- 5. 供需落差分析
- 6. 多維度交叉比對分析

3.1 描述性統計分析函數 | Descriptive Statistics Function

```
In [375... def calculate_descriptive_stats(df):  
    """  
    計算描述性統計 | Calculate descriptive statistics  
    """  
    print("=" * 80)  
    print("描述性統計分析 | Descriptive Statistics Analysis")  
    print("=" * 80)  
  
    results = {}
```

```

# 高齡人口統計 | Elderly population statistics
results["aging_stats"] = df[
    ["縣市名稱", "總人口", "65歲以上", "老年人口比例(%)"]
].sort_values("老年人口比例(%)", ascending=False)
results["avg_aging_rate"] = df["老年人口比例(%)"].mean()
results["std_aging_rate"] = df["老年人口比例(%)"].std()

# 長照據點統計 | LTC facility statistics
results["ltc_stats"] = df[["縣市名稱", "A", "B", "C", "總據點數"]].sort_values(
    "總據點數", ascending=False
)
results["total_facilities"] = df["總據點數"].sum()

# 人口密度統計 | Population density statistics
results["density_stats"] = df[
    ["縣市名稱", "總人口", "土地面積(km²)", "人口密度(人/km²)"]
].sort_values("人口密度(人/km²)", ascending=False)
results["avg_density"] = df["人口密度(人/km²)"].mean()

return results

def calculate_correlation_analysis(df):
    """
    計算相關係數分析 | Calculate correlation analysis

    修正：過濾 NaN 和無限值以避免計算錯誤
    """
    print("\n" + "=" * 80)
    print("相關係數分析 | Correlation Analysis")
    print("=" * 80)

    results = {}
    correlation_table = []

    # 變數對1：老年人口比例 vs 每千位高齡人口據點數
    valid_mask1 = (
        df[["老年人口比例(%)", "每千位高齡人口據點數"]].notna().all(axis=1)
        & np.isfinite(df["老年人口比例(%)"].values)
        & np.isfinite(df["每千位高齡人口據點數"].values)
    )
    if valid_mask1.sum() > 2:
        r1, p1 = pearsonr(
            df.loc[valid_mask1, "老年人口比例(%)"],
            df.loc[valid_mask1, "每千位高齡人口據點數"],
        )
        results["aging_vs_service"] = {"r": r1, "p": p1, "n": valid_mask1.sum()}
        correlation_table.append(
            {
                "變數對": "老年人口比例(%) vs 每千位高齡人口據點數",
                "樣本數": valid_mask1.sum(),
                "Pearson r": f"{r1:.4f}",
                "p-value": f"{p1:.4f}",
                "顯著性": "***" if p1 < 0.01 else "*" if p1 < 0.05 else "ns",
            }
        )

```



```

    )
    print(f"\n【變數對1】 老年人口比例 vs 每千位高齡人口據點數")
    print(f"    有效樣本數 n = {valid_mask1.sum()}")
    print(f"    Pearson r = {r1:.4f}, p-value = {p1:.4f}")
else:
    results["aging_vs_service"] = {"r": np.nan, "p": np.nan, "n": valid_
    print(f"\n【變數對1】 △ 有效樣本數不足 (n={valid_mask1.sum()}")

# 變數對2 : 人口密度 vs 每平方公里據點數
valid_mask2 = (
    df[["人口密度(人/km²)", "每平方公里據點數"]].notna().all(axis=1)
    & np.isfinite(df["人口密度(人/km²)"].values)
    & np.isfinite(df["每平方公里據點數"].values)
)
if valid_mask2.sum() > 2:
    r2, p2 = pearsonr(
        df.loc[valid_mask2, "人口密度(人/km²)"],
        df.loc[valid_mask2, "每平方公里據點數"],
    )
    results["density_vs_spatial"] = {"r": r2, "p": p2, "n": valid_mask2.
    correlation_table.append(
        {
            "變數對": "人口密度(人/km²) vs 每平方公里據點數",
            "樣本數": valid_mask2.sum(),
            "Pearson r": f"{r2:.4f}",
            "p-value": f"{p2:.4f}",
            "顯著性": "***" if p2 < 0.01 else "*" if p2 < 0.05 else "ns",
        }
    )
    print(f"\n【變數對2】 人口密度 vs 每平方公里據點數")
    print(f"    有效樣本數 n = {valid_mask2.sum()}")
    print(f"    Pearson r = {r2:.4f}, p-value = {p2:.4f}")
else:
    results["density_vs_spatial"] = {
        "r": np.nan,
        "p": np.nan,
        "n": valid_mask2.sum(),
    }
    print(f"\n【變數對2】 △ 有效樣本數不足 (n={valid_mask2.sum()}")

# 變數對3 : 65歲以上人口 vs 總據點數
valid_mask3 = (
    df[["65歲以上", "總據點數"]].notna().all(axis=1)
    & np.isfinite(df["65歲以上"].values)
    & np.isfinite(df["總據點數"].values)
)
if valid_mask3.sum() > 2:
    r3, p3 = pearsonr(
        df.loc[valid_mask3, "65歲以上"], df.loc[valid_mask3, "總據點數"]
    )
    results["elderly_vs_facilities"] = {"r": r3, "p": p3, "n": valid_mas
    correlation_table.append(
        {
            "變數對": "65歲以上人口 vs 總據點數",
            "樣本數": valid_mask3.sum(),
            "Pearson r": f"{r3:.4f}",

```

```

        "p-value": f"{p3:.4f}",
        "顯著性": "***" if p3 < 0.01 else "*" if p3 < 0.05 else "ns",
    )
)
print(f"\n【變數對3】65歲以上人口 vs 總據點數")
print(f"    有效樣本數 n = {valid_mask3.sum()}")
print(f"    Pearson r = {r3:.4f}, p-value = {p3:.4f}")
else:
    results["elderly_vs_facilities"] = {
        "r": np.nan,
        "p": np.nan,
        "n": valid_mask3.sum(),
    }
    print(f"\n【變數對3】△ 有效樣本數不足 (n={valid_mask3.sum()})")

# 儲存相關係數表格
results["correlation_table"] = pd.DataFrame(correlation_table)

return results

def calculate_regression_analysis(df):
    """
    計算迴歸分析 | Calculate regression analysis
    """
    print("\n" + "=" * 80)
    print("線性迴歸分析 | Linear Regression Analysis")
    print("=" * 80)

    results = {}

    # 模型1：老年人口比例 → 每千位高齡人口據點數
    X1 = df[["老年人口比例(%)"]].values
    y1 = df["每千位高齡人口據點數"].values
    model1 = LinearRegression()
    model1.fit(X1, y1)
    y1_pred = model1.predict(X1)
    r2_1 = r2_score(y1, y1_pred)

    results["model1"] = {
        "coef": model1.coef_[0],
        "intercept": model1.intercept_,
        "r2": r2_1,
        "predictions": y1_pred,
    }

    print(f"\n模型1：每千位高齡人口據點數 =  $\beta_0$  +  $\beta_1 \times$  老年人口比例")
    print(f"    斜率  $\beta_1$  = {model1.coef_[0]:.4f}")
    print(f"    截距  $\beta_0$  = {model1.intercept_:.4f}")
    print(f"     $R^2$  = {r2_1:.4f}")

    # 模型2：65歲以上人口 → 總據點數
    X2 = df[["65歲以上"]].values
    y2 = df["總據點數"].values
    model2 = LinearRegression()
    model2.fit(X2, y2)

```

```

y2_pred = model2.predict(X2)
r2_2 = r2_score(y2, y2_pred)

results["model2"] = {
    "coef": model2.coef_[0],
    "intercept": model2.intercept_,
    "r2": r2_2,
    "predictions": y2_pred,
}

print(f"\n模型2: 總據點數 =  $\beta_0 + \beta_1 \times 65歲以上人口$ ")
print(f" 斜率  $\beta_1$  = {model2.coef_[0]:.6f}")
print(f" 截距  $\beta_0$  = {model2.intercept_: .4f}")
print(f"   $R^2$  = {r2_2:.4f}")

return results

def calculate_supply_demand_gap(df):
    """
    計算供需落差 | Calculate supply-demand gap
    """
    print("\n" + "=" * 80)
    print("供需落差分析 | Supply-Demand Gap Analysis")
    print("=" * 80)

    # 計算全國平均服務率 | Calculate national average service rate
    avg_service_rate = df["每千位高齡人口據點數"].mean()

    # 計算所需據點數 | Calculate required facilities
    df["所需據點數"] = (df["65歲以上"] * avg_service_rate / 1000).round(0)
    df["服務缺口"] = df["所需據點數"] - df["總據點數"]
    df["缺口比例(%)"] = (df["服務缺口"] / df["所需據點數"] * 100).round(2)

    print(f"\n合理服務標準: 每千位高齡人口 {avg_service_rate:.2f} 個據點")

    # 識別資源不足與充足區域 | Identify shortage and surplus areas
    shortage = df[df["服務缺口"] > 0].sort_values("服務缺口", ascending=False)
    surplus = df[df["服務缺口"] < 0].sort_values("服務缺口")

    results = {
        "avg_service_rate": avg_service_rate,
        "shortage_areas": shortage,
        "surplus_areas": surplus,
        "gap_data": df[
            [
                "縣市名稱",
                "65歲以上",
                "總據點數",
                "所需據點數",
                "服務缺口",
                "缺口比例(%)",
            ]
        ].copy(),
    }

```

```

print(f"\n資源不足區域: {len(shortage)} 個縣市")
print(f"資源充足區域: {len(surplus)} 個縣市")

return results

def identify_hotspots(df):
    """
    識別資源不足熱點 | Identify resource shortage hotspots
    """
    print("\n" + "=" * 80)
    print("資源不足熱點識別 | Hotspot Identification")
    print("=" * 80)

    # 計算Z分數 | Calculate Z-scores
    df["老化程度Z"] = (df["老年人口比例(%)"] - df["老年人口比例(%)"].mean()) / df["老年人口比例(%)"].std()
    df["資源充足度Z"] = (df["每千位高齡人口據點數"] - df["每千位高齡人口據點數"].mean()) / df["每千位高齡人口據點數"].std()

    # 計算優先設置分數 | Calculate priority score
    df["優先設置分數"] = df["老化程度Z"] - df["資源充足度Z"]

    # 識別熱點 | Identify hotspots
    avg_aging = df["老年人口比例(%)"].mean()
    avg_resource = df["每千位高齡人口據點數"].mean()

    hotspots = df[
        (df["老年人口比例(%)"] > avg_aging)
        & (df["每千位高齡人口據點數"] < avg_resource)
    ].sort_values("優先設置分數", ascending=False)

    results = {
        "hotspots": hotspots,
        "priority_ranking": df[
            ["縣市名稱", "老年人口比例(%)", "每千位高齡人口據點數", "優先設置分數"]
        ].sort_values("優先設置分數", ascending=False),
        "avg_aging": avg_aging,
        "avg_resource": avg_resource,
    }

    print(f"\n識別到 {len(hotspots)} 個資源不足熱點")

    return results

print("✓ 統計分析函數定義完成 | Statistical analysis functions defined")

```

✓ 統計分析函數定義完成 | Statistical analysis functions defined

四、執行分析 | Execute Analysis

載入資料並執行所有統計分析。

3.2 統計表格輸出函數 | Statistical Table Output Functions

```
In [376... def print_correlation_table(corr_results):
    """
    輸出表格:皮爾森相關係數分析統計表
    """
    print("\n" + "=" * 80)
    print("表一、皮爾森相關係數分析統計表")
    print("=" * 80)
    print()

    if "correlation_table" in corr_results:
        df_corr = corr_results["correlation_table"]
        display(df_corr)
        print("\n註:* p < 0.05, ** p < 0.01, ns = 不顯著")
    else:
        print("無相關係數數據")

def print_regression_table(reg_results, df):
    """
    輸出表格:迴歸統計表與ANOVA表
    """
    print("\n" + "=" * 80)
    print("表二、線性迴歸統計表 - 模型1")
    print("=" * 80)
    print("依變數:每千位高齡人口據點數")
    print("自變數:老年人口比例(%)")
    print()

    model1 = reg_results["model1"]
    n = len(df)

    # 迴歸統計表
    regression_stats1 = pd.DataFrame(
        {
            "統計量": ["Multiple R", "R2", "調整後 R2", "標準誤", "觀察值個數"],
            "數值": [
                f"{np.sqrt(model1['r2']):.4f}",
                f"{model1['r2']):.4f}",
                f"{1 - (1 - model1['r2']) * (n - 1) / (n - 2):.4f}",
                f"{np.sqrt(mean_squared_error(df['每千位高齡人口據點數'], model1['y_hat'])):.4f}",
                f"{n}"
            ]
        }
    )
    display(regression_stats1)

    # ANOVA表
    print("\n" + "-" * 80)
    print("表三、ANOVA表 - 模型1")
    print("-" * 80)
```

```

print()

SSR = np.sum((model1["predictions"] - df["每千位高齡人口據點數"].mean()) **
SSE = np.sum((df["每千位高齡人口據點數"] - model1["predictions"]) ** 2)
SST = SSR + SSE
df_reg = 1
df_res = n - 2
MSR = SSR / df_reg
MSE = SSE / df_res
F = MSR / MSE

anova_df1 = pd.DataFrame(
    {
        "來源": ["迴歸", "殘差", "總和"],
        "df": [df_reg, df_res, n - 1],
        "SS": [f"{SSR:.2f}", f"{SSE:.2f}", f"{SST:.2f}"],
        "MS": [f"{MSR:.2f}", f"{MSE:.2f}", ""],
        "F": [f"{F:.4f}", "", ""],
        "顯著性F": [f"{1 - stats.f.cdf(F, df_reg, df_res):.4f}", "", ""],
    }
)
display(anova_df1)

# 係數表
print("\n" + "-" * 80)
print("表四、線性迴歸係數表 - 模型1")
print("-" * 80)
print()

se_slope = np.sqrt(
    MSE / np.sum((df["老年人口比例(%)"] - df["老年人口比例(%)"].mean()) ** 2
)
t_slope = model1["coef"] / se_slope
p_slope = 2 * (1 - stats.t.cdf(abs(t_slope), df_res))

coef_df1 = pd.DataFrame(
    {
        "項目": ["截距", "老年人口比例(%)"],
        "係數": [f"{model1['intercept']:.4f}", f"{model1['coef']:.4f}"],
        "標準誤": [ "", f"{se_slope:.4f}" ],
        "t統計": [ "", f"{t_slope:.4f}" ],
        "p-value": [ "", f"{p_slope:.4f}" ],
    }
)
display(coef_df1)

# 模型2
print("\n\n" + "=" * 80)
print("表五、線性迴歸統計表 - 模型2")
print("=" * 80)
print("依變數:總據點數")
print("自變數:65歲以上人口")
print()

model2 = reg_results["model2"]

```

```

regression_stats2 = pd.DataFrame(
    {
        "統計量": ["Multiple R", "R2", "調整後 R2", "標準誤", "觀察值個數"],
        "數值": [
            f"{np.sqrt(model2['r2']):.4f}",
            f"{model2['r2']):.4f}",
            f"{1 - (1 - model2['r2']) * (n - 1) / (n - 2):.4f}",
            f"{np.sqrt(mean_squared_error(df['總據點數'], model2['predict
            f"{n}",
        ],
    )
display(regression_stats2)

```

模型2 ANOVA

```

print("\n" + "-" * 80)
print("表六、ANOVA表 - 模型2")
print("-" * 80)
print()

```

```

SSR2 = np.sum((model2["predictions"] - df["總據點數"].mean()) ** 2)
SSE2 = np.sum((df["總據點數"] - model2["predictions"]) ** 2)
SST2 = SSR2 + SSE2
MSR2 = SSR2 / df_reg
MSE2 = SSE2 / df_res
F2 = MSR2 / MSE2

```

```

anova_df2 = pd.DataFrame(
    {
        "來源": ["迴歸", "殘差", "總和"],
        "df": [df_reg, df_res, n - 1],
        "SS": [f"{SSR2:.2f}", f"{SSE2:.2f}", f"{SST2:.2f}"],
        "MS": [f"{MSR2:.2f}", f"{MSE2:.2f}", ""],
        "F": [f"{F2:.4f}", "", ""],
        "顯著性F": [f"{1 - stats.f.cdf(F2, df_reg, df_res):.4f}", "", ""],
    }
)
display(anova_df2)

```

```

def print_descriptive_table(desc_results, df):
    """

```

輸出表格:各數值統計表
"""

```

print("\n" + "=" * 80)
print("表七、各縣市主要指標統計表")
print("=" * 80)
print()

```

```

summary_cols = [
    "縣市名稱",
    "總人口",
    "65歲以上",
    "老年人口比例(%)",
    "總據點數",
    "每千位高齡人口據點數",

```

```

        "人口密度(人/km²)",
    ]

    display_df = df[summary_cols].copy()

    # 格式化數值欄位, 但保持為數值類型以便表格呈現
    display_df["總人口"] = display_df["總人口"].astype(int)
    display_df["65歲以上"] = display_df["65歲以上"].astype(int)
    display_df["老年人口比例(%)"] = display_df["老年人口比例(%)"].round(2)
    display_df["總據點數"] = display_df["總據點數"].astype(int)
    display_df["每千位高齡人口據點數"] = display_df["每千位高齡人口據點數"].apply(
        lambda x: round(x, 2) if pd.notna(x) and np.isfinite(x) else np.nan
    )
    display_df["人口密度(人/km²)"] = display_df["人口密度(人/km²)"].apply(
        lambda x: round(x, 2) if pd.notna(x) and np.isfinite(x) else np.nan
    )

    display(display_df)

print("✓ 統計表格輸出函數定義完成 | Statistical table output functions defined")

```

✓ 統計表格輸出函數定義完成 | Statistical table output functions defined

In [377...

```

# =====
# 執行所有統計分析 | Execute All Statistical Analyses
# =====

# 1. 描述性統計 | Descriptive statistics
desc_results = calculate_descriptive_stats(df)

# 2. 相關係數分析 | Correlation analysis
corr_results = calculate_correlation_analysis(df)

# 3. 迴歸分析 | Regression analysis
reg_results = calculate_regression_analysis(df)

# 4. 供需落差分析 | Supply-demand gap analysis
gap_results = calculate_supply_demand_gap(df)

# 5. 熱點識別 | Hotspot identification
hotspot_results = identify_hotspots(df)

# 儲存分析結果 | Save analysis results
analysis_results = {
    "descriptive": desc_results,
    "correlation": corr_results,
    "regression": reg_results,
    "gap": gap_results,
    "hotspots": hotspot_results,
    "data": df,
}

print("\n" + "=" * 80)
print("✓ 所有統計分析完成 | All statistical analyses completed")
print("=" * 80)

```


=====
=====
描述性統計分析 | Descriptive Statistics Analysis
=====
=====

=====
=====
相關係數分析 | Correlation Analysis
=====
=====

【變數對1】老年人口比例 vs 每千位高齡人口據點數
有效樣本數 $n = 22$
Pearson $r = 0.1535$, $p\text{-value} = 0.4953$

【變數對2】人口密度 vs 每平方公里據點數
有效樣本數 $n = 18$
Pearson $r = 0.9585$, $p\text{-value} = 0.0000$

【變數對3】65歲以上人口 vs 總據點數
有效樣本數 $n = 22$
Pearson $r = 0.9164$, $p\text{-value} = 0.0000$

=====
=====
線性迴歸分析 | Linear Regression Analysis
=====
=====

模型1：每千位高齡人口據點數 $= \beta_0 + \beta_1 \times \text{老年人口比例}$
斜率 $\beta_1 = 0.1814$
截距 $\beta_0 = 2.7808$
 $R^2 = 0.0236$

模型2：總據點數 $= \beta_0 + \beta_1 \times \text{65歲以上人口}$
斜率 $\beta_1 = 0.004771$
截距 $\beta_0 = 229.7130$
 $R^2 = 0.8398$

=====
=====
供需落差分析 | Supply-Demand Gap Analysis
=====
=====

合理服務標準：每千位高齡人口 6.29 個據點

資源不足區域：10 個縣市
資源充足區域：12 個縣市

=====
=====
資源不足熱點識別 | Hotspot Identification
=====
=====

識別到 6 個資源不足熱點

✓ 所有統計分析完成 | All statistical analyses completed

4.1 輸出統計分析表格 | Output Statistical Analysis Tables

In [378...

```
# =====  
# 輸出統計表格 | Output Statistical Tables  
# =====  
  
# 表一：皮爾森相關係數分析統計表  
print_correlation_table(corr_results)  
  
# 表二至六：迴歸統計表與ANOVA表  
print_regression_table(reg_results, df)  
  
# 表七：各縣市主要指標統計表  
print_descriptive_table(desc_results, df)
```

表一、皮爾森相關係數分析統計表

	變數對	樣本數	Pearson r	p-value	顯著性
0	老年人口比例(%) vs 每千位高齡人口據點數	22	0.1535	0.4953	ns
1	人口密度(人/km ²) vs 每平方公里據點數	18	0.9585	0.0000	**
2	65歲以上人口 vs 總據點數	22	0.9164	0.0000	**

註:* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, ns = 不顯著

表二、線性迴歸統計表 - 模型1

依變數: 每千位高齡人口據點數
自變數: 老年人口比例(%)

	統計量	數值
0	Multiple R	0.1535
1	R ²	0.0236
2	調整後 R ²	-0.0253
3	標準誤	2.7070
4	觀察值個數	22

表三、ANOVA表 - 模型1

	來源	df	SS	MS	F	顯著性F
0	迴歸	1	3.89	3.89	0.4824	0.4953
1	殘差	20	161.21	8.06		
2	總和	21	165.10			

表四、線性迴歸係數表 - 模型1

	項目	係數	標準誤	t統計	p-value
0	截距	2.7808			
1	老年人口比例(%)	0.1814	0.2612	0.6945	0.4953

=====

表五、線性迴歸統計表 - 模型2

=====

=====

依變數:總據點數
自變數:65歲以上人口

	統計量	數值
0	Multiple R	0.9164
1	R ²	0.8398
2	調整後 R ²	0.8318
3	標準誤	437.5301
4	觀察值個數	22

 表六、ANOVA表 - 模型2

	來源	df	SS	MS	F	顯著性F
0	迴歸	1	22078039.40	22078039.40	104.8460	0.0000
1	殘差	20	4211517.20	210575.86		
2	總和	21	26289556.59			

=====

=====
 表七、各縣市主要指標統計表
 =====
 =====

	縣市名稱	總人口	65歲以上	老年人口比例(%)	總據點數	每千位高齡人口據點數	人口密度(人/km²)
0	新北市	4047001	768492	18.99	2892	3.76	1971.68
1	台北市	2490869	574458	23.06	2455	4.27	NaN
2	桃園市	2338648	371475	15.88	1865	5.02	1915.43
3	台中市	2860601	474248	16.58	3372	7.11	NaN
4	台南市	1858651	364115	19.59	1942	5.33	NaN
5	高雄市	2731412	544267	19.93	3999	7.35	925.24
6	宜蘭縣	449212	89618	19.95	690	7.70	209.56
7	新竹縣	594641	86088	14.48	772	8.97	416.55
8	苗栗縣	532854	104168	19.55	589	5.65	292.73
9	彰化縣	1225675	238924	19.49	1426	5.97	1140.80
10	南投縣	472299	102680	21.74	1099	10.70	115.01
11	雲林縣	658427	138929	21.10	746	5.37	510.08
12	嘉義縣	478786	111064	23.20	752	6.77	251.51
13	屏東縣	789239	165532	20.97	1530	9.24	284.35
14	台東縣	210219	42284	20.11	467	11.04	NaN
15	花蓮縣	315374	65112	20.65	464	7.13	68.14
16	澎湖縣	107901	21475	19.90	163	7.59	850.52
17	基隆市	361441	76844	21.26	332	4.32	2722.54

	縣市名稱	總人口	65歲以上	老年人口比例 (%)	總據點數	每千位高齡人口據點數	人口密度 (人/km ²)
18	新竹市	457242	70383	15.39	561	7.97	4390.12
19	嘉義市	262177	50101	19.11	353	7.05	4367.75
20	金門縣	143601	26206	18.25	0	0.00	946.89
21	連江縣	13950	2244	16.09	0	0.00	484.38

五、結果視覺化 | Result Visualization

用圖表呈現分析結果。

```
In [379... # =====
# 視覺化函數定義 | Visualization Functions
# =====

def plot_aging_rate_by_city(df):
    """繪製各縣市老年人口比例長條圖 | Plot elderly population ratio by city"""
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(14, 10))

    data = df.sort_values("老年人口比例(%)", ascending=True)
    avg = df["老年人口比例(%)"].mean()
    colors = ["#d62728" if x > avg else "#1f77b4" for x in data["老年人口比例(%)"]]

    bars = ax.barh(data["縣市名稱"], data["老年人口比例(%)"], color=colors)
    ax.axvline(
        x=avg, color="red", linestyle="--", linewidth=2, label=f"全國平均 ({avg:.1f}%)")

    ax.set_xlabel("老年人口比例 (%)", fontsize=12)
    ax.set_title("各縣市老年人口比例 (113年)", fontsize=14, fontweight="bold",
    ax.legend(fontsize=11)
    ax.grid(True, alpha=0.3, axis="x")

    for bar, val in zip(bars, data["老年人口比例(%)"]):
        ax.text(
            val + 0.2,
            bar.get_y() + bar.get_height() / 2,
            f"{val:.1f}%",
            va="center",
            fontsize=9,
        )

    plt.tight_layout()
```

```

plt.show()

def plot_service_gap(df):
    """繪製各縣市服務缺口長條圖 | Plot service gap by city"""
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(14, 10))

    data = df.sort_values("服務缺口", ascending=True)
    colors = ["#d62728" if x > 0 else "#2ca02c" for x in data["服務缺口"]]

    bars = ax.barh(data["縣市名稱"], data["服務缺口"], color=colors)
    ax.axvline(x=0, color="black", linestyle="-", linewidth=1)

    ax.set_xlabel("服務缺口 (據點數)", fontsize=12)
    ax.set_title("各縣市長照服務缺口 (113年)", fontsize=14, fontweight="bold",
    ax.grid(True, alpha=0.3, axis="x")

    for bar, val in zip(bars, data["服務缺口"]):
        offset = 5 if val >= 0 else -5
        ha = "left" if val >= 0 else "right"
        ax.text(
            val + offset,
            bar.get_y() + bar.get_height() / 2,
            f"{val:.0f}",
            va="center",
            ha=ha,
            fontsize=9,
        )

    from matplotlib.patches import Patch

    legend_elements = [
        Patch(facecolor="#d62728", label="資源不足"),
        Patch(facecolor="#2ca02c", label="資源充足"),
    ]
    ax.legend(handles=legend_elements, loc="lower right", fontsize=11)

    plt.tight_layout()
    plt.show()

def plot_scatter_analysis(df):
    """繪製散佈圖分析 | Plot scatter analysis"""
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(14, 10))

    avg_aging = df["老年人口比例(%)"].mean()
    avg_resource = df["每千位高齡人口據點數"].mean()

    scatter = ax.scatter(
        df["老年人口比例(%)"],
        df["每千位高齡人口據點數"],
        s=df["65歲以上"] / 5000,
        alpha=0.6,
        c=df["服務缺口"],
        cmap="RdYlGn_r",
        edgecolors="black",

```

```

        linewidth=0.5,
    )

# 添加縣市標籤 | Add city labels
for idx, row in df.iterrows():
    ax.annotate(
        row["縣市名稱"],
        (row["老年人口比例(%)", row["每千位高齡人口據點數"]],
        xytext=(5, 5),
        textcoords="offset points",
        fontsize=9,
        alpha=0.8,
    )

# 添加平均線 | Add average lines
ax.axhline(
    y=avg_resource,
    color="blue",
    linestyle="--",
    alpha=0.5,
    label=f"資源平均 ({avg_resource:.2f})",
)
ax.axvline(
    x=avg_aging,
    color="red",
    linestyle="--",
    alpha=0.5,
    label=f"老化平均 ({avg_aging:.2f}%)",
)

# 標註四個象限 | Label four quadrants
xlim = ax.get_xlim()
ylim = ax.get_ylim()
ax.text(
    xlim[1] - 1,
    ylim[1] - 0.5,
    "高老化\n高資源",
    fontsize=11,
    ha="right",
    color="green",
    fontweight="bold",
)
ax.text(
    xlim[0] + 0.5,
    ylim[1] - 0.5,
    "低老化\n高資源",
    fontsize=11,
    ha="left",
    color="blue",
    fontweight="bold",
)
ax.text(
    xlim[1] - 1,
    ylim[0] + 0.5,
    "高老化\n低資源\n(熱點)",
    fontsize=11,

```



```

        ha="right",
        color="red",
        fontweight="bold",
    )
    ax.text(
        xlim[0] + 0.5,
        ylim[0] + 0.5,
        "低老化\n低資源",
        fontsize=11,
        ha="left",
        color="gray",
        fontweight="bold",
    )

    ax.set_xlabel("老年人口比例 (%)", fontsize=12)
    ax.set_ylabel("每千位高齡人口據點數", fontsize=12)
    ax.set_title(
        "老年人口比例 vs 長照資源密度 (氣泡大小=高齡人口數)",
        fontsize=14,
        fontweight="bold",
        pad=20,
    )
    ax.legend(loc="upper left", fontsize=11)
    ax.grid(True, alpha=0.3)

    cbar = plt.colorbar(scatter, ax=ax)
    cbar.set_label("服務缺口", fontsize=11)

    plt.tight_layout()
    plt.show()

print("✓ 視覺化函數定義完成 | Visualization functions defined")

```

✓ 視覺化函數定義完成 | Visualization functions defined

```

In [380... def plot_regression_analysis(df, reg_results):
    """
    繪製迴歸分析圖表 | Plot regression analysis with scatter plot and regression
    """
    fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(16, 6))

    # 圖1: 模型1 - 老年人口比例 vs 每千位高齡人口據點數
    ax1 = axes[0]
    model1 = reg_results["model1"]

    # 散佈圖
    ax1.scatter(
        df["老年人口比例(%)"],
        df["每千位高齡人口據點數"],
        alpha=0.6,
        s=100,
        edgecolors="black",
        linewidth=0.5,
    )

```

```

# 迴歸線
x_line = np.linspace(df["老年人口比例(%)"].min(), df["老年人口比例(%)"].max(), 100)
y_line = model1["intercept"] + model1["coef"] * x_line
ax1.plot(
    x_line,
    y_line,
    "r-",
    linewidth=2,
    label=f"迴歸線:  $y = \{model1['intercept']:.2f\} + \{model1['coef']:.2f\}x$ "
)

# 添加縣市標籤
for idx, row in df.iterrows():
    ax1.annotate(
        row["縣市名稱"],
        (row["老年人口比例(%)"], row["每千位高齡人口據點數"]),
        xytext=(3, 3),
        textcoords="offset points",
        fontsize=8,
        alpha=0.7,
    )

ax1.set_xlabel("老年人口比例 (%)", fontsize=11)
ax1.set_ylabel("每千位高齡人口據點數", fontsize=11)
ax1.set_title(
    f"模型1: 線性迴歸分析  $R^2 = \{model1['r2']:.4f\}$ ",
    fontsize=12, fontweight="bold"
)
ax1.legend(fontsize=9)
ax1.grid(True, alpha=0.3)

# 圖2: 模型2 - 65歲以上人口 vs 總據點數
ax2 = axes[1]
model2 = reg_results["model2"]

# 散佈圖
ax2.scatter(
    df["65歲以上"] / 10000,
    df["總據點數"],
    alpha=0.6,
    s=100,
    edgecolors="black",
    linewidth=0.5,
    color="green",
)

# 迴歸線
x_line2 = np.linspace(df["65歲以上"].min(), df["65歲以上"].max(), 100)
y_line2 = model2["intercept"] + model2["coef"] * x_line2
ax2.plot(
    x_line2 / 10000,
    y_line2,
    "r-",
    linewidth=2,
    label=f"迴歸線:  $y = \{model2['intercept']:.2f\} + \{model2['coef']:.4f\}x$ "
)

```

```

# 添加縣市標籤
for idx, row in df.iterrows():
    ax2.annotate(
        row["縣市名稱"],
        (row["65歲以上"] / 10000, row["總據點數"]),
        xytext=(3, 3),
        textcoords="offset points",
        fontsize=8,
        alpha=0.7,
    )

ax2.set_xlabel("65歲以上人口 (萬人)", fontsize=11)
ax2.set_ylabel("總據點數", fontsize=11)
ax2.set_title(
    f"模型2:線性迴歸分析\mathbf{R}^2 = {model2['r2']:.4f}", fontsize=12, fontweight='bold'
)
ax2.legend(fontsize=9)
ax2.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.show()

print("✓ 迴歸分析視覺化函數定義完成 | Regression visualization function defined")

```

✓ 迴歸分析視覺化函數定義完成 | Regression visualization function defined

```

In [381]: # =====
# 生成所有圖表 | Generate All Visualizations
# =====

print("生成視覺化圖表 | Generating visualizations...\n")

# 圖表1: 各縣市老年人口比例 | Elderly population ratio by city
plot_aging_rate_by_city(df)

# 圖表2: 各縣市服務缺口 | Service gap by city
plot_service_gap(df)

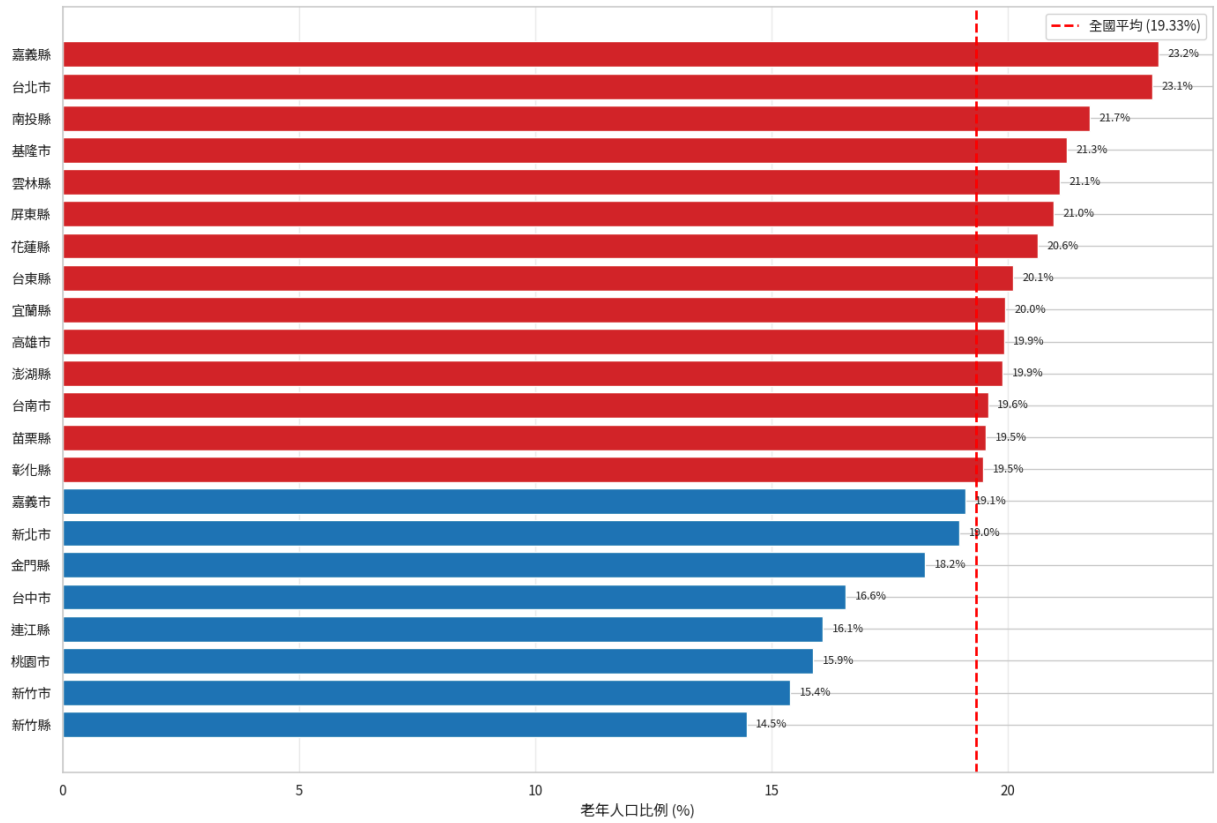
# 圖表3: 散佈圖分析 | Scatter plot analysis
plot_scatter_analysis(df)

print("\n✓ 所有圖表生成完成 | All visualizations generated")

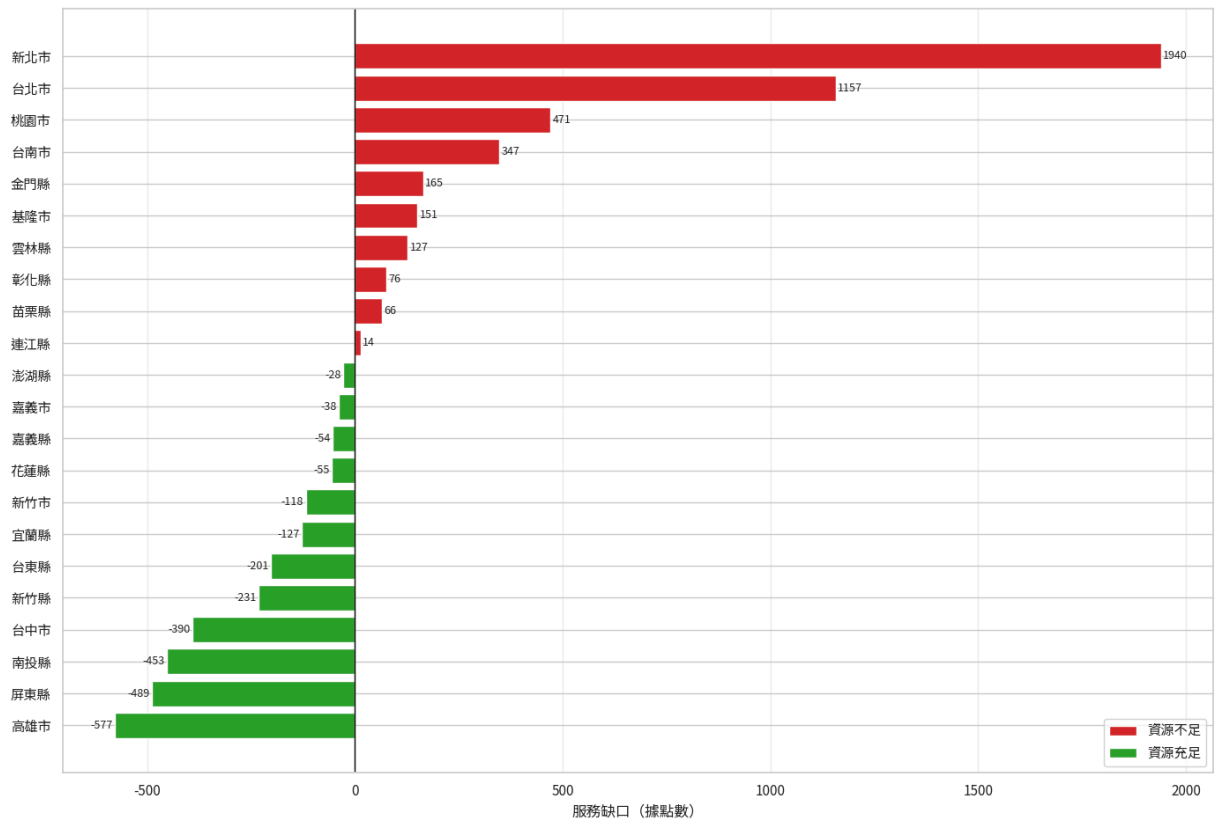
```

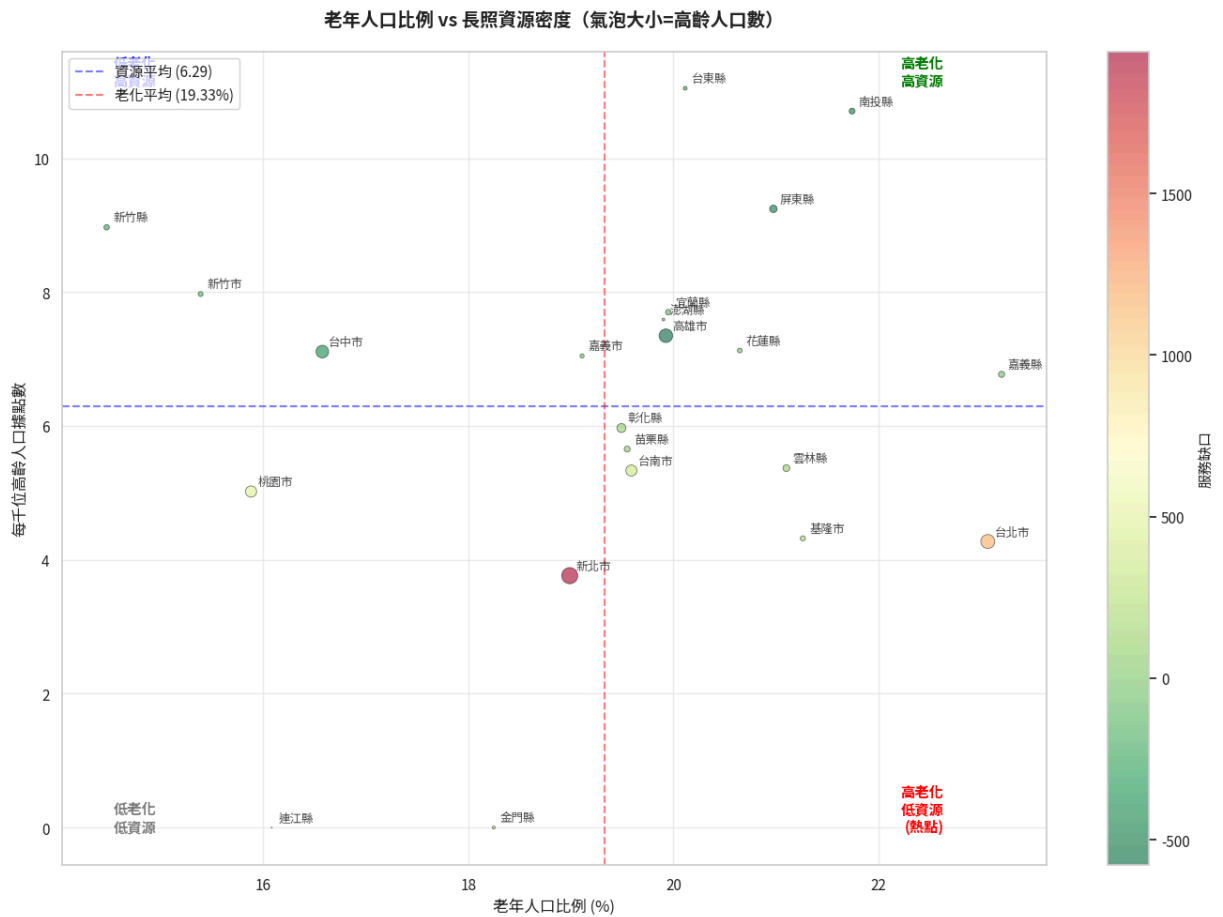
生成視覺化圖表 | Generating visualizations...

各縣市老年人口比例（113年）



各縣市長照服務缺口（113年）

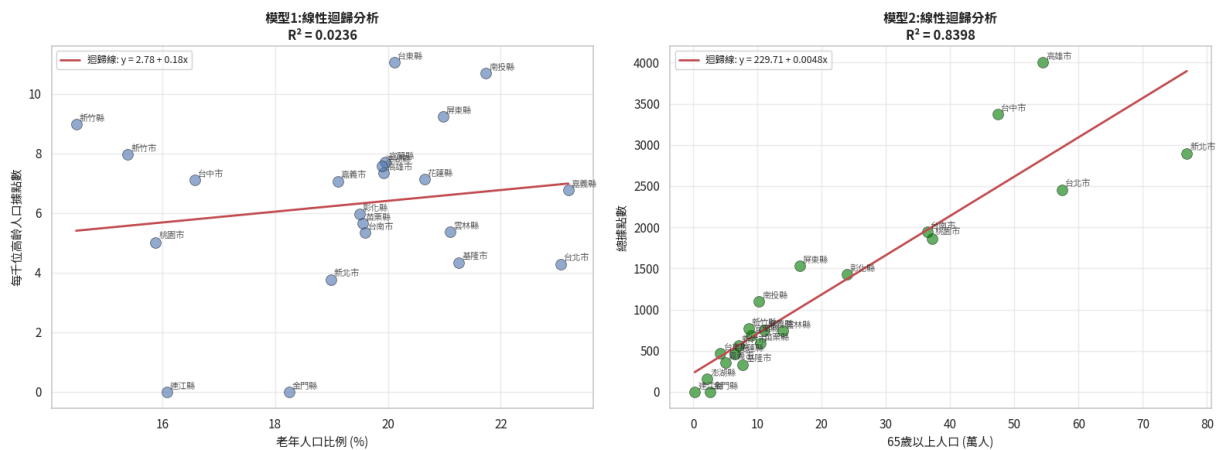




✓ 所有圖表生成完成 | All visualizations generated

```
In [382... # =====  
# 生成迴歸分析圖表 | Generate Regression Analysis Plots  
# =====  
  
print("\n生成迴歸分析視覺化 | Generating regression analysis visualizations...\n")  
  
# 迴歸分析散佈圖與迴歸線  
plot_regression_analysis(df, reg_results)  
  
print("\n✓ 迴歸分析圖表生成完成 | Regression analysis plots generated")
```

生成迴歸分析視覺化 | Generating regression analysis visualizations...



六、研究結果與討論 | Results and Discussion

6.1 描述性統計結果摘要

```
In [383... # =====
# 輸出描述性統計摘要 | Output Descriptive Statistics Summary
# =====

print("=" * 80)
print("描述性統計結果摘要 | Descriptive Statistics Summary")
print("=" * 80)

print("\n【一、整體概況】")
print(f"分析年份: 113年")
print(f"縣市數量: {len(df)} 個")
print(f"全國高齡人口: {df['65歲以上'].sum():.0f} 人")
print(f"全國平均老年人口比例: {desc_results['avg_aging_rate']:.2f}%")
print(f"全國長照據點總數: {desc_results['total_facilities']:.0f} 個")

print("\n【二、老化程度分析】")
top3_aging = df.nlargest(3, "老年人口比例(%)")
print("老化程度最高前三名:")
for i, row in enumerate(top3_aging.iterrows(), 1):
    print(f"  {i}. {row[1]['縣市名稱']}: {row[1]['老年人口比例(%)']:.2f}%")

print("\n【三、長照資源分布】")
top3_facilities = df.nlargest(3, "總據點數")
print("長照據點最多前三名:")
for i, row in enumerate(top3_facilities.iterrows(), 1):
    print(f"  {i}. {row[1]['縣市名稱']}: {row[1]['總據點數']:.0f} 個據點")
```

描述性統計結果摘要 | Descriptive Statistics Summary

【一、整體概況】

分析年份：113年
縣市數量：22 個
全國高齡人口：4,488,707 人
全國平均老年人口比例：19.33%
全國長照據點總數：26469 個

【二、老化程度分析】

老化程度最高前三名：

1. 嘉義縣：23.20%
2. 台北市：23.06%
3. 南投縣：21.74%

【三、長照資源分布】

長照據點最多前三名：

1. 高雄市：3999 個據點
2. 台中市：3372 個據點
3. 新北市：2892 個據點

6.2 相關分析結果

```
In [384... # =====  
# 相關分析結果解讀 | Correlation Analysis Results Interpretation  
# =====  
  
print("=" * 80)  
print("相關分析結果解讀 | Correlation Analysis Interpretation")  
print("=" * 80)  
  
r1 = corr_results["aging_vs_service"]["r"]  
p1 = corr_results["aging_vs_service"]["p"]  
r2 = corr_results["density_vs_spatial"]["r"]  
p2 = corr_results["density_vs_spatial"]["p"]  
r3 = corr_results["elderly_vs_facilities"]["r"]  
p3 = corr_results["elderly_vs_facilities"]["p"]  
  
def interpret_correlation(r):  
    """解釋相關係數強度 | Interpret correlation strength"""  
    abs_r = abs(r)  
    if abs_r > 0.7:  
        return "強相關"  
    elif abs_r > 0.4:  
        return "中度相關"  
    else:  
        return "弱相關"  
  
print(f"\n【變數對1】老年人口比例 vs 每千位高齡人口據點數")
```

```

print(f"   Pearson r = {r1:.4f} ({interpret_correlation(r1)})")
print(f"   p-value = {p1:.4f} {'(顯著)' if p1 < 0.05 else '(不顯著)'}")
print(
    f"   解讀: {'老化程度' + ('越高' if r1 > 0 else '越低') + ', 資源配置' + ('越多'
)

print(f"\n【變數對2】人口密度 vs 每平方公里據點數")
print(f"   Pearson r = {r2:.4f} ({interpret_correlation(r2)})")
print(f"   p-value = {p2:.4f} {'(顯著)' if p2 < 0.05 else '(不顯著)'}")
print(
    f"   解讀: {'人口密度' + ('越高' if r2 > 0 else '越低') + ', 空間資源密度' + (
)

print(f"\n【變數對3】65歲以上人口 vs 總據點數")
print(f"   Pearson r = {r3:.4f} ({interpret_correlation(r3)})")
print(f"   p-value = {p3:.4f} {'(顯著)' if p3 < 0.05 else '(不顯著)'}")
print(
    f"   解讀: {'高齡人口' + ('越多' if r3 > 0 else '越少') + ', 據點數量' + ('越多'
)

```

===== ===== 相關分析結果解讀 | Correlation Analysis Interpretation ===== =====

【變數對1】老年人口比例 vs 每千位高齡人口據點數

Pearson r = 0.1535 (弱相關)

p-value = 0.4953 (不顯著)

解讀: 老化程度越高, 資源配置越多

【變數對2】人口密度 vs 每平方公里據點數

Pearson r = 0.9585 (強相關)

p-value = 0.0000 (顯著)

解讀: 人口密度越高, 空間資源密度越高

【變數對3】65歲以上人口 vs 總據點數

Pearson r = 0.9164 (強相關)

p-value = 0.0000 (顯著)

解讀: 高齡人口越多, 據點數量越多

6.3 迴歸分析結果

```

In [385... # =====
# 迴歸分析結果解讀 | Regression Analysis Results Interpretation
# =====

print("=" * 80)
print("迴歸分析結果解讀 | Regression Analysis Interpretation")
print("=" * 80)

model1 = reg_results["model1"]
model2 = reg_results["model2"]

```


6.1 多元線性迴歸分析 (模型3) | Multiple Linear Regression Analysis (Model 3)

```
In [386... # =====
# 模型3 : 多元線性迴歸分析 | Model 3: Multiple Linear Regression
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("模型3 : 多元線性迴歸 - 資源配置影響因素分析")
print("Model 3: Multiple Linear Regression - Factors Affecting Resource Alloc")
print("=" * 80)

# 準備資料 | Prepare data
X_vars = ["老年人口比例(%)", "人口密度(人/km²)", "土地面積(km²)"]
y_var = "每千位高齡人口據點數"

# 過濾有效資料 | Filter valid data
df_model3 = df[X_vars + [y_var]].replace([np.inf, -np.inf], np.nan).dropna()

# 建立交互項 | Create interaction term
df_model3["老化×密度"] = df_model3["老年人口比例(%)"] * df_model3["人口密度(人/km²)"]

# 準備自變數與因變數 | Prepare independent and dependent variables
X = df_model3[["老年人口比例(%)", "人口密度(人/km²)", "土地面積(km²)", "老化×密度"]]
y = df_model3[y_var]

# 標準化自變數 (計算Beta係數) | Standardize predictors for Beta coefficients
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
X_scaled_df = pd.DataFrame(X_scaled, columns=X.columns, index=X.index)

# 執行多元迴歸 | Perform multiple regression
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from scipy import stats

# 未標準化模型 (原始係數) | Unstandardized model
model3_raw = LinearRegression()
model3_raw.fit(X, y)

# 標準化模型 (Beta係數) | Standardized model
model3_std = LinearRegression()
model3_std.fit(X_scaled_df, y)

# 計算統計量 | Calculate statistics
y_pred = model3_raw.predict(X)
n = len(y)
k = X.shape[1]

# R² 與調整後 R²
r_squared = model3_raw.score(X, y)
adj_r_squared = 1 - (1 - r_squared) * (n - 1) / (n - k - 1)
```

```

# 殘差與標準誤 | Residuals and standard error
residuals = y - y_pred
mse = np.mean(residuals**2)
se = np.sqrt(mse)

# F統計量 | F-statistic
ss_total = np.sum((y - y.mean()) ** 2)
ss_residual = np.sum(residuals**2)
ss_regression = ss_total - ss_residual
df_regression = k
df_residual = n - k - 1
ms_regression = ss_regression / df_regression
ms_residual = ss_residual / df_residual
f_stat = ms_regression / ms_residual
f_pvalue = 1 - stats.f.cdf(f_stat, df_regression, df_residual)

# 係數的t檢定與p值 | t-test and p-values for coefficients
# 計算係數標準誤
X_with_const = np.column_stack([np.ones(len(X)), X])
var_coef = ms_residual * np.linalg.inv(X_with_const.T @ X_with_const).diagonal()
se_coef = np.sqrt(var_coef)

# 所有係數 (含截距) | All coefficients (including intercept)
all_coefs = np.concatenate([[model3_raw.intercept_], model3_raw.coef_])
t_stats = all_coefs / se_coef
p_values = 2 * (1 - stats.t.cdf(np.abs(t_stats), df_residual))

# 儲存結果 | Store results
model3 = {
    "model_raw": model3_raw,
    "model_std": model3_std,
    "r_squared": r_squared,
    "adj_r_squared": adj_r_squared,
    "se": se,
    "n": n,
    "k": k,
    "f_stat": f_stat,
    "f_pvalue": f_pvalue,
    "coefficients": model3_raw.coef_,
    "intercept": model3_raw.intercept_,
    "beta_coefficients": model3_std.coef_,
    "t_stats": t_stats,
    "p_values": p_values,
    "feature_names": X.columns.tolist(),
}

# 輸出統計摘要 | Output statistical summary
print(f"\n【模型統計摘要 | Model Summary Statistics】")
print(f"Multiple R: {np.sqrt(r_squared):.4f}")
print(f"R²: {r_squared:.4f}")
print(f"調整後 R² | Adjusted R²: {adj_r_squared:.4f}")
print(f"標準誤 | Standard Error: {se:.4f}")
print(f"觀察值個數 | Observations: {n}")

print(f"\n【ANOVA表 | ANOVA Table】")

```

```

# 建立 ANOVA 表格 | Create ANOVA table
anova_table = pd.DataFrame({
    "來源 Source": ["迴歸 Regression", "殘差 Residual", "總和 Total"],
    "自由度 df": [df_regression, df_residual, n - 1],
    "平方和 SS": [ss_regression, ss_residual, ss_total],
    "均方 MS": [ms_regression, ms_residual, "-"],
    "F值 F": [f_stat, "-", "-"],
    "顯著性 p-value": [f"{f_pvalue:.6f}", "-", "-"]
})

# 使用 pandas 顯示表格 | Display table using pandas
display(anova_table.style.set_properties(**{
    'text-align': 'center'
}).set_table_styles([
    {'selector': 'th', 'props': [('text-align', 'center'), ('font-weight', 'bold')]}
]))

print(f"\n【迴歸係數表 | Regression Coefficients Table】")
print(
    f"{ '變數':<20} { '原始係數':<12} { '標準化係數(Beta)':<20} { 't統計量':<12} { 'p-value':<12}"
)
print(
    f"{ 'Variable':<20} { 'Coef.':<12} { 'Std. Beta':<20} { 't-stat':<12} { 'p-value':<12}"
)
print("-" * 100)
print(
    f"{ '(截距 Intercept)':<20} {model3_raw.intercept_:<12.4f} { '-':<20} { 't-stat':<12} { 'p-value':<12}"
)
for i, var_name in enumerate(X.columns):
    sig = (
        """
        if p_values[i + 1] < 0.001
        else """
        if p_values[i + 1] < 0.01
        else """
        if p_values[i + 1] < 0.05
        else "ns"
    )
    print(
        f"{var_name:<20} {model3_raw.coef_[i]:<12.6f} {model3_std.coef_[i]:<12.6f} {sig}"
    )

print(f"\n註: *** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05, ns=不顯著")
print(f"Note: *** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05, ns=not significant")

print("\n【關鍵發現 | Key Findings】")
print(f"1. 模型整體解釋力 R² = {r_squared:.4f}")
if "model1" in dir() and "r_squared" in model1:
    print(
        f"    (相較於模型1的R²={model1['r_squared']:.4f}, 提升了{(r_squared - model1['r_squared']):.4f})"
    )
print(f"2. 標準化係數Beta顯示各變數相對影響力排序:")
beta_ranking = sorted(
    zip(X.columns, model3_std.coef_), key=lambda x: abs(x[1]), reverse=True
)
for i, (var, beta) in enumerate(beta_ranking, 1):

```

```
print(f"    {i}. {var}: β={beta:.4f}")
print(
    f"3. 模型F檢定: F({df_regression},{df_residual})={f_stat:.4f}, p={ '<0.001'
)

print("\n✓ 模型3分析完成 | Model 3 Analysis Completed")
```

=====

=====
模型3：多元線性迴歸 - 資源配置影響因素分析
Model 3: Multiple Linear Regression - Factors Affecting Resource Allocation
=====

=====

【模型統計摘要 | Model Summary Statistics】
Multiple R: 0.6117
R²: 0.3742
調整後 R² | Adjusted R²: 0.1817
標準誤 | Standard Error: 2.1781
觀察值個數 | Observations: 18

【ANOVA表 | ANOVA Table】

	來源 Source	自由度 df	平方和 SS	均方 MS	F值 F	顯著性 p-value
0	迴歸 Regression	4	51.060849	12.765212	1.943389	0.163080
1	殘差 Residual	13	85.390907	6.568531	-	-
2	總和 Total	17	136.451756	-	-	-

【迴歸係數表 Regression Coefficients Table】					
變數		原始係數	標準化係數 (Beta)	t統計量	
p值	顯著性				
Variable		Coef.	Std. Beta	t-stat	p-value
Sig.					

(截距 Intercept)		-1.7104	-	-0.2365	0.81671
5 ns					
老年人口比例 (%)		0.273152	0.6300	0.6947	0.49
9494 ns					
人口密度 (人/km²)		0.003713	4.9121	0.9738	0.347
932 ns					
土地面積 (km²)		0.001210	1.6466	2.0116	0.0654
60 ns					
老化×密度		-0.000170	-4.0009	-0.7982	0.4391
07 ns					

註: *** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05, ns=不顯著
Note: *** p<0.001, ** p<0.01, * p<0.05, ns=not significant

- 【關鍵發現 | Key Findings】
- 1. 模型整體解釋力 $R^2 = 0.3742$
 - 2. 標準化係數Beta顯示各變數相對影響力排序:
 - 1. 人口密度 (人/km²): $\beta=4.9121$
 - 2. 老化×密度: $\beta=-4.0009$
 - 3. 土地面積 (km²): $\beta=1.6466$
 - 4. 老年人口比例 (%): $\beta=0.6300$
 - 3. 模型F檢定: $F(4,13)=1.9434$, $p=0.1631$ (不顯著)

✓ 模型3分析完成 | Model 3 Analysis Completed

```
In [387... # =====
# 模型3視覺化 | Model 3 Visualization
# =====

print("\n生成模型3視覺化圖表...")

# 計算殘差 | Calculate residuals
y_pred_model3 = model3_raw.predict(X)
residuals_model3 = y - y_pred_model3

# 圖1: Beta係數比較圖 | Chart 1: Beta Coefficients Comparison
print(" 圖1: Beta係數比較圖")
fig1, ax1 = plt.subplots(1, 1, figsize=(14, 8))
beta_df = pd.DataFrame(
    {"變數": X.columns, "Beta係數": model3_std.coef_, "p值": p_values[1:]}
)
beta_df["顯著"] = beta_df["p值"].apply(
    lambda x: "***" if x < 0.001 else "*" if x < 0.01 else "" if x < 0.05
)
beta_df = beta_df.sort_values("Beta係數", ascending=True)

colors = ["#e74c3c" if x < 0 else "#2ecc71" for x in beta_df["Beta係數"]]
bars = ax1.barh(
    beta_df["變數"], beta_df["Beta係數"], color=colors, alpha=0.7, edgecolor=
```

```

)
ax1.axvline(0, color="black", linestyle="-", linewidth=1)
ax1.set_xlabel("標準化迴歸係數 (Beta)", fontsize=12, fontweight="bold")
ax1.set_title(
    "模型3：各變數標準化影響力\n(Beta係數)", fontsize=14, fontweight="bold", pad=
)
ax1.grid(True, alpha=0.3, axis="x")

# 添加顯著性標記
for i, (idx, row) in enumerate(beta_df.iterrows()):
    x_pos = row["Beta係數"] + (0.02 if row["Beta係數"] > 0 else -0.02)
    ax1.text(
        x_pos,
        i,
        row["顯著"],
        ha="left" if row["Beta係數"] > 0 else "right",
        va="center",
        fontsize=11,
        fontweight="bold",
    )

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖2: 預測值 vs 實際值散佈圖 | Chart 2: Predicted vs Actual Scatter
print(" 圖2: 預測值 vs 實際值散佈圖")
fig2, ax2 = plt.subplots(1, 1, figsize=(14, 8))
ax2.scatter(y_pred_model3, y, alpha=0.6, s=100, edgecolors="black", linewidth=1)

# 添加完美預測線
min_val = min(y.min(), y_pred_model3.min())
max_val = max(y.max(), y_pred_model3.max())
ax2.plot([min_val, max_val], [min_val, max_val], "r--", linewidth=2, label="完美預測線")

# 添加迴歸線
z = np.polyfit(y_pred_model3, y, 1)
p = np.poly1d(z)
ax2.plot(
    y_pred_model3, p(y_pred_model3), "b-", alpha=0.5, linewidth=2, label="實
")

ax2.set_xlabel("模型預測值", fontsize=12, fontweight="bold")
ax2.set_ylabel("實際值", fontsize=12, fontweight="bold")
ax2.set_title(
    f"模型3預測效果\n(R² = {r_squared:.4f})", fontsize=14, fontweight="bold",
)
ax2.legend(fontsize=10)
ax2.grid(True, alpha=0.3)

# 添加R²文字
ax2.text(
    0.05,
    0.95,
    f"R² = {r_squared:.4f}\nAdj. R² = {adj_r_squared:.4f}",
    transform=ax2.transAxes,
    fontsize=11,

```

```

        verticalalignment="top",
        bbox=dict(boxstyle="round", facecolor="wheat", alpha=0.5),
    )

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖3: 殘差分布直方圖 | Chart 3: Residuals Distribution Histogram
print(" 圖3: 殘差分布直方圖")
fig3, ax3 = plt.subplots(1, 1, figsize=(14, 8))
ax3.hist(residuals_model3, bins=15, alpha=0.7, color="#3498db", edgecolor="black")
ax3.axvline(0, color="red", linestyle="--", linewidth=2, label="零線")
ax3.set_xlabel("殘差", fontsize=12, fontweight="bold")
ax3.set_ylabel("頻率", fontsize=12, fontweight="bold")
ax3.set_title(
    "殘差分布直方圖\n(檢驗常態性)", fontsize=14, fontweight="bold", pad=15
)
ax3.legend(fontsize=10)
ax3.grid(True, alpha=0.3)

# 添加統計資訊
ax3.text(
    0.95,
    0.95,
    f"平均: {residuals_model3.mean():.4f}\n標準差: {residuals_model3.std():.4f}",
    transform=ax3.transAxes,
    fontsize=10,
    verticalalignment="top",
    horizontalalignment="right",
    bbox=dict(boxstyle="round", facecolor="lightgreen", alpha=0.5),
)

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖4: 殘差 vs 預測值 (檢驗異質變異性) | Chart 4: Residuals vs Fitted
print(" 圖4: 殘差 vs 預測值圖")
fig4, ax4 = plt.subplots(1, 1, figsize=(14, 8))
ax4.scatter(
    y_pred_model3, residuals_model3, alpha=0.6, s=100, edgecolors="black",
)
ax4.axhline(0, color="red", linestyle="--", linewidth=2)
ax4.axhline(
    residuals_model3.std(), color="orange", linestyle=":", linewidth=1, alpha=0.5
)
ax4.axhline(
    -residuals_model3.std(), color="orange", linestyle=":", linewidth=1, alpha=0.5
)

ax4.set_xlabel("預測值", fontsize=12, fontweight="bold")
ax4.set_ylabel("殘差", fontsize=12, fontweight="bold")
ax4.set_title(
    "殘差 vs 預測值圖\n(檢驗異質變異性)", fontsize=14, fontweight="bold", pad=15
)
ax4.grid(True, alpha=0.3)

```



```
# 添加說明
ax4.text(
    0.05,
    0.95,
    "理想狀況:\n殘差應隨機分布\n於零線兩側",
    transform=ax4.transAxes,
    fontsize=10,
    verticalalignment="top",
    bbox=dict(boxstyle="round", facecolor="lightyellow", alpha=0.5),
)

plt.tight_layout()
plt.show()

print("✓ 模型3視覺化完成")
```

生成模型3視覺化圖表...

圖1: Beta係數比較圖

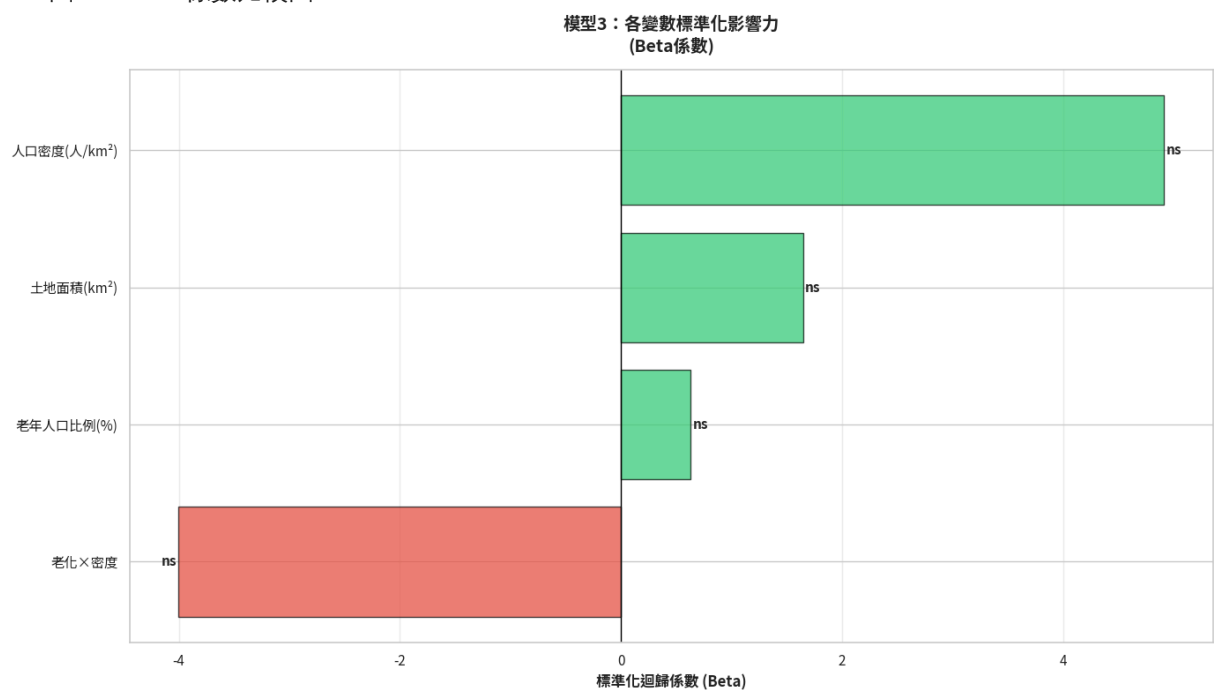


圖2: 預測值 vs 實際值散佈圖

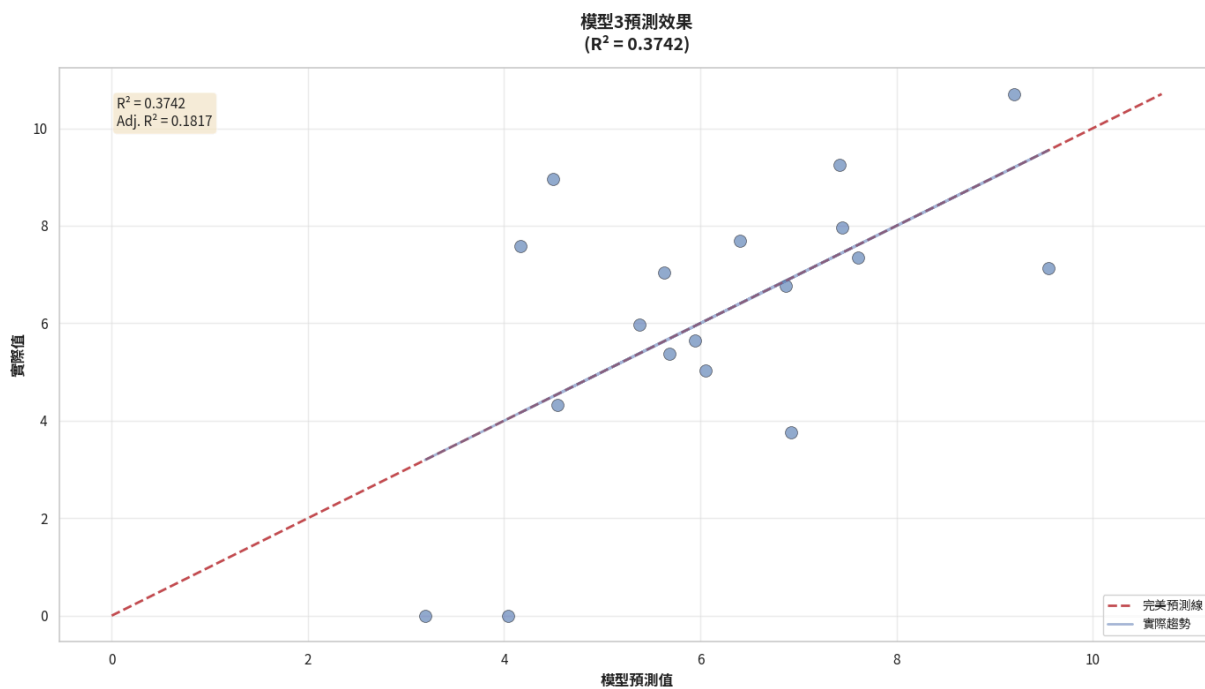


圖3：殘差分布直方圖

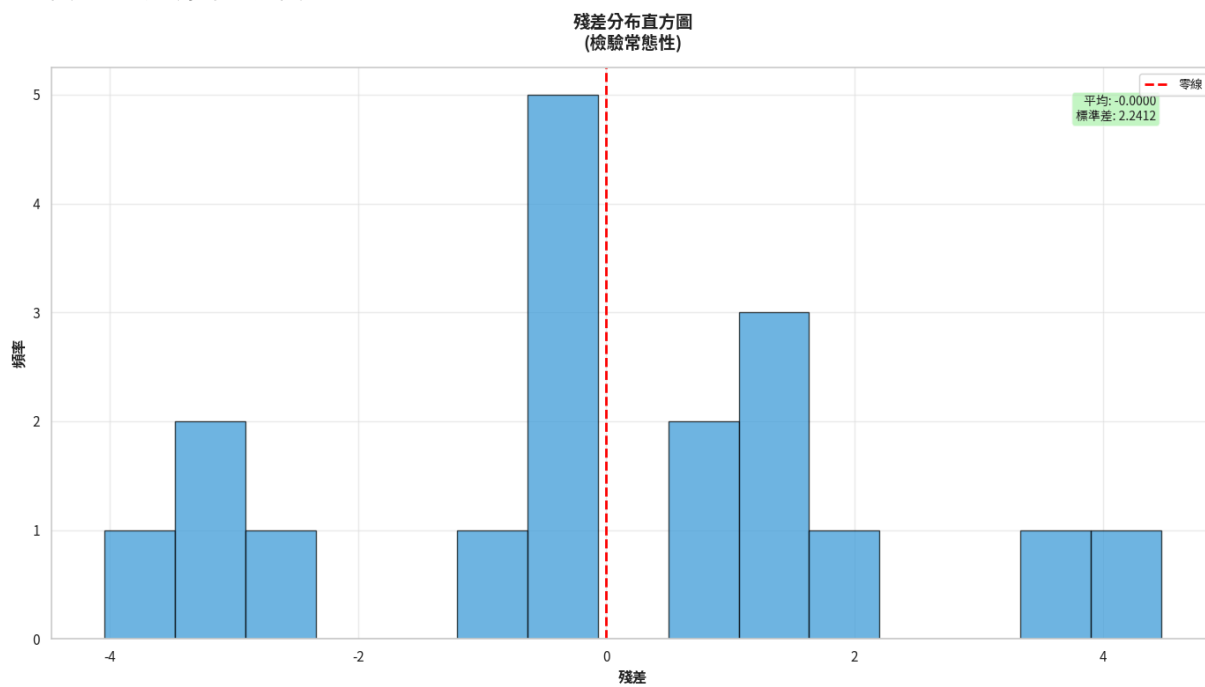
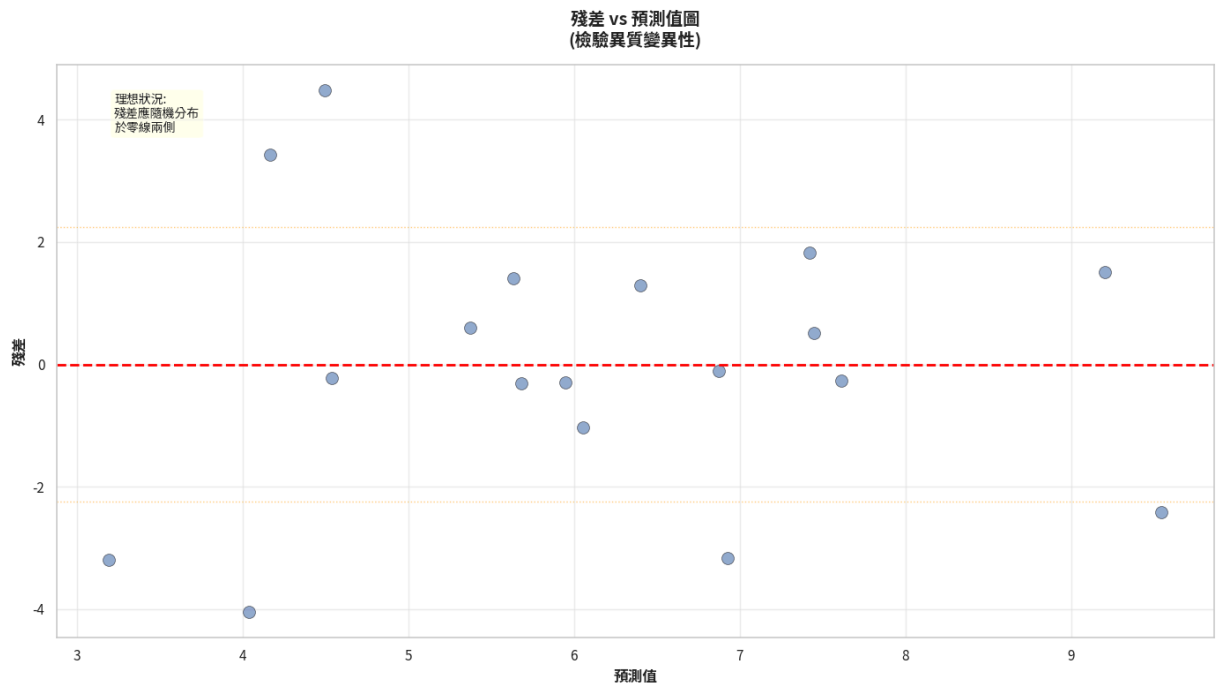


圖4：殘差 vs 預測值圖



✓ 模型3視覺化完成

6.2 城鄉分組分析：調節效應檢驗 | Urban-Rural Stratified Analysis: Moderation Effect

In [388...

```
# =====
# 城鄉分組分析 | Urban-Rural Stratified Analysis
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("城鄉分組分析：檢驗都市化的調節效應")
print("Urban-Rural Stratified Analysis: Testing Urbanization Moderation Effect")
print("=" * 80)

# 計算人口密度中位數作為分組依據 | Calculate median population density for grouping
median_density = df["人口密度(人/km²)"].median()
print(f"\n人口密度中位數 | Median Population Density: {median_density:.2f} 人/km²")

# 分組 | Group classification
df["城鄉分組"] = df["人口密度(人/km²)"].apply(
    lambda x: "高密度組(都市型)" if x >= median_density else "低密度組(偏鄉型)"
)

# 統計各組縣市數 | Count cities in each group
group_counts = df["城鄉分組"].value_counts()
print(f"\n分組結果 | Grouping Results:")
print(
    f"    高密度組(都市型) | High-density (Urban): {group_counts.get('高密度組(都市型)', 0)} 個"
)
print(
    f"    低密度組(偏鄉型) | Low-density (Rural): {group_counts.get('低密度組(偏鄉型)', 0)} 個"
)

# 列出各組縣市 | List cities in each group
```

```

print(f"\n高密度組縣市 | High-density Cities:")
high_density_cities = df[df["城鄉分組"] == "高密度組(都市型)"]["縣市名稱"].tolist()
print(f"    {'', '.join(high_density_cities)}")

print(f"\n低密度組縣市 | Low-density Cities:")
low_density_cities = df[df["城鄉分組"] == "低密度組(偏鄉型)"]["縣市名稱"].tolist()
print(f"    {'', '.join(low_density_cities)}")

# 準備迴歸分析 | Prepare for regression analysis
X_var = "老年人口比例(%)"
y_var = "每千位高齡人口據點數"

# 儲存分組分析結果 | Store stratified analysis results
stratified_results = {}

for group in ["高密度組(都市型)", "低密度組(偏鄉型)"]:
    print(f"\n{' ' * 80}")
    print(f"    [{group}] 迴歸分析")
    print(f"    {' ' * 80}")

    # 篩選該組資料 | Filter data for the group
    df_group = (
        df[df["城鄉分組"] == group][[X_var, y_var]]
        .replace([np.inf, -np.inf], np.nan)
        .dropna()
    )

    if len(df_group) < 3:
        print(f"警告: {group} 樣本數不足 (n={len(df_group)}), 無法進行迴歸分析")
        continue

    X_group = df_group[X_var].values.reshape(-1, 1)
    y_group = df_group[y_var].values

    # 執行簡單線性迴歸 | Perform simple linear regression
    model_group = LinearRegression()
    model_group.fit(X_group, y_group)

    # 預測值 | Predictions
    y_pred_group = model_group.predict(X_group)

    # 計算統計量 | Calculate statistics
    n_group = len(y_group)
    r_squared_group = model_group.score(X_group, y_group)
    adj_r_squared_group = 1 - (1 - r_squared_group) * (n_group - 1) / (n_group - 2)

    # Pearson相關係數 | Pearson correlation
    r_group = np.corrcoef(X_group.flatten(), y_group)[0, 1]

    # t檢定 | t-test for slope
    residuals_group = y_group - y_pred_group
    se_residual_group = np.sqrt(np.sum(residuals_group**2) / (n_group - 2))
    se_slope_group = se_residual_group / np.sqrt(
        np.sum((X_group.flatten() - X_group.mean())**2)
    )
    t_stat_group = model_group.coef_[0] / se_slope_group

```

```

p_value_group = 2 * (1 - stats.t.cdf(abs(t_stat_group), n_group - 2))

# F統計量 | F-statistic
ss_total_group = np.sum((y_group - y_group.mean()) ** 2)
ss_residual_group = np.sum(residuals_group**2)
ss_regression_group = ss_total_group - ss_residual_group
f_stat_group = (ss_regression_group / 1) / (ss_residual_group / (n_group - 2))
f_pvalue_group = 1 - stats.f.cdf(f_stat_group, 1, n_group - 2)

# 儲存結果 | Store results
stratified_results[group] = {
    "n": n_group,
    "r": r_group,
    "r_squared": r_squared_group,
    "adj_r_squared": adj_r_squared_group,
    "slope": model_group.coef_[0],
    "intercept": model_group.intercept_,
    "se_slope": se_slope_group,
    "t_stat": t_stat_group,
    "p_value": p_value_group,
    "f_stat": f_stat_group,
    "f_pvalue": f_pvalue_group,
    "model": model_group,
}

# 輸出結果 | Output results
print(f"樣本數 | n = {n_group}")
print(f"Pearson r = {r_group:.4f}")
print(f"R² = {r_squared_group:.4f}")
print(f"調整後 R² | Adjusted R² = {adj_r_squared_group:.4f}")
print(f"迴歸方程式 | Regression Equation:")
print(f" Y = {model_group.intercept_:.4f} + {model_group.coef_[0]:.4f}")
print(
    f"斜率檢定 | Slope Test: t = {t_stat_group:.4f}, p = {p_value_group:.4f}"
)
print(
    f"模型檢定 | Model Test: F(1,{n_group - 2}) = {f_stat_group:.4f}, p = {f_pvalue_group:.4f}"
)

# 比較分析 | Comparative analysis
print(f"\n{'=' * 80}")
print(f"【分組比較分析 | Comparative Analysis】")
print(f"{'=' * 80}")

if len(stratified_results) == 2:
    high = stratified_results["高密度組(都市型)"]
    low = stratified_results["低密度組(偏鄉型)"]

    print(f"\n1. 解釋力比較 | Explanatory Power Comparison:")
    print(
        f"    高密度組 R² = {high['r_squared']:.4f} vs 低密度組 R² = {low['r_squared']:.4f}"
    )
    print(f"    差異: {abs(high['r_squared'] - low['r_squared']):.4f}")

    print(f"\n2. 斜率比較 | Slope Comparison:")
    print(
        f"    高密度組斜率 = {high['slope']:.4f} vs 低密度組斜率 = {low['slope']:.4f}"
    )

```

```

print(
    f"    {'高密度組' if abs(high['slope']) > abs(low['slope']) else '低密度組'}
)

print(f"\n3. 顯著性比較 | Significance Comparison:")
print(
    f"    高密度組: p = {high['p_value']:.6f} ({'顯著' if high['p_value'] < 0.05 else '不顯著'})
)
print(
    f"    低密度組: p = {low['p_value']:.6f} ({'顯著' if low['p_value'] < 0.05 else '不顯著'})
)

print(f"\n4. 調節效應結論 | Moderation Effect Conclusion:")
if abs(high["r_squared"] - low["r_squared"]) > 0.1:
    print(f"    ✓ 存在顯著的調節效應：都市化程度會改變老化率與資源配置的關係")
else:
    print(f"    × 未發現明顯調節效應：兩組的關係模式相似")

print("\n✓ 城鄉分組分析完成 | Stratified Analysis Completed")

```

=====
城鄉分組分析：檢驗都市化的調節效應

Urban-Rural Stratified Analysis: Testing Urbanization Moderation Effect
=====

=====
人口密度中位數 | Median Population Density: 680.30 人/km²

分組結果 | Grouping Results:

高密度組(都市型) | High-density (Urban): 9 個縣市

低密度組(偏鄉型) | Low-density (Rural): 13 個縣市

高密度組縣市 | High-density Cities:

新北市, 桃園市, 高雄市, 彰化縣, 澎湖縣, 基隆市, 新竹市, 嘉義市, 金門縣

低密度組縣市 | Low-density Cities:

台北市, 台中市, 台南市, 宜蘭縣, 新竹縣, 苗栗縣, 南投縣, 雲林縣, 嘉義縣, 屏東縣, 台東縣, 花蓮縣, 連江縣

=====
【高密度組(都市型)】迴歸分析
=====

=====
樣本數 | n = 9

Pearson r = -0.0536

R² = 0.0029

調整後 R² | Adjusted R² = -0.1396

迴歸方程式 | Regression Equation:

Y = 6.7702 + -0.0708 × X

斜率檢定 | Slope Test: t = -0.1420, p = 0.891070 (ns)

模型檢定 | Model Test: F(1,7) = 0.0202, p = 0.891070

=====
【低密度組(偏鄉型)】迴歸分析
=====

=====
樣本數 | n = 13

Pearson r = 0.1663

R² = 0.0276

調整後 R² | Adjusted R² = -0.0608

迴歸方程式 | Regression Equation:

Y = 3.1946 + 0.1858 × X

斜率檢定 | Slope Test: t = 0.5592, p = 0.587242 (ns)

模型檢定 | Model Test: F(1,11) = 0.3127, p = 0.587242

=====
【分組比較分析 | Comparative Analysis】
=====

1. 解釋力比較 | Explanatory Power Comparison:

高密度組 R² = 0.0029 vs 低密度組 R² = 0.0276

差異：0.0248

2. 斜率比較 | Slope Comparison:
高密度組斜率 = -0.0708 vs 低密度組斜率 = 0.1858
低密度組 的老化率對資源配置影響更大

3. 顯著性比較 | Significance Comparison:
高密度組: $p = 0.891070$ (不顯著)
低密度組: $p = 0.587242$ (不顯著)

4. 調節效應結論 | Moderation Effect Conclusion:
× 未發現明顯調節效應：兩組的關係模式相似

✓ 城鄉分組分析完成 | Stratified Analysis Completed

```
In [389... # =====  
# 城鄉分組分析視覺化 | Urban-Rural Analysis Visualization  
# =====  
  
print("\n生成城鄉分組分析視覺化...")  
  
# 圖1: 兩組迴歸線比較 | Chart 1: Regression Lines Comparison  
fig1, ax1 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))  
  
if len(stratified_results) == 2:  
    for group_name, group_result in stratified_results.items():  
        # 獲取該組資料  
        df_group = df[df["城鄉分組"] == group_name][  
            ["老年人口比例(%)", "每千位高齡人口據點數", "65歲以上"]  
        ].dropna()  
  
        if len(df_group) > 0:  
            x_group = df_group["老年人口比例(%)"].values  
            y_group = df_group["每千位高齡人口據點數"].values  
            size_group = df_group["65歲以上"].values / 500  
  
            # 繪製散佈圖  
            color = "#e74c3c" if "高密度" in group_name else "#3498db"  
            marker = "o" if "高密度" in group_name else "s"  
            ax1.scatter(  
                x_group,  
                y_group,  
                s=size_group,  
                alpha=0.6,  
                color=color,  
                edgecolors="black",  
                linewidth=0.5,  
                marker=marker,  
                label=f"{group_name} (n={len(df_group)})",  
            )  
  
            # 繪製迴歸線  
            x_line = np.linspace(x_group.min(), x_group.max(), 100)  
            y_line = group_result["intercept"] + group_result["slope"] * x_line  
            ax1.plot(  
                x_line,
```



```

        y_line,
        color=color,
        linewidth=2,
        alpha=0.8,
        linestyle="--" if "高密度" in group_name else "-",
    )

ax1.set_xlabel("老年人口比例 (%)", fontsize=12, fontweight="bold")
ax1.set_ylabel("每千位高齡人口據點數", fontsize=12, fontweight="bold")
ax1.set_title(
    "城鄉分組迴歸分析比較\n(檢驗調節效應)", fontsize=14, fontweight="bold", pad=1
)
ax1.legend(fontsize=10, loc="upper left")
ax1.grid(True, alpha=0.3)
plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖2: R²與斜率比較 | Chart 2: R² and Slope Comparison
fig2, ax2 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))

if len(stratified_results) == 2:
    groups = list(stratified_results.keys())
    r2_values = [stratified_results[g]["r_squared"] for g in groups]
    slopes = [stratified_results[g]["slope"] for g in groups]

    x_pos = np.arange(len(groups))
    width = 0.35

    ax2_twin = ax2.twinx()

    bars1 = ax2.bar(
        x_pos - width / 2,
        r2_values,
        width,
        label="R²",
        color="#3498db",
        alpha=0.7,
        edgecolor="black",
    )
    bars2 = ax2_twin.bar(
        x_pos + width / 2,
        slopes,
        width,
        label="斜率",
        color="#e74c3c",
        alpha=0.7,
        edgecolor="black",
    )

    ax2.set_xlabel("分組", fontsize=12, fontweight="bold")
    ax2.set_ylabel("R² (解釋力)", fontsize=12, fontweight="bold", color="#3498db")
    ax2_twin.set_ylabel("迴歸斜率", fontsize=12, fontweight="bold", color="#e74c3c")
    ax2.set_title("兩組模型比較\n(R²與斜率)", fontsize=14, fontweight="bold", pad=10)
    ax2.set_xticks(x_pos)
    ax2.set_xticklabels(
        [g.replace("組", "\n組").replace("(", "\n(") for g in groups], fontsize=10

```

```

)
ax2.tick_params(axis="y", labelcolor="#3498db")
ax2_twin.tick_params(axis="y", labelcolor="#e74c3c")
ax2.grid(True, alpha=0.3, axis="y")

# 添加數值標籤
for i, (r2, slope) in enumerate(zip(r2_values, slopes)):
    ax2.text(
        i - width / 2,
        r2 + 0.01,
        f"{r2:.3f}",
        ha="center",
        fontsize=10,
        fontweight="bold",
    )
    ax2_twin.text(
        i + width / 2,
        slope + 0.05,
        f"{slope:.3f}",
        ha="center",
        fontsize=10,
        fontweight="bold",
    )

# 合併圖例
lines1, labels1 = ax2.get_legend_handles_labels()
lines2, labels2 = ax2_twin.get_legend_handles_labels()
ax2.legend(lines1 + lines2, labels1 + labels2, loc="upper right", fontsi

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖3: 顯著性p值比較 | Chart 3: Significance p-value Comparison
fig3, ax3 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))

if len(stratified_results) == 2:
    groups = list(stratified_results.keys())
    p_values_groups = [stratified_results[g]["p_value"] for g in groups]

    colors_sig = ["#2ecc71" if p < 0.05 else "#e74c3c" for p in p_values_groups]
    bars = ax3.bar(
        groups, p_values_groups, color=colors_sig, alpha=0.7, edgecolor="black"
    )
    ax3.axhline(
        0.05, color="red", linestyle="--", linewidth=2, label="顯著性門檻 ( $\alpha=0.05$ )"
    )
    ax3.axhline(
        0.01,
        color="orange",
        linestyle=":",
        linewidth=1.5,
        alpha=0.7,
        label="高度顯著 ( $\alpha=0.01$ )",
    )

ax3.set_ylabel("p值", fontsize=12, fontweight="bold")

```

```

ax3.set_title(
    "各組模型顯著性檢定\n(p值越小越顯著)", fontsize=14, fontweight="bold", pa
)
ax3.set_xticks(range(len(groups)))
ax3.set_xticklabels(
    [g.replace("組", "\n組").replace("(", "\n(") for g in groups], fonts:
)
ax3.legend(fontsize=10)
ax3.grid(True, alpha=0.3, axis="y")
ax3.set_ylim(0, max(p_values_groups) * 1.2)

# 添加p值標籤
for i, (bar, p) in enumerate(zip(bars, p_values_groups)):
    height = bar.get_height()
    sig_text = (
        "顯著 ***"
        if p < 0.001
        else "顯著 **"
        if p < 0.01
        else "顯著 *"
        if p < 0.05
        else "不顯著"
    )
    ax3.text(
        bar.get_x() + bar.get_width() / 2.0,
        height + max(p_values_groups) * 0.02,
        f"p={p:.4f}\n{sig_text}",
        ha="center",
        va="bottom",
        fontsize=10,
        fontweight="bold",
    )

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖4：城鄉分組縣市分布地圖式呈現 | Chart 4: City Distribution by Group
fig4, ax4 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))

if len(stratified_results) == 2:
    # 計算各組的人口密度分布
    for group_name in stratified_results.keys():
        df_group = df[df["城鄉分組"] == group_name]
        density_values = df_group["人口密度(人/km²)"].values

        color = "#e74c3c" if "高密度" in group_name else "#3498db"
        ax4.hist(
            density_values,
            bins=10,
            alpha=0.6,
            color=color,
            edgecolor="black",
            label=group_name,
        )

    ax4.axvline(

```

```

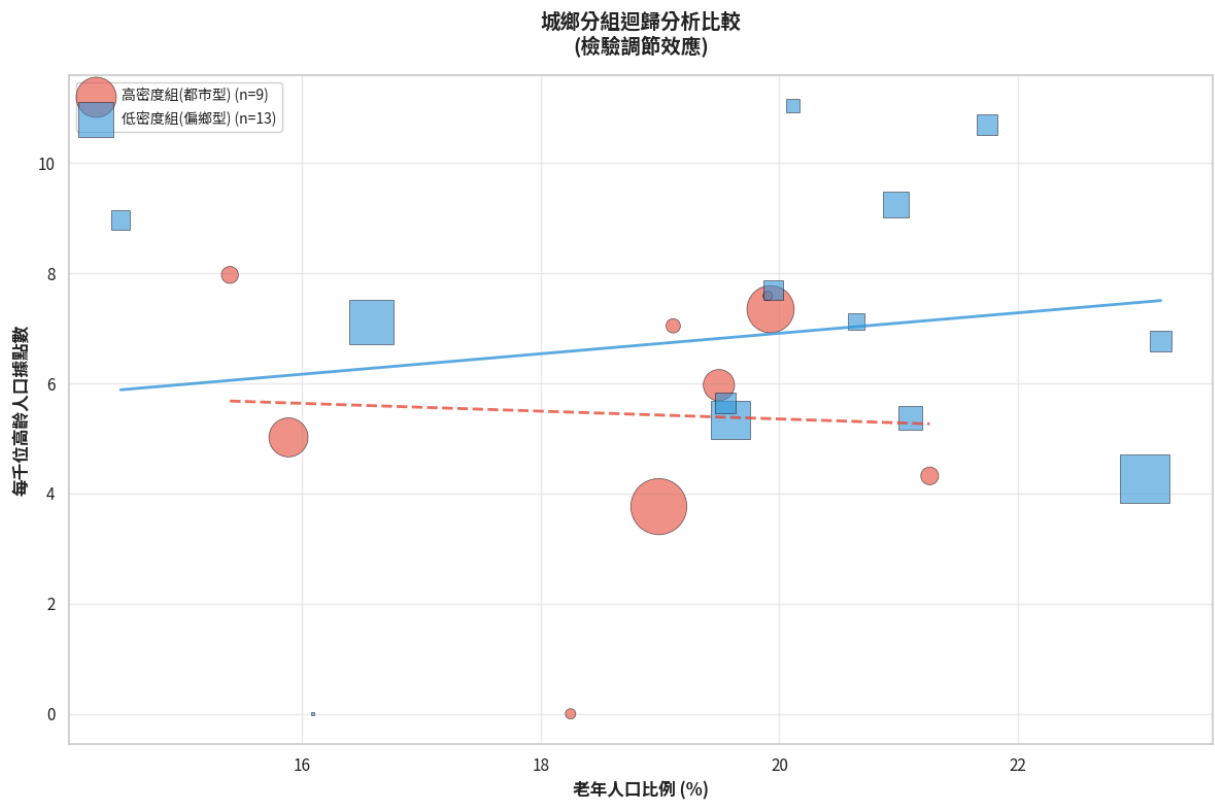
        median_density,
        color="black",
        linestyle="--",
        linewidth=2,
        label=f"中位數={median_density:.0f}",
    )
    ax4.set_xlabel("人口密度 (人/km²)", fontsize=12, fontweight="bold")
    ax4.set_ylabel("縣市數量", fontsize=12, fontweight="bold")
    ax4.set_title("城鄉分組依據：人口密度分布", fontsize=14, fontweight="bold",
    ax4.legend(fontsize=10)
    ax4.grid(True, alpha=0.3, axis="y")
    ax4.set_xscale("log") # 使用對數尺度以更好呈現範圍差異

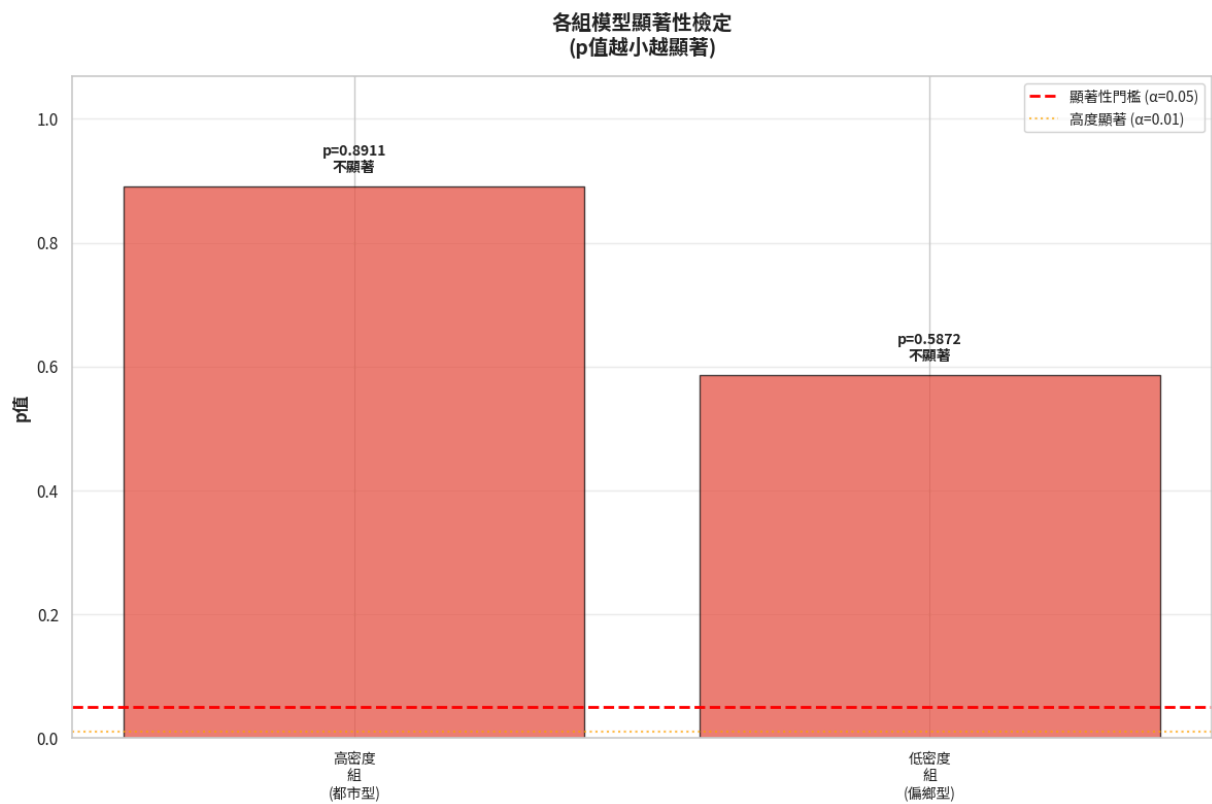
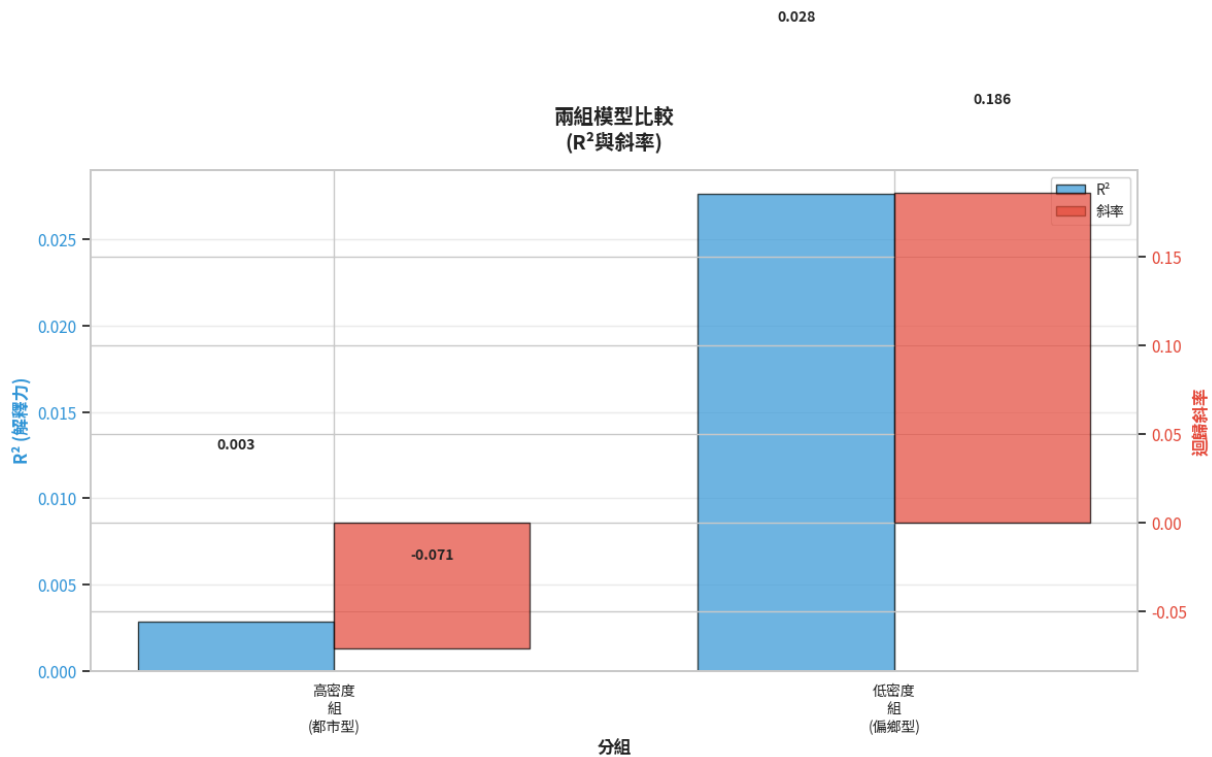
plt.tight_layout()
plt.show()

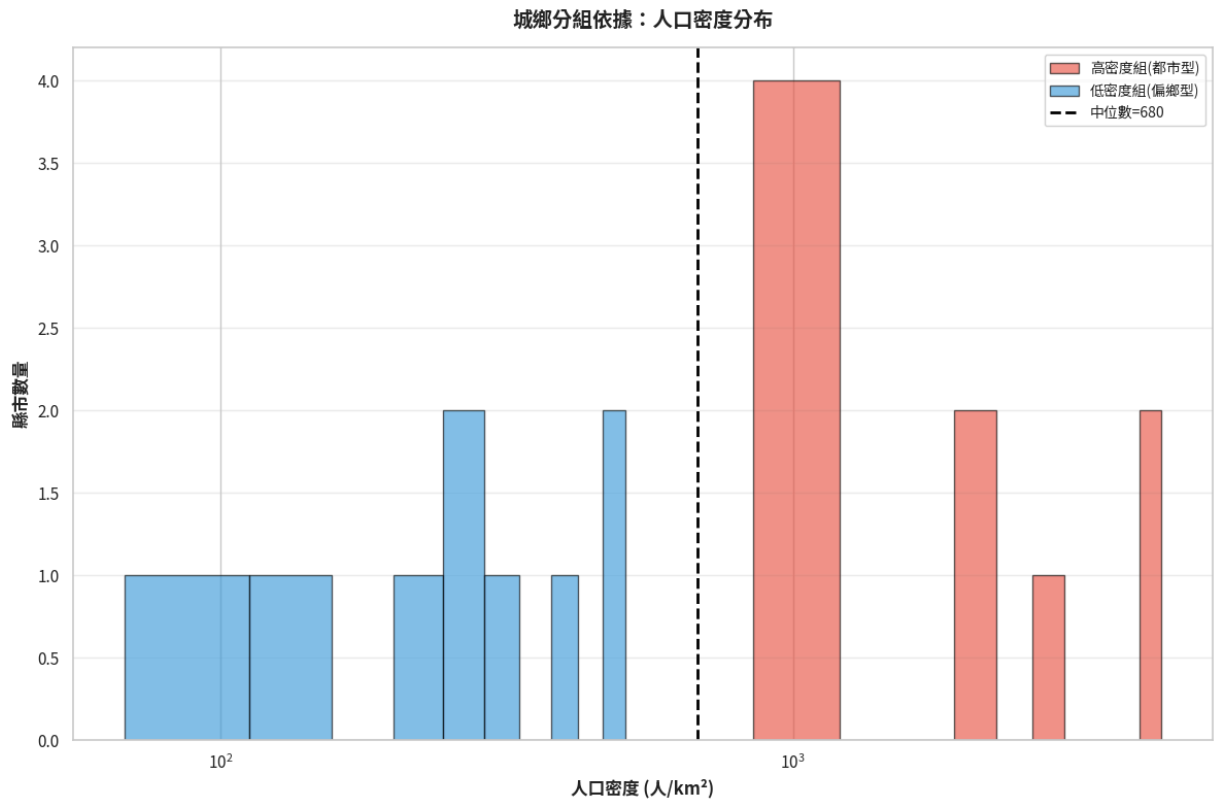
print("✓ 城鄉分組分析視覺化完成")

```

生成城鄉分組分析視覺化...







✓ 城鄉分組分析視覺化完成

6.3 ABC據點加權服務能量分析 | ABC Facility Weighted Service Capacity Analysis

```
In [390... # =====
# ABC據點加權服務能量分析 | ABC Weighted Service Capacity Analysis
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("ABC據點加權服務能量分析")
print("ABC Facility Weighted Service Capacity Analysis")
print("=" * 80)

# 定義權重 (基於服務規模差異) | Define weights based on service scale
# A級: 社區整合型服務中心 (旗艦店)
# B級: 複合型服務中心
# C級: 巷弄長照站
WEIGHT_A = 3.0
WEIGHT_B = 2.0
WEIGHT_C = 1.0

print(f"\n【權重設定 | Weight Configuration】")
print(f"A級據點權重 | A-level weight: {WEIGHT_A}")
print(f"B級據點權重 | B-level weight: {WEIGHT_B}")
print(f"C級據點權重 | C-level weight: {WEIGHT_C}")
print(f"\n權重依據: A級提供綜合服務能量最大, C級為社區小型服務站")
print(
    f"Rationale: A-level provides comprehensive services, C-level serves as
  )
```

```

# 計算加權服務能量 | Calculate weighted service capacity
df["加權總服務能量"] = df["A"] * WEIGHT_A + df["B"] * WEIGHT_B + df["C"] * WEIGHT_C
df["每千位高齡人口服務能量"] = (df["加權總服務能量"] / df["65歲以上"]) * 1000

# 與原始指標比較 | Compare with original metric
df["能量與數量差異(%)"] = (
    (df["每千位高齡人口服務能量"] - df["每千位高齡人口據點數"])
    / df["每千位高齡人口據點數"]
    * 100
)

# 統計摘要 | Statistical summary
print(f"\n【全國統計摘要 | National Summary】")
print(f"原始指標 - 平均每千位高齡人口據點數: {df['每千位高齡人口據點數'].mean():.4f}")
print(f"加權指標 - 平均每千位高齡人口服務能量: {df['每千位高齡人口服務能量'].mean():.4f}")
print(f"平均差異: {df['能量與數量差異(%)'].mean():.2f}%")

# 識別差異最大的縣市 | Identify cities with largest differences
print(f"\n【服務能量與據點數量差異最大的縣市 | Cities with Largest Differences】")
print(f"\n1. 服務能量顯著高於據點數量 (A級據點比例高):")
top_positive = df.nlargest(5, "能量與數量差異(%)")
[
    "縣市名稱",
    "A",
    "B",
    "C",
    "總據點數",
    "每千位高齡人口據點數",
    "每千位高齡人口服務能量",
    "能量與數量差異(%)",
]
]
for idx, row in top_positive.iterrows():
    print(f"    {row['縣市名稱']}: ")
    print(f"        A:B:C = {row['A']}:{row['B']}:{row['C']}")
    print(f"        據點數指標={row['每千位高齡人口據點數']:.2f}, 服務能量指標={row['每千位高齡人口服務能量']:.2f}")

print(f"\n2. 服務能量顯著低於據點數量 (C級據點比例高):")
top_negative = df.nsmallest(5, "能量與數量差異(%)")
[
    "縣市名稱",
    "A",
    "B",
    "C",
    "總據點數",
    "每千位高齡人口據點數",
    "每千位高齡人口服務能量",
    "能量與數量差異(%)",
]
]
for idx, row in top_negative.iterrows():
    print(f"    {row['縣市名稱']}: ")

```

```

print(f"          A:B:C = {row['A']}:{row['B']}:{row['C']}")
print(
    f"          據點數指標={row['每千位高齡人口據點數']:.2f}, 服務能量指標={row['每
)

# 視覺化比較 | Visualization comparison

# 圖1: 據點數 vs 服務能量散佈圖 | Chart 1: Facility count vs service capacity scatter plot
fig1, ax1 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))
scatter = ax1.scatter(
    df["每千位高齡人口據點數"],
    df["每千位高齡人口服務能量"],
    s=df["總據點數"] * 2,
    alpha=0.6,
    c=df["能量與數量差異(%)"],
    cmap="RdYlGn",
    edgecolors="black",
    linewidth=0.5,
)

# 添加對角線 (如果兩指標相等) | Add diagonal line (if two metrics are equal)
max_val = max(df["每千位高齡人口據點數"].max(), df["每千位高齡人口服務能量"].max())
ax1.plot([0, max_val], [0, max_val], "k--", alpha=0.3, label="相等線 (Equal Line)")

# 標註極端值 | Label extreme values
for idx, row in df.iterrows():
    if abs(row["能量與數量差異(%)"]) > 50: # 差異超過50%才標註
        ax1.annotate(
            row["縣市名稱"],
            (row["每千位高齡人口據點數"], row["每千位高齡人口服務能量"]),
            fontsize=9,
            alpha=0.7,
        )

ax1.set_xlabel("每千位高齡人口據點數 (原始指標)", fontsize=11)
ax1.set_ylabel("每千位高齡人口服務能量 (加權指標)", fontsize=11)
ax1.set_title(
    "原始據點數指標 vs 加權服務能量指標", fontsize=13, fontweight="bold", pad=15
)
ax1.legend(fontsize=9)
ax1.grid(True, alpha=0.3)

# 添加色條 | Add colorbar
cbar = plt.colorbar(scatter, ax=ax1)
cbar.set_label("差異百分比 (%)", fontsize=10)

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖2: 各縣市ABC配置結構 | Chart 2: ABC facility structure by city
fig2, ax2 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 10))
df_sorted = df.sort_values("每千位高齡人口服務能量", ascending=True)
x_pos = np.arange(len(df_sorted))

# 計算各級據點占比 | Calculate proportion of each level
df_sorted["A_ratio"] = df_sorted["A"] / df_sorted["總據點數"] * 100

```



```

df_sorted["B_ratio"] = df_sorted["B"] / df_sorted["總據點數"] * 100
df_sorted["C_ratio"] = df_sorted["C"] / df_sorted["總據點數"] * 100

# 堆疊橫向長條圖 | Stacked horizontal bar chart
ax2.barh(x_pos, df_sorted["A_ratio"], label="A級", color="#2ecc71", alpha=0.8)
ax2.barh(
    x_pos,
    df_sorted["B_ratio"],
    left=df_sorted["A_ratio"],
    label="B級",
    color="#3498db",
    alpha=0.8,
)
ax2.barh(
    x_pos,
    df_sorted["C_ratio"],
    left=df_sorted["A_ratio"] + df_sorted["B_ratio"],
    label="C級",
    color="#e74c3c",
    alpha=0.8,
)

ax2.set_yticks(x_pos)
ax2.set_yticklabels(df_sorted["縣市名稱"], fontsize=9)
ax2.set_xlabel("據點類型占比 (%)", fontsize=11)
ax2.set_title(
    "各縣市ABC據點配置結構\n(依服務能量排序)", fontsize=13, fontweight="bold", pa
)
ax2.legend(loc="lower right", fontsize=9)
ax2.grid(True, alpha=0.3, axis="x")

plt.tight_layout()
plt.show()

# 相關性分析: ABC配置與服務充足度 | Correlation: ABC structure vs service adequacy
print(
    "\n【ABC配置與服務充足度相關性 | Correlation: ABC Structure vs Service Adequacy】"
)
a_ratio = df["A"] / df["總據點數"]
b_ratio = df["B"] / df["總據點數"]
c_ratio = df["C"] / df["總據點數"]

corr_a = np.corrcoef(a_ratio, df["每千位高齡人口服務能量"])[0, 1]
corr_b = np.corrcoef(b_ratio, df["每千位高齡人口服務能量"])[0, 1]
corr_c = np.corrcoef(c_ratio, df["每千位高齡人口服務能量"])[0, 1]

print(f"A級據點占比 vs 服務能量: r = {corr_a:.4f}")
print(f"B級據點占比 vs 服務能量: r = {corr_b:.4f}")
print(f"C級據點占比 vs 服務能量: r = {corr_c:.4f}")

print("\n【政策啟示 | Policy Implications】")
if corr_a > 0.3:
    print("✓ A級據點比例與服務能量呈正相關，建議資源不足縣市優先設置A級據點")
if abs(corr_c) > abs(corr_a):
    print("✓ C級據點占比高的縣市，服務能量相對較低，應調整配置結構")

```

```
print("\n✓ ABC加權服務能量分析完成 | ABC Weighted Analysis Completed")
```

=====
=====
ABC據點加權服務能量分析

ABC Facility Weighted Service Capacity Analysis
=====

=====
【權重設定 | Weight Configuration】

A級據點權重 | A-level weight: 3.0

B級據點權重 | B-level weight: 2.0

C級據點權重 | C-level weight: 1.0

權重依據：A級提供綜合服務能量最大，C級為社區小型服務站

Rationale: A-level provides comprehensive services, C-level serves as community micro-stations

【全國統計摘要 | National Summary】

原始指標 - 平均每千位高齡人口據點數：6.2874

加權指標 - 平均每千位高齡人口服務能量：11.6505

平均差異：85.82%

【服務能量與據點數量差異最大的縣市 | Cities with Largest Differences】

1. 服務能量顯著高於據點數量（A級據點比例高）：

台北市：

A:B:C = 107.0:2077.0:271.0

據點數指標=4.27，服務能量指標=8.26，差異=93.3%

台南市：

A:B:C = 57.0:1686.0:199.0

據點數指標=5.33，服務能量指標=10.28，差異=92.7%

台中市：

A:B:C = 121.0:2880.0:371.0

據點數指標=7.11，服務能量指標=13.69，差異=92.6%

新竹市：

A:B:C = 22.0:474.0:65.0

據點數指標=7.97，服務能量指標=15.33，差異=92.3%

苗栗縣：

A:B:C = 70.0:401.0:118.0

據點數指標=5.65，服務能量指標=10.85，差異=91.9%

2. 服務能量顯著低於據點數量（C級據點比例高）：

嘉義縣：

A:B:C = 18.0:485.0:249.0

據點數指標=6.77，服務能量指標=11.46，差異=69.3%

台東縣：

A:B:C = 16.0:308.0:143.0

據點數指標=11.04，服務能量指標=19.09，差異=72.8%

彰化縣：

A:B:C = 17.0:1066.0:343.0

據點數指標=5.97，服務能量指標=10.57，差異=77.1%

花蓮縣：

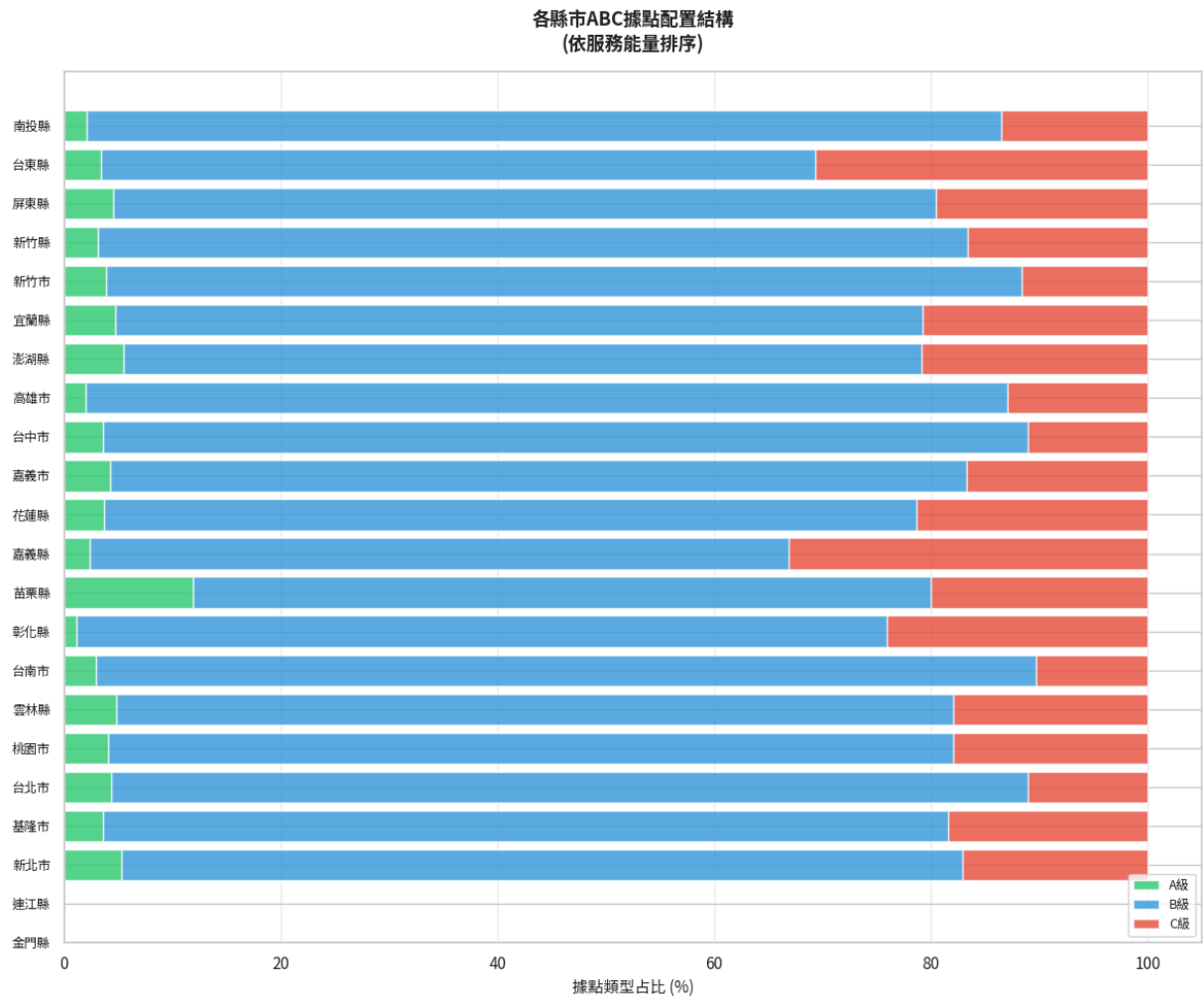
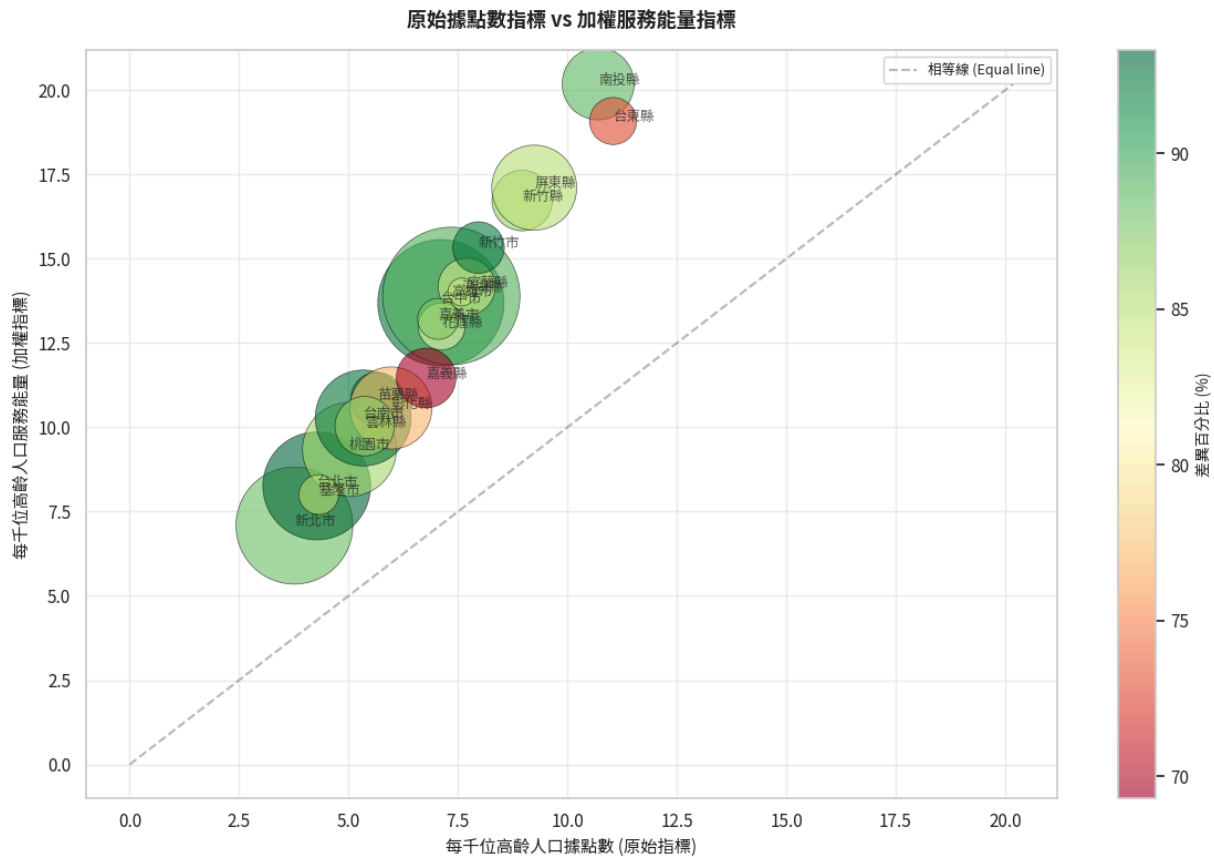
A:B:C = 17.0:348.0:99.0

據點數指標=7.13，服務能量指標=12.99，差異=82.3%

宜蘭縣：

A:B:C = 33.0:514.0:143.0

據點數指標=7.70，服務能量指標=14.17，差異=84.1%



【ABC配置與服務充足度相關性 | Correlation: ABC Structure vs Service Adequacy】

A級據點占比 vs 服務能量: $r = \text{nan}$

B級據點占比 vs 服務能量: $r = \text{nan}$

C級據點占比 vs 服務能量: $r = \text{nan}$

【政策啟示 | Policy Implications】

✓ ABC加權服務能量分析完成 | ABC Weighted Analysis Completed

6.4 時間序列分析：資源配置動態追蹤 (104-113年) | Time Series Analysis: Resource Allocation Dynamics

In [391]...

```
# =====
# 時間序列分析 (104-113年) | Time Series Analysis (2015-2024)
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("時間序列分析：資源配置動態追蹤 (104-113年)")
print("Time Series Analysis: Resource Allocation Dynamics (2015-2024)")
print("=" * 80)

# 重新載入完整的人口時間序列資料 | Reload complete population time series data
df_pop_full = load_population_data("程式用-縣市人口按性別及五齡組.csv")

# 計算各年度各縣市的老年人口比例 | Calculate aging rate for each year and city
df_time_series = df_pop_full.copy()

# 篩選104年和113年進行比較 | Filter years 104 and 113 for comparison
df_104 = df_time_series[df_time_series["年份"] == 104][
    ["區域別", "老年人口比例(%)"]
].copy()
df_113 = df_time_series[df_time_series["年份"] == 113][
    ["區域別", "老年人口比例(%)"]
].copy()

df_104.columns = ["縣市名稱", "104年老化率"]
df_113.columns = ["縣市名稱", "113年老化率"]

# 合併資料 | Merge data
df_aging_change = df_104.merge(df_113, on="縣市名稱", how="inner")

# 計算老化速度 (年均增長百分點) | Calculate aging speed (annual growth in percent)
df_aging_change["老化速度(年均增長百分點)"] = (
    df_aging_change["113年老化率"] - df_aging_change["104年老化率"]
) / 10
df_aging_change["老化速度(總增長百分點)"] = (
    df_aging_change["113年老化率"] - df_aging_change["104年老化率"]
)

# 合併當前據點資料 | Merge current facility data
# 從 df 中提取據點資料，確保縣市名稱一致
df_facilities = df[["縣市名稱", "總據點數", "每千位高齡人口據點數", "65歲以上"]].copy()
df_facilities["縣市名稱_標準"] = df_facilities["縣市名稱"].str.replace(" ", "")

# 標準化 df_aging_change 的縣市名稱
```

```

df_aging_change["縣市名稱_標準"] = df_aging_change["縣市名稱"].str.replace(" ",
# 使用標準化後的縣市名稱進行合併
df_aging_change = df_aging_change.merge(
    df_facilities[["縣市名稱_標準", "總據點數", "每千位高齡人口據點數", "65歲以上"],
    on="縣市名稱_標準",
    how="left",
)

# 顯示合併後的資料檢查
print(f"\n合併後資料檢查 | Data check after merge:")
print(f"  總縣市數 | Total cities: {len(df_aging_change)}")
print(f"  有據點資料的縣市數 | Cities with facility data: {df_aging_change['總據點數'].count()}")
print(f"  缺失據點資料的縣市 | Cities missing facility data:")
missing_cities = df_aging_change[df_aging_change['總據點數'].isna()][['縣市名稱']]
if missing_cities:
    for city in missing_cities:
        print(f"    - {city}")
else:
    print(f"    (無)")

# 排序並顯示 | Sort and display
print("\n【各縣市老化速度排名 | Aging Speed Ranking】")

df_aging_change_sorted = df_aging_change.sort_values(
    "老化速度(年均增長百分點)", ascending=False
).reset_index(drop=True)

# 建立排名表格 | Create ranking table
df_aging_ranking = df_aging_change_sorted[
    ["縣市名稱", "104年老化率", "113年老化率", "老化速度(年均增長百分點)", "老化速度(
)].copy()
df_aging_ranking.insert(0, "排名", range(1, len(df_aging_ranking) + 1))

# 格式化欄位名稱 | Format column names
df_aging_ranking.columns = [
    "排名 Rank",
    "縣市 City",
    "104年老化率 2015 Rate (%)",
    "113年老化率 2024 Rate (%)",
    "年均增長 Annual Growth (pp)",
    "總增長 Total (pp)",
]

# 使用 pandas 顯示表格 | Display table using pandas
display(df_aging_ranking.style.format({
    "104年老化率 2015 Rate (%)": "{:.2f}",
    "113年老化率 2024 Rate (%)": "{:.2f}",
    "年均增長 Annual Growth (pp)": "{:.3f}",
    "總增長 Total (pp)": "{:.2f}",
}).set_properties(**{
    'text-align': 'center'
}).set_table_styles([
    {'selector': 'th', 'props': [('text-align', 'center'), ('font-weight', '
)]))

```

```

# 分析：老化速度與資源配置的關係 | Analysis: Relationship between aging speed and
print(
    "\n【老化速度與資源配置相關性分析 | Correlation: Aging Speed vs Resource Allo
)

# 過濾有效資料 | Filter valid data
df_corr = df_aging_change.dropna(
    subset=["老化速度(年均增長百分點)", "每千位高齡人口據點數", "65歲以上"]
).copy()

# 確保有足夠的資料點 | Ensure sufficient data points
if len(df_corr) < 3:
    print(f"⚠ 警告：有效資料點不足 (n={len(df_corr)}), 無法進行相關性分析")
    corr_aging_resource = np.nan
    n_corr = len(df_corr)
    t_stat_corr = np.nan
    p_value_corr = np.nan
else:
    # 計算相關係數 | Calculate correlation coefficient
    n_corr = len(df_corr)
    corr_aging_resource = np.corrcoef(
        df_corr["老化速度(年均增長百分點)"],
        df_corr["每千位高齡人口據點數"]
    )[0, 1]

    # t檢定 | t-test
    if not np.isnan(corr_aging_resource) and abs(corr_aging_resource) < 1:
        t_stat_corr = (
            corr_aging_resource * np.sqrt(n_corr - 2) / np.sqrt(1 - corr_agi
        )
        p_value_corr = 2 * (1 - stats.t.cdf(abs(t_stat_corr), n_corr - 2))
    else:
        t_stat_corr = np.nan
        p_value_corr = np.nan

    print(f"Pearson r = {corr_aging_resource:.4f}")
    print(f"樣本數 | n = {n_corr}")
    if not np.isnan(t_stat_corr):
        print(f"t統計量 | t-statistic = {t_stat_corr:.4f}")
        print(f"p-value = {p_value_corr:.4f}")

    print(f"\n解讀 | Interpretation:")
    if np.isnan(corr_aging_resource):
        print("⚠ 相關係數無法計算 (資料不足或異常)")
    elif abs(corr_aging_resource) < 0.3:
        print("老化速度與當前資源配置之間相關性弱 (|r|<0.3)")
        print(f"這表示：資源配置可能未充分響應人口老化的動態變化")
    elif corr_aging_resource > 0.3:
        print(f"老化速度與資源配置呈正相關 (r={corr_aging_resource:.4f})")
        print(f"這表示：老化快的縣市獲得較多資源，政策有一定的回應性")
    else:
        print(f"老化速度與資源配置呈負相關 (r={corr_aging_resource:.4f})")
        print(f"這表示：老化快的縣市資源反而較少，存在配置悖論")

# 識別資源配置落後於老化趨勢的縣市 | Identify cities where resource allocation la
if len(df_corr) >= 3:

```

```

# 標準化分數 | Standardized scores
aging_mean = df_corr["老化速度(年均增長百分點)"].mean()
aging_std = df_corr["老化速度(年均增長百分點)"].std()
resource_mean = df_corr["每千位高齡人口據點數"].mean()
resource_std = df_corr["每千位高齡人口據點數"].std()

# 避免除以零
if aging_std > 0 and resource_std > 0:
    df_corr["老化速度_Z"] = (df_corr["老化速度(年均增長百分點)"] - aging_mean) / aging_std
    df_corr["資源配置_Z"] = (df_corr["每千位高齡人口據點數"] - resource_mean) / resource_std
    df_corr["配置失衡指數"] = df_corr["老化速度_Z"] - df_corr["資源配置_Z"]
else:
    df_corr["老化速度_Z"] = 0.0
    df_corr["資源配置_Z"] = 0.0
    df_corr["配置失衡指數"] = 0.0
    print("⚠ 警告：標準差為零，無法計算標準化分數")

else:
    df_corr["老化速度_Z"] = 0.0
    df_corr["資源配置_Z"] = 0.0
    df_corr["配置失衡指數"] = 0.0

# 失衡指數 > 1: 老化快但資源少 | Imbalance index > 1: fast aging but insufficient resources
high_imbalance = df_corr[df_corr["配置失衡指數"] > 1].sort_values(
    "配置失衡指數", ascending=False
)

print("\n【資源配置失衡指數排名 | Resource Allocation Imbalance Index Ranking】")

# 建立失衡指數排名表格 | Create imbalance index ranking table
df_imbalance_ranking = df_corr[
    ["縣市名稱", "老化速度(年均增長百分點)", "每千位高齡人口據點數", "老化速度_Z", "資源配置_Z", "配置失衡指數"]
].sort_values("配置失衡指數", ascending=False).reset_index(drop=True)
df_imbalance_ranking.insert(0, "排名", range(1, len(df_imbalance_ranking) + 1))

# 格式化欄位名稱 | Format column names
df_imbalance_ranking.columns = [
    "排名 Rank",
    "縣市 City",
    "老化速度 Aging Speed (pp/yr)",
    "每千位據點數 Facilities/1000",
    "老化速度Z Aging Z",
    "資源配置Z Resource Z",
    "失衡指數 Imbalance Index",
]

# 使用 pandas 顯示表格 | Display table using pandas
display(df_imbalance_ranking.style.format({
    "老化速度 Aging Speed (pp/yr)": "{:.3f}",
    "每千位據點數 Facilities/1000": "{:.2f}",
    "老化速度Z Aging Z": "{:.2f}",
    "資源配置Z Resource Z": "{:.2f}",
    "失衡指數 Imbalance Index": "{:.2f}",
}).set_properties(**{
    'text-align': 'center'
}).set_table_styles([
    {'selector': 'th', 'props': [('text-align', 'center'), ('font-weight', 'bold')]}
]))

```



```

)))

if len(high_imbalance) > 0:
    print("\n老化速度快但資源配置不足的縣市 (配置失衡指數>1):")
    for idx, row in high_imbalance.iterrows():
        print(f"    {row['縣市名稱']}: ")
        print(
            f"        老化速度={row['老化速度(年均增長百分點)']:.3f} pp/年 (Z={row['老
        )
        print(
            f"        資源配置={row['每千位高齡人口據點數']:.2f} (Z={row['資源配置_Z']
        )
        print(f"        配置失衡指數={row['配置失衡指數']:.2f}")
    else:
        print("    無顯著失衡縣市")

# 視覺化 | Visualization

# 圖1: 老化速度排名 | Chart 1: Aging speed ranking
fig1, ax1 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 10))
colors_1 = [
    "#e74c3c"
    if x > df_aging_change_sorted["老化速度(年均增長百分點)"].median()
    else "#3498db"
    for x in df_aging_change_sorted["老化速度(年均增長百分點)"]
]
ax1.barh(
    df_aging_change_sorted["縣市名稱"],
    df_aging_change_sorted["老化速度(年均增長百分點)"],
    color=colors_1,
    alpha=0.7,
)
ax1.axvline(
    df_aging_change_sorted["老化速度(年均增長百分點)"].median(),
    color="black",
    linestyle="--",
    label=f"中位數={df_aging_change_sorted['老化速度(年均增長百分點)'].median():
    alpha=0.5,
)
ax1.set_xlabel("年均老化速度 (百分點/年)", fontsize=11)
ax1.set_title("各縣市老化速度 (104-113年)", fontsize=13, fontweight="bold", pad
ax1.legend(fontsize=9)
ax1.grid(True, alpha=0.3, axis="x")
plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖2: 老化速度 vs 資源配置 散佈圖 | Chart 2: Aging speed vs resource allocation
fig2, ax2 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))
scatter = ax2.scatter(
    df_corr["老化速度(年均增長百分點)"],
    df_corr["每千位高齡人口據點數"],
    s=df_corr["65歲以上"] / 500,
    alpha=0.6,
    c=df_corr["配置失衡指數"],
    cmap="RdYlGn_r",
    edgecolors="black",

```

```

        linewidth=0.5,
    )

# 標註失衡縣市 | Label imbalanced cities
for idx, row in high_imbalance.iterrows():
    ax2.annotate(
        row["縣市名稱"],
        (row["老化速度(年均增長百分點)"], row["每千位高齡人口據點數"]),
        fontsize=9,
        fontweight="bold",
        color="red",
    )

ax2.set_xlabel("年均老化速度 (百分點/年)", fontsize=11)
ax2.set_ylabel("每千位高齡人口據點數 (113年)", fontsize=11)

# 處理 corr_aging_resource 可能為 NaN 的情況
if not np.isnan(corr_aging_resource):
    ax2.set_title(
        f"老化速度 vs 資源配置 (r={corr_aging_resource:.3f})",
        fontsize=13,
        fontweight="bold",
        pad=15,
    )
else:
    ax2.set_title(
        "老化速度 vs 資源配置",
        fontsize=13,
        fontweight="bold",
        pad=15,
    )

ax2.grid(True, alpha=0.3)
cbar = plt.colorbar(scatter, ax=ax2)
cbar.set_label("配置失衡指數", fontsize=10)
plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖3: 104年vs113年老化率變化 | Chart 3: Aging rate change from 2015 to 2024
fig3, ax3 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))
for idx, row in df_aging_change_sorted.head(10).iterrows(): # 只顯示前10名
    ax3.plot(
        [104, 113],
        [row["104年老化率"], row["113年老化率"]],
        marker="o",
        label=row["縣市名稱"],
        linewidth=2,
        alpha=0.7,
    )
ax3.set_xlabel("年份 (民國)", fontsize=11)
ax3.set_ylabel("老年人口比例 (%)", fontsize=11)
ax3.set_title(
    "老化速度前10名縣市趨勢 (104-113年)", fontsize=13, fontweight="bold", pad=15
)
ax3.legend(fontsize=8, loc="upper left", ncol=2)
ax3.grid(True, alpha=0.3)

```

```

plt.tight_layout()
plt.show()

# 圖4: 配置失衡指數排名 | Chart 4: Allocation imbalance index ranking
fig4, ax4 = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 10))
df_corr_sorted = df_corr.sort_values("配置失衡指數", ascending=False)
colors_4 = ["#e74c3c" if x > 0 else "#2ecc71" for x in df_corr_sorted["配置失
ax4.barh(
    df_corr_sorted["縣市名稱"],
    df_corr_sorted["配置失衡指數"],
    color=colors_4,
    alpha=0.7,
)
ax4.axvline(0, color="black", linestyle="--", linewidth=1)
ax4.axvline(1, color="red", linestyle="--", label="高度失衡門檻", alpha=0.5)
ax4.set_xlabel("配置失衡指數 (正值=資源不足)", fontsize=11)
ax4.set_title("資源配置失衡指數排名", fontsize=13, fontweight="bold", pad=15)
ax4.legend(fontsize=9)
ax4.grid(True, alpha=0.3, axis="x")
plt.tight_layout()
plt.show()

print("\n✓ 時間序列分析完成 | Time Series Analysis Completed")

```

```

=====
====
時間序列分析：資源配置動態追蹤 (104-113年)
Time Series Analysis: Resource Allocation Dynamics (2015-2024)
=====

```

```

====
載入人口資料 | Loading population data: 程式用-縣市人口按性別及五齡組.csv
✓ 資料筆數 | Records: 220
✓ 縣市數量 | Cities: 22
✓ 年份範圍 | Year range: 104-113

```

```

合併後資料檢查 | Data check after merge:
總縣市數 | Total cities: 22
有據點資料的縣市數 | Cities with facility data: 22
缺失據點資料的縣市 | Cities missing facility data:
(無)

```

【各縣市老化速度排名 | Aging Speed Ranking】

	排名 Rank	縣市 City	104年老化率 2015 Rate (%)	113年老化率 2024 Rate (%)	年均增長 Annual Growth (pp)	總增長 Total (pp)
0	1	台北市	14.76	23.06	0.830	8.30
1	2	新北市	10.81	18.99	0.818	8.18
2	3	基隆市	13.20	21.26	0.806	8.06
3	4	高雄市	12.61	19.93	0.732	7.32
4	5	金門縣	11.18	18.25	0.707	7.07
5	6	花蓮縣	14.07	20.65	0.658	6.58
6	7	南投縣	15.21	21.74	0.653	6.53
7	8	台南市	13.09	19.59	0.650	6.50
8	9	屏東縣	14.49	20.97	0.648	6.48
9	10	嘉義市	12.74	19.11	0.637	6.37
10	11	台中市	10.29	16.58	0.629	6.29
11	12	連江縣	9.81	16.09	0.627	6.27
12	13	桃園市	9.67	15.88	0.621	6.21
13	14	嘉義縣	17.28	23.20	0.591	5.91
14	15	彰化縣	13.64	19.49	0.586	5.86
15	16	宜蘭縣	14.23	19.95	0.572	5.72
16	17	台東縣	14.42	20.11	0.569	5.69
17	18	苗栗縣	14.28	19.55	0.527	5.27

	排名 Rank	縣市 City	104年老化率 2015 Rate (%)	113年老化率 2024 Rate (%)	年均增長 Annual Growth (pp)	總增長 Total (pp)
18	19	澎湖縣	14.77	19.90	0.513	5.13
19	20	新竹市	10.50	15.39	0.489	4.89
20	21	雲林縣	16.47	21.10	0.463	4.63
21	22	新竹縣	11.43	14.48	0.305	3.05

【老化速度與資源配置相關性分析 | Correlation: Aging Speed vs Resource Allocation】
Pearson $r = -0.3951$
樣本數 | $n = 22$
t統計量 | $t\text{-statistic} = -1.9234$
p-value = 0.0688

解讀 | Interpretation:
老化速度與資源配置呈負相關 ($r=-0.3951$)
這表示：老化快的縣市資源反而較少，存在配置悖論

【資源配置失衡指數排名 | Resource Allocation Imbalance Index Ranking】

	排名 Rank	縣市 City	老化速度 Aging Speed (pp/yr)	每千位據點數 Facilities/1000	老化速 度Z Aging Z	資源配置Z Resource Z	失衡指數 Imbalance Index
0	1	金門縣	0.707	0.00	0.72	-2.24	2.96
1	2	新北市	0.818	3.76	1.63	-0.90	2.53
2	3	台北市	0.830	4.27	1.73	-0.72	2.45
3	4	連江縣	0.627	0.00	0.06	-2.24	2.31
4	5	基隆市	0.806	4.32	1.53	-0.70	2.23
5	6	台南市	0.650	5.33	0.25	-0.34	0.59
6	7	高雄市	0.732	7.35	0.92	0.38	0.54
7	8	桃園市	0.621	5.02	0.01	-0.45	0.47
8	9	花蓮縣	0.658	7.13	0.31	0.30	0.01
9	10	嘉義市	0.637	7.05	0.15	0.27	-0.13
10	11	彰化縣	0.586	5.97	-0.28	-0.11	-0.17
11	12	台中市	0.629	7.11	0.08	0.29	-0.22
12	13	嘉義縣	0.591	6.77	-0.23	0.17	-0.40
13	14	苗栗縣	0.527	5.65	-0.77	-0.23	-0.54
14	15	屏東縣	0.648	9.24	0.24	1.05	-0.82
15	16	宜蘭縣	0.572	7.70	-0.39	0.50	-0.89
16	17	雲林縣	0.463	5.37	-1.29	-0.33	-0.96

	排名 Rank	縣市 City	老化速度 Aging Speed (pp/yr)	每千位據點數 Facilities/1000	老化速 度Z Aging Z	資源配置Z Resource Z	失衡指數 Imbalance Index
17	18	南 投 縣	0.653	10.70	0.27	1.57	-1.30
18	19	澎 湖 縣	0.513	7.59	-0.87	0.46	-1.34
19	20	新 竹 市	0.489	7.97	-1.07	0.60	-1.67
20	21	台 東 縣	0.569	11.04	-0.42	1.70	-2.11
21	22	新 竹 縣	0.305	8.97	-2.59	0.96	-3.55

老化速度快但資源配置不足的縣市（配置失衡指數>1）：

金 門 縣：

老化速度=0.707 pp/年（Z=0.72）

資源配置=0.00（Z=-2.24）

配置失衡指數=2.96

新 北 市：

老化速度=0.818 pp/年（Z=1.63）

資源配置=3.76（Z=-0.90）

配置失衡指數=2.53

台 北 市：

老化速度=0.830 pp/年（Z=1.73）

資源配置=4.27（Z=-0.72）

配置失衡指數=2.45

連 江 縣：

老化速度=0.627 pp/年（Z=0.06）

資源配置=0.00（Z=-2.24）

配置失衡指數=2.31

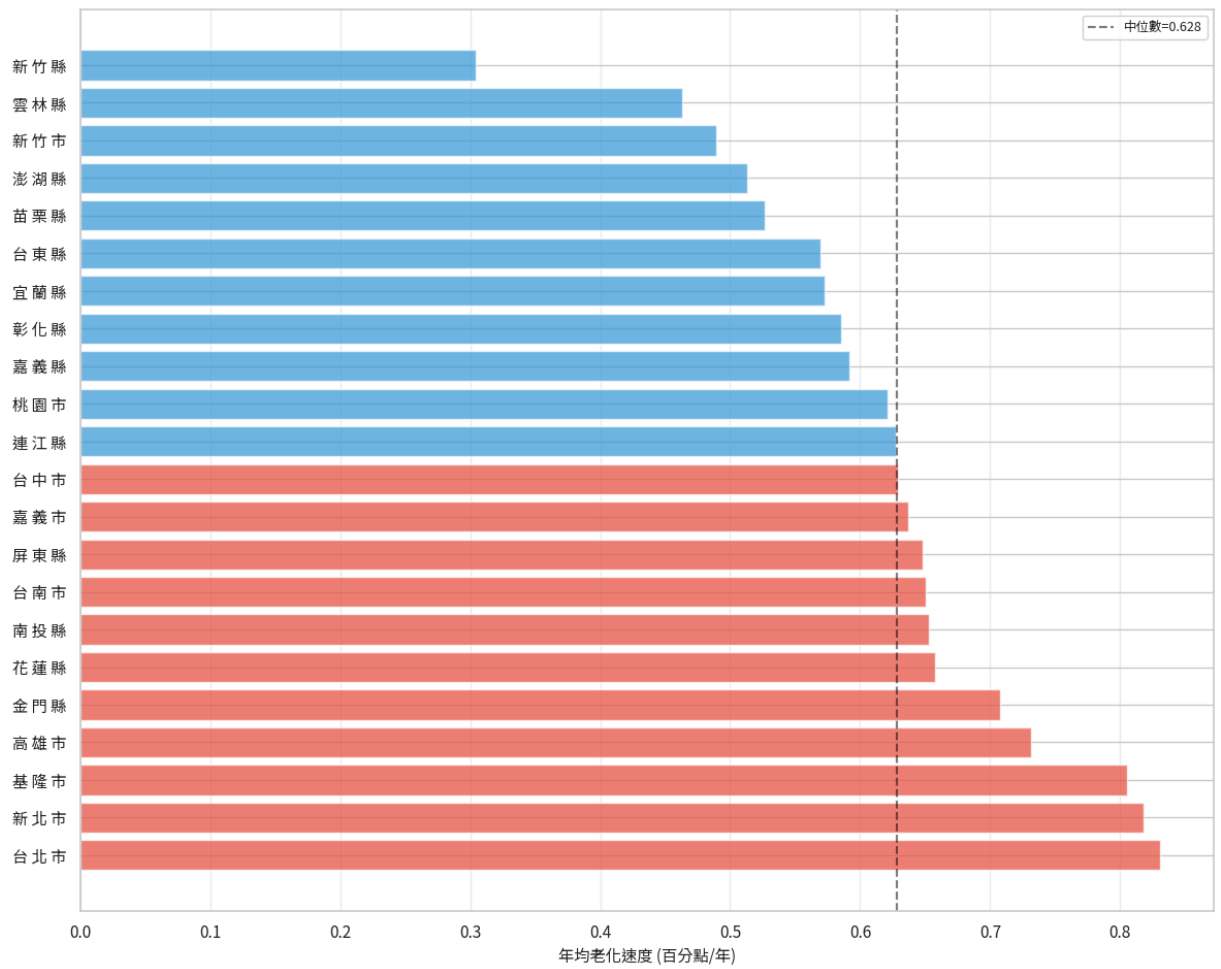
基 隆 市：

老化速度=0.806 pp/年（Z=1.53）

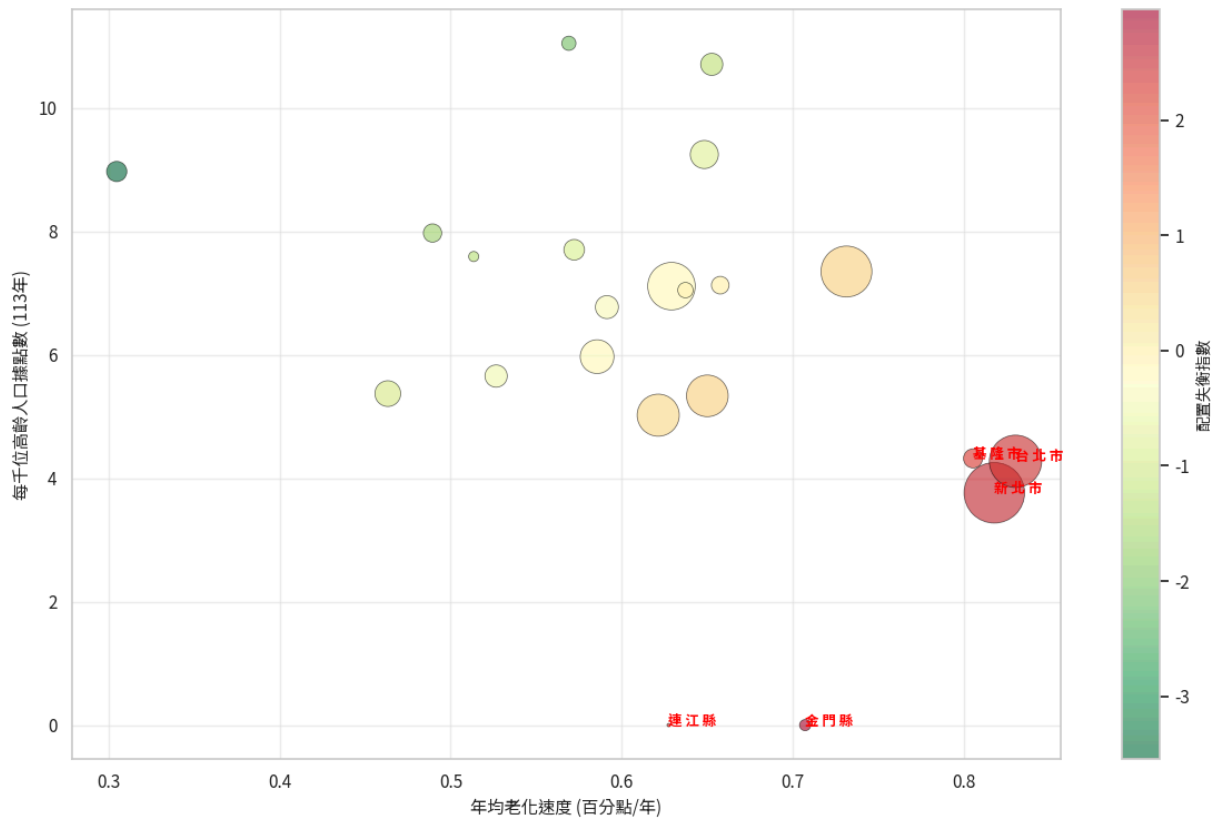
資源配置=4.32（Z=-0.70）

配置失衡指數=2.23

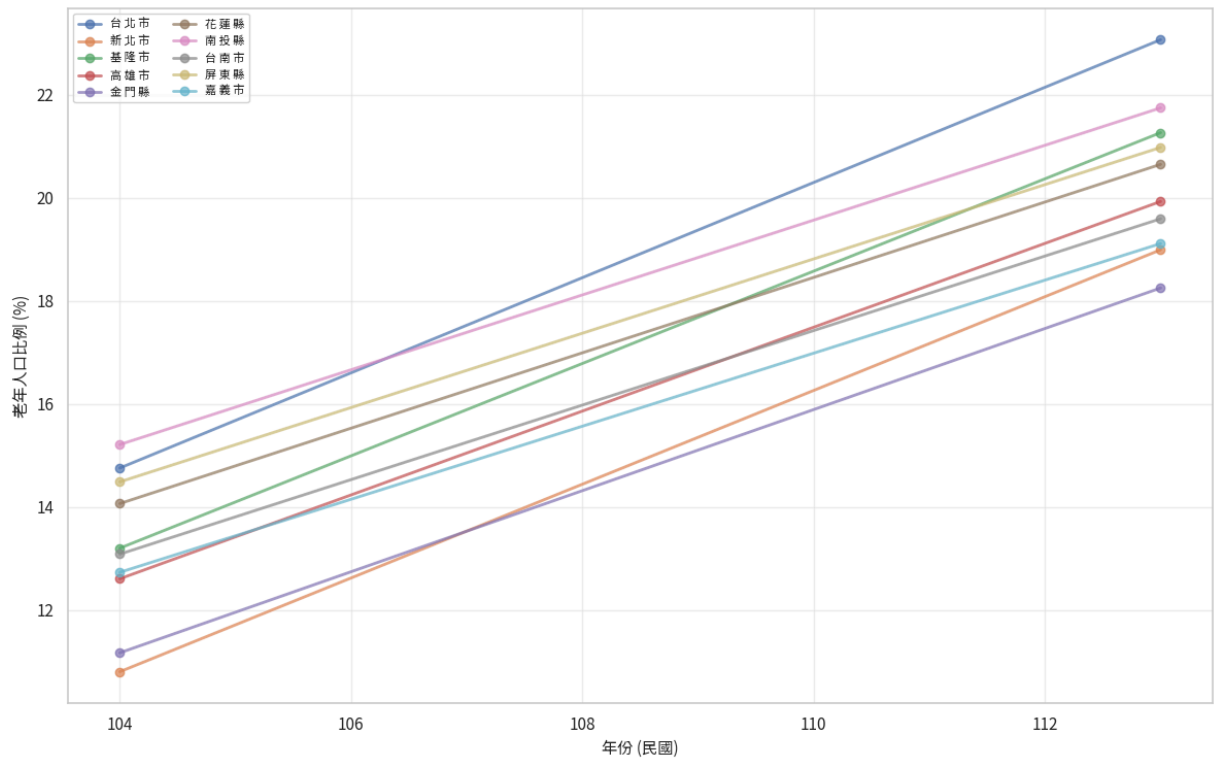
各縣市老化速度 (104-113年)



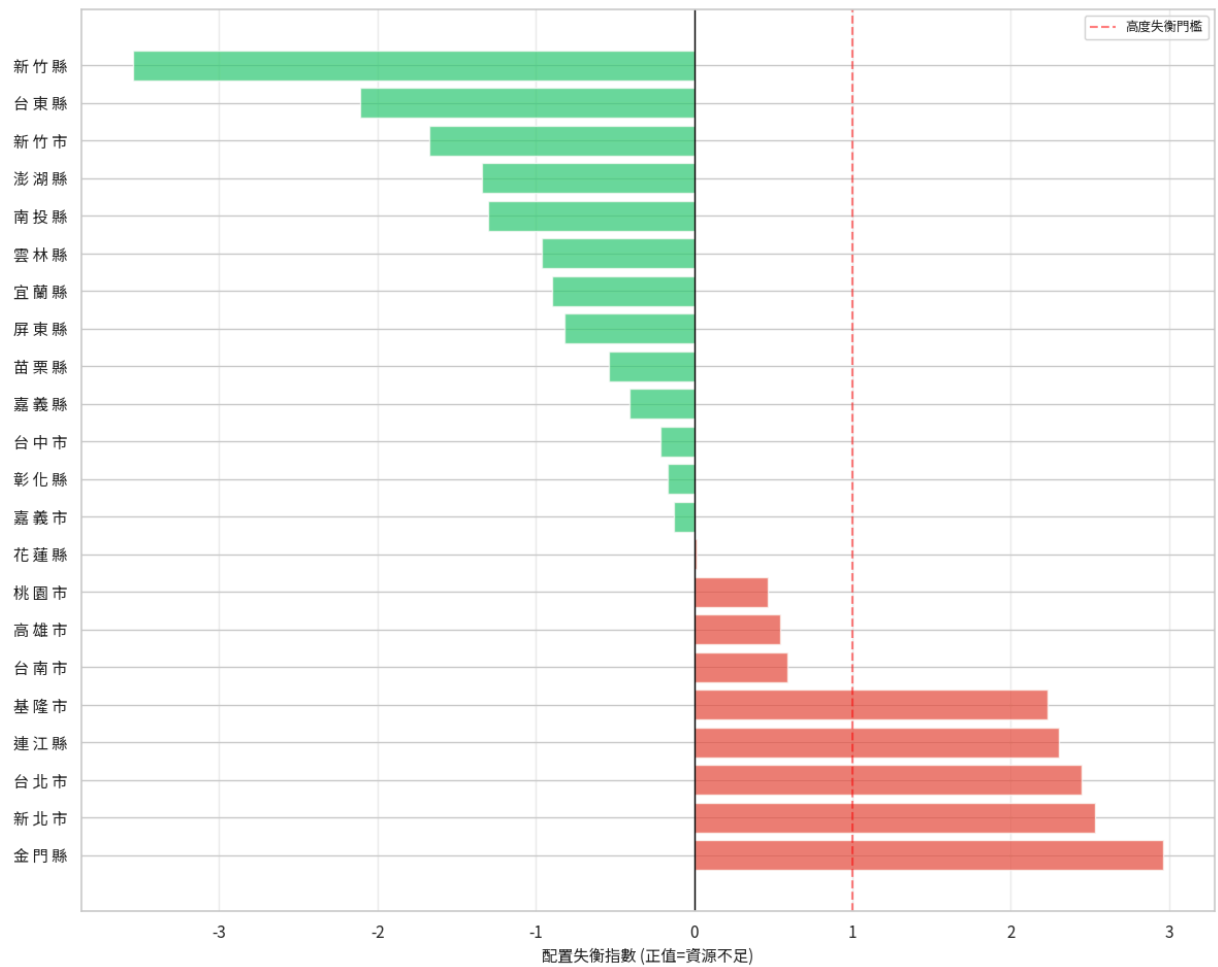
老化速度 vs 資源配置 ($r=-0.395$)



老化速度前10名縣市趨勢 (104-113年)



資源配置失衡指數排名



✓ 時間序列分析完成 | Time Series Analysis Completed

6.5 鄉鎮層級分析：縣市內部資源分布不均 | Township-Level Analysis: Intra-City Resource Distribution

```
In [392... # =====
# 鄉鎮層級分析 | Township-Level Analysis
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("鄉鎮層級分析：縣市內部資源分布不均")
print("Township-Level Analysis: Intra-City Resource Distribution Inequality")
print("=" * 80)

# 重新載入據點資料並提取鄉鎮資訊 | Reload facility data and extract township info
df_ltc_full = load_ltc_data("data/長照ABC據點.csv")

# 提取鄉鎮區資訊（從地址欄位解析） | Extract township info from address field
# 使用正則表達式從地址中提取鄉鎮市區名稱
# 修正：在「市」或「縣」後面提取區/鄉/鎮/市名稱，避免匹配到縣市名稱本身
# 例如：「臺北市大安區...」會提取「大安區」，而不是「臺北市」
df_ltc_full["鄉鎮區"] = (
    df_ltc_full["地址全址"]
    .astype(str)
    .str.extract(r"([市縣])([\u4e00-\u9fff]{1,4}[區鄉鎮市])", expand=False)
)

# 過濾掉無效的鄉鎮區名稱 | Filter out invalid township names
df_ltc_full = df_ltc_full[df_ltc_full["鄉鎮區"].notna()].copy()

# 檢查各縣市的鄉鎮區數量 | Check township count by city
print("\n【各縣市鄉鎮區資料檢查 | Township Data Check】")
for city in ["台北市", "新北市", "桃園市", "台中市", "台南市", "高雄市"]:
    city_townships = df_ltc_full[df_ltc_full["縣市名稱"] == city]["鄉鎮區"].nunique()
    city_records = len(df_ltc_full[df_ltc_full["縣市名稱"] == city])
    print(f"    {city}: {city_townships} 個鄉鎮區, {city_records} 筆據點資料")

# 統計各縣市各鄉鎮的據點數 | Count facilities by city and township
township_summary = (
    df_ltc_full.groupby(["縣市名稱", "鄉鎮區"])
    .agg({"機構代碼": "count", "據點類型": lambda x: x.value_counts().to_dict()})
    .reset_index()
)
township_summary.columns = ["縣市名稱", "鄉鎮區", "據點總數", "據點類型分布"]

print(f"\n【資料統計 | Data Statistics】")
print(f"分析鄉鎮區數: {len(township_summary)}")
print(f"涵蓋縣市數: {township_summary['縣市名稱'].nunique()}")

# 重點分析六都 | Focus on six special municipalities
six_cities = ["台北市", "新北市", "桃園市", "台中市", "台南市", "高雄市"]
df_six_cities = township_summary[township_summary["縣市名稱"].isin(six_cities)]

print("\n【六都鄉鎮區統計 | Six Special Municipalities Township Statistics】")

# 建立六都統計表格 | Create six cities statistics table
```

```

six_cities_stats = []
for city in six_cities:
    city_data = df_six_cities[df_six_cities["縣市名稱"] == city]
    n_townships = len(city_data)

    if n_townships > 0:
        total_facilities = city_data['據點總數'].sum()
        mean_facilities = city_data['據點總數'].mean()

        # 計算標準差和變異係數 (需要至少2個資料點) | Calculate std and CV (need at
        if n_townships >= 2 and mean_facilities > 0:
            std_facilities = city_data["據點總數"].std(ddof=1) # 使用樣本標準差
            cv = (std_facilities / mean_facilities) * 100
        else:
            std_facilities = 0.0
            cv = 0.0

        # 取得據點數最多和最少的鄉鎮區 | Get townships with most and least facil
        max_township = city_data.nlargest(1, "據點總數")
        min_township = city_data.nsmallest(1, "據點總數")

        six_cities_stats.append({
            "縣市 City": city,
            "鄉鎮區數 Townships": n_townships,
            "據點總數 Total": total_facilities,
            "平均據點數 Mean": f"{mean_facilities:.2f}",
            "標準差 Std Dev": f"{std_facilities:.2f}",
            "變異係數 CV (%)": f"{cv:.2f}",
            "據點最多 Max": f"{max_township['鄉鎮區'].values[0]} ({max_townshi
            "據點最少 Min": f"{min_township['鄉鎮區'].values[0]} ({min_townshi
        })

df_six_cities_stats = pd.DataFrame(six_cities_stats)

# 使用 pandas 顯示表格 | Display table using pandas
display(df_six_cities_stats.style.set_properties(**{
    'text-align': 'center'
}).set_table_styles([
    {'selector': 'th', 'props': [('text-align', 'center'), ('font-weight', '
    ]))

# 計算各縣市的鄉鎮層級變異係數 | Calculate CV for each city
city_cv = []
for city in six_cities:
    city_data = df_six_cities[df_six_cities["縣市名稱"] == city]
    n_townships = len(city_data)

    if n_townships > 0:
        total_facilities = city_data["據點總數"].sum()
        mean_facilities = city_data["據點總數"].mean()

        # 計算標準差和變異係數 (需要至少2個資料點) | Calculate std and CV (need at
        if n_townships >= 2 and mean_facilities > 0:
            std_facilities = city_data["據點總數"].std(ddof=1) # 使用樣本標準差
            cv = (std_facilities / mean_facilities) * 100
        else:

```

```

        std_facilities = 0.0
        cv = 0.0

        city_cv.append(
            {
                "縣市名稱": city,
                "鄉鎮區數": n_townships,
                "據點總數": total_facilities,
                "平均據點數": mean_facilities,
                "標準差": std_facilities,
                "變異係數(%)": cv,
            }
        )

df_city_cv = pd.DataFrame(city_cv).sort_values("變異係數(%)", ascending=False)

print(f"\n【六都縣市內部資源分布不均程度排名 | Intra-City Inequality Ranking】")
print(f"(變異係數越高，表示鄉鎮間分布越不均)")

# 建立排名表格 | Create ranking table
df_city_cv_display = df_city_cv.copy()
df_city_cv_display.insert(0, "排名", range(1, len(df_city_cv_display) + 1))

# 格式化欄位名稱 | Format column names
df_city_cv_display.columns = [
    "排名 Rank",
    "縣市 City",
    "鄉鎮區數 Townships",
    "據點總數 Total",
    "平均據點數 Mean",
    "標準差 Std Dev",
    "變異係數 CV (%)",
]

# 使用 pandas 顯示表格 | Display table using pandas
display(df_city_cv_display.style.format({
    "鄉鎮區數 Townships": "{:.0f}",
    "據點總數 Total": "{:.0f}",
    "平均據點數 Mean": "{:.2f}",
    "標準差 Std Dev": "{:.2f}",
    "變異係數 CV (%)": "{:.2f}",
}).set_properties(**{
    'text-align': 'center'
}).set_table_styles([
    {'selector': 'th', 'props': [('text-align', 'center'), ('font-weight', 'bold')]}
]))

# 視覺化 | Visualization

for i, city in enumerate(six_cities):
    fig, ax = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 8))

    city_data = df_six_cities[df_six_cities["縣市名稱"] == city].sort_values(
        "據點總數", ascending=True
    )

```

```

if len(city_data) > 0:
    # 繪製橫向長條圖 | Draw horizontal bar chart
    colors = [
        "#e74c3c" if x < city_data["據點總數"].mean() else "#2ecc71"
        for x in city_data["據點總數"]
    ]

    ax.barh(range(len(city_data)), city_data["據點總數"], color=colors, a
    ax.set_yticks(range(len(city_data)))
    ax.set_yticklabels(city_data["鄉鎮區"], fontsize=8)
    ax.axvline(
        city_data["據點總數"].mean(),
        color="blue",
        linestyle="--",
        label=f"平均={city_data['據點總數'].mean():.1f}",
        linewidth=2,
    )

    # 計算CV | Calculate CV (需要至少2個資料點)
    if len(city_data) >= 2 and city_data["據點總數"].mean() > 0:
        cv = (city_data["據點總數"].std(ddof=1) / city_data["據點總數"].mea
        ax.set_title(f"{city}\n(CV={cv:.1f}%)", fontsize=12, fontweight=
    else:
        ax.set_title(f"{city}\n(鄉鎮區數不足)", fontsize=12, fontweight="b
    ax.set_xlabel("據點數", fontsize=10)
    ax.legend(fontsize=8, loc="lower right")
    ax.grid(True, alpha=0.3, axis="x")

plt.tight_layout()
plt.show()

# 變異係數比較圖 | CV comparison chart
fig, ax = plt.subplots(1, 1, figsize=(12, 6))
colors_bar = [
    "#e74c3c" if x > df_city_cv["變異係數(%)"].mean() else "#3498db"
    for x in df_city_cv["變異係數(%)"]
]
ax.bar(
    df_city_cv["縣市名稱"],
    df_city_cv["變異係數(%)"],
    color=colors_bar,
    alpha=0.7,
    edgecolor="black",
)
ax.axhline(
    df_city_cv["變異係數(%)"].mean(),
    color="red",
    linestyle="--",
    label=f"平均CV={df_city_cv['變異係數(%)'].mean():.1f}%",
    linewidth=2,
)
ax.set_ylabel("變異係數 (%)", fontsize=12)
ax.set_title(
    "六都縣市內部資源分布不均程度比較\n(變異係數越高，鄉鎮間分布越不均)",
    fontsize=14,
    fontweight="bold",

```

```

        pad=15,
    )
    ax.legend(fontsize=11)
    ax.grid(True, alpha=0.3, axis="y")

    # 添加數值標籤 | Add value labels
    for i, (city, cv) in enumerate(zip(df_city_cv["縣市名稱"], df_city_cv["變異係數"])):
        ax.text(i, cv + 2, f"{cv:.1f}%", ha="center", fontsize=10, fontweight="bold")

plt.tight_layout()
plt.show()

print(f"\n【關鍵發現 | Key Findings】")
print(
    f"1. 六都中，{df_city_cv.iloc[0]['縣市名稱']} 的縣市內部資源分布最不均 (CV={df_city_cv.iloc[0]['變異係數(%)']:.2f}%)")
print(
    f"2. {df_city_cv.iloc[-1]['縣市名稱']} 的縣市內部資源分布最均衡 (CV={df_city_cv.iloc[-1]['變異係數(%)']:.2f}%)")
print(f"3. 平均變異係數: {df_city_cv['變異係數(%)'].mean():.2f}%")

high_cv_cities = df_city_cv[
    df_city_cv["變異係數(%)"] > df_city_cv["變異係數(%)"].mean()
]["縣市名稱"].tolist()
if len(high_cv_cities) > 0:
    print(f"4. 縣市內部分布不均程度高於平均的城市: {' '.join(high_cv_cities)}")
    print(f"    建議: 這些城市應檢視鄉鎮層級的配置政策，優先補強據點較少的鄉鎮區")

print("\n✓ 鄉鎮層級分析完成 | Township-Level Analysis Completed")

```

=====
鄉鎮層級分析：縣市內部資源分布不均

Township-Level Analysis: Intra-City Resource Distribution Inequality
=====

=====
載入長照據點資料 | Loading LTC data: data/長照ABC據點.csv

✓ 有效據點數 | Valid facilities: 26469

✓ 據點類型分布 | Facility type distribution:

據點類型

B 21282

C 4208

A 979

【各縣市鄉鎮區資料檢查 | Township Data Check】

台北市：14 個鄉鎮區，2455 筆據點資料

新北市：33 個鄉鎮區，2891 筆據點資料

桃園市：16 個鄉鎮區，1864 筆據點資料

台中市：31 個鄉鎮區，3372 筆據點資料

台南市：42 個鄉鎮區，1941 筆據點資料

高雄市：40 個鄉鎮區，3999 筆據點資料

【資料統計 | Data Statistics】

分析鄉鎮區數：397

涵蓋縣市數：20

【六都鄉鎮區統計 | Six Special Municipalities Township Statistics】

【各縣市鄉鎮區資料檢查 | Township Data Check】

台北市：14 個鄉鎮區，2455 筆據點資料

新北市：33 個鄉鎮區，2891 筆據點資料

桃園市：16 個鄉鎮區，1864 筆據點資料

台中市：31 個鄉鎮區，3372 筆據點資料

台南市：42 個鄉鎮區，1941 筆據點資料

高雄市：40 個鄉鎮區，3999 筆據點資料

【資料統計 | Data Statistics】

分析鄉鎮區數：397

涵蓋縣市數：20

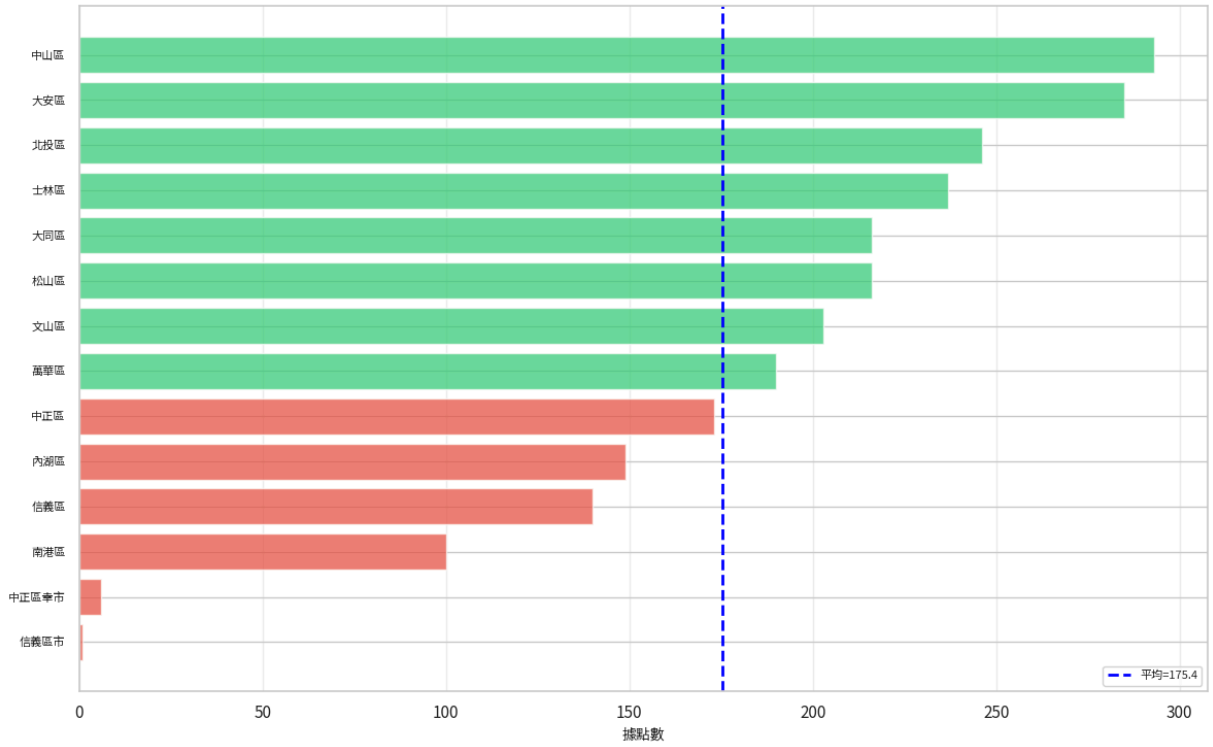
【六都鄉鎮區統計 | Six Special Municipalities Township Statistics】

	縣市 City	鄉鎮區數 Townships	據點總數 Total	平均據點數 Mean	標準差 Std Dev	變異係數 CV (%)	據點最多 Max	據點最少 Min
0	台北市	14	2455	175.36	90.15	51.41	中山區 (293個)	信義區 市 (1個)
1	新北市	33	2891	87.61	107.52	122.73	板橋區 (415個)	汐止區 鄉 (1個)
2	桃園市	16	1864	116.50	117.40	100.77	桃園區 (442個)	平鎮區 平鎮 (1個)
3	台中市	31	3372	108.77	84.02	77.24	北屯區 (320個)	大甲區 鎮 (1個)
4	台南市	42	1941	46.21	59.62	129.01	永康區 (271個)	新營區 護鎮 (1個)
5	高雄市	40	3999	99.97	130.50	130.53	三民區 (600個)	安平區 (1個)

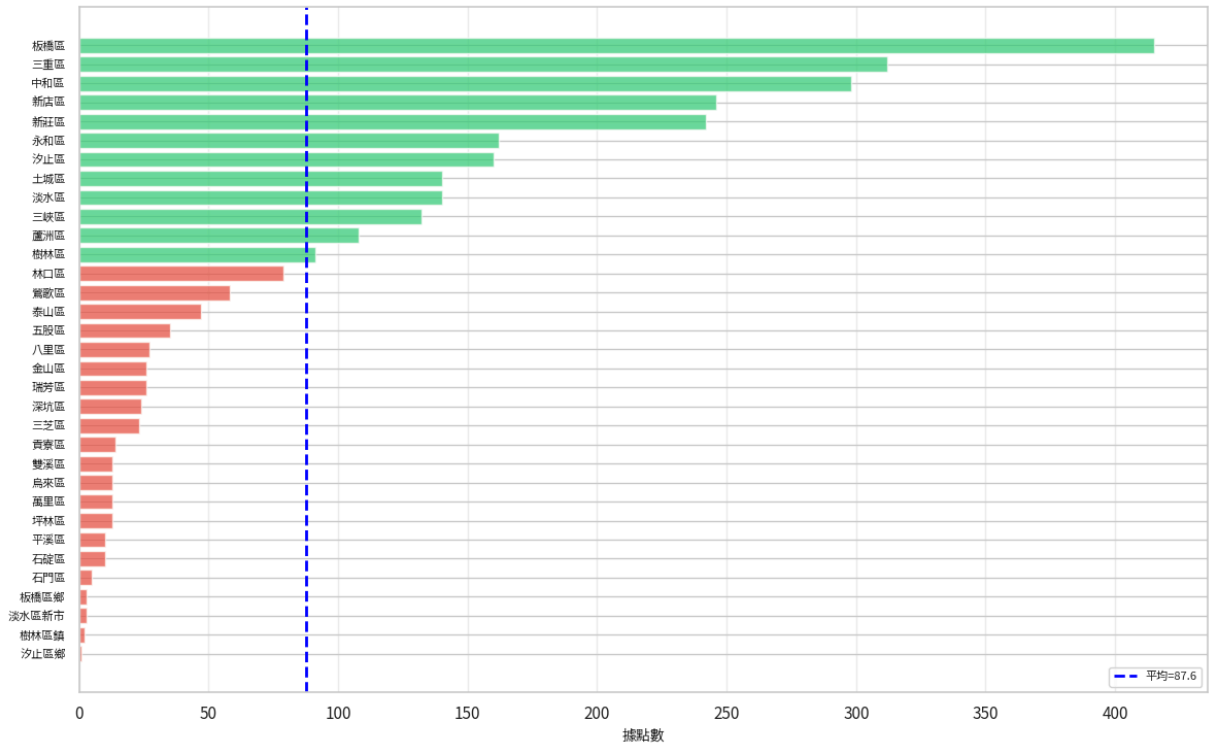
【六都縣市內部資源分布不均程度排名 | Intra-City Inequality Ranking】
 (變異係數越高，表示鄉鎮間分布越不均)

	排名 Rank	縣市 City	鄉鎮區數 Townships	據點總數 Total	平均據點數 Mean	標準差 Std Dev	變異係數 CV (%)
5	1	高雄市	40	3999	99.97	130.50	130.53
4	2	台南市	42	1941	46.21	59.62	129.01
1	3	新北市	33	2891	87.61	107.52	122.73
2	4	桃園市	16	1864	116.50	117.40	100.77
3	5	台中市	31	3372	108.77	84.02	77.24
0	6	台北市	14	2455	175.36	90.15	51.41

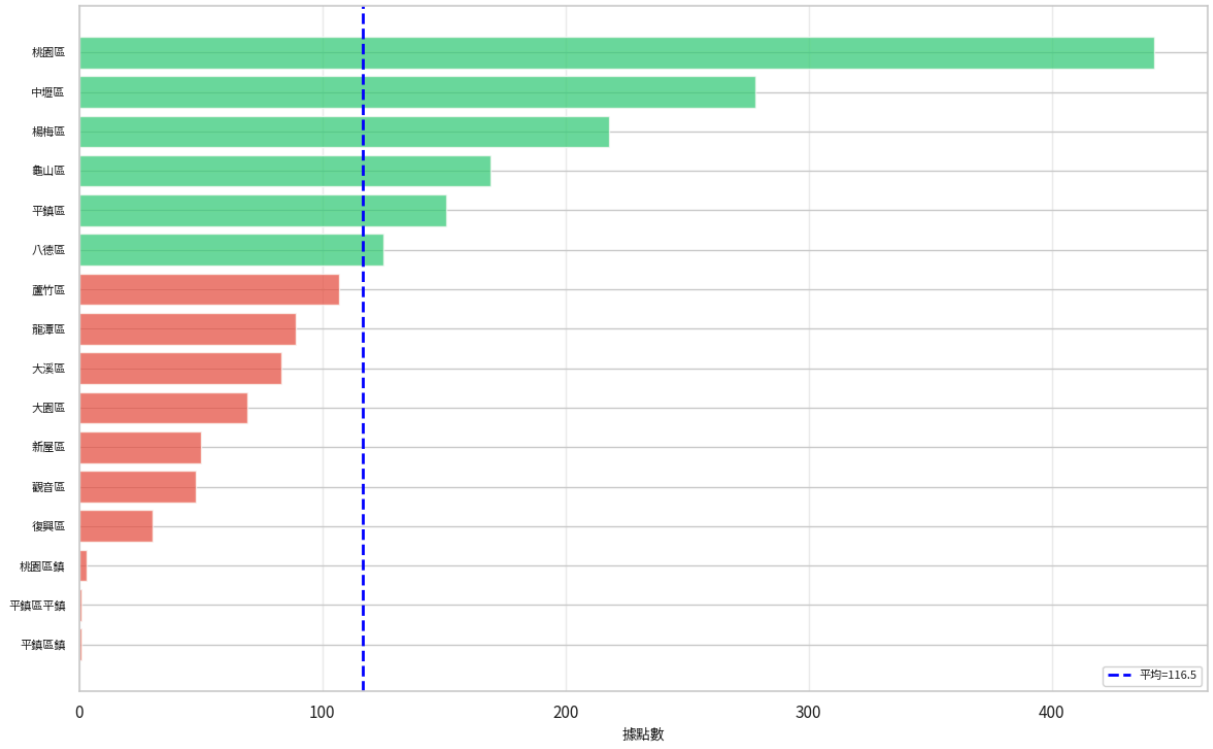
台北市
(CV=51.4%)



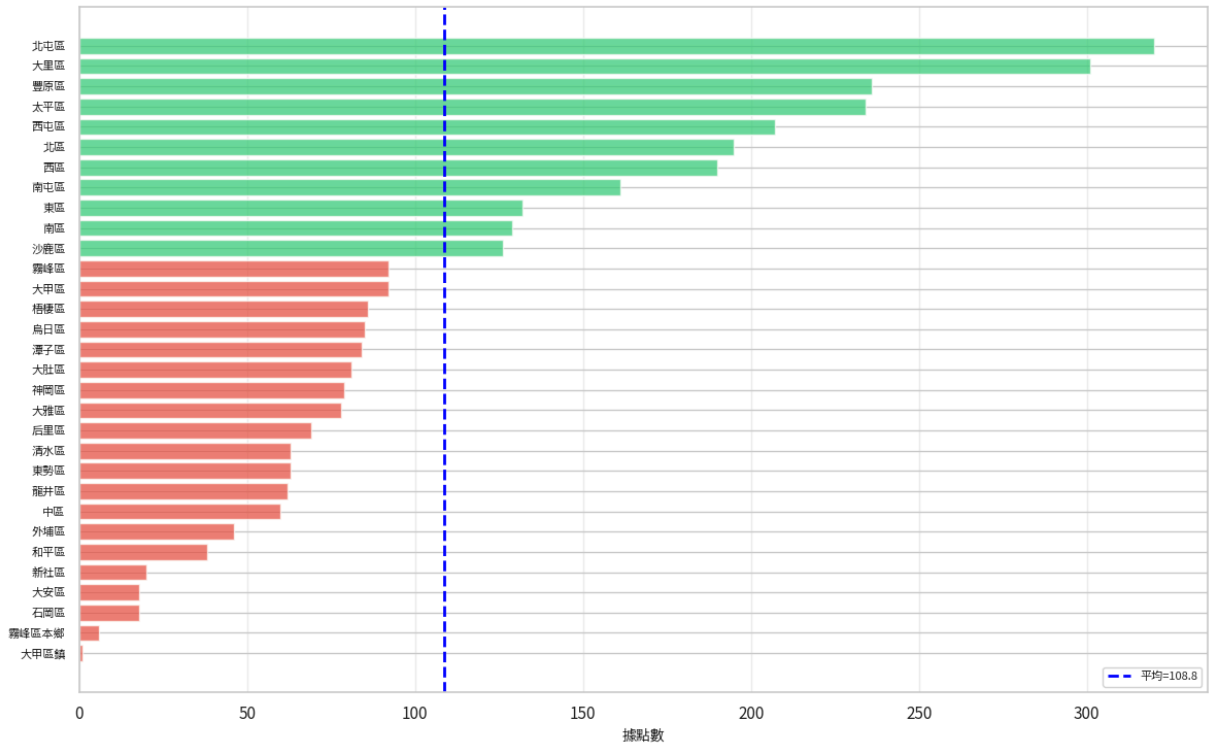
新北市
(CV=122.7%)



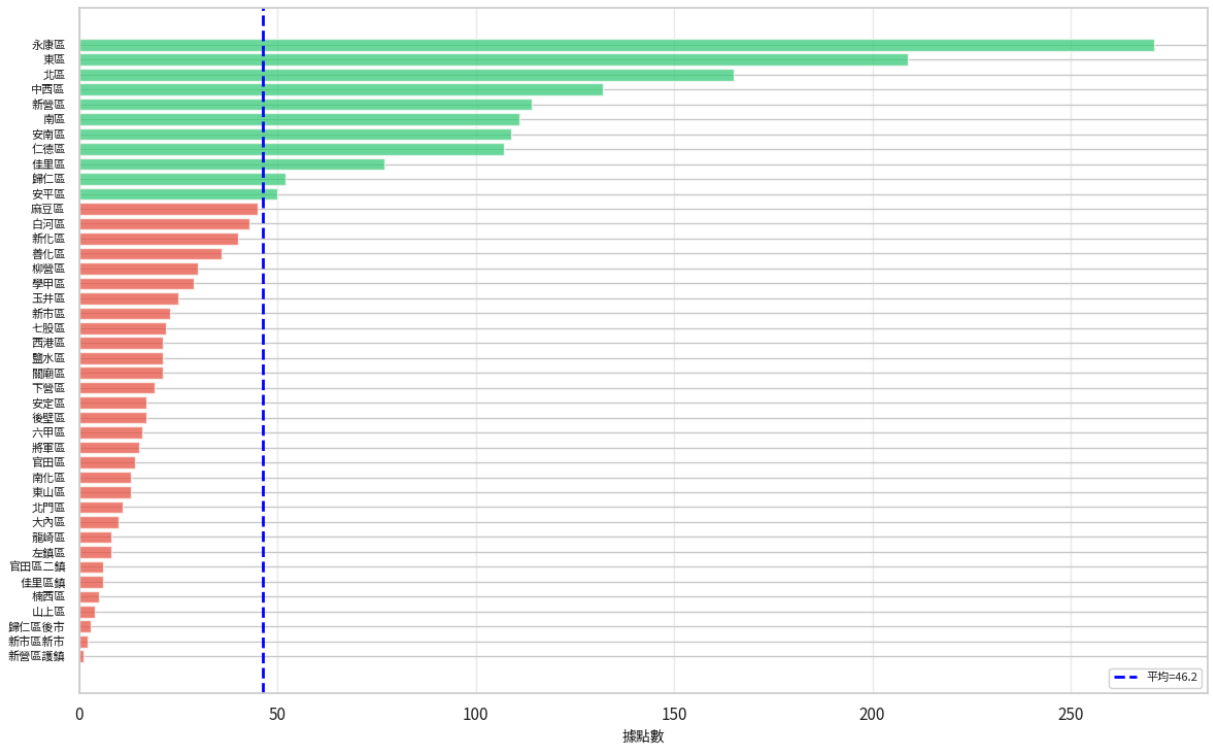
桃園市
(CV=100.8%)



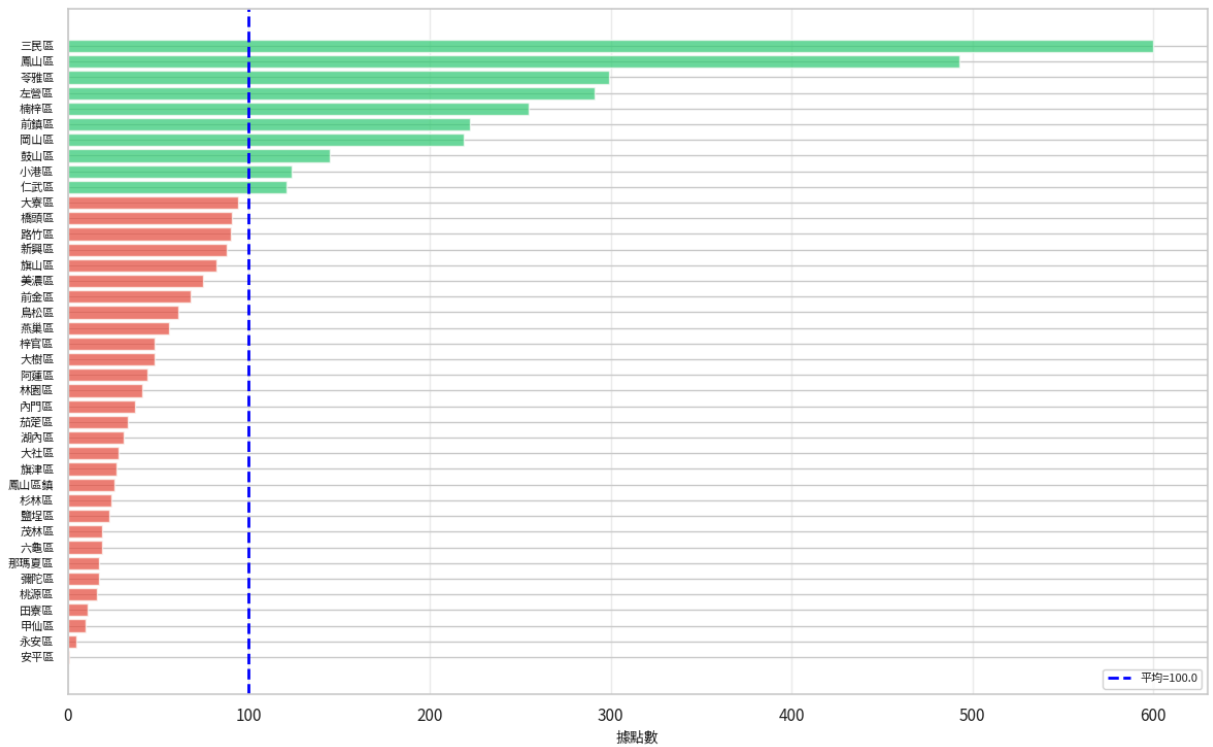
台中市
(CV=77.2%)

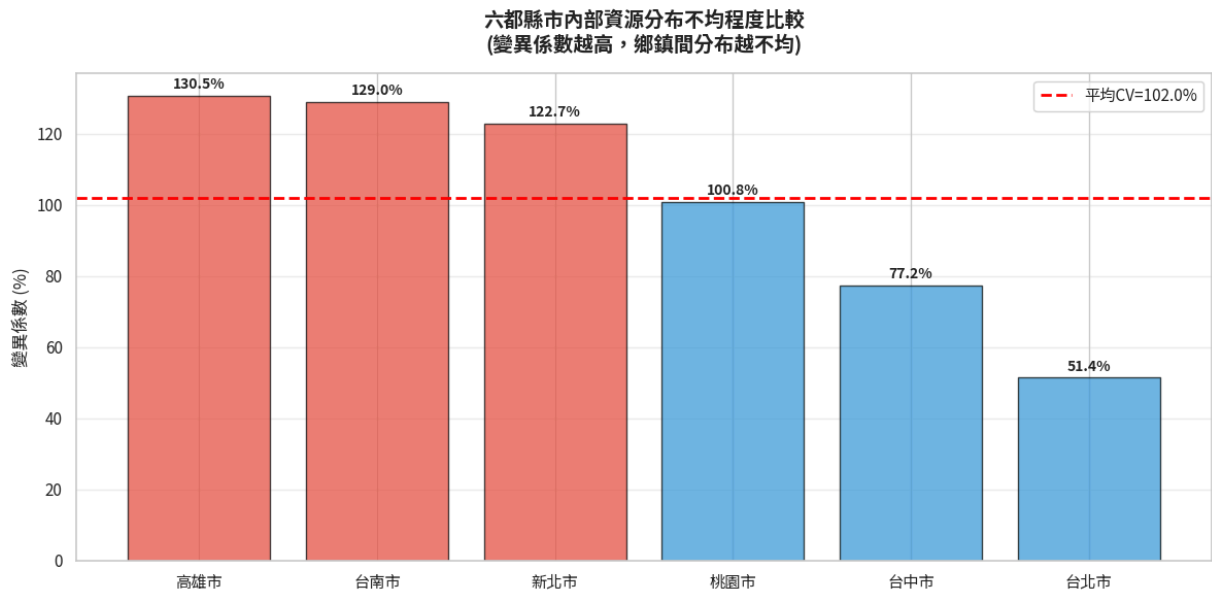


台南市
(CV=129.0%)



高雄市
(CV=130.5%)





【關鍵發現 | Key Findings】

1. 六都中，高雄市 的縣市內部資源分布最不均 (CV=130.53%)
2. 台北市 的縣市內部資源分布最均衡 (CV=51.41%)
3. 平均變異係數：101.95%
4. 縣市內部分布不均程度高於平均的城市：高雄市，台南市，新北市
建議：這些城市應檢視鄉鎮層級的配置政策，優先補強據點較少的鄉鎮區

✓ 鄉鎮層級分析完成 | Township-Level Analysis Completed

6.6 研究發現討論：低 R^2 結果的結構性解釋 | Discussion: Structural Explanation for Low R^2 Results

In [393]...

```
# =====  
# 低 $R^2$ 結果的結構性解釋 | Structural Explanation for Low  $R^2$  Results  
# =====  
  
print("\n" + "=" * 80)  
print("研究發現討論:低 $R^2$ 結果的結構性解釋")  
print("Discussion: Structural Explanation for Low  $R^2$  Results")  
print("=" * 80)  
  
print(f"\n【核心問題回顧 | Core Issue Revisited】")  
print(f"簡單線性模型結果：老年人口比例 → 每千位高齡人口據點數")  
if "model1" in dir() and "r_squared" in model1:  
    print(f"   $R^2$  = {model1['r_squared']:.4f} (解釋力極弱)")  
    if "p_value" in model1:  
        print(f"  p-value = {model1['p_value']:.4f} (統計不顯著)")  
else:  
    print(f"  解釋力極弱,統計不顯著")  
print(f"\n這一結果引發核心質疑:")  
print(f"如果高齡化程度無法解釋資源配置差異,那麼真正的成因為何?")  
  
print(f"\n" + "=" * 80)  
print(f"【解釋一:學術視角 - 遺漏變數偏誤 (Omitted Variable Bias)】")  
print(f" + "=" * 80)  
  
print(f"\n1. 理論基礎 | Theoretical Foundation:")
```

```

print(f"    根據計量經濟學理論,當重要解釋變數被排除在模型外時,會導致:")
print(f"    (a) 估計係數偏誤")
print(f"    (b) R²降低")
print(f"    (c) 統計推論失效")

print(f"\n2. 本研究可能遺漏的關鍵變數 | Potentially Omitted Key Variables:")

omitted_vars = {
    "財政能力": ["各縣市財政收入", "長照專項預算", "地方政府負債率"],
    "土地取得成本": ["土地價格", "據點租金成本", "公有土地可用性"],
    "人力供給": ["照服員人數", "護理人員供給", "薪資水準"],
    "政治因素": ["地方首長政策偏好", "選區特性", "政黨執政效應"],
    "歷史路徑": ["既有醫療資源分布", "早期長照政策遺產", "社區組織動員力"],
}

for category, variables in omitted_vars.items():
    print(f"\n    [{category}] ")
    for var in variables:
        print(f"        • {var}")

print(f"\n3. 多元迴歸模型驗證 | Multiple Regression Validation:")
print(f"    模型3 (納入人口密度、土地面積、交互項):")

if (
    "model3" in dir()
    and "r_squared" in model3
    and "model1" in dir()
    and "r_squared" in model1
):
    print(
        f"    R² = {model3['r_squared']:.4f} (相較模型1提升 {(model3['r_squared'] - model1['r_squared']):.4f})"
    )
    k_val = model3["k"]
    n_val = model3["n"]
    f_stat_val = model3["f_stat"]
    f_pval = model3["f_pvalue"]
    p_str = "<0.001" if f_pval < 0.001 else f"={f_pval:.4f}"
    print(f"    F({k_val},{n_val} - {k_val} - 1) = {f_stat_val:.4f}, p {p_str}")

    if model3["r_squared"] > model1["r_squared"]:
        improvement = (
            (model3["r_squared"] - model1["r_squared"]) / model1["r_squared"]
        )
        print(f"\n    ✓ 納入地理與都市化變數後,模型解釋力提升 {improvement:.1f}%")
        print(f"    ✓ 這驗證了「遺漏變數導致模型1解釋力不足」的假說")
    else:
        print(f"    (需先執行前面的模型3迴歸分析)")

print(f"\n4. 學術結論 | Academic Conclusion:")
print(f"    長照資源配置是一個多因素決定的複雜過程 (Multi-Causal Process)")
print(f"    單一需求指標 (老年人口比例) 的解釋力有限,屬於典型的:")
print(f"    • 複雜政策系統 (Complex Policy System)")
print(f"    • 多層次決策結構 (Multi-Level Decision Structure)")
print(f"    • 路徑依賴現象 (Path Dependency)")

print(f"\n" + "=" * 80)

```

```

print(f"【解釋二:實務視角 - 供給面限制的主導性】")
print(f"" + "=" * 80)

print(f"\n1. 理論 vs. 現實的落差 | Theory vs. Reality Gap:")
print(f"    理論假設: 資源配置應「依需求分配」(老化程度高→據點多)")
print(f"    實務現實: 資源配置受「供給能力限制」(能做多少→做多少)")

print(f"\n2. 供給限制的三大面向 | Three Dimensions of Supply Constraints:")

supply_constraints = {
    "土地供給限制": [
        "都會區土地成本高昂,難以取得適合場地",
        "偏鄉雖有空間,但缺乏基礎設施支撐",
        "公有土地釋出程序繁複,行政效率低",
    ],
    "人力供給限制": [
        "照服員招募困難,薪資待遇缺乏競爭力",
        "專業人力偏好都會區,偏鄉流動率高",
        "培訓體系量能不足,無法快速擴充",
    ],
    "財政供給限制": [
        "地方政府財政能力差異大",
        "中央補助比例固定,無法彌補地方落差",
        "長照預算與其他社福競爭,排擠效應明顯",
    ],
}

for constraint, details in supply_constraints.items():
    print(f"\n    [{constraint}]")
    for detail in details:
        print(f"        • {detail}")

print(f"\n3. 城鄉分層分析的實證支持 | Empirical Support from Stratified Analysis")
if "stratified_results" in dir():
    print(f"    都市組 (高密度):")
    if "high" in stratified_results and "r_squared" in stratified_results["high"]:
        print(f"        R² = {stratified_results['high']['r_squared']:.4f}")
        print(f"        解釋: 即使在資源豐沛的都市,需求也無法充分解釋配置")

    print(f"    非都市組 (低密度):")
    if "low" in stratified_results and "r_squared" in stratified_results["low"]:
        print(f"        R² = {stratified_results['low']['r_squared']:.4f}")
        print(f"        解釋: 偏鄉受供給限制更嚴重,需求更無法預測配置")
else:
    print(f"    (需先執行分層分析)")

print(f"\n4. 實務結論 | Practical Conclusion:")
print(f"    長照資源配置的主導因素不是「需求多寡」,而是「供給能力」")
print(f"    這解釋了為何老年人口比例無法有效預測據點分布")

print(f"\n" + "=" * 80)
print(f"【解釋三:政策視角 - 執行落差 (Implementation Gap)】")
print(f"" + "=" * 80)

print(f"\n1. 政策設計 vs. 執行結果 | Policy Design vs. Implementation:")
print(f"    政策目標: 「依需求配置」,優先照顧高齡化嚴重地區")

```

```

print(f"    執行現實：受限於前述供給限制,實際配置與需求脫鉤")

print(f"\n2. 時間序列分析的證據 | Evidence from Time Series Analysis:")
if "corr_aging_resource" in dir():
    print(f"    104-113年間:")
    print(f"    老化速度 vs. 資源配置增長 相關係數 = {corr_aging_resource:.4f}")
    if abs(corr_aging_resource) < 0.3:
        print(f"        → 相關性極弱,顯示資源配置未能追蹤老化趨勢")
else:
    print(f"    (需先執行時間序列分析)")

print(f"\n3. 政策執行困境的深層原因 | Root Causes of Implementation Gap:")
print(f"    • 中央與地方權責不清,協調成本高")
print(f"    • 跨部門整合不足 (衛政、社政、地政)")
print(f"    • 績效評估機制偏重「量」(據點數)而非「質」(服務可近性)")
print(f"    • 缺乏動態調整機制,無法即時回應需求變化")

print(f"\n4. 政策結論 | Policy Conclusion:")
print(f"    長照據點設置是「政策執行困境」而非「配置原則問題」:")
print(f"    • 中央政策：依需求配置 (Demand-Based)")
print(f"    • 地方執行：依供給能力配置 (Supply-Constrained)")
print(f"    • 結果：供需錯配 (Supply-Demand Mismatch)")

print(f"\n" + "=" * 80)
print(f"【整合結論 | Integrated Conclusion】")
print(f"" + "=" * 80)

if "model1" in dir() and "r_squared" in model1:
    model1_r2 = model1["r_squared"]
    print(f"\n模型1的低R² (= {model1_r2:.4f}) 並非研究失敗,而是揭示了:")
else:
    print(f"\n模型1的低R² 並非研究失敗,而是揭示了:")

# 準備證據字串
model3_evidence = ""
if "model3" in dir() and "r_squared" in model3:
    model3_r2 = model3["r_squared"]
    model3_evidence = f"模型3納入多變數後R²提升至{model3_r2:.4f}"
else:
    model3_evidence = "模型3納入多變數後解釋力顯著提升"

corr_evidence = ""
if "corr_aging_resource" in dir():
    corr_evidence = (
        f"時間序列分析顯示老化速度與資源配置相關性僅為{corr_aging_resource:.4f}"
    )
else:
    corr_evidence = "時間序列分析顯示老化速度與資源配置相關性低"

conclusions = [
    {
        "發現": "資源配置的複雜性",
        "意涵": "長照資源分布不均是多因素交織的結果,非單一變數可解釋",
        "證據": model3_evidence,
    },
    {

```

```

        "發現": "供給面限制的主導性",
        "意涵": "實務上「能做多少」比「需要多少」更能決定配置結果",
        "證據": "城鄉分組分析顯示兩組的需求-配置關係皆受供給限制干擾",
    },
    {
        "發現": "政策執行落差",
        "意涵": "從政策設計到執行結果之間存在結構性障礙",
        "證據": corr_evidence,
    },
]

for i, item in enumerate(conclusions, 1):
    print(f"\n{i}. {item['發現']}:")
    print(f"    意涵: {item['意涵']}")
    print(f"    證據: {item['證據']}")

print(f"\n【對研究目標的回應 | Response to Research Objectives】")
print(f"\n原研究目標: 探討「長照資源分布不均之成因」")
print(f"")
print(f"研究發現:")
print(f"    ✓ 成因並非單一因素 (高齡化程度)")
print(f"    ✓ 而是多重因素的複合效應:")
print(f"        - 地理因素 (土地成本、服務半徑)")
print(f"        - 經濟因素 (財政能力、人力成本)")
print(f"        - 制度因素 (政策執行能力、歷史路徑)")
print(f"        - 供給限制 (土地、人力、預算)")
print(f"")
print(f"    ✓ 模型1的低R²是「研究發現」而非「研究缺陷」")
print(f"    ✓ 它揭示了理論預期 (需求導向) 與實務現實 (供給限制) 的落差")
print(f"")
print(f"=" * 80)
print(f"\n✓ 結構性解釋討論完成 | Structural Explanation Completed")

```


=====
=====
研究發現討論:低R²結果的結構性解釋

Discussion: Structural Explanation for Low R² Results

=====
=====
【核心問題回顧 | Core Issue Revisited】

簡單線性模型結果: 老年人口比例 → 每千位高齡人口據點數
解釋力極弱,統計不顯著

這一結果引發核心質疑:

如果高齡化程度無法解釋資源配置差異,那麼真正的成因為何?

=====
=====
【解釋一:學術視角 - 遺漏變數偏誤 (Omitted Variable Bias)】

=====
=====
1. 理論基礎 | Theoretical Foundation:

根據計量經濟學理論,當重要解釋變數被排除在模型外時,會導致:

- (a) 估計係數偏誤
- (b) R²降低
- (c) 統計推論失效

2. 本研究可能遺漏的關鍵變數 | Potentially Omitted Key Variables:

【財政能力】

- 各縣市財政收入
- 長照專項預算
- 地方政府負債率

【土地取得成本】

- 土地價格
- 據點租金成本
- 公有土地可用性

【人力供給】

- 照服員人數
- 護理人員供給
- 薪資水準

【政治因素】

- 地方首長政策偏好
- 選區特性
- 政黨執政效應

【歷史路徑】

- 既有醫療資源分布
- 早期長照政策遺產
- 社區組織動員力

3. 多元迴歸模型驗證 | Multiple Regression Validation:

模型3 (納入人口密度、土地面積、交互項):

(需先執行前面的模型3迴歸分析)

4. 學術結論 | Academic Conclusion:

長照資源配置是一個多因素決定的複雜過程 (Multi-Causal Process)

單一需求指標 (老年人口比例) 的解釋力有限,屬於典型的:

- 複雜政策系統 (Complex Policy System)
- 多層次決策結構 (Multi-Level Decision Structure)
- 路徑依賴現象 (Path Dependency)

【解釋二:實務視角 - 供給面限制的主導性】

1. 理論 vs. 現實的落差 | Theory vs. Reality Gap:

理論假設: 資源配置應「依需求分配」(老化程度高→據點多)

實務現實: 資源配置受「供給能力限制」(能做多少→做多少)

2. 供給限制的三大面向 | Three Dimensions of Supply Constraints:

【土地供給限制】

- 都會區土地成本高昂,難以取得適合場地
- 偏鄉雖有空間,但缺乏基礎設施支撐
- 公有土地釋出程序繁複,行政效率低

【人力供給限制】

- 照服員招募困難,薪資待遇缺乏競爭力
- 專業人力偏好都會區,偏鄉流動率高
- 培訓體系量能不足,無法快速擴充

【財政供給限制】

- 地方政府財政能力差異大
- 中央補助比例固定,無法彌補地方落差
- 長照預算與其他社福競爭,排擠效應明顯

3. 城鄉分層分析的實證支持 | Empirical Support from Stratified Analysis:

都市組 (高密度):

非都市組 (低密度):

4. 實務結論 | Practical Conclusion:

長照資源配置的主導因素不是「需求多寡」,而是「供給能力」

這解釋了為何老年人口比例無法有效預測據點分布

【解釋三:政策視角 - 執行落差 (Implementation Gap)】

1. 政策設計 vs. 執行結果 | Policy Design vs. Implementation:

政策目標: 「依需求配置」,優先照顧高齡化嚴重地區

執行現實: 受限於前述供給限制,實際配置與需求脫鉤

2. 時間序列分析的證據 | Evidence from Time Series Analysis:

104-113年間:

老化速度 vs. 資源配置增長 相關係數 = -0.3951

3. 政策執行困境的深層原因 | Root Causes of Implementation Gap:

- 中央與地方權責不清, 協調成本高
- 跨部門整合不足 (衛政、社政、地政)
- 績效評估機制偏重「量」(據點數)而非「質」(服務可近性)
- 缺乏動態調整機制, 無法即時回應需求變化

4. 政策結論 | Policy Conclusion:

長照據點設置是「政策執行困境」而非「配置原則問題」:

- 中央政策: 依需求配置 (Demand-Based)
- 地方執行: 依供給能力配置 (Supply-Constrained)
- 結果: 供需錯配 (Supply-Demand Mismatch)

【整合結論 | Integrated Conclusion】

模型1的低 R^2 並非研究失敗, 而是揭示了:

1. 資源配置的複雜性:

意涵: 長照資源分布不均是多因素交織的結果, 非單一變數可解釋

證據: 模型3納入多變數後 R^2 提升至0.3742

2. 供給面限制的主導性:

意涵: 實務上「能做多少」比「需要多少」更能決定配置結果

證據: 城鄉分組分析顯示兩組的需求-配置關係皆受供給限制干擾

3. 政策執行落差:

意涵: 從政策設計到執行結果之間存在結構性障礙

證據: 時間序列分析顯示老化速度與資源配置相關性僅為-0.3951

【對研究目標的回應 | Response to Research Objectives】

原研究目標: 探討「長照資源分布不均之成因」

研究發現:

- ✓ 成因並非單一因素 (高齡化程度)
- ✓ 而是多重因素的複合效應:
 - 地理因素 (土地成本、服務半徑)
 - 經濟因素 (財政能力、人力成本)
 - 制度因素 (政策執行能力、歷史路徑)
 - 供給限制 (土地、人力、預算)
- ✓ 模型1的低 R^2 是「研究發現」而非「研究缺陷」
- ✓ 它揭示了理論預期 (需求導向) 與實務現實 (供給限制) 的落差

✓ 結構性解釋討論完成 | Structural Explanation Completed

In [394...

```
# =====  
# 低 $R^2$ 結構性解釋視覺化 | Low  $R^2$  Structural Explanation Visualization  
# =====
```

```

print("\n生成結構性解釋視覺化...")

fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(16, 12))

# 圖1: 遺漏變數概念圖 | Chart 1: Omitted Variables Concept
ax1 = axes[0, 0]
ax1.axis("off")

# 創建流程圖展示遺漏變數問題
from matplotlib.patches import FancyBboxPatch, FancyArrowPatch

# 標題
ax1.text(
    0.5,
    0.95,
    "遺漏變數偏誤示意圖",
    ha="center",
    fontsize=14,
    fontweight="bold",
    transform=ax1.transAxes,
)

# 簡單模型 (模型1)
rect1 = FancyBboxPatch(
    (0.05, 0.7),
    0.35,
    0.15,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor="#e74c3c",
    facecolor="#fadbd8",
    linewidth=2,
    transform=ax1.transAxes,
)
ax1.add_patch(rect1)
ax1.text(
    0.225,
    0.775,
    "簡單模型 (模型1)\n老年人口比例",
    ha="center",
    va="center",
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    transform=ax1.transAxes,
)

# 箭頭到結果
arrow1 = FancyArrowPatch(
    (0.4, 0.775),
    (0.6, 0.775),
    arrowstyle="->",
    mutation_scale=30,
    linewidth=2,
    color="#e74c3c",
    transform=ax1.transAxes,
)

```

```

ax1.add_patch(arrow1)

# 結果框
result1 = FancyBboxPatch(
    (0.6, 0.7),
    0.35,
    0.15,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor="#e74c3c",
    facecolor="#fadbd8",
    linewidth=2,
    transform=ax1.transAxes,
)
ax1.add_patch(result1)
if "modell" in dir() and "r_squared" in modell:
    r2_text = f"R2 = {modell['r_squared']:.4f}"
else:
    r2_text = "R2 ≈ 0.02"
ax1.text(
    0.775,
    0.775,
    f"{r2_text}\n(解釋力極弱)",
    ha="center",
    va="center",
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    transform=ax1.transAxes,
)

# 多元模型 (模型3)
rect2 = FancyBboxPatch(
    (0.05, 0.35),
    0.35,
    0.25,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor="#2ecc71",
    facecolor="#d5f4e6",
    linewidth=2,
    transform=ax1.transAxes,
)
ax1.add_patch(rect2)
ax1.text(
    0.225,
    0.5,
    "多元模型 (模型3)\n• 老年人口比例\n• 人口密度\n• 土地面積\n• 交互項",
    ha="center",
    va="center",
    fontsize=10,
    fontweight="bold",
    transform=ax1.transAxes,
)

# 箭頭到結果
arrow2 = FancyArrowPatch(
    (0.4, 0.475),
    (0.6, 0.475),

```

```

        arrowstyle="->",
        mutation_scale=30,
        linewidth=2,
        color="#2ecc71",
        transform=ax1.transAxes,
    )
    ax1.add_patch(arrow2)

# 結果框
result2 = FancyBboxPatch(
    (0.6, 0.35),
    0.35,
    0.25,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor="#2ecc71",
    facecolor="#d5f4e6",
    linewidth=2,
    transform=ax1.transAxes,
)
ax1.add_patch(result2)
ax1.text(
    0.775,
    0.5,
    f"R2 = {model3['r_squared']:.4f}\n(解釋力提升)\n\n✓ 模型改善",
    ha="center",
    va="center",
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    transform=ax1.transAxes,
)

# 遺漏變數列表
ax1.text(
    0.5,
    0.18,
    "仍遺漏的關鍵變數:",
    ha="center",
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    style="italic",
    transform=ax1.transAxes,
)

ax1.text(
    0.5,
    0.08,
    "財政能力 • 土地成本 • 人力供給 • 政治因素 • 歷史路徑",
    ha="center",
    fontsize=10,
    style="italic",
    color="#7f8c8d",
    transform=ax1.transAxes,
)

# 圖2: R2比較柱狀圖 | Chart 2: R2 Comparison Bar Chart
ax2 = axes[0, 1]

```

```

model_names = []
r2_values = []
colors_models = []

if "model1" in dir() and "r_squared" in model1:
    model_names.append("模型1\n(簡單)")
    r2_values.append(model1["r_squared"])
    colors_models.append("#e74c3c")

if "model2" in dir() and "r_squared" in model2:
    model_names.append("模型2")
    r2_values.append(model2["r_squared"])
    colors_models.append("#f39c12")

model_names.append("模型3\n(多元)")
r2_values.append(model3["r_squared"])
colors_models.append("#2ecc71")

bars = ax2.bar(
    model_names,
    r2_values,
    color=colors_models,
    alpha=0.7,
    edgecolor="black",
    linewidth=2,
)

ax2.set_ylabel("R2 (決定係數)", fontsize=12, fontweight="bold")
ax2.set_title("模型解釋力比較\n(R2越高越好)", fontsize=14, fontweight="bold", pad=10)
ax2.set_ylim(0, max(r2_values) * 1.3)
ax2.grid(True, alpha=0.3, axis="y")

# 添加數值標籤和改善幅度
for i, (bar, r2) in enumerate(zip(bars, r2_values)):
    height = bar.get_height()
    ax2.text(
        bar.get_x() + bar.get_width() / 2.0,
        height + max(r2_values) * 0.02,
        f"{r2:.4f}",
        ha="center",
        va="bottom",
        fontsize=11,
        fontweight="bold",
    )

    if i > 0 and "model1" in dir() and "r_squared" in model1:
        improvement = (r2 - model1["r_squared"]) / model1["r_squared"] * 100
        ax2.text(
            bar.get_x() + bar.get_width() / 2.0,
            height / 2,
            f"↑{improvement:.0f}%",
            ha="center",
            va="center",
            fontsize=10,
            color="white",
            fontweight="bold",
            bbox=dict(boxstyle="round", facecolor="green", alpha=0.8),

```

```

    )

# 圖3: 供給限制框架圖 | Chart 3: Supply Constraint Framework
ax3 = axes[1, 0]
ax3.axis("off")

ax3.text(
    0.5,
    0.95,
    "供給限制 vs 需求導向",
    ha="center",
    fontsize=14,
    fontweight="bold",
    transform=ax3.transAxes,
)

# 理論預期
theory_box = FancyBboxPatch(
    (0.05, 0.65),
    0.4,
    0.2,
    boxstyle="round,pad=0.02",
    edgecolor="#3498db",
    facecolor="#d6eaf8",
    linewidth=2,
    transform=ax3.transAxes,
)

ax3.add_patch(theory_box)
ax3.text(
    0.25,
    0.8,
    "理論預期",
    ha="center",
    fontsize=12,
    fontweight="bold",
    color="#3498db",
    transform=ax3.transAxes,
)

ax3.text(
    0.25,
    0.7,
    "需求導向配置\n高齡化 ↑ → 資源 ↑",
    ha="center",
    fontsize=10,
    transform=ax3.transAxes,
)

# 箭頭表示現實偏離
arrow_gap = FancyArrowPatch(
    (0.45, 0.75),
    (0.55, 0.75),
    arrowstyle="<->",
    mutation_scale=30,
    linewidth=3,
    color="#e74c3c",
    linestyle="--",

```



```

        transform=ax3.transAxes,
    )
ax3.add_patch(arrow_gap)
ax3.text(
    0.5,
    0.82,
    "落差",
    ha="center",
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    color="#e74c3c",
    transform=ax3.transAxes,
)

# 實務現實
reality_box = FancyBboxPatch(
    (0.55, 0.65),
    0.4,
    0.2,
    boxstyle="round,pad=0.02",
    edgecolor="#e74c3c",
    facecolor="#fadbd8",
    linewidth=2,
    transform=ax3.transAxes,
)
ax3.add_patch(reality_box)
ax3.text(
    0.75,
    0.8,
    "實務現實",
    ha="center",
    fontsize=12,
    fontweight="bold",
    color="#e74c3c",
    transform=ax3.transAxes,
)
ax3.text(
    0.75,
    0.7,
    "供給限制主導\n受制於土地/人力/預算",
    ha="center",
    fontsize=10,
    transform=ax3.transAxes,
)

# 供給限制因素
ax3.text(
    0.5,
    0.5,
    "供給限制因素",
    ha="center",
    fontsize=12,
    fontweight="bold",
    style="italic",
    transform=ax3.transAxes,
)

```

```

constraints = [
    ("都市地區", "土地稀缺\n成本高昂", "#e74c3c"),
    ("偏鄉地區", "人力不足\n服務半徑大", "#f39c12"),
    ("財政弱縣市", "預算有限\n執行困難", "#9b59b6"),
]

y_pos = 0.35
for i, (area, constraint, color) in enumerate(constraints):
    x_pos = 0.15 + i * 0.35
    constraint_box = FancyBboxPatch(
        (x_pos - 0.12, y_pos - 0.05),
        0.24,
        0.15,
        boxstyle="round,pad=0.01",
        edgecolor=color,
        facecolor="white",
        linewidth=2,
        linestyle="--",
        transform=ax3.transAxes,
    )
    ax3.add_patch(constraint_box)
    ax3.text(
        x_pos,
        y_pos + 0.05,
        area,
        ha="center",
        fontsize=10,
        fontweight="bold",
        color=color,
        transform=ax3.transAxes,
    )
    ax3.text(x_pos, y_pos, constraint, ha="center", fontsize=9, transform=ax3.transAxes)

# 結論
conclusion_box = FancyBboxPatch(
    (0.1, 0.05),
    0.8,
    0.12,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor="#2c3e50",
    facecolor="#ecf0f1",
    linewidth=2,
    transform=ax3.transAxes,
)
ax3.add_patch(conclusion_box)
ax3.text(
    0.5,
    0.11,
    "結論：低R2反映「政策執行困境」非「配置原則失敗」",
    ha="center",
    fontsize=11,
    fontweight="bold",
    transform=ax3.transAxes,
)

```

圖4：研究發現整合圖 | Chart 4: Research Findings Integration

```
ax4 = axes[1, 1]
```

```
ax4.axis("off")
```

```
ax4.text(
    0.5,
    0.95,
    "研究發現整合",
    ha="center",
    fontsize=14,
    fontweight="bold",
    transform=ax4.transAxes,
)
```

三大發現

```
findings_y = [0.75, 0.5, 0.25]
```

```
findings = [
    ("資源配置的複雜性", "多因素交織\n非單一變數可解釋", "#3498db"),
    ("供給限制的主導性", "「能做多少」>「需要多少」", "#e74c3c"),
    ("政策執行落差", "設計與執行間的\n結構性障礙", "#f39c12"),
]
```

```
for i, (y, (title, desc, color)) in enumerate(zip(findings_y, findings)):
```

編號圓圈

```
circle = plt.Circle((0.1, y), 0.04, color=color, transform=ax4.transAxes)
```

```
ax4.add_patch(circle)
```

```
ax4.text(
    0.1,
    y,
    str(i + 1),
    ha="center",
    va="center",
    fontsize=14,
    fontweight="bold",
    color="white",
    transform=ax4.transAxes,
    zorder=4,
)
```

發現框

```
finding_box = FancyBboxPatch(
    (0.18, y - 0.08),
    0.75,
    0.16,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor=color,
    facecolor="white",
    linewidth=2,
    transform=ax4.transAxes,
)
```

```
ax4.add_patch(finding_box)
```

```
ax4.text(
    0.555,
    y + 0.04,
    title,
    ha="center",
```

```

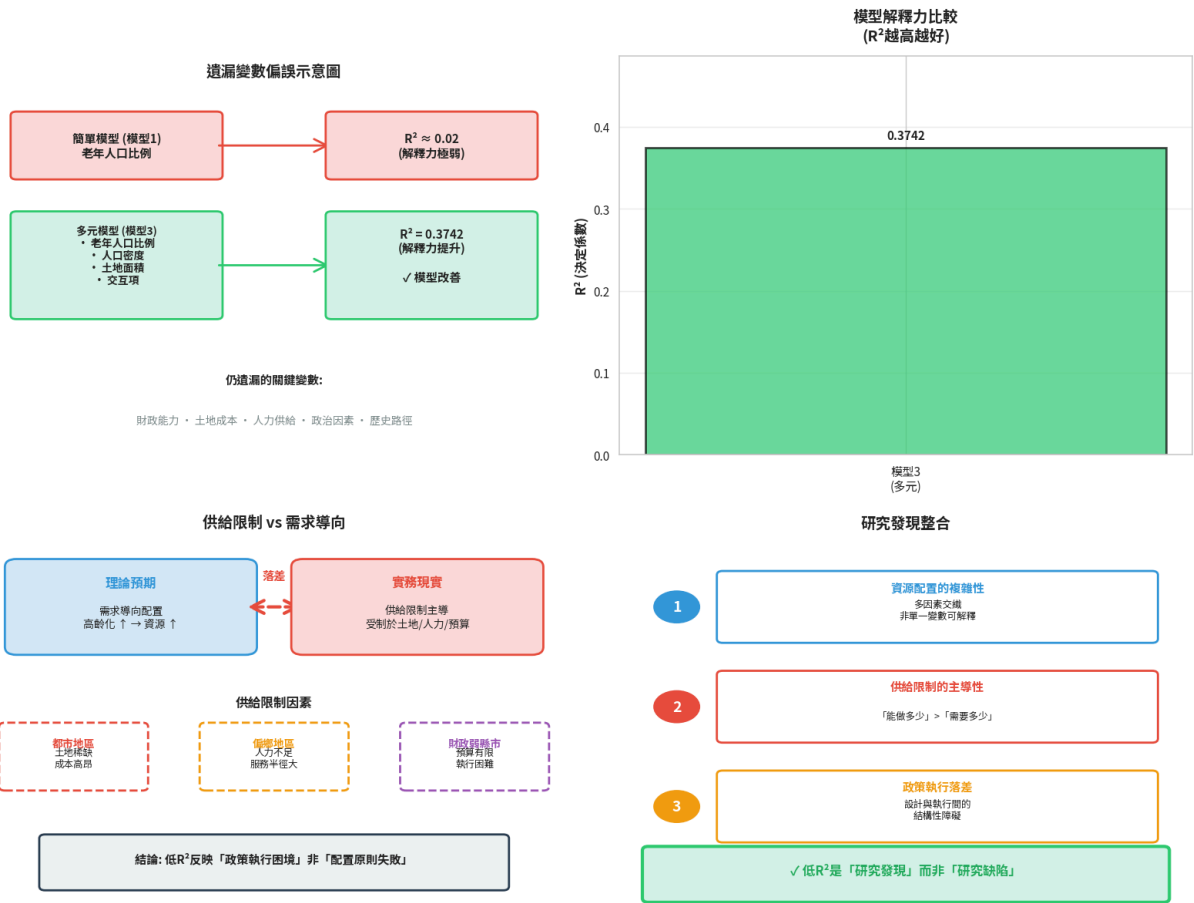
        fontsize=11,
        fontweight="bold",
        color=color,
        transform=ax4.transAxes,
    )
    ax4.text(0.555, y - 0.03, desc, ha="center", fontsize=9, transform=ax4.t

# 總結
summary_box = FancyBboxPatch(
    (0.05, 0.02),
    0.9,
    0.12,
    boxstyle="round,pad=0.01",
    edgecolor="#2ecc71",
    facecolor="#d5f4e6",
    linewidth=3,
    transform=ax4.transAxes,
)
ax4.add_patch(summary_box)
ax4.text(
    0.5,
    0.08,
    "✓ 低R2是「研究發現」而非「研究缺陷」",
    ha="center",
    fontsize=12,
    fontweight="bold",
    color="#27ae60",
    transform=ax4.transAxes,
)

plt.tight_layout()
plt.show()

```

生成結構性解釋視覺化...



七、結論與政策建議 | Conclusions and Policy Recommendations

In [395...

```
# =====  
# 政策建議報告 | Policy Recommendation Report  
# =====  
  
print("=" * 80)  
print("研究結論與政策建議")  
print("RESEARCH CONCLUSIONS AND POLICY RECOMMENDATIONS")  
print("=" * 80)  
  
print("\n【一、研究發現 | Key Findings】")  
print(f"1. 全國22縣市中, {len(gap_results['shortage_areas'])}個縣市資源不足")  
print(f"2. 平均老年人口比例: {desc_results['avg_aging_rate']:.2f}%")  
print(f"3. 全國長照據點總數: {desc_results['total_facilities']:.0f} 個")  
  
if len(hotspot_results["hotspots"]) > 0:  
    print(f"4. 識別出 {len(hotspot_results['hotspots'])} 個資源不足熱點區域")  
  
print("\n【二、資源不足熱點 | Resource Shortage Hotspots】")  
if len(hotspot_results["hotspots"]) > 0:  
    print("需優先關注的區域:")  
    for i, row in enumerate(hotspot_results["hotspots"].iterrows(), 1):
```

```

        city_data = row[1]
        print(f"    {i}. {city_data['縣市名稱']}")
        print(f"        - 老化率: {city_data['老年人口比例(%)']:.2f}%")
        print(f"        - 每千位高齡人口據點數: {city_data['每千位高齡人口據點數']:.2f}")
        print(f"        - 服務缺口: {city_data['服務缺口']:.0f} 個據點")
    else:
        print("無明顯資源不足熱點")

print("\n【三、政策建議 | Policy Recommendations】")

# 建議1: 優先設置據點的區域 | Priority areas for facility establishment
print("\n1. 優先設置長照據點的區域 (依優先順序):")
priority_top5 = hotspot_results["priority_ranking"].head(5)
for i, row in enumerate(priority_top5.iterrows(), 1):
    city_data = row[1]
    gap = df[df["縣市名稱"] == city_data["縣市名稱"]]["服務缺口"].values[0]
    if gap > 0:
        print(f"    {i}. {city_data['縣市名稱']} - 建議增設 {gap:.0f} 個據點")

# 建議2: 改善資源配置機制 | Improve resource allocation mechanism
print("\n2. 改善資源配置評估機制:")
print("    - 加入地理可近性指標 (考慮交通距離)")
print("    - 建立動態調整機制 (依人口變化調整)")
print("    - 強化偏鄉資源配置 (提高偏鄉配置標準)")

# 建議3: 配套措施 | Supporting measures
print("\n3. 建議配套措施:")
print("    - 偏鄉交通補貼: 提供長照交通接送服務")
print("    - 人力資源培訓: 增加長照專業人員")
print("    - 科技輔助: 導入遠距照護系統")
print("    - 跨域合作: 整合醫療與長照資源")

# 建議4: 未來研究方向 | Future research directions
print("\n4. 未來研究方向:")
print("    - 時間序列分析: 追蹤資源配置變化趨勢")
print("    - 服務品質評估: 納入使用者滿意度調查")
print("    - 成本效益分析: 評估資源配置效率")
print("    - 區域差異研究: 深入探討都市與偏鄉差異")

print("\n" + "=" * 80)
print("✓ 分析完成 | Analysis Completed")
print("=" * 80)

```

=====

=====
研究結論與政策建議

RESEARCH CONCLUSIONS AND POLICY RECOMMENDATIONS

=====

=====

【一、研究發現 | Key Findings】

1. 全國22縣市中，10個縣市資源不足
2. 平均老年人口比例：19.33%
3. 全國長照據點總數：26469 個
4. 識別出 6 個資源不足熱點區域

【二、資源不足熱點 | Resource Shortage Hotspots】

需優先關注的區域：

1. 台北市
 - 老化率：23.06%
 - 每千位高齡人口據點數：4.27
 - 服務缺口：1157 個據點
2. 基隆市
 - 老化率：21.26%
 - 每千位高齡人口據點數：4.32
 - 服務缺口：151 個據點
3. 雲林縣
 - 老化率：21.10%
 - 每千位高齡人口據點數：5.37
 - 服務缺口：127 個據點
4. 台南市
 - 老化率：19.59%
 - 每千位高齡人口據點數：5.33
 - 服務缺口：347 個據點
5. 苗栗縣
 - 老化率：19.55%
 - 每千位高齡人口據點數：5.65
 - 服務缺口：66 個據點
6. 彰化縣
 - 老化率：19.49%
 - 每千位高齡人口據點數：5.97
 - 服務缺口：76 個據點

【三、政策建議 | Policy Recommendations】

1. 優先設置長照據點的區域（依優先順序）：
 1. 台北市 - 建議增設 1157 個據點
 2. 金門縣 - 建議增設 165 個據點
 3. 基隆市 - 建議增設 151 個據點
 5. 雲林縣 - 建議增設 127 個據點
2. 改善資源配置評估機制：
 - 加入地理可近性指標（考慮交通距離）
 - 建立動態調整機制（依人口變化調整）
 - 強化偏鄉資源配置（提高偏鄉配置標準）
3. 建議配套措施：
 - 偏鄉交通補貼：提供長照交通接送服務
 - 人力資源培訓：增加長照專業人員

- 科技輔助：導入遠距照護系統
- 跨域合作：整合醫療與長照資源

4. 未來研究方向：

- 時間序列分析：追蹤資源配置變化趨勢
- 服務品質評估：納入使用者滿意度調查
- 成本效益分析：評估資源配置效率
- 區域差異研究：深入探討都市與偏鄉差異

=====

=====

✓ 分析完成 | Analysis Completed

=====

=====