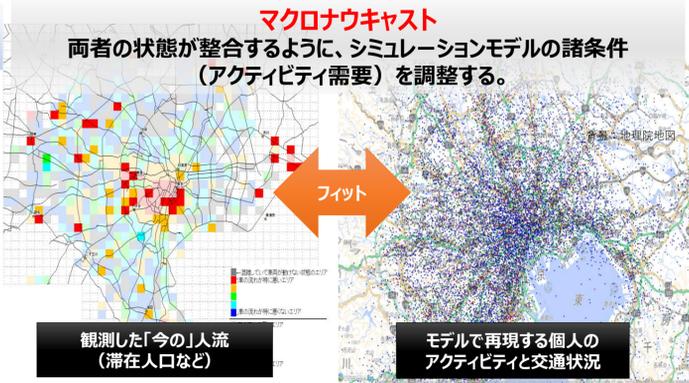


1. 背景と目的

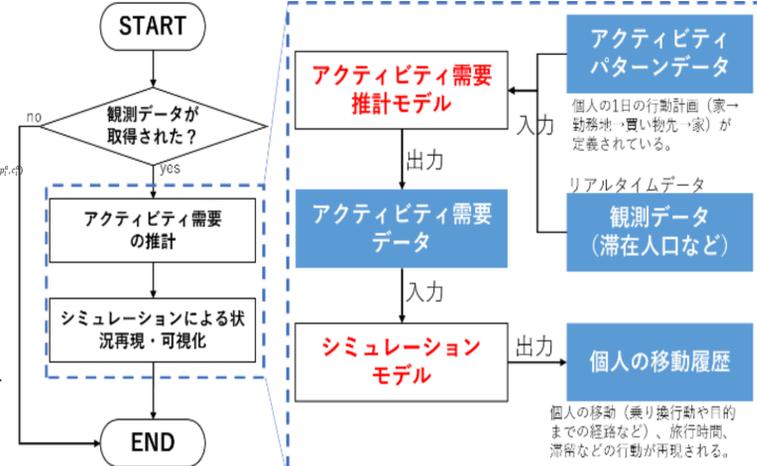
本研究は、都市・地域全体を対象として、直近時間帯における「滞在人口」等実測データに基づいて個人のアクティビティを再現するためのナウキャストモデルを構築することを目的とする。本研究においては、対象エリア内におけるトリップチェーンと滞在行動で構成されるアクティビティの総需要を未知変数として、ある時間帯・地域における滞在人口、道路・公共交通ネットワーク上の断面交通量などの観測値を制約条件として関係をエントロピーモデルで定式化し、アクティビティ需要の推計を行う手法を考案した。

本稿は、国立研究開発法人情報通信研究機構の「ウイルス等感染症対策に資する情報通信技術の研究開発 課題C アフターコロナ社会を形成するICT 副題：多様な都市活動を支援する予測情報共有型時空間リソース有効活用技術の研究開発」(222C02)で取り組んだ研究成果である。



2. マクロナウキャスト手法

アクティビティの定義とマクロナウキャスト処理



3. アクティビティ需要の推計モデル

本手法では、対象エリア内のアクティビティ総需要を未知変数として、ある時間帯・地域における滞在人口、交通ネットワーク上の断面交通量の観測値に一致させることを制約条件とし、エントロピー最大化法によりアクティビティ需要を逆推定する。

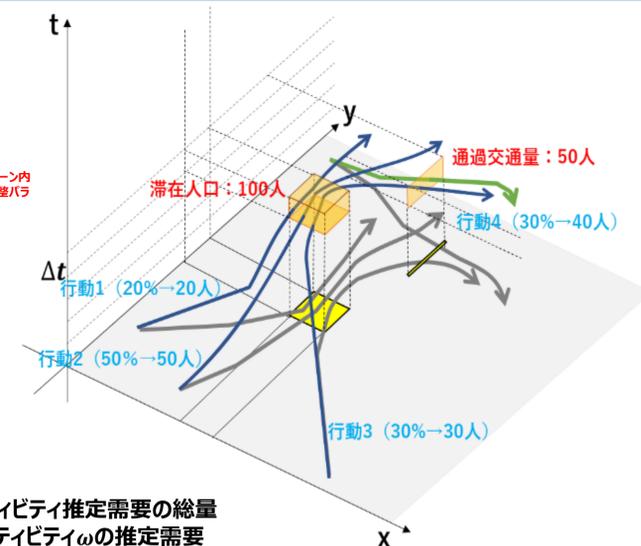
$$P = \left[\frac{q!}{\prod_{\omega} q_{\omega}!} \prod_{\omega} \left(\frac{\hat{q}_{\omega}}{\sum_{\omega} \hat{q}_{\omega}} \right)^{q_{\omega}} \right] \cdot \left[\frac{v!}{\prod_{a,h} v_a(h)!} \prod_{a,h} \left(\frac{\hat{v}_a(h)}{\sum_{a,h} \hat{v}_a(h)} \right)^{v_a(h)} \right]^{r1} \cdot \left[\frac{\sigma!}{\prod_{z,h} \sigma_z(h)!} \prod_{z,h} \left(\frac{\hat{\sigma}_z(h)}{\sum_{z,h} \hat{\sigma}_z(h)} \right)^{\sigma_a(h)} \right]^{r2} \dots(2)$$

ここで、

$$q = \sum_{\omega} q_{\omega} \dots(3)$$

$$v = \sum_{a,h} v_a(h) \dots(4)$$

$$\sigma = \sum_{z,h} \sigma_z(h) \dots(5)$$



q: アクティビティ推定需要の総量
 q_{ω} : アクティビティ ω の推定需要
 \hat{q}_{ω} : アクティビティ ω の先験需要
 v : 推定観測交通量の総量
 $v_a(h)$: 計測箇所a、時間帯hの推定観測交通量
 $\hat{v}_a(h)$: 計測箇所a、時間帯hの観測交通量
 σ : 推定観測滞人口の総量
 $\sigma_z(h)$: ゾーンz内、時間帯hの推定観測滞人口
 $\hat{\sigma}_z(h)$: ゾーンz内、時間帯hの観測滞人口
 $r1, r2$: 重み付けパラメータ

q_{ω} や \hat{q}_{ω} で定義されるアクティビティ ω は、あらかじめ各地点の時刻、位置、交通モードが用意されたもので、OD交通量のODと同様一つのパターンとして扱い、出発時刻等は推定対象としない。また \hat{q}_{ω} は先験需要であるが、マクロナウキャストを行う場合は、1期前に推定したアクティビティ需要に置き換えて当期のアクティビティ需要を推定する。一方、観測値で定義している時間帯hは、マクロナウキャストを行う現在から過去の時間帯であり、推定のために利用する直近の過去に取得された観測値を利用する目的で導入する。次にPについて対数関数を求め、スターリングの公式を適用することによって以下の式を得ることができる。

$$\log P \approx - \sum_{\omega} \{q_{\omega} \log q_{\omega} - 1\} + \sum_{\omega} q_{\omega} \log \hat{q}_{\omega} + \gamma_1 \left[- \sum_{a,h} \{v_a(h) \log v_a(h) - 1\} + \sum_{a,h} v_a(h) \log \hat{v}_a(h) \right] + \gamma_2 \left[- \sum_{z,h} \{\sigma_z(h) \log \sigma_z(h) - 1\} + \sum_{z,h} \sigma_z(h) \log \hat{\sigma}_z(h) \right] + cons. \dots(6)$$

ここで、上記の式を次の条件下で最大化することを考える。

$$v_a(h) = \sum_{\omega} p_{a\omega}(h) q_{\omega} \dots(7) \quad \sigma_z(h) = \sum_{\omega} p_{z\omega}(h) q_{\omega} \dots(8)$$

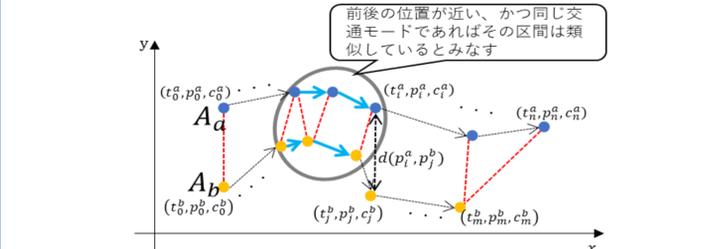
$p_{a\omega}(h)$: リンクaを時間帯hに通過するアクティビティ ω の選択確率
 $p_{z\omega}(h)$: ゾーンzで時間帯hに滞留するアクティビティ ω の選択確率

この問題はラグランジュの未定乗数法によって解を求めることができる。ラグランジュ関数Lは以下のように定義できる。

$$L = \log P + \sum_{a,h} \lambda_a(h) \left\{ v_a(h) - \sum_{\omega} p_{a\omega}(h) q_{\omega} \right\} + \sum_{z,h} \mu_z(h) \left\{ \sigma_z(h) - \sum_{\omega} p_{z\omega}(h) q_{\omega} \right\} \dots(9)$$

4. リアルタイム推計の課題と対応

リアルタイム推計においては、決められた更新頻度で計算が完了している必要があり、計算負荷を軽減する方策を検討する必要がある。本研究においては、アクティビティパターンをクラスタリング手法によって集約させ、集約したアクティビティから代表的な需要パターンを定義し、未知変数を少なくすることで計算負荷を低減させる。本研究では、クラスタリング手法適用時に類似した行動を評価する手法としてDynamic Time Warping (以下、DTW)を適用する。



アクティビティ A_a はn個の移動点を、 A_b はm個の移動点をもつと仮定した場合、それぞれの軌跡上のある2地点 s_i^a, s_j^b を直線で結ぶユークリッド距離は、 \mathbb{R}^2 上のxy座標 $x(s_i^a), y(s_i^a), x(s_j^b), y(s_j^b)$ に置き換えて以下のように計算できる。

$$d(s_i^a, s_j^b) = \sqrt{(x(s_i^a) - x(s_j^b))^2 + (y(s_i^a) - y(s_j^b))^2} \dots(20)$$

なお、Lで導入した $\lambda_a(h)$ および $\mu_z(h)$ はラグランジュ乗数である。ここで、一階導関数が満たすべき最適条件 (Karush-Kuhn-Tacker条件) は、以下の通りとなる。

$$\frac{\partial L}{\partial q_{\omega}} = - \log q_{\omega} + \log \hat{q}_{\omega} - \sum_{a,h} \lambda_a(h) p_{a\omega}(h) - \sum_{z,h} \mu_z(h) p_{z\omega}(h) = 0 \dots(10)$$

$$\frac{\partial L}{\partial v_a(h)} = - \gamma_1 \log v_a(h) + \gamma_1 \log \hat{v}_a(h) + \lambda_a(h) = 0 \dots(11)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \sigma_z(h)} = - \gamma_2 \log \sigma_z(h) + \gamma_2 \log \hat{\sigma}_z(h) + \mu_z(h) = 0 \dots(12)$$

さらに $-\lambda_a(h)$ と $-\mu_z(h)$ から以下の式をおくことで、アクティビティ ω の推定需要 \hat{q}_{ω} 、観測箇所aの推定観測交通量 $\hat{v}_a(h)$ 、ゾーンzの推定観測滞人口 $\hat{\sigma}_z(h)$ は $X_a(h)$ と $Y_z(h)$ の関数にすることができる。

$$X_a(h) = \exp[-\lambda_a(h)] \dots(13) \quad Y_z(h) = \exp[-\mu_z(h)] \dots(14)$$

よって、

$$\hat{q}_{\omega} = \hat{q}_{\omega} \cdot \prod_{a,h} X_a(h)^{p_{a\omega}(h)} \cdot \prod_{z,h} Y_z(h)^{p_{z\omega}(h)} \dots(15)$$

$$\hat{v}_a(h) = \hat{v}_a(h) X_a(h)^{-\frac{1}{\gamma_1}} \dots(16) \quad \hat{\sigma}_z(h) = \hat{\sigma}_z(h) Y_z(h)^{-\frac{1}{\gamma_2}} \dots(17)$$

$X_a(h)$ および $Y_z(h)$ は、式(15)と式(16)を式(7)に、式(15)と式(17)を式(8)に代入して次の式を解くことで得られる。

$$\hat{v}_a(h) X_a(h)^{-\frac{1}{\gamma_1}} = \sum_{\omega} p_{a\omega}(h) \cdot \hat{q}_{\omega} \prod_{a,h} X_a(h)^{p_{a\omega}(h)} \cdot \prod_{z,h} Y_z(h)^{p_{z\omega}(h)} \dots(18)$$

$$\hat{\sigma}_z(h) Y_z(h)^{-\frac{1}{\gamma_2}} = \sum_{\omega} p_{z\omega}(h) \cdot \hat{q}_{\omega} \prod_{a,h} X_a(h)^{p_{a\omega}(h)} \cdot \prod_{z,h} Y_z(h)^{p_{z\omega}(h)} \dots(19)$$

以上の非線形連立方程式を解き、 $X_a(h)$ および $Y_z(h)$ を式(15)に代入することでアクティビティ需要 \hat{q}_{ω} を求めることができる。プログラム実装においては、未知変数が多い場合、非線形連立方程式を解くための膨大な計算リソースが必要になるため、近似解として $X_a(h)$ および $Y_z(h)$ を探索する手法を採用することも考えられる。

ここで、制約条件を加えた2地点間の距離 $d'(s_i^a, s_j^b)$ は以下の通りとする。ここで導入した τ は、比較する2地点間の時間差をどの程度許容するかを判定するパラメータである。

$$d'(s_i^a, s_j^b) = \begin{cases} d(s_i^a, s_j^b) & \text{if } c_{i-1}^a = c_{j-1}^b \\ & \text{and } |t_i^a - t_j^b| \leq \tau \end{cases} \dots(21)$$

∞ otherwise

アクティビティ A_a, A_b 間のDTW距離 $D(A_a, A_b)$ は、動的線形計画法を基に以下のように計算ができる。

$$D(A_a, A_b) = f(n, m) \dots(22)$$

$$f(i, j) = d'(s_i^a, s_j^b) + \min \begin{cases} f(i-1, j-1), \\ f(i-1, j), \\ f(i, j-1) \end{cases} \dots(23)$$

$$1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m, f(0,0) = 0, f(i,0) = f(0,j) = \infty$$

$f(n, m)$ は各地点間のコストを格納する $n \times m$ の表を示し、最小コストのWarping Pathを探索する際に利用される。なお、計算の過程で $f(i-1, j-1) = f(i-1, j) = f(i, j-1) = \infty$ となる場合は、比較したアクティビティはお互いに集約できないと判断される。以上の処理から計算されるDTW距離を類似性の評価指標として、階層型クラスタリング処理でアクティビティパターンを集約する。