

深層学習を用いたD2Dキャッシュ制御方式

1. 研究背景

- モバイル端末の急速な普及による、移動端末で動画を視聴する形態の一般化
- ⇒ネットワークトラフィック量の増加
- ⇒セルラネットワーク(CN: cellular network)にかかる負荷の増加



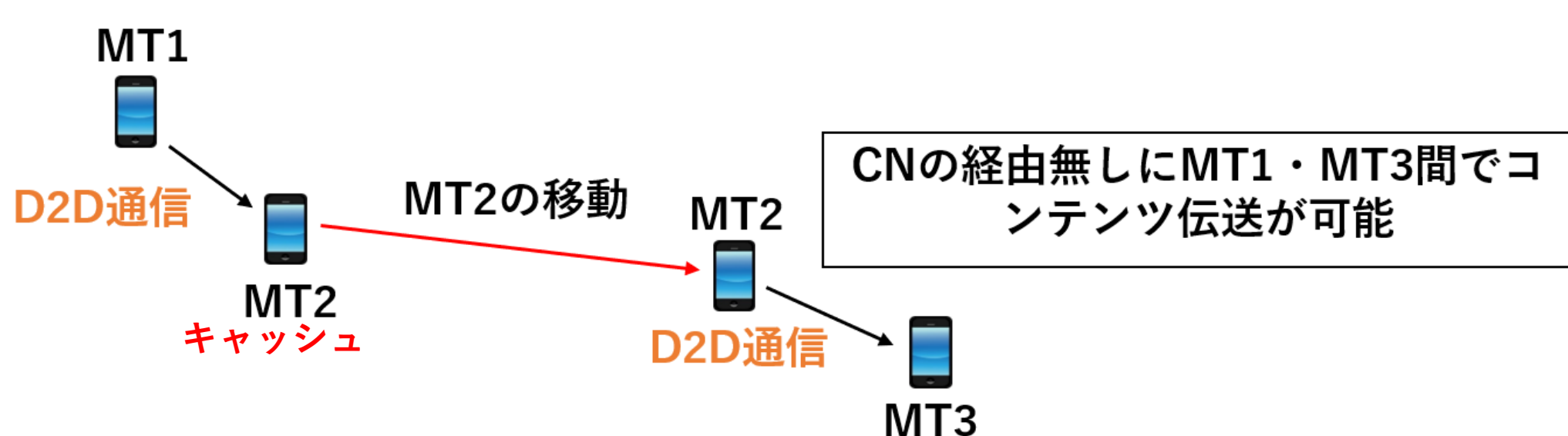
- コンテンツのストリーミング配信の遅延増大
- ネットワーク回線の逼迫
- ⇒D2Dキャッシュ配信



2. D2Dキャッシュ配信

D2D通信: CNを経由せずモバイル端末間で直接通信することで情報を伝達

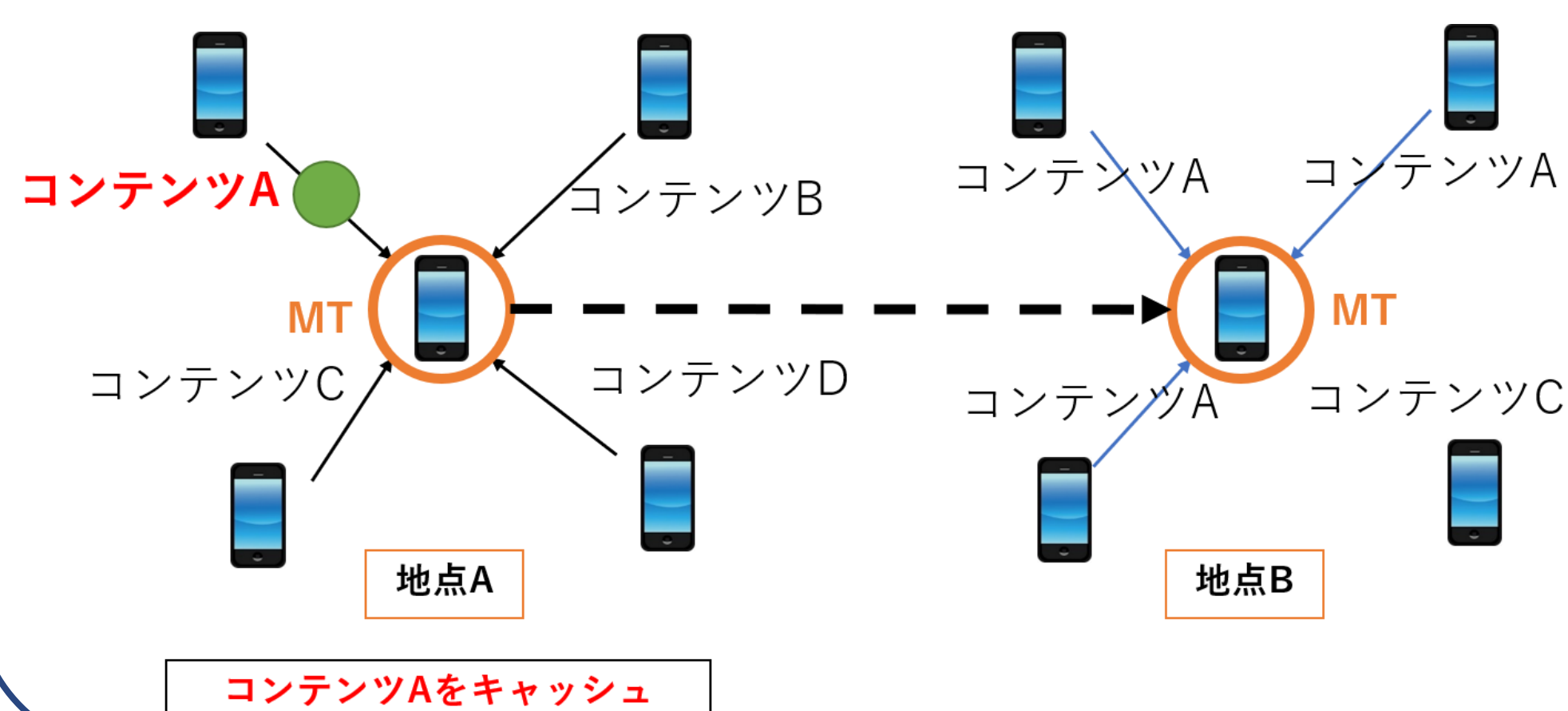
- ①移動端末(MT: mobile terminal)でコンテンツをキャッシュ
- ②MTの移動先で他のMTにD2D通信でコンテンツを配信
- ⇒MTをコンテンツの中継ノードとして、MTの移動をコンテンツの伝送に活用



3. D2Dキャッシュ配信における課題

どのコンテンツをキャッシュすべきか

- MTのキャッシュ容量は有限
- ⇒MTの移動先で需要の高いコンテンツをキャッシュ



4. 提案方式

本研究のアプローチ

- 深層学習(LSTM)を用いてMTの移動経路上のコンテンツの需要を推定
- 移動経路上で高い重要が見込めるコンテンツを優先的にキャッシュ

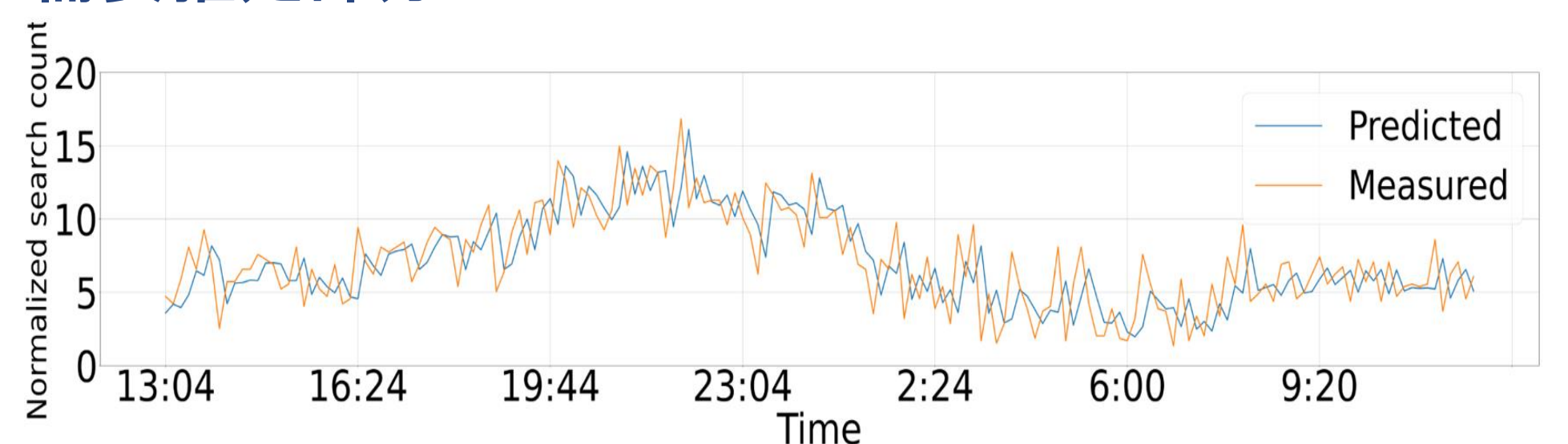
深層学習を用いたコンテンツの需要推定

再帰型ニューラルネットワーク(RNN: recurrent neural network): 深層学習のアルゴリズムの一つで時系列データの予測に活用

- ①各都市の各TS (time slot)において発生した各コンテンツの要求数を測定
⇒地域ごとのコンテンツ要求数の時系列データセットを作成
- ②RNNの一種である時系列データの学習に優れた**LSTM**を用いて作成したデータセットを学習
⇒各都市cのタイムスロットtにおけるコンテンツmの要求発生数 $x_{c,m}(t)$ を推定(推定値: $\tilde{x}_{c,m}(t)$)

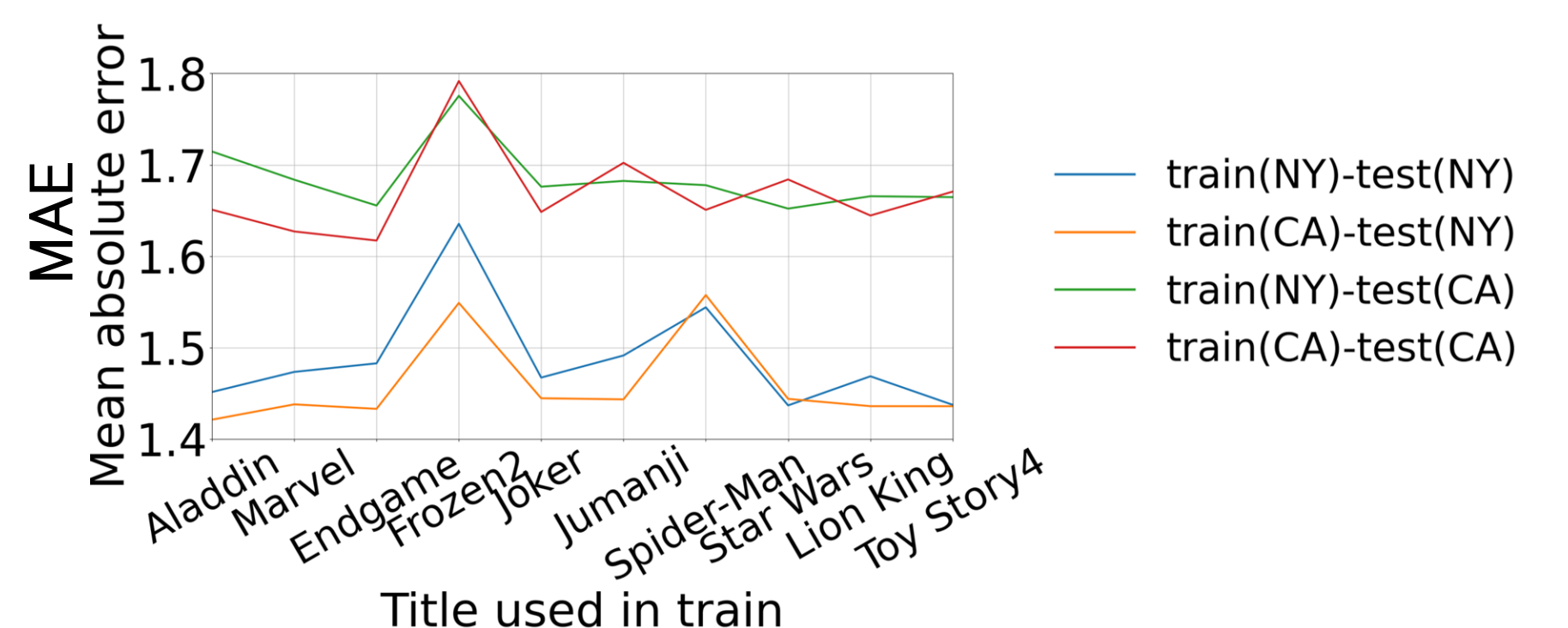
5. 性能評価

需要推定部分



- Google Trendsで取得した各映画名の検索回数を使用
- NYのある地点におけるAladdinで作成したデータセットに対し、LSTMを適用した時の各TSの予測値と実測値
- 各TSの予測値と実測値には数回程度の誤差が散見されるものの、おおよその人気傾向は把握
→提案方式の需要推定部分の有効性を確認

学習モデルの汎用性



- CAおよびNYの各映画で構築した学習モデルに対し、CAおよびNYの各映画テストデータを与えた時のMAEを算出
- 1つの学習モデルに対して与えるテストデータを10タイトル分変化させた時のMAEのタイトル毎の平均値
- 異なる場所で適用してもMAEを0.05以下に抑制

6. 今後の方針

- 今回得られた予測値を元に、MTが予測需要が大きなコンテンツを優先的に残すキャッシュ制御の効果を分析