

滞在時間を用いてユーザの好みの場所を予測する位置情報ゲーム Location Based Game A User's Favorite Place Prediction Using Stay Time

千葉 慧†
Satoshi Chiba

レー ハイ バン†
Bang Hai Le

ターオンマット ラック†
Ruck Thawonmas

1. はじめに

位置情報ゲーム[1]とは位置の情報を用いたゲームの総称である。ゲームの内容は様々なものがあるが、今回実装したゲームは1枚のヒントとなる写真を見て、ヒントから写真の場所を探し、その場所に行くというものである。しかし、問題とする写真をランダムにしてしまうとユーザにとって全く興味のない写真が連続して出題されてしまう可能性があり、遊ぶユーザの興味が失せてしまう。そこで遊ぶユーザの好みの場所を予測し、その場所の写真を優先して問題にすることで、ユーザに楽しんでゲームを遊んでもらおうと考えた。

2. 興味度の予測

今回ユーザの好みの場所を予測する手法として Fabian Bohnert らの予測モデル[2]を使用することにした。このモデルの良い所はユーザの事前情報を必要としないことであり、滞在した場所の時間さえわかれば興味のある場所を予測することができるのである。

A. 滞在時間から興味度を推定する式

$$RI_{ui} = \frac{T_{ui}}{T_{u\bullet}} - \frac{1}{n_{\bullet i}} \sum_{v \in U} n_{vi} \frac{T_{vi}}{T_{v\bullet}} \quad (1)$$

この式の変数を以下に示す。

- T_{ui} : ユーザ u がコンテンツ i に滞在した時間
- $T_{u\bullet}$: ユーザ u の平均滞在時間
- $n_{\bullet i}$: コンテンツ i に滞在したユーザ数
- U : ユーザの集合

$$n_{vi} = \begin{cases} 1 & : \text{ユーザ } v \text{ がコンテンツ } i \text{ に滞在した場合} \\ 0 & : \text{それ以外} \end{cases}$$

この式はユーザは好きな場所には長時間滞在するという仮定を基に作られており、長く滞在すれば興味度が高くなるようになっている。まず、滞在時間をユーザの平均滞在時間で割り、その後、場所ごとの平均滞在時間で割ったもので引いている。しかし、私はユーザと場所の平均滞在時間は同時に計算するべきだと考える。そこで、提案式(2)を新たに作成した。

B. 提案するモデル

$$RI_{ui} = \frac{T_{ui} T_{ui}}{T_{u\bullet} T_{\bullet i}} - \frac{1}{n_{\bullet i}} \sum_{v \in U} n_{vi} \frac{T_{vi} T_{vi}}{T_{v\bullet} T_{\bullet i}} \quad (2)$$

この式では式(1)で使用されていた変数以外に、 $T_{\bullet i}$ という変数を使用している。これは場所 i に訪れたユーザの滞在時間の平均を表しており、この変数を使用し、数式を改変することで先程述べた問題を解決できる。

C. ユーザ同士の類似度

Fabian Bohnert らは滞在時間から得られた興味度からユーザ同士の類似度を計算する際にピアソン相関係数(式 3)を用いている。そこで、本研究でもユーザ同士の類似度の計算はピアソン相関係数を用いることにする。

$$w_{u,v} = \frac{\sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{v \in U} (r_{v,i} - \bar{r}_v)^2}} \quad (3)$$

この式の変数を以下に示す。

- $r_{u,i}$: ユーザ u の研究室の i に対する興味度
 - \bar{r}_u : ユーザ u が行った研究室の興味度の平均
- ピアソン相関係数とはユーザ u と v がどれほどの類似性を持っているのかを調べるものであり、値の範囲は-1 から 1 である。

D. 未訪問の場所の興味度の推定

(式 3)から得られた類似度を重みとして加重平均(式 4)を行う。

$$m_i = \frac{w_1 R_1 + w_2 R_2 \cdots + w_n R_n}{w_1 + w_2 \cdots + w_n} \quad (4)$$

この式の変数を以下に示す。

- w_n : ユーザ n と知りたいユーザの類似度
- R_n : ユーザ n の場所 i に対する興味度

加重平均を行うことで、未訪問の場所に対する興味度を推定することができるようになった。しかし、このまま計算を行ってしまうと、全く興味の無い場所と全く類似していないユーザの積の結果が高評価となってしまふ。そこで、ピアソン相関係数の値が-1 から 1 であることを利用して、正規化(式 5)しようと考えた。

$$W_{u,v} = \frac{w_{u,v} + 1}{2} \quad (5)$$

予めピアソン相関係数で得られた類似度の値の範囲を 0 から 1 に正規化しておくことで、先程述べた問題を解決し、かつ興味度を推定できるようになる。

3. シミュレーション

提案したモデルが既存のモデルよりも良い結果が得られるかどうかを確認するためにシミュレーションを作成した。このシミュレーションでは、まず 12 個の場所と場所ごとの基本滞在時間を設定する。

PlaceID	1	2	3	4	5	6
Time	50	60	70	80	90	100
PlaceID	7	8	9	10	11	12
Time	110	120	140	160	180	200

表 1: 場所と基本滞在時間

次にユーザを 100 人生成し、12 個の場所にランダムで好みを持たせる。そして、好みの順番毎に基本滞在時間を増減させる。

Ranking	1	2	3	4	5	6
Time	+25	+20	+15	+10	+5	0
Ranking	7	8	9	10	11	12
Time	0	-5	-10	-15	-20	-25

表 2: 好みの順番毎の滞在時間の増減

このシミュレーションによって得られた 100 人分の滞在時間のデータを全て隠しておき、全体の 1% だけを公開し、既存のモデルと提案したモデルに当てはめ、得られた興味度の大きさ毎に好みの順位を導き出し、ケンドールの順位相関係数[3]を用いて、モデルの順位結果とユーザの好みの順位との相関を計算し、計算し終わると更に 1% のデータを公開して、今までの作業を繰り返す。この作業を 100% になるまで繰り返し、その結果をグラフにしたところ、図 2 のようになった。

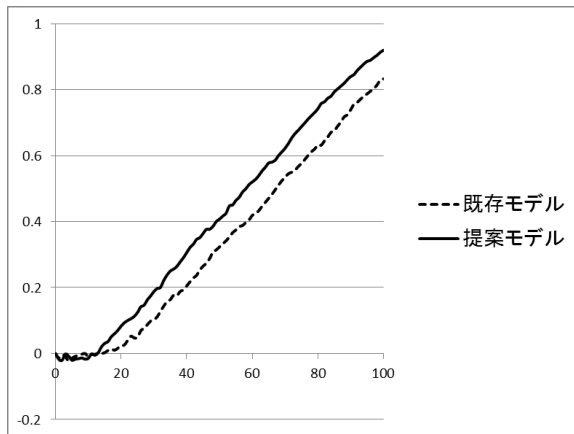


図 2: シミュレーションの結果

図 2 を見ると、提案モデルの方が、相関値が高いことがわかる。また、T 検定を行ったところ、有意水準 5% を下回り、有意差も見られることがわかった。この結果から、実世界で実験を行っても、提案モデルの方が、相関が高くなる可能性があることがわかる。

4. 作成した位置情報ゲーム

今回作成した位置情報ゲームは本大学の様々な研究室の特徴を表した写真の場所を探してもらい、入った研究室が正しいかどうかというものである。そのためユーザが移動しながら遊べるように携帯端末で開発を行った。クイズ画面は図 3 のようになっており、画面に複数枚の画像が表示される。これらの画像は各研究室の特徴を表した画像であり、サイズの大きい画像はユーザが興味を持っていると予測した画像である。ユーザはその中から 1 枚を選択してその画像と関連のある研究室を探し、その場所に向かうというものである。



図 3: 位置情報ゲーム画面

5. 実験

実際にこの位置情報ゲームを実装した端末をユーザに渡し、ユーザに遊んでもらい、遊び終わったユーザにアンケートとして興味を持った研究室の順位を答えてもらった。実験に参加したユーザは本学 1 回生であり、実験に参加したユーザは全員で 29 名であり、そこから真面目にゲームを遊んでもらった 13 名のユーザのデータを抽出した。最後にアンケートの順位と興味度の予測結果の順位を比較し、どれ程の類似性があったかを確認する。類似度の確認方法としては、ケンドールの順位相関係数を用いて判断した。また、提案モデルの比較手法として Fabian Bohner らの既存モデルを使用した。実験を行ったところ図 4 の様な結果となった。

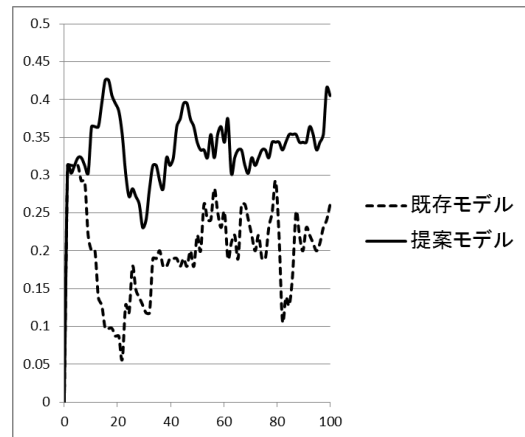


図 4: 実験の結果

6. 終わりに

実験を行った結果、提案モデルの方がアンケートとの相関が高く、既存モデルよりも高い精度で予測できていることがわかる。このことから提案したモデルの方が既存手法よりも優れており、既存のモデルを使用したシステムよりも有用性があると言える。しかし、このモデルをそのまま多くのユーザとアイテムが存在するシステムに実装してしまうと、計算量が多くなってしまふ。そこで、今後の目標としては Matrix Factorization[4]の手法を今回のモデル用に改変し、組み合わせることで、計算量を減らし、多量のデータが存在するシステムでも動作しやすくしていく予定である。

参考文献

- [1] S. J. Frazier, A. Newnan, R. Maheswaran, Y. H. Chang, and F. Frangouides, "TEAM-IT: Location-Based Gaming in Real and Virtual Environments." Proc. of the Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment, pp. 142-147, 2012.
- [2] F. Bohner, I. Zukerman, S. Berkovsky, T. Baldwin, and L. Sonenberg, "Using Interest and Transition Models to Predict Visitor Locations in Museums," AI Communications, vol. 21, no. 2-3, pp. 195-202, 2008.
- [3] Kendall, M, "A New Measure of Rank Correlation." Biometrika Volume 30, Issue 1-2, pp. 81-93, 1938.
- [4] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, "Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems," Computer, vol. 42, no. 8, pp. 30-37, 2009.