

空間を考慮した最近隣法による渋滞予測システムの開発

村 木 雄 二^{†1} 高 野 大 輔^{†2}

近年、さまざまな手法で交通渋滞の予測が行われている。本研究プロジェクトでは、時系列データ予測手法の1つである最近隣法を用いて渋滞予測システムを開発した。本システムでは、実際の道路交通情報（VICS データ）を予測対象とし、カーナビ用のデジタル道路地図上に予測結果を出力する。本システムに採用した最近隣法は、データの値の差のみからパターン間の距離を求める通常の最近隣法を拡張し、周辺リンクの情報および時刻類似度を距離の計算に考慮した手法である。実際の VICS データを対象とした評価実験から、拡張した最近隣法の有効性を確認した。本稿では、実装したシステムの操作方法や実行例についても紹介する。

Development of Traffic Prediction System Based on Nearest Neighbor Method Considering Information of Connected Road

YUJI MURAKI^{†1} and DAISUKE TAKANO^{†2}

We have developed traffic prediction system for car navigation. Our system predicts traffic data by nearest neighbor method. Using data of digital map database that is widely used for car navigation systems enables the system to utilize information of connected roads. Experiments using actual traffic data indicate that the method used in our system is more effective than the conventional method. In this report, we describe these experimental results and introduce the functions of our system.

1. はじめに

国内における渋滞の損失は年間約 12 兆円にのぼり、東京都に限っていうと道路 1km あたり年間約 4 億 3,500 万円の損失にもなる⁷⁾。また、渋滞による環境負荷も深刻で、走行速度が 1/4 になると環境への負荷が 2 倍になるといわれている。近年では、渋滞回避のための交通情報が提供されているが、時々刻々と変化する道路状況において、数十分先や数時間先に起こりうる渋滞は、必ずしも現在の情報のみで迂回できるわけではない。このため、将来起こりうる渋滞を予測するための様々な研究が行われている。

交通量予測手法の一つに最近隣法がある。この手法は、現在と直近数点のデータの時系列パターンを過去データと照合し、現在の状況と近いパターンに続くデータを予測値として利用する手法である。従来の最近隣法による予測では、予測対象となるリンクの過去データのみを用いており、渋滞の発生・解消の予測に有効と考えられる周辺の道路の交通状況が考慮されていない。

本研究プロジェクトでは、予測した渋滞情報をカーナビの経路探索へ利用することを目的に、最近隣法を用いた渋滞予測システムを開発した。本システムは、実際にカーナビなどに配信される道路交通情報である VICS 情報を予測対象とし、カーナビ用のデジタル道路地図上に予測結果を出力する。また、最近隣法のパターン照合に周辺の道路の交通状況を考慮することで、予測精度の向上を図った。

以下では、まず交通量予測の現状について述べ、次に開発した渋滞予測システムについて、改良した最近隣法の距離関数を中心に説明し、最後に箱崎周辺のリンクを対象に行った予測性能の評価実験と、実装したシステムの操作方法・実行例を示す。

2. 交通量予測の現状

2.1 基礎事項、関連技術

● VICS

VICS (Vehicle Information and Communication System) とは、VICS センターで編集、処理された渋滞や規制情報などの道路交通情報を、カーナビなどの車載機にリアルタイムに送信するシステムである。日本の ITS (Intelligent Transportation System) では、1996 年から VICS 情報として日本全国の主要道路に設置された 20,000

^{†1} 筑波大学大学院システム情報工学研究科

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

^{†2} 筑波大学 第三学群 情報学類

College of Information Sciences, University of Tsukuba

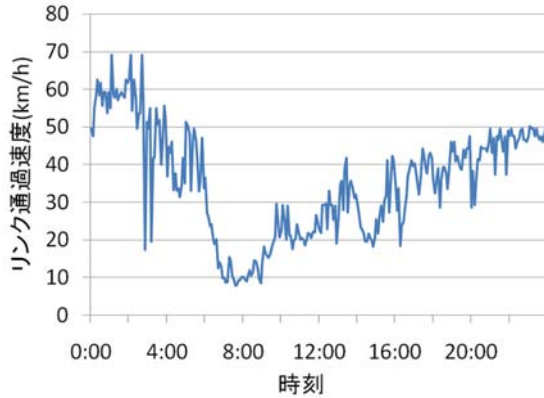


図 1 VICS データの例

個以上の交通計測器によって 5 分ごとに収集された旅行時間情報を提供している²⁾。VICS データの例を 図 1 に示す。この図は、旅行時間情報として与えられる VICS 情報を速度に変換したデータを示している。

● ナビ研 S 規格

ナビ研 S 規格とは、IT ナビゲーションシステム研究会で開発・設定したナビゲーションシステム用データベース CD-ROM の統一フォーマットである⁸⁾。このデータベースでは、道路網の情報がおもに交差点を表す「ノード」とそれらを結ぶ「リンク」の形式で表現されている。各リンクはそれぞれが表す道路のリンク長や車線数、道路種別、制限速度などの情報をもつ。

● 最近隣法

本システムでの交通量予測の基礎となる最近隣法 (k-Nearest Neighbor: k-NN) は、パターン認識や、クラスター分析、株価の予測など多くの分野で利用されている手法である¹⁰⁾。k-NN を時系列の予測に用いるときには、現在の時系列パターンの類似パターンを過去の蓄積データより検索し、その検索された類似パターンに基づき予測値を生成する。予測に使用する k-NN の具体的な手順を以下に示す。

予測対象の時系列データを以下のように定義する。

$$X = (x(1), x(2), \dots, x(t_{past}), \dots, x(t_{now})) \quad (1)$$

t_{now} : 現時点を指すインデックス

t_{past} : 過去を指すインデックス

ここで、現時点でのパターン $x^p(t_{now})$ (パターン長は l) と過去のある一時点のパターン $x^p(t_{past})$ を以下のように表す。

$$\begin{aligned} x^p(t_{now}) &= (x(t_{now} - l + 1), \\ &\quad x(t_{now} - l + 2), \dots, x(t_{now})) \end{aligned} \quad (2)$$

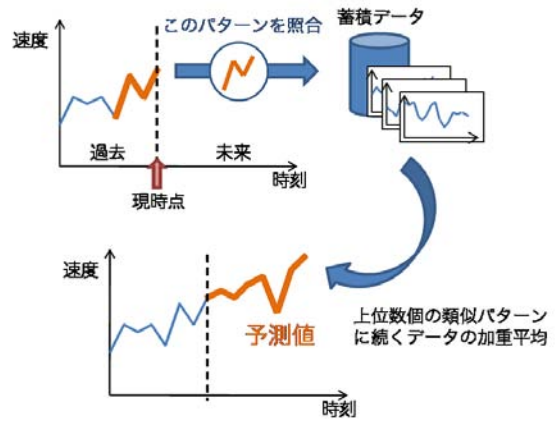


図 2 最近隣法のイメージ

$$\begin{aligned} x^p(t_{past}) &= (x(t_{past} - l + 1), \\ &\quad x(t_{past} - l + 2), \dots, x(t_{past})) \end{aligned} \quad (3)$$

$x^p(t_{now})$ と $x^p(t_{past})$ との間の距離を表す関数を $d(t_{now}, t_{past})$ と定義する (一般にはユークリッド距離を使用)。 T ステップ先のデータ $x(t_{now} + T)$ を予測することを考える。パターン照合の幅 l を考えると、 t_{past} の範囲は、 $l + 1 \leq t_{past} \leq i - p$ 距離関数によって得られたパターン間の非類似度を

$$f(t_{now}, t_{past}) = d(x^p(t_{now}), x^p(t_{past})) \quad (4)$$

としたとき、 $f(t_{now}, t_{past})$ を $t_{past} = l + 1 \sim i - p$ の範囲で求め、式 (5) のように表す。

$$A = (f(t_{now}, l + 1), f(t_{now}, l + 2), \dots, f(t_{now}, t_{now} - T)) \quad (5)$$

このうちの最も値の小さいもの上位 k 個に対して、そのインデックスを c_1, \dots, c_k としたとき、予測値 $x(t_{now} + T)$ は式 (6) のように類似度に応じた加重平均をとることにより求められる。

$$x(t_{now} + T) = \sum_{i=1}^k w_i(t_{now}) x(c_i + T) \quad (6)$$

ここで、 $w_i(t_{now})$ はパターンの類似度に応じた重みで、式 (7) により表される。

$$w_i(t_{now}) = \frac{f(t_{now}, c_i)}{\sum_{j=1}^k f(t_{now}, c_j)} \quad (7)$$

この手法を視覚的に表したものを 図 2 に示す。

● ファジィ c-means 法による交通量の補間

VICS の旅行時間情報は、計測器の設置されている道路 (VICS リンク) のみに限定された情報である。予測した交通量情報を利用した経路探索を行う場合、VICS 情報の得られないリンクについて、交通量の補間を行う必要がある。

古川らは、ファジィクラスターリング手法の一種であるファジィ c-means 法 (以下、FCM 法) を

利用した交通量補間の研究を行った⁴⁾。また、市場らは古川らの手法について、交通量補間誤差の小さくなるパラメータを遺伝的アルゴリズムにより進化的に獲得する研究を行った⁵⁾。

2.2 交通量予測の現状

一般に交通量の予測には、現時点や過去のデータに基づいた統計的処理により予測を行う統計的予測手法が用いられることが多い。統計的予測手法の中でも、現時点での交通状況を利用しないものを「オフライン予測」、利用するものを「オンライン予測」と呼ぶ。オフライン予測では、季節や曜日・時刻などの要因から平均的な値をあらかじめ算出しておき、それを予測値として使用する。オンライン予測は、現時点までの交通状況から将来の交通量の変化を予測する。

VICS 情報を対象としたオフライン予測手法の例として、特徴空間予測手法⁶⁾がある。一般に、オフライン予測では、現在の情報を利用しないため、通常渋滞が発生しない時間帯において渋滞が発生した場合や、同じ曜日でも日により渋滞が発生する時間が変化するような道路では予測精度が低くなるという欠点がある。

オンライン予測の代表的手法として、最近隣法を利用した手法がある。最近隣法による交通量予測手法の中で、VICS 情報を対象としている例を以下に示す。

(1) 舟橋らの手法³⁾

この手法では、1 つのボトルネックリンクと、それに起因する渋滞の影響を受けるリンクを抽出してグループ化し類似性の判定を行っている。また、この手法は一般的に使われる k -NN の $k = 1$ の場合である。この研究では、東京都西東京市内の青梅街道の一部分における VICS 情報を対象としている。

(2) Bajwa らの手法¹⁾

首都高速道路の一つのルートについての VICS 情報のパターンを対象として、最近隣法による予測を行っている。最近隣法のパターン長、パターン間の類似度計算時の重み、検索データの時間の範囲、採用数という 4 つのパラメータについて、遺伝的アルゴリズムを用いた最適化を行っている。

(3) 塚原らの手法⁹⁾

この手法は、VICS 情報が 24 時間サイクルで変化するという性質を利用し、最近隣法の距離関数に時刻類似度を導入した手法である。この研究では、東京都内を対象に VICS データの広域な予測を行っている。

(1) の手法は、ボトルネックリンクを中心とする特殊な地点を対象とした予測であるため、経路探索に利用するための広域な予測を行うことができない。(2) の手法は、データのパターンをルートごとに定義するため、あらかじめ経路探索をしてから予測を行う必要がある。このため、リンクごとの予測結果を利用した経路探索を行うことができない。(3) の手法は、時刻類似度の適用により、通常の最近隣法より高精度の予

測が可能となっている。一般に、渋滞は下流のリンクから上流のリンクへ伝わるため、隣接するリンクの情報は渋滞発生・解消の予測に有用な情報を含んでいると考えられる。しかし、(3) の手法では、予測対象リンクのデータのみで予測を行っており、周辺リンクの情報が考慮されていない。

2.3 本システムの特徴

本システムでは、5 分間隔で与えられる VICS 旅行時間を速度データに変換して予測を行う。予測には、パターン間の類似度の計算に周辺リンクの情報を考慮した最近隣法を用いる。本システムは、カーナビの予測経路探索への利用を前提としているため、広域の交通量予測を行い、VICS 情報のないリンクについては FCM 法で補間を行う。また、カーナビ用の地図データを利用することで以下のことが可能となった。

- リンクの接続関係の情報を利用した交通量予測
- 地図画面上での始点・終点の設定操作や、予測結果の視覚的な表示

3. 渋滞予測システム

3.1 設計方針とシステム構成

本システムは、カーナビで予測経路探索を行うための交通渋滞予測を目的としている。これを実現するためには、VICS 情報のないリンクも含めた広域な交通量予測を行うことが必要となる。また、経路探索へ利用するためには、予測精度の向上も重要となる。これらの要求事項から、本システムでは、広域の地図情報として、ナビ研 S 規格に準拠した市販のカーナビ用 CD-ROM のデータを用い、地図データに含まれるリンクの接続情報を利用することで、予測精度の向上を図る。

本システムは表 1 に示す 6 つの要素で構成される。本システムの構成図を図 3 に示す。また、ルート予測機能と渋滞予測地図作成機能のアルゴリズムをそれぞれ図 4、図 5 に示す。

3.2 最近隣法の改良

3.2.1 周辺リンクの定義

予測対象リンクの周辺リンクを以下の 3 つの条件を満たすリンクとして定義する。

- (1) 予測対象リンクに接続している
- (2) 予測対象リンクと一般道、首都高の分類が一致している
- (3) 予測対象リンクの 1 年間の交通量データとの相関係数が 0.7 以上である

ここで、2 つのリンクの交通量データの相関係数が高ければ（強い相関があれば）、一方のリンクが混雑しているとき、もう一方のリンクも混雑している場合が多いことを示す。

3.2.2 周辺リンクの情報を考慮した最近隣法

予測対象リンクと強い相関があるリンクの交通量

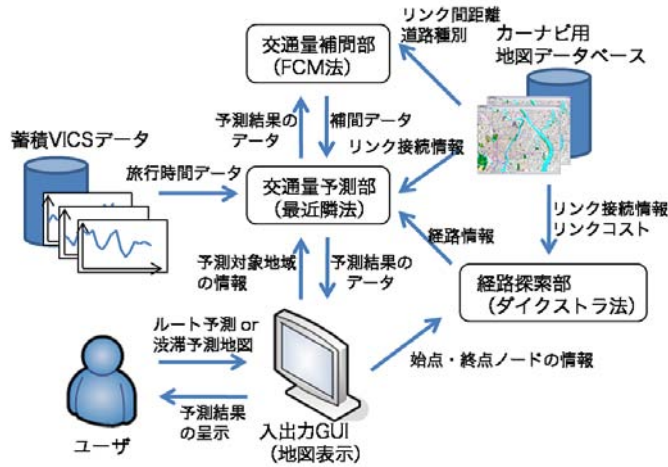


図 3 システムの構成図

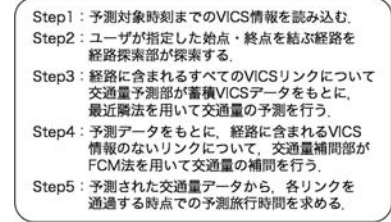


図 4 ルート旅行時間予測の流れ

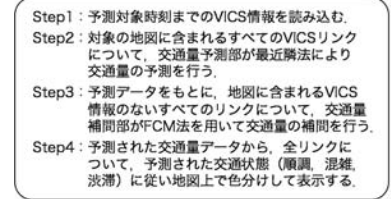


図 5 渋滞予測地図作成の流れ

表 1 システムの構成要素

入出力 GUI	ユーザの操作により、ルート旅行時間予測機能または、渋滞予測地図作成機能を実行する。予測結果を地図上のリンクの色分けやグラフで表示する。ルート予測の場合、始点・終点の設定を行う。
地図データベース	地図の描画や予測に必要な道路ネットワークの情報を保持する。
蓄積 VICS データ	予測に利用する各リンクの過去の旅行時間データを保持する。
交通量予測部	蓄積された VICS データを検索対象として、最近隣法による予測を行う。
経路探索部	各リンクの標準旅行時間をコストとして、指定された始点ノードから終点ノードまでのコスト (旅行時間) 最小の経路をダイクストラ法で求める。
交通量補間部	VICS 情報のないリンクについて、FCM 法による交通量の補間を行う。

データを、最近隣法のパターン間の距離の計算に導入することで、現時点での交通状況をより正確に同定できると考えられる。通常の最近隣法の距離関数 (パターン間の非類似度を求める関数) を拡張し、周辺リンクの情報を考慮した距離関数 f_1 を式 (8) に示す。ここで、パターン間の距離の計算には、一般にユークリッド距離が用いられるが、先行研究から、VICS データの予測ではマンハッタン距離を用いる方が、予測精度が高くなることがわかっている。このため、本システムでもパターン間の距離の計算にはマンハッタン距離を採用している。

$$f_1 = d(x_{target}^p(t_{now}), x_{target}^p(t_{past})) + \sum_{i=1}^{n_{neighbor}} d(x_{neighbor(i)}^p(t_{now}), x_{neighbor(i)}^p(t_{past})) \quad (8)$$

$target$: 予測対象リンク

$n_{neighbor}$: 周辺リンクの総数

$neighbor(i)$: i 番目の周辺リンク

3.2.3 周辺リンクの情報と時刻類似度を考慮した最近隣法

本システムでは、高い予測精度を実現するため、周辺リンクの情報に加え、時刻類似度も考慮した最近隣法により交通量の予測を行う。本システムで使用する距離関数 f_2 を式 (9) に示す。この類似度関数に使用する定数 α は、先行研究の予備実験より 3 とした。

$$f_2 = d(x_{target}^p(t_{now}), x_{target}^p(t_{past})) + \sum_{i=1}^{n_{neighbor}} d(x_{neighbor(i)}^p(t_{now}), x_{neighbor(i)}^p(t_{past})) + \frac{1}{\alpha} |Time(t_{now}) - Time(t_{past})| \quad (9)$$

$Time(t)$: 時刻 t を 1 日のサンプル時点の 0 ~ 287 に変換する関数

$$Time(h \text{ 時 } m \text{ 分}) = h * 12 + m/5$$

4. 性能評価

4.1 予備実験 (パラメータ調整)

パターン長 l と採用数 k を決めるために予備実験を行った。この実験では、通常の最近隣法と周辺リンク



図 6 実験で使った地図

の情報を利用した最近隣法について、それぞれ一般道と首都高に対して予測を行い最適なパラメータ (l と k) を求めた。

実験に使用したリンクは首都高、一般道ともに東京都内からランダムに 10 本ずつ選択したものである。予測日時は、2003 年 6 月 16 日(月曜日)～22 日(日曜日)の 0:00, 3:00, 6:00, 9:00, 12:00, 15:00, 18:00, 21:00。予測に使用する蓄積データの検索範囲は予測時刻直前から 2 か月分とした。予測の精度を測る指標として、速度データの実測値と予測値の誤差率(式(10))を使用した。実験の対象とした地図を図 6 に示す。

$$ErrorRate(\%) = \frac{|data_{act} - data_{pred}|}{d_{act}} * 100(10)$$

$ErrorRate$: 誤差率

$data_{act}$: 交通量データの実測値

$data_{pred}$: 交通量データの予測値

実験の結果を表 2、表 3、表 4、表 5 に示す。表中の数字は各パラメータで予測を行ったときの平均誤差率(単位は%)を表している。表中では、セルの色の濃いものほど低い誤差率を示している。表 2、表 3 から、首都高では $k=8, l=12$ 付近のパラメータを用いたとき、誤差率が低くなっていることがわかる。同様に、表 4、表 5 から、一般道では、 $k=12, l=12$ 付近パラメータの場合に誤差率が低くなっている。これらの結果から、本システムの予測で使用するパラメータは、首都高の予測では、 $k=8, l=12$ 、一般道の予測では、 $k=12, l=12$ とした。

4.2 単一リンクに着目した実験

本実験では単一の道路リンクを対象とした予測結果について、通常の最近隣法と拡張した最近隣法の比較を行う。拡張した最近隣法は、周辺リンクの情報を考慮した手法、時刻類似度を用いた手法、周辺リンクの情報と時刻類似度を両方考慮した手法の 3 つの手法を用いた。実験対象としたリンクは、東京都内から渋滞が起きやすいリンクを首都高、一般道それぞれ 1 本ずつ選択した。首都高についての実験では、首都高速 6

号線下り箱崎 JCT 付近の 99 番リンクを対象リンクとし、8 時から 5 分おきに 12 時までの 48 時点を予測開始時刻として、それぞれ 120 分先まで予測を行った。同様に一般道の実験では、国道 4 号線北千住駅付近の 1259 番リンクを対象リンクとし、14 時から 18 時 48 時点を予測開始時刻として予測を行った。予測対象日は、2003 年 6 月 16 日(月)～2003 年 6 月 29 日(日)までの 14 日間とした。

実験の結果を図 7、図 8 に示す。この図は、予測開始時刻を 5 分ずつずらし、48 回予測を行ったときの 5 分先から 120 分先までの平均誤差率を示している。首都高での実験結果を示した図 7 から、周辺情報を考慮した最近隣法が通常の最近隣法に比べて、低い誤差率となっていることがわかる。また、時刻類似度を採用した 2 つの手法は、時刻類似度を採用していない手法より低い誤差率となっている。この誤差率の差は、予測対象時刻が先になるにつれて、大きくなっていくことがわかる。一方、一般道での実験結果を示した図 8 から、周辺情報と時刻類似度を両方考慮した最近隣法が通常の最近隣法に比べて、低い誤差率となっていることがわかる。しかし、周辺情報のみを考慮した手法は、首都高での予測結果ほど通常の最近隣

表 2 通常の最近隣法の誤差率(首都高)

$k \backslash l$	4	8	12	16	20
4	35.36	37.66	34.65	36.81	36.07
8	38.08	35.58	35.05	35.86	36.02
12	37.4	36.29	34.63	36.39	37.4
16	36.51	35.27	34.42	36.24	36.55
20	36.73	35.36	35.07	35.05	36.68

表 3 周辺情報を考慮した最近隣法の誤差率(首都高)

$k \backslash l$	4	8	12	16	20
4	36.56	34.64	34.93	34.59	36.54
8	35.95	35.17	33.68	34.14	34.59
12	36.42	34.41	34.71	34.26	35.48
16	35.48	33.96	34.71	34.78	33.68
20	35.49	34.45	34.77	34.98	34.26

表 4 通常の最近隣法の誤差率(一般道)

$k \backslash l$	4	8	12	16	20
4	22.48	22.22	20.2	21.27	21.09
8	21.86	20.68	19.42	20.15	20.45
12	21.84	20.36	19.19	19.96	19.72
16	22.2	20.09	19.24	19.89	19.63
20	22.16	19.88	19.34	19.99	19.7

表 5 周辺情報を考慮した最近隣法の誤差率(一般道)

$k \backslash l$	4	8	12	16	20
4	23.2	21.66	20.62	20.52	20.9
8	21.87	20.04	19.42	19.25	19.86
12	21.77	19.83	18.94	19.88	19.68
16	21.63	20.06	19.31	19.75	19.69
20	21.51	19.79	19.39	19.71	19.48

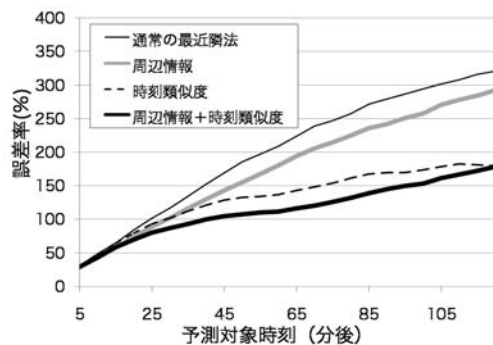


図 7 首都高 99 番リンクを対象とした予測の誤差率

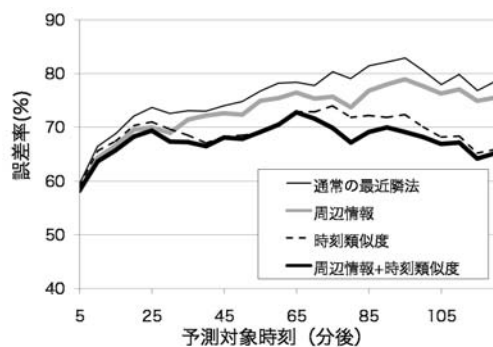


図 8 一般道 1259 番リンクを対象とした予測の誤差率

法に対する有意な改善はみられない。

これらの結果から、周辺リンクの情報を考慮した最近隣法は一般道より首都高での予測に有効であると考えられる。この原因として、一般道では信号や交差点での分岐があるため、首都高に比べて接続するリンクどうしの交通量の相関が低いのではないかと考えられる。相関係数についての予備調査でも、首都高の接続リンクどうしの相関係数が一般道に比べて平均的に高い値となっていた。

4.3 複数リンクでの実験

複数のリンクを対象に予測を行い、手法の比較実験を行った。東京都内から首都高、一般道それぞれランダムに 100 本のリンクを選択し、それぞれのリンクについて 1 週間分予測を行い、30 分先、60 分先、90 分先、120 分先の誤差率を比較した。予測は 2003 年 6 月 16 日 (月) ~ 22 日 (日) の 1 週間について行った。予測する時間帯は 24 時間で 1 時間ずつ予測開始時刻をずらして誤差率の平均をとった。比較する手法は、単一リンクでの実験と同じ 4 つの手法である。

首都高での実験結果を表 6 に示す。この表は、それぞれの手法で予測したときの 30 分先、60 分先、90 分先、120 分先の誤差率の平均を示している。この表から、周辺情報を考慮した手法は、全ての 30 分先から 120 分先までのすべての場合で通常の最近隣法よりも誤差率が小さくなっていることがわかる。また、周

表 6 首都高 100 リンクの誤差率の平均 (%)

	通常	周辺情報	時刻類似度	併用
30 分後	12.43	11.51	11.30	10.90
60 分後	16.94	16.01	14.30	14.12
90 分後	20.25	19.59	16.46	16.47
120 分後	21.47	20.74	16.70	16.92

表 7 一般道 100 リンクの誤差率の平均 (%)

	通常	周辺情報	時刻類似度	併用
30 分後	35.46	32.49	29.25	30.34
60 分後	40.20	40.93	36.94	38.13
90 分後	40.54	38.54	29.91	31.58
120 分後	48.78	48.09	37.69	38.84

表 8 システムの開発・実行環境

開発環境	Visual Studio 2005		
使用言語	C #		
実行環境	OS	Windows Vista Business	
	CPU	Intel Core 2 Duo 2.13GHz	

辺情報と時刻類似度を両方考慮した手法は、30 分後と 60 分後で時刻類似度のみを考慮した手法よりも誤差率が小さくなっていることがわかる。

次に一般道での実験結果を表 7 に示す。この表から、周辺情報を考慮した手法は、60 分先の予測結果以外で通常の最近隣法より誤差率が小さくなっていることがわかる。また、周辺情報と時刻類似度を両方考慮した手法は全体的に時刻類似度のみを考慮した手法よりも 1%前後誤差率が大きくなっているが、周辺情報のみを考慮した手法に比べて誤差率が小さくなっていることがわかる。

5. 実装したシステム

本システムは、表 8 に示す環境で開発、動作確認を行った。本システムの操作画面の説明を以下に示す。

● 日時指定ダイアログ

日時指定ダイアログは、システムを起動するとはじめに表示され、ダイアログ上のコントロールによりユーザが予測対象日と時刻の指定を行う。現在選択できるのは、2003 年 4 月 1 日から 2004 年 3 月 31 日までの 1 年間のみである。日時指定ダイアログの画面の例を図 9 に示す。

● メインウィンドウ

ユーザはメインウィンドウ上で、GUI により経路探索の始点・終点の設定や、探索・予測の実行操作を行う。また、予測結果を地図上に表示する。メインウィンドウのメニューバーに表示される項目は、各操作段階で異なり、その時点で実行可能な操作のみ表示される。また、メインウィンドウの下部のステータスバーには、ユーザが次に行うべき操作の

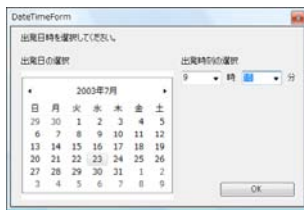


図 9 日時指定ダイアログ

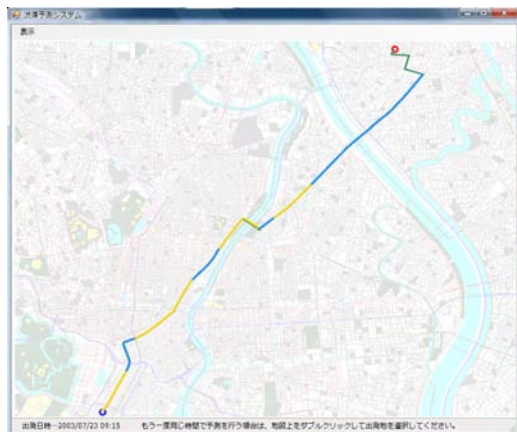


図 10 メインウィンドウ



図 11 ルート予測結果表示ダイアログ

説明が表示される。メインウィンドウの画面の例を図 10 に示す。

● ルート予測結果表示ダイアログ

経路探索を行うと表示される。ウィンドウ上部には、各手法によるルート旅行時間の予測結果が表示される。ウィンドウの中段には探索したルートに含まれる VICS リンクがリスト表示される。ユーザがリストからリンクを選択すると、ウィンドウ下部のグラフ表示部にリンクごとの予測結果が表示され、メインウィンドウでは選択したリンクがルート上に別の色で表示される。ルート予測結果表示ダイアロ



図 12 予測開始時点での渋滞地図



図 13 30 分後の渋滞予測地図



図 14 60 分後の渋滞予測地図

グの画面の例を図 11 に示す。

ルート旅行時間予測を行う際のユーザの操作手順を以下に示す。

- (1) 地図上をダブルクリック (始点・終点の設定)
- (2) [メニューバー]-[ルート探索] (経路探索の実行)
- (3) [メニューバー]-[ルート旅行時間予測] (交通量予測の実行)

予測開始時点での渋滞地図と、渋滞予測地図作成機能で作成した渋滞予測地図の例を図 12 , 図 13 , 図 14 に示す。図 12 は 2003 年 6 月 16 日 6:00 の時点の VICS データから渋滞状況で色分けして描画した図である。また、図 13 , 図 14 はそれぞれ図 12 の 30 分後、60 分後の交通量の予測結果から同様に描画

した地図を示している。太い線で示されているのが混雑しているリンク、太く濃い色の線で示されているのが渋滞しているリンクを示す。

6. おわりに

最近隣法を用いて VICS 旅行時間情報の予測システムを開発した。本システムは、カーナビの予測経路探索に利用することを前提として、広範囲の交通量を予測し、FCM 法により VICS 情報のないリンクの交通量補間を行う。実際の VICS データを用いて予測性能を評価した実験の結果から、周辺道路の情報と時刻類似度を考慮した本システムの最近隣法は、通常の最近隣法に比べて高い予測精度となることがわかった。

今後の課題として、拡張した最近隣法でのパラメータ最適化や、より遠いリンクの情報利用の検討、実行速度の高速化などがあげられる。また、本システムで提案した周辺道路の情報を考慮した最近隣法は、予測対象の時系列データと関連の強いデータのパターンを距離関数に考慮する手法である。これは、交通量予測だけにかぎらず、関連の強い銘柄のデータを利用した株価予測などにも適用できるのではないかと考えている。今後は、これらの応用についても検討していく予定である。

謝辞 本研究の一部は、魅力ある大学院教育イニシアティブ「実践 IT 力を備えた高度情報学人材育成プログラム」による。

参考文献

- 1) S.Bajwa, E.Chung and M.Kuwahara: Performance Evaluation of an Adaptive Travel Time Prediction Model, IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.1000-1005 (2005).
- 2) 財団法人 道路交通情報通信システムセンター: <http://www.vics.or.jp/>
- 3) 舟橋, 西村, 堀口, 赤羽, 桑原, 小根山: VICS 蓄積データを用いた旅行時間短期予測手法に関する研究, 第 27 回土木計画学研究公演集, Vol.27 (2003).
- 4) 古川, 狩野: ファジィ c-means 法による渋滞情報の補間方式, 情報処理学会研究報告, ITS-17, pp.33-38 (2004).
- 5) Ichiba, Hara, Kanoh: Spatial Interpolation of Traffic Data by Genetic Fuzzy System, IEEE 2nd International Symposium on Evolving Fuzzy Systems (EFS 2006), pp. 280-285 (2006).
- 6) 熊谷, 伏木, 横田, 君田: 全国域交通情報予測サービスにおける予測プロセスの効率化, 情報処理学会研究報告, ITS-18, pp.19-26 (2004).
- 7) 国土交通省道路局:<http://www.mlit.go.jp/road/>
- 8) ナビゲーションシステム研究会: ナビ研ソフト作

成ガイドブック, S 規格 (Version2.2) 準拠 (1997).

- 9) 塚原, 古川, 原, 狩野: 時刻類似度を用いた最近隣法による広域 VICS 情報の予測手法, 情報処理学会第 67 回全国大会, 6F-5, (2005).

- 10) 上田: データマイニング実践集, 共立出版, (1999).