

センサ情報から得られる個人の行動履歴を用いた 近未来の忙しさ予測

衣 笠 雄 気^{†1} 敷 田 幹 文^{†2}

近年、コミュニケーション支援のために個人の状況・状態を推測する研究が盛んに行われている。しかし、既存の研究では数分後に会議が始まるといったような、直後に重要なイベントがある場合、不適切なタイミングでのコミュニケーションが発生する可能性がある。そこで本研究では、複数のセンサ情報から得られる個人の行動履歴から近未来の忙しさを予測し、不適切なタイミングでのコミュニケーションの発生を低減することを目的としている。本論文では、近未来の忙しさを予測する手法について述べ、検証実験から分かったことについて議論を行う。

Busyness Forecast at Near Future That Uses Behavior of Individual Obtained from Sensor

YUKI KINUGASA^{†1} and MIKIFUMI SHIKIDA^{†2}

The research that guesses an individual situation and the state for the communications support is actively done. However there is a possibility that communications in the inappropriate timing are generated now when there is an important event in the tomorrow that the conference starts after a few minutes in an existing research. Then, it has aimed to guess busy at the near futurity from the individual action history obtained from two or more sensor information, and to decrease the generation of communications according to the inappropriate timing in the present study. In this thesis, it is discussed to describe the technique for forecasting busy at the near futurity, and to have understood from the verification experiment.

^{†1} 北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{†2} 北陸先端科学技術大学院大学 情報科学センター

Center for Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

1. はじめに

近年、携帯電話の普及によりユビキタスネットワークが発展し、時間や場所を問わないコミュニケーションの発生が可能となっている。しかし、携帯電話には何時でも何処でも相手と連絡が取れるといった利点がある一方、相手の状況が分からないことから不適切なタイミングでのコミュニケーションの発生が問題となっている^{1)–3)}。

そこで、相手の状況が分からないことから起こるコミュニケーションの発生を低減すると言う目的のため、相手の状況・状態を把握するための研究が盛んに行われている^{4)–6)}。

しかし、既存の研究のような現在の状況・状態を推測するだけでは、数分後に会議が始まるといったような直後に重要なイベントがある場合、不適切なタイミングでのコミュニケーションが発生する可能性がある。数分後に会議が始まるといった状況では会議の参加者は会場に向かう必要があり、移動中にコミュニケーションが発生すると、会議に遅刻する可能性がある。よって、会議が行われる会場への移動中はコミュニケーションのための連絡を控える必要があると判断することができる。

そこで本研究では、複数のセンサ情報から得られる個人の行動履歴から近未来の忙しさを推測することで、現在の個人の状況・状態のみを把握することで起こる不適切なタイミングでのコミュニケーション発生の低減を目的としている。また、本研究では「連絡をしてほしくない度合い」を「忙しさ」と定義し^{1)–3)}、位置情報や発話の有無といったような各種センサから得られる情報を用いる⁷⁾ことで連絡相手(以下、被参照者と定義する)の近未来の忙しさ推測を行う。

本論文では、関連研究について述べた後、近未来の忙しさ予測方法と検証実験の結果について述べ、考察で提案手法の利点と収集されたデータの解析から分かったことについて議論を行う。

2. 関連研究

2.1 近未来予測

各ユーザごとに適切なサービスを提供するために、近未来の予測を行うといった研究がなされている^{7),8)}。

文献7)の研究では、速度センサやRFIDを用いることで人の行動予測を行っている。この研究ではセンサから得られるコンテキスト情報の順序履歴から未来予測を行っている。また、この研究では朝、家を出て駅のホームにいるから次は学校に行くといったような日常的

に繰り返される様な定義出来る行動を支援対象としている．しかし、日々繰り返される行動を支援対象としていることから、突然先生に呼び出さる、トイレに行くといったような突発的な行動の未来予測は出来ないといった問題点がある．

文献 8) では、未来の予測を行うことの有用性が述べられている．しかし未来の予測を行われる対象は人間ではないので本研究と支援対象が異なっている．

2.2 忙しさ推定

コミュニケーション発生支援のためユーザの現在の忙しさを予測するといったようなウェアネスの研究がなされている¹⁾⁻³⁾．

これらの研究では位置情報や見ている物、発話の有無を各種センサから取得することで現在の忙しさを推定することを研究目的としている．そして、忙しさの程度を連絡をする人(以下、参照者と定義する)に通知することで、コミュニケーション発生支援を行っている．

しかし、これらの研究では現在忙しいかどうかの推定を行っているの、研究背景で述べた、直後に会議などのような重要なイベントがある場合に不適切なタイミングでのコミュニケーションが発生する可能性があるという問題点がある．

3. 近未来の忙しさ予測方法

本章では、不適切なタイミングでのコミュニケーション発生を低減することを目的とした近未来の忙しさ予測方法についての説明を行う．

3.1 概 要

本論文で提案する近未来の忙しさ予測手法では、近未来の忙しさの予測を行うためにベイジアンネットワーク⁹⁾⁻¹²⁾を利用する．ベイジアンネットワークを利用する理由は、ユーザは自分で定めたルール通りの行動を行わない¹³⁾ という理由と、ラプラスの悪魔の概念¹⁴⁾ と不確定性原理¹⁵⁾ により大量の情報を集めても未来を確定的に予測できないことから、近未来の忙しさを確率的に算出する為である．提案手法では被参照者が携帯している各種センサから必要なセンサ情報を 1 分ごとに取得し、取得された前日までのデータを用いて学習を行う．そして、参照者から被参照者の近未来の忙しさを予測して欲しいという要求があった場合、学習したデータを用いることで、被参照者の近未来の忙しさを予測する．

提案手法で対象にしているのは被参照者が移動しているときであり、会議中や授業中など動きがないときは対象外である．また、提案手法が動作するのは被参照者が屋内にいるときを想定している．

必要なセンサ情報や学習方法、近未来の忙しさ予測方法については 3.4, 3.5, 3.6 節にて説

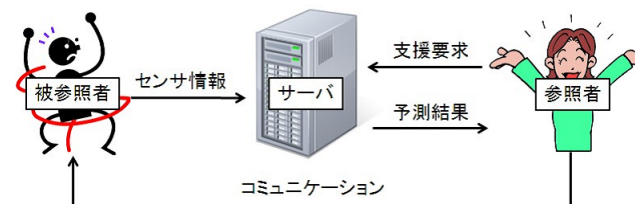


図 1 システム利用のシナリオ
Fig. 1 Scenario of System Use

明を行う．

3.2 システム利用の流れ

システム利用の流れを図 1 に示す．システムを初めて利用する際、被参照者はサーバにユーザ情報を登録し、サーバが近未来の忙しさを予測するために必要なセンサ情報を取得するため、被参照者は必要なセンサを携帯する．被参照者の携帯しているセンサから 1 分ごとにサーバへセンサから得られる情報を送信し、サーバがセンサ情報を受け取ったら、その情報をデータベースに格納する．そして、データベースに格納されているセンサ情報を用い、1 日 1 回、前日までのデータを用い、近未来の忙しさを予測するために必要な学習を行う．

システムが被参照者の近未来の忙しさを予測するタイミングは、参照者から被参照者の近未来の忙しさを予測してほしいという要求があった時である．参照者から要求があったとき、サーバでは学習したデータを用い被参照者の近未来の忙しさを予測し、その結果を参照者に通知する．参照者はサーバから通知された結果を元に被参照者とコミュニケーションを試み、コミュニケーションが発生したならシステムは何もせず、コミュニケーションが発生しなかったなら参照者はサーバへコミュニケーションが発生しなかった旨を通知し、サーバでは学習した結果の修正を行う．

3.3 内部構成

システムの内部構成を図 2 に示す．システムは

- 情報収集プロセス
- 学習プロセス
- 予測通知プロセス

に分けられる．

情報収集プロセスでは被参照者が携帯している各種センサから 1 分ごとに送信されるセ

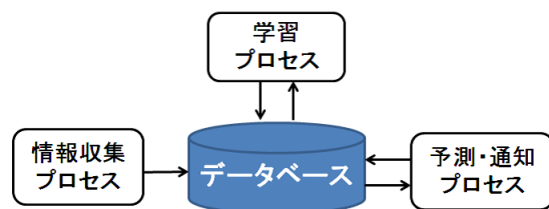


図2 内部構成
Fig.2 Internal Constitution

ンサ情報を収集し、データベースへの格納を行う。

学習プロセスでは情報収集プロセスで取得されデータベースに保存されている被参照者のセンサ情報を用い予測通知プロセスで用いる条件付き確率分布表(以下、CPT)の編集(以下、学習)を行う。

予測通知プロセスでは参照者から被参照者の近未来の忙しさ予測要求があった時、学習プロセスにより学習されたCPTを用い、被参照者の近未来の忙しさを予測する。そして、予測された結果を参照者に通知を行う。

3.4 利用するセンサ情報

提案手法で利用するセンサ情報は

- 位置情報
- 音声情報
- 集中度

である。

位置情報は被参照者の移動経路や移動している方角、現在地、また目的地を算出するために利用する。位置情報を得るために使用するセンサの例としてはRFIDやGPSが挙げられる。北陸先端科学技術大学院大学ではRFIDリーダを学内の天井に設置しているので、被参照者の大まかな位置が特定できる。提案手法では被参照者がどの部屋にいるか、また、どの辺を移動しているかを用いるのでRFIDを利用出来る。

音声情報は被参照者が移動中、他人と会話しながら移動しているかを算出するために利用する。音声情報を得るために使用するセンサの例としては小型マイクが挙げられる。最近ではBluetoothを用いたワイヤレスマイクが存在し、また、マイクを携帯していても気に掛からないくらい小型化が進んでいるため、被参照者が会話しているかどうかを容易に取得出

来る。会話の有無は発話しているかしていないかの2値で表す。

集中度は被参照者が移動中、何かに集中しているかを算出するために利用する。例えば、音声情報があり集中しているなら会話に集中している。また、音声情報は無いが集中しているなら考え事をしながら移動していると推測できる。集中度を得るためのセンサの例としては脳波測定器が挙げられる。正常成人覚醒時の脳波において、精神安定時には α 波が検出され、物事に集中しているときには β 波が検出される。そこで、 α 波が抑制され、 β 波が出現した状況を「集中している」と判断する¹⁶⁾。集中しているかどうか、集中しているかしていないかの2値で表す。

3.5 学習方法

提案手法では被参照者から得られた前日までのセンサ情報を用い、被参照の近未来の忙しさを予測するために必要なCPTを学習する。CPTの学習方法は

- (1) 各被参照者と全被参照者ごとに目的地、目的地の忙しさ、会話の盛り上がりのCPTを作成する
- (2) CPT内の全ての項目別にカウンタを設定する
- (3) センサ・デバイス情報に基づく忙しさ推定¹⁾の方法により各時刻における忙しさを求める
- (4) ある任意の時刻(t_1)から4分後までの忙しさを求め教師データとする
- (5) 4分後までに忙しくなると判断されたとき、時刻 t_1 のセンサ情報を、用意してある各CPTの対応する項目のカウントに1を加算する
- (6) 4, 5を繰り返し保存しているデータが無くなったら項目ごとに確率(忙しかった回数/全回数)を求めCPT内に挿入する

である。

また、被参照者が近未来の忙しさを予測するために全体のデータで学習したものをを用いるか、個人ごとに学習されたものをを用いるかを判断するため、1日1回学習した目的地の忙しさの合計を計算し目的地数で割る。その値が閾値より大きい小さいかで、近未来の忙しさを予測するために全体のデータで学習したものをを用いるか、個人ごとに学習されたものをを用いるかを決定する。閾値の決定については5.2.3節で議論を行う。

3.6 近未来の忙しさ算出方法

近未来の忙しさを予測するための計算式は

$$\text{近未来の忙しさ} = (\text{目的地の忙しさ} + \text{会話の盛り上がり}) / 2$$

である。

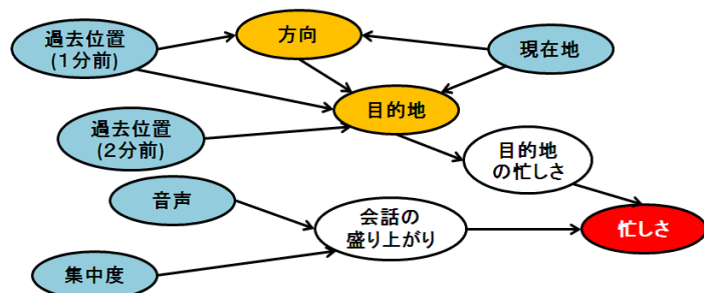


図 3 近未来の忙しさ予測方法
Fig. 3 Predict How Busy The Near Future

数式をグラフ化したものを図 3 に示す。

近未来の忙しさを予測するために必要な情報は、目的地の忙しさと会話の盛り上がりである。目的地を算出するために過去 2 分間と現在地を用い移動経路を算出し、また現在地と直前の位置から移動方向を算出する。その結果とサーバ内に保存してある目的地の CPT から、目的地ごとの向かっている確率を算出し、確率が最も高かった地点を目的地とする。そのようにして求めた目的地と目的地の忙しさの CPT を用い、目的地の忙しさを算出する。その値と、音声情報と集中度から求めた会話の盛り上がりとの平均値を求め、その値を近未来の忙しさとする。

本研究では評価をしやすいとする為、求められた近未来の忙しさを 2 値数に変換し評価している。2 値数に変換するときの閾値は 0.5 で、0.5 以上なら忙しい、0.5 未満なら忙しくないと判断している。

4. 評価実験

3 章で述べた近未来の忙しさ予測方法の有効性を検証するため、センサから得られる情報を収集し提案手法のシミュレーションを行った。

4.1 データ収集

収集期間は土日を除く 10 月 21 日 (木) ~ 10 月 29 日 (金) の 7 日間で、取得したデータは 7 4 5 分ぶんである。また、データ収集に参加してくれた被験者の人数は 5 人であり、この 5 人は同じ研究室のメンバーである。

検証データは、被験者にデータ収集期間中も普段と同じように活動してもらい、アンケー

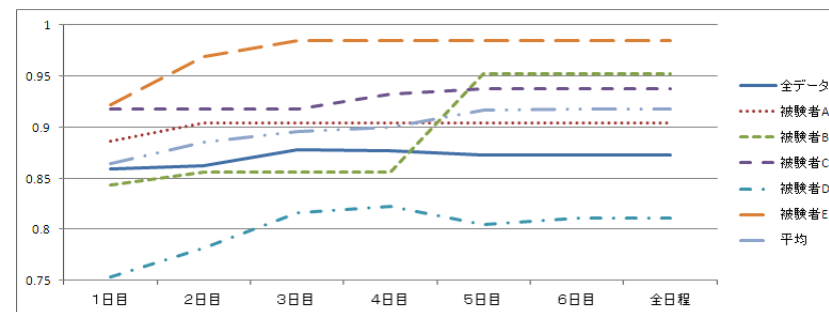


図 4 提案手法の正解率
Fig. 4 Accuracy Rate of The Proposed Method

ト形式で移動中忙しかったかと目的地、音声情報といったセンサから得られる情報を収集した。そのデータから 1 分ごとにセンサから得られる情報を抽出し解析を行った。収集されたデータに関する詳しい考察は 5 章にて議論を行う。

4.2 シミュレーション

本節では、4.1 節で収集したデータを用い、提案手法のシミュレーションを行うことで、正解率を計算し有効性の検証するためのデータを作成した。また、5.1.1 節で用いる、全体から占める経過日数毎の忙しさを算出する。

提案手法の正解率 予測した近未来の忙しさがアンケートから得られた近未来の忙しさの正解と、どの程度一致しているかというものである。計算方法は、“提案手法が予測した近未来の忙しさ/正解”である。提案手法の正解率に関するグラフを図 4 に示す。このグラフの縦軸は提案手法の正解率を、横軸はデータ収集時の経過日数を示している。またこのグラフにはデータ収集に参加してくれた被験者と全被験者のデータを合わせた物、求められた忙しさの平均値を載せている。

忙しい割合 被験者毎かつ経過日数毎の全データ数から占める忙しさの割合である。忙しい割合に関するグラフを図 5 に示す。このグラフの縦軸は全体から占める忙しい割合 (忙しい数/全データ) で横軸は経過日数を示している。なお、被験者 B と被験者 E は 1 日目にはデータを収集できなかったため、忙しい割合は 0 となっている。

4.3 データ解析

本節では、提案手法のシミュレーションを行ったことで算出された、正解率や忙しさの関係について述べる。

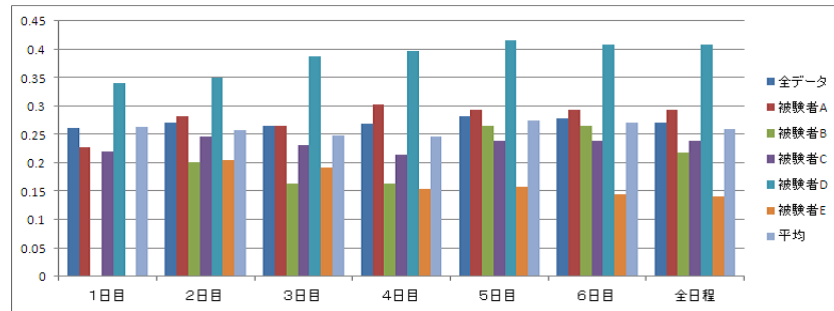


図 5 忙しい割合
Fig. 5 Percentage of Busy

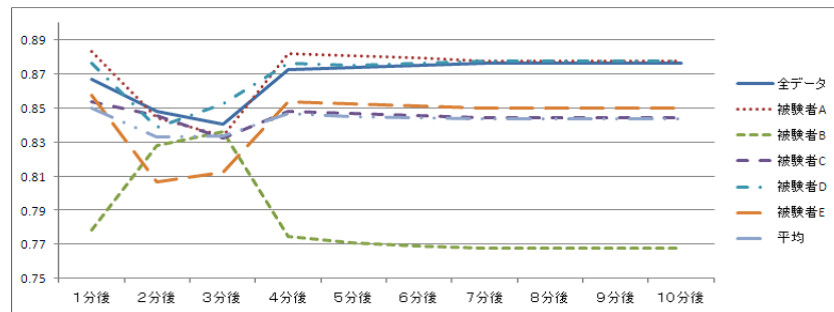


図 6 近未来の定義変化による忙しさの変化
Fig. 6 Changing The Definition of Change in The Near Future Due to Busyness

4.3.1 忙しさと忙しさに関する正解率の関係

忙しさと忙しさに関する正解率の関係を図 6 に示す。このグラフの縦軸は正解率、横軸は近未来として定義する時間を表している。ここで言う近未来の定義変化と言うのは、提案手法が学習時や近未来の忙しさを予測する時に参照する近未来の時間の違いである。例えば、横軸が 5 分後なら現時点から 5 分後までを見て忙しい状態があるかどうかを見て学習を行い、近未来の忙しさ予測要求があったとき参照者に、“被参照者は 5 分後までに忙しいかどうか”、の通知を行う。

4.3.2 個人の忙しさと正解率の関係

個人の忙しさと正解率の関係を図 7 に示す。このグラフの縦軸は正解率、横軸

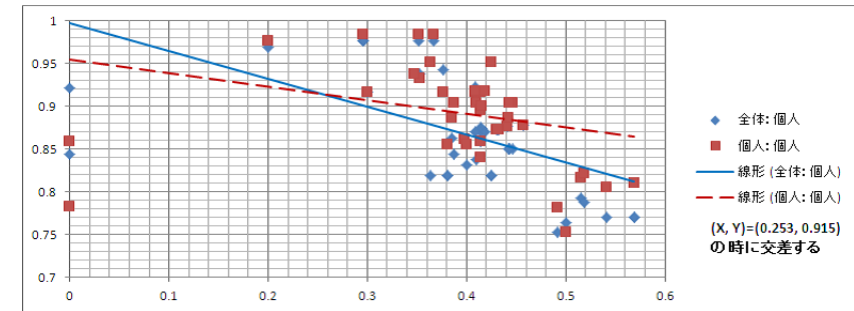


図 7 個人の忙しさと正解率の関係
Fig. 7 Correct Relationship of The Individual and The Busyness

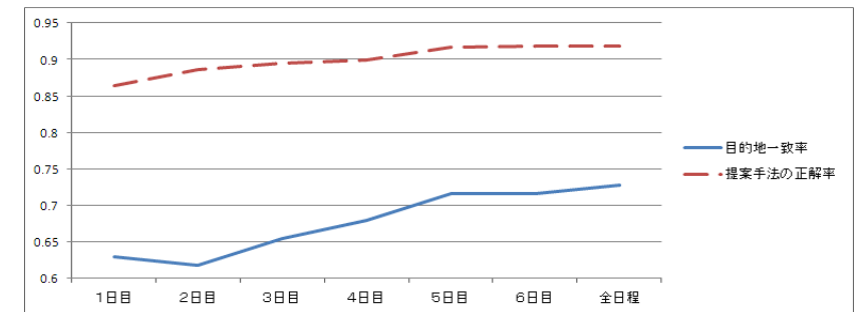


図 8 目的地と忙しさの関係
Fig. 8 Relationship Between Destination and Busyness

は目的地の忙しさの合計を計算し目的地数で割った値を表している。また、“全体：個人”というのは全被験者のデータで学習したものをを用いて個人の行動を問題として与えた物、“個人：個人”というのは各個人のデータで学習したものをを用いて個人の行動を問題として与えた物を表している。

このグラフの散布図から算出した 2 種類の近似線は $(X, Y) = (0.253, 0.915)$ で交差していることがわかる。

4.3.3 目的地と忙しさの関係

目的地と忙しさの関係の関係を図 8 に示す。このグラフの縦軸は正解率、横軸は経過日数を表している。また、目的地の一致率というのは予測した目的地がどの

程度正解しているか、提案手法の正解率というのは提案手法が予測した近未来の忙しさがどの程度正解しているかを示している。なお、このグラフで示している数値は、全被験者から得られた目的地の一致率と提案手法が予測した忙しさの一致率の平均値である。

5. 考 察

本章では、4章で得られたデータの解析から分かったことについて議論を行う。

5.1 正解との一致率

本節では、4章のアンケートにより得られた近未来の忙しさに関する正解と提案手法が予測した近未来の忙しさの正解率について議論を行う。

5.1.1 提案手法の正解との一致率

提案手法が予測した近未来の忙しさとアンケートから得られた近未来の忙しさの正解の一致率を図4に示す。

このグラフから提案手法では高い正解率を出していること、データを収集するほど正解率が高くなることがわかる。

正解率が高い理由は初期値として与えた値によるものだと考えられる。提案手法では支援を開始した直後は、近未来の忙しさを計算するのに必要なデータが少ないので初期値を返すようにしている。本実験では、初期値として忙しくない(0)を返すようにしている。その理由としては、データ収集時に忙しくないと答える被験者とデータが多かったからである(図5)。この結果から、初期値をうまく与えてやることでシステムのサービス提供時から高い確率で近未来の忙しさの予測ができることがわかる。初期値については5.2.1節で議論を行う。

また、初期値を0としていることから、全体から占める忙しさの割合が最も低い順に正解率が高くなっている。さらに、正解率が右肩上がりになっていくことから収集されたデータ数が多くなるほど正解率は高くなるということがわかる。以上の結果から、提案手法の正解率は忙しさの割合が初期値に近いかどうかとデータ数に左右されることが分かった。

5.1.2 近未来の定義変化による正解率の変化

近未来の定義変化による正解率の変化のグラフを図6に示す。

このグラフの平均値より4分後までを見て学習を行う方法が最も正解率が高くなることわかる。

4分後までを見て学習を行うのが最も正解率が高くなる理由は、殆どの移動は4分以内に終了したものと5分以上の先の未来を見て学習を行うと余計なノイズが入るからであると

考えられる。また、1分後を見て学習を行った時も正解率が高い理由は、1分後だと現在の状況とあまり変化が無いからであると考えられる。一方、2分後、3分後までのデータを見て学習を行うと正解率が下がる理由は、時間が短く目的地を正確に把握できないことから低くなっていると考えられる。

ただ、被験者Bだけが3分後までを見て学習を行った最も良い正解率を出している。その理由としては、被験者Bは殆どの移動は3分以内で終わっているからである。

5.2 パラメータ決定

本節では提案手法を実現するために必要なパラメータ設定について議論を行う。

5.2.1 忙しさの初期値決定

初期値をうまく与えてやることで提案手法では高い正解率を出すことができることを5.1.1節で述べた。

今回のデータ収集では学生が被験者だったので、忙しくないと答える人が多かった。その結果から初期値を0(忙しくない)としたのだが、この値はシステムを利用する組織やグループによって変わる可能性がある。例えば、利用するグループが学生ではなく、一般企業の社員なら初期値は1(忙しい)になるかも知れない。何故なら、仕事では仕事に集中する必要があるのでプライベートなことに着信を受けられないと考えられるからである。

以上の理由から初期値はシステムを利用する組織やグループによって変わる可能性がある。よって、システムの導入時にシステムの管理者は適切な初期値を与える必要がある。

5.2.2 近未来の定義

提案手法では近未来を予測するための学習と予測には4分後までを見るのが最も良いということをも5.1.2節で述べた。

但し、4分後までを見るのが最も良いのは被験者のグループだけであると考えられる。何故なら、組織やグループによって拠点は変化し、また拠点が変化することから移動にかかる時間が変わるからである。例えば、本実験の被験者は皆同じ研究室の学生であるので目的地はほぼ同じで、拠点は研究室となっている事から移動時間は変わらない。しかし、被験者のグループを変えると、おのずと拠点や目的地が変化するので移動にかかる時間が変わる。

近未来の定義は移動にかかる時間に左右されるので、システム導入時に利用者に目的地ごとの移動に何分くらい掛かるかを聞いて最も多い時間を近未来と定義する必要がある。また、ユーザは自分の決めたルール通りの行動を行わない¹³⁾という理由から、システムの管理者は1週間分のデータが揃った時点で、移動にかかった時間で最も多い時間を近未来と定義しなおす必要がある。

5.2.3 個人の目的地毎の忙しさと支援方式

個人の忙しさ (Σ 忙しい確率/目的地数) と正解率の関係についてのグラフを図 7 に示す。このグラフから被参照者が近未来の忙しさを予測するために全体のデータで学習したものをを用いるか、個人ごとに学習されたものをを用いるかを判断することが出来る。

2 種類の近似線の交点が $(X, Y) = (0.253, 0.915)$ であることから、個人の忙しさが 0.253 未満なら全体のデータで学習をしたもの、個人の忙しさが 0.253 以上なら個人ごとに学習されたものをを用いる方が良いということがわかる。

以上の結果より、各被参照者ごとに前日までのデータを用い個人の忙しさを求め、その値が 0.253 未満か以上かにより、その日の近未来の忙しさを予測するために、全データで学習したものをを用いるのか個人ごとに学習されたものをを用いるのかを決定する。この方法により算出した正解率のグラフを図 4 に示している。

また、忙しさは 0(忙しくない) から 1(忙しい) の間で推移するので、この方式で算出される正解率の最大理論値は 0.9968、最小理論値は 0.7965 となる。

しかし、近未来の忙しさ予測に全データで学習したものをを用いるか個人ごとに学習されたものをを用いるかを決定するための閾値は組織やグループによって変わる。何故なら対象とするグループが変わると忙しさや正解率が変化するからだ。よって、システムの導入時には 1 週間分のデータを用い閾値を計算する必要がある。閾値の計算方法は

- (1) 被参照毎に忙しさ (Σ 忙しい確率/目的地数) を計算
 - (2) 計算した値に対応する、“全体：個人” の正解率と“個人：個人” の正解率を用いた散布図を作成
 - (3) 散布図から求められる 2 種類の近似線の交点を算出
- である。

データが揃ってないときに閾値をどうするかは今後の課題であるが、対応策として閾値を 0.5 にする、全員、個人ごとに学習されたものをを用いるなどの案が考えられる。

5.3 目的地と忙しさの関係

目的地と忙しさの関係を図 8 に示す。

このグラフから、提案手法が予測する目的地の一致率が低くても、予測される近未来の忙しさの正解率が高いことがわかる。その理由は、初期値による近未来の忙しさの正解率が高いので、提案手法の初期値が目的地の一致率の低さを許容したためだと考えられる。

また、目的地の一致率は右肩上がりに上昇している。その理由としては、日数が経過するたびに取得されたデータが多くなるためである。その結果から、提案手法は使い込むほど

目的地の一致率が上昇していくと判断できる。ただ、2 日目で目的地の一致率が下がっている。その理由は、グラフの値は平均値を示しており、1 日目にデータを収集出来なかった 2 名の被験者のデータが平均値の計算に入ったからであると考えられる。1 日目にデータを収集できなかった 2 名の目的地の一致率は残りの 3 名に比べて低かった。また、5 日目以降、伸び率がほぼ横ばいなのは 5 日目以降あまり多くのデータを収集できなかった為であると考えられる。

5.4 提案手法の課題

本節では提案手法の苦手とする状況とその対策案について議論を行う。

5.4.1 被参照者に動きが無いとき

提案手法では被参照者に動きがないとき、近未来の忙しさを予測することが苦手である。何故なら、提案手法では被参照者の移動経路や会話の盛り上がりから近未来の忙しさを予測するからである。例えば、被参照者が授業を受けていた時、位置情報は変化することがなく発話や集中度も変化がない。そのような場合だと、得られるセンサ情報は変化がなく、変化がないのである程度正確な予測が出来ない。

この弱点に対する解決案としては、授業や会議など時間が決まっているイベントでは、イベントが終了するまでの残り時間を考慮に入れることで、近未来の忙しさを予測することが出来ると考えられる。例えば、イベントの残り時間に応じて、予測される近未来の忙しさの値に重みを付けると言う方法である。

5.4.2 被参照者の予想外の行動

提案手法では被参照者の行動履歴から学習を行い、近未来の忙しさを予測しているので、被参照者が予想外の行動を取ったとき、予測した近未来の忙しさと実際の忙しさが違う場合がある。例えば、廊下にあるソファとテーブルでご飯を食べていて、被参照者が忙しいと感じている場合である。本実験で上記の例が発生したことがあり、提案手法では学習したデータから目的地を正しく予測し、また、過去に廊下のソファとテーブルで忙しかったデータが無かったことから忙しくないと判断をした。しかし、実際にはご飯を食べるから忙しいと被参照者は感じており、その結果予測結果を間違った。

この弱点の解決案としては、被参照者だけでなく食品など被参照者の手によって移動する物の位置情報を取得するという方法が考えられる。上記の例では食品に位置情報を取得するセンサを取り付け、その食品が何処に移動しているかまた、誰が移動させているかを判断することで対応できると考えられる。例えば、被参照者がセンサが取り付けてある食品を廊下のソファとテーブルに持って行った場合、食事をすると推測できる。

6. おわりに

本論文では、人と人とのコミュニケーション支援の為に、センサ情報から得られる個人の行動履歴から近未来の忙しさを予測する方法と、提案手法の有効性を検証するための議論を行った。

解析の結果から近未来の忙しさを予測するための学習には何分後までのデータを用いて学習を行い、近未来の忙しさを予測するのが最も正解率が高くなるのか、また、初期値を適切に与えることでシステムの導入時から高い正解率を算出することが出来ることがわかった。さらに、全体のデータを用いて学習を行った CPT を用いて近未来の忙しさを予測するのが良いのか、個人毎に学習された CPT を用いて近未来の忙しさを予測するのが良いのかの考察を行ったところ、各被参照者毎に前日までのデータを用い個人の忙しさを求め、その値が閾値未満なら全体のデータで学習をしたもの、個人の忙しさが閾値以上なら個人ごとに学習されたものを用いる方が良いということがわかった。

以上より本論文で述べたの提案手法の有効性を確認することができた。よって、本提案手法を用いることにより、現在の個人の状況・状態のみを把握することで起こる、不適切なタイミングでのコミュニケーションの発生を低減することができるようになる。

今後の課題は、システムの導入時の手助けとするため、組織やグループでデータ収集を行い、収集した組織やグループ毎の特徴を抽出することで、組織やグループの特徴に応じた近未来の時間の定義や初期値および閾値を調査することである。さらに、実装し実運用を行いデータの解析を行うことも今後の課題となる。

参考文献

- 1) 川口弘暁：センサ・デバイス情報に基づく忙しさ推定，修士論文，北陸先端科学技術大学院大学 (2009)。
- 2) 宮柱知愛，堤 大輔，倉本 到，渋谷 雄，辻野嘉宏：スケジュール情報に基づく忙閑度の推定，情報処理学会研究報告. HI，Vol.2006, No.72, pp.39-46 (2006)。
- 3) 宮柱知愛，倉本 到，渋谷 雄，辻野嘉宏：6F-4 オフィス環境における「忙しさ」と複数タスクによる時間的切迫感との関係 (オフィス・教育支援，一般セッション，インターフェース)，情報処理学会全国大会講演論文集，Vol.70, No.4 (2008)。
- 4) 楓 仁志，山原裕之，藤原聡子，野口豊司，東 辰輔，島川博光：タグ付けられた世界における個人の行動特性を用いた意図推測，情報処理学会組込みソフトウェアシンポジウム 2005 論文集，pp.126-133 (2005)。
- 5) 深澤佑介，長沼武史，藤井邦浩，倉掛正治：タスクモデルを利用したユーザの行動予測に基づくサービス提示システムの提案，情報処理学会研究報告. ICS，Vol.2006, No.2, pp.35-42 (2006)。
- 6) 水口 充，竹内友則，倉本 到，渋谷 雄，辻野嘉宏：デスクワークにおける忙しさの自動推定，ヒューマンインタフェース学会論文誌，Vol.6, No.1, pp.69-74 (2004)。
- 7) 首藤幸司，西尾信彦：センサフュージョンを利用した個人行動の未来予測機構，情報処理学会研究報告. UBI，Vol.2006, No.116, pp.79-84 (2006)。
- 8) 渡辺敏雄，北崎宏平：加速度センサを用いた乳牛発情検知の検討，電子情報通信学会技術研究報告. USN，Vol.109, No.131, pp.135-139 (2009)。
- 9) 本村陽一：ベジアンネットソフトウェア，人工知能学会誌，Vol.17, No.5, pp.559-565 (2002)。
- 10) 志賀元紀：ベジアンネットワーク (2005)。
- 11) 繁樹算男，本村陽一，植野真臣：ベジアンネットワーク概説，培風館 (2006)。
- 12) 本村陽一，岩崎弘利：ベジアンネットワーク技術ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論，東京電機大学出版局 (2006)。
- 13) 金子浩平，内田達人，敷田幹文：ユーザモデルを利用したルールの自動的な学習・推論によるプライバシー保護手法の提案，情報処理学会グループウェアとネットワークサービス・ワークショップ：論文集. 2007, pp.101-106 (2007)。
- 14) ニュートン編集部：みるみる理解できる量子論 (ニュートンムック Newton 別冊サイエンステキストシリーズ)，ニュートンプレス (2009)。
- 15) 都筑卓司：新装版 不確実性原理 (ブルーバックス)，講談社 (2002)。
- 16) 本田新九郎，富岡展也，木村尚亮，大澤隆治，岡田謙一，松下 温：作業者の集中度に応じた在宅勤務環境の提供：仮想オフィスシステム Valentine，情報処理学会論文誌，Vol.39, No.5, pp.1472-1483 (1998)。