

IoT 機器通信の相関を用いた通信予測方式

大西健夫^{†1} 信清貴宏^{†1}

概要：IoT 機器の無線通信において、通信品質の劣化によるアプリケーション障害を抑制するためには、障害に関係しうる通信を予測し、通信の優先制御などの対策を取ることが有効である。例えば、リアルタイム性が要求される通信が発生することを事前に予測できていれば、他の機器の通信レートを落とすなどして予め通信帯域を確保しておく、リアルタイム性能を確保することが可能である。IoT 機器の多くはセンシング結果を通信するため、その通信はセンシング対象の変化に伴って突発的に発生し、発生タイミングを正確に予測することが困難となっている。本研究では、地理的に近い複数の IoT 機器の通信が時差付きで互いに相関することに着目し、通信相関を用いた通信予測法を提案する。

キーワード：IoT 機器, 通信予測, 周期型通信, イベントドリブン型通信

Traffic Prediction Method Based on Correlation between IoT Devices

TAKEO ONISHI^{†1} TAKAHIRO NOBUKIYO^{†1}

Abstract: It is important to predict communication traffics of IoT devices for preventing application failures from network degradation. If an occurrence of a real-time communication from an IoT device can be predicted, we can decrease latency for the communication with a priority control. However it is difficult to predict the timing of IoT communication with high accuracy, because IoT communications suddenly occur without an previous indication when the observation object of the IoT device changes. In this paper, we focus on correlation of communications between IoT devices and propose a novel method to predict communication of the IoT device.

Keywords: IoT Device, Traffic Prediction, Periodic Communication, Event Driven Communication

1. はじめに

近年、PC やスマートフォンだけでなく、カメラや車などが通信を行うモノのインターネット (Internet Of Things, IoT) が広がっている。IoT 機器の行う通信 (以下、IoT 通信) の中には、リアルタイム性能が要求されるものも多い。例えば、安全運転を支援するシステムとして、道路に設置したカメラの動画をクラウドに送信・分析し、周囲の車に歩行者の接近などの注意喚起を行うような路車間システムが検討されている[1]。このようなシステムにおいては、カメラや車の通信において、秒単位以下のリアルタイム性が要求される。一方で、動画のような大容量データの伝送する場合や、車のような移動体へのモバイル網を介した通信を行う場合は、リアルタイム性能を確保することが必ずしも容易ではない。

IoT 通信は、周期型通信とイベントドリブン型通信に大別される[2]。周期通信は、例えば、温度センサの値を 1 分毎に計測し通知するような場合に発生する周期的に実施される通信である。一方で、イベントドリブン型の通信は、例えば、人感センサが人の通過を検知した時に、検知イベントを通知するような場合に発生するイベント検知と紐づ

いて不定期に実施される通信である。両者の通信の内、リアルタイム性が要求される通信はイベントドリブン型の方が多いと考えられる。なぜなら、イベントドリブン型通信は、歩行者の接近などの検知対象の変化を通知するものであり、状況の変化に応じて、車に歩行者の接近を通知するなどの何らかの対処を実施する必要が生じるためである。イベントドリブン型通信が発生することをネットワーク側で事前に予測できていれば、イベントドリブン型通信が予測される IoT 機器の通信優先度を事前に上げておく、もしくは、他の通信機器のトラフィックを抑制し通信帯域に空きを作っておくなどの通信制御を行うことで、リアルタイム性能の確保が可能となる。

しかしながら、イベントドリブン型通信の発生をネットワーク側で予測することは、以下の二点の要因に難しくなっている。一点目は、突発的に通信が発生するので、予測に必要な通信の規則性の検出が困難なためである。二点目は、セキュリティ確保の観点から通信トラフィックが暗号化される傾向があるので[3]、パケットの送信時刻やパケットサイズ等のトラフィックパターンのみを用いた予測が必要になるためである。

IoT 機器の多くはセンシング機能を有しており、センシ

^{†1} 日本電気株式会社
NEC Corporation

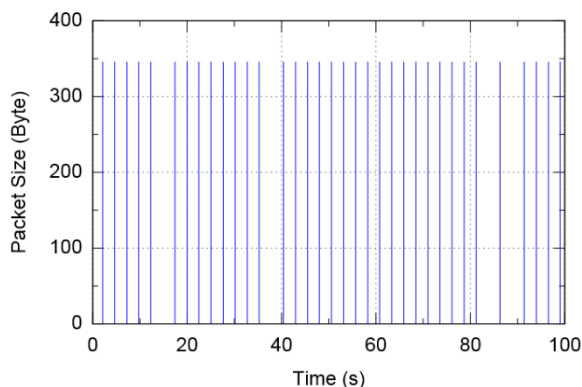


図 1 温湿度センサの通信パターン

Figure 1 Traffic pattern of temperature sensor

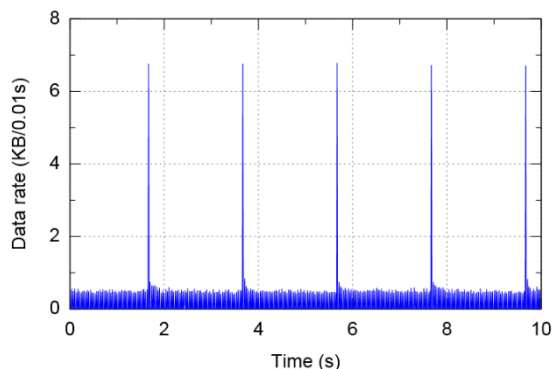


図 2 動画ストリーミングの通信パターン

Figure 2 Traffic pattern of movie streaming

ング結果を通知するために通信を行う。そのため、人の通過等、同一の対象をセンシングする IoT 機器同士の通信は、人の移動などセンシング対象の変化を介して互いに関係しあうと考えられる。そこで、本稿では、複数の IoT 機器の通信が実世界のコンテキストを通して互いに関係し合うことに着目し、IoT 機器間の通信の相関に基づく通信予測方式について提案する。

2. IoT 通信の通信特性

前述のように、IoT 通信は周期型通信とイベントドリブン型通信のふたパターンに大別される。以下、それぞれの特性について述べる。

周期型通信は、環境を常時監視する必要がある場合などに適用される。例えば、オフィス内の温度を常時監視し、必要に応じて空調の制御を実施する場合などである。このような場合、オフィス内の様々な個所に温度センサを配置し、各温度センサがサーバに観測した温度を通知する。サーバは通知された温度に基づき、空調の出力の調整を実施する。空調の調整のためには、オフィス各所の温度を常時把握しておく必要がある。一方で、温度は急激には変化しないので、数秒から数分の間隔で温度値を更新すれば十分である。従って、温度センサからは数秒から数分程度の周期で定期的に温度をサーバに通知するように設定される。

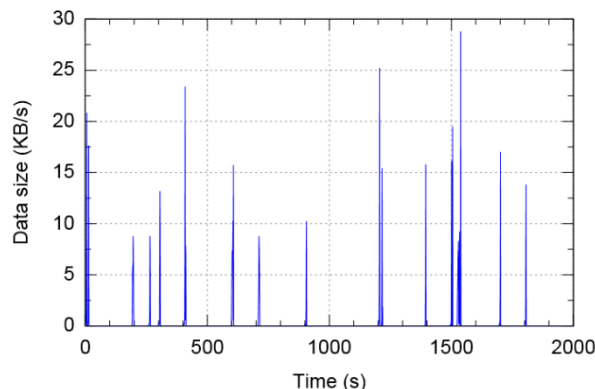


図 3 動体検知画像の通信パターン

Figure 3 Traffic pattern of motion detection images

例えば、Texas instrument の CC2650[4]は温度、照度など複数のセンサを有する複合センサであるが、センシングした値を一定の周期で通信するように設定することが出来るようになっている。図 1 は CC2650 を用いた場合の通信パターンの例である。なお、CC2650 は Bluetooth Low Energy(BLE)で通信を行う機器のため、IoT ゲートウェイとなる Raspberry PI で温度データを HTTP に載せ替えサーバに通知している。図は IoT ゲートウェイとサーバ間で取得したパケットキャプチャに基づいている。図に示す通り、同一サイズのパケットが定期的送信されている。なお、図の定期通信に一部欠落があるのは、CC2650 と Raspberry PI 間の BLE 通信でパケットロスが発生しているためである。

その他に、カメラにおける動画ストリーミングも周期型通信の一種と解釈することが出来る。図 2 は、カメラのストリーミングデータのデータサイズの時系列を示した図であるが、周期的なパターンを有することが見て取れる。カメラは、一定の周期で画像を撮影し（1 枚 1 枚の画像をフレームと呼ぶ）、エンコードしたフレームデータを定期的に送信する。フレームデータには、キーフレーム（I フレーム）と呼ばれる一枚の画像のデータを全て含むデータと、差分フレーム（P フレーム）と呼ばれる前のフレームとの差分情報のみを含むデータが存在する。キーフレームは一定周期（例えば、2 秒）で生成されるため、図 2 に示したような、一定間隔でデータサイズが増加するようなトラフィックパターンが観測されることとなる。

以上のように、周期型通信は、決まったサイズの通信が周期的に発生するため、事前に IoT 機器のトラフィックパターンを学習しておけば、比較的容易に通信の発生を予測することが可能である。

イベントドリブン型通信は、センシング対象の状態を常時監視する必要は無いが、変化があったことを検知する必要がある場合などに用いられる。例えば、本稿の冒頭で説明した路車間通信の場合、クラウド上のサーバは路上に設

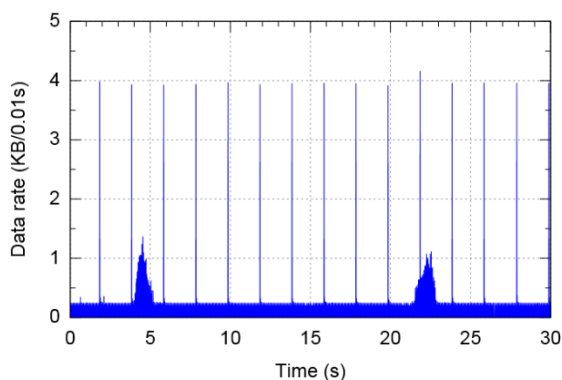


図 4 動画ストリーミングの通信パターン

Figure 4 Traffic pattern of movie streaming

置されたカメラの画像を常時必要とはしておらず、歩行者が通った時の画像のみがあれば十分である。そのような場合、IoT 機器は撮影している画像の変化というイベントを契機に画像データを送信するように設定される。

実際に多くのネットワークカメラには、撮影した画像内に変化が検知された場合に、画像を指定した宛先に送信する機能が実装されている（動体検知機能）。例えば、SONY の SNC-CH110[5]は、動体を検知し FTP やメールで画像を送信する機能が実装されている。

図 3 は、動体検知時に画像をアップロードする場合のカメラの通信データ量の時系列を表した図である。図に示した様にイベントドリブン型通信においては、通信が発生する間隔にはばらつきが生じる。また、通信サイズにも変化が生じることが多い。

先に説明したカメラ動画のストリーミングは、周期型通信の特性に加えてイベントドリブン型通信の特性も兼ね備える。図 4 は、図 2 で示したグラフと異なる時間のストリーミングトラフィックを示したものである。両者の違いは、図 2 においては、カメラが撮影した映像に変化がないのに対して、図 4 では、カメラの前を人が通過したために映像に変化が生じている点である。図 4 を見ると、5 秒と 22 秒近辺で周期的なトラフィックパターンの崩れが観測されており、これはカメラの前を人が通過した時刻となっている。パターンの崩れは、映像に変化が生じることにより、画像の差分情報が増大し、P フレームのデータサイズが大きくなることに起因する。

イベントドリブン型通信は、周期型通信と異なり、通信が発生するタイミングが決まっておらず、また、予兆なしに突発的に発生するため、イベントドリブン型通信の発生を正確に予測することは容易ではない。本稿では、予測が困難なイベントドリブン型通信の予測について検討する。

3. イベントドリブン型通信の予測方式

通信予測方式を検討する上で、まずは、IoT 機器の特性

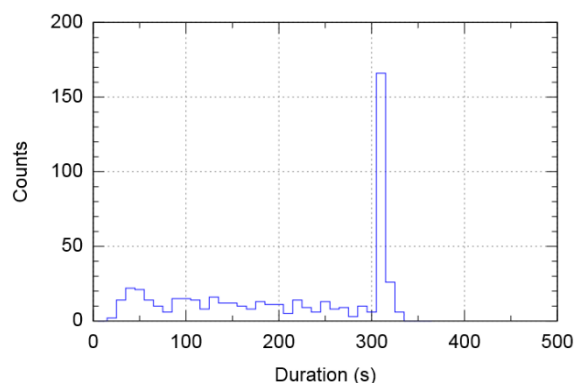


図 5 周期通信の通信間隔

Figure 5 Durations of periodic communications

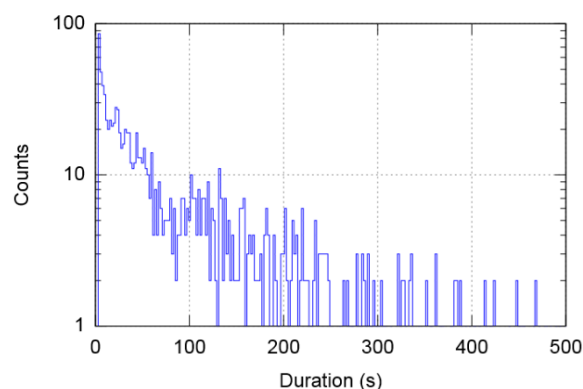


図 6 イベントドリブン型通信の通信間隔

Figure 6 Durations of event driven communications

について考察を行う。多くの IoT 機器は、温度や光など実世界の物理量を観測し、その結果をクラウド上のサーバにアップロードする。イベントドリブン型の通信は観測結果に有意な変化が生じた時に発生するため、その通信タイミングは IoT 機器の周辺環境の変化タイミングと紐づいている。ところで、地理的に近い位置に存在し、同種の物理量を観測する IoT 機器同士は、同じようなタイミングで物理量の変化を観測する可能性が高い。例えば、オフィスの空調の設定を変更すると、オフィス内に置かれた複数の温度センサが温度の変化を同時に観測すると考えられる。また、道路沿いに設置された複数のカメラは、道なりに移動する人を、時差付きで観測することが考えられる。以上のことから、イベントドリブン型通信の発生タイミングは、近い位置に存在する他の IoT 機器のイベントドリブン型通信の発生タイミングと相関を有すると考えられる。これは、従来の PC やスマートフォンの通信には見られなかった特性である。

そこで、本稿では複数の IoT 機器の通信の関係性を用いた通信予測方式を提案する。その予測手順は以下の通りである。

1. 周期型通信とイベントドリブン型通信の判別

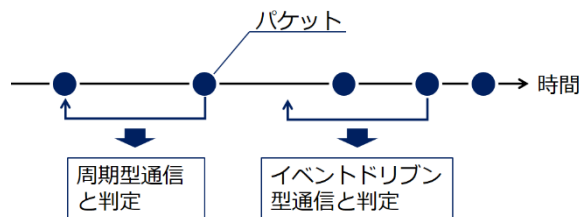


図 7 通信タイプの判定法

Figure 7 Estimation method of communication type

2. イベントドリブン型通信の機器間時差を学習
 3. イベントドリブン型通信の検出と予測
- 以下、それぞれについて説明する。

最初に、「1. 周期性通信とイベントドリブン型通信の判別」であるが、前述の通り IoT 通信には二つのタイプの通信が存在する。両者は異なる特性を有するので両者を識別する必要がある。両者の識別は種々の手法が考えられるが、ここでは、一例として簡易的な手法を述べるにとどめる。まず、IoT 機器の通信パケットを監視し、通信パケット間の時間差をヒストグラム化する。図 5 は得られたヒストグラムの一例である。周期性通信が存在する場合は、通信周期に対応する時間差の位置に鋭いピークが観測される。一方で、図 6 は周期性通信が存在しない場合のヒストグラムの一例である。周期性通信が存在しない場合は、図 5 で見られるような鋭いピーク構造が見られないことが分かる。従って、時間差のヒストグラムのピーク有無から周期性通信の存在を検視し、ピーク位置から周期性通信の周期を推定することが可能である。周期が分かれば、観測された個々の通信パケットに関して、推定された周期に対応する時間分だけ過去に通信パケットが存在するか否かによって、そのパケットが周期性通信であるか、イベントドリブン型通信であるかを判別することが出来る (図 7)。

次に「2. イベントドリブン型通信の機器間時差を学習」について述べる。このフェーズでは、2 つの IoT 機器のイベントドリブン型通信の発生時刻に相関が存在するかを判定し、相関が存在する場合は相関する通信間の時間差を算出する。ここで、各 IoT 機器に $1, 2, \dots, N$ (N は IoT 機器の総数) と番号を付し、IoT 機器 i の l 番目のイベントドリブン型通信の発生時刻を T_{il} ($l = 1, 2, \dots$) とする。IoT 機器 i と j に関し、それぞれのイベントドリブン型通信の時刻差 $T_{il} - T_{jm}$ を算出する。ただし、 l, m は任意の組み合わせについて算出する。算出した時刻差をヒストグラム化し、その分布から IoT 機器 i と j のイベントドリブン型通信の相関有無を判定する。図 8 は、 $T_{il} - T_{jm}$ のヒストグラムの例である。IoT 機器 i と j のイベントドリブン型通信に相関が存在する場合は、特定の時刻差で通信が発生する傾向があるため、図に示す様にヒストグラムにピークが出現する。一方で、相関が無い場合は、図 9 のようにヒストグラムは平坦な構

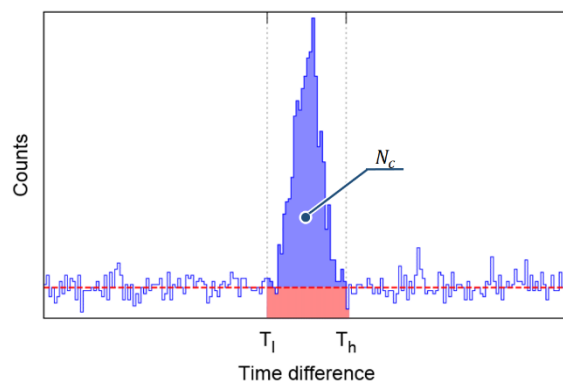


図 8 相関が存在する時刻差のヒストグラム

Figure 8 Time difference histogram with correlations

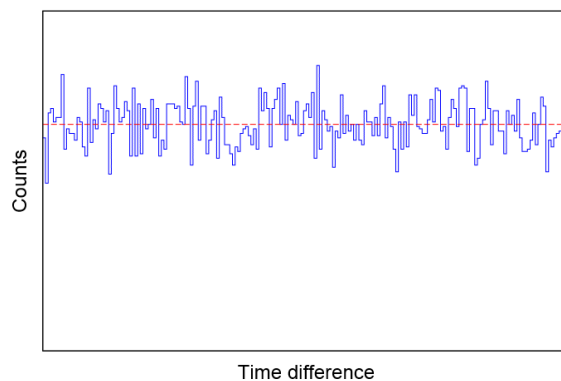


図 9 相関が存在しない時刻差のヒストグラム

Figure 9 Time difference histogram without correlations

造となる。つまり、相関有無を判定するためには時刻差のヒストグラム中に有意なピーク構造が観測されるかを判定すればよい。

2 つの IoT 機器のイベントドリブン型通信に相関が存在する場合は、イベントドリブン型通信の時刻差と発生確率を算出する。イベントドリブン型通信の時刻差 T_{ij} はヒストグラムのピーク中心から算出する。IoT 機器 j にイベントドリブン型通信が発生した場合に、IoT 機器 i にイベントドリブン型通信が発生する確率 $P(i, j)$ は下記により算出する。

$$P(i, j) = \frac{N_c}{N_j} \quad (1)$$

なお、 N_j は IoT 機器 j の観測されたイベントドリブン型通信の総数、 N_c はヒストグラムで得られた位置 T_{ij} におけるピーク部分のカウント数である。なお、ヒストグラムは一般的にランダム成分によるノイズ部分に相関によるピーク部分が上乗せされた構造を取っているため (図 8)、ランダム成分を差し引いて N_c を算出する。具体的には、ピーク前後の平坦部を用いて、直線を用いてフィッティングを行い、ピーク範囲 (図の t_l から t_h) のカウント数からフィッティングによって得た直線を用いてランダム成分の面積を計算し、

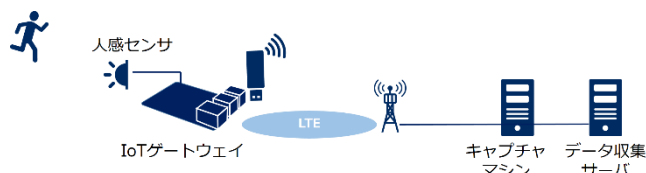


図 10 評価システム

Figure 10 Evaluation System

表 1 評価システムの構成

Table 1 Devices of evaluation system

使用機器	機器名
人感センサ	DSUN-PIR
IoT ゲートウェイ	Raspberry PI 3b
LTE 通信モジュール	L-02C
キャプチャマシン	Ubuntu 14.04
データ収集サーバ	Ubuntu 14.04

差し引けば良い。

「3. イベントドリブン型通信の検出と予測」では、IoT 機器の通信をリアルタイムに観測し、算出した時刻差 T_{ij} と発生確率 $P(i, j)$ を用いてイベントドリブン型通信の予測を行う。すなわち、IoT 機器 j において時刻 t にイベントドリブン型通信が観測された場合に、IoT 機器 i において $t + T_{ij}$ に確率 $P(i, j)$ でイベントドリブン型通信が発生すると予測を行う。

予測後は、予測された結果を用いて通信の優先制御などを行うことを想定するが、本稿では通信の予測が主題であるため、制御に関する説明は省略する。

4. 評価

4.1 評価方法

実機を用いて、イベントドリブン型通信の予測方式に関する評価を実施した。評価システムとして、人感センサを用いたシステムを構築した。システムの概要を図 10 に示す。また、用いた機器を表 1 に示す。人感センサモジュールとして、DSUN-PIR[6]を用いた。DSUN-PIR は物体からの赤外線照射の変化を感知して動きを検出することで、人の有無を検知するモジュールである。検知範囲は 3m から 7m の範囲で可変であるが、評価では、3m に設定した。DSUN-PIR は、検知結果を信号線に電圧の High (検知)、Low (非検知) で出力するシンプルな機器であり、通信機能を有さない。そこで、DSUN-PIR を IoT ゲートウェイとなる Raspberry PI(model 3b)に GPIO で接続し、Raspberry PI で DSUN-PIR からの出力を読み、信号が Low から High に変化した時に、データ収集サーバに通知を行うようにした。Raspberry PI からデータ収集サーバまでの通信は、モバイル回線(LTE)を利用した。データ収集サーバと Raspberry PI の中間点にパケットキャプチャ用のキャプチャマシンを配

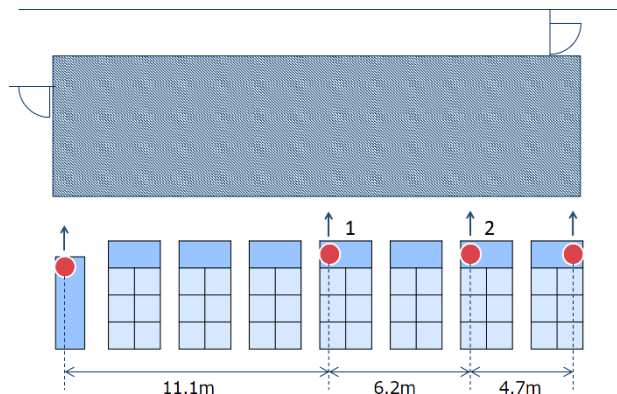


図 11 人感センサの配置

Figure 11 Placement of IR motion sensors

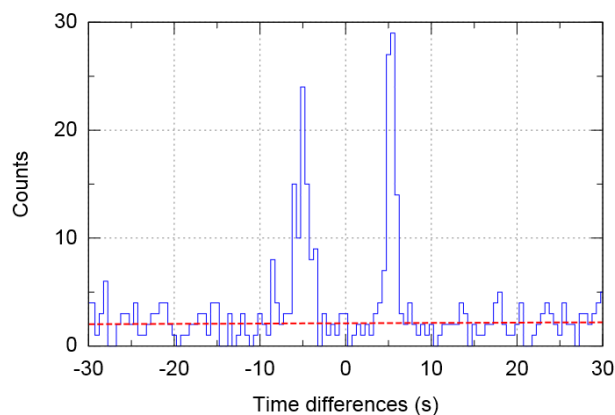


図 12 人感センサ 1 と 2 の通信時刻差

Figure 12 Time differences between IR motion sensor 1 and 2

置し、収集したパケットキャプチャを用いて評価を実施した。

人感センサは、図 11 の様にオフィス内に配置した。丸で示した点に人感センサを配置し、矢印の方向（通路の方向）に人感センサを向けた。白抜き部分の部分が通路となっている。データは 4 日間収集し、最初の 2 日分を学習データ、残りの 2 日分をテストデータに用いた。本稿では、人感センサ 1 を用いて 2 の通信を予測する場合に関して評価を実施した。なお、簡単のため、通信は人感センサの検知時の通信のみとし、周期型通信は実施していない。従って、提案方式の手順で述べた周期型通信とイベントドリブン型通信の識別は、本稿の評価では省略している。

4.2 評価結果

図 12 は、学習データを用いて作成した人感センサ 1 と 2 のイベントドリブン型通信の時間差ヒストグラムである。図には 2 つのピークが確認され、2 つの人感センサの通信には相関があることが分かる。2 つのピークは、それぞれ、図 11 の右側方向へ人が歩いた場合と左側方向へ人が歩いた場合に対応する。ピークの中心はおよそ -5 秒と 5 秒の位

置に存在する。なお、人の歩行速度の平均はおおよそ 1 m/s であり[7]、人感センサ間の距離が 6.2m であるため、時刻差 5 秒は人の歩行速度と一致する。時間差が負の部分は過去の事象に対応するため、通信予測する上で意味を持たない。従って、ここでは、時間差が正のピークについて注目する。図 12 のピーク部分として、時間差が 3 秒から 7.5 秒の範囲を選択した。選択領域の中央値 5.1 秒をピークを中心とした。通信確率を算出するため、前述の通り、選択した範囲のカウント数からランダム成分を差し引く。図 12 の点線部分は、ヒストグラムのランダム成分に直線でフィッティングした結果を示しており、ランダム成分の差引後のピーク部分のカウント数は 83.5 であった。学習データ内の人感センサ 1 のイベントドリブン型通信の総数は 484 であった。以上より、人感センサ 1 にイベントドリブン型通信が発生してから 5.1 秒後に 17% の確率で人感センサ 2 にイベントドリブン型通信が発生すると予測できる。

次に、テストデータを用いて予測精度の評価を行った。ここでは、人感センサ 1 にイベントドリブン型通信が発生してから、5.1 秒後に人感センサ 2 に通信が 17 % で発生すると予測した場合において、実際に通信が発生した確率と、予測した通信発生時刻と実際の通信発生時刻の差（予測時刻誤差）と、予測時刻誤差の標準偏差を算出した。表 2 に示した通り、正確に予測が出来ていることが分かる。とくに通信の発生時刻に関しては 1 秒以下の精度で予測することが可能であることが分かる。

5. おわりに

IoT 機器の通信には周期型通信とイベントドリブン型通信の 2 種類が存在する。イベントドリブン型の通信は、予兆なく発生するため、IoT 機器単体のトラフィックパターンのみから通信の発生を予測することは困難である。本稿では、IoT 機器の通信が、センシング対象を介して近傍に位置する他の IoT 機器の通信と相関を有することに着目し、IoT 機器間の通信相関を用いたイベントドリブン型の通信予測方式を提案した。評価の結果、1 秒以内の精度で通信の発生時刻を予測できることが分かった。今後は、他の IoT 機器や、異なる機器配置での評価などより詳細な評価を行う予定である。

参考文献

- [1] “事例 車車間通信／路車間通信”。
<https://www.furuno.com/jp/gnss/case/furuno04>, (参照 2018-08-22).
- [2] 新熊亮一, 岩井孝法, 里田浩三: 5G 研究のための IoT トラフィックモデルの検討, 信学技報, vol. 117, no. 308, MoNA2017-18, pp. 19-24, 2017
- [3] Sandvine, “Encrypted Internet Traffic: A Global Internet Phenomena Spotlight”, White paper, Apr. 2015.
- [4] “SimpleLink SensorTag”, <http://www.tij.co.jp/tool/jp/cc2650stk>

表 2 予測の評価結果

Table 2 Evaluation results of our prediction method.

発生確率	19 %
予測時刻誤差	-0.30 秒
誤差の標準偏差	0.83 秒

(参照 2018-08-22).

- [5] “SNC-CHI10 製品情報”. <https://www.sony.jp/snc/products/SNC-CHI10/index.html>, (参照 2018-08-21).
- [6] “HC-SR501 PIR MOTION DETECTOR”,
<https://www.mpja.com/download/31227sc.pdf>(参照 2018-08-22).
- [7] 阿久津邦夫, “歩行の科学”, 不昧堂出版 (1975)