

Anomaly Detection in Smart Home Network by Inspecting Exceptional Operations on IoT Devices using User's Daily-Life Behavior Learning

大阪大学 大学院情報科学研究科
情報ネットワーク学専攻 博士前期課程2年

山内 雅明

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

IoT, スマートホーム

- Home IoT (Internet of Things)
 - ・ネットワークに接続する機器
 - ・AIスピーカーやタブレットから操作可能
 - ・電源 ON, 電源 OFF, エアコンの設定温度の変更 など
- スマートホーム
 - ・複数のホーム IoT 機器
 - ・宅内をスマートフォンから管理

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

IoT 機器への不正操作攻撃

- 第三者による操作パケットの送信
 - ・ユーザへの重大な被害
 - ・例：ヒータの不正操作による火傷や火災
 - ・例：テレビを勝手に操作されることによるユーザへの不安感
- パケットのパターンマッチングによる検知が困難
 - ・正常な操作に用いるプロトコルに従って通信
 - ・乗っ取られたスマートフォンやAIスピーカーを経由

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

研究目的とアプローチ

- 研究目的
 - ・IoT 機器に対する不正操作攻撃の検知
- アプローチ
 - ・宅内の状況ごとの行動パターンを学習
 - ・状況：時刻や観測したセンサ値をもとに分類
 - ・行動パターン：機器操作などのユーザの行動の順序
 - ・ユーザは状況に応じて行動
 - ・例：寒いとき、ヒータ ⇒ 加湿器と操作
 - ・学習結果と一致しない機器操作を異常として検知
 - ・家庭内のゲートウェイで学習、検知
 - ・ゲートウェイは宅内外の機器操作パケットを監視可能

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

行動パターンの学習と検知

1. 宅内状況の分類表を定義
 - ・各軸は時刻やセンサの観測値
 - ・センサ：室温、湿度 など
 - ・一定間隔に分割し、セルを生成
 - ・各セルが各状況に相当
2. 行動パターンの蓄積
 - ・行動：機器操作、ユーザの入退室
 - ・木構造で保存
3. 検知対象とのマッチング
 - ・完全一致しない場合は検知

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

スモールデータの学習

- 問題点
 - ・各状況における機器操作回数が非常に少ない
 - ・ユーザが機器を操作する回数が限られている
- アイデア
 - ・類似した状況に対しても同時に学習
 - ・ユーザは似たような状況下で同じ行動を行う

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

ノイズとなる他ユーザの機器操作の除去

- 問題点
 - 他のユーザによる操作がノイズとして混入
 - 家庭内にはユーザが複数いることが多い
- アイデア
 - ノイズを除去した多種の行動パターンを同時に蓄積
 - ユーザが実際に行う行動パターンが蓄積可能
 - 複数回蓄積された行動パターンのみを検知に利用
 - ユーザが実際に行う行動パターンは何度も行われる

ゲートウェイで観測した行動順序	None	入室	TV	ヒータ	入室	入室	TV	ヒータ	入室
除去した行動	None	入室	TV	ヒータ	入室	入室	TV	ヒータ	入室

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会 6

実験環境

- 研究室内にホームネットワークを想定した環境を構築
 - IoT家電: 13種類
 - ヒータ、コーヒーメカ、など
 - IoTセンサ: 9種類
 - 室温センサ、湿度センサ、など
 - 実験期間: 1か月間を繰り返し実施
 - 被験者: 学生4名
- 全パケットとセンサ観測値を取得
 - 機器操作、ユーザの入室時刻を記録
- 時刻のみで宅内状況を分類
 - 研究室内の室温変化は微小

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会 7

評価方法

- データセット
 - キャプチャしたパケットから抽出した、機器操作および入室履歴
 - 正常操作: パケットに含まれる、被験者による機器操作
 - 不正操作: 偽の操作履歴をランダムな時刻に100(回/日)分混入
- パラメータ設定
 - 月の最初の1週間分のデータを利用
 - 残りの3週間分のデータをLOO-CVに利用
- 評価手法
 - LOO-CV (Leave-One-Out Cross-Validation)
 - 学習データ: 特定の1日分を除くデータ
 - テストデータ: 特定の1日分のデータに不正操作を混入
 - 各日の結果を合算し検知率、誤検知率を算出
- 評価指標
 - 検知率 = $\frac{\text{検知した不正操作数}}{\text{混入した不正操作数}}$
 - 誤検知率 = $\frac{\text{誤検知した正常操作数}}{\text{正常操作の総数}}$

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会 8

1か月間のデータに対する評価結果

- 検知率 95--100%、誤検知 数回程度 (誤検知率 19% 未満)
 - 各状況に対する行動パターンが十分に学習されたため
 - 検知漏れは、実際に機器操作が行われうるタイミングに存在
- 「単発操作」を含む機器は検知が困難
 - 「単発操作」: 前後に他の行動が観測できない機器操作
 - 操作順序の情報が使えず、状況の情報のみで検知するため
 - 特定の時間帯に操作が集中していない
- 同じ行動パターンの蓄積回数が少ない場合は検知が困難
 - 「レアな操作」 2017年1月(1か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
ヒータ	0.959	2110/2200	0.182	2/11
テレビ B	1.000	2200/2200	0.000	0/2
コーヒーメカ	0.157	346/2200	0.000	0/48
加湿器	0.080	176/2200	0.000	0/38
テレビ A	1.000	2200/2200	1.000	8/8

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会 9

ヒータに関して学習された行動パターン

- 他の機器操作とユーザの退室と関連した行動パターン
- 特定の時間帯に操作が集中

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会 10

1か月間のデータに対する評価結果

- 検知率 95--100%、誤検知 数回程度 (誤検知率 19% 未満)
 - 各状況に対する行動パターンが十分に学習されたため
 - 検知漏れは、実際に機器操作が行われうるタイミングに存在
- 「単発操作」を含む機器は検知が困難
 - 「単発操作」: 前後に他の行動が観測できない機器操作
 - 操作順序の情報が使えず、状況の情報のみで検知するため
 - 特定の時間帯に操作が集中していない
- 同じ行動パターンの蓄積回数が少ない場合は検知が困難
 - 「レアな操作」 2017年1月(1か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
ヒータ	0.959	2110/2200	0.182	2/11
テレビ B	1.000	2200/2200	0.000	0/2
コーヒーメカ	0.157	346/2200	0.000	0/48
加湿器	0.080	176/2200	0.000	0/38
テレビ A	1.000	2200/2200	1.000	8/8

2019年2月13日 平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会 11

1 か月間のデータに対する評価結果

- 検知率 95--100%、誤検知 数回程度 (誤検知率 19% 未満)
 - 各状況に対する行動パターンが十分に学習されたため
 - 検知漏れは、実際に機器操作が行われうるタイミングに存在
- 「単発操作」を含む機器は検知が困難
 - 「単発操作」: 前後に他の行動が観測できない機器操作
 - 操作順序の情報が使えず、状況の情報のみで検知するため
 - 特定の時間帯に操作が集中していない
- 同じ行動パターンの蓄積回数が少ない場合は検知が困難
 - 「レアな操作」 2017年1月(1か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
ヒータ	0.959	2110/2200	0.182	2/11
テレビ B	1.000	2200/2200	0.000	0/2
コーヒーメーカー	0.157	346/2200	0.000	0/48
加湿器	0.080	176/2200	0.000	0/38
テレビ A	1.000	2200/2200	1.000	8/8

2019年2月13日

平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

12

まとめと今後の課題

- 行動パターンが蓄積できた機器に関しては、95-100%の不正操作を検知可能で誤検知率は19%未満
 - 「単発操作」を含む機器の検知が困難
 - 「レアな操作」を含む機器の検知が困難
- 今後の課題
 - 「単発操作」の検知
 - Idea: センサ情報を活用し、状況を細分化
 - 「レアな操作」による誤検知の低減
 - Idea: 他家庭の情報を利用
 - 手法の比較
 - 実家庭でのデータを用いた検証

2019年2月13日

平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

13

付録

3 か月間のデータに対する評価結果

- 検知率は99%以上で、誤検知は18%未満
- テレビの誤検知率が1か月間の結果よりも低下
 - より多くの行動パターンが蓄積されたため
- 単発操作を含む機器は検知が困難

2017年4,6,8月(3か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
扇風機 A	0.998	6384/6400	0.000	0/9
扇風機 B	0.999	6399/6400	0.000	0/6
テレビ A	0.996	6377/6400	0.171	7/41
テレビ C	0.999	6397/6400	0.000	0/10
テレビ D	0.999	6398/6400	0.111	1/9
コーヒーメーカー	0.611	3908/6400	0.058	3/52

2019年2月13日

平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

15

3 か月間のデータに対する評価結果

- 検知率は99%以上で、誤検知は18%未満
- テレビの誤検知率が1か月間の結果よりも低下
 - より多くの行動パターンが蓄積されたため
- 単発操作を含む機器は検知が困難

2017年4,6,8月(3か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
扇風機 A	0.998	6384/6400	0.000	0/9
扇風機 B	0.999	6399/6400	0.000	0/6
テレビ A	0.996	6377/6400	0.171	7/41
テレビ C	0.999	6397/6400	0.000	0/10
テレビ D	0.999	6398/6400	0.111	1/9

2017年1月(1か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
テレビ A	1.000	2200/2200	1.000	8/8

2019年

16

3 か月間のデータに対する評価結果

- 検知率は99%以上で、誤検知は18%未満
- テレビの誤検知率が1か月間の結果よりも低下
 - より多くの行動パターンが蓄積されたため
- 単発操作を含む機器は検知が困難

2017年4,6,8月(3か月間)

	検知率	検知数 / 合計	誤検知率	誤検知数 / 合計
扇風機 A	0.998	6384/6400	0.000	0/9
扇風機 B	0.999	6399/6400	0.000	0/6
テレビ A	0.996	6377/6400	0.171	7/41
テレビ C	0.999	6397/6400	0.000	0/10
テレビ D	0.999	6398/6400	0.111	1/9
コーヒーメーカー	0.611	3908/6400	0.058	3/52

2019年2月13日

平成30年度情報ネットワーク学専攻修士論文発表会

17