

テクニカルノート

# Android スマートフォンにおける 近接センサによる画面ロック手法の開発

長谷川 達人<sup>1,a)</sup> 越野 亮<sup>2</sup> 木村 春彦<sup>1</sup>

受付日 2013年6月14日, 採録日 2013年9月13日

**概要:** 本研究はスマートフォン標準搭載レベルでの機能を利用して得られる情報を活用して利用者の快適な操作を実現することを目標としている。今回は Android スマートフォンを対象に利用者が意識しなくても容易に端末のロックを行うアプリケーションを近接センサを用いて開発する。しかし、近接センサを用いた方法だけでは、利用者の意図しないタイミングでロックされてしまう誤判断が起りやすい。既存の近接センサを用いたロックアプリケーションでは、ディレイという手法により誤判断率を低下させているが、これは操作性を低下させるという欠点がある。そこで提案手法ではセンサ反応時に利用者が端末を利用しているかどうかを単純ベイズ分類器で推定を行い、操作性を低下させず誤判断率を低下させる。

キーワード: スマートフォン, ロック, Naive Bayes, 行動推定

## Development of Screen Off Method Using the Proximity Sensor on Android Smartphone

TATSUHITO HASEGAWA<sup>1,a)</sup> MAKOTO KOSHINO<sup>2</sup> HARUHIKO KIMURA<sup>1</sup>

Received: June 14, 2013, Accepted: September 13, 2013

**Abstract:** The purpose of this study is to realize an environment in which user can operate comfortably using operation logs obtained by standard function of a smartphone. First of all, we develop an Android application turns off the screen automatically using the proximity sensor. However, only using the proximity sensor, the misjudgment which turns off the screen at the timing user does not intend will occur easily. A conventional application which turns off the screen by the proximity sensor decreases a frequency of the misjudgment by the method called delay, however it has a drawback which deteriorates operability. We propose a learning method using a Naive Bayes Classifier, thus the proposed method decreases a frequency of the misjudgment by estimating whether user is using him or her smartphone when the proximity sensor reacted.

**Keywords:** smartphone, screen off, Naive Bayes, behavior estimation

### 1. はじめに

総務省の携帯電話の利用率に関する調査 [1] によると、2012 年の調査段階において、日本の総人口に対する携帯電話契約比率がついに 100% を超過した。なかでもスマー

トフォンのシェアは国内外問わず急速に拡大しており [2]、日常生活をサポートする身近な情報機器となっている。スマートフォンは標準で様々なセンサを搭載しており、また利用者はスマートフォンを常日頃から持ち歩くことから、ライフログや利用情報を記録し活用した研究も行われている [3]。これらの利用者情報からスマートフォンが自律的に利用者をサポートすることができれば、利用者はより快適に日常生活を送れることであろう。本研究では、スマートフォンの標準搭載レベルの機能を利用して得られる情報を活用することで、利用者の快適な操作を実現することを

<sup>1</sup> 金沢大学大学院自然科学研究科

Graduate School of Natural Science & Technology, Kanazawa University, Kanazawa, Ishikawa 920–1192, Japan

<sup>2</sup> 石川工業高等専門学校電子情報工学科

Department of Electronics and Information Engineering, Ishikawa National College of Technology, Kahoku, Ishikawa 929–0392, Japan

a) t-hasegawa@blitz.ec.t.kanazawa-u.ac.jp

目標とし、第1段階として、端末のロック（画面オフ）に焦点をあて、利用者が意識しなくても容易に（半自動的に）ロックするアプリケーションを Android スマートフォン上で開発する。

## 2. ロック手法

### 2.1 従来のロック手法

スマートフォンの画面ロック手法は現在標準で以下の2つの方法がある。

方法1：電源ボタンを押すことによる**手動ロック**

方法2：タイムアウトによる**時間ロック**

手動ロックは電源ボタンを押すことで画面ロックを行う方法である。時間ロックでは、利用者が端末設定された一定時間操作を行わないことでロック状態となる。利用者は2つの手法を併用し、ロックを意識しない利用者は方法2のみを用いることが多い。しかし、時間ロックだけでは電池の消耗を早めるだけでなく、利用者が端末から目を話した際に他者に個人情報盗み見られるリスクが高まる。したがって端末の利用後は電源ボタンを押下してロック状態にしておくことが理想である。ただ、電源ボタンを押す動作は利用者の手間であり、さらに端末によっては押しにくい場所に電源ボタンがあることから、利用者により使いやすいロック手法の提案が必要とされる。

### 2.2 近接センサを用いたロック手法

本論文では近接センサを用いる手法（近接ロック）を提案する。近接センサは多くのスマートフォンに標準搭載されている制御機器であり、端末上部のスピーカ横に搭載されていることが多い。近接センサは何か覆っていると反応するため、センサが反応するという事は利用者は画面を見ていない可能性が高いと推測できる。近接ロックを実現することで、端末をポケットに入れたとき、机に裏向きで置いたとき、手をかざしたとき（図1）等様々なシーンで端末が自動的にロックされるような体感を得ることができる。近接ロックは利用者の負荷を軽減するだけでなく、他者の盗み見防止の観点からセキュリティ向上にもつながる。

近接ロックを実現し利用した結果から、利点と欠点を従来のロック手法と比較する。利点はロックが容易になる点と、ロック忘れが減る点である。電源ボタンを押下することに比べ、ポケットに入れる、センサに手をかざす等の常日頃から行う動作で意識することなく容易にロックができる。欠点は電池消費が少々増える点と、誤判断が起りやすいという点である。近接ロックは近接センサを動作させるため何も使っていない状態より少々電力を消費する。また、近接ロックでは近接センサ反応時にロックを行うため、利用者が意図しないタイミングで近接センサが何に触れてロックされてしまうことがある（近接ロックの誤判断）。誤

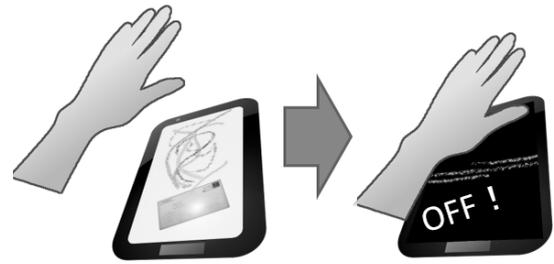


図1 近接ロック動作イメージ

Fig. 1 Proximity lock: hands action turns off the screen using a proximity sensor.

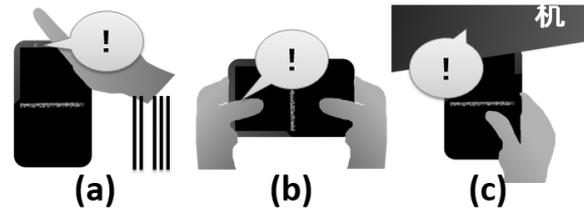


図2 誤判断パターン例

Fig. 2 Examples of misjudgement patterns: (a) when a finger moves hard, (b) when an orientation of a smartphone is landscape, and (c) when something is hiding a smartphone.

判断の動作パターンは、たとえば図2が考えられる。

- (a) 大きく指を滑らせる場合
- (b) 端末を横向きにして操作する場合
- (c) センサに接触しやすい状態で利用する場合

## 3. 近接ロックの改良

既存のアプリケーションとして「近接オートロック」[4]がある。これは誤判断の対策として、ディレイ（数秒間継続して近接反応がある場合ロックする）等の手法を用いている。ディレイは誤判断率を低下させる可能性はあるが操作性は低下する。たとえば即座にロックしたい場合でも必ず数秒間継続して近接センサに触れなければロックできない。本研究では過去の動作ログから利用者が端末を利用中かどうかを学習し、近接反応時にロック判定を行う手法を提案し、操作性を低下させずに誤判断率を低下させる。

### 3.1 動作中画面との関連性

図2(a), (b)より誤判断は動作中の画面に相関がある可能性を考え、被験者の動作ログを12日間記録し表1にデータをまとめた。動作ログは近接センサ反応時に、動作中のアプリケーション画面と、近接ロックが正常判断であるか誤判断であるかの記録とする。誤判断の判定に関しては、近接ロック発生後即座（5秒以内）に画面の再点灯が行われた場合は利用者が意図しないタイミングで近接ロックが反応したものと仮定して誤判断とする。たとえば、ゲームで遊んでいた際に意図せず近接センサに触れロックされ

表 1 画面ごとの誤判断率

Table 1 The misjudgment rates of each screen obtained from the logs used by single subject for 12 days.

動作中の画面名	ロック回数	失敗回数	誤判断率
ナビ	7	7	100.0%
ブラウザタブ画面	7	7	100.0%
ジョブマネージャ	3	3	100.0%
着信歴	1	1	100.0%
クイック検索	1	1	100.0%
パズドラ	354	271	76.6%
ブラウザ	134	91	67.9%
Twitter	16	9	56.3%
緊急ダイヤル	11	6	54.5%
電話帳	2	1	50.0%
フェイスブック	2	1	50.0%
LINE	39	17	43.6%
ホーム	547	165	30.2%
電話	37	8	21.6%
通話中	26	1	3.8%
その他	5	0	0.0%
全画面合計	1,192	589	49.4%

たが、即座に画面を再点灯しゲームを再開した場合等が誤判断となる。なお、5秒という数値は経験則から仮定している。

表 1 より動作中の画面によって、近接センサ誤判断の起こりやすさに傾向があることが分かる。たとえば、ナビであれば7回のロック動作のうち7回が誤判断であることから、ナビ利用時には何らかの動作を行う際に、意図せず近接センサに触れていることが推測できる。

### 3.2 動作ログを用いた誤判断率改善手法

誤判断率を低下させるため、過去の動作ログを学習し近接ロックを行うタイミングでロックの可否を判断する手法を提案する。動作ログは動作中の画面と画面表示の向きの情報を利用する。画面表示の向きに関しては図 2 (b) より動作中の画面同様、誤判断に影響があると考えられることから追加するものとした。動作ログの取得タイミングは近接センサ反応時とする。誤判断の判定に関しては近接ロック発生後即座（5秒以内）に画面の再点灯が行われた場合と、見過ごしも誤判断として記録を行う。見過ごしとは「本アプリケーションがロックしないと判断したが、本来利用者がロックしたかった場合」のことで定義する。近接センサが反応したタイミングから、画面が自動で消えるまでの間（2.1 節の時間ロックで利用者の設定しているタイムアウト時間以内）にロックが行われた場合に見過ぎと判定する。たとえば、タイムアウト時間を1分に設定している利用者が、意図して近接センサに触ったが近接ロックされなかったので、1分以内に端末標準の手動ロックもしくは時間ロックを行った場合を見過ぎとして誤判断に含

めている。

### 3.3 Naive Bayes による学習

動作ログの学習には Naive Bayes [5], [6] を用いる。モバイル端末上での実装のため分類精度が高いことに加え、リアルタイム処理のための処理速度が実現できること、電池消費量を抑えるため計算量が少ないことを加味した。

#### 3.3.1 Naive Bayes

Naive Bayes は事象の事後確率を用いてカテゴリ分類を行う手法である。属性  $D$  からカテゴリ  $C$  に分類する場合、事後確率は以下の式を用いて計算する。

$$P(C|D) = \frac{P(C)P(D|C)}{P(D)} \quad (1)$$

式 (1) の  $P(C)$  は既知の学習データから導出する事前確率、 $P(D|C)$  は尤度である。本来属性間の独立性は容易に仮定できないが Naive Bayes ではあえて独立性を仮定することで次式が得られる。

$$P(D|C) = P(D_1, \dots, D_n|C) \approx \prod_{i=1}^n P(D_i|C) \quad (2)$$

分類カテゴリを求めることが目的のため、最大事後確率 (MAP) 推定でカテゴリを推定する。MAP 推定では分母  $P(D)$  は  $C$  に依存しないことから、分母が最大となるカテゴリを選択する。実装上は式 (2) の積算でエンダフローが起こりうるため、対数の加算として計算する。大小関係は対数をとることに影響はない。MAP 推定により推定されたカテゴリを  $C_{MAP}$  とすると、分類されるカテゴリは式 (1), (2) より次式で計算できる。

$$C_{MAP} = \arg \max_C \left\{ \log P(C) + \sum_{i=1}^n \log P(D_i|C) \right\} \quad (3)$$

#### 3.3.2 Naive Bayes を用いた誤判断率の改善

誤判断率の改善に対して、カテゴリ  $C$  はロックを行うか否か、属性  $D$  は利用者の動作であり、アプリ画面と画面の向きとなる。近接反応時に最適なカテゴリ  $C$  を判別する。

$$C = \{C_l | \text{ロックする}, C_n | \text{ロックしない}\}$$

$$D = \{D_1 | \text{アプリ画面}, D_2 | \text{画面の向き}\}$$

$$D_1 \in D_{p1} = \{\text{全アプリ画面}\}$$

$$D_2 \in D_{p2} = \{\text{縦, 横}\}$$

$T(x)$  を  $x$  が発生した回数と定義すると、式 (3) の事前確率  $P(C)$  は、動作ログより次のように計算できる。

$$P(C = C_l) = \frac{T(C_l)}{\sum_{C' \in C} T(C')} = \frac{\text{ロックした回数}}{\text{動作ログ数}} \quad (4)$$

尤度は属性ごとの積で算出するため、動作ログに現れなかった属性が含まれた場合、尤度が0となり精度に大きく影響を与えてしまうことがある（ゼロ頻度問題）。これに対応するため加算スムージングを採用し、スムージングバ

表 2 評価指標の定義

Table 2 The definition of evaluation.

		利用者の想定動作	
		ロックする	ロックしない
アプリ の動作	ロックする	TP	FP
	ロックしない	FN	TN

ラメータ  $\alpha$  を適用すると尤度は次のように計算できる.

$$\prod_{i=1}^n P(D_i|C=C_i) = \prod_{i=1}^n \frac{T(C_i, D_i) + \alpha}{\sum_{D' \in D_{pi}} T(C_i, D') + |D_{pi}| \alpha} \quad (5)$$

なお, 今回  $\alpha = 1$  としている.

## 4. 評価

### 4.1 評価指標

実際の利用データを用いて誤判断率の評価を行う. 本アプリケーションは現在 Android 端末で実装後, Google Play\*1で「マジック★スクリーンβ版」として公開し, 動作ログと各手法による結果の記録を行っている. 結果とは, 1. 対策なし, 2. デイレイ (3秒), 3. Naive Bayesでのロックか否かの判断である. デイレイの設定秒数は既存のアプリケーションの標準設定を採用し3秒とした. 分類精度の評価は一般的な分類器は Recall と Precision の調和平均である F 値で評価するが, 本件では, 利用者が想定しないタイミングでロックされてしまうと利用者の操作を邪魔してしまうことから, 表 2 の TP と同様に TN も重要な評価尺度とし, Sensitivity( $\frac{TP}{TP+FN}$ ), Specificity( $\frac{TN}{TN+FP}$ ), Accuracy( $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$ ) で評価を行う [7]. ここで TP は利用者がロックすると想定したときにロックした回数であり, 同様に FP (ロックしない想定でロックした回数), FN (ロックする想定でロックしなかった回数), TN (ロックしない想定でロックしなかった回数) と定義している.

### 4.2 実験結果

利用データから誤判断率を集計したものを図 3 に示す. データは被験者 8 名が 7~14 日間利用したものの平均値である. 利用端末は 2013 年現在発売されている Android 端末のうち, 近接センサを搭載したものとしており, 特に Galaxy S2, AQUOS PHONE SH-12C で動作確認を行っている. 実験の結果, 近接反応時に必ずロックする対策なしは当然 Sensitivity が 100%, Specificity が 0% となり, Accuracy は 38% となった. デイレイ (3秒) では Sensitivity は 49% になるものの, Specificity が 77% に向上したことで, Accuracy が 66% に向上している. 同様に提案手法である Naive Bayes でも Sensitivity は 46% となるものの, Specificity が 86% に大幅向上し, Accuracy が 71% とデイレイよりもさらに向上している. Naive Bayes はデイレイ

\*1 GooglePlay, <https://play.google.com/store>

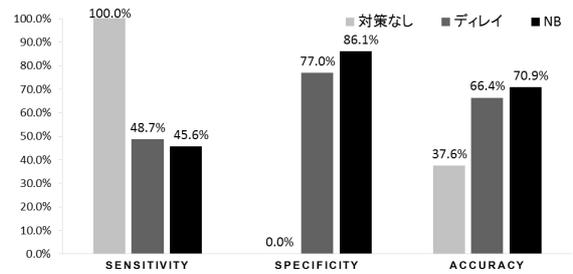


図 3 Sensitivity, Specificity, Accuracy の比較

Fig. 3 A comparison of sensitivity, specificity, and accuracy.

に比べても Accuracy を 5% 向上させ, さらに意図したタイミングで即座に画面ロックが行えることから操作性も良い.

## 5. おわりに

### 5.1 まとめ

本研究では端末から得られる利用情報を基に携帯電話が自律的に利用者をサポートする第 1 段階として, 利用者が意識しなくても端末が自動的にロック判断を行うアプリを Android スマートフォンで開発を行った. 近接ロック単体では誤判断が多かったことから, 新しい誤判断率の低下手法を提案し, アプリ画面と近接ロックに相関がある可能性から Naive Bayes を用いた推定を行うことで誤判断率の改善を実現した. 実際の利用実験の結果, 既存の手法以上に誤判断率の改善が行えることを示し, さらには既存の手法よりも操作性が良いことから近接ロックをより実用的なものを実現した.

### 5.2 今後の課題

本研究では近接ロックをより実用的なものを実現したが, さらなる課題として以下 2 点を記述する.

- 他の利用情報を用いた精度改善:

時系列情報や, その他標準装備されている各種センサ値を利用することで, 精度改善が行えると考えている.

- 電池消費量低下に対する取り組み:

近接ロックは無駄な画面点灯を減らすため, 近接ロックに必要な電力を抑えることで省電力化につながると考えている.

## 参考文献

- [1] 総務省: 電気通信サービスの加入契約数等の状況, 総務省 (オンライン), 入手先 ([http://www.soumu.go.jp/main\\_content/000204517.pdf](http://www.soumu.go.jp/main_content/000204517.pdf)) (参照 2013-06-12).
- [2] 総務省: 情報通信白書平成 24 年版, 総務省 (オンライン), 入手先 (<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h24/pdf/n2020000.pdf>) (参照 2013-06-12).
- [3] 大内一成, 土井美和子: 携帯電話搭載センサによるリアルタイム生活行動認識システム, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.7, pp.1675-1689 (2012).
- [4] nuts: 近接オートロック, Google Play (オンライン), 入手先 (<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.nuts.autolock>) (参照 2013-06-12).

- [5] Lewis, D.D.: Naive (Bayes) at Forty: The Independence Assumption in Information Retrieval, *ECML-98*, Lecture notes in computer science, Vol.1398, pp.4–15 (1998).
- [6] Androutsopoulos, I., Koutsias, J., Chandrinou, K.V., Paliouras, G. and Spyropoulos, C.D.: *An evaluation of Naive Bayesian anti-spam filtering*, pp.9–17 (2000).
- [7] Metsis, V., Androutsopoulos, I. and Paliouras, G.: Spam Filtering with Naive Bayes – Which Naive Bayes?, *3rd Conference on Email and Anti-Spam* (2006).



長谷川 達人

2011年金沢大学工学部情報システム工学科卒業。同年株式会社富士通北陸システムズ入社。2013年金沢大学大学院自然科学研究科電子情報科学専攻博士後期課程入学。モバイル端末の操作性向上，教育アプリケーションの

開発に興味がある。IEEE，教育システム情報学会各学生会員。



越野 亮 (正会員)

2002年金沢大学大学院博士前期課程修了。同年富士通株式会社入社。2003年石川工業高等専門学校電子情報工学科助手。2004年金沢大学大学院博士後期課程修了。博士(工学)。現在，石川工業高等専門学校電子情報工学科

准教授。ソフトコンピューティングの研究に従事。IEEE，電子情報通信学会，人工知能学会，日本経営工学会等の会員。



木村 春彦 (正会員)

1979年東北大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了。同年富士通株式会社入社。1980年金沢女子短期大学講師。1984年金沢大学経済学部助教授。1992年同大学工学部電気情報工学科助教授。1994年同学科教授。

現在，同大学理工研究域電子情報学系教授。工学博士。ソフトコンピューティングの応用や独居老人の介護支援に関する研究に従事。電子情報通信学会，電気学会，人工知能学会，日本設備管理学会等の会員。