Technology Reports（特集）

メンタルヘルスケア　ストレス　注意機能

サービス向上・社会課題解決に貢献するAI

スマートフォンログを用いたストレス・注意機能推定技術の開発

クロステック開発部　山本 直樹（やまもと なおき）　濱谷 尚志（はまたに たかし）
落合 桂一（おちあい けいいち）
サービスイノベーション部　田中 茂樹（たなか しげき）　深澤 佑介（ふかざわ ゆうすけ）†

精神疾患の患者数は世界的に増加傾向にあり，メンタルヘルスの不調を未然に防ぐことが社会的な課題となっているが，精神的な健康状態を正確に把握することは困難である．そこでドコモは，スマートフォンから取得されるセンサログや位置情報，端末操作ログを基に，ユーザに過度な負担を与えることなく日々のストレス・注意機能（集中力）の2指標を推定する技術を開発した．本技術により，精神的な健康状態を可視化することが可能となり，ストレス状態への気付きを促すことでセルフケアをサポートすることが可能となった．

1. まえがき

精神疾患の患者数は年々増加傾向にあり，メンタルヘルスケアに対する社会的関心が高まっている．WHO（World Health Organization）の発表によると，世界中で3億人以上の人がうつ病を患っており，自殺者の90％以上が精神疾患に起因すると報告されている［1］．精神疾患を発症する一因として過度なストレスが知られており，精神的に良好な健康状態を保つためには自身が受けているストレスを自覚し，予防に努めることが重要であるが，自身のストレス状態を正確に把握することは非常に困難である．

このような背景から，スマートフォンやウェアラブル端末から取得されるログを基に，ユーザの精神的な健康状態を推定する取組みが多数報告されている［2］．スマートフォンは個人個人が所持しており，かつ常時身につけ持ち運び，利用するものであることから，スマートフォンログにはユーザの日々の活動状況が反映されている．ユーザの活動状況と精神的な健康状態は互いに影響を及ぼし合うものである

©2021 NTT DOCOMO, INC.
本誌掲載記事の無断転載を禁じます．
本誌に掲載されている社名，製品およびソフトウエア，サービスなどの名称は，各社の商標または登録商標．

† 現在，総務部

と想定すると，スマートフォンのログにはユーザの精神的な健康状態が反映されていると考えられる．ユーザに特殊な操作を求めることなく，日常的なスマートフォンの利用ログを収集するため，ユーザに対して負担を与える可能性は極めて小さい．また，スマートフォンのログは常時収集されていることから，連続的な精神的健康状態の評価が可能である．

ストレスはメンタルヘルス不調のリスクの一要因として考えられているが，適度なストレスは心を引き締め，仕事や勉強の能率を上げる効果があることが知られている［3］．一方でストレスが高く，かつ仕事や勉強の能率が低下している状態は，ユーザの精神的な健康状態が悪化していることを意味している．したがって，高ストレス状態であってもユーザに対してポジティブに作用する場面とネガティブに作用する場面が存在しており，高ストレス状態の良し悪しを切り分けて解釈することが必要である．

そこで本研究では，スマートフォンのログを基に日々のストレスの度合いの推定に加え，知的活動能力を示す注意機能（判断のスピードと判断の正確さ）を推定することで，人にかかるストレスが適切なものなのか否かを注意機能（集中力）の観点から読み解くことを目指している．

本稿では，提案手法の詳細と提案手法を用いた検証実験の結果について解説する．

2. 提案モデル

提案モデルの概要を**図1**に示す．本提案手法ではスマートフォンのログを説明変数，心拍データに基づくストレス指標と注意機能計測課題（Go/NoGo課題）に基づく注意機能スコアをそれぞれ目的変数とする推定モデルを構築する．ストレス指標と注意機能スコアは推定モデルを構築する時のみ利用し，

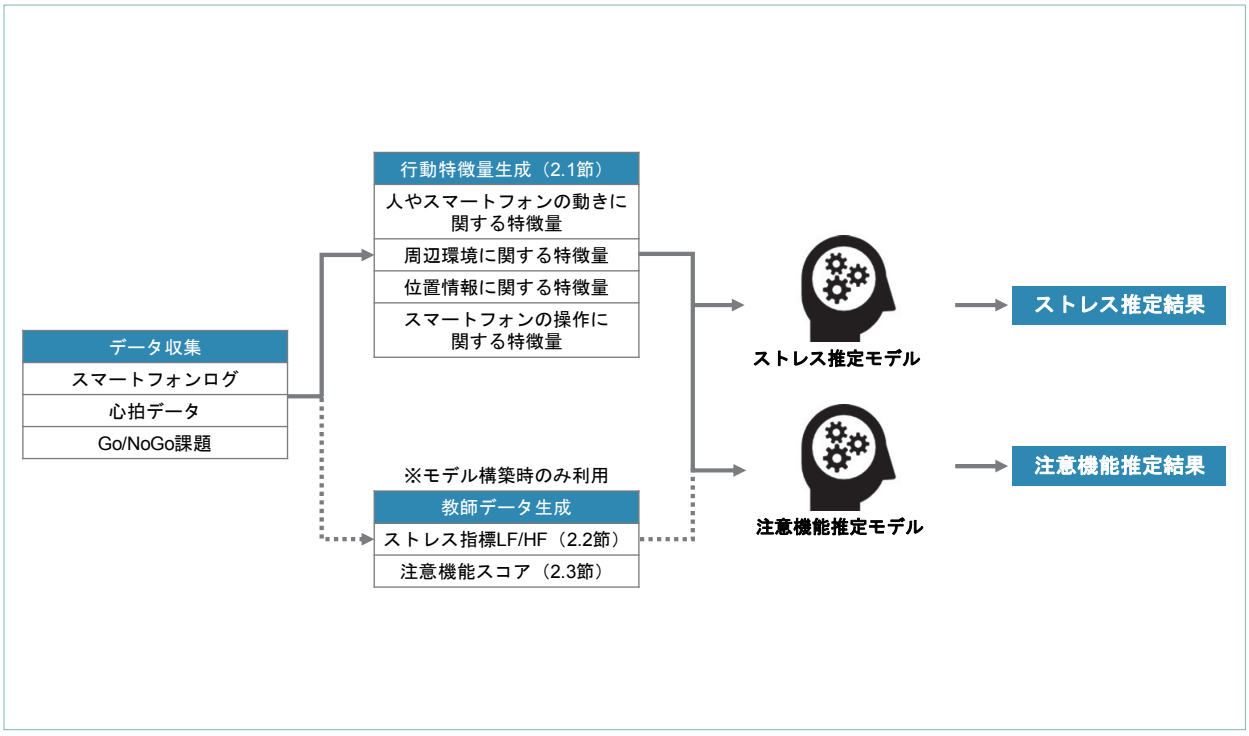

図1　ストレス・注意機能推定モデル

モデル構築後はスマートフォンログを収集するだけでストレス・注意機能状態の推定が可能である．

本研究ではドコモのR＆D部門に勤務する有志社員を対象としてデータセットの収集試験を実施した．データ収集には男性34名と女性5名から構成される，20代から50代までの社員39人が参加した．試験実施期間は2017年11月から2018年1月までの3カ月間であり，試験参加者にこの間で最大42日間の協力を依頼した．

本試験は，東京大学大学院医学系研究科・医学部倫理委員会の承認のもと実施した（承認番号2017－001）．

2.1　行動特徴量

本研究で収集したスマートフォンのログと，生成した行動特徴量を**表1**に示す．データ収集試験によって，合計1,349日分のスマートフォンログを獲得した．

行動特徴量は．以下4つの観点で生成した．

①人やスマートフォンの動きに関する特徴量

ユーザの精神状態が行動に反映されると想定した．例えば，ストレスを感じている場合にはスマートフォンの扱い方が粗雑になると考えられる．

②周辺環境に関する特徴量

周辺の環境変化がユーザの精神状態や行動に影響を与えると想定した．例えば，急激な気圧の変化に対してストレスを感じる可能性がある．

③位置情報に関する特徴量

ユーザの精神状態が移動方法や訪問場所に影響を与えると想定した．また，訪問場所がユーザの精神状態に影響を与えると想定した．例えば，1日の移動距離や訪問施設数が通常よりも多い場合にストレスを感じている可能性がある．

④スマートフォンの操作に関する特徴量

ユーザの精神状態によりスマートフォンの使い方や目的が変化すると想定した．例えば，ユーザが対人関係にストレスを感じている場合には，コミュニケーションアプリの利用回数が

表1　ストレス・注意機能推定モデルの行動特徴量

スマートフォンログ	生成した特徴量（一部抜粋）
3軸方向加速度 角速度	平均，分散，最大値，最小値，最大最小差，ベクトルの大きさ，各軸の相関係数
照　度 気　圧 バッテリー残量	平均，分散，最大値，最小値，最大最小差
GPS	緯度・経度・高度の最大値・最小値・最大最小差，自宅からの移動距離，滞在点数
イヤホン接続 充電器の装着	接続回数，接続されていた割合［／日］
画面のOn/Off	On/Off回数，On時間の平均・分散・最大値・最小値
アプリ利用履歴	カテゴリごと（ゲーム，コミュニケーションツールなど）の起動時間・起動回数
Activity Recognition API	各状態（vehicle，bicycle，on foot，running，walking，still，tilting，unknown，ride，move）の割合
ストレージ使用量	残容量の値
カレンダー	各曜日，平日かどうか

減少する可能性がある．

これらの特徴量を基に，日々のユーザのストレスおよび注意機能を推定した．

2.2　ストレス指標

本研究では，胸部心電計を用いて639日分の心電波形のデータセットを収集し，低周波成分（LF：Low Frequency）と高周波成分（HF：High Frequency）*1の比率を基にした生理指標LF/HF［4］をストレス指標として採用した．LF，HFはそれぞれ交感神経と副交感神経の活性度を表しており，ストレスを感じているときほどLF/HFは高い値を取ることが知られている．

本研究では，ある日のストレスが基準値に対して高いか低いかを2値で推定する．

まず，各日に対してLF/HFの代表値を算出した後に，ユーザごとにそれらの全日分の平均値を基準値として算出した．次に，各日のLF/HFの代表値が基準値以上の場合を高ストレス日，基準値未満の場合を低ストレス日と設定し，日ごとにストレス状態のラベル付けを行った．

2.3　注意機能指標

ユーザの注意機能を計測する手法として，Go/NoGo課題を用いた［5］．Android端末上に実装したGo/NoGo課題アプリケーションを**図2**に示す．

本課題では，スマートフォン画面上に一定時間ごとにアルファベット1文字が表示され，ユーザは特定の文字が表示された場合にのみ素早く画面をタップ（Go反応）し，その他の文字が表示された場合には画面をタップしない（NoGo反応）ことが求め

図2　Go/NoGo課題アプリケーション

*1　低周波成分（LF）と高周波成分（HF）：心拍は常に一定の間隔で鼓動を打つのではなく，周期的にゆらいでいることが知られている．このゆらぎに含まれる2つの主要な成分を表す．

られる．表示されるアルファベットは，あらかじめ定められた8種類からランダムで1文字が選択され，約1分間で計72回文字が表示される．そのうち正しく反応できたGo反応，およびNoGo反応の数の合計を72で割った値を本課題における注意機能のスコアとする．

本課題を1日3回実施し，そのスコアの平均値を日の代表値とした．データ収集試験によって，779日分の注意機能計測結果のデータセットを獲得した．ストレスと同様に，ユーザごとに注意機能スコアの平均値を基準値として算出し，各日の注意機能の代表値が基準値以上の日を高注意機能，基準値未満の場合を低注意機能と設定し，日ごとに注意機能状態のラベルづけを行った．

2.4　性能評価

1,349日分のスマートフォンログ，639日分の心電波形データセット，779日分の注意機能計測結果データセットを基に，ストレス推定モデルと注意機能推定モデルにおける推定精度の評価を実施した．ここで，これら3種類のデータ数が一致しないのは，胸部心電計の着用およびGo/NoGo課題アプリケーションの実施は，試験参加者の日常生活に影響がない範囲で任意に実施してもらったためである．スマートフォンログ，心電波形データセット，注意機能計測結果データセットの3種類すべてが存在する日を分析対象日とし，合計554日分のデータを用いて性能評価を実施した．

前述の行動特徴量を説明変数，ストレスおよび注意機能状態のラベルを目的変数とした機械学習アルゴリズムにより，ストレスと注意機能を推定するモデルを構築した．

推定精度の評価では，1ユーザをモデル評価対象のユーザと定め，その他ユーザのデータセットを基にモデルを構築することで，未知のユーザに対するモデルの性能を評価する．評価対象ユーザの推定結果と，そのユーザの心電由来のストレス指標およびGo/NoGo課題を比較することで推定結果の正しさを評価する．各ユーザに対してそれぞれが未知のユーザであると想定した評価を行い，全ユーザの評価結果を合わせて最終的な評価結果とする．推定精度の評価指標は正確度（Accuracy）*2，感度（Sensitivity）*3，特異度（Specificity）*4の3指標を採用した．

推定精度を**表2**に示す．提案手法ではストレス，注意機能いずれの正確度においても0.700以上の精度を達成した．ただしストレス，注意機能いずれにおいても特異度に対して感度が低い結果となっており，高ストレス状態，高注意機能状態を精度良く推定できるよう技術的な改善の余地がある．

3. 社外検証試験

3.1　検証用アプリケーションの開発

ストレス推定モデルおよび注意機能推定モデルを搭載した検証用アプリケーションを開発した．アプリケーションの推定結果提示画面を**図3**に示す．本アプリケーションは，常時スマートフォンログを収集し，内部ストレージへログを蓄積する．蓄積されたログは1日1回サーバへ送信され，サーバ上でストレスおよび注意機能を推定する．推定された結果はスマートフォンへ送信され，アプリケーション上でユーザに提示される．

表2　ストレス・注意機能の推定精度

	正確度	感　度	特異度
ストレス	0.711	0.608	0.773
注意機能	0.791	0.750	0.818

*2　正確度（Accuracy）：本稿では，全サンプルに対して高ストレス（注意機能），低ストレス（注意機能）を正しく分類した割合を表す．

*3　感度（Sensitivity）：本稿では，高ストレス（注意機能）と推定されるべきものを，正しく高ストレス（注意機能）と正しく分類した割合を表す．

*4　特異度（Specificity）：本稿では，低ストレス（注意機能）と推定されるべきものを，正しく低ストレス（注意機能）と正しく分類した割合を表す．

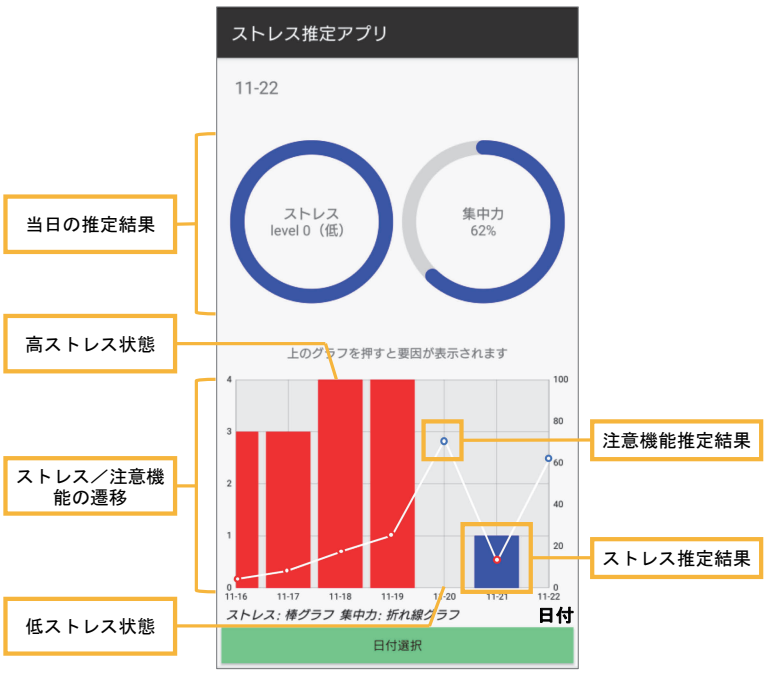

図3　ストレス・注意機能推定アプリケーション

3.2　省内リビングラボにおける実証実験

⑴省内リビングラボ*5概要

2019年12月から2020年3月にわたりドコモは，経済産業省主催の省内リビングラボ（令和元年度中小企業実態調査事業（リビングラボにおける革新的な社会課題解決サービスの創出にかかわる調査）．以下，リビングラボ）に参加した．リビングラボではストレスと睡眠に因果関係がある，という経済産業省の仮定に基づき，経済産業省に勤務する職員（健常成人）を対象として，睡眠の質を改善するプログラム（介入策）を実施し，ストレス改善効果を検証した．介入策は株式会社こどもみらい（以下，こどもみらい）が担い，リビングラボ期間中に対面やオンラインでの睡眠改善指導を実施した．また，リビングラボ開始時および終了時に参加者に対してアンケートを用いてストレス状態の計測を実施した．

ドコモは，介入策の効果を測定する機器として前述の検証用アプリケーションを提供した．リビングラボ参加者26名が所持する端末に対して検証用アプリケーションをインストールし，そのうち14名は介入策に従い睡眠改善プログラムを実施してもらい，残り12名は従来どおり日常生活を送った．リビングラボの期間中，本アプリケーションを用いて日ごとのストレス状態と注意機能状態を推定した．

⑵検証結果

ストレス推定結果に対して，以下の2つの観点から評価を実施した．

①介入策の効果検証

介入群と非介入群のストレス状態を比較し，ストレス状態に改善が見られるか確認した．

②ストレス推定結果の妥当性

リビングラボ開始時および終了時のアンケー

*5　リビングラボ：社会課題を解決するために，利用者と提供者が一体となって実環境での実験と評価を繰返し実施し，得られた知見を基にサービスや商品を生み出す取組みである．

ト結果とストレス推定結果の一致度合いを確認し，推定モデルの実利用の可能性を検証した．

①に関して，介入策の実施によってストレス状態が改善したと仮定し，以下に示す分析を実施した．なお，期間ⅰと期間ⅱはそれぞれ介入策実施前と介入策実施後の期間を示す．

(A)介入群（期間ⅰ）と非介入群（期間ⅰ）におけるストレス状態の比較

(B)介入群（期間ⅱ）と非介入群（期間ⅱ）におけるストレス状態の比較

このとき，(A)において有意差がなく，かつ(B)において有意差が確認できるときに，仮定が成立する可能性がある．検定手法にはMann-WhitneyのU検定*6を用い，有意水準を0.05と設定した．

分析結果を**図4**に示す．図中の「＊」は，有意水準を満たすことを表す．(A)において，ストレスおよび注意機能推定結果には2群間に有意差を確認できなかった．一方で，(B)においてストレスおよび注意機能推定結果には2群間に有意差が確認されたことから，介入策がストレス状態の改善に寄与した可能性があることが確認できる．また，介入群では“低ストレス，かつ低注意機能状態”が増加していることを確認しており，睡眠の質改善を目的とした介入策により“リラックス状態”が増加していると解釈することができる．

②に関して，アンケートより介入群においてストレス反応，主観的睡眠の質，仕事の結果に関する3項目の改善が確認された．この結果より，ストレス

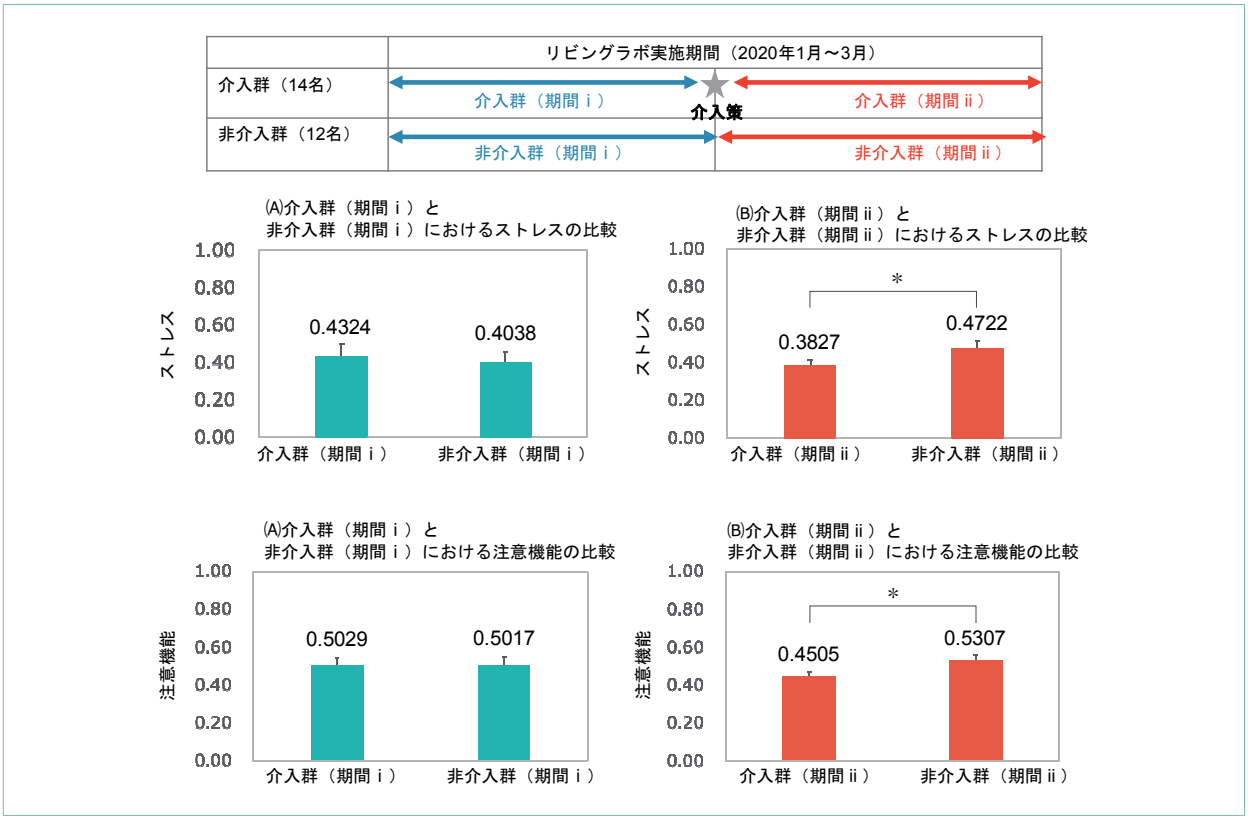

図4　介入策によるストレス・注意機能の変化

＊6　Mann-WhitneyのU検定：ノンパラメトリックな検定手法であり，2つのデータ群において，統計学的に「意味がある（有意）差」があるかどうかを検討するための手法である．

推定モデルの推定値が妥当であったと解釈することができる．また，前述のようにストレス・注意機能推定結果よりリラックス状態の増加を確認しており，また，アンケートにより仕事の結果に関する改善が確認できていることから，介入策によって“適度なストレスを感じながら，高い作業効率を維持できている状態”と“リラックス状態”のメリハリが生まれたと解釈することができる．

4. あとがき

本稿では，メンタルヘルスケアに対する関心の高まりに対して，スマートフォンから収集されたログを基にユーザの日々の精神的な健康状態を推定するモデルを提案し，そのモデルを用いた検証実験結果について解説した．ドコモは，本研究成果のさらなる検証により提案技術の高度化に注力し，お客様のメンタルヘルスケアのサポートを実現すべく実用化に向けて取組みを加速していく．そして，将来的には心身のヘルスケアを総合的にサポートし，お客様の健康寿命*7の延伸に貢献することを目指す．

文　献

[1] World Health Organization：“Preventing suicide：a global imperative,” 2017. http://www.who.int/mental health/suicide-prevention/world report 2014/en/

[2] Y. Fukazawa, N. Yamamoto, T. Hamatani, K. Ochiai, A. Uchiyama and K. Ohta：“Smartphone-based Mental State Estimation：A Survey from a Machine Learning Perspective,” Journal of Information Processing, Vol.28, pp.16-30, 2020.

[3] C. Sandi：“Stress and cognition,” Wiley Interdisciplinary Reviews Cognitive Science, Vol.4, No.3, pp.245-261, 2013.

[4] M. Vollmer：“A robust, simple and reliable measure of heart rate variability using relative RR intervals,” 2015 Computing in Cardiology Conference (CinC), IEEE, pp.609-612, 2015.

[5] S. Hirose, J. Chikazoe, T. Watanabe,, K. Jimura, A. Kunimatsu, O. Abe, K. Ohtomo, Y. Miyashita and S. Konishi：“Efficiency of go/no-go task performance implemented in the left hemisphere,” Journal of Neuroscience, Vol.32, No.26, pp.9059-9065, 2012.

*7　健康寿命：心身に健康上の問題がなく，日常生活を過ごすことができる期間を指す．