

ミリ波センサによる人物の危険状態検知システムの開発

津山慶之^{1, a)} 吉岡隆宏¹ 石原正樹¹

概要：医療や介護分野では、非接触かつプライバシー保護を確保した見守りへの需要が高まっている。この需要を叶える手段としてミリ波センサが注目されている。ミリ波センサは、動きがある物体からの反射波を捉えて、人の存在や動き等を認識している。しかし、見守りで検知したい人の危険状態とは、呼吸停止や転倒して動かない状態といった人間由来の反射波が微弱になる状況が多い。そのため、こうした人の危険状態の正確な検知や状態判定は、ミリ波センサの実用化を阻む大きな技術課題となっている。本研究では、ミリ波センサと機械学習を用いて、これまで難しかった人物の呼吸低下状態を高精度かつ迅速に検知できるシステムを開発した。計測領域内で静止した人間の信号が検知できる条件であれば、十分実用性能を発揮出来ることが立証された。

1. はじめに

医療や介護領域では、施設利用者の行動や健康状態を昼夜継続的に把握することが安全、安心の確保や緊急時の早期対応のために重要である。しかしながら、医療従事者や介護福祉士の人材不足は深刻であり、2030年には100万人規模の不足が予測されている。このような背景から、人間に代わって施設利用者の行動や状態を見守る技術の需要が高まっている。

カメラによる映像解析は代表的な見守り技術の一つであるが、プライバシー保護の観点から施設への設置が困難な場合が多く、特に夜間は照明不足により継続的な見守りは困難である。一方、ミリ波センサはレーダー反射波を用いて人物を検知するため、プライバシーに配慮しつつ暗所でも継続的な信号取得が可能であり、カメラに代わる見守り技術として注目されている[1]。しかしながら、カメラの画像データとは異なり、ミリ波センサは疎な点群データを取得するため、計測信号から人間の行動や状態を迅速かつ正確に推定することが課題となる。特に、見守りで検知したい人の危険状態とは、呼吸停止や転倒して動かない状態といった人間由来の信号が微弱になる状況が多く、正確な検知や状態判定が困難になる。

本稿では、人物の危険状態を高精度かつリアルタイムに検知することを目的として、ミリ波センサによって計測された振幅・位相信号に基づく呼吸低下状態判定手法について提案する。

2. 関連研究

2.1 センサによる人のバイタル信号計測

腹部や胸部にセンサを装着する小型システムによるバイタル情報計測、モニタリング技術が開発され、医療現場等で広く利用されている[2]。また、スマートウォッチなど

のウェアラブルデバイスにも呼吸数や心拍数の計測機能が搭載され、日常的なバイタル情報モニタリングが可能となってきている[3]。これらの接触型のセンサは高精度で対象選択的な計測が可能で一方、装着や管理に被験者の協力を必要とするため、医療や介護の現場での運用は困難であることが多い。一方、カメラやレーダーセンサなどの非接触型のセンサは被験者への負担なく運用可能である。特に、ミリ波センサは非接触かつプライバシー保護下でのバイタル計測が可能であるため、医療や介護領域での応用が期待されている。

2.2 ミリ波センサによる人の行動や状態の推定

ミリ波センサは、動きがある物体からの反射波を捉えて、計測領域内の人の存在や動き等を認識する。近年では、情報科学の発展により機械学習や深層学習を用いた様々な状態推定手法が提案されている[4]。これにより、人物の位置と移動速度に加え、人物の姿勢や転倒状態といった詳細な情報をリアルタイムで取得できるようになってきている[1]。また、静止状態の人間の呼吸や心拍による微細な体動に由来する信号を詳細に解析することで、心拍数や呼吸数を算出することも可能である[5]。しかしながら、非接触かつ疎な点群データに基づく推定という性質上、計測精度と正確性の向上余地は依然として残されている。特に、呼吸停止などの危険状態では人間由来の信号が微弱となるため、正確な判定がより一層困難となる。著者らの研究グループではこれまでに、静止状態の人間の位置、心拍数、呼吸数を正確に推定可能なミリ波センサシステムとアルゴリズムを開発してきた[6]。本研究では、これらの技術を基盤として、ミリ波センサの振幅・位相信号に基づいて人間の危険状態を迅速に検知可能なシステムの開発を目指す。

3. 提案手法

本研究では「呼吸停止などの迅速な検知が求められる危

¹ 富士通株式会社
Fujitsu Limited, Kawasaki, Kanagawa, Japan
^{a)} tsuyama@fujitsu.com

危険状態では、人間由来の信号が微弱になるために正確な検知や判定が困難である」という課題に対し、「呼吸停止前の人間の呼吸数が低下してきている状態」を正確に判定することで、危険状態を迅速かつ正確に検知する手法を提案する。危険状態検知で重要となるのは「人間由来の信号が微弱な危険状態」と「安静状態だが計測条件や検知精度の問題で信号が微弱な状態」を正確に識別することである。これは、危険状態は年間でも数回程度と想定される一方、危険状態の誤検知が1日1回でも発生すると実運用が困難となるからである。しかしながら、極端に微弱な信号の識別は一般的に信号対雑音比の問題から困難である。そこで本研究では、信号の質と強度がある程度保証されている呼吸低下状態を機械学習で判定する。本手法の概要を図1に示す。

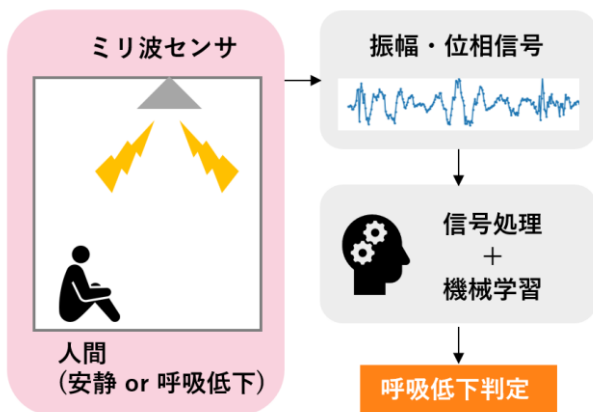


図1 提案手法の概要

3.1 人間検知と判定用信号の取得

静止状態の人間を検知した際に位置情報を取得し、呼吸低下判定の実施ごとに評価指標に基づいて人間位置近傍の計測点から情報量の多い振幅・位相信号波形を複数選択的に抽出する。これにより、姿勢変化や体動による信号変動の影響を抑制する。次に、抽出した各信号に各種フィルタを適用し、一定時間前までに取得した安静状態の平均信号で除算することで信号強度を補正する。これにより信号値の相対的な変化に着目することで、計測条件に依存しない判定を実現する。最後に複数点からの補正済み信号を平均化して判定用の振幅・位相信号を生成する。

3.2 機械学習による呼吸低下状態判定

判定用の振幅・位相信号から波形特徴量を抽出し、機械学習を用いて安静状態と呼吸低下状態を識別する。呼吸低下状態の確率が閾値を越えた場合を呼吸低下状態と判定し、呼吸低下の判定が時系列的に連続した場合に危険状態と判定して発報する。さらに、人間検知を定期的に行い、人間が検知されない場合には判定結果のカウントをリセットすることで、静止物体による誤検知と呼吸低下判定の誤りを

抑制する。

4. 実験

図2にミリ波センサによる人間検知から呼吸低下状態判定までのフローチャートを示す。本実験では、まずミリ波センサを用いて信号を計測し、収集したデータに対して信号処理と機械学習による判定を実施した。

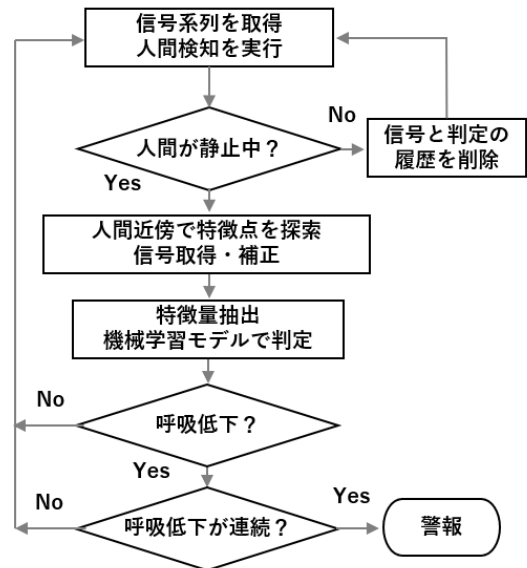


図2 呼吸低下状態判定のフローチャート

4.1 ミリ波センサによる信号計測

本実験では床に座って通常呼吸をしている状態を安静状態とし、床に座った状態で呼吸を止めた状態を呼吸低下状態と定義した。これらの各状態に対してミリ波レーダーと信号処理システムを用いて0.1秒間隔で振幅・位相信号を取得した。ミリ波レーダーは高さ2.7mの天井に設置し、被験者はレーダーから水平距離3m以内の地点で静止した。先行研究[6]で開発した機械学習モデルを用いて人間の位置を推定し、その近傍の64点から信号偏差が大きい上位5点を抽出し、各点について直近30秒分の振幅・位相信号を取得した。安全面を考慮し、安静状態と呼吸低下状態を数分間隔で交互に繰り返しながら信号計測を実施した。安静状態については計6時間、呼吸低下状態に対して計1.5時間のデータを取得した。

4.2 信号処理と機械学習による判定

取得した振幅・位相信号に対してSavitzky-Golayフィルタと60Hzローパスフィルタを適用して呼吸周波数帯域の変動成分を抽出し、選択した5点の平均時系列信号の直近10秒分を判定用信号とした。また、直近300秒間の平均信号を安静状態の基準信号とし、判判定用信号をこの基準信号で除算することで信号強度を補正した。上記の処理を人間検知後から5秒ごとに繰り返し実行し、呼吸低下判定用の時系列信号を生成した。

信号処理後の振幅・位相の時系列信号から特徴量を抽出し、LightGBM を用いた機械学習によって呼吸低下状態を判定した。特徴量の抽出には Python の tsfresh ライブラリを使用し、損失関数に Log loss, 評価関数に macro-F1 を用いて 4 分割交差検証によりモデルを訓練、評価した。訓練データの 75% を学習データ、25% を評価データとして用いた。各特徴量の重要度を分析し、上位 20 個の特徴量を選択することで、過学習と計算時間増加を抑制した。作成した判定モデルを用いてテストデータに対して 5 秒間ごとに判定を実施し、連続する 6 回の判定のうち 3 回以上が呼吸低下状態と判定された場合に危険状態として発報した。

5. 結果

5.1 特徴量の重要度の評価と選定

LightGBM を用いた分類において、損失関数の減少量を特徴量の重要度指標として、tsfresh で抽出した特徴量を評価した。重要度上位 20 個の特徴量に対する分類結果を図 3 に示す。振幅信号と位相信号からそれぞれ 10 個の特徴量が選択され、呼吸低下状態の検出に振幅と位相の両方の信号が有用であることが示唆された。選択された特徴量の多くは、振幅および位相信号における特定の分位点に対応する信号強度であった。これは、呼吸低下状態では体動が小さくなり、それに伴い振幅と位相信号が微弱になるという生理学的知見や信号計測原理と一致する。一方で、最大値や最小値といった外れ値に影響されやすい特徴量は上位 20 個に存在しなかったことから、選択された特徴量による分類は外れ値の影響を受けにくいと考えられる。さらに、特定の分位点範囲における信号値の分散や、特定の閾値を超える回数の指標など、信号の分散性に関する特徴量も多くみられた。これらの特徴量も信号強度に関する特徴量と同様に呼吸低下状態では減少すると予測される。上記に加えて、パワースペクトル密度に関する特徴量が選択されたことから、信号の周波数成分も分類に寄与することが示唆された。図 4 は UMAP を用いて次元削減した 20 個の特徴量を可視化した結果を示す。呼吸低下状態に対応するデータ点が特定の領域に集積していることから、選択された特徴量に基づいて安静状態と呼吸低下状態を効果的に識別できることが示唆された。

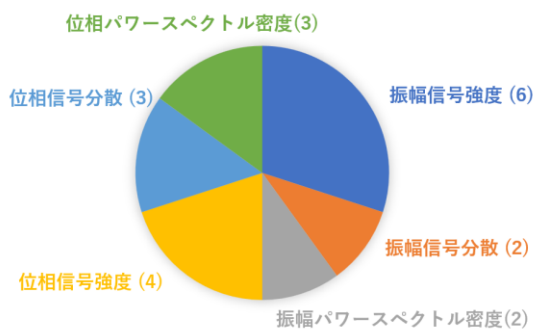


図 3 重要度が高い特徴量の分類

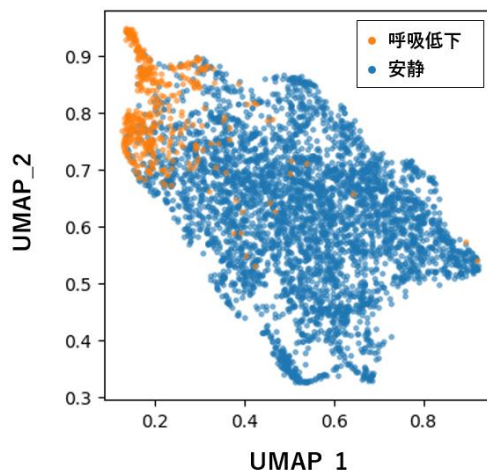


図 4 UMAP による次元削減結果

5.2 呼吸低下状態判定モデルの評価

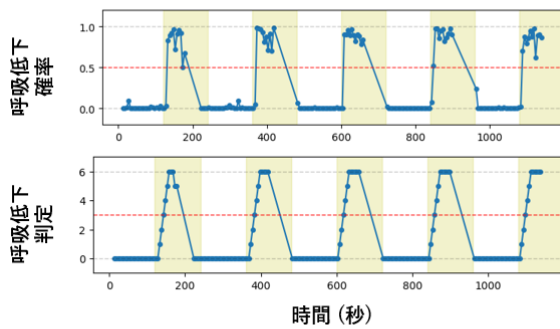
選択した特徴量を用いて、学習データに基づく判定モデルを作成し、検証用データで呼吸低下状態の検知率と誤検知率を評価した。検証結果を表 1 に示す。2 名の被験者について異なる 2 箇所を実験を実施した結果、いずれの場合も約 80% の検知率が得られた。一方で、安静状態における誤検知率は、追加実験を含めた全ての条件下で 3% 以下であり、実運用上問題となる誤検知を抑制できていることが示された。実験条件による検知率や誤検知率のばらつきは小さく、信号の規格化により計測条件に依存しない判定を実現できたと考えられる。

表 1 LightGBM による判定性能

	状態	判定回数	検知率	誤検知率
実験 1	呼吸低下	31	80.7%	-
実験 2	呼吸低下	74	77.0%	-
実験 3	安静	179	-	2.79%
実験 4	安静	361	-	0.83%
実験 5	安静	374	-	2.94%

図 5 は、2 名の被験者について異なる場所で取得したテストデータにおける、呼吸低下状態の確率と判定結果の時系列変化を示す。黄色の部分には呼吸低下状態を示しており、安静状態では確率が低く、呼吸低下状態では高くなることが確認できた。判定が途中で途切れる箇所は、先行する人物検知モジュールの検出失敗を示している。このことから、呼吸停止状態ではなく、呼吸低下が始まった時点での正確かつ迅速な検知が重要であることが分かる。得られた確率に基づいて各時刻で判定を実施し、その時系列的な連続性から危険状態を判定した結果、40 秒以内の検知時間で呼吸低下状態を検出可能であることが示され、提案手法の有効性が確認された。

実験 1



実験 2

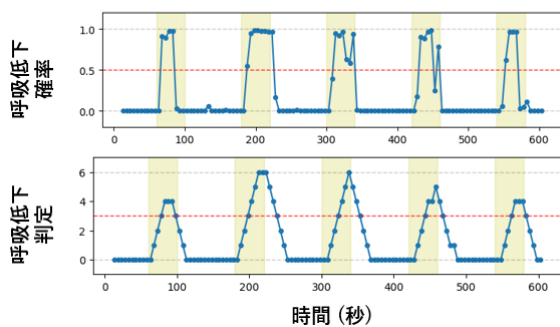


図 5 テストデータに対する呼吸状態判定

6. まとめ

本稿では、プライバシーに配慮した非接触計測手法であるミリ波センサによる呼吸低下状態判定手法を提案した。実験結果より、本手法は高精度な呼吸低下状態検知を実現できることが示された。本手法は医療や介護施設のみならず、留置施設における監視や独居者の見守りなど、幅広い分野への応用が期待される。一方で、本研究で使用したデータは特定の被験者と環境下で取得されたものであるため、様々な実験条件下における汎用性の検証が今後の課題である。また、意図的な呼吸停止を呼吸低下状態のモデルとしたが、実際の危険状態において同様の信号パターンが観測されるか否かについては評価が難しいため、理論的考察を含めた更なる検討が必要である。

参考文献

- [1] 白石 壮太, 紺野 剛史, 吉岡 隆宏, 井手 健太, 西川 彰則, ミリ波センサを用いた時間的経緯を含む行動検知技術. 第43回医療情報学連合大会論文集, 43 巻, 2023
- [2] S. Shen, Q. Zhou, G. Chen, Y. Fang, O. Kurilova, Z. Liu, S. Li, and J. Chen: Advances in wearable respiration sensors, *Materials Today*, pp. 140-162, 72, 2023
- [3] K. Kazemi, I. Azimi, P. Liljeberg, and A. M. Rahmani: Robust CNN-based Respiration Rate Estimation for Smartwatch PPG and IMU, *International Conference on Bioinformatics Research and Applications*, pp. 94-100, 2023
- [4] H. Xue, Y. Ju, C. Miao, Y. Wang, S. Wang, A. Zhang, and L. Su: mmMesh: towards 3D real-time dynamic human mesh construction using millimeter-wave, *ACM MobiSys*, pp.269-282, 2021.
- [5] 阪本卓也, ワイヤレス人体センシング. オーム社, 2023

- [6] H. Li, L. Xie, Q. Zhao, J. Tian, and T. Konno: Static Human Localization Using FMCW, *IEEE Conference on Wireless Communications and Networking*, 2023