

原 著

三次元距離センサを用いた離床検出

¹東京女子医科大学大学院医学系研究科²パイオニア株式会社³東京女子医科大学先端生命医科学研究所（指導：村垣善浩教授）アサノ ヒデツグ スズキ タカシ オカモト ジュン ムラガキ ヨシヒロ イセキ ヒロシ
浅野 秀胤^{1,2}・鈴木 孝司³・岡本 淳³・村垣 善浩³・伊関 洋³

(受理 平成26年2月6日)

Bed Exit Detection Using Depth Image Sensor

Hidetsugu ASANO^{1,2}, Takashi SUZUKI³, Jun OKAMOTO³,
Yoshihiro MURAGAKI³ and Hiroshi ISEKI³¹Graduate School of Medicine, Tokyo Women's Medical University²PIONEER CORPORATION³Institute of Advanced Biomedical Engineering and Science, Tokyo Women's Medical University

Falls are a frequent cause of unintentional serious injury to patients, and a number of studies on this important issue have been conducted. Preventing inpatients from falling is very difficult, as it poses a heavy burden on the medical staff. Although sensors can be used to warn of patient falls, they have many false detections, which also burden the medical staff. In this paper, we propose a bed-exit alarm using a depth image sensor. A depth image sensor generates depth images by detecting infrared patterns in images captured using a camera. Using this sensor, patient movement can be captured without attaching any sensors to the patient. The proposed method works as follows. The input image is converted to a three-dimensional point cloud. Bed position and direction are then estimated from the point cloud using the iterative closest point algorithm. Patient movement using a motion vector search is also estimated. Using these results as features, a detection parameter is optimized using a support vector machine. The proposed method was able to detect a patient's bed exit 63 out of 68 times in experimental images. There were 24 false detections. With current sensors having a false detection rate of 70%, our proposed sensor more accurately detects bed exit.

Key Words: bed exit alarm, patient fall, depth image sensor, image processing

緒 言

入院患者の転倒は、発生頻度が高く、重大な障害を引き起こす危険性がある事故である。公益財団法人日本医療機能評価機構の報告書¹⁾によれば、2012年には273の医療機関から2,535件の医療事故の報告があり、この内558件が転倒に関する事故であった。また、この内12件が死亡につながり、障害残存の可能性のある事故が244件起きている。このため、転倒は医療上の大きな問題として、医療スタッフへのインタビュー²⁾³⁾や患者の状態⁴⁾⁵⁾、ビデオ撮影⁶⁾など

提案⁷⁾⁸⁾など様々な研究が行われている。中でも入院中の患者の転倒を防ぐことは、医療スタッフへの負担の大きさからも難しく、センサを用いた予防⁹⁾¹⁰⁾が主となっている。離床を検出するセンサは圧力センサ^{11)~13)}や赤外線センサ¹⁴⁾、紐センサ¹⁵⁾など様々なものが提案・発売されているが、誤報が多く、対応する医療スタッフの疲弊を招いている¹⁶⁾。さらに、これらセンサは設置方法や設定により検出の閾値や動作が変化し、適切な利用には教育や熟練が必要¹⁷⁾¹⁸⁾という問題点もある。

本研究では、Microsoft社の距離画像センサである

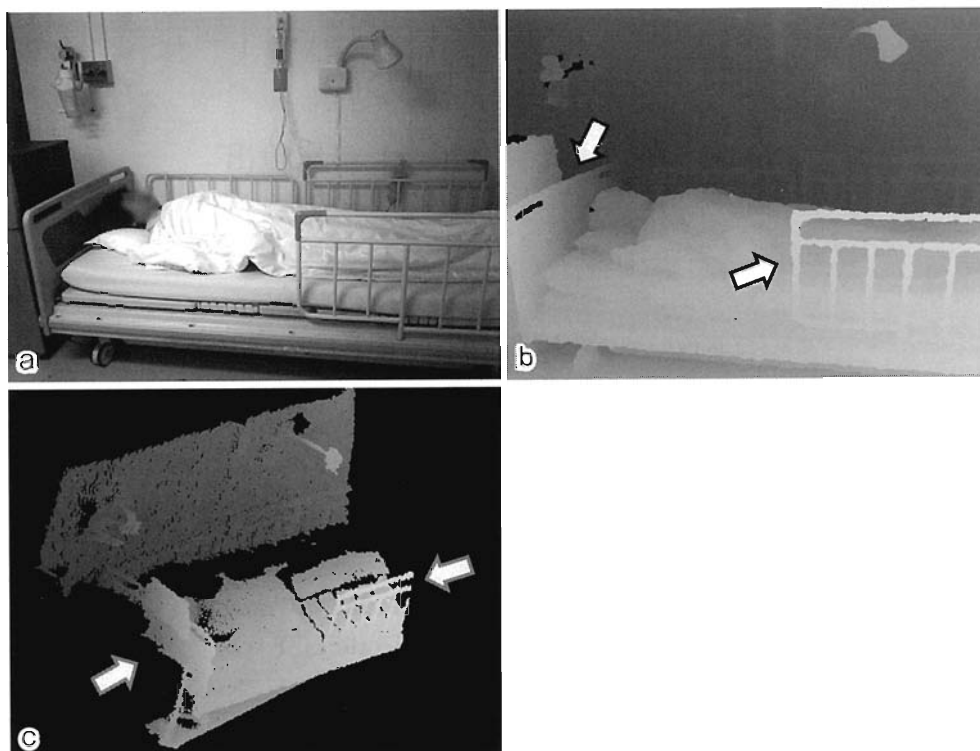


Fig. 1 Example images showing test scene and depth sensor output
(a) Gray-scale image. (b) Depth image. (c) Depth image projected onto 3D space.

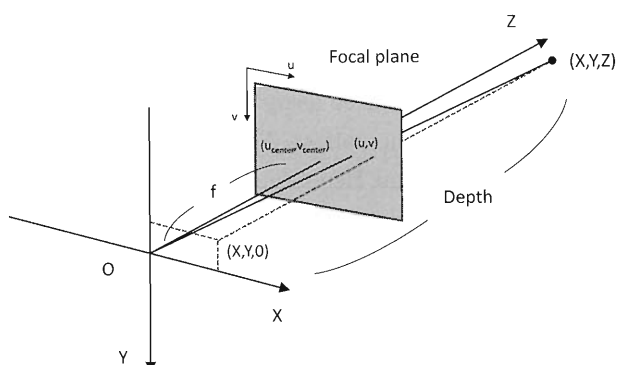


Fig. 2 Method for projecting depth image onto 3D space

Kinect¹⁹⁾を用い、誤報の少ない離床検出システムを実現したため、報告する。

対象と方法

1. 対象

2012年6月に東京女子医科大学病院に入院した、脳腫瘍の患者(58歳, 男性)を撮影対象とした。距離画像センサを用いて電極埋め込み手術後の病室の様子を2日間行った。このデータを用いて評価を行う。撮影に際して患者への説明を行い、同意を書面にて取得済みである。また本実験は倫理審査を行い、承認番号130209にて承認済みである。

2. 方法

本研究で対象とする離床は、まず第一段階として、ベッド上で端座位を取っている患者が、立ち上がる動作とする。また、距離画像センサの設置位置は、全てのベッドの近隣にあり、設置が容易な床頭台の上とする。距離画像センサは、赤外線を用いて、センサからの奥行き距離を画像として取得可能な機器である。これを用いることで、患者にデバイス等を取り付けることなく、患者の動作を取得できる。解析対象とする距離画像の例をFig.1に示す。Fig.1(a)は病室を通常のカメラで撮影したもの、(b)は同じシーンを距離画像センサで撮影したものである。この距離画像を1秒間に15フレームの頻度で撮影したものを解析し、ベッドの位置・方向検出と、患者の動き推定、離床検出を行う。

1) ベッドの位置・方向検出

取得した距離画像のうち、注目すべき領域はベッドである。ベッドの位置と方向を検出し、注目領域を設定することで、ベッドやセンサの設置状況・移動にロバストなシステムを実現できる。検出にあたり、3次元空間での処理を行うため、距離画像のすべてのピクセルを3次元点群へ変換する(Fig.1(c))。Fig.1(c)は、(b)の距離画像を3次元点群に変換し、

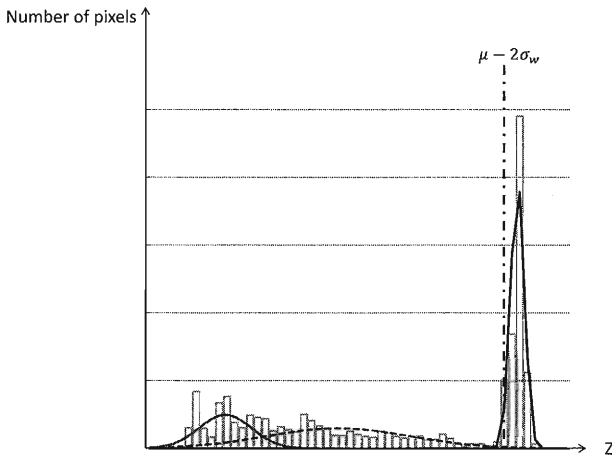


Fig. 3 Gaussian mixture model (GMM) results fitted to the depth histogram
The bar chart shows the depth histogram, and the three lines show each GMM class.

視点を移動させた例である。この例では視点をカメラ位置の左上に移動し、ベッドを見下ろしている。3次元空間上で処理を行うことで、物体の大きさや形状などの情報を用いることが可能になる。3次元点群への変換は式(1)を用いる²⁰⁾(Fig. 2)。

$$\begin{aligned} X &= \frac{(u - u_{\text{center}}) \times \text{depth}}{f} \\ Y &= \frac{(v - v_{\text{center}}) \times \text{depth}}{f} \\ Z &= \text{depth} \end{aligned} \quad (1)$$

X , Y , Z はそれぞれ3次元空間上の座標位置、 (u, v) は距離画像上のピクセル位置を、 depth は点 (u, v) の距離情報を表す。また、 u_{center} , v_{center} は距離画像の中心で、 f は距離画像センサの焦点距離を表す。変換した3次元点群から、ベッドの位置と方向を推定する。ベッドの向こうにある壁はベッドの長軸方向とほぼ並行もしくは垂直であることが多いため、これを手がかりとして点群から壁の推定を行う。

壁はセンサから遠くに、一様な面として存在する。そこで、仮想的な面を想定し、壁の点群とマッチングを行うことで壁の推定が可能である。3次元点群の形状マッチングはIterative Closest Point (ICP) アルゴリズム²⁰⁾を用いる。ICPアルゴリズムは複数の3次元点群の位置と方向を合わせる、一般的な手法である。これを行うため、まず、仮想的な壁とマッチングを行う点群を全点群から抽出する。壁の点群は、全点群のうち最も遠くに数多く存在することから、Fig. 2における Z 軸方向の点群の分布状況のヒストグラムを作成し、似た値のデータをまとまりとして扱う、クラスタリングを適用することで推定できる

(Fig. 3)。クラスタリングには、データを複数の正規分布の混合で表現するGaussian Mixture Model (GMM)²²⁾を用いる。クラスタリング結果の例をFig. 3に示す。これらのクラスタのうち最も遠い位置にあるクラスタが壁と考えられるため、このクラスタの中心を μ_w 、分散を σ_w とし、式(2)を満たす点を壁の点とする。

$$Z \geq \mu_w - 2\sigma_w \quad (2)$$

式(2)を満たす点群に対し、仮想的な壁とのマッチングを行う。 $2\sigma_w$ を閾値として用いた理由は、外れ値を除外しながら壁の点群をなるべく多く含むため、95%点を目安としたためである。GMMによる壁推定とICPアルゴリズムによる位置・方向合わせを繰り返すことにより、精度よく壁の位置と向きを推定することが可能である。前述の通り、ベッドは長軸方向が壁と並行もしくは垂直に設置されることが多いため、壁を垂直化することで、ベッドの方向はほぼ3次元空間の軸方向と同一とみなすことができる。

壁を垂直化した点群から、ベッドの位置を推定する。ベッドの位置推定には壁の点群は不要であるため、式(2)を満たす点は以下の処理から除外する。一般的に、3次元点群の中から対象物体を探索するにはICPアルゴリズムを用いることが多い²³⁾。しかし、ベッドの位置推定への適用を考えると、人物の有無や姿勢、周辺機器や机の存在などにより、ベッドの形状が一定せず、隠れも多いため安定した検出が難しい。そこで本研究では、ベッドは一定の領域内に連続的に存在する物体である、という特徴を用いた検出を行う。具体的には、ベッド大の空間に点群が均一に存在する箇所を求める。ここで、距離画像を用いて取得した3次元点群は、近距離ほど密度が濃く、遠距離になるほど疎になるという特徴を持つ。このため、点群をそのまま用いて均一性を測るには、カメラからの距離を考慮しなければならず、処理が複雑になる。そこで、解析対象となる空間を一辺が5cmの立方体に分割し、それぞれの立方体内で点が観測されたか否かで2値化する。対象空間内のうち、ベッドの大きさの範囲で、点が観測された立方体を最も多く含む位置をベッドとして検出する(Fig. 4)。

以上の処理により、ベッドの位置と方向を推定し、注目領域を設定する。

2) 患者の動き推定

距離画像や点群データから人物領域を推定する

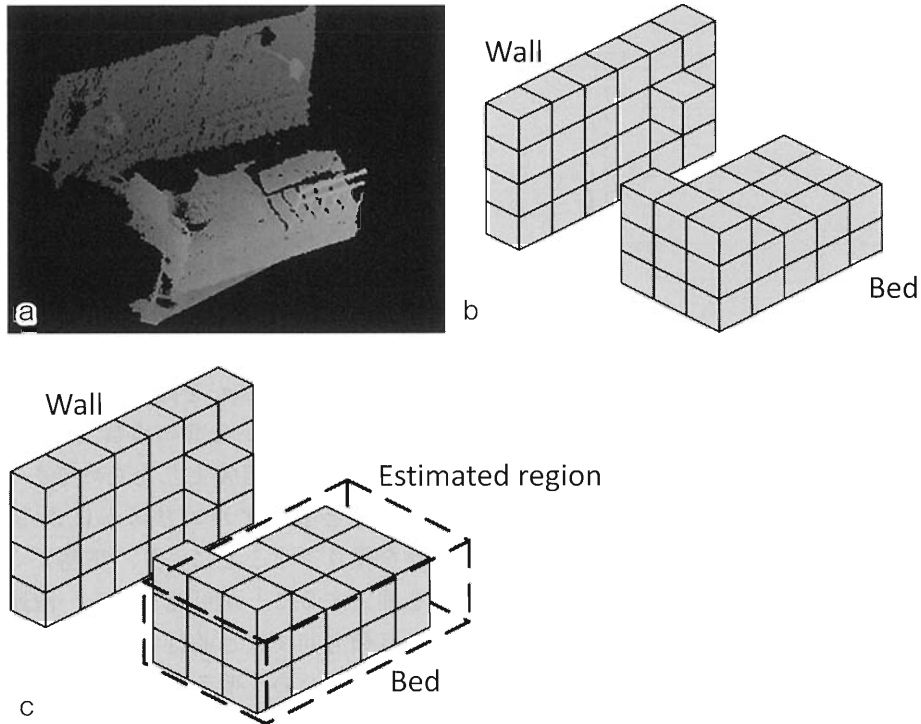


Fig. 4 Method for estimating bed position

(a) 3D points. (b) 3D points are converted to binary voxels. (c) Bed position estimation based on binary voxels.

様々な手法が提案されているが²⁴⁾²⁵⁾、これらの手法は人体の多くの部分がちんちん見えていること、対象となる人物がカメラの前に立っていることが前提となっている。このため、様々な機器やテーブルが置かれ、人物はベッドで寝ている病室では、これらの手法をそのまま適用することが出来ない。そこで本研究では、点群の点それぞれの動きを推定する手法を提案し、これを用いた動作解析を行う。推定手法の詳細を以下に述べる。

距離画像センサのデータは、データの間隔が離散的であり、ノイズが載っていることが知られている²⁶⁾。このため、そのままのデータを用いて点それぞれの動きを推定すると、誤対応が多くなるおそれがある。そこで、距離画像に対しトリラテラルフィルタ²⁷⁾を用いた平滑化を行う。トリラテラルフィルタを適用することで、撮影対象の大まかな形状に影響を与えず、細かなノイズを除去することが可能である。これにより、正確な動き推定の実現が可能である。Fig. 5に平滑化前の点群と平滑化後の点群の例を示す。人物やベッドなどの形状に影響を与えることなく、ノイズを除去できていることが分かる。

平滑化した点群を用い、それぞれの点の動きを推定する。動きの推定には、現在の点群と、前フレー

ムの点群を用いる。現在の点群の各点で、前フレームの点群から、式(3)で表す評価値が最小となる点を探査する。

$$cost = \frac{\|p_c - p_{ref}\|^2}{|n_c \cdot n_{ref}|^2} \quad (3)$$

ここで、 p_c 、 p_{ref} はそれぞれ現在フレームと過去フレームの注目画素の3次元位置、 n_c 、 n_{ref} は注目画素の法線方向を表す法線ベクトルである。 $cost$ が最小となった点 p_r を用い、注目画素が持つ動きベクトル v を式(4)で算出する。

$$v = p_c - p_r \quad (4)$$

また、誤対応を防ぐため、法線同士がなす角が 45° 以下で、動きベクトルの長さが $0.8 \sim 10\text{cm}$ の範囲にある場合のみ採用する。

以上の処理により算出した動きベクトルには、物体のエッジ近辺に誤対応が起こりやすい。この誤対応低減のため、孤立して出現する点を除去する手法である、モルフォロジー処理²⁸⁾を適用する。誤対応は孤立して出現することが多いが、人物の動作による動きベクトルは人体上にまとまって出現する。このため、人体の動きに起因する動きベクトルには大きな影響を与えず、誤対応を削減することが可能である。

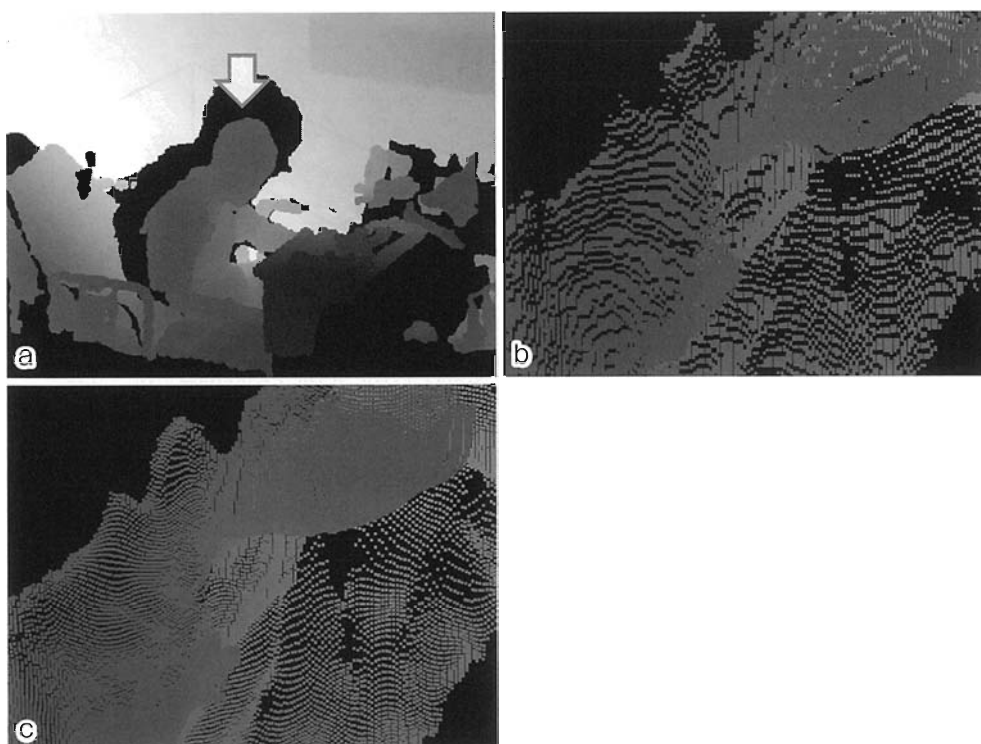


Fig. 5 Example of original point data and smoothed data
 (a) Example data (arrow: viewing direction). (b) Original. (c) Trilateral filtered.

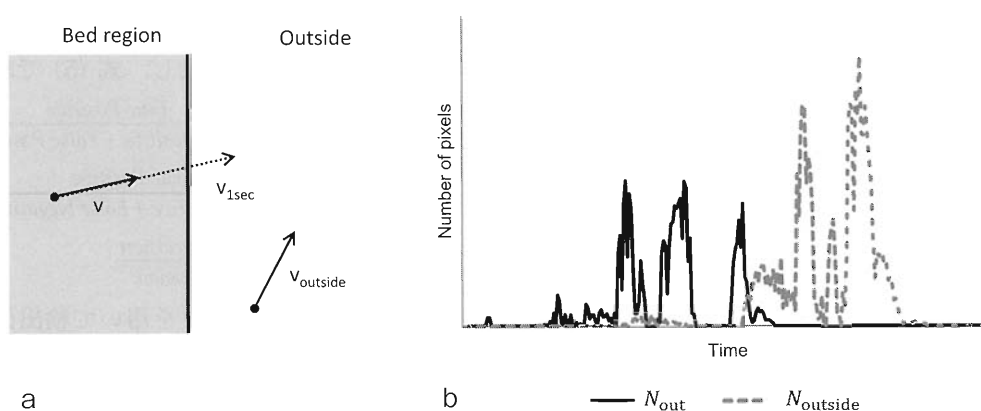


Fig. 6 Features for bed exit detection
 (a) Examples of motion vector. (b) Time series of N_{out} (solid line) and $N_{outside}$ (dotted line).

3) 離床検出

ベッドの位置・方向検出と、患者の動き推定の処理結果を用い、患者の離床を検出する。離床の指標として、2種類の値を用いる (Fig.6 (a)).

- 現在ベッド領域内にある点のうち、現在の動きベクトル (v) を1秒間持ち続けた場合 (v_{1sec}) ベッド領域内から外れる点の数 (N_{out})

- ベッド領域外で、動きベクトル ($v_{outside}$) を持つ点の数 ($N_{outside}$)

N_{out} はベッド上の患者がベッド外に出ようとする

動きを、 $N_{outside}$ は立ち上がることによりベッド領域の外の患者の動きを意味する。また、撮影を1秒間に15フレームの頻度で行っていることから、動きベクトルは約66.7ms間の動きを表している。このため、 v_{1sec} は動きベクトル v を1秒分に換算したものである。離床時のこれらの特徴量の時間的推移の1例を Fig.6(b)に示す。離床が行われる際には、ベッドから人体が出るため、 N_{out} の値が大きくなる。また、離床の際にベッドの外側に患者の体が出ること、離床後に患者が動くことが多いことから、 $N_{outside}$ の

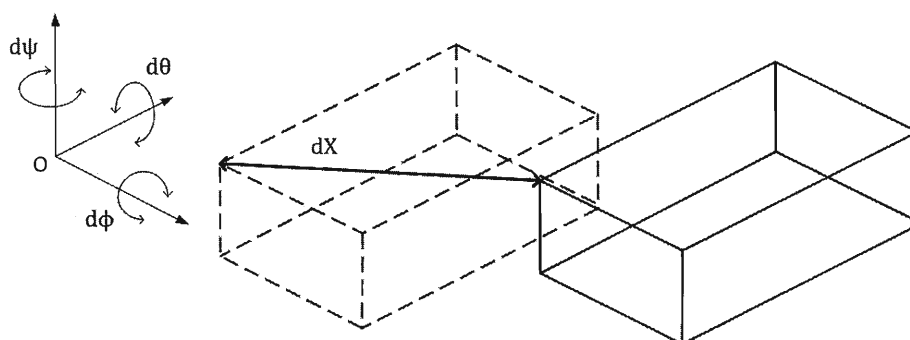


Fig. 7 Definition of direction and distance error in the evaluation test

値が N_{out} に続いて大きくなる。これらの特徴を用いて患者の離床を検出する。 N_{out} と $N_{outside}$ を時間的に並べたものを特徴ベクトルとし、Support Vector Machine (SVM) を用いた機械学習を利用し²⁹⁾、検出パラメータの最適化を行い、離床検出を行う。

結果

ベッドの位置・方向検出と離床検出についての性能評価を行った。患者の動き推定については、点群の動きの正解データを作成することが極めて困難であるため、離床検出の結果と複合して評価する。正解データは人手で作成した。

ベッドの位置・方向検出については、比較対象として、壁を除いた点群に主成分分析を適用し、第一主成分をベッドの長辺方向としたもの（以下 PCA 法）と、ベッドの形状を簡易化したデータを作成し、ICP アルゴリズムによりフィッティングを行ったもの（以下 ICP 法）を用いた³⁰⁾。2 日分のデータに対し、1 秒毎に 1 回の検出処理を行った。結果、173,941 個のベッドの位置と方向の検出結果が得られた。また、評価指標としてはベッド推定位置誤差のユークリッド距離 (dX) と、ベッドの長辺方向 ($d\theta$)・短辺方向 ($d\phi$)・高さ方向 ($d\psi$) の角度誤差 (Fig. 7) を用いた。ベッドの位置・方向検出の評価結果を Table 1, Fig. 8 に示す。提案手法はベッド方向の平均誤差が最大 1° 程度、中心位置の平均誤差が 10cm 程度であった。角度方向についてはすべての方向で提案手法の誤差が小さく、中心位置誤差は、提案手法が他手法と比較して約半分程度であった。

これらの結果の検定を統計解析ソフト JMP³¹⁾ を用いて行った。まず Kolmogorov-Smirnov 検定を行い、正規分布の適合度を測ったところ、すべての場合で $p < 0.01$ となり、正規分布でないことを確認した。このため、分散分析として Wilcoxon 検定を行ったところ、すべての場合で $p < 0.01$ となり、いずれかの群

間で有意差があることを確認した。続いて多重比較としてペア毎の Wilcoxon 検定を適用したところ、すべての場合で $p < 0.01$ となり、提案手法が有意に優れていることが確認できた。

続いて、離床検出の評価を行った。一日目は 21 回、二日目は 47 回の離床が行われていた。SVM の学習には二日目のデータを用い、ランダムで 10 個の正解データと 190 個の不正解データを与え、パラメータの最適化を行った。離床検出の評価には適合率 (Precision) と再現率 (Recall)、F 値を用いる。適合率は検出結果のうち正解の割合を、再現率は全正解のうち検出できたものの割合を、F 値は再現率と適合率のバランスを表し、式 (5) で求められる。

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}} \\ \text{Recall} &= \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}} \\ F &= \frac{2 \cdot \text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \end{aligned} \quad (5)$$

最適化したパラメータを用いて検出処理を適用したところ、適合率 72.41%、再現率 92.65%、F 値 81.29 となった (Table 2)。

考察

以上の結果のうち正検出 (true positive) は 63 件であった。正検出すべての場合で、端座位の患者がベッドから立ち上がっていた。当院脳神経外科入院病棟で用いられているセンサコールの約 70% が誤報であるという報告³²⁾がなされていることから、本手法は検出目標としていた動作を高い精度で検出できていると言える。同様の離床が検出可能な既存の技術としては、パラマウントベッドの離床キャッチ[®]や床に敷いた圧力センサなどが挙げられる。同じデータでの実験が出来ないため単純な比較は難しいが、離床キャッチは端座位からの離床後、1~60 分の間にアラームを鳴らす。このため、離床後すぐの対

Table 1 Bed estimation error and standard deviation in direction ($d\theta$, $d\phi$, $d\psi$) and Euclidean distance (dX) for each method

	$d\theta$ (°)	$d\phi$ (°)	$d\psi$ (°)	dX (cm)
PCA				
Error	-2.10	6.22	1.44	24.15
S.D.	8.73	7.14	7.76	9.05
ICP				
Error	6.70	7.69	-8.12	24.03
S.D.	8.18	7.43	7.66	8.34
Proposed				
Error	-0.41	0.02	0.41	10.83
S.D.	1.44	0.74	1.44	9.27

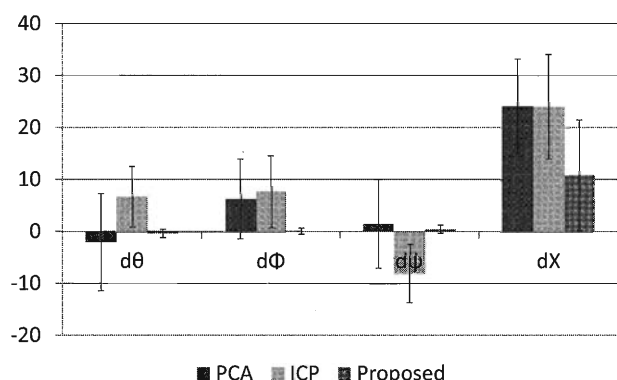


Fig. 8 Bed estimation error and standard deviation in direction ($d\theta$, $d\phi$, $d\psi$) and Euclidean distance (dX) for each method

応が難しい。また、圧力センサは注意領域にマット型のセンサを設置し、ここに圧力がかかった場合にアラームを鳴らす。このため、マットを設置していない箇所から離床した場合は検出できない、という問題がある。これに対し本システムは、離床後すぐにアラームを鳴らすことが可能で、かつベッドのどこから離床しても検出可能である。さらに、距離画像センサを用いた類似のシステムも報告されている³³⁾。このシステムでは、ベッド位置は設置者が設定し、距離画像センサとベッドの位置関係が変化しないことが前提となっている。このため、適切な設置には熟練が必要である上、ベッド位置が変化する臨床現場には適さない。さらに、人物の動きは、人物大の大きさのものが一定時間動き続けたことで判定している。このため、ベッド上で動いていただけの場や、ベッド周辺で医療スタッフが作業を行った際に誤判定すると考えられる。一方本研究では、ベッド位置検出を1秒に1回の頻度で行っているため、ベッド位置が動いた際にも対応可能である。また、人物の動き検出については機械学習を用い、距離画

Table 2 Bed exit detection results

	Precision (%)	Recall (%)	F
1st day	71.43	95.24	81.63
2nd day	72.88	91.49	81.13
Total	72.41	92.65	81.29

像の特徴を複合的に扱っている。

誤検出 (false positive) は二日分のデータで24回起きた。誤検出のうち、離床した患者が、ベッド上のもを取る・ベッドを覗きこむような姿勢をとって戻るなどして起きたものが17件であった。また、残りの7件については医療スタッフなど患者以外の人物がベッドの周囲で作業を行ったことにより起きていた。そのため、仮にアラームが鳴ったとしても、その場で即座に対応が可能であり、この誤検出により医療スタッフの業務に割り込みが発生したり、病室に駆けつけたりするような問題は生じないと考えられ、問題のない誤検出と言える。

検出漏れ (false negative) は5回起こり、そのうち医療スタッフなど他者により患者の挙動が隠れていたことで検出できなかったものは2件であった。このような場合は検出漏れが起きてても、部屋に他者がいるため特に問題にならないと考えられる。他3件については、端座位の患者が前屈のような姿勢を取り、その後立ち上がる場合であった。この検出漏れの原因は、このような状態をとって離床するケースが非常に少なかったため、機械学習での対応が十分に行われなかったためと考えられる。このため、今後さらに撮影を行い、より学習データを増やす必要がある。

本研究で提案した離床検出システムは、従来の離床検出システムのように患者の体にセンサ等を取り付ける必要がなく、小型の距離画像センサを設置するのみであることから、使用が容易である。赤外線を用いたセンサであることから病室の明るさによらず、安定した計測が可能である。また距離画像の解析結果から、部屋・患者の状況を自動で認識することで、設置者の技量に依らないシステムとした。さらに、距離の分解能がそれほど高くないことから、人物の大まかな形状は取得可能であるが、距離画像から個人を特定することは困難であるため、患者のプライバシーを守ることができる。

今後の研究課題としては、大部屋への対応と、部屋の状況認識が挙げられる。提案したベッド位置・

方向検出手法は壁を手がかりとしているため、個室のような状況では高い性能を発揮するが、大部屋の場合壁が写る位置に機器を設置することは難しい。また、各ベッドはカーテンなどにより仕切られていることが多いため、撮影距離もかなり近くなり、提案手法をそのまま適用することは難しい。このため、大部屋に適した検出手法を考案する必要がある。また、前述の通り、医療スタッフなど、患者以外が部屋にいる場合誤検出が起きていた。このため、部屋の状況に応じて検出性能を変更することで、さらに精度向上が可能だと考えられる。

結 論

距離画像センサを用いた、離床検出システムを実現した。患者の体にセンサ等を取り付ける必要がなく、設置が容易である。病室を対象とした検出アルゴリズムを開発したことで、従来アルゴリズムと比較して、有意に検出性能が向上した。

謝 辞

本研究にご協力下さった岡田芳和教授、大熊あつとよ師長、篠聡子師長に深謝いたします。また、様々な助言を頂いた生田聡子先生、吉村克美看護師、中川則子看護師に感謝いたします。

浅野秀胤はバイオニア株式会社の社員であり給与収入を得ているが、本研究は東京女子医科大学大学院生として行った研究であり、利益相反の問題はない。

文 献

- 1) 公益財団法人日本医療機能評価機構：第32回報告書，2013
- 2) **Anderson O, Boshier PR, Hanna GB**: Interventions designed to prevent healthcare bed-related injuries in patients. *Cochrane Database Syst Rev* 2012. doi:10.1002/14651858.CD008931.pub3
- 3) 三宅美奈子，精山由希，松本栄子ほか：転倒を予測する看護師の「直感」に関する1考察. *日職災医会誌* **56** : 235-238, 2008
- 4) **Gates S, Fisher JD, Cooke MW et al**: Multifactorial assessment and targeted intervention for preventing falls and injuries among older people in community and emergency care settings: systematic review and meta-analysis. *BMJ* **336**: 130-133, 2008
- 5) 山村愛子，高田 享，宮野伊知郎ほか：入院患者における転倒・転落防止。「木村看護教育振興財団看護研究集録」，(平成19年度)
- 6) **Robinovitch SN, Feldman F, Yang Y et al**: Video capture of the circumstances of falls in elderly people residing in long-term care: an observational study. *Lancet* **381**: 47-54, 2013
- 7) 林 泰史：医療機関内での患者の転倒事故. *日医師会誌* **139** : 860-861, 2010

- 8) 小西唯夫，吉村貞紀，岡田有策ほか：医療事故未然防止のためのインシデントデータに基づくエラー要因の包括的分析と対策の定量評価. *医療の質・安全会誌* **2** : 5-17, 2007
- 9) [No authors listed]: Bed exit alarms. *Health Devices* **33**: 305-330, 2004
- 10) **Shorr RI, Chandler AM, Mion LC et al**: Effects of an intervention to increase bed alarm use to prevent falls in hospitalized patients: a cluster randomized trial. *Ann Intern Med* **157**: 692-699, 2012
- 11) **Brüyneel M, Libert W, Ninane V**: Detection of bed-exit events using a new wireless bed monitoring assistance. *Int J Med Inform* **80**: 127-132, 2011
- 12) 坂本郁夫，初雁卓郎：施設内の転倒・転落事故に対する物的対策. *病院設備* **54** : 48-52, 2012
- 13) **Hilbe J, Schulz E, Linder B et al**: Development and alarm threshold evaluation of a side rail integrated sensor technology for the prevention of falls. *Int J Med Inform* **79**: 173-180, 2010
- 14) **Capezuti E, Brush BL, Lane S et al**: Bed-exit alarm effectiveness. *Arch Gerontol Geriatr* **49**: 27-31, 2009
- 15) 離床センサー 体動コールうーご君 http://www.hotron.co.jp/product02_3.php?i=92 (accessed on Nov 27, 2013)
- 16) **Hubbarrt B, Davis SG, Kautz DD**: Nurses' experiences with bed exit alarms may lead to ambivalence about their effectiveness. *Rehabil Nurs* **36**: 196-199, 2011
- 17) 吉田ゆき枝，鈴木孝司，吉村克美ほか：転倒・転落予防に関する意思決定フローチャートの比較. *日コンピュータ外会誌* **13** : 370-371, 2011
- 18) 谷 紀子，荒神裕之，庄司由紀：ベッド内蔵型離床センサの導入および教育における転倒転落発生率の比較. *医療マネジメント会誌* **12** : 248, 2011
- 19) Microsoft, 2010. Kinect. <http://www.xbox.com/en-us/kinect/> (accessed on Nov 27, 2013)
- 20) 徐 剛，辻 三郎：「3次元ビジョン」，共立出版，東京 (1998)
- 21) **Paul JB, Neil DM**: Method for registration of 3-D shapes. *Pattern Analysis and Machine Intelligence* **14**: 239-256, 1992
- 22) **Richard AR, Homer FW**: Mixture Densities, Maximum Likelihood and the EM Algorithm. *SIAM Review* **26**: 195-239, 1984
- 23) **Shahram I, David K, Otmar H et al**: KinectFusion: real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera. *ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, 2011
- 24) **Jamie S, Andrew F, Mat C et al**: Real-Time Human Pose Recognition in Parts from a Single Depth Image. *CVPR*, 2011
- 25) 池村 翔，藤吉弘亘：距離情報に基づく局所特徴量によるリアルタイム人検出. 第15回画像センシングシンポジウム (2009)
- 26) **Khoshelham K**: ACCURACY ANALYSIS OF KINECT DEPTH DATA. *ISPRS workshop laser scanning* (2011)
- 27) **Choudhury P, Tumblin J**: The trilateral filter for high contrast images and meshes. *In Proceeding of the Eurographics Symposium Rendering*, pp1-11

- (2003)
- 28) **Haralick RM, Sternberg SR, Zhuang X**: Image Analysis Using Mathematical Morphology. Pattern Analysis and Machine Intelligence 9, 1987
 - 29) **Corinna C, Vladimir V**: Support-Vector Networks, Machine Learning, 20, 1995
 - 30) **浅野秀胤, 吉村克美, 岡本 淳ほか**: 距離画像センサを用いたベッド位置検出手法. 生体医工学シンポジウム (2013 3-2-07), (2013)
 - 31) SAS Institute Japan 株式会社, JMP <http://www.jmp.com/japan/> (accessed on Nov 27, 2013)
 - 32) **Yoshimura K, Suzuki T, Okamoto J et al**: Current situation survey and future work concerning fall prevention sensor system. WFNN 2013 (2013)
 - 33) **平林裕治**: 3次元距離センサーを用いたベッド周りの見守りシステムの開発. 生活生命支援医療福祉工学系学会連合大会 3A2-5, 2010
-