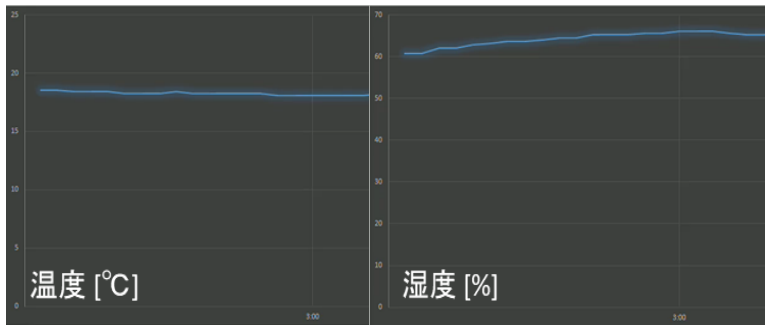
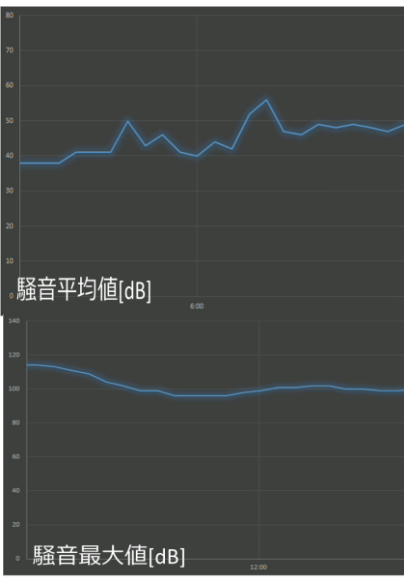
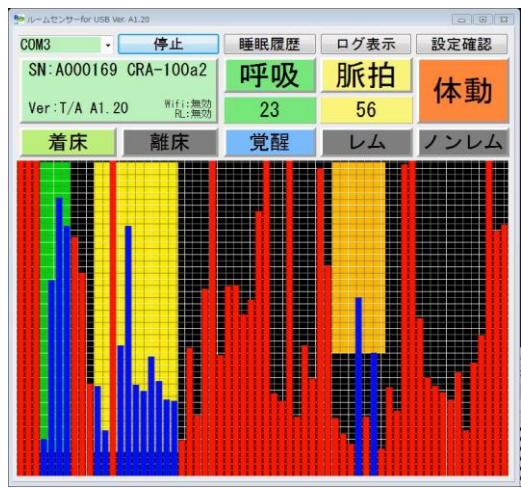


(6-1) IoTセンサー



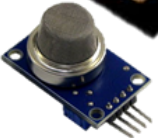
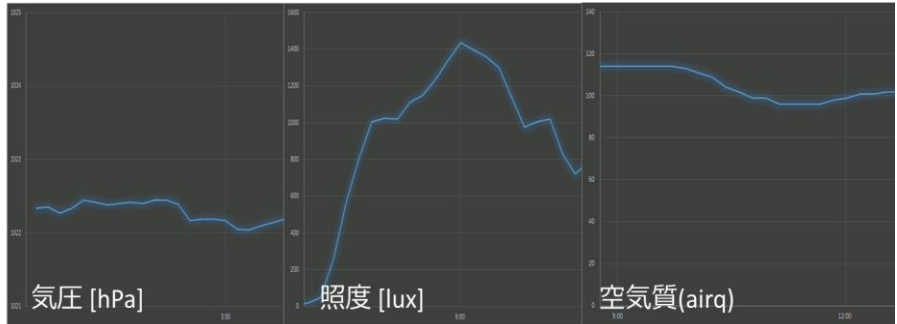
心拍・呼吸・離床・睡眠・覚醒
湿湿・湿度
ETM505J
トッラーセンサー
CRA-100a2



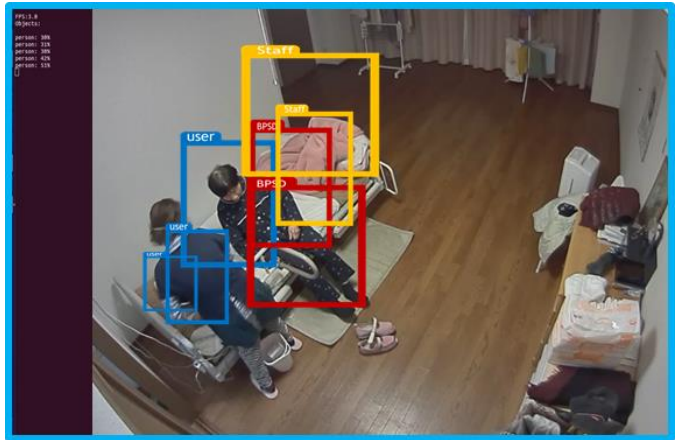
音源探知
USBマイク
DN-12387



顔認識・動体検知・側距離機能
Watching sensor
Webカメラ
Synology NAS DS416j
SNC-CX600



気圧・照度・空気質
Pimironi Enviro pHAT
MQ-135



(6-2) IoTセンサーによるデータ収集と評価指標パラメータの算出

基本データ			生データ						評価指標パラメータ					評価	
送信日時	プロジェクト名	KCIS上のUSERID	気温	湿度	気圧	照度	呼吸数	脈拍数	気温湿度	気圧	照度	脈拍数 心拍数	呼吸数	呼吸・脈拍の 交叉の有(=1) 無(=0)	BPSD発生の 危険の有 (=true)無 (=false)
2018/2/8 15:30	kochi	10000761	19.52	46.4	1018.52	293	18	62	9.696927	0.076176	14.8996	0.914286	0.25	0	TRUE

$$T' = \sqrt{(T - 24)^2 + (H - 55)^2}$$

$$T' = \sqrt{(19.52 - 24)^2 + (46.4 - 55)^2}$$

$$T' = \sqrt{20.0704 + 73.96}$$

$$T' = 9.6969273483923761941670907588536... \approx 9.696927$$

$$P_e' = \left(\frac{P - 1013}{20}\right)^2$$

$$P_e' = \left(\frac{1018.52 - 1013}{20}\right)^2 = 0.076176$$

$$I' = \left(\frac{I - I_0}{0.5I_0}\right)^2$$

$$I' = \left(\frac{293 - 100}{0.5 \times 100}\right)^2 = 14.8996$$

$$B' = \frac{(B - B_0)^2}{B_0}$$

$$B' = \frac{(18 - 16)^2}{16} = 0.25$$

$$P_v' = \frac{(P - P_0)^2}{P_0}$$

$$P_v' = \frac{(62 - 70)^2}{70} \approx 0.914286$$

$$K_t' = \frac{(K_t - K_{t0})^2}{K_{t0}}$$

BPSDの予測の判断は、各評価指標パラメータで構成された行列に、BPSDに発生時に関連する項目の度合い(係数)の行列を積算した予測ロジックPを計算して判断を行う。

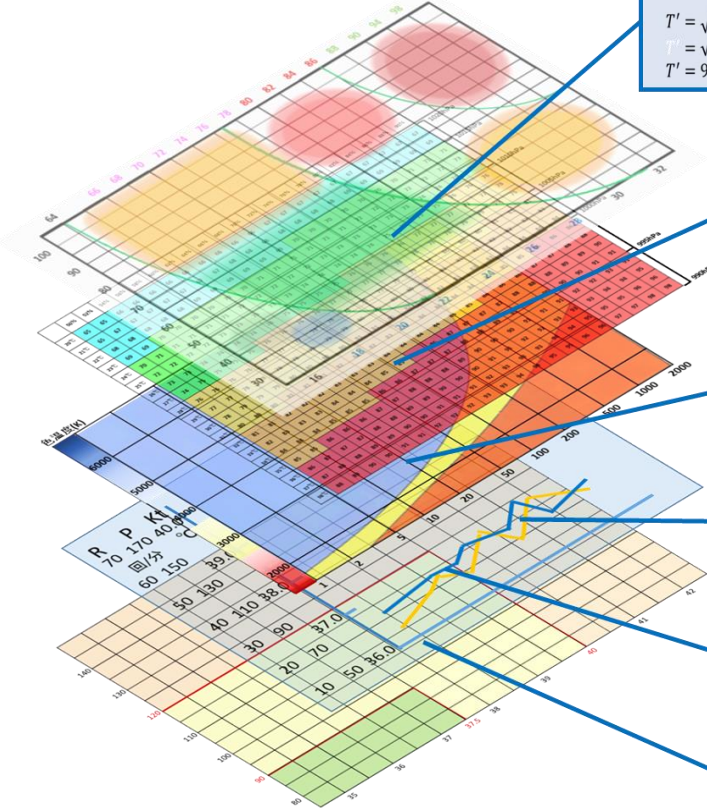
$$P = (p1 \quad p2 \quad p3 \quad p4 \quad p5 \quad p6 \quad \dots) \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \theta \\ \Delta \\ \varepsilon \\ \gamma \\ \vdots \end{pmatrix}$$

$$P = 0.03 \times T' + 0.5 \times P_e' + 0.1 \times I' + 0.15 \times P_v' + 0.1 \times B'$$

$$= 0.03 \times 9.696927 + 0.5 \times 0.076176 + 0.1 \times 14.8996 + 0.15 \times 0.914286 + 0.1 \times 0.25$$

$$P = 1.98109871 \geq 1 = \text{TRUE}$$

パラメータと係数の行列はベクトル量(横ベクトルと縦ベクトル)となり、Pはスカラー量となる。
 本来であれば、各指標に充てる係数 $\alpha \sim$ については、RNNの学習により調整していくことになっているが、本実証実験中においてはデータの数量が少なく、また、データの正確性において確証が得られていないこともあり、学習による係数の揺らぎが大きくなる懸念があるため、概算として固定値を使用する。
 今回の発症の予知の有無の判断については、予測ロジックPがスカラー量となり、Pが1以上ならばその時間帯の発症の予知を、1未満ならばその時間帯の消失の予知を行う。



特願2018-95748
 情報処理装置、情報処理方法およびプログラム

(6-3) 指標化処理

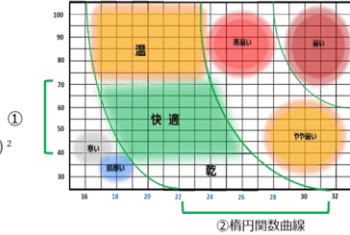
環境(気温・湿度)の評価指標は、快適指数のグラフを使用する。

Tを摂氏温度[°C] Hを湿度[%]とすると「快適」の領域は以下の連立不等式で示され、それぞれの不等式の範囲内か否かで「快適」が「快適でない」を判断し、気温、湿度から快適の偏差を算出する。

基本データ		生データ				
送信日時	気温	湿度	気圧	照度	呼吸数	脈拍数
2018/2/8 15:30	19.52	46.4	1018.52	293	18	62

①の条件
 $40 \leq H = 46.4 \leq 70$... 条件を満たす

②の条件
 $(3 \times (37 - T))^2 + (2 \times (105 - H))^2 = (3 \times (37 - 19.52))^2 + (2 \times (105 - 46.4))^2$
 $= 2749.9536 + 13735.84$
 $= 16485.7936$
 $\geq 36^2 + 4^2 = 1312$... 条件を満たさない



よって、この状況は「快適でない」と判断できる。

「快適でない」場合、指標となる「気温・湿度」の不快指標T'を以下の式より計算する。
 $T' = \sqrt{(T - 24)^2 + (H - 55)^2}$ ⇒ 最も快適であると仮定した温度、湿度の距離

「快適」な場合、T'=0とする。
 この不快指標T'は簡単に快適範囲の中心点から現在の気温湿度の直線と快適範囲の交点からの距離を不快度の指標として用いる。
 実際の気温・湿度から不快指標T'の計算を行う。
 $T' = \sqrt{(19.52 - 24)^2 + (46.4 - 55)^2}$
 $= \sqrt{20.0704 + 73.96}$
 $T' = 9.6969273483923761941670907588536 \dots \approx 9.696927$

環境(気圧・照度)の評価指標の導出は、それぞれの測定量をもとに不快指標を計算する。

基本データ		生データ				
送信日時	気温	湿度	気圧	照度	呼吸数	脈拍数
2018/2/8 15:30	19.52	46.4	1018.52	293	18	62

P_eを気圧[hPa]としたときの、気圧の不快指標P_e'は以下で示される。

$$P_e' = \left(\frac{P_e - 1013}{20} \right)^2$$

実際の気圧の不快指標P_e'を計算する。

$$P_e' = \left(\frac{1018.52 - 1013}{20} \right)^2 = 0.076176$$

$$D = 0.81 \times T + 0.01 \times H \times (0.99 \times T - 14.3) + 46.3 = \text{不快指数}$$

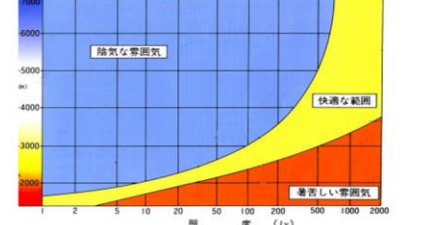
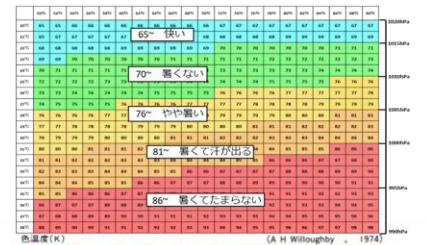
Iを照度[lux]としたときの、照度の不快指標I'は以下で示される。

(ただし、I₀は活動の状態に依存する基準照度とする。
 今回は時間帯を区切って基準設定を行った。
 活動時(5時~23時)100[lux]、睡眠時(23時~5時)20[lux])
 (また、基準照度以下の場合には不快でないとして仮定する。
 すなわち不快指標をI'=0と計算する)

$$I' = \left(\frac{I - I_0}{0.5I_0} \right)^2$$

実際の照度の不快指標I'を計算する。基準照度I₀は測定時間帯が活動期(22時半)のため、I₀=100[lux]とする。

$$I' = \left(\frac{293 - 100}{0.5 \times 100} \right)^2 = 14.8996$$



バイタル指標(呼吸数・脈拍数)の評価指標の導出は、それぞれの測定量をもとに不快指標を計算する。

基本データ		生データ				
送信日時	気温	湿度	気圧	照度	呼吸数	脈拍数
2018/2/8 15:30	19.52	46.4	1018.52	293	18	62

P_rを脈拍数[回/分]としたときの、脈拍数の指標P_r'は以下で示される。

$$P_r' = \frac{(P_r - P_{r0})^2}{P_{r0}}$$

実際の脈拍数の指標P_r'を計算する。

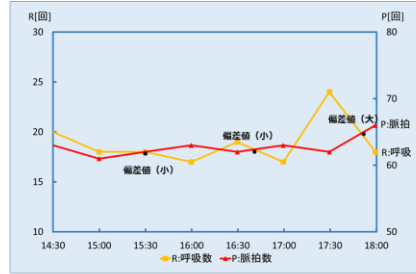
$$P_r' = \frac{(62 - 70)^2}{70} = 0.91428571428571428571428571428571 \dots \approx 0.914286$$

Bを呼吸数[回/分]としたときの、呼吸数の指標B'は以下で示される。

$$B' = \frac{(B - B_0)^2}{B_0}$$

$$B' = \frac{(18 - 16)^2}{16} = 0.25$$

呼吸・脈拍の交叉に関する評価指標の導出は、その時間の呼吸・脈拍データと、直前に測定された呼吸・脈拍データを参照する。「呼吸数が減少して、脈拍数が増える」or「呼吸数が増え、脈拍数が減少する」ことが、交叉の条件となる。呼吸・脈拍の交叉に関する評価指標をC'としたとき、交叉の条件を満たしたときはC'=1、満たさなかった場合はC'=0とする。



今回は、15:30の呼吸・脈拍の交叉に関する評価指標を導出するとき、15:30の他に直前のデータである15:00の呼吸数と脈拍数のデータも参照する。15:00(直前データ)→15:30(対象となるデータ)の間で、「呼吸数は18回→18回、脈拍数は61回→62回」となり、「呼吸数は変わらず、脈拍数が増える」ため、交叉の条件を満たさないため、呼吸・脈拍の交叉に関する評価指標はC'=0となる。一方、17:30→18:00の間では、「呼吸数は24回→18回、脈拍数は62回→66回」となり、「呼吸数は減少し、脈拍数が増える」ため、交叉の条件を満たすため、呼吸・脈拍の交叉に関する評価指標はC'=1となる。

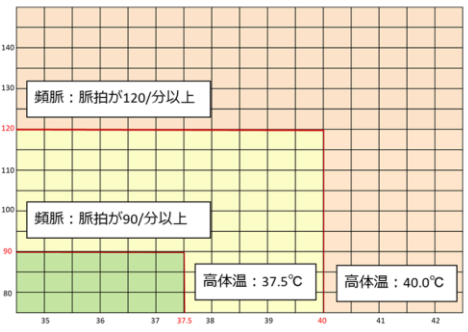
バイタル指標(体温値・脈拍数)の評価指標の導出は、それぞれの測定量をもとに評価指標を計算する。

K_tを体温[°C]、個人の基礎体温をK_{t0}としたときの体温の指標K_t'は以下で示される。
 (基礎体温K_{t0}はデータ測定開始時は36[°C]とする)

$$K_t' = \frac{(K_t - K_{t0})^2}{K_{t0}}$$

体温・脈拍の交叉に関する評価指標の導出は、その時間の体温・脈拍データと、直前に測定された体温・脈拍データを参照する。「体温が下降して、脈拍数が増える」or「体温が増え、脈拍数が減少する」ことが、交叉の条件となる。

体温・脈拍の交叉に関する評価指標をC'としたとき、交叉の条件を満たしたときはC'_{K,P}=1、満たさなかった場合はC'_{K,P}=0とする。



脈拍軸エリア	データ範囲	体温軸エリア	データ範囲
A1	P < 60	B1	T < 35.5
A2	60 ≤ P < 90	B2	35.5 ≤ T < 37.5
A3	90 ≤ P < 120	B3	37.5 ≤ T < 40.0
A4	120 ≤ P	B4	40.0 ≤ T

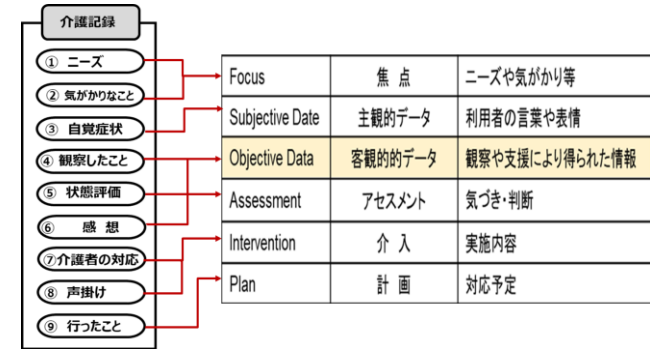
体温(警告)
 体温が0.5°C上がるだけで脈拍が10/分上がる状態を把握する。
 1日の日差1°C以下で37.5°C以上の高熱→医療職へ連絡or緊急対応
 1日の日差1°C以上で38.0°C以上の高熱→医療職へ連絡or緊急対応
 高体温: 41°C以上→医療職へ連絡or緊急対応の各自動化を図る
 体温が39°C以上で脈拍100/分未満の場合→医師への連絡
 体温が40°C以上で脈拍120/分未満の場合→緊急対応

(6-4) 指標化パラメータの算出

BPSDの予知の判断は、各評価指標パラメータで構成された行列に、BPSDに発生時に関連する項目の度合い(係数)の行列を積算した、予測ロジックPを計算して判断を行う。

$$P = (p1 \quad p2 \quad p3 \quad p4 \quad p5 \quad p6 \quad \dots) \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \theta \\ \Delta \\ \varepsilon \\ \gamma \\ \vdots \end{pmatrix}$$

時系列で介護記録の Objective Dataと相関する



簡易的なロジックとして計算を行う。

評価指標パラメータと係数の行列はベクトル量(横ベクトルと縦ベクトル)となり、Pはスカラー量となる。

各指標に充てる係数 $\alpha \sim$ については、RNNの学習(機械学習)により調整していく、機械学習による係数の揺らぎが大きくなる懸念があるため、概算として固定値を使用する。Pが1以上ならばその時間帯の発症の予知を、1未満ならばその時間帯の消失の予知を行う。

評価指標パラメータ					
気温湿度(T')	気圧(P'_e)	照度(I')	脈拍数(P'_v)	呼吸数(B')	呼吸・脈拍の交叉(C')
9.696927	0.076176	14.8996	0.914286	0.25	0



評価指標パラメータ重みづけ係数					
気温湿度(α)	気圧(β)	照度(θ)	脈拍数(Δ)	呼吸数(ε)	呼吸・脈拍の交叉(γ)
0.03	0.5	0.1	0.15	0.1	1.0

(6-5) BPSD予知

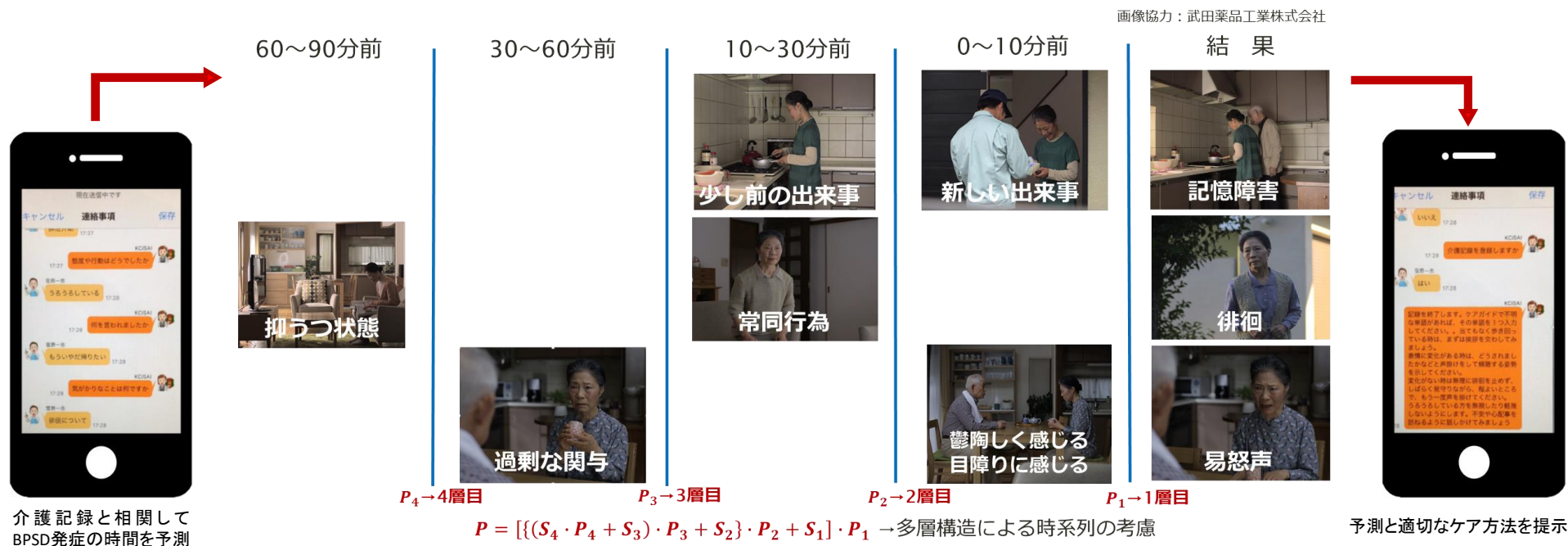
よって、BPSDの予測の判断のCは以下の式で計算される。

$$\begin{aligned}
 P &= \alpha \times T' + \beta \times P_e' + \theta \times I' + \Delta \times P_v' + \varepsilon \times B + \gamma \times C' \\
 &= 0.03 \times T' + 0.5 \times P_e' + 0.1 \times I' + 0.15 \times P_v' + 0.1 \times B + 1.0 \times C' \\
 &= 0.03 \times 9.696927 + 0.5 \times 0.076176 + 0.1 \times 14.8996 + 0.15 \times 0.914286 + 0.1 \times 0.25 + 1.0 \times 0 \\
 P &= 1.98109871 \geq 1
 \end{aligned}$$

従って、この時間帯で、BPSDの発症が予測されたと判断できた。



時系列による影響を考慮する必要があるため、これはDeep Learningの中でも言語・音声・映像解析に近いものであるため、これと同じLSTM(Long short-term memory)を使用し、予測アルゴリズムの深化・進化による予測の向上を図る。



(7) いろいろなパターンから推論して、矛盾のない答えを導き出す（現在とこれから）

ホットスポット分析 (Hot Spot Analysis)

過去のBPSDの発生している空間(場所)を、BPSD発生の可能性が高い空間(場所)有意性とみなす分析方法です。



$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - \left(\sum_{j=1}^n w_{i,j}\right)^2}{n-1}}}$$

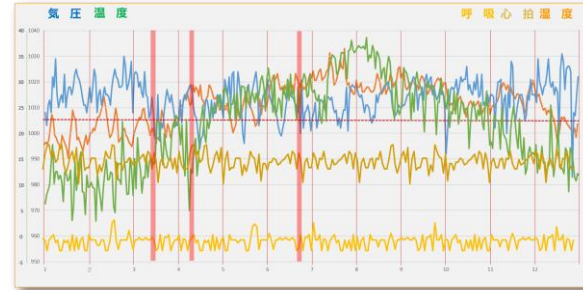
$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2}$$

回帰分析 (Regression Methods)

過去のBPSDに加え、環境や人間関係等において発生したBPSDに関連する相関関係や因果関係があると思われる変数のうち、一方の変数から将来的な値を予測するための予測式（回帰直線）を求めデータの傾向を分析することによって将来のBPSDを予測します。

$$E = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n \{y_i - (\hat{a} + \hat{b}x_i)\}^2$$



$$\sum_{i=1}^n y_i = n\hat{a} + \hat{b} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i = \hat{a} \sum_{i=1}^n x_i + \hat{b} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

$$\hat{a} = \frac{\sum x_i^2 \sum y_i - \sum x_i \sum x_i y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$\hat{b} = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

近接反復被害法 (Near-Repeat Methods)

1件のBPSDと次のBPSDの時空間的な近接性に基づいて、将来のBPSDを予測します。

$\lambda(t, x)$: BPSD発生密度

(t, x) における単位時間・面積あたりのBPSD発生数

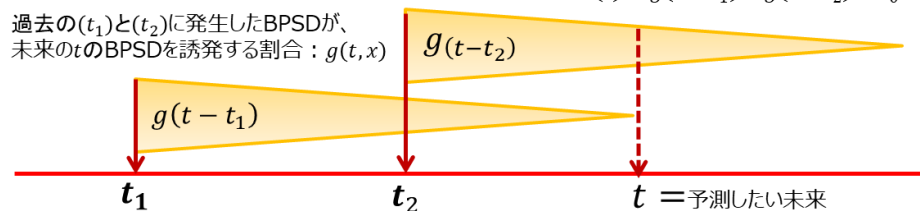
過去の事象から直接誘発されない寄与

$$\lambda(t, x) = \sum_{t_i < t} g(t - t_i \cdot x - x_i) + \lambda_0$$

過去のi番目のBPSDイベントとの因果関係により誘発される寄与

$$\text{予測BPSD発生密度 } \lambda(t) = g(t - t_1) + g(t - t_2) + \lambda_0$$

過去の (t_1) と (t_2) に発生したBPSDが、
未来の t のBPSDを誘発する割合: $g(t, x)$

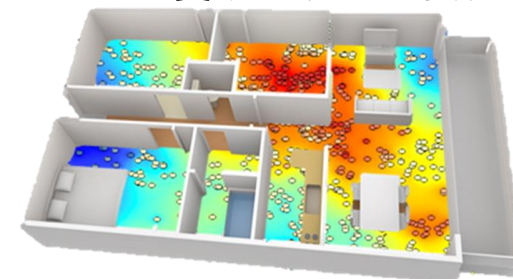


時空間分析 (Spatiotemporal Analysis)

BPSDの発生の時間変化に伴う移動パターンやそれに影響する諸要因から、BPSDを予測します。

時空間結果の可視化 (ヒートマップ)

HSAで得られたBPSD発生高率エリアに、環境データから得られた不快指数高率エリアを時系列的ディメンションに関する情報と融合し、BPSDパターンの変動をマップ上に表現。



(8) 意識調査及びランダム化比較試験調査報告 認知症対応型IoTサービス(H29)

平成29年度総務省認知症対応型IoTシステムによるBPSD減少の実績 (https://youtu.be/W_c4LGNvZM)

1. 介護施設に入所する認知症の方について、IoTシステムを適用するA群(介入群)と適用しないB群(対照群)の2つのグループにランダムに振り分け、IoT・AIによるBPSD予防への効果を検証した
2. 但し、介護者のスキルや経験による隔たりが生じている可能性があり、A群とB群の結果の差がIoTシステムの効果のみによるものか見極めるためにはより厳密な検証が必要

Output

生体データケア記録の随時収集

データの解析照合に基づく最適な対応方法の提示と実践

Outcome

認知症のBPSDについて
 □ 発症件数が減少
 □ 発症予防率が向上

認知症の方のBPSD改善

介護者の負担軽減【地域課題の解決】

