

ウェアラブルセンサーデータを用いた状態推定と順序クラス分類手法に基づく

作業者の熱ストレスリスク判定システム

A Heat Stress Evaluation System for Workers based on State Estimation and Ordered Classification Methods using Wearable Sensor Data

吉田 由起子[†]
Yukiko Yoshida竹林 知善[†]
Tomoyoshi Takebayashi

1. はじめに

工事現場、農作業、スポーツイベント等の暑熱環境において様々なパターンの作業を行っている作業員たちに対して、熱中症のような深刻な熱ストレス症状に陥るのを未然に防ぐための安全管理技術の開発は、地球温暖化や人手不足を背景にその重要性を増している。著者たちは、ウェアラブルセンサーデータを用いてリアルタイムでの作業員の熱ストレスに関する諸状態の推定と熱ストレスリスクの評価を行うシステムの開発に取り組んでおり、その第 1 段階として、国際標準 ISO 7243 [1] や ACGIH TLV (米国産業衛生専門家会議の作業環境許容限界値) [2] といったオーソライズされた指針に基づいて、作業員の時々刻々と変化する熱ストレスの蓄積度合いを「熱ストレス蓄積度」として尺度化し、その値の計算に必要な諸要素をウェアラブルセンサーデータから推定・算出する技術を開発した。熱ストレス蓄積度は、作業員の作業強度・作業時間継続度・環境暑熱度との関係性が熱ストレスの点でとくに問題のない間は値 0 で推移し、問題がある場合は正の値となり、熱ストレスの蓄積度合いに応じて値が変動するように設計されており、実証実験データへの適用によりその有効性を示した [3]。

さらに著者たちは、作業員の現在の熱ストレスがどのくらいの深刻さに達しているのか把握できるようなリスクレベル情報の提供が有用と考え、今回、システムの第 2 段階としてウェアラブルセンサーデータによる熱ストレスリスクレベル判定機能を導入した。それは、従来、専門家が個々の作業員の作業負荷・休憩状況、環境暑熱度、心拍数等をつぶさに観察することによって判定してきた作業員の熱ストレスの深刻さのレベルを、ウェアラブルセンサーデータおよびシステムの第 1 段階で出力された諸要素を入力データとする機械学習モデルにより推定するというものである。

本稿では、作業員の熱ストレスリスク評価システムの枠組みと、それを構成する状態推定手法、熱ストレス蓄積度、熱ストレスリスクレベル推定手法について説明し、熱ストレスリスクレベル判定機能のベース手法として用いるために、各種マルチクラス分類手法によるリスクレベル判定性能を比較した結果について述べる。

2. 関連研究

ここではウェアラブルセンサーデータを用いた作業員の熱ストレス評価技術についての関連研究について述べる。

文献 [4] は、気密性の高い防護服を着用して作業する爆発処理班をターゲットとし、防護服にセンサーを取り付け、作業員の周辺温度、皮膚温度、CO₂ 濃度、心拍数、加速度を計測し、それらを用いて熱ストレスリスクを予測する Dynamic Bayesian Network および決定木ベースのモデル化手法を提案している。

文献 [5] は、消防隊員をターゲットとして、作業員の心拍数、衣服内の温度・湿度、活動を計測し、それらを用いて熱ストレスリスクを予測する Dynamic Bayesian Network ベースのモデル化手法を提案している。その際、WBGT ではなく、温度と湿度から算出される Heat Index という指標と年齢で補正された最大心拍数を基準値として用いている。

文献 [6] は、作業員のスマートフォンで計測した加速度・心拍数と作業員の性別・年齢・身長から作業強度レベルを推定、周辺温度・湿度から WBGT 値を推定し、ISO7243 における 3 段階の作業強度レベル(軽/中/重)と 4 通りの作業-休憩時間比率(連続作業/75%作業/50%作業/25%作業)に対する WBGT 閾値表に基づいてその作業員に適した作業-休憩時間比率を割り出す手法を提案している。

著者たちの研究は、文献 [6] と似たアプローチを取るが、作業員の作業強度や作業-休憩パターンや作業員周辺の暑熱度が様々に変化する状況でも熱ストレスの度合いを適切に評価できる尺度の導入と、産業衛生の専門会の知見を反映したマルチクラス分類手法ベースの熱ストレスリスクレベル推定機能の特徴としている。

3. 提案技術

熱ストレスリスク判定システムの枠組みを図 1 に示す。システムの第 1 段階では、作業員のウェアラブルセンサーから取得される各種計測値時系列データを用いて作業員の状態推定を行い、熱ストレス関連の国際指針を応用することにより熱ストレス蓄積度を算出する。第 2 段階の熱ストレスリスクレベル判定はモデル構築とモデル適用の 2 つのフェーズに分かれ、モデル構築フェーズでは、産業衛生の専門家の知見に基づいてモデル構築用のデータに熱ストレスリスクレベルを付け、システム第 1 段階における各種入力・分析結果データを入力データとして用いてマルチクラス分類手法ベースのリスクレベル推定モデルを構築する。モデル適用フェーズでは、新たに取得されるセンサー計測値データに対してシステム第 1 段階を実行した後の分析結果データを上記のモデルに適用することにより、熱ストレスリスクレベルを判定する。

[†] (株) 富士通研究所 人工知能研究所 人工知能実践 PJ

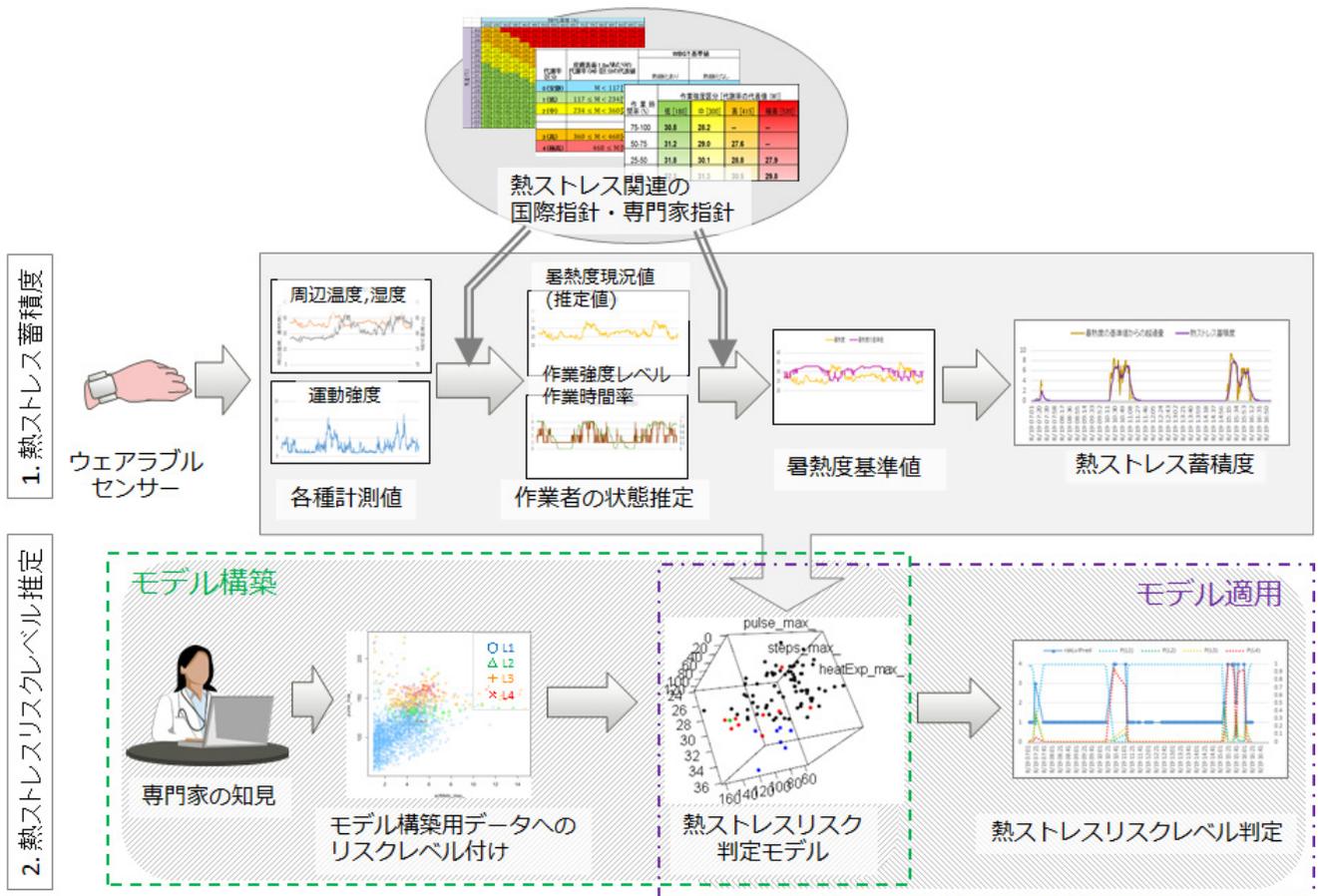


図 1. 熱ストレスリスク評価システム

3.1 システム第 1 段階～熱ストレス蓄積度

本システムの第 1 段階である作業者の状態推定および熱ストレス蓄積度については文献 [3] で報告済みであるが、システムの枠組みを理解しやすくするために、ここで熱ストレス蓄積度のベースとなる熱ストレス関連の指針・指標、熱ストレス蓄積度の定義、およびウェアラブルセンサーデータを用いた計算方法についてまとめておく。

3.1.1 熱ストレス関連の指針・指標

[WBGT (wet bulb globe temperature, 湿球黒球温度) 指数]

WBGT は暑熱環境下で温度・湿度・風速・放射熱によって人体に及ぼされる熱ストレスを総合的に評価するために考案された指標で、ISO 7243 では乾球/湿球/黒球温度計による計測方法と WBGT の計算式(下記)が規定されている:

$$(屋内) WBGT = 0.7 * 湿球温度 + 0.3 * 黒球温度$$

$$(屋外) WBGT = 0.7 * 湿球温度 + 0.2 * 黒球温度 + 0.1 * 乾球温度$$

ISO 7243 の規定による WBGT 計測方法は大きかりな装置を必要とするため、その代わりに気温・相対湿度や気象観測データといった計測が比較的容易な要素を用いて WBGT を推定する種々の手法が考案され、利用されている([7][8][9][10])。

[ISO 7243: 代謝率区分ごとの WBGT 基準値]

ISO 7243 では、熱ストレスの要因である身体内の熱産出量をエネルギー代謝率で推定できるものとし、エネルギー代謝率を 0

(安静)～4(極高)の 4 区分に分け、それぞれに対して WBGT の許容限度値(基準値)を提示している(表 1)。

表 1: ISO 7243: 代謝率区分ごとの WBGT 基準値

代謝率区分	皮膚表面 1.8m ² あたりの代謝率 (W) [当該区分の代表値]	WBGT 基準値 (°C)	
		暑熱順化あり	暑熱順化なし
0 (安静)	M < 117 [117]	33	32
1 (低)	117 ≤ M < 234 [180]	30	29
2 (中)	234 ≤ M < 360 [297]	28	26
3 (高)	360 ≤ M < 468 [414]	25 (26)	22 (23)
4 (極高)	468 ≤ M [522]	23 (25)	18 (20)

表における“皮膚表面 1.8m²あたりの代謝率”とは標準的な成人男性を想定したものである。代謝率区分 3 (高) および 4 (極高) の WBGT 基準値は、気流を感じない場合(括弧内は気流を感じる場合)のものである。

なお、暑熱度 WBGT や作業強度 M が時間変動する場合は、1～2 時間程度の区間において次式のような時間による加重平均値 (time-weighted average (TWA)) を計算したものをを用いることとしている:

$$TWA[WBGT] = \frac{WBGT_1 * t_1 + \dots + WBGT_n * t_n}{t_1 + \dots + t_n}$$

$$TWA[M] = \frac{M_1 * t_1 + \dots + M_n * t_n}{t_1 + \dots + t_n}$$

[ACGIH TLV: 作業強度と作業-休憩時間比率に対する

WBGT 基準値]

ACGIH (米国産業衛生専門家会議) では、ISO 7243 の代謝率区分に相当する作業者の作業強度区分と、作業者の作業時間率 (作業-休憩サイクルあたりの作業時間の割合) の組み合わせごとに WBGT の許容限度値 (TLV) を提示している (表 2)。

表 2: ACGIH: 作業者の熱ストレスに関する WBGT 許容限度値 (TLV)

作業時間率 (%)	作業強度区分 [代謝率の代表値 (W)]			
	低 [180]	中 [300]	高 [415]	極高 [520]
75-100	30.8	28.2	--	--
50-75	31.2	29.0	27.6	--
25-50	31.8	30.1	28.8	27.9
0-25	32.3	31.3	30.5	29.8

3.1.2 熱ストレス蓄積度の定義

熱ストレス蓄積度は、作業者の作業強度や作業-休憩パターンや作業者周辺の暑熱度が様々に変化するような状況でも作業者の熱ストレスの度合いを適切に評価できることを目的として、上記の国際指針を応用することにより導入された尺度である。それにはまず、作業者の現在の作業強度レベルと作業時間率を推定し、その作業者にとって現時点で許容される暑熱度 (WBGT) の基準値を ACGIH TLV (表 2) に基づいて算定する (図 3)。その際、種々の作業時間率に適應できるように、ACGIH TLV における 4 パターンの作業時間率に対する暑熱度基準値を図 2 のように滑らかに補間したものを用いることとする。

つぎに、作業者周辺の暑熱度の現況値を求め、基準値と比較し、暑熱度現況値が基準値を下回っている場合は、現在の作業時間率と作業強度レベルでの作業を行ってとくに問題はないとみなし、暑熱度が基準値を超えている場合は、その超過分が熱ストレスとして蓄積されるものとみなす。熱ストレスが新たに蓄積される分と過去に蓄積された分が時間とともに減衰していく効果を反映させるために、各時点の暑熱度の超過分を指数移動平均で平滑化したものを作業者の熱ストレス蓄積の度合いの尺度「熱ストレス蓄積度」として定義する (図 4)。

3.1.3 ウェアラブルセンサーデータを用いた熱ストレス蓄積度計算

本システムでは、装着者の運動強度 (METs)、パルス、歩数、周辺温度、相対湿度を計測可能なウェアラブルセンサーを使用し、それらの計測値から熱ストレス蓄積度計算に必要な情報を推定することとする。

[作業強度区分]

ISO 7243 と ACGIH TLV では作業強度区分にエネルギー代謝率 (W) を用いており、本システムではつぎの関係式:

$$1 \text{ MET} = 1 \text{ kcal} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{h}^{-1} = 1.163 \text{ W} \cdot \text{kg}^{-1}$$

を利用して、作業者の METs 時系列を代謝率 (W) に換算し、ISO7243 の表 1 を用いて作業強度区分の時系列に変換する (図 5)。

[作業時間率]

作業者の METs 時系列を統計的クラス分類法により高低 2 つの状態に分類する。METs 時系列が低状態のまま推移している区間は非 (負荷) 作業中、それ以外の区間は (負荷) 作業中であると分類する。単位時間長の滑走窓を用い、そ

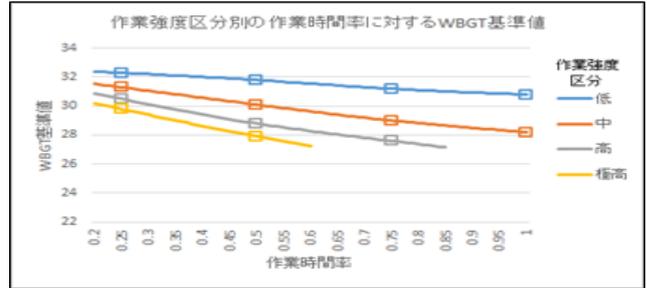


図 2. 暑熱度基準値

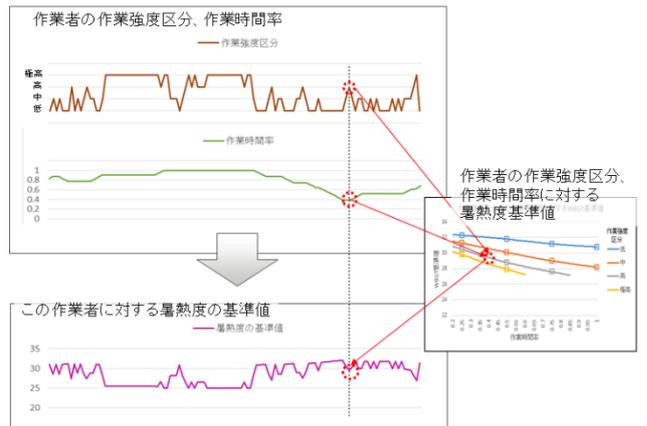


図 3. 作業強度区分、作業時間率に基づく暑熱度基準値の算定

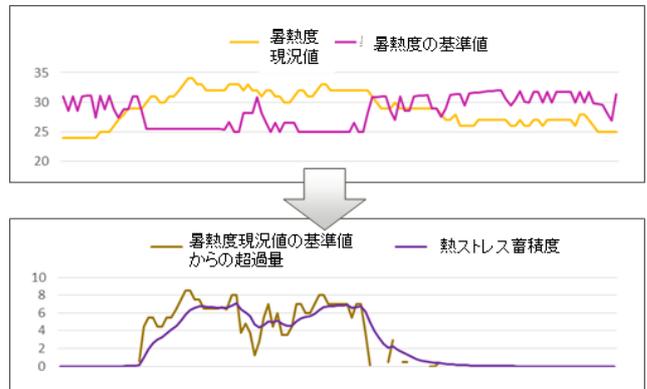


図 4. 暑熱度基準値・現況値から熱ストレス蓄積度の算出

の期間内で作業中と判定された時間の割合を作業時間率として算出する (図 6)。

[暑熱度]

暑熱度の現況値は、作業者周辺の温度と相対湿度から推定することとし、今回は、文献 [7] で提案されている WBGT 計測値を乾球 Ta, 湿球 Td 温度で回帰したモデル式、および Ta と相対湿度 RH (%) から Td への換算式を用いる:

$$\text{WBGT} = 1.925 + 1.298 * (0.7 \text{ Tw} + 0.1 \text{ Ta})$$

$$\text{Tw} = \{9 * \text{Ta} + \text{RH} * (0.99 * \text{Ta} - 14.3) + 570\} / 72.$$

3.2 システム第 2 段階～熱ストレスリスクレベル推定

「熱ストレス蓄積度」が ISO7243 や ACGIH 等の熱ストレス関連のオーソライズされた指針をベースとしているの

に対して、「熱ストレスリスクレベル推定」は、産業衛生の専門家の知見に基づいて判定される作業者の各時点のリスクレベルを、ウェアラブルセンサーデータを用いた機械学習モデルによって推定するというものである。

まず、モデル構築用の学習データとして、多数の作業者たちの日常生活や暑熱負荷作業時の作業記録、リファレンスデータ、ウェアラブルセンサーデータを収集する。産業衛生の専門家がそれらのデータに基づいて作業者の各時点の熱ストレスリスクを総合的に判定してレベル付けを行い、(作業者 ID, 日付時刻, リスクレベル) 情報を作成する。熱ストレスリスクレベルは 1(問題なし)/2(リスク低)/3(リスク中)/4(リスク高) の 4 段階としている。これは、作業者の熱ストレス状態の程度により、「水分補給」、「休憩」、「作業即時中止」のように取るべき対処方法の違いに基づいてレベル分けされたものである。

つぎに、これらのリスクレベル付けデータを正解データとして、センサーデータおよびシステム第 1 段階の実行結果データから生成された特徴量を用いてマルチクラス分類手法によりリスクレベル推定モデルを構築する。

モデル適用(リスクレベル評価)フェーズでは、作業者のセンサーデータを取得し、システム第 1 段階を実行し、それらのデータから特徴量を生成して上記のモデルに適用することにより、リスクレベルを判定する。

4. 熱ストレスリスクレベル推定のためのマルチクラス分類手法の比較

今回、マルチクラス分類手法として Support Vector Machine (one-vs-one, one-vs-rest)、ロジスティック回帰、Random Forest (RF) を用い、それぞれの推定精度の比較を行うこととした。

[評価用データ]

評価用データとして、複数の被験者たちによる日常生活と屋外での負荷作業実施時に収集したウェアラブルセンサーデータを用いた。データは、2016 年夏季に各被験者(被験者数: 27 名)が連続する数日間に 1 日数時間程度、センサー装置を着用して日常生活(通勤、デスクワーク等)を過ごした際に取得されたものである。計測期間中に各被験者は屋外で所定の暑熱負荷作業実験(20 分間負荷作業-数分間休憩-20 分間負荷作業)を複数回実施している。センサーデータの他に、被験者の年齢、体重等のプロフィール情報と、日中の活動内容(○時○分に家を出る、出勤、休憩、食事、場所の移動、退勤、帰宅、など)、暑熱負荷作業実験とその前後の期間中に作業者の様子の動画、体調や疲労度等のアンケート結果等のリファレンスデータが記録されている。センサーのデータ記録間隔は 1 分単位であるが、熱ストレスリスクレベル推定は 5 分間隔で行うものとする。

[専門家の知見に基づくリスクレベル付け]

産業衛生の専門家がこれらのセンサーデータとリファレンスデータを詳細に調べて、各被験者について 5 分間隔で 1(問題なし)/2(リスク低)/3(リスク中)/4(リスク高) の 4 段階で熱ストレスリスクレベル付けを行った。図 7 は、ある被験者の 1 日のセンサーデータと熱ストレス蓄積度(折れ線)および専門家の知見に基づいて付けられたリスクレベル(紺色の点)のグラフである。全被験者・全期間のうち、

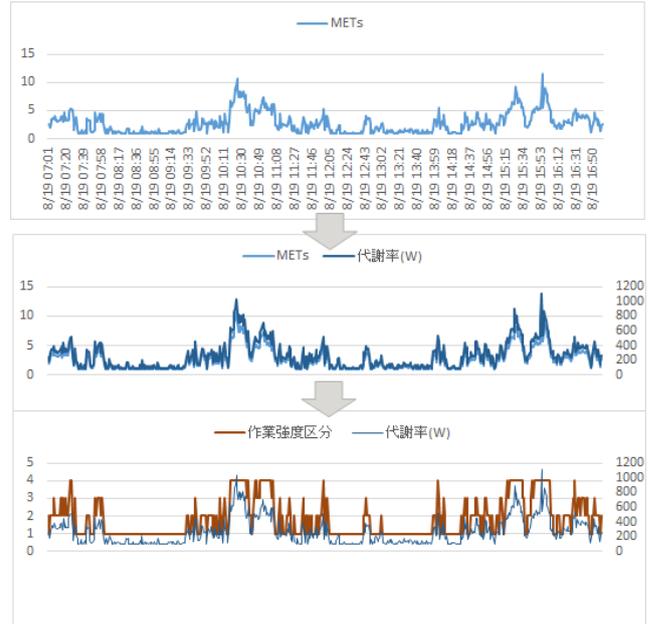


図 5. METs から作業強度区分の推定

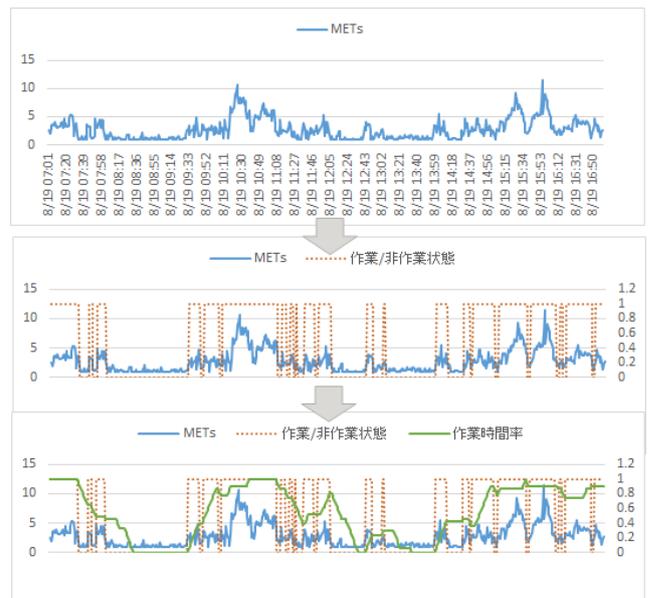


図 6. METs から作業時間率の推定

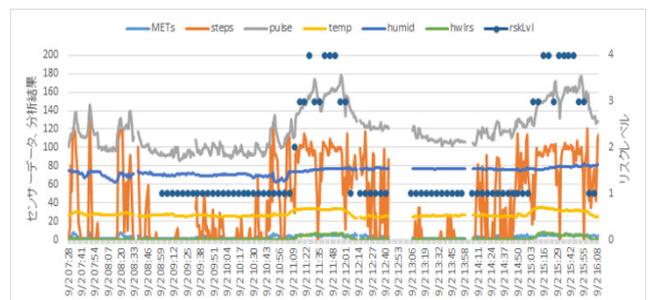


図 7. センサーデータ、熱ストレス蓄積度、リスクレベル

リスクレベル付けされた時点数は 2516 であり、各レベルの頻度は表 3 のとおりである。

表 3. 熱ストレスリスクレベルのレベル別頻度

リスクレベル	1	2	3	4	総数
頻度	2116	72	253	75	2516
割合	0.841	0.029	0.101	0.030	

このデータセットでは各レベルの頻度に大きな偏りが見られ、レベル 1 がデータセットの大部分を占める (約 84%) のに対して、レベル 2 と 4 の割合はかなり低く、それぞれ約 3% しか出現していない。そこで、今回はクラス分類の際にレベルごとに重み付けを与えることとした。

[特徴量]

ウェアラブルセンサーで計測される 5 種類の属性 (運動強度 (METs), 歩数 (steps), パルス (pulse), 周辺温度 (temp), 相対湿度 (humid)) とシステム第 1 段階で算出された熱ストレス蓄積度 (hwtrs) のそれぞれについて

- 5 分間の評価期間における平均値
- 現評価時点の平均値と n 評価時点前の平均値との差分 (n = 1~5)

を特徴量として用いる。

4.1 推定精度の比較

各手法についてグリッドサーチでクラス正解率が最良となったパラメーターの組を採用し、10 分割交差検証を実行、リスクレベル別の適合率/再現率/F 値およびリスクレベル全体での正解率の比較を行った。

SVM (one-vs-one)

リスクレベル	適合率	再現率	F 値
1	0.9708	0.9461	0.9461
2	0.4556	0.5333	0.5333
3	0.6533	0.6725	0.6725
4	0.4756	0.5933	0.5933
正解率	0.8946		

SVM (one-vs-rest)

リスクレベル	適合率	再現率	F 値
1	0.9973	0.9662	0.9662
2	0.7286	0.8571	0.8571
3	0.7515	0.9428	0.9428
4	0.8083	0.6067	0.6067
正解率	0.9497		

ロジスティック回帰

リスクレベル	適合率	再現率	F 値
1	0.9805	0.9402	0.9402
2	0.3644	0.5405	0.5405
3	0.5723	0.5745	0.5745
4	0.4325	0.51	0.51
正解率	0.8782		

Random Forest

リスクレベル	適合率	再現率	F 値
1	0.9369	0.9792	0.9792
2	0.5119	0.2452	0.2452
3	0.6522	0.6497	0.6497
4	0.8667	0.27	0.27
正解率	0.9007		

今回の実験データでは SVM (one-vs-rest) > Random Forest > SVM (one-vs-one) > ロジスティック回帰 の順で高い正解率を示した。SVM (one-vs-rest) は、リスクレベル別の適合率、再現率、F 値についても他の手法に比べて高い値を示し、とくにリスクレベル 4, 3 のような高リスクレベルに対する推定精度が優れていることから、熱ストレスリスクレベル判定のベース手法として適していると考えられる。

4.2 特徴量の重要度

今回のマルチクラス分類には、5 種類のセンサーデータと第 1 段階で算出された熱ストレス蓄積度の評価区間 (5 分間隔) における平均値、およびそれらの n 評価時点前との差分が特徴量として用いられている。これらの特徴量の有効性を把握するために Random Forest の重要度を算出した (図 8)。これによると、現評価対象時点についての特徴量の重要度が高く、とくに、パルス (pulse) の重要度が高いことが分かる。リスクレベル付けを行った産業衛生の専門家によると、熱ストレスレベル付けには心拍数を重視したということなので、この分析結果とも整合している。一方、n 評価時点前の情報はあまり有効ではない点など、特徴量の作り方・選び方にさらなる改良が必要である。

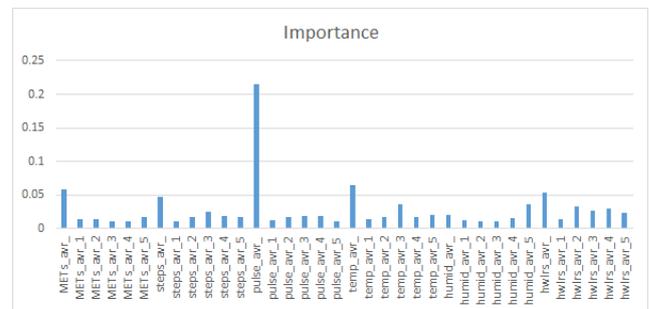


図 8. Random Forest による特徴量の重要度

5. まとめ

工事現場等の暑熱環境で様々な作業パターンで様々な強度の作業を行っている作業員たちに対して、熱中症のような深刻な熱ストレス症状に陥るのを未然に防ぐための技術として、ウェアラブルセンサーデータを用いた状態推定とクラス分類手法に基づく作業者の熱ストレスリスク判定システムを提案した。機械学習による熱ストレスリスクレベル推定のベース手法として、マルチクラス SVM (one-vs-one, one-vs-rest), ロジスティック回帰, Random Forest によるクラス推定結果を比較した。産業衛生の専門家による指針に基づいてレベル付けした作業者の各時点の熱ストレスリスクを、ウェアラブルセンサーデータを用いて推定したと

ころ、87~94% のレベル判定正解率を達成した。4 手法の中では SVM (one-vs-rest) がリスクレベル正解率、リスクレベル別の適合率、再現率、F 値について最も高い値を示し、熱ストレスリスクレベル推定のベース手法として有望と考えられる。

今回のリスクレベル付けは、2016 年夏季に所定の条件で実施された暑熱負荷実験時のセンサーデータとリファレンスデータに対して産業衛生の専門家が調査した知見に基づいているが、今後の取り組みとして、本システムの適用事例を増やすことにより、リスクレベル付けの有効性を検証し、レベル付け指針を適宜カスタマイズする方法を検討していく予定である。

謝辞

本研究において、公益財団法人 大原記念労働科学研究所にご協力をいただきましたことをここに感謝申し上げます。

参考文献

- [1] ISO 7243:1989, "Hot environments -- Estimation of the heat stress on working man, based on the WBGT-index (wet bulb globe temperature)", 1989.
- [2] ACGIH, "Dedicated to Development of Exposure Guidelines for the Professional - Threshold Limit Values for Physical Agents (TLV-PA) Committee", the American Industrial Hygiene Conference and Exposition (AIHce), 2006
- [3] 吉田由起子, 竹林 知善, "ウェアラブルセンサーデータを用いた状態推定に基づく作業者の熱ストレス度評価システム", 人工知能学会全国大会, 2017.
- [4] Gaura, E., Kemp, J., Brusey, J., "Leveraging knowledge from physiological data: On-body heat stress risk prediction with sensor networks", IEEE Trans Biomed Circuits Syst. 2013 Dec;7(6):861-70.
- [5] Florea G., Dobrescu R., Popescu D., Dobrescu M., "Wearable System for Heat Stress Monitoring in Firefighting Applications", Proc. of the 2nt international conference on information technology and computer networks (ITCN13), 2013.
- [6] Pancardo, P., Acosta, F. D., Hernández-Nolasco, J.A., Wister, A. W., and López-de-Ipiña, D., "Real-Time Personalized Monitoring to Estimate Occupational Heat Stress in Ambient Assisted Working", Sensors 15 (7), 16956-16980, 2015.
- [7] 中井誠一, 寄本明, 森本武利, "環境温度と運動時熱中症事故発生との関係", 体力科学 41, 540-547, 1992.
- [8] 日本生気象学会, "日常生活における熱中症予防指針, Ver. 3", 2013.
- [9] 小野雅司, 登内道彦, "通常観測気象要素を用いた WBGT (湿球黒球温度) の推定", 日本生気象学会雑誌 50(4), 147-157, 2014.
- [10] 環境省熱中症予防情報サイト http://www.wbgt.env.go.jp/doc_observation.php.
- [11] Ken Parsons, "Heat Stress Standard ISO 7243 and its Global Application", Industrial Health, Vol. 44 No. 3, 2006.