

[Original article]

(2013年1月13日 Accepted)

自己組織化マップを用いた職場における労働者の健康分類

藤末 浩司¹, 本田 純久², 磯貝 浩久³, JAHNG Doosub¹

1) 九州工業大学大学院生命体工学研究科

2) 長崎大学大学院医歯薬学総合研究科 3) 九州工業大学大学院情報工学研究科

要約： 近年、産業医や産業看護職が取り扱う情報は多岐にわたっている。労働者の健康状態に応じた支援を行うためには、収集した情報を効率的かつ効果的に分析する必要がある。本研究では、労働者の健康状態の把握を目的に、職場で収集可能な3つの情報を用いて労働者の健康分類を試みた。某企業外労働衛生機関の労働者439人を対象に、無記名自記式質問紙調査を実施した。調査項目は、基本属性（生年月、性別）、健康診断の総合判定、K6日本語版、チーム・コミュニケーション・インタフェース尺度を用いた。分析の対象者は、質問の回答に欠損がなかった262人（男性93人、女性169人）とした。分析手法には、データマイニングや多次元データの可視化に応用されている自己組織化マップを用いた。分析の結果、全対象者は、9つの集団に分類できた。本研究では、労働者の健康状態を分類し、その健康状態を視覚的に示した。本研究で得られた健康分類は、労働者の複合的な健康状態の把握、および適切な措置が必要な対象集団の選択時に有用な健康分類であったと考える。

キーワード： 職場、健康分類、自己組織化マップ

The segmenting of workers health condition in workplace by using Self-Organizing Map

Koji FUJISUE¹, Sumihisa HONDA², Hirohisa ISOGAI³, Doosub JAHNG¹

1) Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

2) Graduate School of Biomedical Sciences, Nagasaki University

3) Faculty of Computer Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

Abstract: The information handled by occupational health physicians and nurses has diversified in recent years. In order to provide appropriate care following health checkup for workers according to their health condition, it is necessary to efficiently and effectively analyze the obtained data. In the present study, segmenting of health for workers with the objective of elucidating their health condition was conducted using three domains of information that could be obtained at the workplace. An anonymous self-report questionnaire survey was distributed to 439 workers at a contracted industrial health association. Survey items included basic attributes (month of birth, sex), overall result of health checkup, the Japanese version of K6, and the Team Communication Interfaces scale. A total of 262 individuals (93 males and 169 females) provided complete responses. Data were analyzed using Kohonen's Self-Organizing Map, which is currently being applied in data mining and visualization of multidimensional data. Subjects were classified into nine groups. In the present study, workers were classified by their health condition and data were presented visually. The segmenting of health performed herein was considered useful for determining the overall health condition of workers and selecting subjects who required treatment.

Keywords: workplace, segmenting of health condition, Self-Organizing Map

Koji FUJISUE

2-4 Hibikino, Wakamatsu-ku, Kitakyushu, 808-0196, Japan

Phone: +81-93-695-6138, Fax: +81-93-695-6138, E-mail: fujisue-koji@umin.ac.jp

1. はじめに

近年、産業医や産業看護職が取り扱う情報は、労働者の身体的な健康状態に関する情報、精神的な健康状態に関する情報、職場の環境に関する情報など、多岐にわたっている。

労働安全衛生法には、定期健康診断の結果にもとづいた就業上の措置の決定や、面談指導などの事後措置を行うことが規定されている [1]。平成 19 年労働者健康状況調査の概況によれば、定期健康診断で異常所見があった労働者の割合は年々増加している [2]。

また、厚生労働省は第 11 次労働災害防止計画の重点対策のひとつとして、メンタルヘルス対策の推進をあげている [3]。労働者の精神的ストレスの状況をまとめた調査結果によると、仕事や職業生活に関して、強い不安や悩み、ストレスを有する労働者の割合は 58% であった [2]。厚生労働省が発行した「平成 22 年度における脳・心臓疾患および精神障害などの労災補償状況のまとめ」によれば、精神障害などで労働災害を認定した件数も増加している [4]。

労働者の健康には、職場での人間関係 [5]、仕事の量的負担や質的負担 [6]、意思決定の範囲 [6]、報酬 [7]、上司や同僚の支援 [8] など、職場での環境が影響を与えることが知られている。そのため、メンタルヘルス不調に起因する休職者の職場復帰支援においては、休職者自身の状態のみならず、休職者を取りまく職場の環境に関する情報を適切に収集し、休職者の健康状態を総合的に判断することが求められている [9]。

産業医や産業看護職が、労働者の健康状態を把握し、その健康状態に応じた適切な支援を行うためには、収集した健康情報を効率的かつ効果的に分析する必要がある。

Kohonen [10] が提唱した自己組織化マップ (Self-Organizing Map : SOM) は、人工ニューラルネットワークにおける教師なし学習の一種であり、入力された情報の類似性を低次元 (通常 1 次元や 2 次元) の特徴マップで表現する [11]。SOM は、データマイニングや多次元データの可視化に幅広く応用されており [12-14]、収集した労働者の健康情報を分析する上でも有効な手法であると考えられる。

以上をふまえ本研究では、労働者の健康状態を把握することを目的に、身体的、精神的な健康状態に関する情報、および労働者を取りまく職場の環境に関する

情報を用いて、SOM による労働者の健康分類を試みた。

2. 方法

2.1 対象

2010 年 10 月 1 日の時点で某企業外労働衛生機関 (以下、某機関) に勤務する 488 人のうち、2011 年 2 月末までに退職した者、休職中の者、産休中の者、およびその他の理由で質問票を配布できなかった者の合計 49 人を除く 439 人に対し、2011 年 3 月 2 日から 4 日までの 3 日間にわたり自己記入式質問票を配布した。質問票の返送期間は、2011 年 3 月 31 日までとした。質問票を配布した 439 人のうち、期間内に返送があり、調査への参加に同意した者は 330 人であった (回収率 75%)。そのうち、分析に用いた項目の回答に欠損があった者を除外した 262 人 (男性 93 人、女性 169 人) を分析対象とした。

2.2 方法

2.2.1 分析に用いた項目

本研究では、基本属性 (性別、年齢) と健康状態に関する 3 つの情報を分析に用いた。身体的な健康状態に関する情報として定期健康診断の総合判定 (以下、健診判定)、精神的な健康状態に関する情報として K6 日本語版の 6 項目 [15]、労働者を取りまく職場の環境に関する情報としてチーム・コミュニケーション・インタフェース尺度 (Team Communication Interfaces scale : TCI 尺度) の 40 項目 [16, 17] を用いた。上記 3 つの情報は、分析のために以下のように加工した。

a) 健診判定は、「異常なし」から「加療中」までの 9 段階に分けられた判定区分である。本研究では、健診判定を「異常なし (1 点)」、「有所見健康 (2 点)」、「生活注意 (3 点)」、「要経過観察 (4 点)」、「経過観察中 (5 点)」、「要再検査 (6 点)」、「要精密検査 (7 点)」、「要医療 (8 点)」、「加療中 (9 点)」とした。

b) K6/K10 日本語版は、2002 年に米国の Kessler らが項目反応理論に基づき提案した K6 および K10 を邦訳した尺度である。本研究には、6 項目の質問から構成される K6 日本語版 (以下、K6) を用いた。各項目の回答は、過去 1 か月間の抑うつに関する症状の頻度を、「全くない (1 点)」、「少しだけ (2 点)」、「ときどき (3 点)」、「たいてい (4 点)」、「いつも (5 点)」の選択肢から選ぶ 5 件法である。本研究では、6

項目の得点を合計して計算するK6合計得点を用いた。なお、K6合計得点が高いほど、精神的な健康状態が不良であることを意味する。

c) TCI 尺度は、組織におけるコミュニケーションに関わる質問項目として開発された尺度である。TCI 尺度は目標の共有 (10 項目)、情報の伝達 (10 項目)、予定の管理 (10 項目)、評価項目と基準 (10 項目) の 4 つの基本項目で構成される。各質問の回答は「全然あてはまらない」、「ややあてはまらない」、「どちらともいえない」、「大体そのとおり」、「全くそのとおり」の選択肢から回答を選ぶ 5 件法である。本研究では、回答を 1 点 (全然あてはまらない) から 5 点 (全くそのとおり) に得点化し、基本項目別合計得点 (目標共有得点、情報伝達得点、予定管理得点、評価得点) を計算した。また、目標共有得点、情報伝達得点、予定管理得点、評価得点を合計した TCI 尺度合計得点を計算した。なお、合計得点が高いほど各基本項目の状態が良好であることを意味する。

2.2.2 SOM によるクラスタリング

SOMに入力するデータは、262人分の健診判定得点、K6合計得点、TCI尺度の目標共有得点、情報伝達得点、予定管理得点、評価得点とした。なお、各得点の単位の違いによる結果の偏りを避けるために、健診判定得点、K6合計得点、TCI尺度の基本項目別合計得点を標準化して入力した。

SOMは参照ベクトルとよばれるベクトルデータを有したユニットが、格子状に配置された構造を持つ。その格子の次元によって、1次元SOM、2次元SOM、3次元SOMに分けられる。本研究では、 20×20 (400ユニット) の正方格子型の2次元SOMを用いた。

SOMの学習アルゴリズムは、大きく3つのプロセス (勝者の決定、近傍関数の計算、参照ベクトルの更新) から構成される。勝者の決定では、入力データと参照ベクトルのユークリッド距離を計算し、そのユークリッド距離が最小となるユニットを勝者ユニットとする。近傍関数の計算では、ガウス関数を用いて勝者ユニットを中心とした学習量を計算する。参照ベクトルの更新では、近傍関数の計算で得られた学習量を入力データに掛け合わせ、新しい参照ベクトルの値とする。これらのプロセスを繰り返すことで、高次元の入力データの位相を保持したまま、低次元の特徴マップを生成する。また、U-matrix法 [18] を用いて、隣接するユニット間のユークリッド距離と、そのユークリッド距

離が最小となるユニットを順次求めた。最終的にユークリッド距離が最小となったユニットは、クラスタの中心であることを意味する。この計算結果から、SOMの全400ユニットが属するクラスタを求め、クラスタリングを行った。本研究では、SOMの学習アルゴリズムとU-matrix法による計算をC言語で実装し分析を行った。

2.2.3 統計解析

SOMの分析を行った後、クラスタリングされた集団に対し、以下の統計解析を行った。統計パッケージはSPSS version16.0を使用した。

集団間での年齢、健診判定得点、K6合計得点、TCI尺度の基本項目別合計得点の比較には、中央値の差を比較するKruskal-Wallis検定を用いた。集団間での性別の割合の比較には、カイ2乗検定を用いた。

各集団の性別、年齢、健診判定、K6合計得点、TCI尺度の基本項目別合計得点に対して、割合もしくは中央値を比較し順位付けすることで、健康分類の観点からSOMのクラスタリング結果を検討した。また、各集団の特徴を視覚的に把握するために、表1に示す4つのラベルを用いた。健診判定は、異常なし・有所見健康・生活注意を「健康者扱い」、要経過観察・経過観察中を「経過観察」、要再検査・要精密検査を「所見あり」、要医療・加療中を「要医療」として各区分に含まれる人数の割合を求め、集団内で最も割合が高かった区分を集団の特徴としてラベルを付けた。K6、TCI尺度 (基本項目別合計得点とTCI尺度合計得点)、および年齢は、中央値による順位と分析対象全体の中央値を用いて4段階のラベルを付けた。性別は、女性割合が高い集団から順位付けを行い、その順位と分析対象全体の割合を用いて4段階のラベルを付けた。

2.3 倫理的配慮

調査対象者には、書面と口頭で本研究の趣旨、調査への協力が自由意思であること、調査データの保管方法などを説明し文章にて同意を得た。なお、本研究は九州工業大学大学院生命体工学研究科倫理審査委員会、および某機関倫理審査委員会の審査を受け承認を得た。

3. 結果

3.1 分析対象の属性

分析対象の平均年齢は、42.6歳 (標準偏差 9.5歳)

表 1 集団の特徴把握のためのラベル

調査項目	代表値	ラベル			
		◎	○	△	×
健診判定	区分の割合	健康者扱い	経過観察	所見あり	要医療
K6	中央値	集団間で値の低い 下位 2 集団	分析対象全体の 値未満の集団	分析対象全体の 値以上の集団	集団間で値の高い 上位 2 集団
TCI 尺度	目標共有	集団間で値の高い 上位 2 集団	分析対象全体の 値以上の集団	分析対象全体の 値未満の集団	集団間で値の低い 下位 2 集団
	情報伝達	集団間で値の高い 上位 2 集団	分析対象全体の 値以上の集団	分析対象全体の 値未満の集団	集団間で値の低い 下位 2 集団
	予定管理	集団間で値の高い 上位 2 集団	分析対象全体の 値以上の集団	分析対象全体の 値未満の集団	集団間で値の低い 下位 2 集団
	評価	集団間で値の高い 上位 2 集団	分析対象全体の 値以上の集団	分析対象全体の 値未満の集団	集団間で値の低い 下位 2 集団
	合計	集団間で値の高い 上位 2 集団	分析対象全体の 値以上の集団	分析対象全体の 値未満の集団	集団間で値の低い 下位 2 集団
年齢	中央値	集団間で値の低い 下位 2 集団	分析対象全体の 値未満の集団	分析対象全体の 値以上の集団	集団間で値の高い 上位 2 集団
女性	割合	集団間で値の高い 上位 2 集団	分析対象全体の 値以上の集団	分析対象全体の 値未満の集団	集団間で値の低い 下位 2 集団

表 2 分析対象の性別と健診判定の割合

		人数 (%)
性別	男性	93 (35.5)
	女性	169 (64.5)
健診判定	健康者扱い	63 (24.0)
	経過観察	96 (36.6)
	所見あり	58 (22.1)
	要医療	45 (17.2)
	合計	262 (100.0)

表 3 分析対象の年齢と K6 および TCI 尺度の代表値

	第1 四分位数	中央値	第3 四分位数	最小値	最大値
年齢	35.0	42.0	49.3	24	71
K6	9.0	12.0	17.0	6	30
TCI 尺度					
目標共有	30.0	34.0	39.0	10	50
情報伝達	28.0	32.0	36.0	12	50
予定管理	28.0	32.0	37.0	13	44
評価	24.0	30.0	35.0	10	48
合計	112.8	127.5	143.0	49	178

であった。分析対象の性別と健診判定の割合を表 2 に示す。また、年齢、K6、および TCI 尺度の代表値を表 3 に示す。

3.2 SOM のクラスタリング結果

SOM の全 400 ユニットが属するクラスタを求めた結果、9 つのクラスタが得られた (図 1)。以降は、上段左から右に位置するクラスタを集団 1 から集団 3、中段左から右に位置するクラスタを集団 4 から集団 6、下段左から右に位置するクラスタを集団 7 から集団 9 とした。集団の人数が最も多かったのは、集団 7 (48 人) であり、最も少なかったのは集団 9 (11 人) であった。

3.3 統計解析結果

3.3.1 各集団の健診判定

各集団の健診判定の割合を図 2 に示す。「健康者扱い」の割合は、集団 8 (52.0%) が最も高く、次いで集

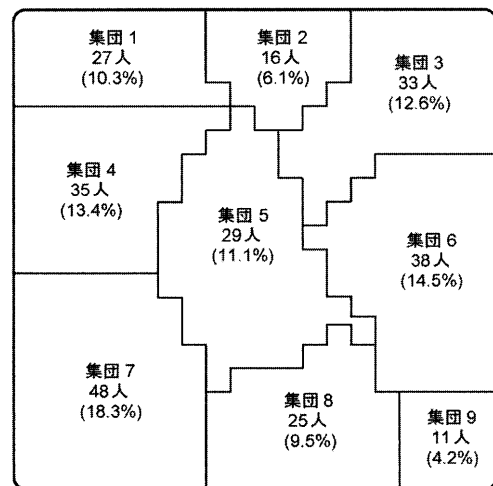


図 1 SOM のクラスタリング結果

団 7 (41.7%)、集団 1 (40.7%) の順に高かった。「経過観察」の割合は、集団 4 (71.4%) が最も高く、次いで集団 5 (58.6%)、集団 7 (58.3%) の順に高かった。

「所見あり」の割合は、集団 3 (60.6%) が最も高く、次いで集団 6 (50.0%)、集団 9 (45.5%) の順に高か

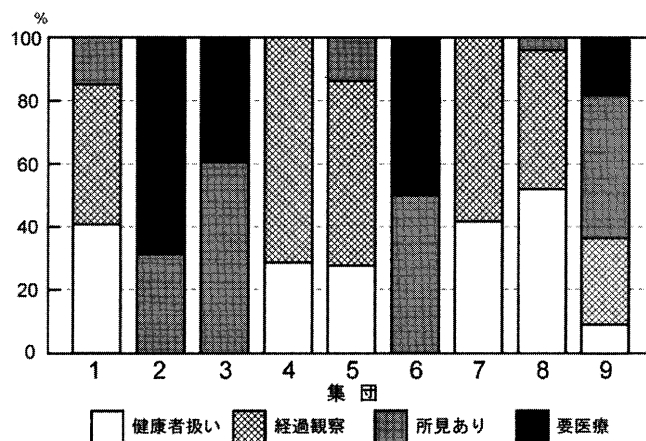


図2 各集団の健診判定の割合

った。「要医療」の割合は、集団2 (68.6%) が最も高く、次いで集団6 (50.0%)、集団3 (39.4%) の順に高かった。なお、集団間の健診判定得点の分布には、統計的に有意な違い ($p < 0.001$) がみられた。

3.3.2 各集団の K6 合計得点

各集団の K6 合計得点の分布を図3に示す。K6 合計得点の中央値は、集団8 (21点) が最も高く、次いで集団5 (19点)、集団9 (17点) の順に高かった。最も低かったのは、集団1 (9点) であり、次いで集団7 (10点)、集団4 (11点) の順に低かった。なお、集団間の K6 合計得点の分布には、統計的に有意な違い ($p < 0.001$) がみられた。

3.3.3 各集団の TCI 尺度基本項目別合計得点、および TCI 尺度合計得点

各集団の TCI 尺度の基本項目別合計得点の分布を図4に示す。目標共有得点の中央値が最も高いのは集団1と集団2 (40点)、次いで集団4 (38点) の順に高かった。情報伝達得点は、集団1 (40点) が最も高く、次いで集団2 (37点)、集団4 (36点) の順に高かった。予定管理得点は、集団1 (41点) が最も高く、次いで集団2 (40点)、集団3と集団4 (35点) の順に高かった。評価得点は、集団2 (38点) が最も高く、次いで集団1 (36点)、集団4 (34点) の順に高かった。

各集団の TCI 尺度合計得点の分布を図5に示す。中央値が最も高いのは集団1 (156点)、次いで集団2 (154.5点)、集団4 (141点) の順に高かった。なお、集団間の TCI 尺度合計得点の分布には、統計的に有意な違い ($p < 0.001$) がみられた。

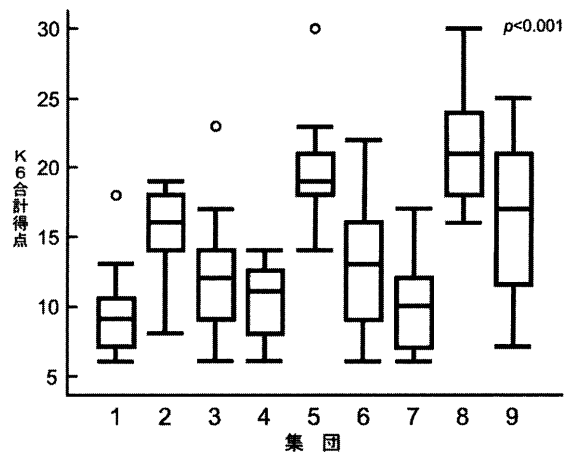


図3 各集団の K6 合計得点の分布

3.3.4 各集団の性別と年齢

各集団の性別と年齢の分布を表4に示す。女性の割合が最も高かったのは、集団1 (92.6%) であり、次いで集団4 (71.4%)、集団5 (69.0%) の順に高かった。なお、集団間の性別の割合には、統計的に有意な違い ($p = 0.033$) がみられた。

また、年齢の中央値が最も高かったのは集団3 (49歳) であり、次いで集団9 (47歳)、集団6 (45歳) の順に高かった。最も低かったのは集団8 (38歳) であり、次いで集団7 (39歳)、集団1と4 (41歳) の順に低かった。なお、集団間の年齢の分布には、統計的に有意な違い ($p = 0.013$) がみられた。

3.4 各集団の健康状態の特徴

表1に示したラベル付けに基づき、集団1 (上段左) から集団9 (下段右) の健康状態を図6に示す。

集団1の特徴は、健診判定において経過観察の人が多く、K6 合計得点は低く、TCI 尺度の基本項目別合計得点が高い集団であった。また、年齢も比較的若く、女性が多い集団であった。

集団1の対角に位置する集団9の特徴は、健診判定において所見ありの人が多く、K6 合計得点は比較的高く、TCI 尺度の基本項目別合計得点が低い集団であった。また、年齢は比較的高く、男性が多い集団であった。

4. 考察

本研究では、労働者の健康状態を把握することを目的に、3つの情報を入力データとして、SOMを用いた健康分類を試みた。その結果、262人の分析対象を9

自己組織化マップを用いた職場における労働者の健康分類

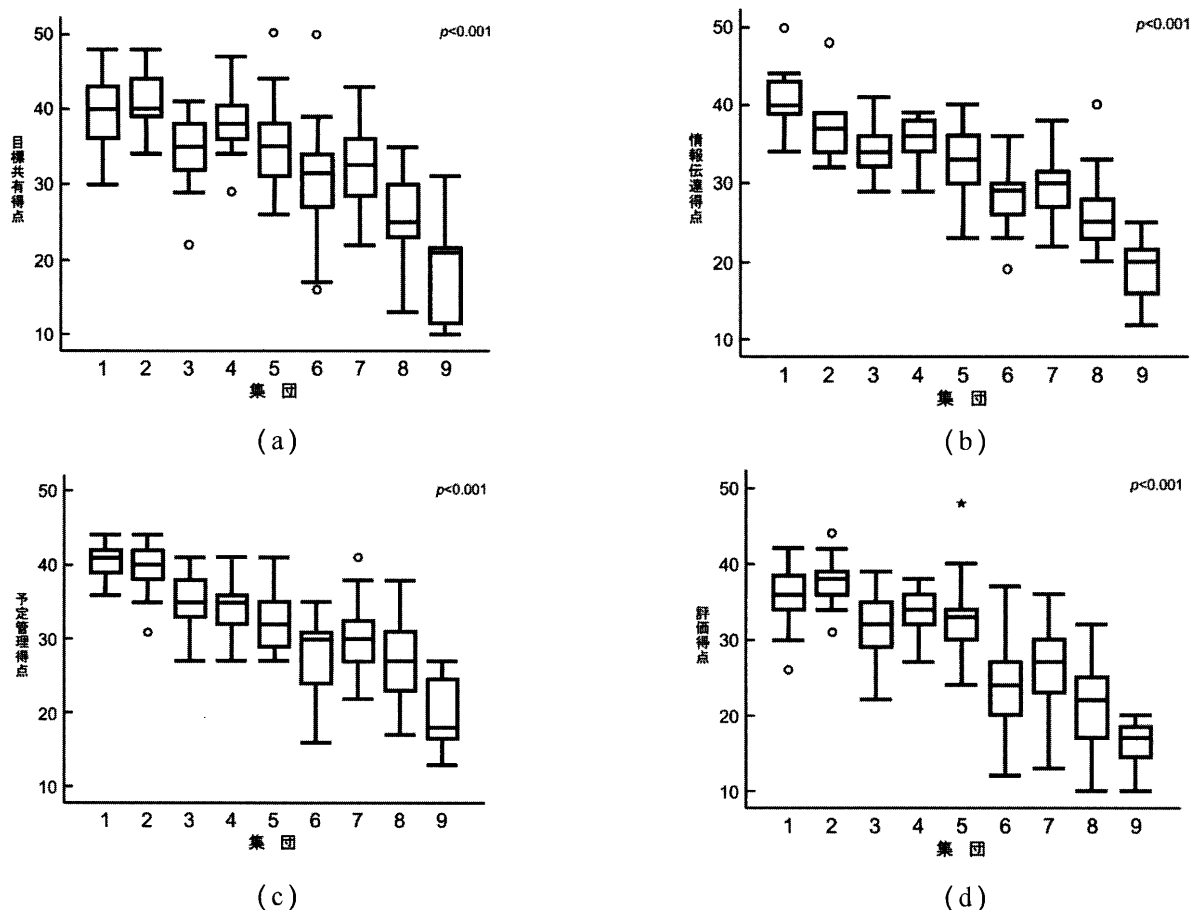


図4 各集団の TCI 尺度基本項目別合計得点の分布
 ((a) 目標共有, (b) 情報伝達, (c) 予定管理, (d) 評価)

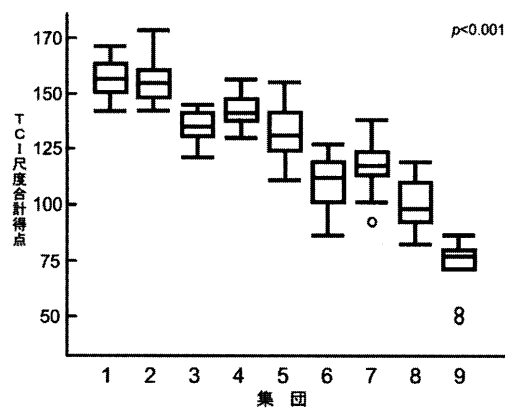


図5 各集団の TCI 尺度合計得点の分布

表4 各集団の性別と年齢の分布

	集団 1 (n=27)	集団 2 (n=16)	集団 3 (n=33)	集団 4 (n=35)	集団 5 (n=29)	集団 6 (n=38)	集団 7 (n=48)	集団 8 (n=25)	集団 9 (n=11)	p 値
男性 人数 (%)	2 (7.4)	8 (50.0)	11 (33.3)	10 (28.6)	9 (31.0)	18 (47.4)	20 (41.7)	9 (36.0)	6 (54.5)	0.033
女性 人数 (%)	25 (92.6)	8 (50.0)	22 (66.7)	25 (71.4)	20 (69.0)	20 (52.6)	28 (58.3)	16 (64.0)	5 (45.5)	
年齢 中央値	41	43.5	49	41	42	45	39	38	47	0.013

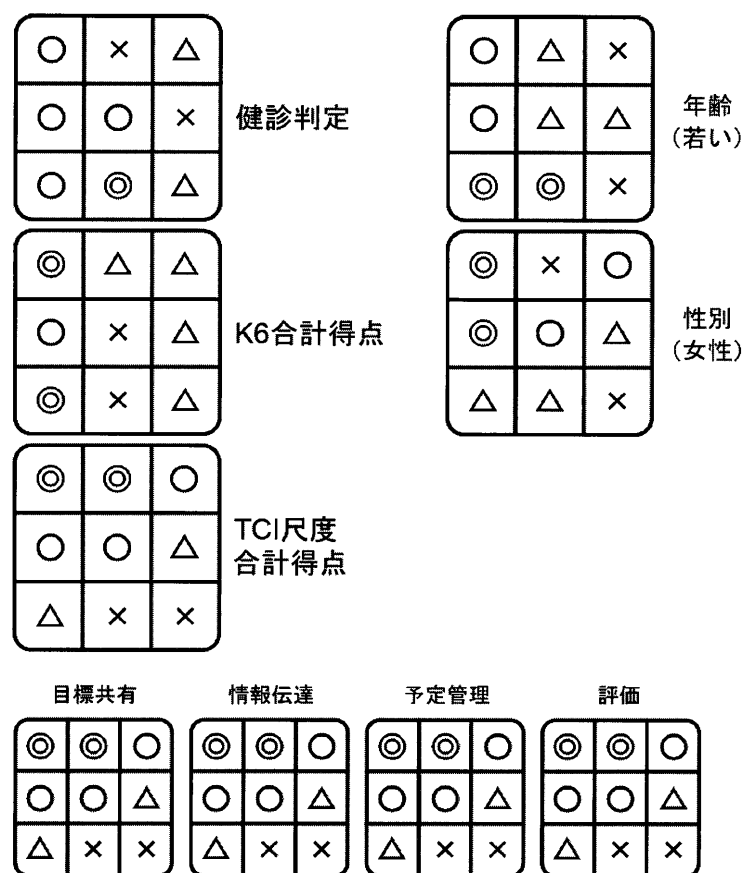


図6 視覚化した各集団の健康状態

つの集団に分類した。本研究で提案した健康分類は、3つの情報から構成される健康状態を視覚的に示すことで、労働者の複合的な健康状態を把握できた。

本研究に用いた3つの情報は、定期健康診断実施時にメンタルヘルス関連の調査と、職場の環境に関する調査をあわせて実施することで収集が可能になる。定期健康診断は事業者に対し実施が義務づけられている。また、2012年の労働安全衛生法の一部改正の答申[19]によれば、メンタルヘルス関連の調査票についても定期健康診断とあわせて実施することが検討されている。TCI尺度は、職場で必要なコミュニケーションに関する尺度であり、産業医や産業看護職のみならず、人事労務管理担当者も活用できる情報になり得る。これらのことから、本研究に用いた3つの情報は、労働者の健康状態を総合的に評価する際に入手可能な情報であり、かつ有用な情報と考える。

3つの情報からクラスタリングを行う手法については、SOM以外にも主成分分析、クラスター分析、k-means法などがあげられる。先行研究においては、これらの手法が正確にクラスタリングできなかったデータセットをSOMはクラスタリングした報告もある

[20]。また、SOMの特徴マップを視覚的に表現する手法としては、通常U-matrix法を用いてユニットに色付けを行うが、本研究ではその計算方法を用いてクラスタの境界を示した(図1)。さらに、SOMのクラスタリング結果にラベルを付け、各クラスタの2次元平面上の位置関係と、各クラスタの特徴を同時に提示した(図6)。この方法を用いたことで、SOMのクラスタリング結果を、より視覚的に理解しやすく提示できたと考える。

労働者の健康状態を把握するためには、収集した情報を用いて分析する必要がある。基礎的な統計手法であるクロス集計などを用いた場合、利用する情報の種類が増加することで、集計結果の図や表の数も増加する。そのため、複数の集計結果から労働者の健康状態を把握するためには、多くの時間と労力を費やすことも少なくない。SOMは自己組織的にクラスタリングを行い、必要最小限の統計解析で集団の健康状態を分析できることから、より効率的に労働者の健康状態を把握できる分析手法と考えられた。

健診判定の側面から経過観察の人が多い集団1, 4, 5, 7は、K6合計得点が低い集団1と集団7、比較的低

い集団4, 比較的高い集団5に分類できた. さらにTCI尺度の側面からは, 合計得点が高い集団1, 比較的高い集団4と集団5, 比較的低い集団7に分類できた.

集団1は身体的, 精神的な健康状態, 職場におけるコミュニケーションの状態すべてにおいて, 良好な傾向にあった. 集団1の健康状態が良好である要因を分析することで, 健康状態が良好ではない集団が, 良好な健康状態に移行するための要因を検討できる. また, 集団2については, 職場のコミュニケーションの状態が良好な傾向にあるが, 身体的, 精神的に不良な健康状態であるため, 過度の仕事の量的負担や質的負担, 意思決定の範囲に関連するストレスに起因した健康状態であることが示唆される. このように, 労働者の身体的, 精神的, 職場の環境といった異なる情報から, 健康状態を複合的に捉えることで, 産業医や産業看護職は, 労働者の健康状態を総合的に判断し支援を検討することが可能になる. 身体的な健康状態の改善を重要視する産業医や産業看護職にとっては集団2や集団6が, メンタルヘルス対策を重要視する産業医や産業看護職にとっては集団5と集団8が, 優先的に支援する集団として捉えることも可能であり, 対象集団の選択に有用な分類と考える.

本研究で得られた健康分類は, 分析対象の全体的な傾向を把握できる利点はあるが, 分析結果をより活用するためには分析対象の勤務地域, 所属部署, 職位などを考慮した分類も必要と考える. そのため, 労働者個人の健康分類のみならず, 勤務地域や所属部署, あるいは職位別などの健康分類を検討することが今後の課題である.

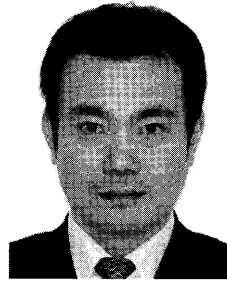
5. 結語

本研究では, 労働者の健康状態を把握することを目的に, 身体的な健康状態に関する情報, 精神的な健康状態に関する情報, 労働者をとりまく職場の環境に関する情報を入力データとして, SOMによる健康分類を試みた. その結果, 分析対象を9つの集団に分類した. 労働者の複合的な健康状態を視覚的に示したことで, 労働者の健康状態の把握と, さらには対象集団の選択時にも活用できる健康分類であったと考える. 今後の課題は, より効率よく健康分類を行うために, クラスターのラベル付けや視覚的提示を自動化していくことである.

参考文献

- [1] 厚生労働省: 労働安全衛生規則, 2012, <http://law.e-gov.go.jp/htmldata/S47/S47F04101000032.html> (2012年11月14日アクセス) .
- [2] 厚生労働省: 平成19年労働者健康状況調査の概況, 2008, <http://www.mhlw.go.jp/toukei/itiran/roudou/saigai/anzen/kenkou07/dl/kenkou07.pdf> (2012年11月14日アクセス) .
- [3] 厚生労働省: 労働災害防止計画, 1999, <http://www.mhlw.go.jp/bunya/roudoukijun/anzeneisei21/dl/01.pdf> (2012年11月14日アクセス) .
- [4] 厚生労働省: 平成22年度脳・心臓疾患および精神障害などの労災補償状況のまとめ, 2011, <http://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r9852000001f1k7-at/2r9852000001f1o2.pdf> (2012年11月14日アクセス) .
- [5] Hurrell, JJ Jr. and McLaney, MA.: Exposure to job stress—A new psychometric instrument, *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*, Vol.14, Suppl.1, pp.27-28, 1988.
- [6] Karasek, RA.: Job Demands, Job Decision Latitude, and Mental Strain: Implications for job Redesign, *Administrative Science Quarterly*, Vol.24, No.2, pp.285-308, 1979.
- [7] Siegrist, J.: Adverse health effects of high-effort/low-reward conditions, *Journal of Occupational Health Psychology*, Vol.1, No.1, pp.27-41, 1996.
- [8] 小松優紀, 甲斐裕子, 永松俊哉, 志和忠志, 須山靖男, 杉本正子: 職業性ストレスと抑うつとの関係における職場のソーシャルサポートの緩衝効果の検討, *産業衛生学雑誌*, 第52巻, 第3号, pp.140-148, 2010.
- [9] 厚生労働省: 心の健康問題により休業した労働者の職場復帰支援の手引き, 2009, <http://www.mhlw.go.jp/bunya/roudoukijun/anzeneisei28/dl/01.pdf> (2012年11月14日アクセス) .
- [10] Kohonen, T.: Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps, *Biological Cybernetics*, Vol.43, pp.59-69, 1982.
- [11] T. コホネン著, 徳高平蔵, 大藪又茂, 堀尾恵一, 藤村喜久郎, 大北正昭監修: 自己組織化マップ 改訂版, シュプリンガー・ジャパン (東京), 2005.
- [12] 徳高平蔵, 岸田 悟, 藤村喜久郎: 自己組織化マップの応用, 海文堂 (東京), 1999.

- [13] 橋本 洋, 斎藤恵一, 納富一宏, 山口尚子, 秋本真寿美, 小倉節子, 田中美紀, 杉山茂樹: 自己組織化マップの検診システムへの応用の試み—生活習慣病分類への応用, 交通医学, 第60巻, 第5号, pp.168-172, 2006.
- [14] 馬庭芳朗, 池田佳弘, 黒澤 仁, 徳高平蔵, 藤村喜久郎, 宇佐美眞, 傳秋光: 自己組織化マップ(SOM)を用いた健康評価システムの構築, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, 第5巻, 第1号, pp.9-16, 2003.
- [15] Furukawa, T., Kawakami, N., Saitoh, M., Ono, Y., Nakane, Y., Nakamura, Y., Tachimori, H., Iwata, N., Uda, H., Nakane, H., Watanabe, M., Naganuma, Y., Hata, Y., Kobayashi, M., Miyake, Y., Takeshima, T. and Kikkawa, T.: The performance of the Japanese version of the K6 and K10 in the World Mental Health Survey Japan, International Journal of Methods in Psychiatric Research, Vol.17, No.3, pp.152-158, 2008.
- [16] ジェンドウソップ: 産業保健マーケティング—働く人の健康資源を企業戦略的に確保するための考え方と進め方—, 中央労働災害防止協会(東京), 2002.
- [17] ジェンドウソップ: チーム・コミュニケーション・インタフェースの開発, 日本コミュニケーション学会学術局編, 日本コミュニケーション学会第41回記念年次大会プロシーディングス, 日本コミュニケーション学会(東京), pp.44-45, 2011.
- [18] Ultsch, A. and Siemon, HP.: Exploratory data analysis: Using Kohonen networks on transputers, Research Report No.329, University of Dortmund, Germany, 1989.
- [19] 厚生労働省: 精神的健康の状況を把握するための検査と面接指導, 2011,
<http://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r9852000001slsj-att/2r9852000001stfx.pdf> (2012年11月14日アクセス)
- [20] Ultsch, A. and Vetter, C.: Self-Organizing-Feature-Maps versus Statistical Clustering Methods: A Benchmark, Research Report 0994, University of Marburg, FG Neuroinformatik & Kuenstliche Intelligenz, pp.1-14, 1994.



藤末 浩司 (ふじすえ こうじ)

財団法人日本予防医学協会

1995年 福岡大学体育学部体育学科卒業. 2009年 九州工業大学大学院生命体工学研究科 脳情報専攻博士前期課程修了. 2012年 同大学大学院生命体工学研究科 博士後期課程単位取得退学, 現在に至る.



本田 純久 (ほんだ すみひさ)

長崎大学大学院医歯薬学総合研究科

1988年 東京大学医学部保健学科卒業. 1990年 東京大学大学院医学系研究科保健学専攻修士課程修了. 1992年 同大学大学院医学系研究科保健学専攻博士課程退学. 1992年 長崎大学医学部 助手. 2002年 博士(医学)

取得(長崎大学). 2005年 長崎大学熱帯医学研究所 助教授, 2011年より, 同大学大学院医歯薬学総合研究科保健学専攻看護学講座教授, 現在に至る.



磯貝 浩久 (いそがい ひろひさ)

九州工業大学大学院情報工学研究院

1986年 日本大学文理学部体育学科卒業. 1988年 上越教育大学学校教育研究科修士課程修了. 2001年 九州大学人間環境学研究科 行動システム博士課程修了. 博士(人間環境学). 1991年 九州工業大学情報工学部 講師.

1994年 同大学 助教授. 2008年より, 同大学大学院情報工学研究院人間科学系 准教授, 現在に至る.



JAHNG, Doosub

(ジェン ドウソップ)

九州工業大学大学院生命体工学研究科

1989年 東京大学大学院医学系研究科保健学専攻博士課程修了. 保健学博士. 1990年 帝京大学医学部公衆衛生学 教室 助手. 1993年 産業医科大学産 業保健経済学研究室 講師. 2003

年 同大学 助教授. 2006年より, 九州工業大学大学院生命体工学研究科脳情報専攻チームマネジメント分野 教授, 現在に至る.