

だけ」の傾向が強くなることを示している。一方、表3で表される第2主成分では、どの項目でもA5は概ね0近辺の値であるのに対して、A3はマイナスの値となっている。A4については両方の符号があるものの、「絶望的」「価値がないと感じる」以外についてはプラスの値となっている。従って、第2主成分はこの2項目を除いた項目での「4：少しだけ」と「3：ときどき」の違いを表していると考えることができよう。

表4 過去1か月間に感じたことと健康状態の変化

	G-G	G-B	B-G	B-B
第1主成分	0.043	-0.101	-0.130	-0.141
第2主成分	0.055	-0.047	-0.148	-0.249

最後に、健康状態の変化のカテゴリーごとに第1主成分得点、第2主成分得点の平均値を計算してみた表4を見てみると、「よい→よい (Good-Good)」と「よい→わるい (Good-Bad)」を比較すると、第1主成分得点、第2主成分得点とも平均値が大きく異なっていることがわかる。一方、「わるい→よい (Bad-Good)」と「わるい→わるい (Bad-Bad)」の比較では、第2主成分得点では平均値に差が見られるものの、第1主成分得点ではあまり差が見られないという結果となっている。

#### 4. ロジスティック回帰モデルによる健康状態変化の分析

ここでは、全体のデータセットを第1回の健康状態により2分し、第1回が「よい」であるセットの中で第2回で「わるい」と変化したレコード、あるいは、第1回が「わるい」であるセットの中で第2回で「よい」と変化したレコードを1、それ以外を0とした二値変数を考え、これを被説明変数としたロジスティック回帰モデルによる分析を行うこととする。説明変数の対象として含めたものは以下の変数である。

- 年齢 (9 変数) : 52, ..., 60 歳 (レファレンスカテゴリー : 51 歳)
- 性別 (1 変数) : 女性 = 1 (レファレンスカテゴリー : 男性)
- 配偶者の有無 (1 変数) : あり = 1
- 介護 (3 変数) : H17 あり&H18 なし, H17 なし&H18 あり, H17 あり&H18 あり (レファレンスカテゴリー : H17 なし&H18 なし)
- 診断の有無 (6 変数) : 糖尿病, 心臓病, 脳卒中, 高血圧, 高脂血症, 悪性新生物 (それぞれ、あり = 1)
- 治療・健康の費用の有無 (2 変数) : 病気やけがの治療の費用の有無, 健康維持費用の有無 (それぞれ、あり = 1)
- 飲酒 (1 変数) : あり = 1
- 喫煙 (1 変数) : あり = 1
- 運動の状況 (3 変数) : 息がはずまない軽い運動, 軽く息がはずむ運動, 激しく息がはずむ運動
- 健診受診の状況 (1 変数) : 受診した = 1
- 健康維持のために心がけていること (12 変数) : お酒, たばこ, 運動, 人間ドック, 食事量, 栄養バランス, ビタミン剤等, 適正体重, 歯磨き, 休養, ストレス, その他
- 就労の状況 (3 変数) : H17 あり&H18 なし, H17 なし&H18 あり, H17 あり&H18 あり (レファレンスカテゴリー : H17 なし&H18 なし)
- 学歴 (7 変数) : 高校, 専門学校, 短大・高専, 大学, 大学院, その他 (レファレンスカテゴリー : 中学)
- 過去1か月間に感じたこと (2 変数) : 第1主成分, 第2主成分

なお、「配偶者の有無・同居者の状況」については、前節における分析において同居者の状況よりも配偶者有無の与える影響が大きいと見られたことから、配偶者有無のみを変数として含めている。

モデル選択については、まず、これら全ての変数を投入したモデルを出発点とし、説明変数のうちで最も  $p$ -value が大きい変数を取り除いて再度モデルフィッティングをするという操作を行う。そして、新たなモデルの AIC が元のモデルより小さくなる場合には

さらにこの操作を繰り返し、最終的に最も小さい AIC を持つモデルを選択した。

表5 ロジスティック回帰分析結果 (第1回健康状態:よい)

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-1.9816	0.0860	-23.04	0.0000	***
年齢 (58 歳)	0.1274	0.0733	1.74	0.0822	.
介護 (H17 あり&H18 なし)	-0.2478	0.1576	-1.57	0.1159	
介護 (H17 なし&H18 あり)	0.3866	0.1029	3.76	0.0002	***
診断の有無 (糖尿病)	0.9916	0.0899	11.03	0.0000	***
診断の有無 (心臓病)	0.5788	0.1580	3.66	0.0002	***
診断の有無 (脳卒中)	0.3994	0.2404	1.66	0.0967	.
診断の有無 (高血圧)	0.2832	0.0651	4.35	0.0000	***
診断の有無 (高脂血症)	0.2578	0.0820	3.14	0.0017	**
病気やけがの治療の費用あり	0.2887	0.0620	4.66	0.0000	***
喫煙あり	0.2598	0.0541	4.80	0.0000	***
軽く息がはずむ運動	-0.1659	0.0581	-2.85	0.0043	**
激しく息がはずむ運動	-0.3267	0.1078	-3.03	0.0024	**
健康維持 (人間ドック)	-0.1145	0.0695	-1.65	0.0993	.
健康維持 (栄養バランス)	-0.1395	0.0545	-2.56	0.0105	*
健康維持 (ビタミン剤等)	0.1200	0.0590	2.03	0.0420	*
健康維持 (適正体重)	-0.1593	0.0540	-2.95	0.0032	**
健康維持 (歯磨き)	-0.0913	0.0554	-1.65	0.0992	.
就労 (H17 あり&H18 なし)	0.2937	0.1158	2.54	0.0112	*
就労 (H17 あり&H18 あり)	-0.2625	0.0648	-4.05	0.0001	***
学歴 (高校)	-0.2485	0.0657	-3.78	0.0002	***
学歴 (専門学校)	-0.1772	0.1011	-1.75	0.0795	.
学歴 (短大・高専)	-0.3516	0.1104	-3.19	0.0014	**
学歴 (大学)	-0.4454	0.0865	-5.15	0.0000	***
学歴 (大学院)	-1.0538	0.3681	-2.86	0.0042	**
感じたこと (第1主成分)	-0.3408	0.0365	-9.34	0.0000	***
感じたこと (第2主成分)	-0.3873	0.0468	-8.27	0.0000	***

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 '' 1

表5、6 が最終的に選択されたモデルを示したものである。まず、第1回健康状態が「よい」であったグループについての結果を示す表5を見ると、 $p$ -value が0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がプラスであり、健康状態が悪化するオッズを増大させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、「介護 (H17 なし&H18 あり)」、「診断の有無 (糖尿病)」、「診断の有無 (心臓病)」、「診断の有無 (高血圧)」、「病気やけがの治療の費用あり」、「喫煙あり」となっている。介護の結果は、H17 に介護をしていなかった者で H18 に介護をしている者は、H17、H18 の両方で介護をしていない者に比較して、健康が悪化に転じる傾向が強いと考えられることを示すものであり、この年代に特有ともいえる介護に関する負担の発生が、本人の健康状態の悪化と関連している可能性を示唆している。また、診断の有無に関し、診断がある者の方が健康状態が悪化するオッズが増大することは自然であると考えられるが、その係数の絶対値は病状によっても異なり、特に糖尿病で大きい値

となっている。

一方、 $p$ -value が 0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がマイナスであり、健康状態が悪化するオッズを減少させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、「就労 (H17 あり&H18 あり)」、「学歴 (高校)」、「学歴 (大学)」、「感じたこと (第 1 主成分)」、「感じたこと (第 2 主成分)」となっている。就労については、働き続けている者は全く働いていない者に比べて健康状態が悪化するオッズが減少することが示唆されるが、さらに、 $p$ -value は大きいものの「就労 (H17 あり&H18 なし)」において係数がプラスとなっていることを鑑みれば、就労継続者に対して就労をやめた者の健康状態悪化のオッズの増加は相当大きいものとなっていることがわかる。学歴に関しては同じく  $p$ -value は大きいものの、これ以外のどのカテゴリーについても、レファレンスカテゴリーである中学よりも健康状態が悪化するオッズは低いものとなっており、また、高学歴ほどその減少幅は大きいものとなっている。過去 1 か月間に感じたことについては、第 1,2 主成分のいずれについても、感じた頻度が少ない方が健康状態が悪化するオッズが減少するという結果となっている。

次に、第 1 回健康状態が「わるい」であったグループについての結果を示す表 6 を見ると、 $p$ -value が 0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がプラスであり、健康状態が好転するオッズを増大させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、「配偶者あり」「健康維持 (たばこ)」「健康維持 (人間ドック)」「就労 (H17 なし&H18 あり)」「就労 (H17 あり&H18 あり)」となっている。配偶者ありが健康状態が好転するオッズを増大させることに関連性が高いとの結果は健康状態が「よい」であったグループとは異なる特徴である。就労に関しては H18 に就労している場合に健康状態が好転するオッズが大きいものとなっているが、これに関しては健康状態が好転したために就労あるいは就労継続が可能となったのか、またはその逆なのかについてさらなる検討が必要であると考えられる。

一方、 $p$ -value が 0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がマイナスであり、健康状態が好転するオッズを減少させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、「診断の有無 (糖尿病)」「診断の有無 (心臓病)」「病気やけがの治療の費用あり」である。これらの診断があることや治療の費用があるということが、健康状態が好転するオッズを減少させることに関連性が高いというのは自然な結果であると考えられる。

## 5. おわりに

本研究においては、生活実態の変化に関する要因の分析手法の検討を行う観点から、健康状態の変化に焦点を当て、各種説明変数との関係を探るとともに、健康状態の変化を被説明変数としたロジスティック回帰分析により、健康状態の変化のモデリングを試みた。ロジスティック回帰分析によるモデリングからは、以下のような分析結果が得られた。

第 1 回健康状態が「よい」であったグループについて、健康状態が悪化するオッズを増

表6 ロジスティック回帰分析結果 (第1回健康状態：わるい)

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-1.1714	0.1427	-8.21	0.0000	***
年齢 (52 歳)	-0.2979	0.1209	-2.46	0.0138	*
年齢 (55 歳)	0.2116	0.1077	1.97	0.0494	*
年齢 (57 歳)	-0.1882	0.0992	-1.90	0.0578	.
性別 (女性)	0.2352	0.0785	3.00	0.0027	**
配偶者あり	0.3276	0.0893	3.67	0.0002	***
介護 (H17 あり&H18 なし)	0.3453	0.1599	2.16	0.0308	*
介護 (H17 あり&H18 あり)	-0.2235	0.1375	-1.63	0.1041	
診断の有無 (糖尿病)	-0.5898	0.0880	-6.70	0.0000	***
診断の有無 (心臓病)	-0.4631	0.1260	-3.68	0.0002	***
診断の有無 (脳卒中)	-0.3235	0.1789	-1.81	0.0706	.
診断の有無 (高血圧)	-0.1659	0.0712	-2.33	0.0198	*
病気やけがの治療の費用あり	-0.2201	0.0665	-3.31	0.0009	***
飲酒あり	0.2212	0.0763	2.90	0.0037	**
喫煙あり	-0.2362	0.0873	-2.70	0.0069	**
激しく息がはずむ運動	0.2599	0.1558	1.67	0.0953	.
健康維持 (お酒)	-0.2310	0.0977	-2.36	0.0181	*
健康維持 (たばこ)	0.4003	0.1153	3.47	0.0005	***
健康維持 (運動)	0.2166	0.0723	3.00	0.0027	**
健康維持 (人間ドック)	0.3672	0.0960	3.82	0.0001	***
健康維持 (栄養バランス)	-0.1179	0.0726	-1.62	0.1046	
健康維持 (ビタミン剤等)	-0.2006	0.0765	-2.62	0.0088	**
健康維持 (歯磨き)	0.1524	0.0726	2.10	0.0357	*
健康維持 (ストレス)	0.1651	0.0690	2.39	0.0167	*
健康維持 (その他)	-0.5405	0.2189	-2.47	0.0136	*
就労 (H17 あり&H18 なし)	0.4239	0.1607	2.64	0.0083	**
就労 (H17 なし&H18 あり)	0.9778	0.1825	5.36	0.0000	***
就労 (H17 あり&H18 あり)	0.6442	0.0848	7.59	0.0000	***
学歴 (高校)	0.1717	0.0663	2.59	0.0096	**
学歴 (短大・高専)	0.2710	0.1342	2.02	0.0435	*
感じたこと (第1主成分)	0.0833	0.0513	1.62	0.1044	
感じたこと (第2主成分)	0.2810	0.0535	5.25	0.0000	***

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 '.' 1

大きさせることに関連性が高いと考えられる説明変数は、介護、診断の有無等であった。介護の結果は、この年代に特有ともいえる介護に関する負担の発生が、本人の健康状態の悪化と関連している可能性を示唆している。また、診断の有無に関し、診断がある者の方が健康状態が悪化するオッズが増大することは自然であると考えられるが、その係数の絶対値は病状によっても異なり、特に糖尿病で大きい値となっている。一方、健康状態が悪化するオッズを減少させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、就労、学歴、過去1か月間感じたこと等であった。就労についての結果からは、就労継続者に対して就労をやめた者の健康状態悪化のオッズの増加は相当大きいものとなっていることが示唆された。学歴に関しては、健康状態が悪化するオッズは高学歴の方が低いことが観察された。

また、過去1か月間に感じたことについては、その頻度が少ない方が健康状態が悪化するオッズが減少するという結果となった。

第1回健康状態が「わるい」であったグループについて、健康状態が好転するオッズを増大させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、配偶者の有無就労等であった。配偶者ありが健康状態が好転するオッズを増大させることに関連性が高いとの結果は健康状態が「よい」であったグループとは異なる特徴である。就労に関してはH18に就労している場合に健康状態が好転するオッズが大きいのとなっているが、これに関しては健康状態が好転したために就労あるいは就労継続が可能となったのか、またはその逆なのかについてさらなる検討が必要であると考えられる。一方、健康状態が好転するオッズを減少させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、診断の有無等であり、これらが、健康状態が好転するオッズを減少させることに関連性が高いというのは自然な結果であると考えられる。

本研究で試みた健康状態変化のモデリングには、いくつかの制限があり、今後、さらなる検討の余地を残すものである。例えば、現時点のモデルは、説明力があまり高いとはいえない点である。今回の分析では説明変数として投入する項目をやや制限したため、さらに他の変数を加えることにより説明力の高いモデルを検討することが必要であろう。また、モデリングに際し、今回の分析では変数間の交互作用を考慮せずに分析を行ったが、この点も検討する必要があると考えられる。さらに、ロジスティック回帰以外のモデリングも検討が必要と考えられる。これらの課題については、今後引き続き検討を継続する予定である。

## 【中高年者調査】

### 26 中高年者の生活実態の変化に関する分析手法の検討 (4) —健康状態変化とその要因に関する分析—

石井 太

#### はじめに

子どもの父母・祖父母になりうるという観点から子育て環境の重要な要素を構成している中高年世代は、離職・再就職による就労環境の変化や、親世代の介護負担の発生など、その生活実態の変化が顕著な世代である。このような生活実態の変化のうち、特に健康状態の変化の分析は、これら中高年世代が今後とも活力ある高齢者として社会参画を続けるために何が必要かを考える上で重要な検討素材となるものと考えられる。そこで、本研究では、中高年世代の健康状態の変化がどのような要因によって引き起こされているのかについて、生活実態の変化に関する要因の分析手法の検討を行う観点から、健康状態の変化に焦点を当て、健康状態の変化を被説明変数としたロジスティック回帰分析と離散時間2方向ハザードモデルの2つの方法により健康状態変化のモデリングを試みる。

#### 1. 高齢者の健康度自己評価について

中高年縦断調査では、本人の健康状態について、「大変良い、良い、どちらかといえば良い、どちらかといえば悪い、悪い、大変悪い」の6段階で回答を求める項目を継続的に調査している。このような質問項目は、「健康度自己評価」、「主観的健康感」などと呼ばれ、社会調査において健康を簡便に測定する指標として広く用いられている。

杉澤・杉澤(1995)は米国を中心とした健康度自己評価に関する研究動向のレビューを行っている。これによれば、健康度自己評価は、初期の研究においては医学的な健康評価の代替指標として用いる観点から、医師による健康評価を外的基準とした併存的妥当性に関する研究が行われた。このような研究7事例について、医師の評価や医学検査の結果と健康度自己評価は有意に関連していたものの、相関の程度が低いことから代替指標としての妥当性は低いと結論したものが多かったが、他方、条件付きで価値を認めたものや、健康度自己評価は独自の価値や健康の違った側面を測定している可能性を指摘したものもあったとされている。このため、健康度自己評価が測定しているものを解明するとの問題意識から、他の健康指標あるいは社会・心理的要因との関連を検討した研究が行われるようになり、健康度自己評価が健康の身体的側面、精神的側面、社会的側面を総合化した指標であるという見方もなされるようになったとされている。その後、生命予後や日常生活動作能力の変化を外的基準とした予測妥当性に関する評価も行われ、他の健康指標の影響を調整してもなお予測妥当性が高いことが確認されてきたとされている。また、三徳[等]

(2006) は、健康度自己評価と死亡・死因等との関連について国内外の研究をレビューし、健康度自己評価がその後の生存とその予測等に関連していること、特に死亡に対して独自の寄与を持つことが明らかであるとしている。

このように、高齢者の健康自己評価は、生命予後やその後の死亡とも関連性を持ち、本人の健康状態に関する独自の価値を持つ指標であると考えられ、その変化の要因分析は、高齢者の健康状態変化の解明に寄与するものと考えられる。そこで、本研究では、この指標に着目し、高齢者の健康状態がどのような要因によって変化するのかを分析する。

## 2. データと分析方法

昨年度の研究においては、第1、2回中高年者縦断調査のデータに基づいて分析を行ったが、本年度はこれに第3回中高年者縦断調査の結果をデータとして加えた。また、昨年度の研究では、分析手法として、記述統計の集計やデータの視覚化等による健康状態変化の探索的分析を行うとともに、この分析結果を踏まえ、全体のデータセットを第1回の健康状態により2分し、第1回が「よい」であるセットの中で第2回で「わるい」と変化したレコード、あるいは、第1回が「わるい」であるセットの中で第2回で「よい」と変化したレコードを1、それ以外を0とした二値変数を考え、これを被説明変数としたロジスティック回帰モデルによる分析を行った。

本年度の研究においては、まず、昨年度と同様の方法を用いたロジスティック回帰分析を行う。ただし、今回は3年分の状況が把握されているので、第1回から第2回、第2回から第3回それぞれに関する、前年から当年への変化をモデリングすることとした。

この分析によって、健康状態の変化がどのような要因に基づいて起きたのか、前年の健康状態別の2つのモデルを組み合わせることによってモデリングを行うことが可能となったが、もし、これらが統合的な一つのモデルで表現されるとすれば、パラメータの儉約性等の観点から好ましいと考えられる。また、昨年度の研究においては、健康状態変化の説明変数として、介護負担の増減や離職・就職などの就労状態の変化など、別の変数の状態変化を説明変数として加えた分析を行ったが、一方で、これらに関しては2つの別個のパラメータが相互に影響を及ぼしながら変化していく過程であると捉えてモデル化する考え方もあり得る。そこで、本年度の研究では、このような観点から、離散時間2方向ハザードモデルの適用を試みることにする。

山口(2002)によれば、離職と再就職の繰り返しや、離婚と再婚の繰り返し、マリワナなど非合法ドラッグの使用と使用停止の繰り返しなど2分的に表せる状態0と1との状態0から1への移動と状態1から0への移動を離散時間ロジットモデルを用いて同時に分析できる。この同時モデルの長所は、例えば離婚のハザード率に正の(また負の)影響する説明変数  $X$  が同程度に負に(又は正に)再婚のハザード率に影響するなら、 $X$  の両方向の移動への影響を1つの回帰係数で表し、同程度でないときは、 $Y_{t-1}$  と  $X$  の有意な相互



作用効果として表現できる場所であるとされる。さらに、Yamaguchi (1990) は、このモデルを就業と婚姻上の地位というような2つの相互に影響し合うイベントヒストリーの同時モデルへの拡張について論じている。本研究では、このYamaguchiのモデルを用い、高齢者の健康度自己評価と就労状況についての相互影響を考慮した離散時間2方向ハザードモデルの適用を試みる。以下、Yamaguchi (1990) に基づいてこのモデルの概要について述べる。

2つの離散時間の2状態過程  $(A_t), (B_t)$  を考える。ここで、 $(A_t)$  と  $(B_t)$  は各時刻  $t$  において、1 か -1 をとる確率変数である。これらに対し、以下の多項ロジットモデルを考える。

$$\log P_{11t} = \mu + \phi^{A_t} + \phi^{B_t} + \phi^{AB_t}$$

$$\log P_{10t} = \mu + \phi^{A_t} - \phi^{B_t} - \phi^{AB_t}$$

$$\log P_{01t} = \mu - \phi^{A_t} + \phi^{B_t} - \phi^{AB_t}$$

$$\log P_{00t} = \mu - \phi^{A_t} - \phi^{B_t} + \phi^{AB_t}$$

ここで、

$$P_{11t} = Pr[(A_t = 1) \cap (B_t = 1)]$$

$$P_{10t} = Pr[(A_t = 1) \cap (B_t = -1)]$$

$$P_{01t} = Pr[(A_t = -1) \cap (B_t = 1)]$$

$$P_{00t} = Pr[(A_t = -1) \cap (B_t = -1)]$$

である。一方、パラメータ  $\phi^{A_t}, \phi^{B_t}, \phi^{AB_t}$  は、以下で定義されるような説明変数の関数であると仮定する。

$$\phi^{A_t} = b_{10} + b_{11}A_{t-1} + b_{12}B_{t-1} + b_{13}A_{t-1}B_{t-1} + c'_1X_{t-1} \quad (1)$$

$$\phi^{B_t} = b_{20} + b_{21}A_{t-1} + b_{22}B_{t-1} + b_{23}A_{t-1}B_{t-1} + c'_2X_{t-1} \quad (2)$$

$$\phi^{AB_t} = b_{30} + b_{31}A_{t-1} + b_{32}B_{t-1} + b_{33}A_{t-1}B_{t-1} + c'_3X_{t-1} \quad (3)$$

ここで、 $X_{t-1}$  は説明変数のベクトルである。

Yamaguchi (1990) は、変数  $b_{10}, b_{20}, b_{30}, b_{11}, b_{22}$  が含まれるモデルについて、 $b_{12}, b_{13}, b_{21}, b_{23}$  は、2つの過程の間の因果関係のパターンに関連する変数となるとしている。そして、これらの  $b_{ij}$  が有意であるかどうかに応じて、9通りの階層的な分類を行い、それぞれのモデルにおける回帰係数の解釈について論じている。例えば、 $b_{12}, b_{13}, b_{21}, b_{23}$  の全てが有意である場合、推移  $B_0 \rightarrow B_1$  のオッズに対する  $A$  の影響は  $2(b_{21} - b_{23})$ 、推

移  $B_1 \rightarrow B_0$  のオッズに対しては  $-2(b_{21} + b_{23})$ 、推移  $A_0 \rightarrow A_1$  のオッズに対する  $B$  の影響は  $2(b_{12} - b_{13})$ 、推移  $A_1 \rightarrow A_0$  のオッズに対しては  $-2(b_{12} + b_{13})$ 、等である。

Yamaguchi のモデルの多項ロジットモデルは、通常用いられる多項ロジットモデルとはやや異なった形でパラメータが設定されている。Hao (1997) は、通常の多項ロジットモデルの推定結果を用い、Yamaguchi のモデルの推定を線形変換により導く方法について論じている。本研究では、この Hao (1997) で論じられていると同様の方法を用いたパラメータ推定を実行し、Yamaguchi のモデルを高齢者の健康度自己評価と就労との関係に適用することを試みる。

### 3. ロジスティック回帰モデルによる健康状態変化の分析

まず最初に、ロジスティック回帰モデルによる健康状態変化の分析結果について述べる。全体のデータセットを前年の健康状態により 2 分し、前年が「よい」であるセットの中で当年で「わるい」と変化したレコード、あるいは、前年が「わるい」であるセットの中で当年で「よい」と変化したレコードを 1、それ以外を 0 とした二値変数を考え、これを被説明変数としたロジスティック回帰モデルによる分析を行った。説明変数の対象として含めたものは以下の変数である。

- 年齢 (当年) (10 変数) : 52, ..., 61 歳 (レファレンスカテゴリー : 51 歳)
- 性別 (1 変数) : 女性 = 1 (レファレンスカテゴリー : 男性)
- 配偶者の有無 (1 変数) : あり = 1
- 介護 (3 変数) : 前年あり・当年なし, 前年なし・当年あり, 前年あり・当年あり (レファレンスカテゴリー : 前年なし・当年なし)
- 診断の有無 (6 変数) : 糖尿病, 心臓病, 脳卒中, 高血圧, 高脂血症, 悪性新生物 (それぞれ、あり = 1)
- 治療の費用の有無 (1 変数) : 病気やけがの治療の費用の有無, 健康維持費用の有無 (それぞれ、あり = 1)
- 飲酒 (1 変数) : あり = 1
- 喫煙 (1 変数) : あり = 1
- 運動の状況 (3 変数) : 息がはずまない軽い運動, 軽く息がはずむ運動, 激しく息がはずむ運動
- 健診受診の状況 (1 変数) : 受診した = 1
- 健康維持のために心がけていること (12 変数) : お酒, たばこ, 運動, 人間ドック, 食事量, 栄養バランス, ビタミン剤等, 適正体重, 歯磨き, 休養, ストレス, その他
- 就労の状況 (3 変数) : 前年あり・当年なし, 前年なし・当年あり, 前年あり・当年あり (レファレンスカテゴリー : 前年なし・当年なし)

- 学歴 (6 変数)：高校, 専門学校, 短大・高専, 大学, 大学院, その他 (レファレンスカテゴリ：中学)
- 過去 1 か月間に感じたこと (2 変数)：第 1 主成分、第 2 主成分
- 第 2～3 回調査を示すダミー変数 (1 変数)：第 2～3 回調査 = 1 (レファレンスカテゴリ：第 1～2 回調査)

説明変数は、前年と当年の変化を見る介護、就労以外については、全て前年の状況を取った。なお、今回の分析に当たっては、これらの全ての変数に不詳項目がないレコードに限定した (第 1～3 回調査に全ての回答がある 29787 レコードのうち、19630 レコードが対象)。

モデル選択については、まず、これら全ての変数を投入したモデルを出発点とし、説明変数のうちで最も  $p$ -value が大きい変数を取り除いて再度モデルフィッティングをするという操作を行う。そして、新たなモデルの AIC が元のモデルより小さくなる場合にはさらにこの操作を繰り返し、最終的に最も小さい AIC を持つモデルを選択した。

### 3.1 健康を悪化させる要因

第 1 回健康状態が「よい」であったグループについての結果を示す表 1 を見ると、 $p$ -value が 0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がプラスであり、健康状態が悪化するオッズを増大させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、

- 介護 (前年あり・当年なし)
- 診断の有無 (糖尿病)
- 診断の有無 (心臓病)
- 診断の有無 (高血圧)
- 病気やけがの治療の費用あり
- 喫煙あり

となっている。

介護の結果は、前年に介護をしていなかった者で当年に介護をしている者は、前年、当年の両方で介護をしていない者に比較して、健康が悪化に転じる傾向が強いと考えられることを示すものであり、この年代に特有ともいえる介護に関する負担の発生が、本人の健康状態の悪化と関連している可能性を示唆している。

また、診断の有無に関し、前年に診断がある者の方が健康状態が悪化するオッズが増大することは自然であると考えられるが、その係数の絶対値は病状によっても異なり、特に糖尿病で大きい値となっている。さらに、喫煙が健康悪化に及ぼす影響についても、この結果から示唆される。

表1 ロジスティック回帰分析結果 (第1回健康状態:よい)

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-1.9071	0.0894	-21.33	0.0000	***
年齢 (52 歳)	-0.1196	0.0730	-1.64	0.1014	
年齢 (59 歳)	-0.0955	0.0648	-1.47	0.1405	
性別 (女性)	-0.0806	0.0526	-1.53	0.1259	
介護 (前年あり・当年なし)	-0.2344	0.1229	-1.91	0.0564	.
介護 (前年なし・当年あり)	0.3529	0.0829	4.26	0.0000	***
診断の有無 (糖尿病)	0.8072	0.0726	11.12	0.0000	***
診断の有無 (心臓病)	0.5456	0.1232	4.43	0.0000	***
診断の有無 (脳卒中)	0.4477	0.1779	2.52	0.0119	*
診断の有無 (高血圧)	0.3111	0.0515	6.04	0.0000	***
診断の有無 (高脂血症)	0.1927	0.0630	3.06	0.0022	**
病気やけがの治療の費用あり	0.3761	0.0464	8.11	0.0000	***
飲酒あり	-0.0820	0.0450	-1.82	0.0685	.
喫煙あり	0.2274	0.0476	4.78	0.0000	***
息がはずまない軽い運動	-0.1138	0.0439	-2.59	0.0095	**
軽く息がはずむ運動	-0.1613	0.0464	-3.47	0.0005	***
激しく息がはずむ運動	-0.2556	0.0872	-2.93	0.0034	**
健診を受診した	-0.0809	0.0474	-1.71	0.0875	.
健康維持 (人間ドック)	-0.0937	0.0565	-1.66	0.0971	.
健康維持 (栄養バランス)	-0.2062	0.0446	-4.62	0.0000	***
健康維持 (ビタミン剤等)	0.1458	0.0482	3.02	0.0025	**
健康維持 (適正体重)	-0.1442	0.0433	-3.33	0.0009	***
健康維持 (歯磨き)	-0.0972	0.0449	-2.17	0.0302	*
就労 (前年あり・当年なし)	0.2164	0.0985	2.20	0.0279	*
就労 (前年なし・当年あり)	-0.2176	0.1337	-1.63	0.1037	
就労 (前年あり・当年あり)	-0.2283	0.0600	-3.81	0.0001	***
学歴 (高校)	-0.1597	0.0484	-3.30	0.0010	***
学歴 (短大・高専)	-0.1982	0.0832	-2.38	0.0172	*
学歴 (大学)	-0.3489	0.0664	-5.26	0.0000	***
学歴 (大学院)	-0.8769	0.2701	-3.25	0.0012	**
感じたこと (第1主成分)	-0.3592	0.0289	-12.43	0.0000	***
感じたこと (第2主成分)	-0.3526	0.0377	-9.35	0.0000	***

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

一方、*p*-value が0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がマイナスであり、健康状態が悪化するオッズを減少させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、

- 軽く息がはずむ運動
- 健康維持 (栄養バランス)
- 健康維持 (適正体重)
- 就労 (前年あり・当年あり)
- 学歴 (高校)
- 学歴 (大学)

- 感じたこと (第1主成分)
- 感じたこと (第2主成分)

となっている。

運動について、「軽く息がはずむ運動」をしている者は、していない者に対して健康状態が悪化するオッズが減少しており、このような運動の実行が健康悪化の予防に貢献する可能性を示唆している。

就労については、働き続けている者は全く働いていない者に比べて健康状態が悪化するオッズが減少しているが、さらに、 $p$ -value は大きいものの「就労 (前年あり・当年なし)」において係数がプラスとなっていることを鑑みれば、就労継続者に対して就労をやめた者の健康状態悪化のオッズの増加は相当大きいものとなっていることがわかる。

学歴に関しては同じく  $p$ -value は大きいものの、この他の選択された変数についても、レファレンスカテゴリーである中学より健康状態が悪化するオッズは低いものとなっており、また、高学歴ほどその減少幅は大きいものとなっている。

過去1か月間に感じたことについては、第1,2主成分のいずれについても、感じた頻度が少ない方が健康状態が悪化するオッズが減少するという結果となっている。

### 3.2 健康を好転させる要因

次に、第1回健康状態が「わるい」であったグループについての結果を示す表2を見ると、 $p$ -value が0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がプラスであり、健康状態が好転するオッズを増大させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、

- 性別 (女性)
- 配偶者あり
- 健康維持 (人間ドック)
- 就労 (前年なし・当年あり)
- 就労 (前年あり・当年あり)
- 感じたこと (第2主成分)

となっている。

「性別 (女性)」、「配偶者があり」が健康状態が好転するオッズを増大させるとの健康状態変化に関連性が高い一方で、学歴に関しては健康状態が「悪い」グループでは健康状態変化への関連性の高い変数として選択されなかった点は、健康状態が「よい」であったグループの健康状態変化とは異なる特徴といえる。

健康維持の心がけについては、人間ドックが健康状態が好転するオッズを増大させることが示唆されている。

表2 ロジスティック回帰分析結果 (第1回健康状態: わるい)

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-0.9529	0.1098	-8.68	0.0000	***
年齢 (52 歳)	-0.2883	0.0976	-2.95	0.0031	**
年齢 (53 歳)	-0.1523	0.0948	-1.61	0.1079	
年齢 (57 歳)	-0.1707	0.0849	-2.01	0.0442	*
年齢 (58 歳)	-0.1689	0.0817	-2.07	0.0387	*
性別 (女性)	0.2367	0.0616	3.84	0.0001	***
配偶者あり	0.3129	0.0743	4.21	0.0000	***
介護 (H17 あり&H18 なし)	0.2720	0.1255	2.17	0.0302	*
介護 (H17 あり&H18 あり)	-0.2368	0.1049	-2.26	0.0240	*
診断の有無 (糖尿病)	-0.6048	0.0717	-8.44	0.0000	***
診断の有無 (心臓病)	-0.5321	0.1003	-5.31	0.0000	***
診断の有無 (高血圧)	-0.2092	0.0578	-3.62	0.0003	***
病気やけがの治療の費用あり	-0.3090	0.0542	-5.70	0.0000	***
飲酒あり	0.1369	0.0578	2.37	0.0179	*
軽く息がはずむ運動	0.1839	0.0605	3.04	0.0024	**
激しく息がはずむ運動	0.3142	0.1240	2.53	0.0113	*
健康維持 (人間ドック)	0.2916	0.0756	3.86	0.0001	***
健康維持 (栄養バランス)	-0.1437	0.0622	-2.31	0.0209	*
健康維持 (歯磨き)	0.1474	0.0576	2.56	0.0104	*
健康維持 (ストレス)	0.1173	0.0543	2.16	0.0309	*
健康維持 (その他)	-0.2949	0.1897	-1.55	0.1201	
就労 (前年あり・当年なし)	0.3827	0.1325	2.89	0.0039	**
就労 (前年なし・当年あり)	0.7093	0.1508	4.70	0.0000	***
就労 (前年あり・当年あり)	0.6384	0.0695	9.18	0.0000	***
感じたこと (第1主成分)	0.0841	0.0408	2.06	0.0394	*
感じたこと (第2主成分)	0.2519	0.0423	5.95	0.0000	***

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

就労に関しては、両項目とも当年に就労している場合に、前年・当年とも就労していない場合に比べて健康状態が好転するオッズが大きいものとなっている。

一方、 $p$ -value が 0.1% 以下の変数 (\*\*\*) のうち、係数がマイナスであり、健康状態が好転するオッズを減少させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、

- 診断の有無 (糖尿病)
- 診断の有無 (心臓病)
- 診断の有無 (高血圧)
- 病気やけがの治療の費用あり

これらの診断があることや治療の費用が前年においてあるということが、健康状態が好転するオッズを減少させることに関連性が高いというのは自然な結果であると考えられる。

#### 4. 離散時間 2 方向ハザードモデルによる健康状態変化の分析

次に、離散時間 2 方向ハザードモデルによる、健康状態変化と就労状況との関連分析を試みる。ここでは、まず最初に、健康状態と就労以外の説明変数がないモデルを考え、その後他の説明変数を投入したモデルを考察することとする。

2 状態過程  $(A_t), (B_t)$  を、 $(A_t)$  は時刻  $t$  において健康状態がよいとき 1 を、わるいとき -1 をとるものとし、 $(B_t)$  は就労ありのとき 1、なしのとき -1 をとるものとする。ここで、Section 2. で述べた多項ロジットモデルを考える。ただし、まず最初は  $(A_t), (B_t)$  以外の説明変数は考えないものとすることから、式 (1)、(2)、(3) における  $\phi^{A_t}, \phi^{B_t}, \phi^{AB_t}$  は、

$$\phi^{A_t} = b_{10} + b_{11}A_{t-1} + b_{12}B_{t-1} + b_{13}A_{t-1}B_{t-1}$$

$$\phi^{B_t} = b_{20} + b_{21}A_{t-1} + b_{22}B_{t-1} + b_{23}A_{t-1}B_{t-1}$$

$$\phi^{AB_t} = b_{30} + b_{31}A_{t-1} + b_{32}B_{t-1} + b_{33}A_{t-1}B_{t-1}$$

となる。

パラメータ推定結果は表 3 の通りである。ここで、第 1~5 列目の Estimates:A 等で示されているのが  $\phi^{A_t}$  に関する推定結果、第 6~10 列目の Estimates:B 等で示されているのが  $\phi^{B_t}$  に関する推定結果、そして、第 11~15 列目の Estimates:AB 等で示されているのが  $\phi^{AB_t}$  に関する推定結果である。

推定された回帰係数  $b_{ij}$  を見ると、 $b_{10}, b_{11}, b_{20}, b_{22}, b_{30}, b_{33}$  が p-value が 0.1% 以下で有意、 $b_{13}$  が 5% 以下で有意となっている。ここで、定数項以外の、 $b_{11}, b_{22}$  は、 $A_t, B_t$  のそれぞれについて変動がないことを表すものであり、これらが有意であることは当然である。一方、 $b_{13}, b_{33}$  は、健康状態と就労状況の変化に関する関係を表している。そこで、この両者の係数の解釈を考えることとする。

表3 離散時間2方向ハザードモデル分析結果

	Estimate:A	Std Error:A	t-ratio:A	Pr(> z ):A	Sig:A	Estimate:B	Std Error:B	t-ratio:B	Pr(> z ):B	Sig:B	Estimate:AB	Std Error:AB	t-ratio:AB	Pr(> z ):AB	Sig:AB
(Intercept)	0.8214	0.0605	27.86	0.0000	***	0.2274	0.0605	15.04	0.0000	***	0.0873	0.0605	5.77	0.0000	***
$A_{t-1}$	0.6823	0.0605	45.11	0.0000	***	0.0245	0.0605	1.62	0.1049		-0.0102	0.0605	-0.67	0.5021	
$B_{t-1}$	-0.0063	0.0605	-0.42	0.6758	*	1.1335	0.0605	74.95	0.0000	***	-0.0094	0.0605	-0.62	0.5353	
$A_{t-1}B_{t-1}$	-0.0339	0.0605	-2.24	0.0251	*	-0.0019	0.0605	-0.13	0.9000		0.0515	0.0605	3.41	0.0007	***

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1



Yamaguchi (1990) が述べている通り、 $(A_t), (B_t)$  以外の説明変数がない場合、このモデルは、Goodman (1973) で論じられている 2 時点、2 変数の 2 値パネルデータの 16 分割表のログリニア分析における飽和モデルと同一のものとなる。16 分割表には 16 個のパラメータがあり、それぞれ、 $(\phi), (A_t), (B_t), (A_{t-1}), (B_{t-1}), (A_t B_t), (A_t A_{t-1}), (A_t B_{t-1}), (B_t A_{t-1}), (B_t B_{t-1}), (A_{t-1} B_{t-1}), (A_t A_{t-1} B_{t-1}), (B_t A_{t-1} B_{t-1}), (A_t B_t A_{t-1}), (A_t B_t B_{t-1}), (A_t B_t A_{t-1} B_{t-1})$  の項に対応している。これら 16 個のパラメータのうち、定数項、 $(A_{t-1}), (B_{t-1}), (A_{t-1} B_{t-1})$  以外の 12 個のパラメータが、Yamaguchi のモデルの 12 個のパラメータ  $b_{ij}$  に以下のように対応している。

$$\begin{aligned} b_{10} &= (A_t); & b_{11} &= (A_t A_{t-1}); & b_{12} &= (A_t B_{t-1}); & b_{13} &= (A_t A_{t-1} B_{t-1}) \\ b_{20} &= (B_t); & b_{21} &= (B_t A_{t-1}); & b_{22} &= (B_t B_{t-1}); & b_{23} &= (B_t A_{t-1} B_{t-1}) \\ b_{30} &= (A_t B_t); & b_{31} &= (A_t B_t A_{t-1}); & b_{32} &= (A_t B_t B_{t-1}); & b_{33} &= (A_t B_t A_{t-1} B_{t-1}) \end{aligned}$$

ここで、 $G_{ijkl} = \log Pr(A_{t-1} = i \& B_{t-1} = j \& A_t = k \& B_t = l)$  とすれば、飽和モデルは  $b_{ij}$  を用いて、

$$\begin{aligned} G_{ijkl} &= A_t(b_{10} + b_{11}A_{t-1} + b_{12}B_{t-1} + b_{13}A_{t-1}B_{t-1}) \\ &\quad + B_t(b_{20} + b_{21}A_{t-1} + b_{22}B_{t-1} + b_{23}A_{t-1}B_{t-1}) \\ &\quad + A_t B_t(b_{30} + b_{31}A_{t-1} + b_{32}B_{t-1} + b_{33}A_{t-1}B_{t-1}) \\ &\quad + (b_{00} + b_{01}A_{t-1} + b_{02}B_{t-1} + b_{03}A_{t-1}B_{t-1}) \end{aligned}$$

と書けることになる。ここで、 $b_{0j} (j = 0, 1, 2, 3)$  は、多項ロジットモデルからは推定されないパラメータである。このとき、時刻  $t$  における健康状態の対数オッズは

$$\begin{aligned} G_{ij,1,l} - G_{ij,-1,l} &= 2(b_{10} + b_{11}A_{t-1} + b_{12}B_{t-1} + b_{13}A_{t-1}B_{t-1}) \\ &\quad + 2B_t(b_{20} + b_{21}A_{t-1} + b_{22}B_{t-1} + b_{23}A_{t-1}B_{t-1}) \end{aligned}$$

となる。したがって、これは時刻  $t$  における就労状況 ( $B_t$ ) 別に、

$$\begin{aligned} B_t = 1 &\rightarrow 2\{(b_{10} + b_{30}) + (b_{11} + b_{31})A_{t-1} + (b_{12} + b_{32})B_{t-1} + (b_{13} + b_{33})A_{t-1}B_{t-1}\} \\ B_t = -1 &\rightarrow 2\{(b_{10} - b_{30}) + (b_{11} - b_{31})A_{t-1} + (b_{12} - b_{32})B_{t-1} + (b_{13} - b_{33})A_{t-1}B_{t-1}\} \end{aligned}$$

と書くことができる。ここで、今、着目している係数  $b_{13} (= -0.339)$ 、 $b_{33} (= 0.515)$  は、両式において  $A_{t-1}B_{t-1}$  の係数として現れている。そこで、これは時刻  $t-1$  における健康状況 (以下、健康 (t-1) 等と記す) 別に、以下のように解釈することができる。

(1) 健康 (t-1) 「よい」

- 「仕事 (t-1) あり → 仕事 (t) あり」の健康 (t) の対数オッズは、「仕事 (t-1) なし → 仕事 (t) あり」に比べ、 $2(b_{13} + b_{33}) = 0.0352$  増加する
- 「仕事 (t-1) あり → 仕事 (t) なし」の健康 (t) の対数オッズは、「仕事 (t-1) なし → 仕事 (t) なし」に比べ、 $2(b_{13} - b_{33}) = -1.708$  増加する

## (2) 健康 (t-1) 「わるい」

- 「仕事 (t-1) あり → 仕事 (t) あり」の健康 (t) の対数オッズは、「仕事 (t-1) なし → 仕事 (t) あり」に比べ、 $-2(b_{13} + b_{33}) = -0.0352$  増加する
- 「仕事 (t-1) あり → 仕事 (t) なし」の健康 (t) の対数オッズは、「仕事 (t-1) なし → 仕事 (t) なし」に比べ、 $-2(b_{13} - b_{33}) = 1.708$  増加する

したがって、前年における健康状態がよい者の場合、就業をやめた者の健康悪化のリスクは、前年・当年を通じて就業をしていない者に比べて高いのに対し、前年における健康状態が悪い者の場合には、前年・当年を通じて就業をしていない者よりも、前年において就業している方が健康改善の可能性が高いということが読み取れる。

このように、離散時間 2 方向ハザードモデルによる健康と就業の同時分析からは、係数の解釈にやや難しい面はあるものの、健康と就業の関係を一つのモデルとして表すことができるという利点があることがわかる。

次に、健康・就業以外の説明変数を加えたモデルを考察しよう。ここでは、先のロジスティック回帰分析との関係を見る観点から、ロジスティック回帰分析において p-value が 0.1% 以下の項目について説明変数としてモデルに投入し、変数の選択は行わないこととした。具体的には、以下の変数を説明変数としている。

- 性別 (1 変数)：女性 = 1 (レファレンスカテゴリー：男性)
- 配偶者の有無 (1 変数)：あり = 1
- 介護 (3 変数)：1:前年あり・当年なし, 2:前年なし・当年あり, 3:前年あり・当年あり (レファレンスカテゴリー：前年なし・当年なし)
- 診断の有無 (3 変数)：糖尿病, 心臓病, 高血圧 (それぞれ、あり = 1)
- 病気やけがの治療の費用の有無 (あり = 1)
- 喫煙 (1 変数)：あり = 1
- 軽く息がはずむ運動
- 健康維持のために心がけていること (3 変数)：人間ドック, 栄養バランス, 適正体重
- 学歴 (2 変数)：高校, 大学
- 過去 1 か月間に感じたこと (2 変数)：第 1 主成分, 第 2 主成分

式 (1)、(2)、(3) における  $\phi^{A_t}, \phi^{B_t}, \phi^{AB_t}$  は、

$$\begin{aligned}\phi^{A_t} &= b_{10} + b_{11}A_{t-1} + b_{12}B_{t-1} + b_{13}A_{t-1}B_{t-1} + c'_{11}X_{t-1} + c'_{12}A_{t-1}X_{t-1} + c'_{13}B_{t-1}X_{t-1} \\ \phi^{B_t} &= b_{20} + b_{21}A_{t-1} + b_{22}B_{t-1} + b_{23}A_{t-1}B_{t-1} + c'_{21}X_{t-1} + c'_{22}A_{t-1}X_{t-1} + c'_{23}B_{t-1}X_{t-1} \\ \phi^{AB_t} &= b_{30} + b_{31}A_{t-1} + b_{32}B_{t-1} + b_{33}A_{t-1}B_{t-1} + c'_{31}X_{t-1} + c'_{32}A_{t-1}X_{t-1} + c'_{33}B_{t-1}X_{t-1}\end{aligned}$$

とした。ここで、 $X_{t-1}$  は上で述べた説明変数であり、これらに、 $A_{t-1}$ 、 $B_{t-1}$  との相互作用を加えて、モデルの推定を行った。

表 4 離散時間 2 方向ハザードモデル分析結果

	Estimate:A	Std.Error:A	t-ratio:A	Pr(> z ):B	Sig:A	Estimate:B	Std.Error:B	t-ratio:B	Pr(> z ):B	Sig:B	Estimate:AB	Std.Error:AB	t-ratio:AB	Pr(> z ):AB	Sig:AB
(Intercept)	0.3037	0.2110	5.76	0.0000	***	0.4891	0.2136	9.16	0.0000	***	0.2297	0.2216	4.15	0.0000	
A <sub>t-1</sub>	0.6961	0.1576	17.67	0.0000	***	-0.1033	0.2200	-0.06	0.9517		-0.0278	0.1565	-0.71	0.4778	
B <sub>t-1</sub>	-0.0482	0.2243	-0.86	0.3899	***	1.0669	0.1957	21.80	0.0000	***	0.0400	0.1931	0.83	0.4077	
A <sub>t-1</sub> B <sub>t-1</sub>	-0.0288	0.0665	-1.61	0.1065	*	-0.0273	0.0665	-1.64	0.1005		0.0460	0.0667	2.76	0.0058	
性別	0.0773	0.1454	2.13	0.0335	*	-0.4665	0.1443	-12.93	0.0000	***	-0.0448	0.1474	-1.22	0.2240	
配偶者の有無	0.1049	0.1604	2.62	0.0089	**	0.0641	0.1631	1.57	0.1161		-0.0797	0.1670	-1.89	0.0592	
介護 1	0.0247	0.2694	0.37	0.7135		0.0241	0.2713	0.36	0.7219		-0.0687	0.2854	-0.96	0.3354	
介護 2	-0.0974	0.2417	-1.61	0.1069	*	-0.3603	0.2491	-0.97	0.3326		-0.1335	0.2490	-2.14	0.0320	
介護 3	-0.0580	0.2238	-1.04	0.2998	*	-0.5052	0.2315	-0.87	0.3859		-0.0884	0.2425	-1.46	0.1447	
高齢者	-0.3660	0.1794	-8.16	0.0000	***	-0.0562	0.1790	-1.26	0.2095		0.0354	0.1855	0.76	0.4458	
心臓病	-0.2451	0.3032	-3.22	0.0013	**	-0.0765	0.3035	-1.01	0.3136		0.0715	0.3157	0.91	0.3650	
高血圧	-0.0549	0.1411	-1.56	0.1198	*	0.0532	0.1417	1.50	0.1329		-0.0865	0.1493	-2.32	0.0204	
腰痛	-0.1739	0.1235	-5.63	0.0000	***	-0.0138	0.1250	-0.44	0.6594		0.0169	0.1294	0.52	0.6015	
軽心臓病	-0.0250	0.1422	-0.70	0.4819		0.0190	0.1427	0.53	0.5953		-0.0457	0.1464	-1.25	0.2113	
軽心臓病の有無	0.1408	0.1281	4.40	0.0000	***	-0.0398	0.1314	-1.21	0.2256		-0.0355	0.1345	-1.05	0.2917	
人間ドック	0.1090	0.1775	2.45	0.0141	*	0.0369	0.1809	0.82	0.4144		0.1823	0.1823	1.05	0.8773	
栄養バランス	0.0620	0.1228	2.02	0.0435	*	-0.0158	0.1256	-0.50	0.6141		-0.0276	0.1290	-0.86	0.3922	
適正体重	0.0416	0.1227	1.36	0.1753	*	-0.0534	0.1259	-1.70	0.0897		0.0439	0.1290	1.36	0.1739	
高校	0.0624	0.1210	2.06	0.0392	*	0.0463	0.1237	1.50	0.1339		0.0223	0.1268	0.07	0.9409	
大学	0.1231	0.2034	2.42	0.0155	**	0.0371	0.2065	0.72	0.4720		-0.0681	0.2121	-1.28	0.1991	
感じたこと 1	0.1014	0.0860	4.71	0.0000	***	-0.0160	0.0896	-0.72	0.8729		0.0030	0.0893	0.13	0.8931	
感じたこと 2	0.1503	0.0957	6.28	0.0000	***	0.0013	0.0966	0.05	0.9562		-0.0370	0.1002	-1.48	0.1402	
A <sub>t-1</sub> :性別	-0.0384	0.1041	-1.48	0.1401	*	-0.0663	0.1374	-1.93	0.0535		0.1036	0.1113	1.23	0.2185	
A <sub>t-1</sub> :配偶者の有無	-0.0778	0.1121	-2.78	0.0055	**	0.1078	0.1662	2.59	0.0095	**	0.1010	0.1662	0.83	0.7100	
A <sub>t-1</sub> :介護 1	-0.0076	0.1946	-0.16	0.8766		0.0610	0.2809	0.87	0.3854		0.1939	0.1113	0.37	0.7100	
A <sub>t-1</sub> :介護 2	-0.0794	0.1595	-1.99	0.0464	*	-0.0981	0.2500	-1.57	0.1166		-0.0120	0.1588	-0.30	0.7615	
A <sub>t-1</sub> :介護 3	0.0429	0.1420	1.21	0.2266	*	-0.0237	0.2446	-0.39	0.6979		-0.0227	0.1414	-0.64	0.5209	
A <sub>t-1</sub> :心臓病	-0.0954	0.1230	-3.10	0.0019	**	-0.0437	0.1781	-0.98	0.3256		0.0257	0.1225	0.84	0.4008	
A <sub>t-1</sub> :心臓病の有無	0.0437	0.2127	0.82	0.4113		-0.0884	0.2984	-1.18	0.2360		-0.1064	0.2109	-2.02	0.0436	
A <sub>t-1</sub> :高血圧	-0.0164	0.0936	-0.70	0.4824		0.0427	0.1423	1.20	0.2304		0.0932	0.0932	1.57	0.1169	
A <sub>t-1</sub> :治療費用	-0.0278	0.0820	-1.36	0.1753	*	-0.0242	0.1244	-0.78	0.4371		-0.0146	0.0817	-0.72	0.4743	
A <sub>t-1</sub> :適正体重	-0.0704	0.0992	-2.84	0.0045	**	0.0214	0.1392	0.62	0.5377		0.0409	0.0987	1.66	0.0974	
A <sub>t-1</sub> :適正体重の有無	-0.1014	0.0851	-0.49	0.6233		0.0690	0.1314	0.27	0.7835		0.0336	0.0847	1.38	0.1130	
A <sub>t-1</sub> :人間ドック	-0.0632	0.1155	-2.19	0.0287	*	-0.0316	0.1669	-0.76	0.4489		0.0407	0.1150	1.42	0.1565	
A <sub>t-1</sub> :栄養バランス	0.0581	0.0821	2.83	0.0046	**	-0.0516	0.1255	-0.89	0.3714		0.0163	0.0817	0.80	0.4248	
A <sub>t-1</sub> :適正体重	0.0383	0.0813	1.88	0.0595	*	-0.0216	0.1259	-1.64	0.1010		0.0078	0.0809	0.30	0.6988	
A <sub>t-1</sub> :高校	0.0340	0.0814	1.67	0.0946	*	0.0888	0.1242	-0.09	0.9261		-0.0447	0.0811	-2.20	0.0275	
A <sub>t-1</sub> :大学	0.1119	0.1377	3.25	0.0012	***	0.0021	0.2008	1.73	0.0840		0.1372	0.1572	1.69	0.0916	
A <sub>t-1</sub> :感じたこと 1	0.0924	0.0578	6.40	0.0000	***	0.0261	0.0883	1.18	0.2371		-0.0277	0.0575	-1.93	0.0539	
A <sub>t-1</sub> :感じたこと 2	0.0344	0.0648	2.12	0.0337	*	-0.0127	0.0974	-0.52	0.6024		0.0120	0.0645	0.74	0.4570	
B <sub>t-1</sub> :性別	-0.0012	0.1524	-0.03	0.9738		0.1187	0.1302	3.65	0.0003	***	-0.0225	0.1667	-0.53	0.5927	
B <sub>t-1</sub> :配偶者の有無	0.0613	0.1728	1.42	0.1559	*	-0.0794	0.1490	-2.13	0.0330	*	-0.0252	0.1460	-0.69	0.4896	
B <sub>t-1</sub> :介護 1	-0.0135	0.2901	-0.19	0.8522		-0.0896	0.2480	-1.44	0.1485		0.1495	0.2460	2.43	0.0151	
B <sub>t-1</sub> :介護 2	0.0958	0.2492	1.54	0.1241	*	0.0039	0.2266	0.07	0.9449		0.0157	0.2232	0.28	0.7786	
B <sub>t-1</sub> :介護 3	0.0306	0.2428	0.50	0.6142		-0.0969	0.2076	-1.87	0.0618		-0.0557	0.2066	-1.11	0.9127	
B <sub>t-1</sub> :心臓病	-0.0259	0.1894	-1.08	0.5851	*	-0.0731	0.1694	-1.73	0.0843		0.0223	0.1667	0.53	0.5927	
B <sub>t-1</sub> :心臓病の有無	-0.0866	0.3216	-1.08	0.2814	*	0.0134	0.2749	0.20	0.8450		0.0006	0.1676	0.01	0.9926	
B <sub>t-1</sub> :高血圧	0.0616	0.1514	1.63	0.1038	*	0.0495	0.1310	1.51	0.1309		-0.0666	0.1298	-2.05	0.0400	
B <sub>t-1</sub> :治療費用	0.0170	0.1310	0.52	0.6048		0.0021	0.1152	0.07	0.9411		0.0036	0.1142	0.13	0.8987	
B <sub>t-1</sub> :適正体重	0.0324	0.1498	0.87	0.3863		-0.0846	0.1303	-2.60	0.0094	**	-0.0612	0.1291	-1.90	0.0580	
B <sub>t-1</sub> :適正体重の有無	0.0093	0.1352	0.27	0.7842		0.0086	0.1187	0.29	0.7708		-0.0446	0.1178	-1.51	0.1303	
B <sub>t-1</sub> :人間ドック	-0.0207	0.1847	-0.45	0.6537	*	-0.0489	0.1654	-1.18	0.2366		0.0196	0.1642	0.48	0.6336	
B <sub>t-1</sub> :栄養バランス	-0.0137	0.1301	-0.42	0.6743	*	-0.0372	0.1131	-1.31	0.1890		0.1123	0.1123	0.48	0.6299	
B <sub>t-1</sub> :適正体重	-0.0183	0.1299	-0.56	0.5740	*	0.0689	0.1133	2.43	0.0149	*	-0.0102	0.1125	-0.36	0.7158	
B <sub>t-1</sub> :高校	-0.0254	0.1278	-0.79	0.4275	*	0.0113	0.1120	0.40	0.6865		-0.0140	0.1110	-0.51	0.6130	
B <sub>t-1</sub> :大学	0.0078	0.2161	0.19	0.8856		0.0916	0.1853	1.98	0.0475	*	-0.0128	0.1836	-0.28	0.7808	
B <sub>t-1</sub> :感じたこと 1	-0.0005	0.0894	-0.02	0.9817		0.0260	0.0798	1.30	0.1919		0.0019	0.0791	0.10	0.9217	
B <sub>t-1</sub> :感じたこと 2	0.0012	0.1015	0.05	0.9633		0.0273	0.0894	1.22	0.2214		0.0067	0.0885	0.30	0.7636	

Sigatf. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 '.'' .1

パラメータ推定結果は表4の通りである。ここで、前年の健康と就労状況を説明変数とした部分の回帰係数については、先の飽和モデルで行ったのと同様な解釈ができる。そこで、次に、新たに推定された、これ以外の説明変数、および、これらと  $A_{t-1}$ 、 $B_{t-1}$  との相互作用に関する回帰係数の解釈を考える。

まず、診断の有無を見ると、 $A_{t-1}$ 、 $B_{t-1}$  との相互作用でない部分で、糖尿病が p-value が 0.1% 以下、心臓病が 1% 以下で有意となっている。係数は、-0.3660、-0.2451 と両者ともマイナスであることから、これらは健康を悪化させる方向にプラス、または、改善させる方向にマイナスの寄与をしている。糖尿病については  $A_{t-1}$  との相互作用も 1% 以下で有意であり、係数は-0.0954 と同じくマイナスである。しかしながら、この絶対値は-0.3660 よりも小さいことから、これは、前年の健康状態が「よい」の場合により影響が大きいことを示すことになる。この観察は、ロジスティック回帰分析の結果と整合的である。

配偶者の有無では、より  $A_{t-1}$  との相互作用が強く影響を与えている。この項目について、相互作用のない部分の係数は 0.1049、 $A_{t-1}$  との相互作用の係数は-0.0778 で、これらはともに p-value が 1% 以下で有意となっている。前年の健康状態が「よい」場合、係数の和をとると 0.0271 と小さい値となり、影響も小さいものとなる。一方、前年の健康状態が「わるい」場合、係数の差をとると 0.1827 と大きい値となり、影響も大きいものとなることがわかる。この観察は、ロジスティック回帰分析において、健康状態が「よい」グループのモデルにおいては、配偶者の有無が健康状態を悪化させる影響が見られなかったのに対し、健康状態が「わるい」グループのモデルにおいて、健康状態を好転させる要因となっていたことに対応していると考えられる。

その他の項目についても、概ね同様に回帰係数の解釈が可能であり、その分析は、ロジスティック回帰分析で見たものと同じ傾向を示している。このように、離散時間 2 方向ハザードモデルを用いると、ロジスティック回帰分析では 2 つのモデルが必要であった健康状態の変化について、統合的に一つのモデルで分析を行うことができ、かつ、ロジスティック回帰分析による分析結果と極めて整合的な結果が得られるのである。

## 5. おわりに

本研究においては、生活実態の変化に関する要因の分析手法の検討を行う観点から、健康状態の変化に焦点を当て、健康状態の変化を被説明変数としたロジスティック回帰分析と離散時間 2 方向ハザードモデルの 2 つの方法により健康状態変化のモデリングを試みた。

ロジスティック回帰分析によるモデリングからは、以下のような分析結果が得られた。まず、前年の健康状態が「よい」であったグループについて、健康状態が悪化するオッズを増大させることに関連性が高いと考えられる説明変数は、介護、診断の有無等であっ