

自動化システムの利用における Misuse/Disuse の実験的検討

前東晃礼[†] 三輪和久[†] 寺井仁[†]
小島一晃^{††} 森田純哉^{†††} 林勇吾^{††††}

本研究では、人間の自動化システム使用に関する検討を行った。手動操作が有利な場合に自動化システムを使用する傾向を Misuse 傾向、一方、自動化システム使用が有利な場合に手動操作を行う傾向を Disuse 傾向と定義した。2 種類の追従課題を用いた実験の結果、いずれの傾向も確認されなかった。また、自動化システム使用の選択においては、自動化システム性能に基づく選択ではなく、手動の操作性に基づく選択がなされることが確認された。

Experimental Investigation of Misuse/Disuse in Human Utilization of Automation System

Akihiro Maehigashi[†] Kazuhisa Miwa[†] Hitoshi Terai[†]
Kazuaki Kojima^{††} Jyunya Morita^{†††} Yugo Hayashi^{††††}

In this study, we experimentally investigated whether people could adaptively use automation systems. We define misuse as using automation when manual performance is superior to automation, and disuse is defined as not using automation when its performance is superior. We conducted two experiments using two different types of tracking tasks. As a result, we found out that the participants neither tended to misuse nor disuse the automation system. Also, we confirmed that they tended to select to use the automation system based on their manual capability rather than the automation capability.

1. 導入

人間の自動化システム使用に関する研究は、これまでに数多く行われている。人間の適応的ではない自動化システムの使用は、Misuse または Disuse として示されている [1]。Misuse は、自動化システムの過信に伴う自動化システムへの過度の依存である。一方、Disuse は、自動化システムの不信に伴う有効な自動化システムの未使用である。このような人間の適応的ではない自動化システムの使用は、実験的に明らかにされてきている。いくつかの先行研究では、人間は、自動化システムを過度に使用する傾向 (Automation bias) を持ち、Misuse に陥る傾向があることを示している [2][3][4]。一方、いくつかの先行研究では、人間は、手動操作を過度に使用する傾向 (Manual bias) を持ち、Disuse に陥る傾向があることを示している [5][6][7][8]。

本研究では、人間の自動化システム使用について、自動化システムと手動操作のパフォーマンスを基準にした検討を行う。そのため、本研究では、自動化システムよりも手動操作のパフォーマンスが高い場合に、自動化システムを使用することを Misuse、手動操作よりも自動化システムのパフォーマンスが高い場合に Manual を使用することを Disuse と定義する。本研究では、この定義に則して、人間の自動化システム使用傾向が Misuse 傾向であるか、Disuse 傾向であるか検討を行う。

いくつかの先行研究では、自動化システムと手動操作のパフォーマンスを基準にした検討を行っている [5][6][7][8]。しかし、これらの研究では、各参加者の手動操作のパフォーマンスを基準に、自動化システムの性能を相対的に操作している。そのため、参加者ごとに、自動化システムと手動操作の絶対的パフォーマンスが異なる。本研究では、各参加者の自動化システムと手動操作のパフォーマンスを統制した実験を行う。

また、本研究では、自動化システムと手動操作のパフォーマンスを基準に、自動化システム使用についてより詳細な検討を行う。まず、先行研究では、自動化システムのパフォーマンスだけが操作され、手動操作のパフォーマンスは操作されていない。本研究では、自動化システムの性能だけでなく、手動操作の操作性についても要因を設ける。特に、本研究では、自動化システムの性能と手動操作の操作性の各要因について多水準を設けた検討を行う。

更に、本研究では、自動化システム使用または未使用の選択に関して検討を行う。具体的には、手動操作のパフォーマンスよりも、自動化システムのパフォーマンスに

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nagoya University

^{††} 早稲田大学人間科学学術院
Faculty of Human Sciences, Waseda University

^{†††} 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{††††} 立命館大学情報理工学部
College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

依存した自動化システム使用と未使用の選択を **System-based selection** と定義する。一方、自動化システムのパフォーマンスよりも、手動操作のパフォーマンスに依存した自動化システム使用と未使用の選択を **Manual-based selection** と定義する。本研究では、この定義に則して、人間が、自動化システムを使用または未使用の選択を行う際、**System-based selection** または **Manual-based selection** のどちらに從うか検討を行う。

2. 実験パラダイム

2.1 実験課題

実験課題は、2種類の追従課題（線課題，道課題）を用いる（図1）。線課題は、画面の上から下へスクロールする線を赤い丸のカーソルで追従する課題である。一方、道課題は、画面の上から下へスクロールする道を赤い丸のドットで追従する課題である。ドットが道に壁にぶつかった場合、操作失敗となり、得点が減点される。更に、この課題では、カーソルまたはドットの手動操作を自動化システムに任せることを **Auto**、自分で行うことを **Manual** と定義する。**Manual** を選択した場合、キーボードの矢印キーを使用して、カーソルまたはドットの手動操作を行う。一方、**Auto** を選択した場合、自動化システムが操作を行う。

我々は、各課題における **Auto** の性能（Automation capability: C_a ）と **Manual** の操作性（Manual capability: C_m ）の各要因に 30, 40, 50, 60, 70 の5水準を設けた。 C_a と C_m の値は、実験システムが、カーソルまたはドットの手動操作を受けつける割合を示している。従って、 C_a または C_m の値が大きいほど、**Auto** または **Manual** の指示通りにカーソル、ドットが動きやすく、追従のパフォーマンスが高くなる。一方、 C_a または C_m の値が小さいほど、**Auto** または C_m の指示通りにカーソル、ドットが動きにくく、追従のパフォーマンスが低くなる。

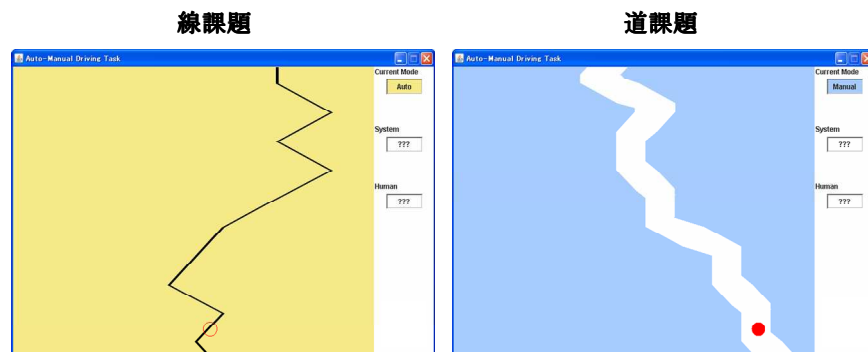


図1 実験課題

2.2 分析の指針

以下では、分析の指針について述べる。我々はロジスティック近似曲線を用いた分析を行う。手順として、最初に、 C_a (5水準) \times C_m (5水準) の合計 25組の各組み合わせで、実験参加者の **Auto** 使用率の平均を求める。次に、それら 25組で測定された **Auto** 使用率をデータポイントとして、ロジスティック近似により **Auto** 使用率の予測平面を算出する。図2は、ロジスティック近似曲線のイメージを示す。近似式は以下の式で示される。

- $\text{Auto使用率} = 100 * 1 / (1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 C_a + \beta_2 C_m)})$

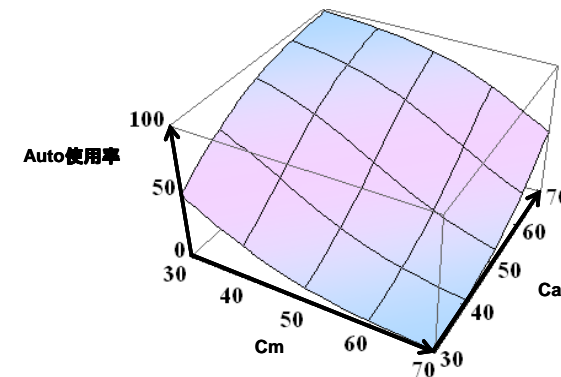


図2 ロジスティック近似曲線のイメージ

図2において、**Auto** 優位の領域 ($C_a > C_m$) では、**Auto** 使用率は増加することが予測される。一方、**Manual** 優位の領域 ($C_a < C_m$) では、**Auto** 使用率は減少することが予測される。ロジスティック近似の結果を用いて3つのリサーチセッションについて検討を行う。

2.3 リサーチセッション

2種類の追従課題を用いて、3つのリサーチセッションについて検討を行う。

- ① 人間の自動化システム使用傾向は、**Misuse** 傾向か、**Disuse** 傾向か？
- ② 人間は自動化システム使用または未使用の選択を行う際、**System-based selection** に從うのか、**Manual-based selection** に從うのか？
- ③ 自動化システム使用傾向と **System-/Manual-based selection** は相互に関連した行動か？

2.4 仮説

以下では各リサーチセッションに関する仮説を例示したものである。

リサーチクエッション①

Ca と Cm の値が共に 50 の箇所の Auto 使用率を用いて検討を行う。Ca と Cm の値が共に 50 の箇所は、全体のロジスティック近似曲面の中心であるため、全体の Auto 使用傾向を示す代表値として扱う。図 3 は、リサーチクエッション①の仮説を示す。

- 仮説 I : 人間は Misuse 傾向である。
 Ca と Cm の値が共に 50 の箇所で Auto 使用率が 50%を上回った場合、Manual 優位の領域で有効ではない Auto が使用される傾向にあったことを示している。
- 仮説 II : 人間は Disuse 傾向である。
 Ca と Cm の値が共に 50 の箇所で Auto 使用率が 50%を下回った場合、Auto 優位の領域で有効な Auto が使用されない傾向であったことを示している。

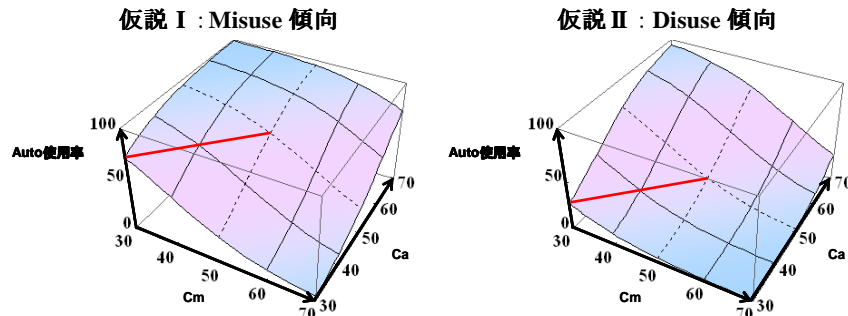


図 3 リサーチクエッション①の仮説

リサーチクエッション②

ロジスティック近似式から算出されるオッズ比を用いる。オッズ比を使用して、Ca の増加に伴う Auto 使用率の増加と Cm の増加に伴う Auto 使用率の減少を比較する。図 4 は、リサーチクエッション②の仮説を例示したものである。

- 仮説 III : 人間は System-based selection に従う。
 Ca のオッズ比×Cm のオッズ比が 1 を上回った場合、Cm の増加に伴う Auto 使用率の減少よりも、Ca の増加に伴う Auto 使用率の増加の方が大きいことを示す。つまり、Manual よりも Auto のパフォーマンスに依存して Auto 使用または未使用が選択されていたことを意味する。
- 仮説 IV : 人間は Manual-based selection に従う。
 Ca のオッズ比×Cm のオッズ比が 1 を下回った場合、Ca の増加に伴う Auto 使用率の増加よりも、Cm の増加に伴う Auto 使用率の減少の方が大きいことを示す。つまり、Auto よりも Manual のパフォーマンスに依存して Auto 使用または未使用が選択されていたことを意味する。

仮説 III : System-based selection

仮説 IV : Manual-based selection

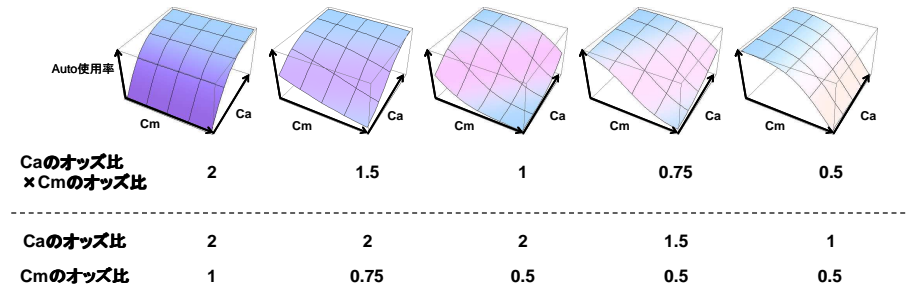


図 4 リサーチクエッション②の仮説

リサーチクエッション③

Auto 使用傾向の異なる参加者を 2 群に分け、System-/Manual-based selection のどちらに従うか検討を行う。

- 仮説 V : Auto 使用傾向と System-/Manual-based selection は、相互に関連のある行動である。

2.5 パフォーマンス基準の分析

人間のヒューマンエラーなどの要因により、Ca と Cm が同じ値であっても、Auto よりも Manual パフォーマンスは劣ることが予測される。本研究では、パフォーマンス基準の検討を行うために、Ca と Cm の値が同じ場合に、Auto と Manual パフォーマンスが同等になるように、ロジスティック近似式の補正を行う。手順を以下に示す。

まず、各課題における Auto と Manual のパフォーマンスを測定し、Ca と同じパフォーマンスを示す Cm の値を特定する。

- $Cm = ACa + B$
 Auto よりも Manual パフォーマンスが劣る場合、Ca よりも Cm の値は大きくなる。
 次に、Ca を Cm の補正值 Cm*に置き換える。
- $Cm = ACm^* + B$
 これにより、Ca と Cm*が同じ値のとき、Auto と Manual のパフォーマンスは同等となる。

補正式をロジスティック近似式に代入した式は以下のように示される。

$$\bullet \text{ Auto使用率} = 100 * 1 / (1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 Ca + \beta_2 (ACm^* + B))})$$

この補正した式を用いて、Auto と Manual のパフォーマンスを基準にした検討を行う。

3. 実験

3.1 目的

リサーチクエッションの検討を行う。

3.2 方法

参加者

大学生 23 名である。各課題は、参加者内で行われた。

手順

参加者には、Auto と Manual を使用して各課題を行わせた。各課題につき、5 (Ca : 30, 40, 50, 60, 70) × 5 (Cm : 30, 40, 50, 60, 70) の全 25 試行を実施した。各試行内で、Ca と Cm の組み合わせはランダムな順序で実施した。各試行は 40 秒で切り替わるよう設定し、試行が切り替わる際、画面中央に「操作能力が変更されました」と表示した。それと同時に、全 25 試行中の何試行が終了したかを表示した。課題を行う前に、操作の練習と Auto と Manual 切り替えの練習として、参加者には、40 秒の試行を 2 試行行わせた。1 試行目は Cm が 30, Ca が 70 の状態で課題を行わせ、2 試行目は Ca が 30, Cm が 70 の状態で課題を行わせた。なお、課題遂行中、または課題の練習中に、Ca と Cm の値は表示せず、参加者は Ca と Cm の値を知ることはなかった。更に、参加者には、できるだけ得点が高くなることを目指して課題を行うよう教示し、各課題終了時に課題の得点を表示した。また、各課題を実施した後に、Auto と Manual への信頼性に関するアンケートを実施した。

3.3 結果

Ca (5 水準) × Cm (5 水準) の合計 25 条件の各条件において、参加者の Auto 使用率の平均値を求めた。そのデータポイントとして、ロジスティック近似に基づき Auto 使用率の予測平面を算出した。各課題におけるロジスティック近似式を以下に示す。

- 線課題

$$\text{Auto使用率} = 100 * 1 / (1 + e^{-(0.505 + 0.042Ca - 0.046Cm)})$$

- 道課題

$$\text{Auto使用率} = 100 * 1 / (1 + e^{-(1.317 + 0.022Ca - 0.044Cm)})$$

図 5 は、各課題における予測平面を示す。予測平面の適合の度検定として、ピアソン残差に基づくピアソンの χ^2 統計量を用いた検定を行った結果、線課題 ($\chi^2=25, p=.62$) と道課題 ($\chi^2=.11, p=.74$) における予測平面は有効であることが確認された。図 6 は、Ca ごとにみた Cm : 30, 40, 50, 60, 70 での Auto 使用率とロジスティック近似の結果を示す。図中のエラーバーは、Auto 使用率の標準偏差を示す。

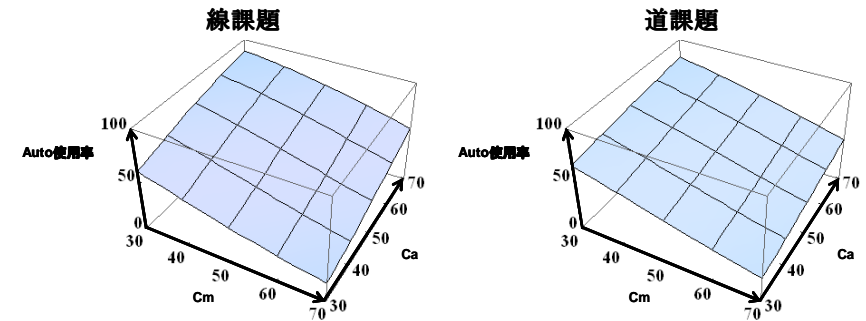
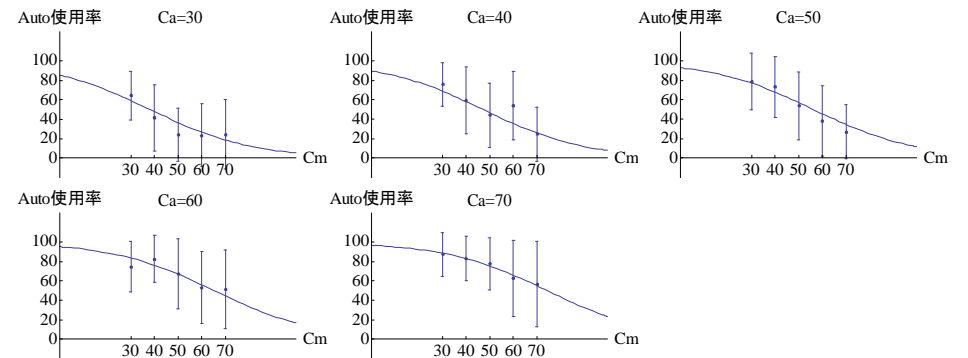


図 5 各課題における Auto 使用率の予測平面

線課題



道課題

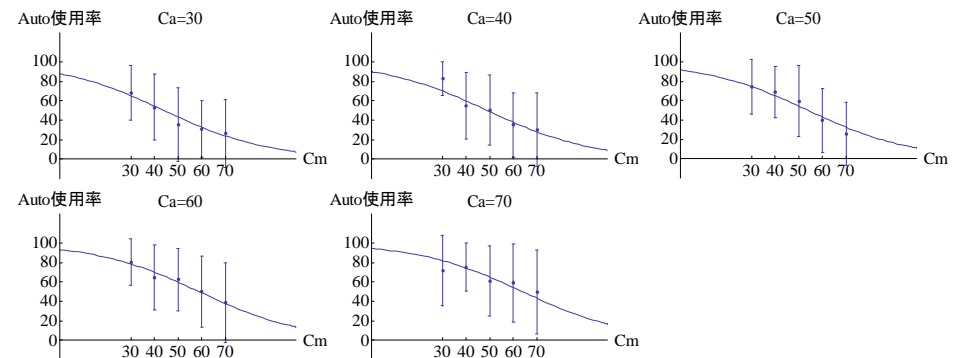


図 6 各課題における Ca ごとの Auto 使用率の実測値と線近似

表 1 は、各課題における Ca と Cm の値が共に 50 の箇所での Auto 使用率と Ca と Cm のオッズ比を示す。Ca と Cm のオッズ比は、Ca または Cm が 10 増加した場合におけるオッズ比であり、ロジスティック近似式の Ca と Cm の係数から算出した。表 1 における Auto 使用率*、Cm*は、補正式を用いた際の Auto 使用率とオッズ比を示している。各課題における Auto と Manual パフォーマンスを測定し、それぞれのパフォーマンスから算出した補正式と補正式を代入したロジスティック近似式を以下に示す。

表 1 各課題における Auto 使用率とオッズ比

課題	Auto 使用率	Auto 使用率*	Ca	Cm	Ca×Cm	Cm*	Ca×Cm*
線課題	57.245	50.055	1.522	0.629	0.958	0.579	0.882
道課題	54.603	47.652	1.248	0.638	0.797	0.614	0.767

● 線課題

補正式： $Cm = 1.177Cm^* - 2.626$

Auto使用率* = $100 * 1 / (1 + e^{-(0.505 + 0.042Ca - 0.046(1.177Cm^* - 2.626))})$

● 道課題

補正式： $Cm = 1.086Cm^* + 1.897$

Auto使用率* = $100 * 1 / (1 + e^{-(1.317 + 0.022Ca - 0.044(1.086Cm^* + 1.897))})$

リサーチセッション①

Auto 使用率*は、50%前後に落ち着いた。このことから、参加者は、Misuse 傾向でも、Disuse 傾向でもない Auto の使用を行ったことが明らかとなった。よって、仮説 I、II は棄却された。

リサーチセッション②

Ca のオッズ比×Cm*のオッズ比は、1 を下回った。オッズ比において、線課題に関しては 1.134 (=1/0.882) 倍、道課題に関しては 1.304 (=1/0.767) 倍、Auto に対して Manual に重みがかかった選択が行われていた。Manual-based selection が確認されたことから、仮説IVが支持された。

3.3.1 Auto 使用率・高/低

リサーチセッション③について検討を行うために、参加者を、Auto 使用率高群、および低群に分類する。図 7 は、各課題における各参加者の Auto 使用率の散布図である。相関分析を行った結果、強い相関関係が認められた ($r=.73, p<.001$)。このことから、参加者の Auto 使用傾向は、課題に依存せず一貫する傾向であることが明らかとなった。

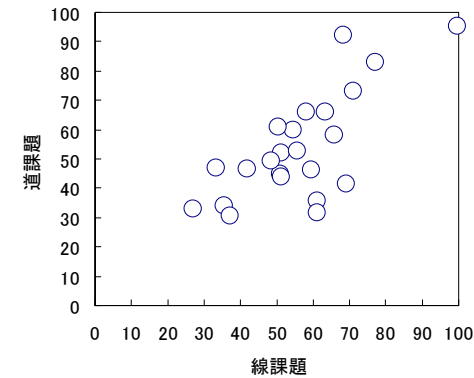


図 7 各課題における各参加者の Auto 使用率の散布図

Auto 使用傾向の異なる 2 群の Auto 使用率を比較するため、各課題の Auto 使用率の中央値を基準に、課題ごとに参加者を Auto 使用率高群と低群に分割した。Auto 使用率高群と低群のそれぞれで Ca (5 水準) × Cm (5 水準) の合計 25 条件の各条件において、参加者の Auto 使用率の平均値を求めた。そのデータポイントとして、ロジスティック近似に基づき Auto 使用率の予測平面を算出した。各群の各課題におけるロジスティック近似式を以下に示す。

● Auto 使用率・高

線課題： Auto使用率 = $100 * 1 / (1 + e^{-(0.249 + 0.047Ca - 0.034Cm)})$

道課題： Auto使用率 = $100 * 1 / (1 + e^{-(1.696 + 0.031Ca - 0.047Cm)})$

● Auto 使用率・低

線課題： Auto使用率 = $100 * 1 / (1 + e^{-(1.080 + 0.017Ca - 0.048Cm)})$

道課題： Auto使用率 = $100 * 1 / (1 + e^{-(0.522 + 0.045Ca - 0.062Cm)})$

予測平面の適合の度検定として、ピアソン残差に基づくピアソンの χ^2 統計量を用いた検定を行った結果、Auto 使用率高群の線課題 ($\chi^2=.32, p=.57$) と道課題 ($\chi^2=.48, p=.49$) における予測平面は有効であることが確認された。また、Auto 使用率低群の線課題 ($\chi^2=.18, p=.67$) と道課題 ($\chi^2=.30, p=.58$) における予測平面は有効であることが確認された。

表 2 は、各課題の Auto 使用率高群と低群における Ca と Cm の値が共に 50 の箇所での Auto 使用率と Ca と Cm のオッズ比を示す。Ca と Cm のオッズ比は、Ca または Cm が 10 増加した場合におけるオッズ比であり、ロジスティック近似式の Ca と Cm の係数から算出した。表 2 における Auto 使用率*、Cm*は、補正式を用いた際の Auto 使用率とオッズ比を示している。

表 2 各課題における Auto 使用率・高/低の Auto 使用率とオッズ比

課題	高/低	Auto 使用率	Auto 使用率*	Ca	Cm	Ca×Cm	Cm*	Ca×Cm*
線課題	高	71.054	66.482	1.600	0.711	1.138	0.669	1.071
	低	42.192	33.070	1.578	0.535	0.845	0.479	0.757
道課題	高	71.490	65.156	1.372	0.623	0.856	0.598	0.821
	低	38.319	31.499	1.189	0.616	0.732	0.590	0.702

リサーチクエッション③

Auto 使用率高群よりも、低群の方が、Ca のオッズ比×Cm*のオッズ比は小さい。このことから、Auto 使用率・高群よりも、低群で、Manual-based selection がより顕著であることが明らかとなった。よって、仮説 V は支持された。

3.4 まとめ

リサーチクエッションについて検討を行った結果、参加者は、全体的に、Misuse 傾向でも Disuse 傾向でもない Auto の使用を行ったことが明らかとなった。また、Auto 使用の選択においては、Manual-based selection が行われることが明らかとなった。更に、異なる Auto 使用傾向を持つ 2 群の比較においては、Auto 使用率高群よりも、低群で、Manual-based selection は顕著であり、Auto 使用傾向と System-/Manual-based selection とは、相互に関連した行動であることが明らかとなった。

4. 総合考察

本研究では、人間の自動化システムの使用傾向について、システム操作と手動操作のパフォーマンスを基準に多角的な検討を行った。まず、自動化システムの性能だけでなく、手動操作の操作性についても要因を設けた。それぞれのパフォーマンスの変化に伴う人間の自動化システム使用について検討を行った。更に、それぞれの要因について多水準を設けた。これにより、人間の自動化システム使用または未使用の選択に関する検討を行った。

4.1 Misuse/Disuse

いくつかの先行研究では、人間は、自動化システムを使用する傾向 (Automation bias) を持ち、Misuse に陥る傾向があることを示している[2][3][4]。これらの先行研究では、

ダイナミックな環境の変化と、ダイナミックな人間と環境とのインタラクションを考慮した多重タスクが実験課題として用いられた。これらの課題における自動化システムは、多重タスクの一部を実験参加者の代わりに行う状況が設定された。また、自動化システムは基本的には正常に稼働し、稀にエラーを起こすように設定されていた。

今回の実験でも、先行研究と同様に、ダイナミックな環境の変化と、ダイナミックな人間と環境とのインタラクションを考慮した課題を用いた。しかし、今回の実験では、単一の課題を参加者が行うか、自動化システムに任せる状況が設定された。また、自動化システムと手動操作のパフォーマンスが変化するように設定を行った。このような先行研究との違いにより、我々の実験参加者は Misuse 傾向にはならなかったと考えられる。

いくつかの先行研究では、人間は、手動操作を使用する傾向 (Manual bias) を持ち、Disuse に陥る傾向があることを示している[5][6][7][8]。これらの先行研究では、単一の課題を手動で行うか、自動化システムに任せる状況が設定された。実験参加者は、自動化システムまたは手動操作で一定期間課題を行った後に、それまでのパフォーマンスを考慮して、最後のテスト試行で自動化システム使用または未使用の選択を行った。これらの先行研究では、最後のテスト試行での選択の結果、参加者が Disuse に陥ったことを示している。

今回の実験でも、単一の課題を手動で行うか、自動化システムに任せる状況を設定した。しかし、今回の実験では、自動化システムと手動操作のパフォーマンスを逐一比較しながら、自動化システム使用または未使用を選択できる状況であった。このような先行研究との違いにより、我々の実験参加者は Disuse 傾向にはならなかったと考えられる。

4.2 信頼性の主観評定、Auto 使用率・高/低

自動化システムの使用には、自動化システムへの信頼だけではなく、手動操作への自信が影響することが示されている[9]。実験 2 では、各課題を実施した後に、自動操作と手動操作への信頼性に関するアンケートを実施した。参加者には、「自動操作 (Auto) と手動操作 (Manual) を比較して、どちらの操作が信頼できると感じましたか？」という質問に対して、1~7 のいずれかを選択させた (1: 自動操作の方が非常に信頼できた, 2: 自動操作の方がわりと信頼できた, 3: 自動操作の方がやや信頼できた, 4: どちらともいえない, 5: 手動操作の方がやや信頼できた, 6: 手動操作の方がわりと信頼できた, 7: 手動操作の方が非常に信頼できた)。

その結果、全体の平均は線課題で 2.96、また、道課題では 3.65 であった。この結果から、全体的に参加者は、手動操作よりも自動操作を信頼していたことが明らかとなった。参加者は、全体的に Manual よりも Auto の方が高いパフォーマンスを示すことを考慮して自動化システム使用を行った結果、Misuse 傾向にも、Disuse 傾向にもならなかったと考えられる。

また、実験2の結果、各参加者の自動化システム使用傾向は、課題に依存せず一貫する傾向であることが明らかとなった。信頼性のアンケートについても、実験2と同様の基準で、参加者を Auto 使用率高群と低群に分割し、各課題における比較を行った。図8は、各群の各課題における信頼性のアンケート結果を示す。2(課題：線課題/道課題) × 2(Auto 使用率：高/低)の参加者間の分散分析を実施した結果、課題要因と Auto 使用率要因の交互作用はみられなかった ($F(1, 40) = .20, p = .71$)。また、課題要因の主効果はみられなかった ($F(1, 40) = 3.84, p = .11$)。Auto 使用率要因の主効果はみられた ($F(1, 40) = 16.57, p < .005$)。分析の結果、Auto 使用率・高群の方が、低群よりも、Auto を信頼していたことが明らかとなった。このような自動化システムへの信頼性と手動操作との自信が自動化システム使用に影響することは、先行研究でも確かめられている[5][9]。

更に、自動化システム使用傾向の個人差について詳細検討を行った。各課題の開始時に、Auto または Manual を選択した Auto 使用率・高群と低群の参加者数について分析を行った。図9は、各課題の課題開始時に Auto または Manual を選択した各群の参加者数を示している。フィッシャーの直接確率検定を行った結果、線課題では、Auto 使用率高群の方が、低群よりも有意に Auto を選択した傾向がみられた ($p < .10$)。また、道課題では、Auto 使用率高群の方が、低群よりも有意に Auto を選択したことが明らかとなった ($p < .05$)。この結果から、Auto 使用率高群は、低群よりも、課題開始時から、より Auto を選択していたことが明らかとなった。このような自動化システム使用への個人特性の影響については、先行研究で述べられている[9][10][11]。

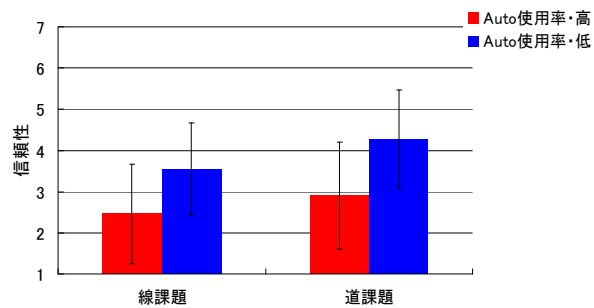


図8 信頼性アンケートの結果

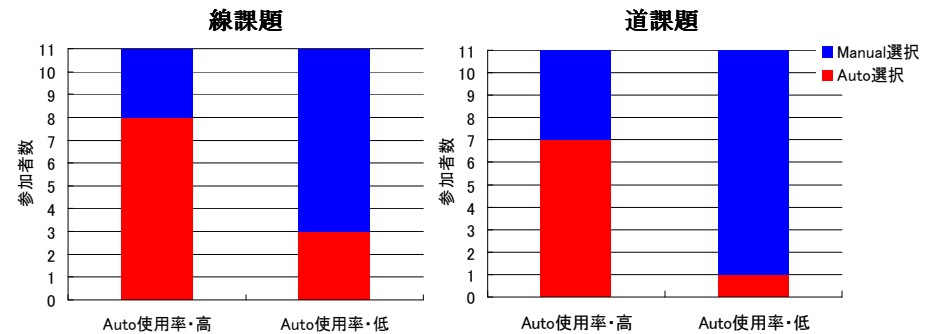


図9 信頼性アンケートの結果

4.3 System-/Manual-based selection

本研究では、自動化システム使用に関する新たな概念として、手動操作のパフォーマンスよりも、自動化システムのパフォーマンスに依存した自動化システムの使用選択を **System-based selection** と定義し、逆に、自動化システムのパフォーマンスよりも、手動操作のパフォーマンスに依存した自動化システムの使用選択を **Manual-based selection** と定義した。

いくつかの先行研究では、同様の検討が行われている[8][12]。記述形式のアンケートを用いた先行研究では、何人かの参加者は、手動操作のパフォーマンスだけを考慮して自動化システムの使用または未使用を選択していたことを示している[8]。この結果は、本研究における **Manual-based selection** と一致する。更に、自動化システムと手動操作のパフォーマンスエラーを操作した先行研究では、参加者は、手動操作よりも自動化システムのパフォーマンスエラーの変化に敏感であることを示している[12]。この結果は、本研究における **System-based selection** と一致する。しかし、これらの先行研究では、自動化システムと手動操作の実際のパフォーマンスを基準にした検討が行われていない。本研究では、実際の自動化システムと手動操作のパフォーマンスを基準に、**System-based selection** または **Manual-based selection** について検討を行った。その結果、人間は **Manual-based selection** に従うことが明らかとなった。

Manual-based selection は、自己効力感と認知的不協和の観点から解釈することができる。自己効力感は、自分の能力に対する認識である[13]。人間は、外的な支援を使用したパフォーマンスの成功よりも、自らの技能によってパフォーマンスが成功した場合に、自己効力感が強化されることが示されている。また、人間は、自らの能力では制御することができないストレスの掛かる状況は回避されることが示されている。また、認知的不協和は、個人の知識と行動との不一致である[14]。人間は、心理的に

不快である不協和を削減しようとし、不協和を増加させる状況や情報を積極的に回避することが示されている。今回の実験で、参加者は、手動の操作性が低いストレスの掛かる状況では、手動操作を選択することへの不協和が生じ、自動化システムを使用したと考えられる。一方、手動の操作性が高い状況では、自己効力感を高め、手動操作を選択することへの不協和が生じることにはなかったと考えられる。

更に、Auto 使用率・高群と低群に分けた検討では、Auto 使用率・高群よりも、低群の方が、より顕著に Manual-based selection に従うことが明らかとなった。しかし、Auto 使用率・高群でも、顕著な System-based selection はみられなかった。このことから、Manual-based selection は頑健な行動であると考えられる。

また、道課題では、線課題よりも、Manual-based selection が促進された。その理由として、Auto と Manual のパフォーマンスの差が検出されにくい道課題では、参加者は、Auto パフォーマンスから、Ca を特定することは困難であったと考えられる。しかし、Manual パフォーマンスは、Manual 操作によるドットへの指示とその指示に対するドットの反応を観察することにより、Cm を特定することができたと考えられる。そのため、参加者は、線課題よりも道課題で、Manual-based selection が顕著であったと考えられる。

参考文献

- 1) Parasuraman, R., & Riley, V.: Humans and Automation: Use, misuse, disuse, abuse, Human Factors, Vol.39, No.2, pp.230-253 (1997)
- 2) Bahner, J. E., Huper, A. D., & Manzey, D.: Misuse of automated decision aids: Complacency, automation bias and the impact of training experience, International Journal of Human-Computer Studies, Vol.66, No.9, pp.688-699 (2008)
- 3) Singh, I. L., Molloy, R., & Parasuraman, R.: Automation-induced monitoring inefficiency: role of display location, International Journal of Human-Computer Studies, Vol.46, No.1, pp.17-30 (1997)
- 4) Skita, L. J., Moiser, K., & Burdick, M. D.: Accountability and automation bias, International Journal of Human-Computer Studies, Vol.52, No.4, pp.701-717 (2000)
- 5) Beck, H. P., Dzindolet, M. T., & Pierce, L. G.: Automation Usage Decisions: Controlling Intent and Appraisal Errors in a Target Detection Task, Human Factors, Vol.49, No.3, pp.429-437 (2007)
- 6) Beck, H. P., McKinney, J. B., Dzindolet, M. T., & Pierce, L. G.: Effects of Human-Machine Competition on Intent Errors in a Target Detection Task, Human Factors, Vol.51, No.4, pp.477-486 (2009)
- 7) Dzindolet, M. T., Peterson, S. A., Pomranky, R. A., Pierce, L. G., & Beck, H. P.: The role of trust in automation reliance, International Journal of Human-Computer Studies, Vol.58, No.6, pp.697-718 (2003)
- 8) Dzindolet, M. T., Pierce, L. G., Beck, H. P., & Dawe, L. A.: The perceived utility of human and automated aids in a visual detection task, Human Factors, Vol.44, No.1, pp.79-94 (2002)
- 9) Lee, J. D., & Moray, N.: Trust, self-confidence, and operators adaptation to automation, International

Journal of Human-Computer Studies, Vol.40, No.1, pp.153-184 (1994)

- 10) Madhavan, P. & Phillips, R. R.: Effects of computer self-efficacy and system reliability on user interaction with decision support systems, Vol.26, No.2, pp.199-204 (2010)
- 11) McFadden, S. M., Giesbrecht, B. L., & Gula, C. A.: Use of an automatic tracker as a function of its reliability, Ergonomics, Vol.41, No.4, pp.512-536 (1998)
- 12) de Vries, P., Midden, C., & Bouwhuis, D.: The effects of errors on system trust, self-confidence, and the allocation of control in route planning, International Journal of Human-Computer Studies, Vol.58, No.6, pp.719-735 (2003)
- 13) Bandura, A.: Self-efficacy toward a unifying theory of behavioral change, Psychological Review, Vol.84, No.2, pp.191-215 (1977)
- 14) Festinger, L.: A theory of cognitive dissonance, Stanford University Press, Stanford, CA (1957)