

# 自動化システム利用における Misuse/Disuse の実験的検討 Experimental Investigation of Misuse/Disuse in Using Automation System

前東 晃礼<sup>†</sup>, 三輪 和久<sup>†</sup>, 寺井 仁<sup>†</sup>, 小島 一晃<sup>††</sup>, 森田 純哉<sup>‡</sup>  
Akihiro Maehigashi, Kazuhisa Miwa, Hitoshi Terai, Kazuaki Kojima, Junya Morita

<sup>†</sup>名古屋大学大学院情報科学研究科, <sup>††</sup>早稲田大学人間科学学術院

<sup>‡</sup>北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科

Graduate School of Information Science, Nagoya University

Faculty of Human Sciences, Waseda University

School of Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

mhigashi@cog.human.nagoya-u.ac.jp

## Abstract

In this study, we experimentally investigated the relationship between calibration and resolution originally described by Lee & See (2004). In this study, calibration refers to whether people misuse or disuse automation systems. Also, resolution refers to which people depend more on the system performance or their manual performance in order to select to use automation systems. In the experiments, we used two different types of tracking tasks. Two main findings of the experiments are following. First, there is a relationship between calibration and resolution. Second, when the participants neither misused nor disused the automation system, they did not equally depend on the system and their manual performances; i.e., they depended more on their manual performance than the system performance in order to select to use the automation system.

**Keywords**—Human-Automation system interaction, Misuse, Disuse, Calibration, Resolution

## 1. はじめに

科学技術の発展に伴い、人々が自動化システムを使用する機会が増加している。人間と自動化システムとの協調において、人間には、必要に応じて、自動化システム使用または未使用の選択を行う役割がある[1]。しかし、誤った自動化システム使用、未使用の選択によって、多くの事故が生じている[2]。[2]は、このような誤った自動化システム使用、未使用の選択を Misuse(自動化システムへの過度の依存)と Disuse(自動化システムへの過度の非依存)として定義している。

[3]は、Misuse と Disuse が生じる原因として、自動化システムのユーザが、自動化システムの能

力に対して不当に高いまたは低い信用を持つことを挙げている。彼らは、このような自動化システムの能力と信用との不整合性を Calibration と Resolution の 2 つの観点から示している。図 1 は、[3]が示した Calibration と Resolution のイメージ図を改訂したものである。

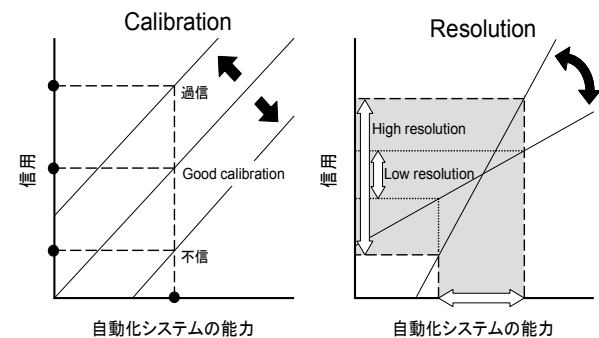


図 1 Calibration と Resolution 各イメージ図は、Lee & See(2004)が示したイメージ図を改訂したものである。

図 1 における Calibration は、自動化システムの能力と信用との関係を示している。Good calibration は、自動化システムに対する適切な信用である。自動化システムに対する不当に高い信用は過信であり、Misuse を招くことを示している。一方、自動化システムに対する不当に低い信用は不信であり、Disuse を招くことを示している。また、図 1 における Resolution は、自動化システムの能力の変化と信用の変化との関係を示している。High resolution は、自動化システ

ムの能力変化に対して、過度に信用を変化させることである。Low resolution は、自動化システム的能力変化に対して、過少に信用を変化させることである。

多くの先行研究は、Calibration の観点から実験的検討を行っている。[4]らは、人間は Misuse に陥る傾向があることを示し、また、[5]らは、人間は Disuse に陥る傾向があることを示している。一方、Resolution の観点から実験的検討を行った研究は少ない。本研究では、Calibration と Resolution の両方の観点から、人間の自動化システム使用について評価を行い、Calibration と Resolution との関連について検討を行う。

## 2. 本研究における Calibration と Resolution

[6]は、自動化システムと手動操作の両方のパフォーマンスが、それぞれ自動化システムへの信用と手動操作への自信に影響し、信用と自信との関係に基づいて、自動化システム使用、未使用の選択が行われることを示している。そのため、Calibration と Resolution について検討を行う場合、自動化システムと手動操作の両方のパフォーマンスに基づいた検討を行う必要がある。本研究では、自動化システムと手動操作の能力を独立変数として設け、それぞれの能力に伴うパフォーマンスに基づいて Calibration と Resolution の評価を行う。その際、本研究では、客観的指標である自動化システム使用率を従属変数として測定する。

図 2(a)は、本研究における Calibration のイメージ図を示す。本研究では、以下の観点から Calibration に関する検討を行う。我々は、Misuse にも Disuse にも偏らない自動化システム使用、未使用の選択を Good calibration と定義する。一方、自動化システムを使用する傾向を Calibration の Misuse bias、手動操作を使用する傾向(自動化システムを使用しない傾向)を Calibration の Disuse bias と定義する。図 2(a)における Calibration の評価は、自動化システム使用率を示す曲面の上下位置によって評価する

ことができる。

更に、図 2(b)は、本研究における Resolution のイメージ図を示す。本研究では、以下の観点から Resolution に関する検討を行う。我々は、自動化システムと手動操作の両方のパフォーマンス変化に、偏りなく同等に依存した自動化システム使用、未使用の選択を Unbiased resolution と定義する。一方、手動操作よりも自動化システムのパフォーマンスの変化に依存した自動化システム使用、未使用の選択を Resolution の Automation bias、自動化システムよりも手動操作のパフォーマンスの変化に依存した使用、未使用の選択を Resolution の Manual bias と定義する。図 2(b)における Resolution の評価は、自動化システム使用率を示す曲面の左右の傾きによって評価することができる。

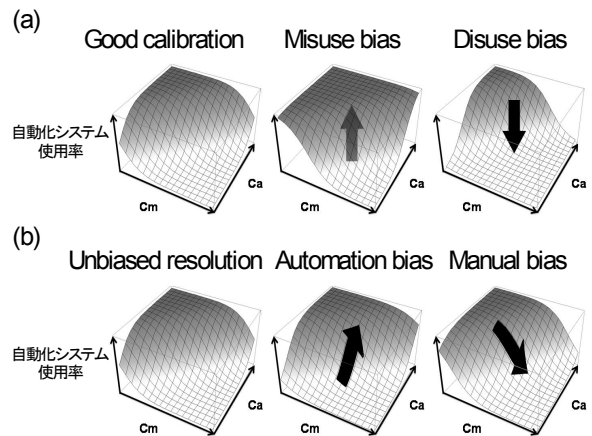


図 2 本研究における Calibration と Resolution x 軸は手動操作の能力(Cm), y 軸は自動化システムの能力(Ca), z 軸は自動化システム使用率を示す。各イメージ図では、Ca と Cm が同じ値のときに、自動化システムと手動操作は同等のパフォーマンスを示すことを前提としている。

## 3. 本研究の Research Question と仮説

本研究では、Calibration と Resolution との関連について 2 つの観点から検討を行う。第一に、参加者の一般的傾向として Good calibration が示される状況では、どのような Resolution が示されるか検討を行う。Research question 1 は以下である。

RQ1: Good calibration が示される状況では、どのような Resolution が示されるか？

本研究では、以下で述べる追従課題を使用して、自動化システムと手動操作の能力が独立して変化する課題状況を設定した。先行研究では、自動化システムのエラー発生率が変化する状況では、自動化システムのパフォーマンスに対する警戒心が高まり、Misuse が抑制されることが示されている[4]。本研究における課題状況では、自動化システムと手動操作の両方のパフォーマンスに対する警戒心が高まり、参加者の一般的傾向として、Misuse bias でも Disuse bias でもない Good calibration が示され、そのような状況では、規範的に、自動化システムと手動操作の能力変化は同等に評価されると予測される。RQ1 に対する仮説 I は以下である。

仮説 I: Good calibration が行われる状況では、Unbiased resolution が行われる。

第二に、参加者全体を、Calibration 傾向の異なる 2 群(Misuse 傾向群と Disuse 傾向群)に分割して、各群における Resolution を比較する。Research question 2 は以下である。

RQ2: Misuse 傾向と Disuse 傾向のユーザは、それぞれどのような Resolution を示すか？

先行研究では、自動化システムを信頼する傾向と使用する傾向には関連があることが示されている[1]。Calibration の Disuse bias を持つユーザと比較して、Misuse bias を持つユーザは、自動化システムを信頼する傾向にある。そのため、自動化システムを使用する機会が多くなり、自動化システムのパフォーマンスにより注意を向け、Resolution の Automation bias が顕著になる可能性が考えられる。逆に、Calibration の Misuse bias を持つユーザと比較して、Disuse bias を持

つユーザは、手動操作を信頼する傾向にある。そのため、手動操作を行う機会が多くなり、手動操作のパフォーマンスにより注意を向け、Resolution の Manual bias が顕著になる可能性が考えられる。RQ2 に対する仮説 II は以下である。

仮説 II: Calibration の Disuse bias を持つユーザと比較して、Misuse bias を持つユーザは、Resolution の Automation bias が顕著である。逆に、Calibration の Misuse bias を持つユーザと比較して、Disuse bias を持つユーザは、Resolution の Manual bias が顕著である。

#### 4. 実験課題

我々は、2 種類の追従課題(線課題、道課題)を実験に用いた(図 3)。

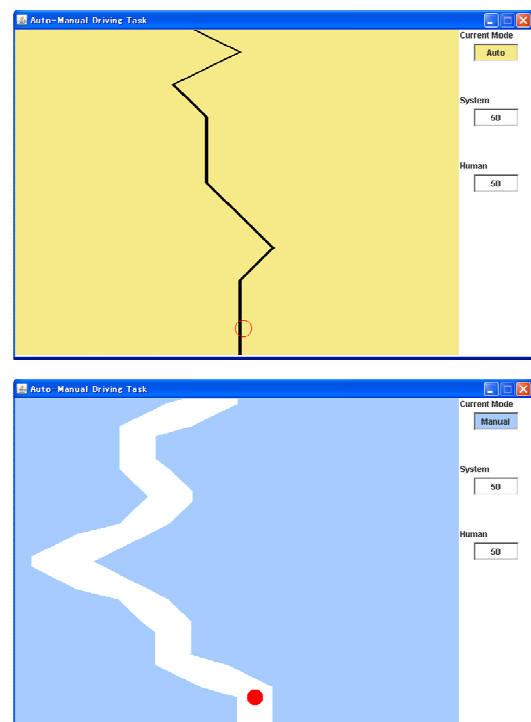


図 3 線課題(上)と道課題(下)

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。カーソルが線から外れた場合、得点が減点される。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、得点が減点される。この課題では、カーソルまたはドットの操作を自動化システムに任せ、Auto、自分で操作することを 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 の能力(Ca)と Manual の能力(Cm)の各要因に 30, 40, 50, 60, 70 の 5 水準を設けた。Ca と Cm の値は、50Hz のサンプリングレートにおいて、実験システムが、Auto または Manual の操作を受けつける割合を示している。従って、Ca または Cm 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、追従パフォーマンスは高くなる。逆に、Ca または Cm の値が小さいほど、Auto または Manual の指示通りにカーソル、ドットは動きにくく、追従パフォーマンスは低くなる。

## 5. 実験 1

線課題と道課題では、Ca と Cm はそれぞれ 5 水準(30, 40, 50, 60, 70)で変化する。先に述べたように、本研究で用いる分析において、Ca と Cm が同じ値のときに、Auto と Manual が同等のパフォーマンスを示すことが前提となる。しかし、実際の実験ではそれが保証されていない。そのため、実験 1 では、線と道の両方の課題で、Ca と Cm の 5 水準(30, 40, 50, 60, 70)の各値におけるパフォーマンスを測定する。Ca と Cm の各値におけるパフォーマンスを基に、Auto と Manual のパフォーマンスの関係式を算出する。実験 1 で算出された関係式を後の実験の分析に用いる。

### 5.1. 目的

各課題における Auto と Manual のパフォーマンスの関係式を算出する。

### 5.2. 方法

#### 5.2.1. 参加者

参加者は大学生 132 名である。内 65 名は線課題を行い、67 名は道課題を行った。

#### 5.2.2. 手順

Manual パフォーマンスの測定を行うため、参加者には、Manual だけを使用して課題を行わせた。各課題では、Cm の 5 水準(30, 40, 50, 60, 70)を各 4 試行ずつランダムな順で行い、合計 20 試行を行った。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 20 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、参加者には、操作の練習として、Cm が 100 の状態で課題を 1 試行行わせた。なお、課題遂行中、または課題の練習中に、Cm の値は表示せず、参加者は Cm の値を知ることはなかった。参加者には、できる限り高い得点を獲得することが求められ、課題終了時には、課題の得点を表示した。

一方、Manual パフォーマンスの測定とは別に、Auto だけを使用して各課題を行い、Auto パフォーマンスの測定を行った。各課題では、Ca の 5 水準(30, 40, 50, 60, 70)の各値を参加者数と同じ回数実施した(線課題 65 回、道課題 67 回)。

## 5.3. 結果

まず、各課題における Auto と Manual のパフォーマンスの関係を特定するため、Ca と Cm の各値で、パフォーマンスの平均値を算出した。次に、課題ごとに、Auto と Manual のそれぞれで、パフォーマンスの平均値に線形近似を行った。課題ごとに算出された Auto と Manual のパフォーマンスの線形近似式から、Auto と Manual のパフォーマンスの関係式を算出した。算出された関係式を以下に示す。

線課題

$$Cm = 1.177Ca - 2.626 \quad (1)$$

道課題

$$Cm = 1.086Ca + 1.897 \quad (2)$$

実験 2 では、Auto と Manual のパフォーマンス

スの関係を考慮した検討を行うため、実験1で算出された Auto と Manual のパフォーマンスの関係式(1), (2)を使用して Research question の検討を行う。

## 6. 実験2

### 6.1. 方法

#### 6.1.1. 参加者

大学生27名(4名はマシントラブルにより分析から除外)である。各課題は、参加者内で行われた。

#### 6.1.2. 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。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。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。各課題の遂行前には、参加者に、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 への信頼性評定のアンケートを実施した。アンケートでは、参加者に、自動化システムと手動操作の信頼性について7段階の評定を行わせた(1: 自動化システムの方が非常に信頼できた, 2: 自動化システムの方がわりと信頼できた, 3: 自動化システムの方がやや信頼できた, 4: どちらでもない, 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)。

### 6.2. 結果

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、Ca(5水準)×Cm(5水準)の合計25組の各組み合わせで、実験参加者の Auto 使用率の平均値を求める。次に、それら25組で測定された Auto 使用率の平均値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。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

$$\text{Auto 使用率} = 100 * 1 / (1 + e^{-(0.505 + 0.042 Ca - 0.046 Cm)}) \quad (3)$$

道課題

$$\text{Auto 使用率} = 100 * 1 / (1 + e^{-(1.317 + 0.022 Ca - 0.044 Cm)}) \quad (4)$$

図4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、Hosmer-Lemeshow 検定を行った結果、線課題( $p=.89$ )と道課題( $p=.97$ )における予測平面は有効であることが確認された。

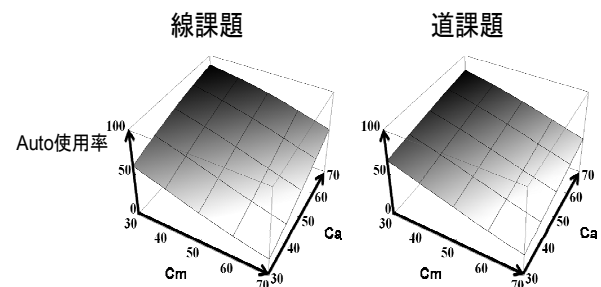


図4 各課題における予測平面 x軸はCmの値, y軸はCaの値, z軸はAuto使用率を示す。

#### 6.2.1. Calibration と Resolution の評価

Calibration の評価として、本研究では、ロジスティック曲面の中心である Ca と Cm が共に 50 の箇所を曲面全体の上下位置を示す代表値として扱い、この代表値における Auto 使用率が 50%を上回るか、下回るかを評価する。Ca と Cm が共に 50 の箇所でも Auto 使用率が 50%前後である場合、ロジスティック曲面全体が上方にも、下方にも位置していないことから、Misuse 傾向でも Disuse

傾向でもない Good calibration であることを意味する。一方, Ca と Cm が共に 50 の箇所で Auto 使用率が 50%を上回る場合, ロジスティック曲面全体が上方に位置していることから, Misuse bias であることを意味する, 50%を下回る場合, ロジスティック曲面全体が下方に位置していることから, Disuse bias であることを意味する。

また, Resolution の評価として, 本研究では, ロジスティック近似式から算出される Ca と Cm のオッズ比を使用する。Ca のオッズ比は, Ca の増加に伴う Auto 使用率の変化率を示す。一方, Cm のオッズ比は, Cm の増加に伴う Auto 使用率の変化率を示す。Resolution の評価を行うために, Ca と Cm のそれぞれのオッズ比を比較して, Ca と Cm のどちらの変化により依存して Auto 使用率が変化しているかを評価する。具体的には, Ca のオッズ比×Cm のオッズ比の値を算出し, その値が 1 を上回るか, 下回るかを評価する。Ca のオッズ比×Cm のオッズ比が 1 に落ち着いた場合, Ca と Cm の両方の変化に同等に依存して Auto 使用率が変化していることを示し, Unbiased resolution であることを意味する。Ca のオッズ比×Cm のオッズ比が 1 を上回った場合は, Cm よりも Ca の変化に依存して Auto 使用率が変化していることを示し, Automation bias であることを意味する。逆に, 1 を下回った場合は, Ca よりも Cm の変化に依存して Auto 使用率が変化していることを示し, Manual bias であることを意味する。

#### 4.2.2. RQ1, 2 の検討

表 1 の上 2 行は, 各課題のロジスティック近似式から算出された Ca と Cm の値が共に 50 の箇所で Auto 使用率と Ca と Cm のオッズ比の値を示す。表 1 における Auto 使用率, Ca と Cm のオッズ比は, ロジスティック近似式(3), (4)から算出された。しかし, ロジスティック近似式(3), (4)では, Auto と Manual のパフォーマンスの関係が考慮されていない。そのため, 我々は, ロジスティック近似式を, 実験 1 で求めた Auto と Manual のパフォーマンスの関係式(1), (2)に基づいて補正を行い, 補正ロジスティック近似式を算出した。具体的な算出方法は参考資料に示す。表 1 における Auto 使用率\*, Cm\*オッズ比は, 補正ロジスティック近似式から算出された。本研究では, Auto 使用率\*に基づいて Calibration の評価を行い, Ca のオッズ比×Cm\*オッズ比に基づいて Resolution の評価を行う。

第一に, RQ1 に関する検討を行う。Calibration に関して, 両課題で, Auto 使用率\*は 50%前後に落ち着いた。この結果から, 両課題で, 参加者の一般的傾向として, Misuse bias でも Disuse bias でもない Good calibration が確認された。次に, Resolution に関して, 両課題で, Ca のオッズ比×Cm\*のオッズ比の値は 1 を下回った。このことから, 両課題で, 参加者は, Resolution の Manual bias を示し, Ca よりも Cm の変化に依存して, 自動化システム使用, 未使用の選択を行ったことが明らかとなった。この結果から, 仮説 I は棄却

表 1 各課題における Auto 使用率と Ca と Cm のオッズ比

	Auto 使用率	Auto 使用率*	Ca オッズ比	Cm オッズ比	Ca オッズ比 × Cm オッズ比	Cm* オッズ比	Ca オッズ比 × Cm* オッズ比	
線	57.245	50.055	1.522	0.629	0.958	0.579	0.882	
道	54.603	47.652	1.248	0.638	0.797	0.614	0.767	
線	Misuse	71.054	66.482	1.600	0.711	1.138	0.669	1.071
	Disuse	42.192	33.070	1.578	0.535	0.845	0.479	0.757
道	Misuse	71.490	65.156	1.372	0.623	0.856	0.598	0.821
	Disuse	38.319	31.499	1.189	0.616	0.732	0.590	0.702

された。参加者は、線課題では、Ca よりも 1.13(= 1/0.882)倍 Cm の変化に依存し、道課題では、Ca よりも 1.30(= 1/0.767)倍 Cm の変化に依存していた。

第二に、RQ2 に関する検討を行う。Calibration と Resolution との相互の関連について検討を行うため、各課題における Auto 使用率の中央値を基準に、参加者全体を Calibration 傾向の異なる Misuse 傾向群(中央値よりも Auto 使用率が高い群)と Disuse 傾向群(中央値よりも Auto 使用率が低い群)に分割し、両群の Resolution の比較を行う。

Misuse 傾向群と Disuse 傾向群の各群で、Ca(5 水準)×Cm(5 水準)の合計 25 条件において、参加者の Auto 使用率の平均値を実測した。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。Hosmer-Lemeshow 検定を行った結果、線課題の Misuse 傾向群( $p=.94$ )と Disuse 傾向群( $p=.78$ )、道課題の Misuse 傾向群( $p=.95$ )と Disuse 傾向群( $p=.93$ )における予測平面は有効であることが確認された。

表 1 の下 4 行は、各群の近似式から算出された Ca と Cm の値が共に 50 の箇所での Auto 使用率と Ca と Cm のオッズ比の値を示す。また、Auto 使用率\*、Cm\*オッズ比は、実験 1 で求めた Auto と Manual の課題パフォーマンスの関係式を各群のロジスティック近似式に反映した補正ロジスティック近似式から算出した。

Resolution に関して、各課題で、Misuse 傾向群と Disuse 傾向群の Ca のオッズ比×Cm\*のオッズ比の値を比較した結果、両課題で、Misuse 傾向群よりも Disuse 傾向群で値は小さいことが示された。この結果から、Misuse 傾向群よりも Disuse 傾向群で、Resolution の Manual bias が顕著であり、Disuse 傾向群よりも Misuse 傾向群で、Resolution の Automation bias が顕著であることが示された。このことから、仮説 II は支持された。

最後に、各課題後に実施した信頼性評定の結果

を示す。信頼性評定に関して、2(課題：線/道)×2(群：Misuse 傾向/Disuse 傾向)の分散分析を行った結果、課題要因の主効果はみられず( $F(1, 10)=3.84, p=.29$ )、群要因の主効果がみられた( $F(1, 10)=16.57, p<.001$ )。なお、交互作用はみられなかった( $F(1, 10)=0.20, p=.64$ )。図 5 は、各課題における Misuse 傾向群と Disuse 傾向群の信頼性のアンケートの結果を示す。群要因の主効果から、Disuse 傾向群よりも、Misuse 傾向群の方が、Auto を信頼していたことが明らかとなった。

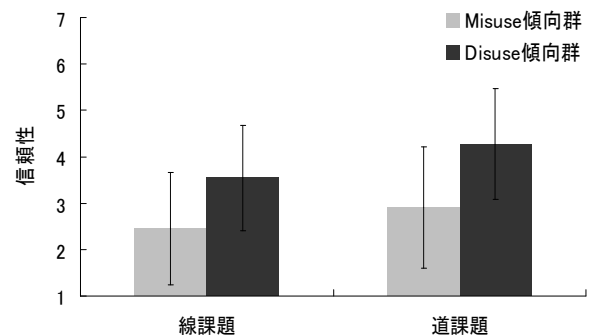


図 5 各課題におけるアンケートの結果

#### 4.3. 考察

まず、RQ2 に関して、仮説 II の通り、Misuse 傾向群よりも Disuse 傾向群で、Resolution の Manual bias が顕著であり、Disuse 傾向群よりも Misuse 傾向群で、Resolution の Automation bias が顕著であった。このことから、Calibration と Resolution には相互に関連があることが示された。

一方、RQ1 に関して、Calibration については、予想通り、参加者の一般的傾向として Good calibration が確認された。しかし、Resolution については、仮説 I に反し、Unbiased resolution は行われず、Resolution の Manual bias が示された。

また、信頼性評定のアンケートに関して、Disuse 傾向群よりも Misuse 傾向群の方が、Auto を信頼していたことが明らかとなり、これまでの先行研究[6]と同様に、客観的指標の Calibration と主観的指標の信頼性との関連がみられた。

## 7. 総合考察

RQ1 に関して、実験の結果、**Calibration** に関しては、予想通り、参加者の一般的傾向として **Good calibration** が示された。しかし、**Resolution** に関しては、仮説に反し、**Unbiased resolution** は示されず、**Manual bias** が示された。

まず、**Calibration** に関して、本研究では、自動化システムと手動操作の能力が変化する状況を設定した。先行研究[4]と同様に、今回の実験参加者は、自動化システムと手動操作の能力が変化することによって、それぞれのパフォーマンスに対する警戒心を上昇させた。その結果、参加者は、**Misuse** や **Disuse** に陥らずに自動化システム使用、未使用の選択を行うことが可能であったと考えられる。

次に、**Resolution** に関して、実験の結果、参加者は、自動化システムよりも手動操作のパフォーマンスの変化に依存した使用、未使用の選択を行った。このような結果は、人間の認知容量と状況認識の観点から解釈することができる。人間の認知容量には制限がある。また、状況認識に関する先行研究では、自動化システムのパフォーマンスモニタリング(**Passive automation monitoring**)よりも手動操作のパフォーマンスモニタリング(**Active human monitoring**)で、状況認識は高いことが明らかにされている[7]。今回の実験で、参加者は、認知容量の制限により、自動化システムと手動操作の両方のパフォーマンスを同等に考慮することができず、一方に偏った考慮を行い、自動化システム使用、未使用の選択を行った。その際、参加者は、自動化システムよりも高い状況認識を示す手動操作のパフォーマンスに偏った考慮を行い、**Misuse** や **Disuse** に陥らずに自動化システム使用、未使用の選択を行った可能性が考えられる。

RQ2 に関して、実験の結果、仮説通り、**Calibration** の **Disuse bias** を持つユーザと比較して、**Misuse bias** を持つユーザは、**Resolution** の **Automation bias** が顕著であり、**Calibration** の **Misuse bias** を持つユーザと比較して、**Disuse**

**bias** を持つユーザは、**Resolution** の **Manual bias** が顕著であることが明らかとなった。

このような結果が得られた理由として、2つの可能性が考えられる。一つ目は、自動化システムへの信頼性に関連する可能性である。自動化システムへの信頼性に関する先行研究では、自動化システムの信頼傾向と使用傾向には関連があることが示されている[1]。また、状況認識に関する先行研究では、注意を向けた要素に関する状況認識は上昇し、一方、注意が向かない要素に関する状況認識は低下することが示されている[8]。

可能性として、**Calibration** の **Misuse bias** を持つ参加者は、**Disuse bias** を持つ参加者よりも、自動化システムを信頼する傾向にあった。そのため、自動化システム使用傾向にあり、自動化システムへのパフォーマンスに注意を向ける機会が増加して、自動化システムのパフォーマンスの変化に偏った考慮を行い、自動化システム使用、未使用の選択を行ったと考えられる。逆に、**Calibration** で **Disuse bias** を持つ参加者は、**Misuse bias** を持つ参加者よりも、手動操作を信頼する傾向にあった。そのため、手動操作を使用する傾向にあり、手動操作のパフォーマンスに注意を向ける機会が増加して、手動操作のパフォーマンスの変化により偏った考慮を行い、自動化システム使用、未使用の選択を行ったと考えられる。

二つ目の可能性は、**Resolution** を行う能力の個人差に関連する可能性である。先行研究では、自動化システムのパフォーマンスの変化に対して、自動化システムへの信用を適切に変化させる能力には個人差があることが示されている[9]。可能性として、**Calibration** で **Disuse bias** を持つ参加者は、**Misuse bias** を持つ参加者よりも、自動化システムのパフォーマンスの変化に対して、信用を適切に変化させる能力に劣っていたと考えられる。**Disuse bias** を持つ参加者は、その能力を補完するために、手動操作のパフォーマンスの変化により依存して、自動化システム使用、未使用の選択を行ったと考えられる。



## 参考文献

- [1] Lee, J. D., & Moray, N., (1992) "Trust, control strategies and allocation of function in human-machine systems", *Ergonomics*, Vol. 35, No. 10, p. 1243-1270.
- [2] Parasuraman, R., & Riley, V., (1997) "Humans and automation: use, misuse, disuse, abuse", *Human Factors*, Vol. 39, No. 2, pp. 230-253.
- [3] Lee, J. D., & See, K. A., (2004) "Trust in automation: Designing for appropriate reliance", *Human Factors*, Vol. 46, No. 1, pp. 50-80.
- [4] Parasuraman, R., Molloy, R., & Singh, I. L., (1993) "Performance Consequences of Automation-Induced Complacency", *The International Journal of Aviation Psychology*, Vol. 3, No. 1, pp. 1-23.
- [5] Dzindolet, M. T., Pierce, L. G., Beck, H. P., & Dawe, L. A., (2002) "The Perceived Utility of Human and Automated Aids in a Visual Detection Task", *Human Factors*, Vol. 44, No. 1, pp. 79-94.
- [6] Lee, J. D., & Moray, N., (1994) "Trust, self-confidence, and operators' adaptation to automation", *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 40, No. 1, pp. 153-184.
- [7] Metzger, U., & Parasuraman, R., (2001) "The role of the air traffic controller in future air traffic management: an empirical study of active control versus passive monitoring", *Human Factors*, Vol. 43, No. 4, pp. 519-528.
- [8] Endsley, M. R., (1995) "Toward a theory of situation awareness in dynamic systems", *Human Factors*, Vol. 37, No. 1, pp. 32-64.
- [9] Madhavan, P., & Phillips, R. R., (2010) "Effects of computer self-efficacy and system reliability on user interaction with decision

support systems", *Computers in Human Behavior*, Vol. 26, No. 2, pp. 199-204.

## 参考資料

補正ロジスティック近似式の算出

- 1) 実験 1 で Auto と Manual のパフォーマンスの線形近似式を算出.
- 2) 各課題で算出された Auto と Manual のパフォーマンスの線形近似式から, Auto と Manual のパフォーマンスの関係式を算出.

$$C_m = ACa + B$$

- 3) 実験 2 でロジスティック近似式を算出.

Auto 使用率 =

$$100 * 1 / (1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 Ca + \beta_2 C_m)})$$

- 4) Auto と Manual のパフォーマンスの関係式を, ロジスティック近似の補正式に変換する. 具体的には, 実験 1 で算出された関係式の Ca を  $C_m^*$  に置き換える.

$$C_m = AC_m^* + B$$

- 5) ロジスティック近似式に補正式を代入. これにより, Ca と  $C_m^*$  の値が同じときに, Ca における Auto のパフォーマンスと  $AC_m^* + B$  における Manual のパフォーマンスは同等となる.

Auto 使用率 =

$$100 * 1 / (1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 Ca + \beta_2 (AC_m^* + B))})$$