

エネルギー科学研究科
エネルギー社会・環境科学専攻修士論文

題目： 意識的な休息に着目した
知的生産性変動モデルの提案と評価

指導教員： 下田 宏 准教授

氏名： 河野 翔

提出年月日： 平成24年2月9日(木)

論文要旨

題目：意識的な休息に着目した知的生産性変動モデルの提案と評価

エネルギー情報学分野, 河野 翔

要旨：

3.11 - 東日本大震災以降、電力需給の逼迫に伴う慢性的な電力不足により、企業はエネルギー消費量削減を早急の課題とし、オフィスにおける省エネルギー活動を積極的に進めている。しかし、エネルギー消費量削減のみに着目したオフィスにおける省エネルギー活動は、執務環境を悪化させ、執務者の知的生産性を低下させる恐れがある。

既往研究においては、知的生産性を考慮した室内環境の改善を目的とし、実際のオフィス環境あるいはそれを模した実験環境下で被験者に一定時間知的作業を行ってもらい、その単位時間当りの作業量や正答率を調べ、室内環境の改善による知的生産性向上の定量評価に成功している。しかし、知的生産性がどのような仕組みで変動するか、という具体的なメカニズムは未だ明らかではなく、オフィス環境の評価・改善のためにはその都度、上記のような被験者実験による検証を行う必要がある。このような背景から、当研究室では人間を情報処理システムとして捉え、知的作業が行われる際の情報処理プロセスを考慮した知的生産性変動モデルを作成してきたが、これまでに作成したモデルではモデルに基づいた計算機シミュレーションによる実験結果の再現が十分でなく、また知的生産性変動のメカニズムも十分に説明できていなかった。

本研究ではこれまでの被験者実験の結果を心理・生理学的な観点から精査し、これまでの知的生産性変動モデルの問題点を解決する新たな知的生産性変動モデル、「長期休息重視モデル」を提案する。そして過去の実験結果をこれまでのモデルおよび長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションにより再現し、実験結果の再現度やモデルパラメータの条件間における変化を比較することで、長期休息重視モデルが実験結果を十分に再現し、かつ知的生産性変動のメカニズムを説明できるモデルであることを確認することを研究の目的とする。

長期休息重視モデルは、知的作業のタスクをステップ分解することにより1問の最短解答時間を説明し、脳の疲労によって起こる短い意識の中断、Blockingによる解答時間の小さな変動を対数正規分布により近似する。そして作業・長期休息の2状態と精神疲労値 MF を仮定し、執務者は知的作業中、 MF の増減により状態遷移確率が増減し、確率的に2状態を遷移しながら作業を続けるものとする。過去の知的生産性変動モデルおよび長期休息重視モデルの各モデルに基づいた計算機シミュレーションによ

り実験データを再現した結果、長期休息重視モデルが過去のモデルに比べ、実験データをより忠実に再現できることが分かった。この長期休息重視モデルによると、執務者のモチベーションの上昇に伴う知的生産性の向上は、Blocking の時間占有率の低下が主要因であることが分かった。また、机上面照度の上昇に対しては、2種類の非作業時間のうち一方が机上面照度の上昇に対し減少する場合には、他方が増加し、結果として知的生産性が不変であることが分かった。

今後は、心拍や脳波などの生理指標計測により、Blocking や長期休息といった非作業状態の仮定の妥当性を検証する必要がある。さらに、覚醒度の概日周期（サーカディアン・リズム）や疲労の長期における蓄積が影響すると考えられる数日、数週間以上の長期間での知的生産性変動を考えた新たな知的生産性変動モデルも作成する必要がある。

目次

第 1 章 序論	1
第 2 章 研究の背景と目的	3
2.1 研究の背景	3
2.1.1 知的生産性研究の必要性	3
2.1.2 知的生産性変動モデルと課題	6
2.2 研究の目的	7
2.3 研究の意義	7
2.4 関連研究	7
第 3 章 知的生産性変動モデルの提案	10
3.1 モデル作成の基本方針	10
3.1.1 モデルの対象とする範囲	10
3.1.2 知的生産性低下の原因	16
3.1.3 情報処理としての知的作業	20
3.1.4 モデルの定式化	20
3.2 知的生産性変動モデルの課題	21
3.2.1 作業-非作業状態間遷移モデルの問題点	21
3.2.2 Blocking と長期休息	24
3.2.3 対数正規分布モデルの問題点	24
3.2.4 新モデルの要求仕様	26
3.3 長期休息重視モデルの提案	30
3.3.1 モデルの枠組み	30
3.3.2 長期休息重視モデルの利点	31
3.3.3 タスクのステップ分解	32
3.3.4 長期休息重視モデルで用いるパラメータ	35
3.3.5 計算機シミュレーションのためのアルゴリズム	40

第 4 章 実験データの再現性の観点からの 知的生産性変動モデルの比較	45
4.1 実験データの再現方法	45
4.1.1 実験データの特徴量	45
4.1.2 定量的な再現度指標	48
4.2 各モデルの比較方法	50
4.2.1 用いる実験データ	50
4.2.2 モデルを比較する項目	60
4.3 計算機シミュレーションによる実験データの再現	62
4.3.1 作業-非作業状態間遷移モデル	63
4.3.2 対数正規分布モデル	68
4.3.3 長期休息重視モデル	69
4.3.4 実験データ再現度の比較	75
4.4 モデルパラメータに関する考察	78
4.4.1 モチベーションの上昇に対するモデルパラメータの変化	79
4.4.2 机上面照度の上昇に対するモデルパラメータの変化	87
4.4.3 モデルパラメータの変化による知的生産性変化の説明のまとめ	92
4.5 再現結果のまとめと今後の課題	93
 第 5 章 結論	 97
 謝 辞	 99
 参 考 文 献	 100
 付録 A 近藤の実験の詳細	 104
 付録 B 被験者の内的要因に着目した被験者実験の詳細	 107
B.1 実験の目的	107
B.2 実験方法	107
B.2.1 実験概要	107
B.2.2 実施タスク	107
B.2.3 報酬条件と難易度条件	109
B.2.4 実験環境	111

B.2.5	計測項目	111
B.2.6	実験手順	113
B.2.7	被験者	115
B.3	実験結果と考察	115
B.3.1	モチベーション	117
B.3.2	心的負担	119
B.3.3	タスク成績	119
B.3.4	解答時間のばらつき	123
B.3.5	疲労感	123
B.3.6	実験結果の再現性	125
B.3.7	実験結果のまとめ	126
付録 C	机上面照度とモチベーションに着目した被験者実験の詳細	129
C.1	実験の目的	129
C.2	実験方法	129
C.2.1	実験概要	129
C.2.2	実験タスク	130
C.2.3	実験条件	134
C.2.4	実験環境	135
C.2.5	計測項目	135
C.2.6	実験手順	140
C.2.7	被験者	141
C.3	実験結果と考察	145
C.3.1	モチベーションと作業量	145
C.3.2	心的負担	145
C.3.3	タスク成績	150
C.3.4	主観的疲労	151
C.3.5	生理的脳疲労	155
C.3.6	性格	155
C.3.7	被験者の身体動作	156
C.3.8	実験結果のまとめ	159

付録 D 暗算加算タスク、伝票分類タスクの ステップ分解結果	161
付録 E 各知的生産性変動モデルパラメータの変化の詳細	172

目 次

2.1	Donkin らによる線形弾道アキュムレータモデル (LBA) ^[16]	8
2.2	Ratcliff による拡散モデル ^[17]	9
3.1	Woods らによる拡張モデル ^[23]	11
3.2	知的生産性変動モデルの対象とする影響要因	13
3.3	近藤の実験の日程 ^[12]	16
3.4	近藤の実験のタイムスケジュール ^[12]	17
3.5	伝票チェック画面例	18
3.6	伝票チェックに用いる紙伝票例	18
3.7	近藤の実験の分析結果 (被験者ア)	19
3.8	近藤の実験の分析結果 (被験者イ)	19
3.9	Card らの人間情報処理モデル ^[26]	21
3.10	作業-非作業状態間遷移モデル ^[1,2] の概念図	22
3.11	作業-非作業状態間遷移モデルによる実験結果再現例	23
3.12	2種類の解答時間増加	24
3.13	長期休息、作業状態、Blocking 間の状態遷移の概念図	25
3.14	解答時間ヒストグラムの例	25
3.15	対数正規分布モデルにおける各パラメータ	26
3.16	HEP の確率分布	27
3.17	2状態マルコフモデルの確率分布と対数正規分布	27
3.18	ヒストグラム再現の例	28
3.19	知的生産性の経時変化の例	29
3.20	長期休息重視モデルの概念図	30
3.21	ステップ分解で想定する情報処理の基本的な流れ	35
3.22	一位加算タスクの概要	36
3.23	並列処理の例	37
3.24	正規分布 $N(0.5, 0.01)$ の確率密度関数	37
3.25	式 (3.5) を用いた作業状態から長期休息への状態遷移判定の例	39

3.26	式 (3.5) を用いた長期休息から作業状態への状態遷移の例	40
3.27	長期休息重視モデルに基づいたシミュレーションのフローチャート . . .	41
3.28	長期休息重視モデルに基づいたシミュレーションの例	43
4.1	時系列ヒストグラムの例	46
4.2	時間占有度ヒストグラムの例	47
4.3	単純な 2 つの時系列ヒストグラム	49
4.4	実験時のタイムスケジュール	52
4.5	暗算加算タスク	53
4.6	実験時のタイムスケジュール	55
4.7	一位加算タスクの概要	55
4.8	伝票分類タスクで用いる紙伝票	56
4.9	iPad 上の伝票分類表	56
4.10	照度条件のカウンターバランス	58
4.11	タスクの順序	58
4.12	実験データ統合の例 (実験 B, 被験者 1 番の一位加算タスク)	61
4.13	式 (4.7) の一例	64
4.14	作業-非作業状態間モデルに基づいたシミュレーションのフローチャート	65
4.15	多段階 GA の概要	70
4.16	式 (4.13) の一例	72
4.17	$p(MF)_{(長期休息)}(a = 5, MF_{th} = 0.4)$	74
4.18	時系列ヒストグラムの再現の例 (被験者 1 番・伝票分類タスク・LM2 デー タ統合)	79
4.19	時間占有度ヒストグラムの再現の例 (被験者 1 番・伝票分類タスク・LM2 データ統合)	79
4.20	シミュレーション 1 試行毎の時系列ヒストグラム例 (被験者 1 番・伝票 分類タスク・LM2 データ統合)	80
A.1	実験の実施日程	105
A.2	実験の 1 日の流れ	105
B.1	実験概要	108
B.2	暗算加算タスクの作業画面イメージ	109
B.3	実験室の俯瞰図	112

B.4	実験室の風景	113
B.5	実験手順	116
B.6	作業経過時間と問題解答時間（被験者 H、難易度難）	124
B.7	作業経過時間と問題解答時間（被験者 K、難易度難）	125
B.8	作業経過時間と問題解答時間（被験者 E、難易度難）	126
B.9	フリッカー値（全被験者平均）	127
B.10	自覚症しらべ（ねむけ感）の得点（全被験者平均）	128
B.11	自覚症しらべ（ぼやけ感）の得点（全被験者平均）	128
C.1	実験条件と測定データの関係	130
C.2	一位加算タスクの PC 画面イメージ	132
C.3	伝票分類タスクに用いた伝票	132
C.4	伝票分類タスクの iPad 画面イメージ	133
C.5	実験室の俯瞰図	136
C.6	実験中の様子	137
C.7	Wii リモコンの様子	140
C.8	実験手順	142
C.9	実験条件の実施順序	142
C.10	タスクの実施順序	143
C.11	伝票分類タスクのモチベーションの申告値（全被験者平均）	146
C.12	一位加算タスクのモチベーションの申告値（全被験者平均）	146
C.13	伝票分類タスクの作業量の申告値（全被験者平均）	147
C.14	一位加算タスクの作業量の申告値（全被験者平均）	147
C.15	伝票分類タスクの NASA-TLX 得点（全被験者平均）	150
C.16	一位加算タスクの NASA-TLX 得点（全被験者平均）	150
C.17	伝票分類タスク成績（全被験者平均）	151
C.18	一位加算タスク成績（全被験者平均）	154
C.19	自覚症しらべ（ねむけ感）（全被験者平均）	154
C.20	自覚症しらべ（ぼやけ感）（全被験者平均）	155
C.21	フリッカー値（全被験者平均）	156
C.22	攻撃性と成績向上率の分布	158
C.23	一位加算タスク中の椅子の運動量の測定結果	160

D.1	暗算加算タスク (3桁) における並列処理 (ステップ 22 から 34)	164
D.2	暗算加算タスク (4桁) における並列処理 (ステップ 25 から 35)	170
D.3	伝票分類タスクにおける並列処理 (ステップ 1 から 6)	171
D.4	伝票分類タスクにおける並列処理 (ステップ 18 から 29)	171

表目次

2.1	SAP における評価項目 ^[10]	5
3.1	知的生産性に影響する環境因子 ^[21]	11
3.2	人間のパフォーマンスに及ぼす要因 (PSF) ^[24]	12
3.3	知的生産性変動モデルと Woods らによる拡張モデルの対応	13
3.4	建築空間と知的活動の階層モデル ^[25]	15
3.5	近藤の実験の概要 ^[12]	16
3.6	近藤の実験の環境条件 ^[12]	17
3.7	西田 ^[29] によるステップ分解の例	32
3.8	ステップの種類とその所要時間	34
3.9	ステップ分解による一位加算タスクの最短解答時間の導出	36
3.10	長期休息重視モデルのモデルパラメータ例	40
3.11	長期休息重視モデルにおける用語の解説	42
4.1	内的要因に着目した被験者実験の概要	51
4.2	実験中の環境条件	51
4.3	2 種類の教示	52
4.4	タスクの難易度 2 種類	53
4.5	計測項目	53
4.6	机上照度とモチベーションに着目した被験者実験の概要	54
4.7	実験中の環境条件	55
4.8	伝票分類条件	56
4.9	計測項目	57
4.10	実験 A、B の実験データ数	59
4.11	実験 A、B における 1 データ毎の条件の違い	60
4.12	除外した実験データ	61
4.13	知的生産性最大データの最短解答時間	63
4.14	作業-非作業状態間遷移モデルにおける用語の解説	66

4.15	作業-非作業状態間遷移モデルパラメータ導出のための GA の詳細	68
4.16	対数正規分布モデルパラメータ導出のための GA の詳細	69
4.17	最短解答時間比較	71
4.18	長期休息重視モデルパラメータ導出のための GA の詳細	75
4.19	解答時間が T_{step} 以下となる割合	76
4.20	特徴量誤差を求めることができるデータ数	76
4.21	実験データ再現の結果 (e_n の平均値)	77
4.22	実験データ再現の結果 (e_s の平均値)	77
4.23	実験データ再現の結果 (e_o の平均値)	77
4.24	実験データ再現の結果 (e_d の平均値)	78
4.25	モデルパラメータを比較するデータ対の数	80
4.26	有意差が生じたモデルパラメータ (一位加算タスク:LM HM)	81
4.27	有意差が生じたモデルパラメータ (伝票分類タスク:LM HM)	82
4.28	有意差が生じたモデルパラメータ (暗算加算タスク 3 桁:LM HM)	83
4.29	有意差が生じたモデルパラメータ (暗算加算タスク 4 桁:LM HM)	84
4.30	モチベーションの上昇に対する Blocking 占有率の変化	86
4.31	モチベーションの上昇に対する長期休息占有率の変化	86
4.32	有意差が生じたモデルパラメータ (一位加算 HM 条件: 750lx 2500lx)	87
4.33	有意差が生じたモデルパラメータ (伝票分類 LM 条件: 750lx 2500lx)	88
4.34	有意差が生じたモデルパラメータ (伝票分類 HM 条件: 750lx 2500lx)	89
4.35	机上面照度の上昇に対する Blocking 占有率の変化	90
4.36	机上面照度の上昇に対する長期休息占有率の変化	90
4.37	机上面照度の上昇に対する対数正規分布モデルパラメータの変化 (伝票 分類 HM 条件)	91
4.38	各モデルのパラメータの変化による知的生産性変化の説明 (モチベーショ ン: LM HM)	95
4.39	各モデルのパラメータの変化による知的生産性変化の説明 (机上面照度: 750 lx 2500 lx)	96
A.1	タイムプレッシャー評価実験における室内環境条件	104
A.2	タイムプレッシャー評価実験のパフォーマンス結果	106
B.1	モチベーションを制御するための報酬条件	110

B.2	実験室の環境	111
B.3	自覚症しらべの質問項目	114
B.4	被験者の属性	117
B.5	条件によるモチベーションの申告値の変化(全被験者平均)	118
B.6	モチベーションの申告値(各被験者詳細)	118
B.7	条件による NASA-TLX 得点の変化(全被験者平均)	120
B.8	NASA-TLX 得点(各被験者詳細)	120
B.9	各条件とタスク成績(各被験者詳細)	121
B.10	モチベーションによるタスク成績の向上率(全被験者平均)	122
B.11	モチベーションとタスク成績(各被験者詳細)	122
C.1	伝票分類条件	133
C.2	実験条件	134
C.3	モチベーションを制御するための報酬条件	135
C.4	実験中の環境条件	135
C.5	実験中の計測項目	138
C.6	自覚症しらべの質問項目	139
C.7	被験者属性	144
C.8	伝票分類タスク時のモチベーションの申告値(各被験者の詳細)	148
C.9	一位加算タスク時のモチベーションの申告値(各被験者の詳細)	149
C.10	伝票分類タスク成績(各被験者詳細)	152
C.11	一位加算タスク成績(各被験者詳細)	153
C.12	新性格検査の結果(各被験者詳細)	157
C.13	新性格検査の内部尺度とタスク成績向上率の相関係数	159
D.1	ステップ分解による暗算加算タスク(3桁)の最短解答時間導出	162
D.2	ステップ分解による暗算加算タスク(4桁)の最短解答時間導出	165
D.3	ステップ分解による伝票分類タスクの最短解答時間導出	168
D.4	最短解答時間比較	169
E.1	モデルパラメータの変化(一位加算タスク:LM HM)	173
E.2	モデルパラメータの変化(伝票分類タスク:LM HM)	174
E.3	モデルパラメータの変化(暗算加算タスク3桁:LM HM)	175
E.4	モデルパラメータの変化(暗算加算タスク4桁:LM HM)	176

E.5	モデルパラメータの変化（一位加算 HM 条件:750lx 2500lx）	177
E.6	モデルパラメータの変化（伝票分類 LM 条件:750lx 2500lx）	178
E.7	モデルパラメータの変化（伝票分類 HM 条件:750lx 2500lx）	179

第 1 章 序論

3.11 - 東日本大震災以降、東京電力福島第一原子力発電所の事故に始まった慢性的な電力不足により、企業はエネルギー消費量削減を早急の課題とし、オフィスにおける省エネルギー活動も積極的に進めている。しかし、エネルギー消費量削減のみに着目したオフィスにおける省エネルギー活動は、執務環境を悪化させ、執務者の知的生産性を低下させる恐れがある。今やオフィスにおけるほとんどの作業が書類作成や情報管理といった知的作業であり、知的生産性の低下による経済的損失は大きい。よってオフィス環境を変更する際には執務者の知的生産性を考慮する必要があり、そのためにはオフィス環境下での執務者の知的生産性を定量的に評価する指標を確立し、さらに、環境の変化が知的生産性にどのように影響するのかを明確にする必要がある。

既往研究においては、知的生産性と室内環境との関係を調べるために実際のオフィス環境あるいはそれを模した実験環境下で被験者に一定時間知的作業を行ってもらい、その単位時間当りの作業量や正答率を調べている。そして室温や換気量など、室内環境を定量的に表す指標と、その環境下における単位時間当りの作業量や正答率との相関を調べることにより、室内環境の改善による知的生産性向上の定量評価に成功している。しかし、知的生産性がどのような仕組みで変動するか、という具体的なメカニズムは未だ明らかではなく、オフィス環境の評価・改善のためにはその都度、上記のような被験者実験による検証を行う必要がある。このような背景から、本研究では人間を情報処理システムとして捉え、知的作業が行われる際の情報処理プロセスを考慮した知的生産性変動モデルを作成してきた^[1-3]。そして作成したモデルに基づいた計算機シミュレーションにより知的生産性の変動を表現し、被験者実験の結果を再現し、その際のモデルパラメータの条件間比較により、知的生産性変動のメカニズムの定量的な説明を目指してきた。しかし、これまでに作成したモデルでは実験結果が十分に再現できず、また知的生産性変動のメカニズムも十分に説明できていない。本研究ではこれまでの被験者実験の結果を心理・生理学的な観点から精査し、これまでの知的生産性変動モデルの問題点を解決する新たな知的生産性変動モデル、長期休息重視モデルを提案する。そして過去の実験結果をこれまでのモデルおよび長期休息重視モデルにより再現し、長期休息重視モデルが実験結果を十分に再現し、かつ知的生産性変動のメカニズムを説明できるモデルであることを確認することを研究の目的とする。知

的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションにより様々な条件下での実験結果の再現が可能になれば、被験者実験を行うことなく知的生産性変化を予測することが可能になり、短時間・低コストでオフィス環境等の定量評価・改善が可能になる。

以下、2章で本研究の背景と目的、3章で知的生産性変動モデル作成の基本方針および本研究で提案する長期休息重視モデルについて、4章で被験者実験のデータ再現による知的生産性変動モデルの比較について、5章で結論を述べる。

第 2 章 研究の背景と目的

本章では、まず本研究の背景として知的生産性研究の必要性と既往研究について述べ、次に本研究の目的とモデル作成の意義を述べる。

2.1 研究の背景

2.1.1 知的生産性研究の必要性

近年、企業はオフィスの室内環境を見直すことにより、地球環境への配慮とオフィスにおける経費削減の両立を試みている。具体的には、クールビズの実施や照明の減灯等が挙げられる。しかし、これらの方法はエネルギー消費量削減に重点を置くため、執務環境の悪化により執務者の知的生産性が低下する危険性がある。一般に企業の支出の中で人件費は大きな割合を占め、オフィスにおける光熱費や設備投資に比べて遥かに高い。今やオフィスにおけるほとんどの作業が書類作成や情報管理といった知的作業であるため、執務者の知的生産性低下に伴う労働時間の増加による人件費の増分が、エネルギー消費量削減によるコスト削減効果を打ち消す可能性がある。このためエネルギー消費量削減のみに着目したオフィス環境の見直しには問題がある。むしろ執務者の知的生産性向上を目指してオフィス環境を見直す方が、労働時間の短縮による人件費削減、ならびに省エネルギー効果を期待できる。実際に、執務者の知的生産性の向上が数%であったとしてもその金額換算値は大きく、環境改善による費用対効果は高いという報告もある^[4]。

しかし、執務者の知的生産性向上を目指したオフィス環境改善のためには、執務者の知的生産性を定量的に定義・評価する指標を確立し、さらに様々な要因がどのようなプロセスで知的生産性に影響を及ぼすのかを明らかにする必要がある。

オフィス執務者の知的生産性に関する研究は欧米を中心に 20 年以上前から行われており、Brill^[5] がオフィス環境と知的生産性との関係に関する調査を初めて実施し、その結果をまとめたことが契機となり、様々な研究が行われてきた。既往研究においては、知的生産性と室内環境との関係を調べるために実際のオフィス環境あるいはそれを模した実験環境下で被験者に一定時間知的作業を行ってもらい、その単位時間当り

の作業量や正答率を調べている。そして室温や換気量など、室内環境を定量的に表す指標と、その環境下における単位時間当りの作業量や正答率との相関を調べることに
より、室内環境の改善による知的生産性向上の定量評価に成功している。

例えば Wargoeki ら^[6] は、オフィス環境の中で空気質に着目し、空気中の汚染物質の
比率が半減するか、あるいは換気量を 2 倍にすれば、テキストタイピング等からな
る仮想タスク成績が 1.9% 上昇するという定量関係を得ている。小林ら^[7] は温熱環境に
着目し、コールセンターにおける現場実測により、平均室温が 25.0 から 26.0 に 1
上昇すると、作業効率が 1.9% 低下すると報告している。Fisk ら^[8] は病院のコールセ
ンターにおける平均処理時間と環境要因との関係を調査し、換気量が平時より高い場
合に作業効率は 2% 上昇するが、換気量が高い場合でも室温が 25.4 を上回ると作業効
率が低下すると報告している。Kroner ら^[9] は保険引受業務部門に個人制御された環境
システムを導入し、一定期間に作成されたファイル数を知的生産性とみなし、室内環
境の評価を行っている。

また、室内環境を執務者に評価してもらうことにより、その室内環境下における執務
者の知的生産性の評価を試みる手法として SAP がある。これは橋本ら^[10] が室内環境に
ついての主観評価に関する既往研究をまとめ、さらに独自に質問を加えたアンケート
である。SAP では表 2.1 に示す評価項目により執務者が主観的に室内環境を評価する。

当研究室においても、執務者の知的生産性を定量的に評価する指標を開発^[11,12]・改
良^[13]し、新たな照明制御法の知的生産性改善効果を定量的に示した^[14]。

以上のように既往研究においては、知的生産性の定量評価に関して成果を挙げてい
る。しかし一方で、知的生産性変動の具体的なメカニズムについては詳しく分かって
いない。

当研究室で行った被験者実験において、同じ環境条件においても被験者毎に知的生
産性の変動率が異なる場合が多くあった。また榎本ら^[15] は、新照明制御方法によって、
5% 以上知的生産性が向上した作業もあれば、1% 程度しか知的生産性が向上していない
作業もあると報告している。これらの事実は、環境条件が同じ場合であっても被験者、
作業内容など、他の要因が異なれば知的生産性の変動は一律ではないことを示唆して
いる。そのため既往研究では確かに知的生産性の定量評価に関して成果を挙げている
が、結局オフィス環境の評価・改善を行うためにはその都度、被験者実験による検証
を行う必要がある。

表 2.1: SAP における評価項目 [10]

	項目		項目	
一般的 事項 ・ 基本 情報	回答日	光 環 境	明るさ	
	名前		作業面の手暗がりへの不満	
	所属		グレア・まぶしさ	
	性別		モニタへの映り込みへの不満	
	年齢（あるいは生年月日）		仕事への影響（照明）	
	職務内容		視覚的プライバシーへの満足	
	現在の体調		温 熱 環 境	温冷感
	現作業スペースでの継続勤務時間			温度感（全身）
	座席位置情報（外壁からの距離）			気流感の有無（全身）
	座席位置情報（窓からの距離）			放射感の有無
プロ ダ ク ティ ー 関 連	モチベーション	快適感		
	室内環境（総合的）の影響	上下温度差		
	「個人生産性」の程度	温度変動の有無		
	仕事への集中のしやすさ	着衣状態		
	災害・事故・防犯に対する不安	仕事への影響（温熱環境）		
	コミュニケーションし易い	空 気 環 境	空気の汚れ（新鮮さ）	
	協働作業性		空気の淀み におい	
空 間 環 境	広さ・スペース		仕事への影響（空気質）	
	インテリアに対する印象		ほこりっぽさ	
	デスク周りのスペース	音 環 境	騒音の程度	
	デスクの使い心地		騒音に対する感度・満足	
	調整性について		音源（不満）の特定	
	仕事への影響（デスク）		仕事への影響（音環境）	
	椅子の使い心地/快適性		プライバシー	
	椅子の調整性について		そ 他 の	メンテナンスに対する満足
	仕事への影響（椅子）	仕事への影響（清掃・メンテ）		
	机・家具等什器の配置			
配線の不備・不足				
	収納スペース			

2.1.2 知的生産性変動モデルと課題

2.1.1 項で述べたような背景をふまえ、当研究室では人間を情報処理システムとして捉え、知的作業が行われる際の情報処理プロセスを考慮した知的生産性変動モデルを作成し、知的生産性変動のメカニズムの説明を目指してきた。知的生産性変動モデルは、知的生産性に影響する各要因が知的作業時の情報処理プロセスに影響することで、知的生産性が変動すると考えるモデルである。知的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションにより知的生産性変動を表現し、被験者実験の結果を再現した際のモデルパラメータの条件間比較により、知的生産性が変動するメカニズムを定量的に説明できる。

例えば宮城^[1]と河野ら^[2]は、作業・非作業の2状態を仮定した「作業-非作業状態間遷移モデル」を作成した。そして環境条件を一定とし、知的生産性に直接的に大きく影響すると考えられるモチベーションと心的負担に着目した被験者実験を実施し、その実験結果の再現をモデルに基づいた計算機シミュレーションにより試みた。被験者実験においては、被験者の知的生産性が、「この試行はこの実験における重要な試行である」という教示および追加報酬の提示により有意に向上した。この事実について、作業-非作業状態間遷移モデルのパラメータを条件間比較した結果、知的生産性が向上したのは被験者が作業に集中するようになったためである、と説明できた。また、被験者の知的生産性は作業の難易度が高い時には有意に低下したが、作業-非作業状態間遷移モデルのパラメータを条件間比較した結果、知的生産性が低下したのは、被験者が作業への注意を持続するように努め、その分休憩を長くとるようになったためである、と説明できた。

一方で金^[3]は、実験結果のうち1問当りの解答時間の分布に着目し、「対数正規分布モデル」を作成した。そして照度とモチベーションを制御した場合の知的生産性への影響を、対数正規分布モデルを用いて検討するためのデータを収集することを目的とした被験者実験を行った。そしてその実験結果の再現をモデルに基づいた数式により試みた。被験者実験においては、被験者のモチベーションが低い時に知的生産性が有意に低下した。この事実について、対数正規分布モデルのパラメータを条件間比較した結果、知的生産性が低下したのは、長さの異なる2種類の休息がともに顕著に見られるようになったためである、と説明できた。

これまでに作成した知的生産性変動モデルは知的生産性変動のメカニズムの説明のために一定の成果を挙げてきたが、メカニズムの説明や被験者実験の結果の再現が不十分である。特に、知的生産性に大きく影響する長時間の休息の説明・再現が十分で

はない。

2.2 研究の目的

本研究ではこれまでの被験者実験の結果を心理・生理学的な観点から精査し、作業-非作業状態間遷移モデルおよび対数正規分布モデルの問題点を解決する新たな知的生産性変動モデルとして「長期休息重視モデル」を提案する。そして過去の実験結果をこれまでのモデルおよび長期休息重視モデルにより再現し、長期休息重視モデルが実験結果を十分に再現し、かつ知的生産性変動のメカニズムを説明できるモデルであることを確認することを研究の目的とする。

2.3 研究の意義

現在、オフィス環境の評価・改善を行うためにはその都度、被験者実験による検証を行う必要がある。知的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションによって様々な被験者実験の結果が再現可能になれば、モデルパラメータと各要因との対応関係を検証することにより、知的生産性に影響する要因が知的生産性に影響するメカニズムを全て、知的生産性変動モデルで説明することが可能になる。そして将来的には、モデルに基づいた計算機シミュレーションによって、被験者実験を行うことなく知的生産性変化を予測することが可能になり、短時間・低コストでオフィス環境等の定量評価・改善が可能になる。

2.4 関連研究

数理心理学の分野では、知的作業実施時の人間の解答判断過程の様々なモデル化が検討されている。例えば Donkin ら^[16] は、知的作業実施時の情報蓄積機構を説明した選択反応時間モデルとして図 2.1 に示す線形弾道アキュムレータモデル（以下、LBA）を提案している。

図 2.1 は、被験者の目の前の画面に表示された動く点の過半数が、左右どちらに動いているのか判断してもらう単純反応課題に対する LBA であり、横軸は 1 問の解答時間のうち解答判断に要する時間、縦軸は 1 問を考える中で蓄積する情報量を指す。LBA は解答の選択肢に対応した情報量とその蓄積速度が存在すると考え、最初に情報蓄積量が閾値に達した選択肢を被験者が解答するというモデルである。例えば図 2.1 には、

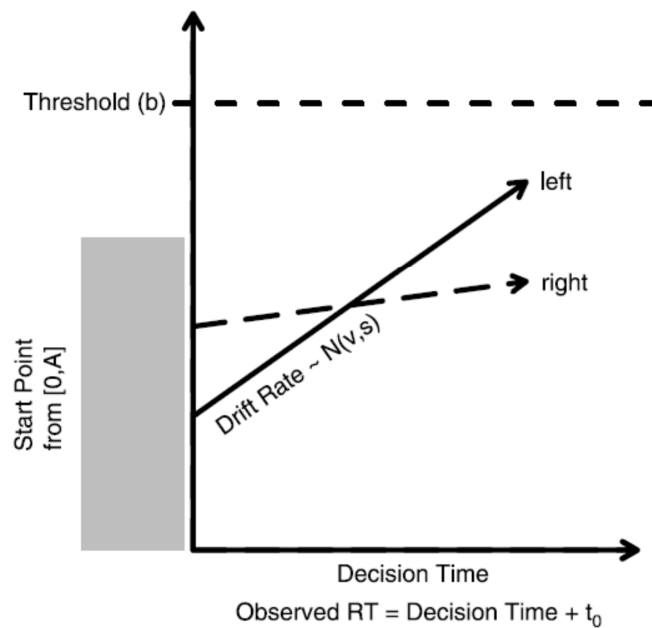


図 2.1: Donkin らによる線形弾道アキュムレータモデル (LBA) [16]

“解答は左である”という情報の初期情報量とその蓄積速度、および“解答は右である”という情報の初期情報量とその蓄積速度が示されている。数学的に単純な機構で解答の正誤、解答時間の説明が可能なモデルであるが、解答の選択肢が増えるほどモデルのパラメータが増え、解答判断過程の記述が複雑になる。モデルが複雑であれば、人間の解答判断過程等のメカニズムが未解明な事象を説明することは容易いが、モデルによる説明の意義が乏しくなる。そのため、LBA は解答の選択肢が少ないタスクにしか適用できないという問題がある。

また Ratcliff^[17] は、図 2.2 に示す拡散モデルを提案している。図 2.2 は、被験者の目の前の背景が灰色である画面に提示されたパッチ (64 × 64 ピクセル: 1 ピクセルの色は黒または白) が、明るいか暗いかを判断してもらう単純反応課題に対する拡散モデルであり、横軸は1問の解答時間のうち解答判断に要する時間、縦軸は“このパッチは明るい”という情報の情報蓄積量を指す。拡散モデルは情報量の蓄積速度を1つ考え、その速度自体が正規分布 $N(v, s^2)$ に従い時間変化すると考える。この時、負の蓄積速度は情報量の減少を表す。例えば図 2.2 では、情報蓄積量が閾値 a に達した時点で被験者は“このパッチは明るい”と解答するが、情報蓄積量が先に閾値 0 に達した場合には“このパッチは暗い”と解答する。拡散モデルは LBA 同様に数学的に単純な機構で解答の正誤、解答時間の説明が可能なモデルであるが、解答の選択肢が2つである場合を前提としており、3つ以上の選択肢があるタスクを記述する場合には空間内における動

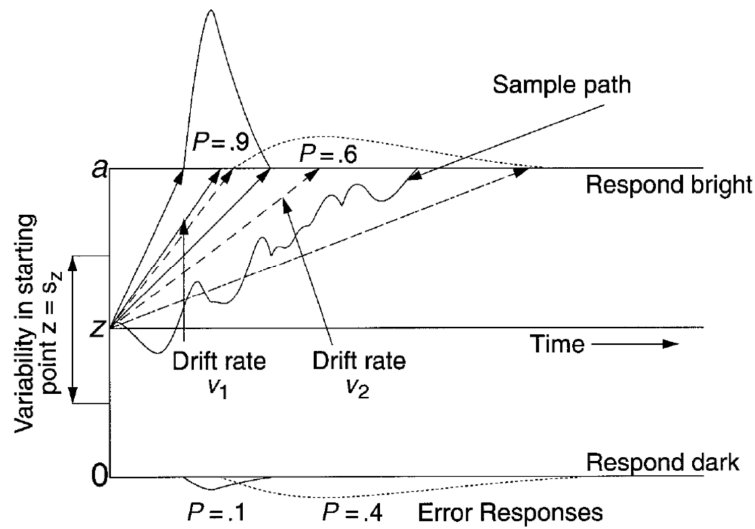


図 2.2: Ratcliff による拡散モデル^[17]

点を考える等の創意工夫が必要となる。

以上のように数理心理学の分野では数学的に単純な機構で解答の正誤、解答時間の説明に成功しているが、解答の正誤に着目しているために解答の選択肢が少ない単純なタスクにしか適用できないという問題がある。

また、単位時間当りの知的作業量の低下の原因を考えた研究として、Bills^[18]の Blocking に関する研究がある。Bills は Blocking を、蓄積した脳の疲労を回復するための短い意識の中断であると定義し、Blocking が知的作業を続ける中で次第に頻発するようになると考えれば、知的作業量の低下を説明できるとした。なお、神経の働きにおいて不応期が存在する^[19]ことが知られており、それが Blocking に該当すると考えられ、Bills の説を支持する 1 つの根拠とされている。

第 3 章 知的生産性変動モデルの提案

本章では、本研究における知的生産性変動モデル作成の基本方針と、その具体的な内容について述べる。

3.1 モデル作成の基本方針

オフィス執務者の知的生産性変動モデルを作成するにあたり、まず知的生産性変動モデルがどのような要因の影響を考慮するか、どのような知的作業を対象とするか等を述べ、知的生産性変動モデルにおいて想定する知的生産性低下の原因について述べる。その上で、知的生産性変動モデルが知的作業実施時の情報処理プロセスに着目したモデルであることを述べる。

3.1.1 モデルの対象とする範囲

知的生産性に影響する要因として、既往研究で多く検討されているのは室温等の環境要因である。Mendellら^[20]は作業効率と室内環境の関係を調べた既往研究をまとめ、知的生産性に影響する環境要因として、空気質、温熱環境、音環境、個人的環境制御可能度、光環境が重要であるとしている。また、Wyonら^[21]が“Healthy Building 2000 Workshop”の参加者に対し行った、表 3.1 に示す「どのような環境因子が知的生産性に影響すると思うか」を問うアンケートの結果からも、同様の要因が専門家の中で重要視されていることがわかる。

また、環境要因の他に、執務者の疲労やモチベーション等といった執務者の内的要因も、知的生産性に影響を及ぼすと考えられる。田辺ら^[22]は、被験者の疲労に着目し、疲労を評価することによる知的生産性評価手法を提案している。Woodsら^[23]は、既往研究をもとに知的生産性に影響を与える要因を分析し、図 3.1 に示すモデルを提案している。図 3.1 を見ると、温度等の物理的要因は生理的・心理的反応を経由して作業効率に影響し、知的生産性に影響を与えている。また給料等のモチベーションに関わる要因は直接、作業効率に影響し、知的生産性に影響を与えている。Swainら^[24]は、行動主義心理学に基づいたヒューマンエラー率予測技法 (THERP) の開発に際し、人間のパフォーマンスに及ぼす要因 (PSF) として、表 3.2 に示す要因を考えている。表 3.2 を

表 3.1: 知的生産性に影響する環境因子^[21]

環境因子	支持率 (%)	環境因子	支持率 (%)
換気量	76	空調機器の保守	9
室温	55	清掃状態	6
騒音レベル	27	発揮製有機化合物	6
粉塵	21	照明の質	6
個人的環境制御可能度	18	騒音の質	6
気流	18	匂い	3
日光	12	プライバシー	0
熱的不快感	9	照度	0

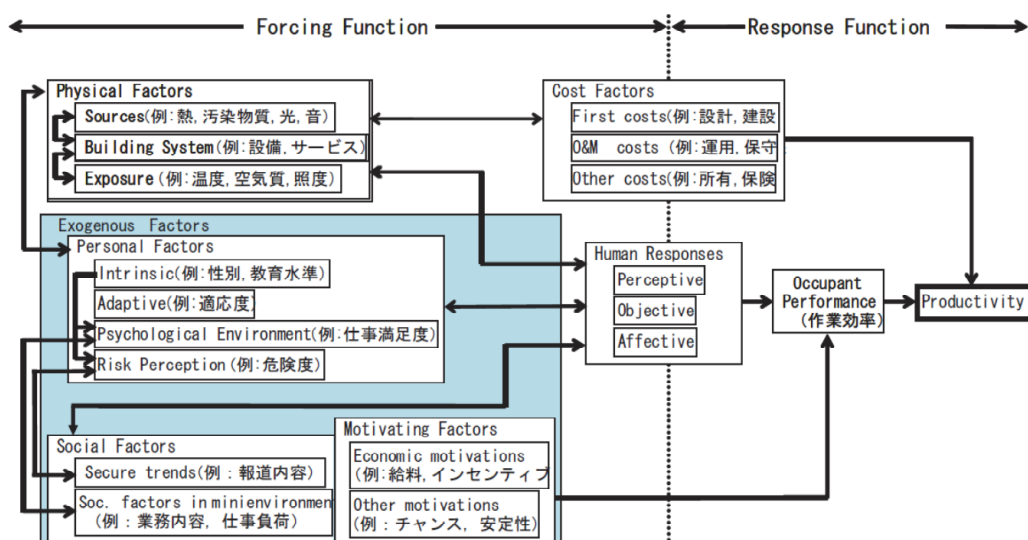


図 3.1: Woodsらによる拡張モデル^[23]

見ると、熟練度、動機、人格、体調、作業速度と負荷、疲労、温度、換気等がパフォーマンスに関わる要因として挙げられている。

知的生産性の定義

執務者の知的生産性向上を目指してオフィス環境を見直す際、労働時間の短縮による人件費の削減が主効果として期待される。したがって、知的生産性変動モデルに基づいたシミュレーションによって知的生産性変化の事前予測を行う際、その環境・条件下での労働時間の算出は必ず必要となる。

表 3.2: 人間のパフォーマンスに及ぼす要因 (PSF)^[24]

要因の種類	区分	具体的な要因
外部要因	種々の状況	部屋の構造、作業環境、作業時間、休憩時間、組織、など
	作業手順	手順書、コミュニケーションの方法、作業方法、など
	作業・機器の特性	ヒューマンマシンインタフェース、作業の複雑さ、緊急性、連続性、など
内部要因	人間の特性	訓練・経験度、熟練度、動機、人格、体調、グループ内の調和、など
ストレス	心理的ストレス	ストレス持続時間、作業速度と負荷、恐れ、単調さ、散漫になる環境、など
	生理的ストレス	疲労、不快感、空腹感、温度、換気、振動、など

既往研究において知的生産性の定義は未だ明確に定まっていないが、大きく分けて2種類の概念がある。一方は経済面に重点を置いた考え方で、例えば図 3.1 の Woods らによる拡張モデルにおける Productivity は、執務者および執務環境への経済的投資に対する知的作業の経済的成果の割合を指している^[23]。他方は人間を中心とした考え方で、図 3.1 では作業効率が該当する。これら2種類の知的生産性の中で労働時間に直結するのは作業効率、特に単位時間当りの知的作業量である。よって、知的生産性変動モデルにおける知的生産性とは、単位時間当りの知的作業量を指す。既往研究の中には正答率も知的生産性に含め評価しているものがあるが、正答か誤答かを判断するには作業内容の質的評価も必要となり、モデルが複雑になるため、正答・誤答の判定はモデルの対象外とする。

対象とする影響要因

図 3.2 に、本研究で提案する知的生産性変動モデルにおいて想定する、知的生産性に影響を与える要因を示す。また表 3.3 に、知的生産性変動モデルと図 3.1 の Woods らによる拡張モデルにおける各要因の対応を示す。図 3.2 では Woods らによる拡張モデルや表 3.2 の PSF を参考に、知的生産性に影響する各要因が、実際には知的作業時の情報処理プロセスに影響することで、知的生産性の変動を引き起こすと考えた。

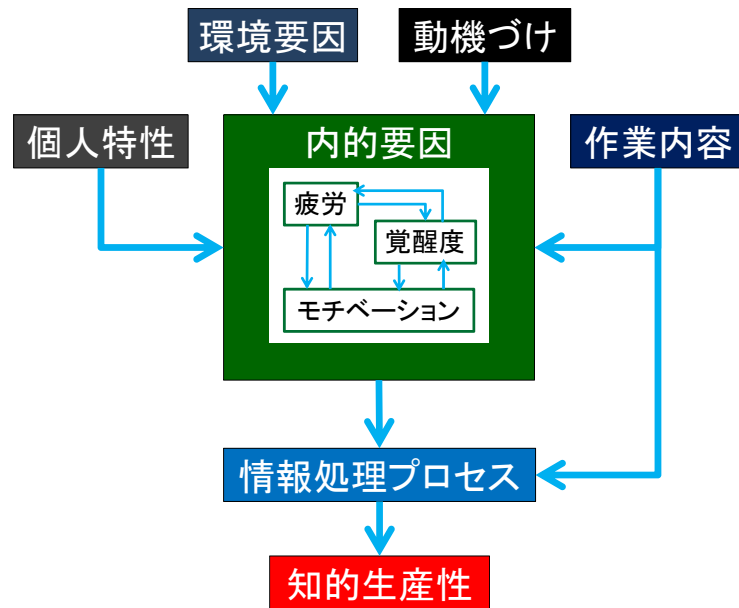


図 3.2: 知的生産性変動モデルの対象とする影響要因

表 3.3: 知的生産性変動モデルと Woods らによる拡張モデルの対応

知的生産性変動モデル	Woods らによる拡張モデル ^[23]
知的生産性	作業効率
環境要因	Physical Factors (物理的要因)
内的要因	Personal Factors (個人の要因)
	Human Responses (疲労、覚醒度等)
個人特性	Personal Factors 中の Intrinsic (恒常変数)
動機づけ	Motivating Factors (モチベーションに関わる要因)
作業内容	Social Factors in minienvironment (業務内容等)

環境要因が知的生産性に影響を及ぼす際には図 3.2 のように執務者の内的要因を経由すると考えられる。環境要因が内的要因に影響する一例として、極端に暑い環境ではモチベーションが低くなることが考えられる。したがって内的要因が知的生産性に影響を及ぼすプロセスを検討せずに環境要因と知的生産性との関係を検討するのは難しく、環境要因と知的生産性との関係を解明するためには内的要因に着目する必要がある。図 3.2 では内的要因の例として疲労、覚醒度、モチベーションを挙げているが、これらもそれぞれに影響すると考えられる。例えば疲れている時にモチベーションが低くなることは容易に考えられるし、逆にモチベーションが低い時には疲労を自覚しや

すい。

また図 3.2 では、環境要因以外に内的要因に影響を与える要因として個人特性、動機づけ、作業内容を挙げた。個人特性は、例えば極端に暑い環境でモチベーションが低くなる執務者とモチベーションが変わらない執務者がいる、といったような個人差を想定している。図 3.1 では Physical Factors が Intrinsic (恒常変数) に影響するとしているが、恒常変数は短期的には不変であるため、図 3.2 では環境要因と個人特性は独立とした。動機づけは、例えば給料が上がればモチベーションが上がるといった、モチベーションに関わる要因を想定している。図 3.1 では Motivating Factors が直接作業効率に影響しているが、実際には同額の追加報酬に対しても個人のモチベーションの上がり具合には差があると考えられるため、Motivating Factors と作業効率の間に個人のモチベーションが介在すると考えられる。作業内容は、例えば単調な作業であると覚醒度やモチベーションが下がるといった、業務内容や仕事負荷を想定している。作業内容に関しては、知的作業の種類が変わると当然それを処理するための情報処理プロセスも変化することから、図 3.2 では作業内容が情報処理プロセスに影響するとしている。

対象とする知的作業

オフィス執務者が行う作業の内容は様々であるが、その中で知的生産性向上が切望されているのは、書類作成や情報管理等、オフィスにおける知的作業の大半を占め、知的生産性向上による経済的利益が大きい知的作業である。したがって、知的生産性変動モデルはそのような知的作業を対象とし、モデル化する。その際、知的作業を分類し、知的生産性変動モデルが対象とする知的作業がどの分類に属するのかを明確にする必要がある。

知的作業の分類としては、村上^[25]が考案した建築空間と知的活動の階層モデルがある。このモデルでは表 3.4 に示すように知的活動を 3 つの階層に分け、それぞれの階層で知的生産性向上のための空間・環境計画が異なるとしている。そこでモデルの対象とする作業が、どの階層に属するのかを考える。

第一階層の情報処理は知識情報の定型処理等であり、外部からの情報に対して一定の反応を繰り返せばよく、無意識的に行われることが多い作業である。書類作成や情報管理といった知的作業を無意識的に行うことは難しいため、この階層に属する作業はモデルの対象ではない。また、現状の室内環境を維持すればその知的生産性に問題は無いとされている^[25]。

第二階層の知識処理は知識情報の調査探索等であり、意識的なシンボル処理を必要とする作業である。また、室内環境を改善することでその知的生産性が向上するとさ

表 3.4: 建築空間と知的活動の階層モデル^[25]

階層	知的活動	空間・環境計画
第一階層 (情報処理)	知識情報の定型処理、 事務処理	現状のパラダイムの下での 環境維持
第二階層 (知識処理)	知識情報の調査探索、 加工処理、 知的価値向上	現状のパラダイムの下での 空間・環境の質の向上
第三階層 (知識創造)	価値創造、 イノベーション	新しいパラダイム： 知識創造を刺激する 空間と環境

れている^[25]。よって、書類作成や情報管理等の知的作業はこの階層に属すると考えられる。

第三階層の知識創造は価値創造等であり、定量化が難しい上に、その質も評価する必要があるため、知的生産性評価が非常に困難な作業である。またオフィスにおいて近年、知識創造の重要性は高まっているものの、オフィスにおけるその時間比率は知識処理に比べて小さいと考えられる。

したがって、本研究では第二階層を対象としたモデル化を目指し、第三階層は対象外とする。対象とする知的作業は意識的なシンボル処理を必要としているため、シングルプロセッサのコンピュータとのアナロジーで考えることができ、作業処理のモデル化が容易である。

知的生産性変動を考える期間

実際のオフィスにおける作業を考えた場合、執務者は作業速度を自身でコントロールしながら、日々の業務をこなしている。具体的にはトイレに立つ、飲み物を飲む、ストレッチをする、などの短時間の休憩を取りつつ、一定期間内に一定量の作業が終了するように努めている。執務者は通常、数十分から数時間の単位を一つの作業の区切りとしている。よって、知的生産性変動モデルは数十分から数時間の短期間における知的生産性の変動を考える。覚醒度の概日周期（サーカディアン・リズム）や、疲労の長期における蓄積が影響すると考えられる数日、数週間以上の長期間での知的生産性変動はモデルの対象外とした。

3.1.2 知的生産性低下の原因

知的生産性に関する既往研究においては、様々な室内環境下で被験者にタスクを一定時間行ってもらい、単位時間当りの問題解答数でその環境における知的生産性を評価してきた。例えば過去に本研究室で近藤^[12]が実施した被験者実験では、環境条件の差異を明確にし、特徴的な被験者属性を持つ被験者を選定し、かつ作業の難易度を均一にすることで、環境条件、被験者の内的要因が知的生産性に与える影響が把握し易くなっている。表 3.5 にその実験の概要を、付録 A に詳細を示す。

表 3.5: 近藤の実験の概要^[12]

実験日時	2007年8月28日～30日 各日の環境条件は図 3.3 参照
環境条件	表 3.6 に示す標準、好環境、悪環境の3条件
被験者	特徴的な特性を持つ被験者2名 被験者ア：環境変化に対する知的生産性変動が著しく大きい 被験者イ：環境変化に対する知的生産性変動が著しく小さい
タイムスケジュール	図 3.4 参照
作業内容	伝票チェック： 2種類の領収書データにおいて、金額など7項目が一致しているかを確認する作業(図 3.5、3.6 参照)
解析対象項目	伝票チェック作業の悪条件と好条件の比較

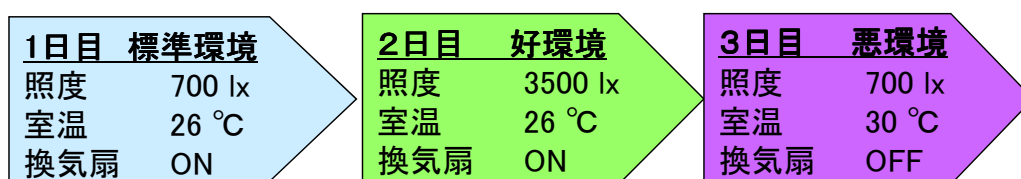


図 3.3: 近藤の実験の日程^[12]

この被験者実験を対象とし、1枚の伝票をチェックすることを1問と定義し、1問当りの解答時間に着目して時系列解析を行った。その際には課題を始めてからの経過時間(sec.)を横軸に、正誤を問わず1問を解くのに要した時間(sec.)を縦軸として時系列グラフを作成した。時系列グラフの内、特徴的なものを図 3.7 及び 3.8 に示す。時

表 3.6: 近藤の実験の環境条件^[12]

	机上面照度	温度	換気状態
標準環境	700 lx	26	換気扇あり
好環境	3500 lx	26	換気扇あり
悪環境	700 lx	30	換気扇なし

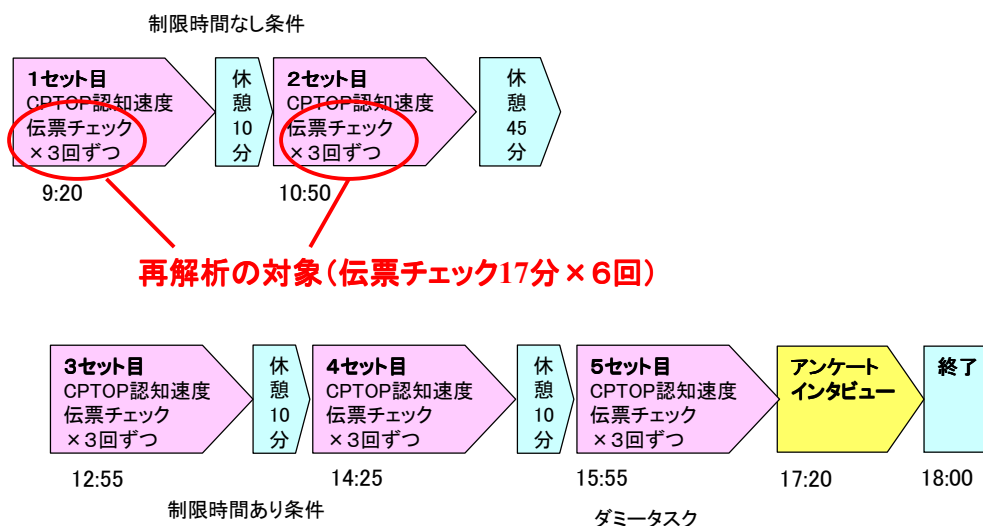


図 3.4: 近藤の実験のタイムスケジュール^[12]

系列グラフの右にあるのはヒストグラムであり、一定時間(sec.)で解いた問題が何問あるかを示している。

図 3.7、3.8 を見ると、被験者ア・イ共に多くの問題は5秒前後で解いているが、一部1問を解き終わるのに長時間を要している問題がある。また被験者ア・イ共に、好環境下の作業に比べ、悪環境下の作業において長時間を要する問題が多く見られ、特に被験者アはヒストグラムからもそれがはっきりとわかる。この実験で用いられた伝票チェックは難易度が均一に調整されており、1問を解くために必要な時間が数秒以上も変動することは考えられない。つまり、解き終わるまでに長い時間を要している問題では、その時間全てを作業処理に用いているわけではないと考えられる。

この分析結果を参考に知的生産性変動モデルでは、知的生産性の低下は作業を中断している時間(非作業時間)の増加が原因であると考えられる。つまり被験者は作業中、常に作業に集中しているのではなく、作業に集中している状態(作業状態)と作業に集中せず休息している状態(非作業状態)という2状態間を交互に遷移しつつ作業を続



図 3.5: 伝票チェック画面例

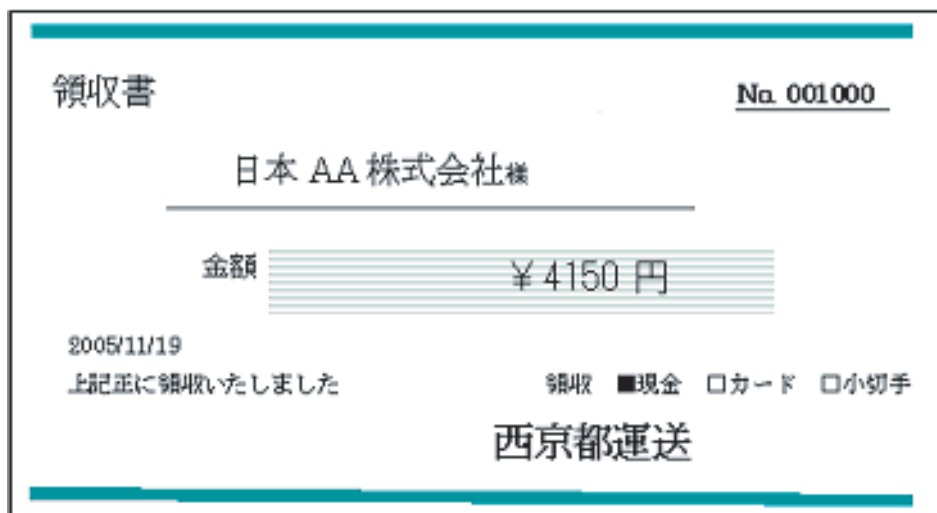


図 3.6: 伝票チェックに用いる紙伝票例

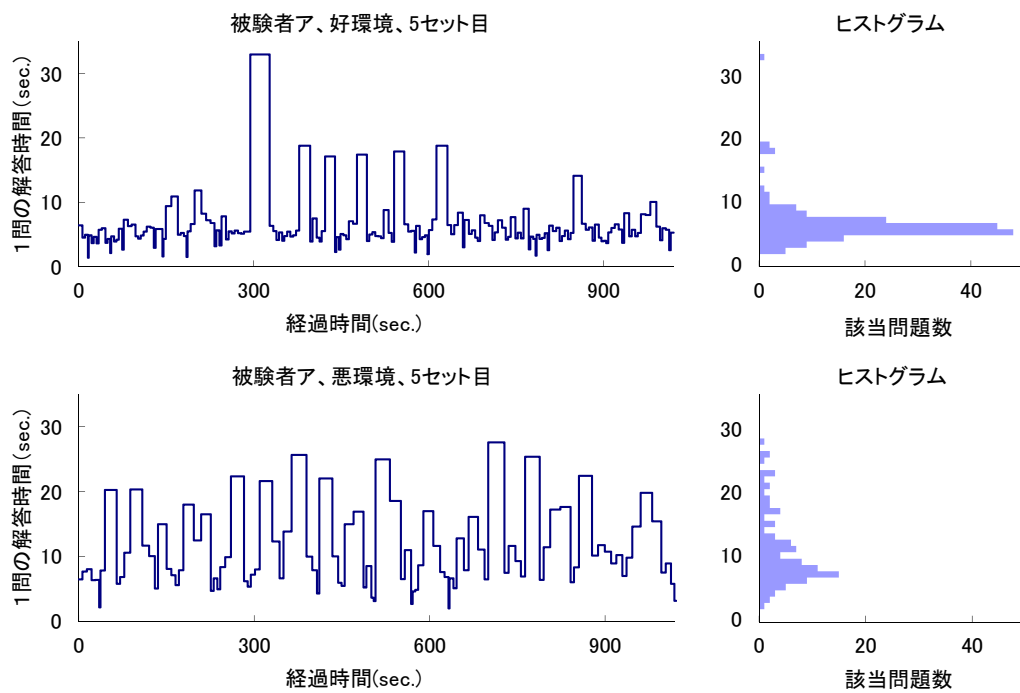


図 3.7: 近藤の実験の分析結果 (被験者ア)

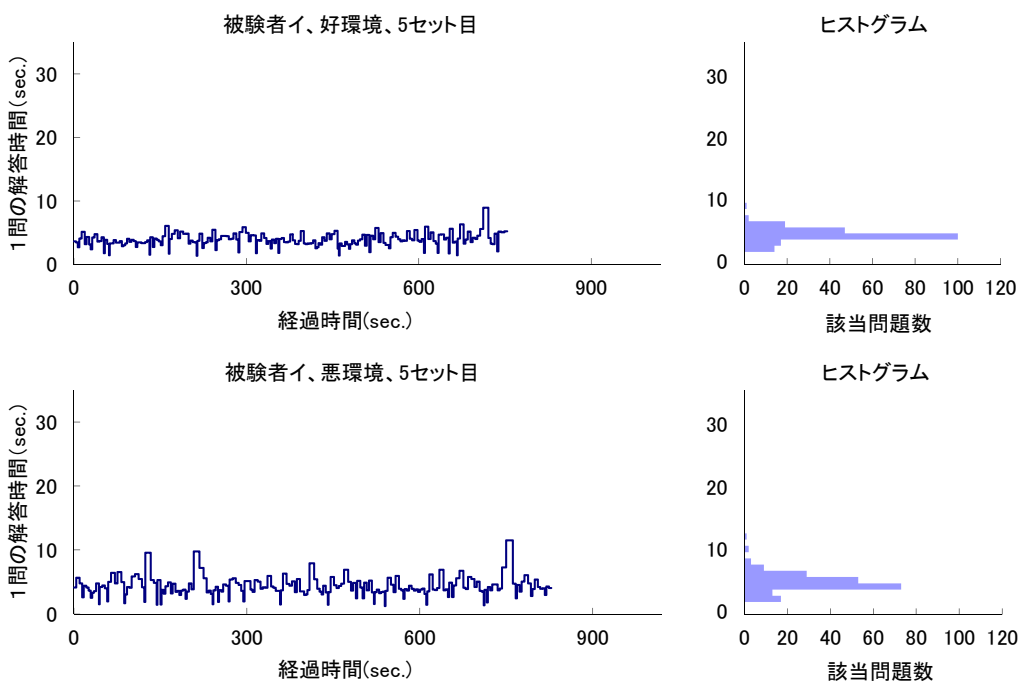


図 3.8: 近藤の実験の分析結果 (被験者イ)

けていると仮定した。ここでは図 3.7、3.8 において、1 問を解き終えるのに長時間を要している箇所は作業状態であった時間よりも非作業状態であった時間の方がより長かったとし、また悪環境下においては好環境下よりも非作業状態である確率が高かったとする。

3.1.3 情報処理としての知的作業

3.1.1 項で述べたように、本研究で提案する知的生産性変動モデルはオフィスにおける書類作成や情報管理といった、知識情報の調査探索、加工処理、知的価値向上を行う作業を対象とする。そのような作業を処理するプロセスをモデル化する際に、参考になるのが Card ら^[26] が考案した人間情報処理モデルである。図 3.9 にそのモデルを示す。人間情報処理モデルとは、人間の認知心理学的特性に関する多くの知見を、コンピュータとのアナロジーの観点から、記憶システムと処理システムに分類整理したものであり、定量的特性も考慮した点に特徴と実用性がある^[27]。

人間情報処理モデルにより、意識的なシンボル処理は一種の情報処理として考えることができ、その上で 3.1.2 項で仮定した作業・非作業状態について、作業状態時は作業に集中しているため作業処理が進み、非作業状態時には休息しているため作業処理が停止すると考えると、オフィス執務者をシングルプロセッサの情報処理システムとして捉えることができる。そうした場合、知的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションによる執務者の知的生産性変動の表現が可能となり、1 問当りの解答時間や一定時間における知的作業量をシミュレーションにより導出できる。また、シミュレーションの設定を変えることで、経過時間に対する知的作業量の変化や個人毎の知的生産性の違いを再現可能となる。

3.1.4 モデルの定式化

知的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションにより知的生産性変動を表現する際には、モデル内部パラメータとその関係式を設定し、式の係数をモデルパラメータとする。

例えば 1 秒毎に状態遷移判定を行う 2 状態間確率遷移モデルを作り、作業状態から非作業状態へ移行する確率を p 、非作業状態から作業状態へ復帰する確率を q と定めると、2 値の組み合わせ (p, q) の値を変えることで 1 問の解答時間や一定時間での知的作業量が変わる。このようにモデルパラメータを設定することで、実験結果を最も良く

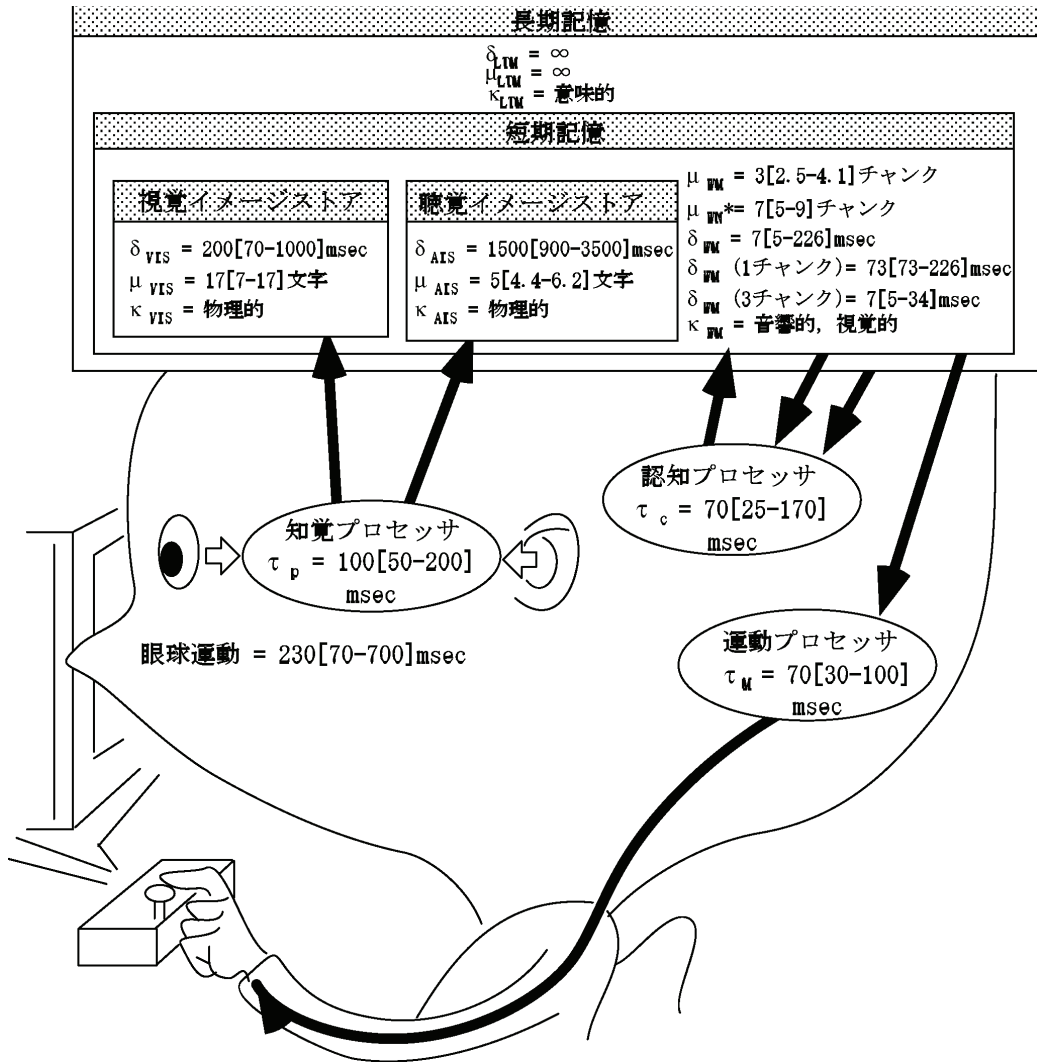


図 3.9: Card らの人間情報処理モデル [26]

再現するモデルパラメータを導出し、実験条件間でモデルパラメータを比較することにより、知的生産性変動のメカニズムを定量的に説明できる。

3.2 知的生産性変動モデルの課題

本節では、既往の知的生産性変動モデルの概要と、その課題について述べる。

3.2.1 作業-非作業状態間遷移モデルの問題点

図 3.10 に作業-非作業状態間遷移モデル [1,2] の概念図を示す。

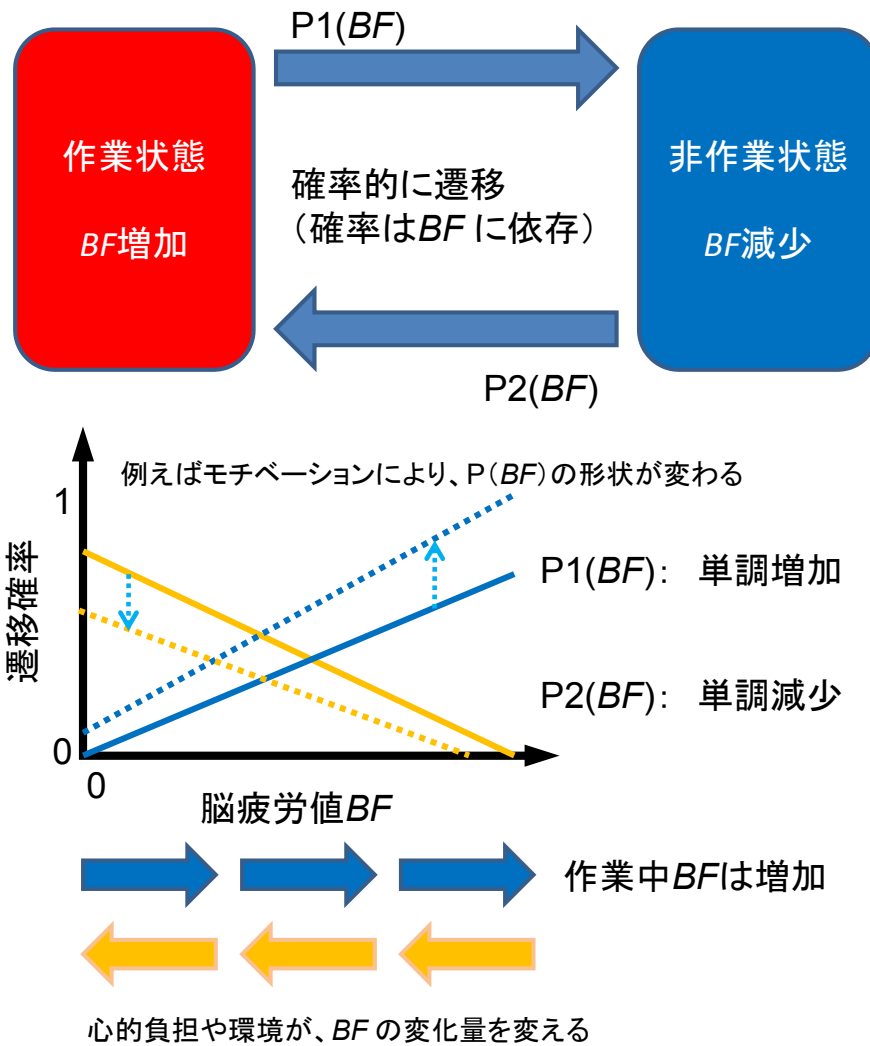


図 3.10: 作業-非作業状態間遷移モデル^[1,2]の概念図

作業-非作業状態間遷移モデルでは、執務者は知的作業中、作業に集中しており、作業処理が進む状態（作業状態）と、作業に集中せずに休息し、作業処理が停止している状態（非作業状態）の2状態間を交互に遷移しながら作業を行うと仮定した。そして脳の疲労を想定した仮想的な値としてBF(Brain Fatigue)を仮定し、作業時にはBFが増加していき、それに従い非作業状態に遷移する確率が高くなるものとした。逆に非作業時にはBFは減少し、それに従い作業状態に遷移する確率が高くなるものとした。2状態間の遷移はBFの値に応じた状態遷移確率 $p_1(BF)$ (作業状態→非作業状態)、 $p_2(BF)$ (非作業状態→作業状態)に従い確率的に起こるものとした。

宮城^[1]と河野ら^[2]は図3.10を前提とした枠組みのもとでモデルを作成し、計算機シミュレーションにより執務者の知的生産性変動を表現した。その際、BFの時間変化

と状態遷移確率に関しては具体的な数式を定め、その係数をモデルのパラメータとし、各パラメータの値は環境要因や執務者の内的要因の影響により変化するものとした。

作業-非作業状態間遷移モデルに基づいた計算機シミュレーションでは、図3.11に示すように、解答時間の小さな変動は再現できたが、知的生産性に大きく影響する長い解答時間を再現できず、実験結果とシミュレーション結果の知的生産性が一致しなかった。図3.11の下部にあるヒストグラムの横軸は1問当りの解答時間(log スケール)、縦軸はある解答時間帯に属する問題が計測時間中計何秒を占めているかを表す時間占有度(sec.)である。解答時間が長い箇所は数が少ないものの、占有時間が長いため全体の解答数に大きく影響する。そのため長い解答時間を再現することが知的生産性再現の際に重要となる。

また、作業-非作業状態間遷移モデルは、実験結果の1問当りの解答時間の中で最短解答時間を基準として、作業時間が最短解答時間に達した時点で1問の解答が終了すると考えるモデルであるため、最短解答時間がシミュレーション時点で既知である必要があり、最短解答時間の長さがどのような理由で決定されるのか説明できないことが問題である。

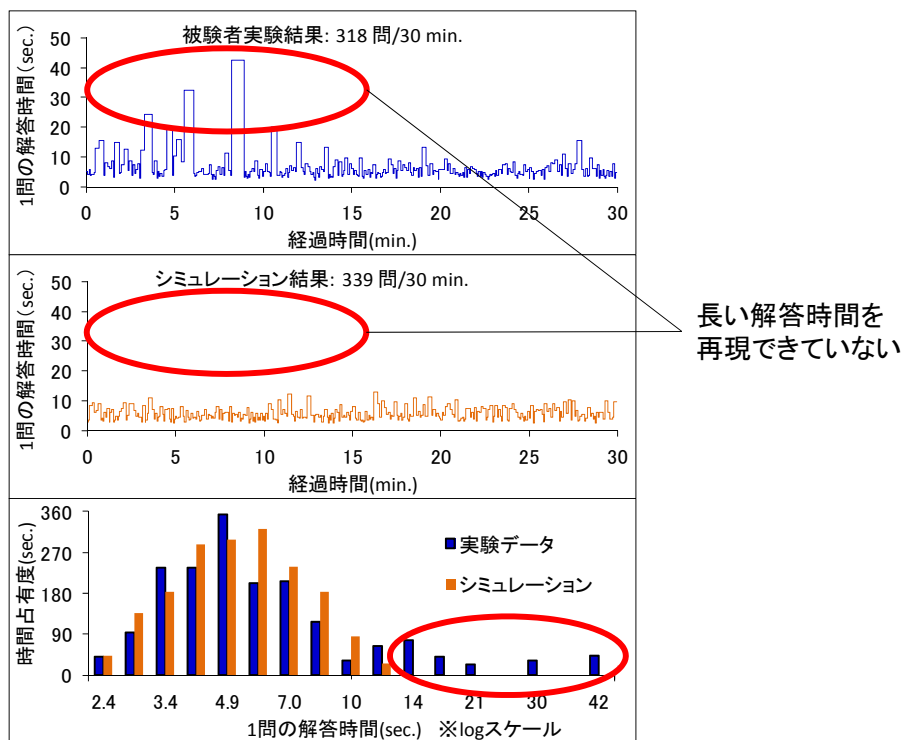


図 3.11: 作業-非作業状態間遷移モデルによる実験結果再現例

3.2.2 Blocking と長期休息

作業状態と非作業状態の2状態を仮定した作業-非作業状態間遷移モデルでは、計算機シミュレーションによる実験結果の再現が不十分であった。実験結果の1問当りの解答時間のヒストグラムの例を図3.12に示す。図3.12を見ると、非作業状態が原因となる解答時間の増加は少なくとも2種類あると考えられる。

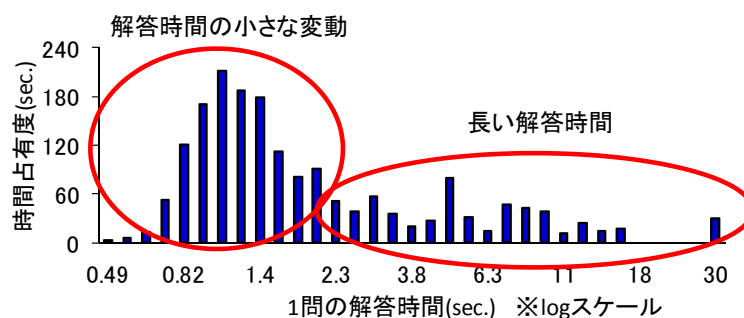


図 3.12: 2種類の解答時間増加

作業-非作業状態間遷移モデルは図3.12のような2種類の解答時間の増加を非作業状態という1状態で再現しようとしたため、その再現が上手くいかなかったと考えられる。そこで金^[3]は、非作業状態が2種類存在すると考え、それぞれの非作業状態を以下のように考えた。

Blocking: 解答時間の小さな変動の原因。作業に集中できずに休息し、作業処理が停止している状態。

長期休息: 知的生産性に大きく影響する長い解答時間の原因。作業に集中せずに休息し、作業処理が停止している状態。作業状態に復帰しにくい。

Blocking は Bills^[18] が提唱した、脳の疲労によって起こる短い意識の中断を、また長期休息は、自覚可能で、よりモチベーションの影響を受けやすい意識的な休息を想定している。

図3.13に、上記2状態に作業状態を加えた場合の状態遷移の概念図を示す。長期休息中は作業が停止しているため Blocking が発生せず、また Blocking は無意識の作業の中断であるため意識的な休息は生じないものとする。

3.2.3 対数正規分布モデルの問題点

対数正規分布モデル^[3]では、図3.14に示すように、実験結果の解答時間のヒストグラムが対数正規分布に似た形状を持っていたことから、2つの対数正規分布の和によっ

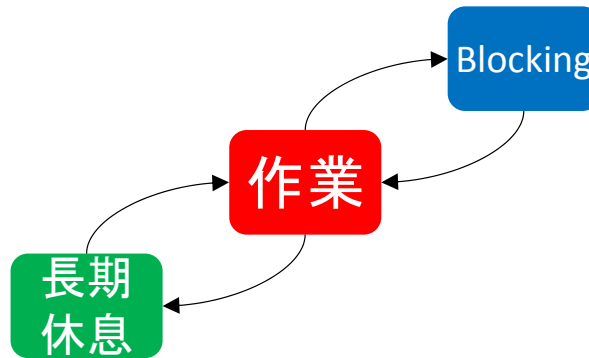


図 3.13: 長期休息、作業状態、Blocking 間の状態遷移の概念図

て解答時間のヒストグラムの再現を試みた。具体的には、実験結果の1問当りの解答時間 t のヒストグラムを以下の式 (3.1) により再現し、数式の係数をモデルパラメータとした。

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1 t} \exp\left[-\frac{(\ln(t) - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \cdot \alpha_1 \cdot t + \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2 t} \exp\left[-\frac{(\ln(t) - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right] \cdot \alpha_2 \cdot t. \quad (3.1)$$

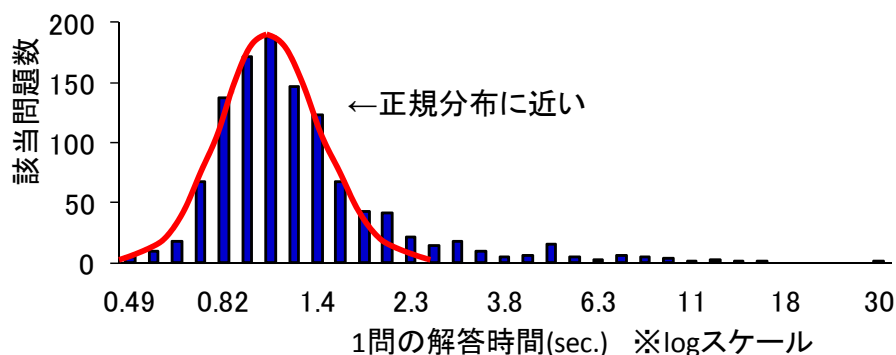


図 3.14: 解答時間ヒストグラムの例

図 3.15 に示すように、式 (3.1) において、パラメータ μ_1 、 μ_2 は平均解答時間に、 σ_1 、 σ_2 は解答時間の標準偏差に、 α_1 、 α_2 は分布の頻度の高さに対応している。対数正規分布モデルが解答時間のヒストグラムに着目した理由は、解答時間のヒストグラムの一一致が即ち知的生産性の一一致を意味し、また、解答時間の小さな変動や長い解答時間といった解答時間の分布の一一致を意味するからである。

解答時間のヒストグラムが対数正規分布に似た形状を持つ明確な理由は不明であるが、人間の振る舞いの中に対数正規分布が見られる例は他にもある。図 3.16 に、HEP(Human

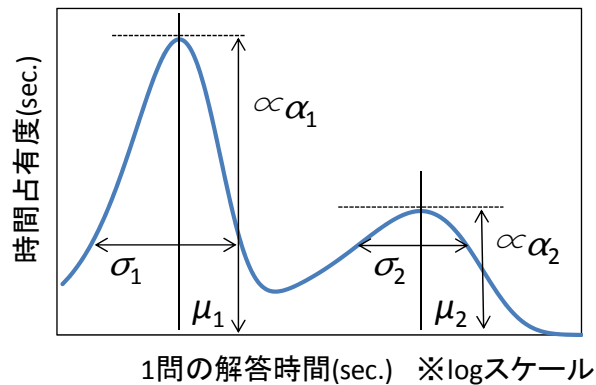


図 3.15: 対数正規分布モデルにおける各パラメータ

Error Probability) の確率分布の一例を示す。HEP の確率分布が対数正規分布に従うことは、経験則によってよく知られている^[28]。数学的根拠は未だ無いものの、実際の事例によく適合することから、人間信頼性工学の分野では一般的に、人間がエラーを起こす確率の分布として対数正規分布を用いる^[28]。

また、作業と休息という単純な 2 状態を持つマルコフモデルの確率分布は、図 3.17 に示すように対数正規分布による近似が可能である。作業状態と Blocking の状態間遷移で 1 つの対数正規分布、作業状態と長期休息の状態間遷移で 1 つの対数正規分布が解答時間のヒストグラムに生じるとすれば、解答時間のヒストグラムを 2 つの対数正規分布の和で再現することの一応の説明はできる。

この対数正規分布モデルは、実験結果の 1 問当りの解答時間のヒストグラムを精度良く再現した。図 3.18 に対数正規分布モデルによる実験結果の再現例を示す。しかし、対数正規分布モデルは最短解答時間の長さについて全く言及していない。

3.2.4 新モデルの要求仕様

本研究ではこれまでのモデルの問題点を解決する新たな知的生産性変動モデルを作成する。新たに作成するモデルに対する要求仕様を以下で述べる。

I: 最短解答時間を説明できること

作業-非作業状態間遷移モデルは、実験結果の 1 問当りの解答時間の中で最短解答時間を基準として、作業時間が最短解答時間に達した時点で 1 問の解答が終了すると考えるモデルであり、その最短解答時間がどのように決定されるのかを全く説明できない。対数正規分布モデルは最短解答時間に全く言及していない。よって、新たに作成するモデルには 1 問の最短解答時間を説明する機構を加える。

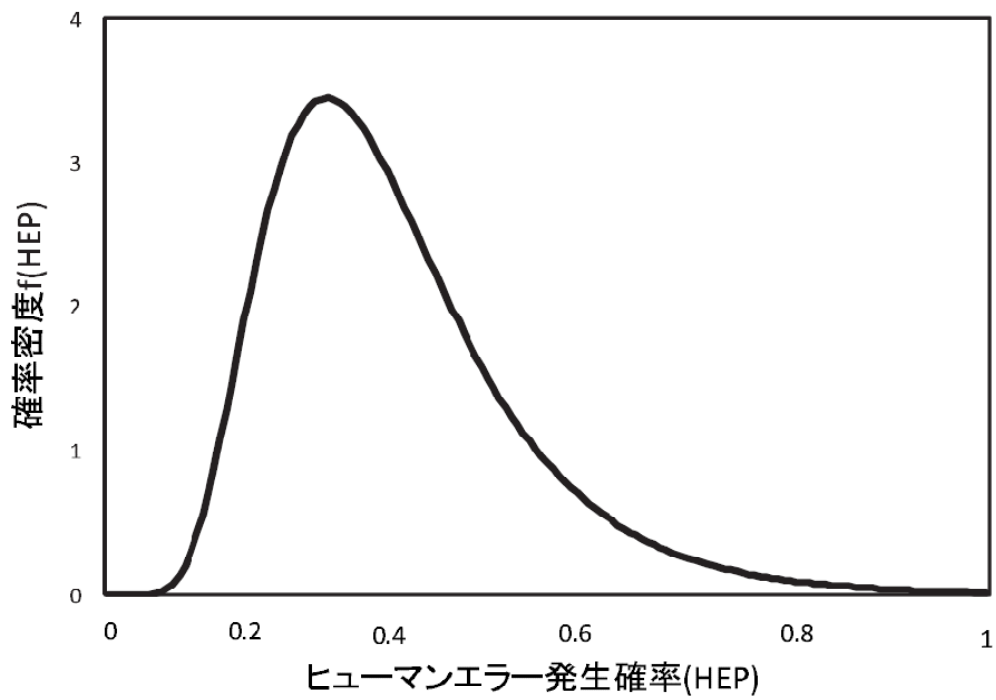


図 3.16: HEP の確率分布

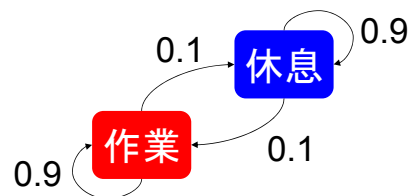
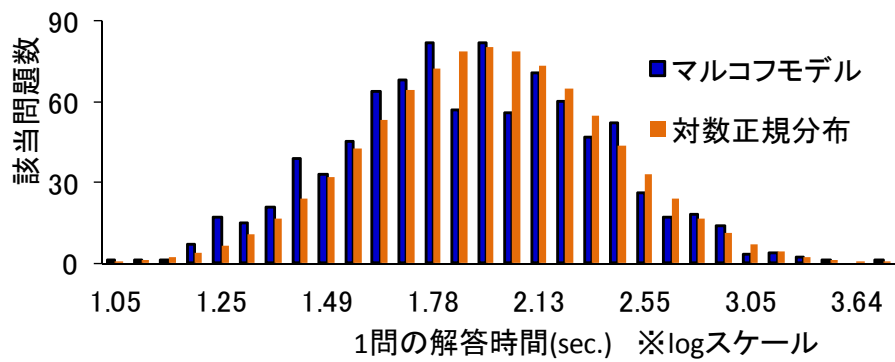


図 3.17: 2 状態マルコフモデルの確率分布と対数正規分布

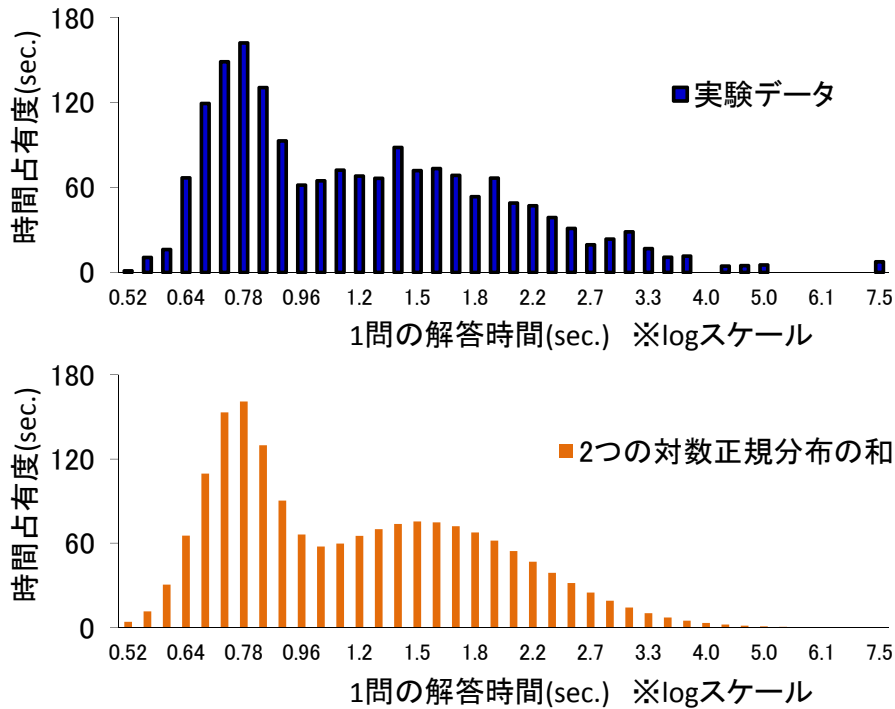


図 3.18: ヒストグラム再現の例

1問の最短解答時間を説明できれば、1問当りの解答時間は最短解答時間に非作業時間が加わったものとして説明できるようになる。また、ある作業をこなすのに最低限必要な時間が把握できるため、その作業における知的生産性の限界を把握することができるようになる。

II: 2種類の非作業時間を再現できること

作業-非作業状態間遷移モデルに基づいた計算機シミュレーションでは、実験結果のうち、Blockingが原因である解答時間の小さな変動を再現できたが、長期休息が原因である長い解答時間は再現できなかった。一方、対数正規分布モデルでは解答時間の小さな変動と長い解答時間の両方を再現できた。

モデルに基づいた計算機シミュレーションと実験結果の知的生産性を一致させるためには、2種類の解答時間の増加を両方とも再現する必要がある。特に長い解答時間は、占有時間が長いため知的生産性に大きく影響する。したがって新たに作成するモデルでは、Blockingが原因である解答時間の小さな変動と、長期休息が原因である長い解答時間の双方を再現できるようにする。

III: 知的生産性の経時変化を再現できること

これまでの知的生産性変動モデルは被験者実験の結果のうち1問当りの解答時間の

分布に着目し、実験結果とシミュレーション結果の解答時間の分布を一致させることによる知的生産性の再現を目指してきた。しかしより詳細に知的生産性変動のメカニズムを説明するためには、図 3.19 のような知的生産性の経時変化も再現することが求められる。

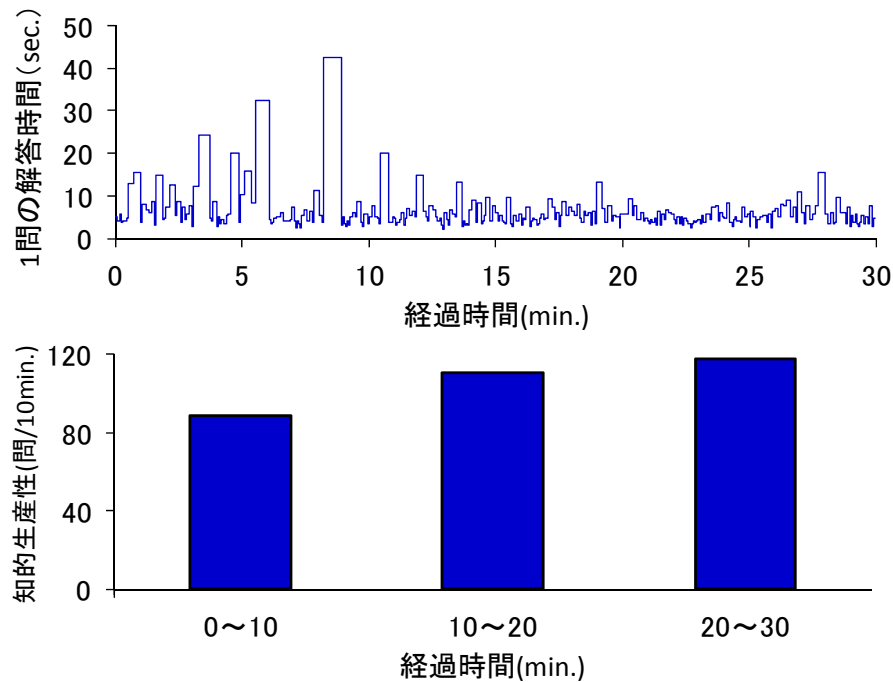


図 3.19: 知的生産性の経時変化の例

例えば、同じような解答時間の分布を持つ2つの実験結果があった場合でも、一方は作業全体の前半に知的生産性が高く、後半に知的生産性が低くなっていて、他方は作業全体を通して知的生産性が高い箇所と低い箇所が散在している、といった違いが考えられる。解答時間の分布のみに着目した従来のモデルでは、そのような違いまでは再現できない。

従来のモデルのうち、作業-非作業状態間遷移モデルは時間変化する内部パラメータ BF を持つため知的生産性の経時変化も再現できる可能性があるが、長い解答時間を再現できないため再現が十分でないことが懸念される。対数正規分布モデルは解答時間の分布のみに着目したモデルであるため、知的生産性の経時変化の再現は不可能である。

したがって、新たに作成するモデルでは、解答時間の分布のみでなく、知的生産性の経時変化も再現・説明することを目指す。

3.3 長期休息重視モデルの提案

前節までで述べたモデル作成の方針および新モデルへの要求仕様に基づき、新たに知的生産性変動モデルを提案する。以下で、新たに提案する長期休息重視モデルについて説明する。

3.3.1 モデルの枠組み

図 3.20 に長期休息重視モデルの概念図を示す。長期休息重視モデルは 3 つの機構により構成されている。

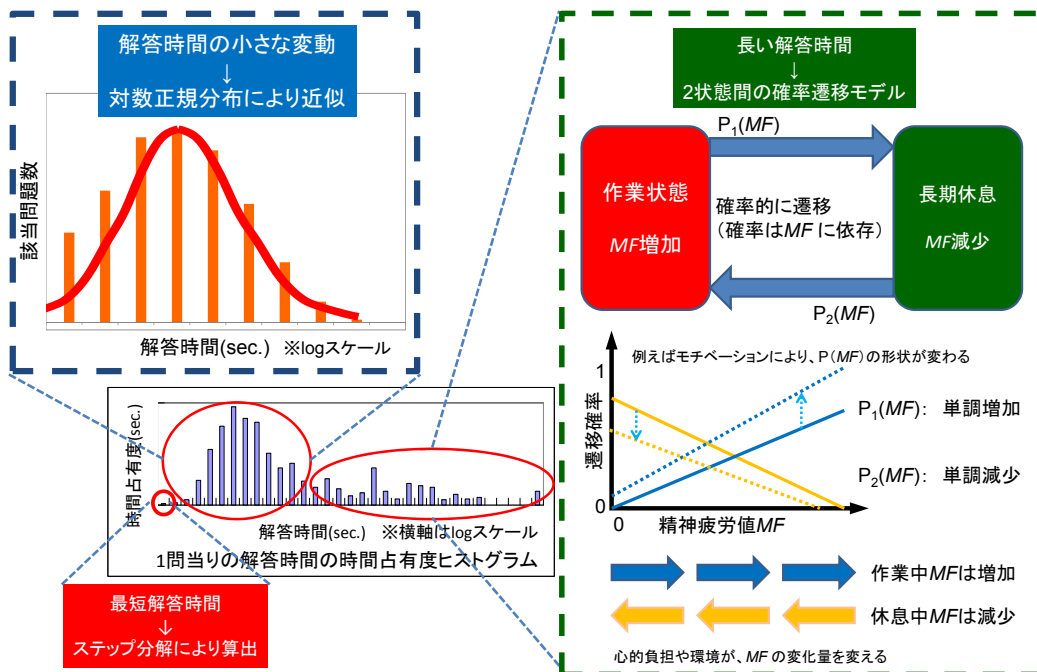


図 3.20: 長期休息重視モデルの概念図

最短解答時間を説明する機構

長期休息重視モデルではタスク 1 問を解答する際の情報処理プロセスに着目し、タスクをステップ分解する。そして各ステップの所要時間を足し合わせ、タスクに対する最短解答時間を算出する。長期休息重視モデルにおいて「タスク 1 問の解答を終える」とは、「タスクの全てのステップを通過する」とことと定義する。また最短解答時間は、「人間の認知特性を考慮した上で算出される、一切休息せずにタスク 1 問を解答し

た場合の解答時間の理論値」と定義する。詳細は 3.3.3 項で述べる。

解答時間の小さな変動を説明する機構

実験結果に見られた解答時間の小さな変動は、Bills^[18] が Blocking と命名した、脳の疲労による短い意識の中断により説明できる。図 3.14 に示したように、被験者 1 人の 1 問当りの解答時間の分布のうち、より解答時間が短い部分については対数正規分布に似た形状を持っている。よって、長期休息重視モデルでは対数正規分布により解答時間の小さな変動を近似する。

なお、Bills は Blocking が知的作業を続ける中で次第に頻発するようになると考えれば、知的作業量の低下を説明できるとしている。長期休息重視モデルでは Blocking は経過時間に関係なくランダムに発生するものとし、時間の経過に伴う知的作業量の変化に影響するのは長期休息であるとする。

長期休息を説明する機構

長期休息重視モデルでは作業状態と長期休息の 2 状態間遷移により、知的生産性に大きく影響する長い解答時間を再現する。長期休息は自覚可能で意識的な休息を想定する。2 状態間の状態遷移確率は仮想的な内部パラメータ、精神疲労値 MF (Mental Fatigue) により変化する。作業状態では MF が蓄積し、長期休息では解消され、それに応じて遷移確率が変化する。

3.3.2 長期休息重視モデルの利点

長期休息重視モデルは、タスクのステップ分解によってタスク 1 問に対する最短解答時間を説明・導出できる。1 問の最短解答時間を説明できれば、1 問当りの解答時間は最短解答時間に非作業時間が加わったものとして説明できるようになる。また、最短解答時間を明確にすることで、モデルで想定する情報処理プロセスと、モデルの対象外とする情報処理プロセスを切り分けることができる。

さらに、長期休息重視モデルは対数正規分布により解答時間の小さな変動を、作業状態と長期休息の 2 状態間の遷移により長い解答時間を再現できる。対数正規分布モデルと異なり、2 種類の非作業状態を異なる 2 つの機構で説明することで、対数正規分布モデルよりも詳細に知的生産性変動のメカニズムを説明できる。

そして時間の経過に対する知的生産性の変化も、長期休息を重視した MF を用いた状態間確率遷移モデルの導入により再現できる。知的生産性の経時変化を再現できれ

ば、作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデルよりも詳細に知的生産性変動のメカニズムを説明できる。

3.3.3 タスクのステップ分解

長期休息重視モデルではタスク 1 問を解答する際の情報処理プロセスに着目し、タスクをステップ分解する。そして各ステップの所要時間を足し合わせ、タスクに対する最短解答時間を算出する。その際には図 3.9 に示した Card ら^[26]による人間情報処理モデルに記された認知時間と、実測により求める解答入力のための所要時間を採用する。

Card らによる人間情報処理モデルを用いたステップ分解の例として、西田^[29]が単純な反応課題に対して行ったものがある。西田は、あらかじめ被験者にある文字を覚えておき、次々にディスプレイ上に文字を示して、その文字と同じ時にスイッチを押してもらおうという単純反応課題に対し、被験者がスイッチを押す場合について表 3.7 のようなステップ分解を示した^[29]。

表 3.7: 西田^[29]によるステップ分解の例

順番	処理	該当するステップ	所要時間
1	目よりの文字入力	眼球運動	0 msec.
2	知覚イメージストアに一時的に保存	知覚	100 msec.
3	文字認識	認知	70 msec.
4	長期記憶とマッチング	認知	70 msec.
5	反応決定	認知	70 msec.
6	出力生成	運動命令	70 msec.
7	スイッチを押す	動作	0 msec.

表 3.7 における各ステップの所要時間は、Card らの人間情報処理モデルに記されたヒューマンプロセッサの 1 サイクルの平均値を参照している。表 3.7 より、この単純反応課題については解答に 380 msec. を要することが分かる。しかし実際の作業時を考えると、眼球運動と動作の所要時間は 0 msec. ではない。また表 3.7 による解答時間は最短ではないため、以下で最短解答時間をどのように算出するかを述べる。

表 3.8 に、西田によるステップ分解を参考に考えた認知行動のステップの種類とその所要時間を示す。表 3.8 では認知を思考、記憶、想起の 3 種類に分類しているが、これら分類について以下で述べる。表 3.7 では文字の認識から反応決定に至るまでに認知 3 ステップを要しているが、習熟が十分に進んだ場合を考えると“長期記憶とマッチング”、“反応決定”の 2 ステップは“反応すべき文字か判断する”という 1 ステップで置き換えられる。また、“文字認識”というステップは、処理としては反応すべき文字か判断するために文字の情報を短期記憶に一時的に保持することを指すため、“文字を記憶する”というステップに置き換えられる。

この“記憶する”というステップに関して、表 3.7 のような単純反応課題では必要とされないが、タスクによっては短期記憶に保持した複数の情報の中から必要な情報を選び、その情報を用いた判断が必要となる場合がある。その場合、そのような“想起”に要する時間は、単純に考えれば短期記憶に保持した情報の数に、比例して長くなると考えられる。したがって、ステップ分解の際には、想起の所要時間は短期記憶に保持した情報の数に比例し、保持情報 1 個につき 25 msec. を要するものとする。

想起には“保持情報を思い出す”ステップと、“保持情報を整理する”ステップの 2 種類があるものとする。このうち“保持情報を整理する”ステップについては、保持情報が 8 つに達した時点で $25 \text{ msec.} \times 7 = 175 \text{ msec.}$ を要するものとする。これは、一般に短期記憶に保持できる情報が 7 ± 2 チャンクであるとされているためであり、保持情報が 8 つに達した時点でこれからの作業に必要な情報を 7 つ選択し、情報を 1 つ保持しない、つまり忘却することを考えた。

また図 3.21 に、ステップ分解で想定する情報処理の基本的な流れを示す。この情報処理の流れは表 3.7 を参考にしているが、眼球運動の際にも眼球を動かす筋肉への運動命令が必要と考えられるため、眼球運動の前に必ず運動命令のステップが入る。

タスクをステップ分解する際には、分類の異なるステップについては連続する情報処理でない限り並列処理が可能であるとした。例として、図 3.22 に示した一位加算タスクにおけるステップ分解の例を表 3.9 および図 3.23 に示す。図 3.22 に示した一位加算タスクは、PC 画面上に表示された数列の隣り合う 2 つの数を足し、その和の一の位を入力していくタスクである。1 問解答を入力する毎に、次の問題に移るために左手に持った Wii コントローラ^[31]のスティックを右にはじく。PC 画面上に表示される数字はランダムに表示される。一位加算タスクにおいて、「Wii スティックを倒す」、「該当箇所のキーを押す」の 2 つの動作については、実験結果で最短所要時間がともに 70 msec. 以下であるものが複数の被験者に見られたため、運動命令と並列処理が可能であ

表 3.8: ステップの種類とその所要時間

分類	内容	備考	所要時間
眼球運動	飛躍	人間情報処理モデルでは 70 ~ 700 msec. 飛躍に 20 ~ 50 msec.(平均 30 msec. ^[30])、 停留に約 230msec. 必要とされている。 停留には知覚や認知が含まれると考え、 飛躍の平均値の 30 msec. を用いる。	30 msec.
知覚	感覚器官への 刺激入力	人間情報処理モデルでは 50 ~ 200 msec. 刺激強度の逆関数とされている。 タスクにおける刺激強度を定めることが 難しいため、平均値の 100 msec. を用いる。	100 msec.
思考	判断 計算 (記憶)	人間情報処理モデルでは 25 ~ 170 msec. 課題要求や情報負荷に伴う努力の増大、 および練習によって短縮される。 習熟が十分に進んだ場合を考え、 最小値の 25 msec. を用いる。	25 msec.
記憶	記憶	思考に含まれているが、2つ以上の情報を 保持する場合には想起が必要となるため、 思考とは別に表記する。	25 msec.
想起	想起	2つ以上の情報を保持した場合、 必要な情報を思い出すために必要となる。 想起の所要時間は保持情報の数に比例し、 保持情報 1 個につき 25 msec. を要する。	25x msec.
運動命令	筋肉への 運動命令	人間情報処理モデルでは 30 ~ 100 msec. 反応決定から実際の運動が起こるまで の所要時間を指している。 本研究では平均値の 70 msec. を用いる。	70 msec.
動作	筋肉の運動	実測値を用いる。	(実測値)

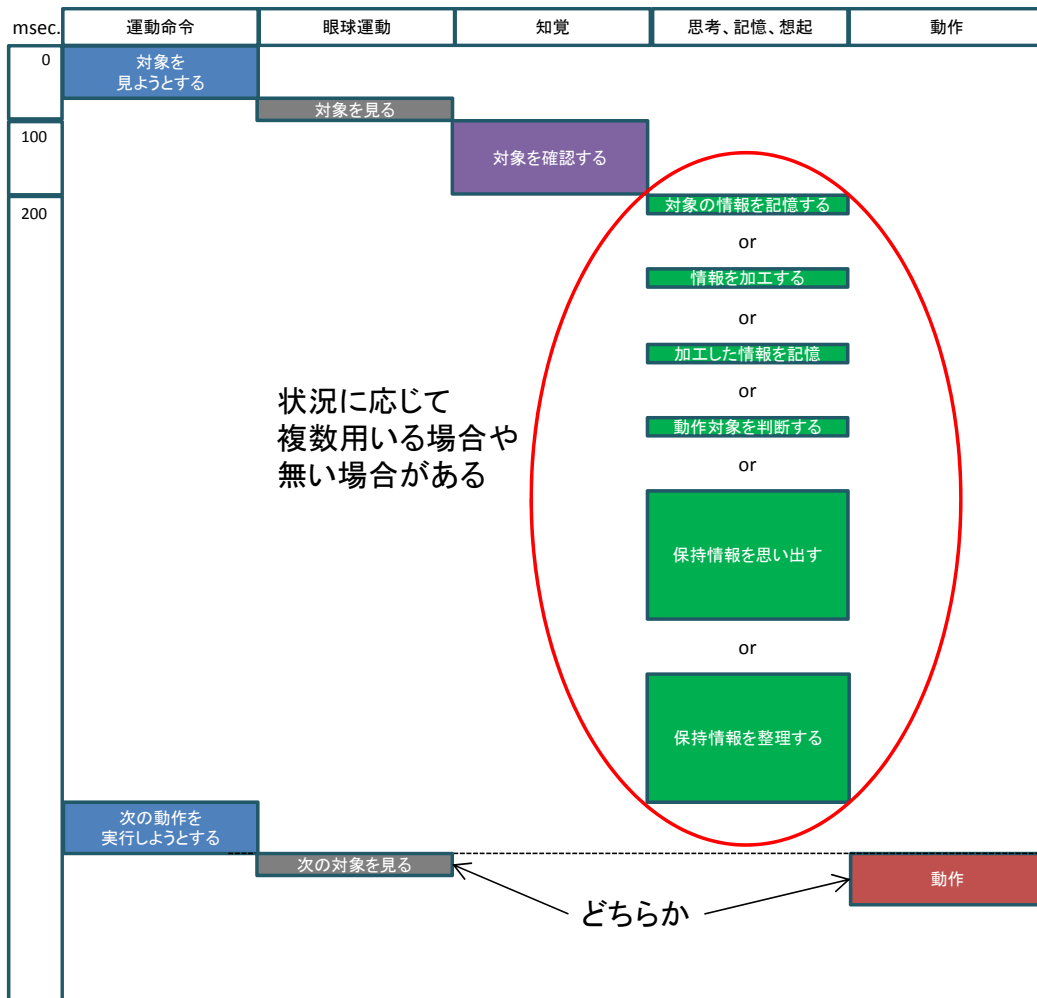


図 3.21: ステップ分解で想定する情報処理の基本的な流れ

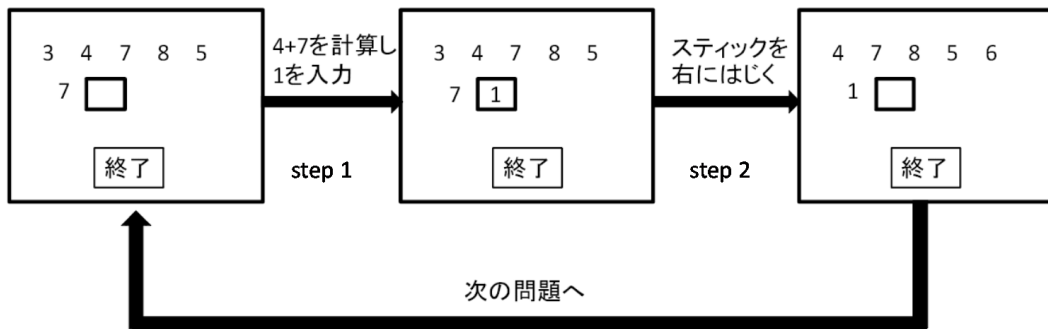
ると判断した。

表 3.9 および図 3.23 から、一位加算タスクにおける最短解答時間は 440 msec. であると分かる。実際の実験結果における最短解答時間の平均は 432 msec. であり、これはステップ分解で求めた値 440 msec. に非常に近い。

3.3.4 長期休息重視モデルで用いるパラメータ

長期休息重視モデルでは、対数正規分布の平均、標準偏差、精神疲労値 MF の蓄積・解消速度、状態遷移確率関数の係数および MF の初期値がモデルパラメータとなる。対数正規分布による解答時間の小さな変動の近似は、以下の式 (3.2) のように定める。

$$T_w = \exp[\sigma * gaussrand + \mu]. \quad (3.2)$$



step1: 計算結果の1の位を右手でテンキーを用いて入力
 step2: 左手でWiiスティックを操作し次の問題へ

図 3.22: 一位加算タスクの概要

表 3.9: ステップ分解による一位加算タスクの最短解答時間の導出

順番	ステップ	分類	時間 (msec.)
1	Wii スティックを倒す	運動命令	70
	2つの数字を見ようとする		
2	2つの数字を見る	眼球運動	30
3	2つの数字を確認する	知覚	100
4	2つの数字を記憶する	記憶	25
5	2つの数字を足し合わせる	思考	25
6	計算結果の1の位を判断する	思考	25
7	計算結果の1の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
8	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
9	該当箇所のキーを押す	運動命令	70
	Wii スティックを倒そうとする		
	推定時間		440

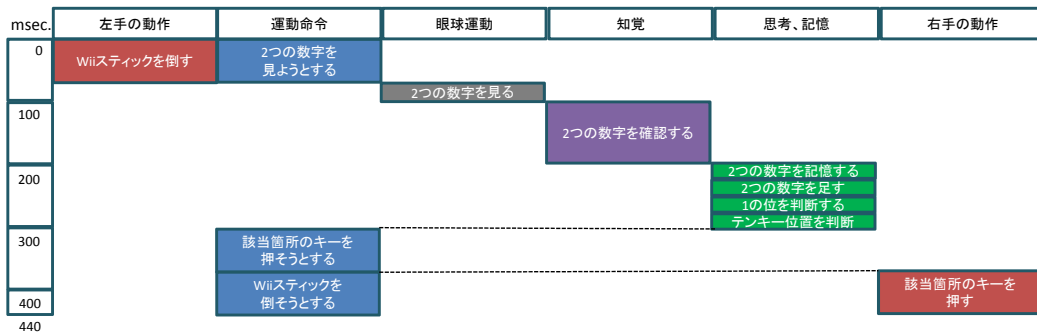


図 3.23: 並列処理の例

式 (3.2) において、 T_w はタスク 1 問毎の解答時間のうち、問題処理に要した時間（作業時間）である。また、 $gaussrand$ は正規分布 $N(0, 1)$ の正規乱数である。式 (3.2) では μ 、 σ がモデルパラメータとなる。

長期休息重視モデルでは、式 (3.2) で求めた T_w が、実際には最短解答時間と、1 問を解く間に発生した Blocking の総時間の和であると考えられる。よって T_w が最短解答時間を下回ることはあり得ないが、乱数を用いた近似に対して下限を定めることは難しい。

そこで以下のように考える。図 3.24 に、正規分布 $N(0.5, 0.01)$ の確率密度関数を示す。図 3.24 において、 $\mu - 2\sigma$ は平均から負の方向に標準偏差の 2 倍だけ離れた値を指す。この値よりも小さい確率変数は、確率変数が正規分布に従う限り必ず全体の 2.3% である。これを参考に、ステップ分解の結果と対数正規分布による近似を関連付けるため、長期休息重視モデルでは実験結果の解答時間のうち、ステップ分解で求めた最短解答時間よりも短い解答時間がどれだけあるかを考える。

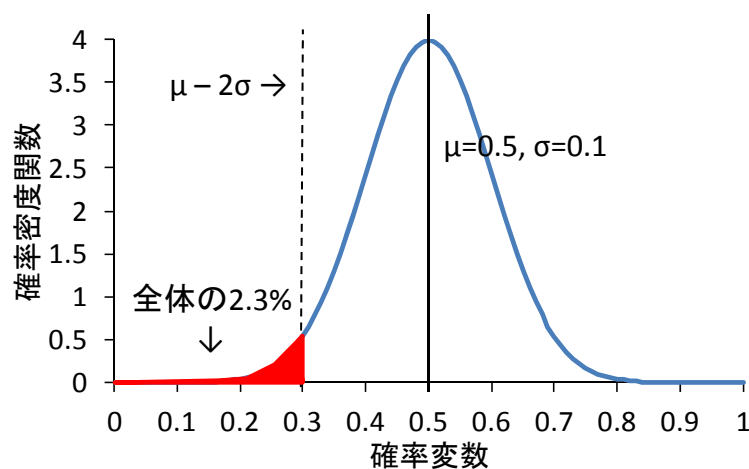


図 3.24: 正規分布 $N(0.5, 0.01)$ の確率密度関数

例えば図 3.22 に示した一位加算タスクにおいて、ステップ分解で求めた最短解答時間は 440 msec. であった。実験結果を見ると、全データ平均で 2.7%の解答時間が 440 msec. を下回っていた。よって、

$$440msec. \leq exp[\mu - 2\sigma]. \quad (3.3)$$

を満たすように μ 、 σ を定めれば、 T_w のうち多くとも 2.3%がステップ分解の結果を下回り、実験結果に則した近似となる。長期休息重視モデルではこのように、全解答時間の中に占める最短解答時間の比率として、どこまで許すかを考える。

一方、 MF の蓄積・解消速度については以下の式 (3.4) のように定める。

$$\left. \frac{dMF}{dt} \right|_{\text{作業状態}} = v_1 \quad (3.4)$$

$$\left. \frac{dMF}{dt} \right|_{\text{長期休息}} = -v_2$$

式 (3.4) では単純に、 MF が時間経過と共に一定の割合で増加・減少することを想定している。式 (3.4) の v_1 、 v_2 はモデルパラメータであり、タスク中は一定であるとしている。

そして作業状態と長期休息の 2 状態間の状態遷移確率関数については、例えば以下の式 (3.5) のような数式が考えられる。

$$p(MF)_{(\text{作業状態})} = MF^{a_1} \quad (3.5)$$

$$p(MF)_{(\text{長期休息})} = (1 - MF)^{a_2}$$

長期休息重視モデルでは $0 \leq MF \leq 1$ であり、 $MF = 0$ では必ず作業に復帰し、長期休息には絶対に移行しない。また、 $MF = 1$ では必ず長期休息に移行し、作業には絶対に復帰しない。式 (3.5) では a_1 、 a_2 がモデルパラメータとなる。

作業状態から長期休息への状態遷移判定は 1 問を解き終えたタイミングで 0~1 の一様乱数を用いて行われる。例えば図 3.25 に示すように、 $a_1 = 2$ であり、1 問を解き終えた時点で $MF = 0.6$ であるとする。この時、式 (3.5) を用いると、 $p(0.6) = 0.6^2 = 0.36$ となる。つまり乱数が 0.36 より小さければ長期休息に移行し、0.36 以上であれば長期休息には移行しない。

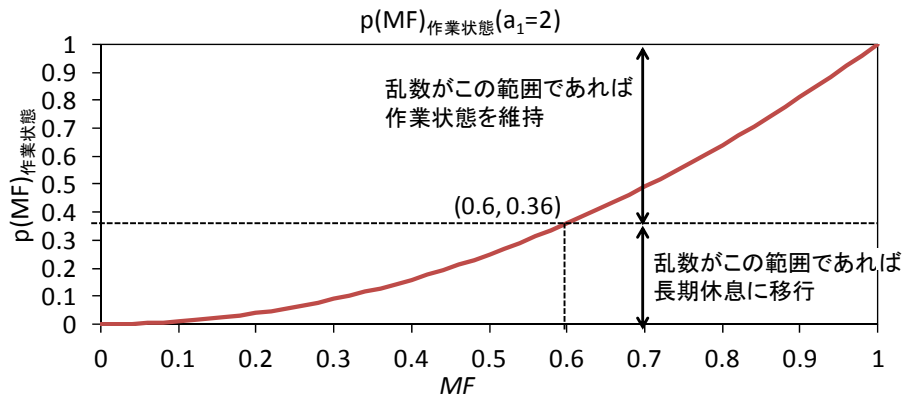


図 3.25: 式 (3.5) を用いた作業状態から長期休息への状態遷移判定の例

1 問を解き終えたタイミングで状態遷移判定を行う理由は、図 3.13 に示した作業状態、Blocking、長期休息の間の状態遷移で想定したように、長期休息中は作業が停止しているため Blocking が発生せず、また Blocking は無意識の作業の中断であるため意識的な休息は生じないものとし、Blocking と長期休息とを独立して存在させるためである。

長期休息から作業状態への状態遷移判定は、作業状態から長期休息に移行した時点で乱数を用いた閾値が決定され、それに基づいて長期休息の長さが決定されるものとする。例えば、図 3.26 に示すように $a_2 = 2$ であり、長期休息に移行した時点で $MF = 0.6$ 、乱数が 0.64 であるとする。この時、作業状態に復帰する時点での MF は式 (3.5) を用いて、 $p(MF) = (1 - MF)^2 = 0.64$ の解である $MF = 0.2$ となる。つまり MF は 0.6 から 0.2 まで回復し、この時の長期休息の長さは $t = \frac{0.6-0.2}{v_2} = \frac{0.4}{v_2}$ となる。もし乱数が $p(0.6) = (1 - 0.6)^2 = 0.16$ よりも小さかった場合は、即座に作業状態に復帰するものとする。

そして長期休息重視モデルでは、精神疲労値 MF の初期値として 0 よりも大きな値を取り得るものとする。これは、 $MF = 0$ からシミュレーションを開始すると時間の経過に対する知的生産性の低下しか再現できず、図 3.19 のような時間の経過に対する知的生産性の上昇を再現できないためである。

以上で示した長期休息重視モデルのモデルパラメータ例をまとめたものを表 3.10 に示す。各モデルパラメータは、環境要因などの要因に応じてその値が変化するものとする。

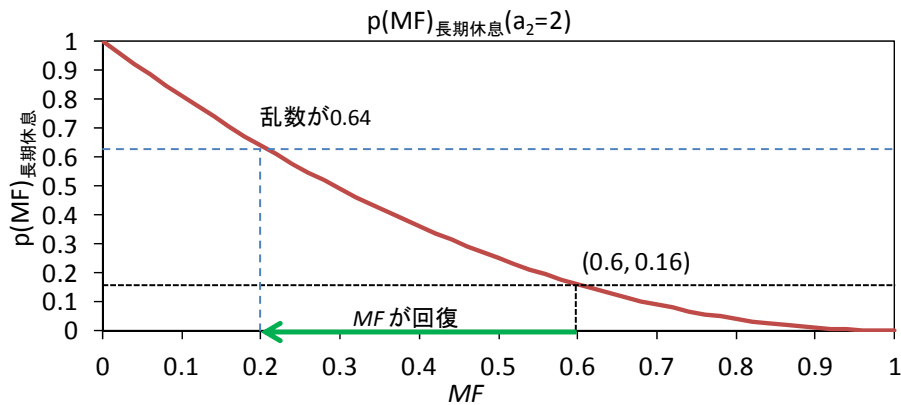


図 3.26: 式 (3.5) を用いた長期休息から作業状態への状態遷移の例

表 3.10: 長期休息重視モデルのモデルパラメータ例

モデルパラメータ	パラメータの意味
μ	Blocking による延長を考えた平均解答時間の自然対数
σ	Blocking の長さのばらつき度合
v_1	MF の蓄積速度
v_2	MF の解消速度
a_1	長期休息への遷移のし難さ
a_2	作業状態への遷移のし難さ
MF_0	MF の初期値

3.3.5 計算機シミュレーションのためのアルゴリズム

図 3.27 に長期休息重視モデルに基づいたシミュレーションのフローチャートを示す。

図 3.27 のフローチャートに基づいたシミュレーションにおける用語の解説を表 3.11 に、シミュレーションの詳細を以下に示す。なお、表記の番号は図 3.27 中の番号と対応している。

入力パラメータ: モデルパラメータ (μ , σ など), シミュレーションの全時間

出力パラメータ: 各問題毎の処理時間、処理問題数

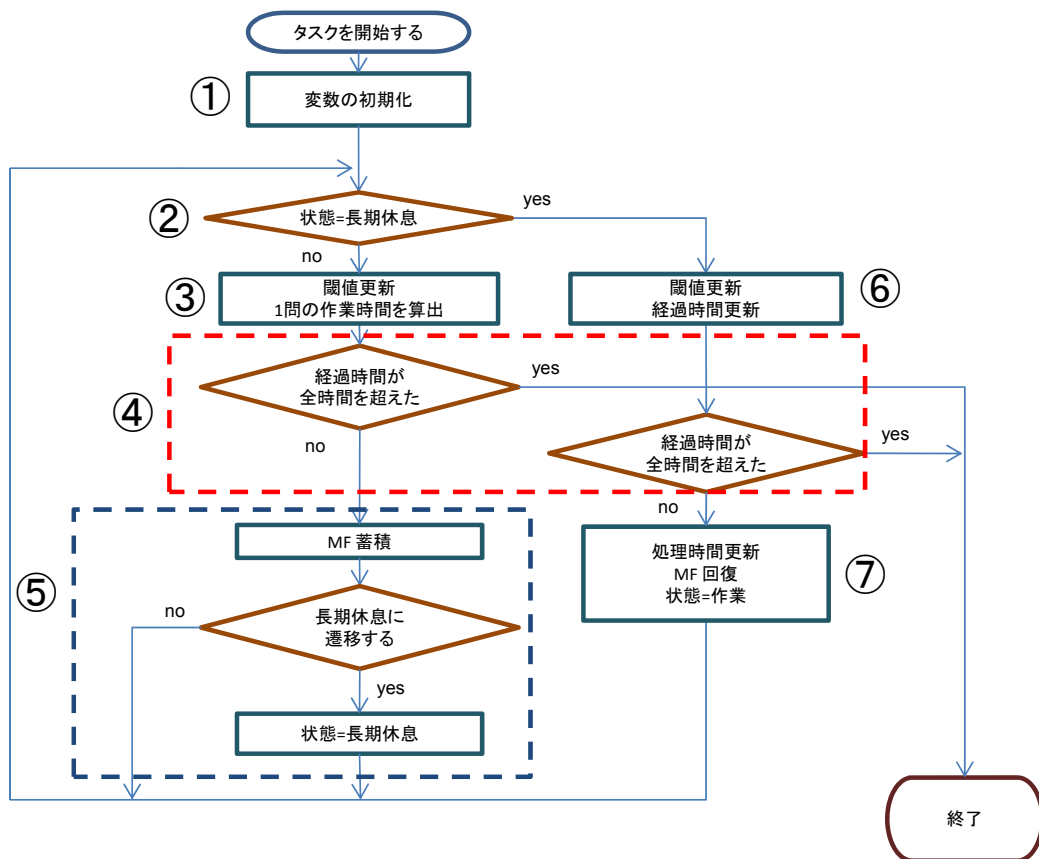


図 3.27: 長期休息重視モデルに基づいたシミュレーションのフローチャート

- ①: 初期状態を作業状態とする。これは、作業開始時には必ず作業に集中しているためである。経過時間、処理時間、処理問題数を初期値 0 にする。MF を初期値 MF_0 にする。
- ②: 現在の状態が長期休息であるかどうか判定する。
- ③: 状態遷移判定に用いる閾値を更新する。1 問の作業時間を式 (3.2) に基づき算出する。処理時間、経過時間に作業時間を足し、処理問題数を 1 つ増やす。このモデルにおいては正誤に関わらない処理問題数により知的生産性を表現する。処理時間をリセットし 0 とする。
- ④: 経過時間が定められた全時間を越えたかどうか判定する。経過時間が全時間を越えた時、一連の作業終了とし、シミュレーションを終える。

表 3.11: 長期休息重視モデルにおける用語の解説

用語	用語の解説
状態	作業・長期休息の2種類がある。
経過時間	作業を開始してから経過した時間。
処理時間	1問を処理するのにかかった時間。 このアルゴリズムにおいては、 処理時間は作業時間と非作業時間の和であり、 作業時間の分布は対数正規分布に従う。
MF	精神疲労値 (<i>Mental Fatigue</i>)。 ただし一般に言う疲労ではなく、 疲労を想定した仮想的な値である。
処理問題数	処理した問題数。 このモデルにおける知的生産性を表し、 解答の正誤は考慮していない。
作業時間	作業状態で問題を処理している時間。 分布が対数正規分布に従うとしているが、 想定ではステップ分解で求めた最短解答時間と Blocking の総時間の和である。
全時間	作業を開始してから終了するまでの時間。 モデルでは数十分～数時間の長さを想定している。

⑤: 作業状態であるため MF が蓄積する。 MF の変化量 ΔMF は、

$$\Delta MF = \frac{d(MF)}{dt} * t \quad (3.6)$$

であり、 $\frac{d(MF)}{dt}$ は式 (3.4) により求める。状態遷移判定を、 $p(MF)$ が閾値を越えるかどうかで行う。

⑥: 閾値を更新し、経過時間を進める。進める時間 t は、以下の式 (3.7) を解き算出する。

$$MF_+ = MF - v_2 * t \tag{3.7}$$

$$p(MF_+)(\text{長期休息}) = threshold$$

式 (3.7) 中の *threshold* は閾値である。

⑦: 処理時間を進める。進める時間 t は、経過時間同様に式 (3.7) を解き算出する。状態が長期休息であるため MF が回復する。 MF の変化量 ΔMF は、式 (3.4) と (3.6) を用いて求める。状態を作業状態とする。

被験者実験の結果のうち、長い解答時間を再現するようにモデルパラメータを調整した長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションの例を図 3.28 に示す。

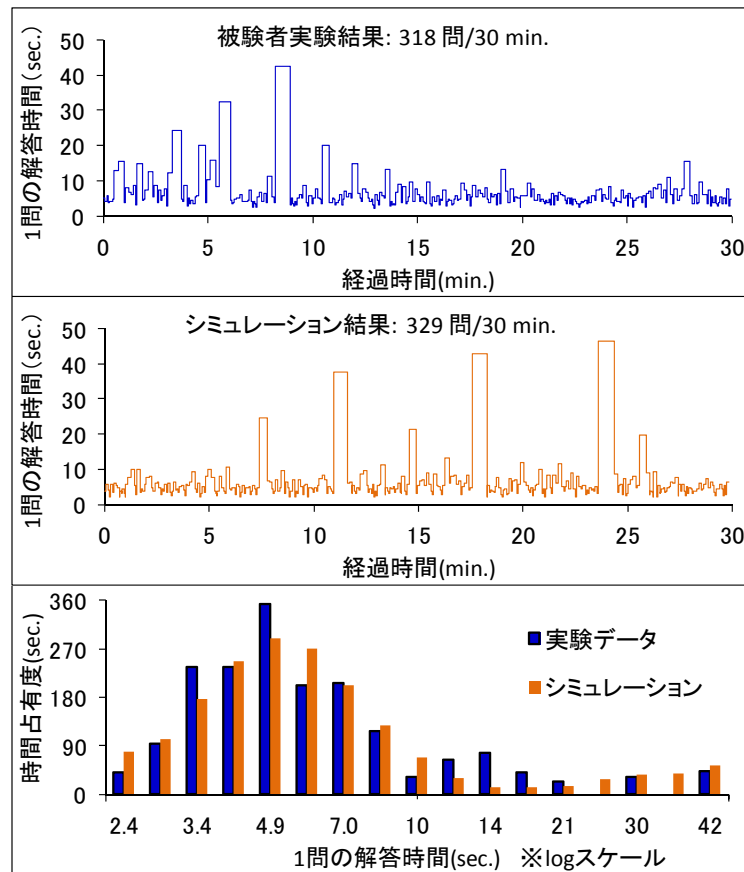


図 3.28: 長期休息重視モデルに基づいたシミュレーションの例

図 3.28 を見ると、シミュレーション結果は実験結果に比べ知的生産性がやや高く、知的生産性の経時変化についても長い解答時間の位置が異なっている。しかし 1 問の解

答時間のヒストグラムを見ると、解答時間の小さな変動、長い解答時間ともに再現できている。したがって、長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションによって、2種類の非作業時間を再現できることが確認された。次の課題は、実験結果を計算機シミュレーションによってどこまで定量的に再現できるか、という検討になる。

第 4 章 実験データの再現性の観点からの 知的生産性変動モデルの比較

過去の実験データを作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデルおよび長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションにより再現し、どのモデルがより忠実に実験データを再現できるか、実験データとシミュレーション結果の誤差を比較し検討する。また、条件の変化に対するモデルパラメータの変化を比較し、どのモデルがより詳細に知的生産性変動のメカニズムを説明できるか検討する。

4.1 実験データの再現方法

本節では、実験データの再現性を評価する際に用いる指標について述べる。

4.1.1 実験データの特徴量

以下では、被験者がある問題を複数回繰り返し解答した際の、各問の解答時間(sec.)を解答順に並べた数列を実験データと定義する。

当研究室でこれまでに実施してきた被験者実験においては、被験者に知的作業を模したタスクを問題として与え、1セット30分の間は何問解答できるかを調べ、その環境・条件下における知的生産性を評価してきた。よって、実験データは被験者があるタスクの1問1問を1セットの全時間内で解答した際の、1被験者の各問の解答時間(sec.)を解答順に並べた数列を指す。

“実験データの再現”とは、知的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションにより、実験データのある特徴量と計算機シミュレーション結果のある特徴量を一致させることを指す。実験データの特徴量とは、その数値により実験データの何らかの特徴を表すものを指す。

本研究では時間の経過に対する知的生産性の変化にも着目するため、知的生産性の経時変化を表す特徴量が必要となる。そこで、以下のような時系列ヒストグラムを考える。

時系列ヒストグラムは、ある経過時間の範囲に解答された問題が何問あるかを表し、ヒストグラムの一致が即ち、知的生産性の経時変化および知的生産性の一致を意味する。全時間を t_{all} 、ヒストグラムの本数を x とすると、ヒストグラムの横軸（経過時間 (sec.)）の間隔は等間隔とし、以下の式 (4.1) を用いて、ヒストグラムの横軸 i 番目に経過時間が t_{i-1} (sec.) より大きく t_i (sec.) 以下である問題数を図示するようにした。

$$t_i = \frac{t_{all} * i}{x} \quad (4.1)$$

時系列ヒストグラムの例を図 4.1 に示す。

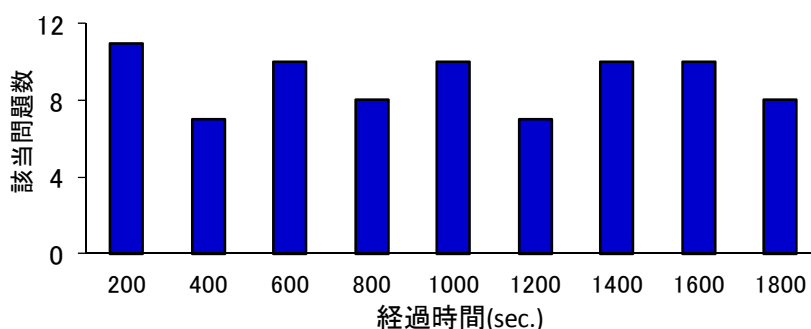


図 4.1: 時系列ヒストグラムの例

時系列ヒストグラムは解答時間の分布には着目していないため、知的生産性に大きく影響する長い解答時間および解答時間の小さな変動を再現するためには別の特徴量が必要となる。そこで、以下のような時間占有度ヒストグラムを考える。

時間占有度ヒストグラムは、何秒で解かれた問題が全時間の中で計何秒を占有するかを表し、ヒストグラムの一致が即ち、解答時間の分布および知的生産性の一致を意味する。実験データの最短解答時間が T_{min} (sec.)、実験データの最長解答時間が T_{max} (sec.) であり、ヒストグラムの本数が x であるとする。この時、ヒストグラムの横軸（1問の解答時間 (sec.)）の間隔は、1問の解答時間の分布が広範囲であり、また該当する問題が存在しない解答時間帯があるため \log スケールとし、以下の式 (4.2) を用いて、ヒストグラムの横軸 i 番目に1問の解答時間が T_{i-1} (sec.) より大きく T_i (sec.) 以下である問題が占める時間を図示するようにした。

$$T_i = T_{min} * \left(\frac{T_{max}}{T_{min}} \right)^{\frac{i}{x}} \quad (4.2)$$

時間占有度ヒストグラムの例を図 4.2 に示す。

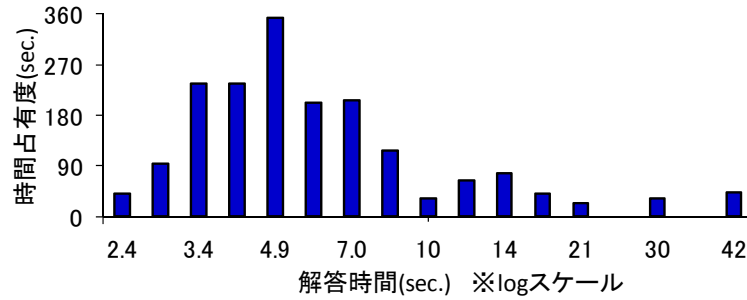


図 4.2: 時間占有度ヒストグラムの例

本研究では以上の2つの特徴量を採用するが、対数正規分布モデルは解答時間の分布のみに着目するため、時系列ヒストグラムは算出できない。よって、対数正規分布モデルは時間占有度ヒストグラムのみを用いて、1つの実験データから得られる時間占有度ヒストグラムと、数式から算出される時間占有度ヒストグラムを比較し、その誤差の最小化を目指すことにより実験データを再現する。

作業-非作業状態間遷移モデルと長期休息重視モデルについては、複数の実験データから得られる特徴量と、数百回のシミュレーションから得られる特徴量を比較し、その誤差の最小化を目指すことにより実験データを再現する。複数の実験データを用いる理由は、数百回のシミュレーションで生じる1回1回の知的生産性のばらつきが、実験データと同様のばらつきかどうかを検証するためである。シミュレーションを数百回行う理由は、作業-非作業状態間遷移モデルおよび長期休息重視モデルでは乱数を用いた状態遷移判定を用いており、シミュレーション回数が少ない場合に乱数の影響が大きくなるためである。

以上より、本研究では実験データの特徴量として時系列ヒストグラムと時間占有度ヒストグラムに着目する。さらに、複数の実験データから得られる特徴量と数百回のシミュレーションから得られる特徴量を比較するために、時系列ヒストグラム、時間占有度ヒストグラムにおいて、複数の実験データにおけるばらつき、およびシミュレーションにおけるばらつきを見る。

すなわち、時系列ヒストグラムの本数が x 、時間占有度ヒストグラムの本数が y である時に、以下のような特徴量ベクトルを、実験データおよびシミュレーション結果に対し定める。

実験データ : $D = (D_{11}, D_{12}, D_{13}, \dots, D_{1x}, D_{21}, D_{22}, D_{23}, \dots, D_{2y})$

$D_{1i} = (n_{data}[i], s_{data}[i]) \quad i = 1, 2, 3, \dots, x \quad D_{2j} = (o_{data}[j], d_{data}[j]) \quad j = 1, 2, 3, \dots, y$

シミュレーション: $S = (S_{11}, S_{12}, S_{13}, \dots, S_{1x}, S_{21}, S_{22}, S_{23}, \dots, S_{2y})$

$S_{1i} = (n_{sim}[i], s_{sim}[i]) \quad i = 1, 2, 3, \dots, x \quad S_{2j} = (o_{sim}[j], d_{sim}[j]) \quad j = 1, 2, 3, \dots, y$

$n_{data}[i]$: 複数の実験データにおける時系列ヒストグラム横軸 i 番目の問題数の平均

$s_{data}[i]$: 複数の実験データにおける時系列ヒストグラム横軸 i 番目の問題数の標準偏差

$o_{data}[j]$: 複数の実験データにおける時間占有度ヒストグラム横軸 j 番目の時間占有度の平均

$d_{data}[j]$: 複数の実験データにおける時間占有度ヒストグラム横軸 j 番目の時間占有度の標準偏差

$n_{sim}[i]$: シミュレーションにおける時系列ヒストグラム横軸 i 番目の問題数の平均

$s_{sim}[i]$: シミュレーションにおける時系列ヒストグラム横軸 i 番目の問題数の標準偏差

$o_{sim}[j]$: シミュレーションにおける時間占有度ヒストグラム横軸 j 番目の時間占有度の平均

$d_{sim}[j]$: シミュレーションにおける時間占有度ヒストグラム横軸 j 番目の時間占有度の標準偏差

上記では時系列ヒストグラムの本数を x 、時間占有度ヒストグラムの本数を y と置いたが、以下で x 、 y をどのように決定するか考える。

実験データ K 個を用いてモデルパラメータを導出する時、1つ1つの実験データにおける知的生産性を n_j ($j = 1, 2, \dots, K$) とする。まず1つ1つの実験データに対しヒストグラムを作ると考えると、その本数はヒストグラムの2方向のデータのばらつきを等しくするため、 $\|\sqrt{n_j}\|$ 本が望ましい。よって、ヒストグラムの本数 x 、 y は、1つ1つの実験データに対するヒストグラムの本数を考慮し、

$$x = y = \left\| \sum_{j=1}^K \frac{\sqrt{n_j}}{K} \right\| \quad (4.3)$$

のように定める。

4.1.2 定量的な再現度指標

実験データを再現する時、知的生産性変動モデルに基づいた計算機シミュレーションにより、実験データの特徴量と計算機シミュレーション結果の特徴量を一致させることを目指し、特徴量の誤差を最小化するようにモデルパラメータを調整する。特徴

量としてヒストグラムに着目する場合、特徴量の誤差としてヒストグラムの形状の不一致度を表す数値を、以下の数式により計算できる。

$$e = \sum_{i=1}^x \left(\frac{n_{data}[i] - n_{sim}[i]}{n_{all}} \right)^2 + \alpha \sum_{i=1}^x \left(\frac{s_{data}[i] - s_{sim}[i]}{n_{all}} \right)^2 + \beta \sum_{i=1}^x \left(\frac{o_{data}[i] - o_{sim}[i]}{t_{all}} \right)^2 + \gamma \sum_{i=1}^x \left(\frac{d_{data}[i] - d_{sim}[i]}{t_{all}} \right)^2 \quad (4.4)$$

$$= e_n + \alpha e_s + \beta e_o + \gamma e_d \quad (4.5)$$

式(4.4)で、 n_{all} は複数の実験データにおける全時間内に解かれた問題数の平均、 t_{all} は全時間である。また、 α, β, γ は重みづけ係数である。

図 4.3 に時系列ヒストグラムの平均の誤差 e_n の計算例を示すための単純な 2 つの時系列ヒストグラムを示す。

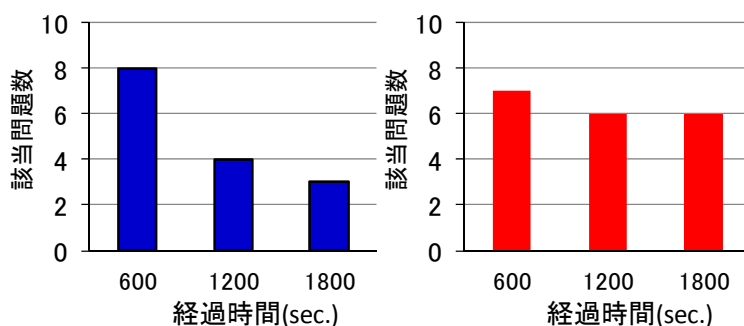


図 4.3: 単純な 2 つの時系列ヒストグラム

$n_{all} = 15$ として図 4.3 に示した 2 つのヒストグラムに対して e_n を計算すると、

$$e_n = \left(\frac{8-7}{15} \right)^2 + \left(\frac{4-6}{15} \right)^2 + \left(\frac{3-6}{15} \right)^2 \approx 0.9333$$

となる。

式(4.4)における α, β, γ の数値は、ヒストグラムの形状の不一致度を表す 4 つの特徴量のうち、どの特徴量を優先するかを考え決定する。以下でどの特徴量を優先するか考える。

(i) e_n と e_s のどちらを優先するか

e_n は時系列ヒストグラムにおける問題数平均の誤差、 e_s は時系列ヒストグラムにおける問題数の標準偏差の誤差を示す。平均を一致させることで知的生産性および知的

生産性の経時変化が、標準偏差を一致させることで知的生産性および知的生産性の経時変化のばらつきが再現される。複数の実験データにより被験者の知的生産性変動を再現する際にはどちらも重要であり、また大抵の場合、平均よりも標準偏差の方が値が小さいため同等に扱っても支障が無い。よって、 e_n と e_s は同等に扱い、 $1 = \alpha$ とする。

(ii) e_o と e_d のどちらを優先するか

e_o は時間占有度ヒストグラムにおける時間占有度平均の誤差、 e_d は時間占有度ヒストグラムにおける時間占有度の標準偏差の誤差を示す。平均を一致させることで知的生産性および解答時間の分布が、標準偏差を一致させることで知的生産性および解答時間の分布のばらつきが再現される。(i)と同様に考え、 $\beta = \gamma$ とする。

(iii) e_s と e_o のどちらを優先するか

本研究では新たに着目した時系列ヒストグラムの再現を、時間占有度ヒストグラムの再現に対し優先する。よって、 e_s と e_o では e_s を優先し、 $\alpha > \beta$ とする。

以上より、 $1 = \alpha > \beta = \gamma$ とする。

$\beta = \gamma$ の値は 0.1 とする。これは、時系列ヒストグラムと時間占有度ヒストグラムの誤差が同程度である時、時系列ヒストグラムの誤差を数値の桁 1 つ分重視することを意味する。

4.2 各モデルの比較方法

本節では、どのようにして各知的生産性変動モデルを比較するかについて述べる。

4.2.1 用いる実験データ

本研究では過去の実験データを作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデルおよび長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションにより再現し、どのモデルがより忠実に実験データを再現できるかを、実験データとシミュレーション結果の誤差を比較して検討する。以下では、まず実験データとして採用する過去の 2 つの実験の概要を述べる。実験の詳細は付録 B、C で述べる。

実験 A: 被験者の内的要因に着目した被験者実験^[1,2]

実験の目的

環境条件を一定として環境要因による知的生産性への影響を取り除き、被験者のモチベーションや心的負担等の内的要因が知的生産性に与える影響を調べた。

実験の方法

表 4.1 に実験の方法の概要を示す。なお、追加実験においても実験条件等は同様である。

表 4.1: 内的要因に着目した被験者実験の概要

実験日時	2009年11月24日～29日（期間I: 本実験） 2009年12月5日～6日（期間II: 追加実験） 環境条件は表4.2参照
内的要因を変化させるための条件	モチベーション: 表4.3に示す2種類の教示 心的負担: タスクの難易度2種類
被験者	健康な大学生(男性7名、女性5名の計12名) 8名(被験者A、B、D～H、J、男性5名、女性3名)は本実験のみ参加 4名(被験者C、I、K、L、男性2名、女性2名)は本実験・追加実験ともに参加 1日につき被験者2名で実施
タイムスケジュール	図4.4参照
作業内容	図4.5に示した暗算加算タスクについて 表4.4のように難易度を2種類用意
計測項目	表4.5参照

表 4.2: 実験中の環境条件

机上面照度	室温	湿度	CO ₂ 濃度	騒音
750lx	25	45%RH	800ppm以下	50dB以下

備考

実験では8セットのタスクを行ったが、その内1、2、5、6セット目は、被験者にとって各教示・難易度に対する理解や習熟が十分でないと考え、3、4、7、8セット目の結果のみを解析対象とした。また、被験者Lに関しては作業中に眠るなどのトラブルから正確なデータが取得できなかったため、被験者Lの実験結果を解析対象外とした。

表 4.3: 2種類の教示

教示 A	この試行は参考データです。 次の試行に備えて楽に実施して下さい。 手元の様子のカメラ撮影も行いません。 ただし、できるかぎり正確に実施してください。
教示 B	この実験における重要な試行です。 成績優秀者には追加報酬が与えられます。 また、手元のカメラ撮影を行います。 できる限り速く、正確に問題を解いてください。

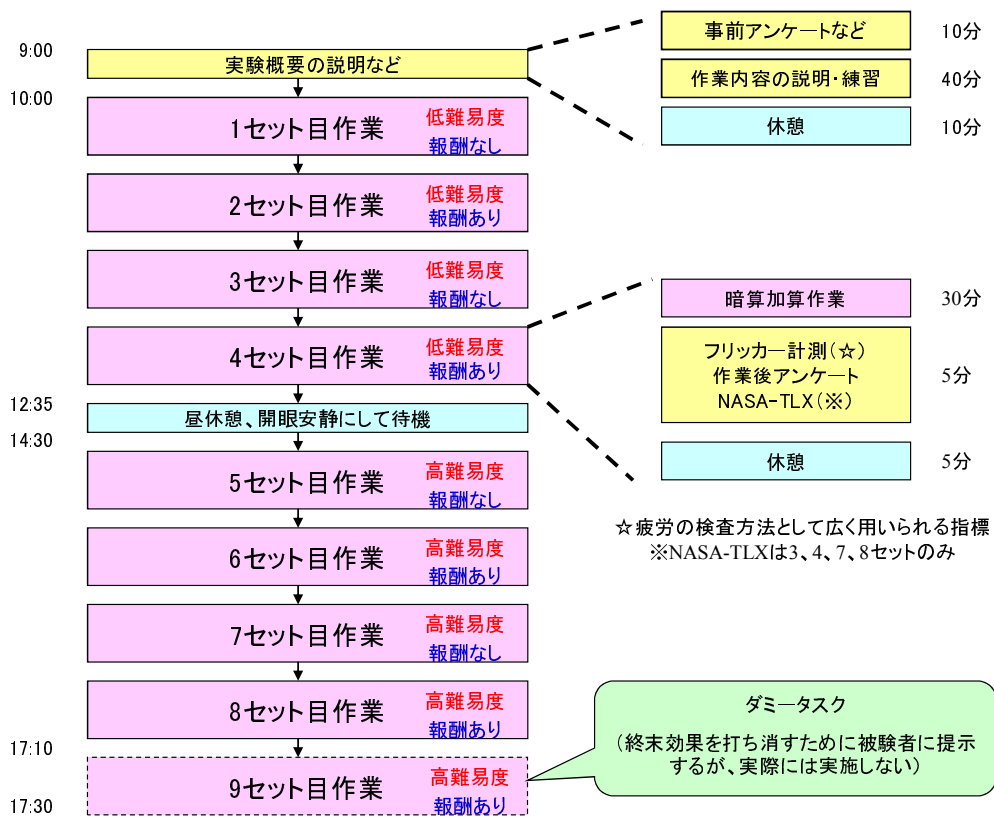
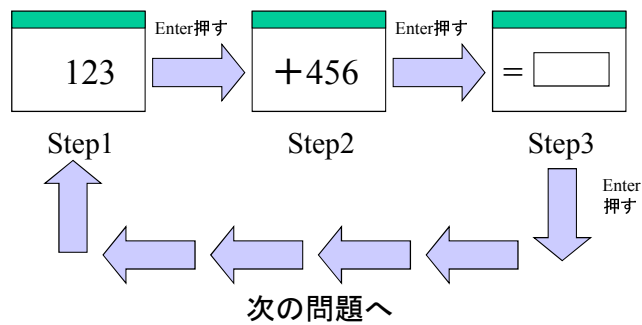


図 4.4: 実験時のタイムスケジュール



※タスクはPC 画面上で行い、
数字、Enterはテンキーで入力する

- Step1: 画面上に出た数字を記憶する
- Step2: 記憶した数字と次に画面上に出た数字を足す
- Step3: 計算結果を入力する

図 4.5: 暗算加算タスク

表 4.4: タスクの難易度 2 種類

難易度	暗算加算タスク
易しい	繰り上がりのない 3 桁同士の加算
難しい	繰り上がりが 1 箇所発生する 4 桁同士の加算

表 4.5: 計測項目

計測項目	説明
1 問の解答時間 1 問終了時の経過時間	解析対象とする。
解答数	正誤は考慮しない。 知的生産性の定量評価として用いる。
1 問毎の正誤判定	参考として記録した。
モチベーションの主観評価	以下に示す質問に対し、被験者に回答させた。 「自分の能力を十分に発揮し、 自分にとっての全力で作業を行ったときの、 作業への力の注ぎ具合を 100 とすると、 今終えた作業への力の注ぎ具合は、 どのくらいの値になるか、数値でお答えください。」

実験 B: 机上面照度とモチベーションに着目した被験者実験^[3]

実験の目的

環境要因の中で机上面照度に着目し、被験者のモチベーションによって机上面照度が知的生産性に与える影響が異なるかどうか調べた。また、机上面照度とモチベーションを制御した場合の知的生産性への影響を検討するためのデータを収集した。

実験の方法

表 4.6 に実験の方法の概要を示す。

表 4.6: 机上面照度とモチベーションに着目した被験者実験の概要

実験日時	2010年11月26日～12月19日のうち18日間 机上面照度以外の環境条件は表4.7参照
照度条件	標準照度: 机上面照度 750lx 高照度: 机上面照度 2500lx 被験者頭上の照明設備により制御
モチベーションを変化させるための教示	実験 A 同様、表 4.3 に示す 2 種類の教示
被験者	健康な大学生 (男性 22 名、女性 2 名の計 24 名) 1 グループ 4 人の被験者が同じ実験室内で作業 1 グループにつき実験期間は 3 日間
タイムスケジュール	図 4.6 参照
作業内容	図 4.7 に示した一位加算タスク 伝票分類タスク: 図 4.8、図 4.9 参照 図 4.8 のような紙伝票が 表 4.8 に基づいた $3 \times 3 \times 3 = 27$ 分類のうち どこに属するかを、図 4.9 に示した iPad 上の伝票分類表の該当するボタンを押して解答する
計測項目	表 4.9 参照

備考

被験者のうち被験者 15 番 (グループ D, 男性) は実験初日の参加のみで辞退した。よっ

表 4.7: 実験中の環境条件

計測項目	目標値	計測値
温度	26	26±0.5
湿度	30 ~ 50%	30 ~ 50%
CO ₂ 濃度	1000ppm 以下	600 ~ 1000ppm
騒音	55dBA	48 ~ 55dBA

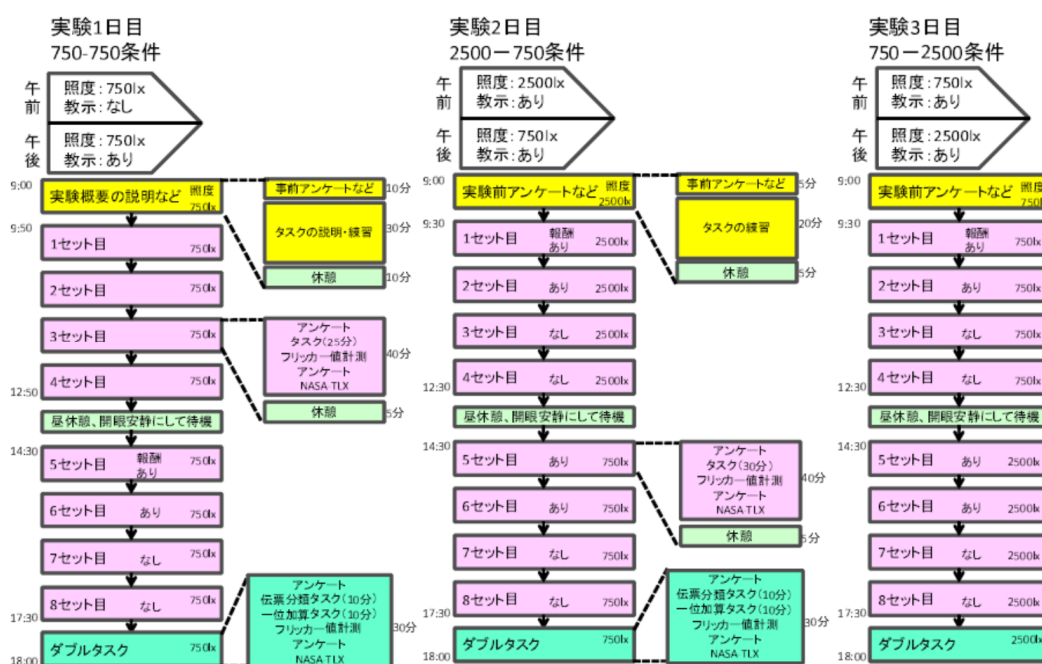
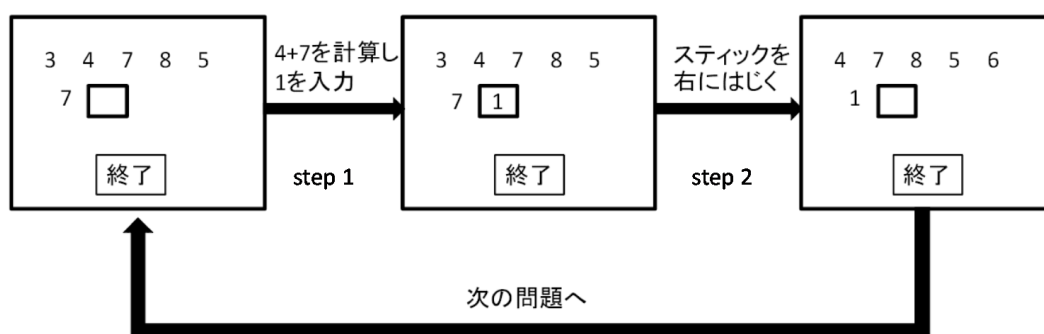


図 4.6: 実験時のタイムスケジュール



step1: 計算結果の1の位を右手でテンキーを用いて入力

step2: 左手でWiiスティックを操作し次の問題へ

図 4.7: 一位加算タスクの概要

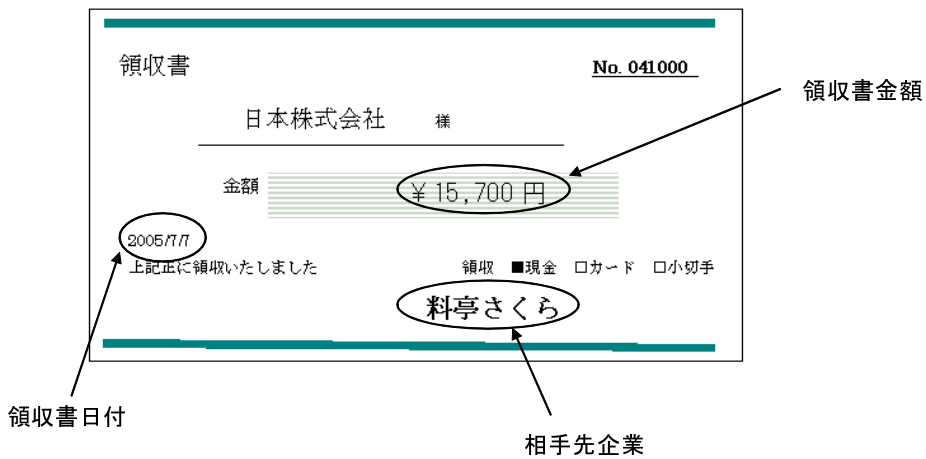


図 4.8: 伝票分類タスクで用いる紙伝票



図 4.9: iPad 上の伝票分類表

表 4.8: 伝票分類条件

伝票分類条件	分類		
領収書日付	上旬	中旬	下旬
領収書金額	5,000 円以下	5,001 円から 50,000 円まで	50,001 円以上
相手先企業	百貨店と各種小売店	飲食店と喫茶店	運送業と郵便

表 4.9: 計測項目

計測項目	説明
1 問の解答時間 1 問終了時の経過時間	解析対象とする。
解答数	正誤は考慮しない。 知的生産性の定量評価として用いる。
1 問毎の正誤判定	参考として記録した。 (一位加算タスクのみ)
モチベーションの主観評価	以下に示す質問に対し、被験者に回答させた。 「今終えた作業は、どのくらいのモチベーションで取り組みましたか。これ以上はないモチベーションを100として、数値でお答えください。達成した作業量にかかわらず、作業へのモチベーションを答えてください。」
フリッカー	疲労の検査方法として広く用いられる指標である。

て、被験者 15 番の実験結果は解析対象外とする。

1 グループにつき実験期間が 3 日間あるが、その簡単な内訳を以下に示す。

- ・1 日目 (練習日): 被験者に実験手順などに慣れてもらうための日程であり、解析対象外とする。
- ・2 日目 (本実験日 I): 午前中の照度条件と、午後からの照度条件が異なる。
- ・3 日目 (本実験日 II): 午前中の照度条件と、午後からの照度条件が異なる。照度条件において、本実験日 I とのカウンターバランスをとっている。グループ毎のカウンターバランスのとり方を図 4.10 に示す。

また、実験時には前に座っている被験者が同じタスクを行っている後ろに座っている被験者の作業ペースに影響を及ぼす恐れがあるため、図 4.11 に示すように、前後の席で異なるタスクを実施してもらうようにした。タスクは 1 セット毎に替わるものとした。

本研究では複数の実験データから得られる特徴量と数百回のシミュレーションから

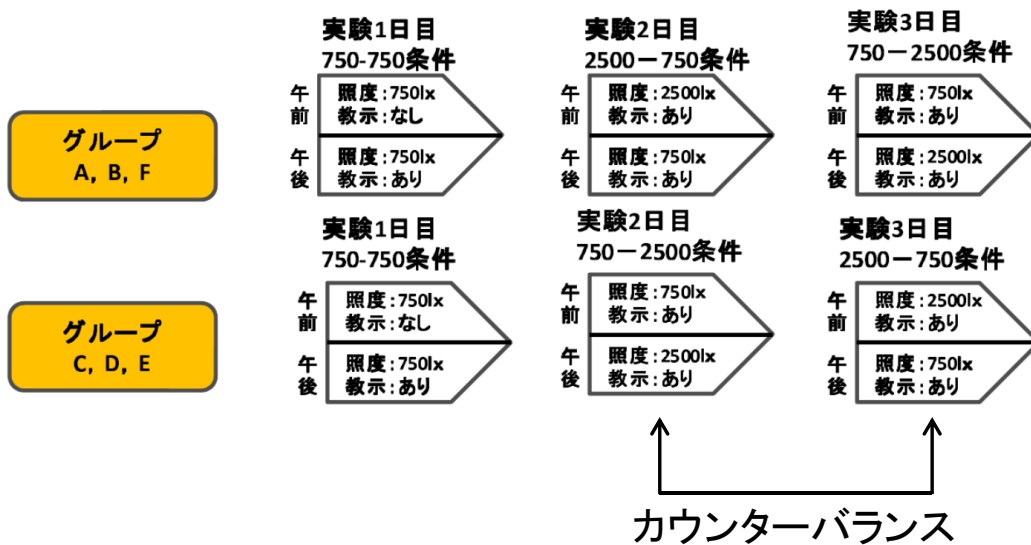
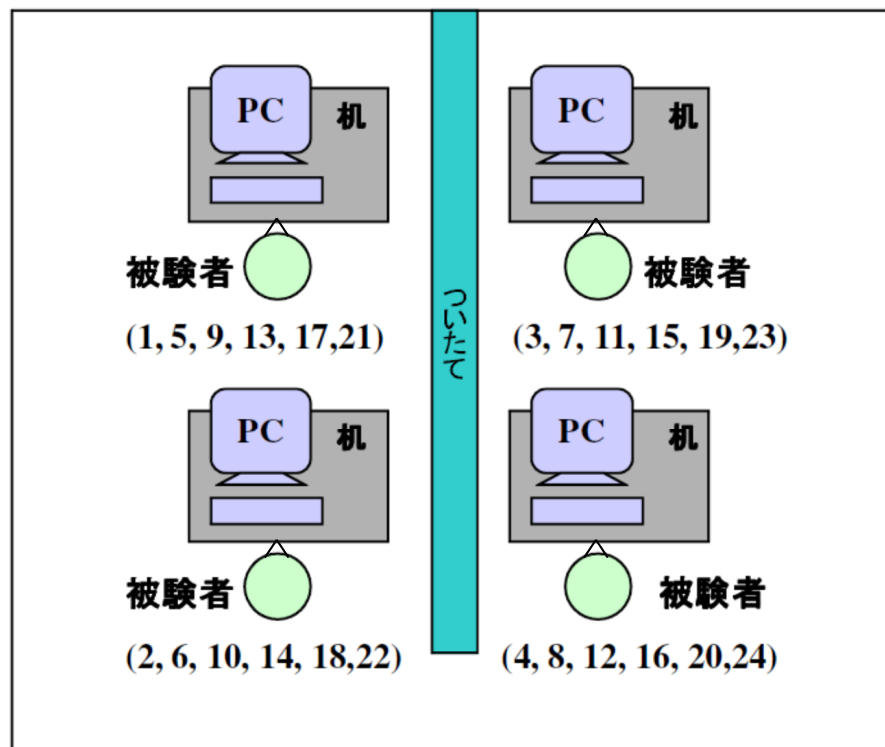


図 4.10: 照度条件のカウンターバランス



- * 被験者番号が奇数の被験者は先に伝票分類タスク
- * 被験者番号が偶数の被験者は先に一位加算タスク

図 4.11: タスクの順序

得られる特徴量を比較し、データ毎、シミュレーション1試行毎の知的生産性のばらつきも比較するため、条件が異なる実験データを統合する必要がある。実験A、Bで得られた実験データ数を表4.10に示す。実験Aでは、本実験のみに参加した被験者8名については1被験者の1タスクにつき2個の実験データが存在する。また、本実験と追加実験に参加した4名の中で、解析対象外である被験者L以外の3名については1被験者の1タスクにつき4個の実験データが存在する。実験Bでは、参加した被験者24名の中で、解析対象外である被験者15番以外の23名について1被験者の1タスクにつき8個の実験データが存在する。

表 4.10: 実験 A、B の実験データ数

実験		実験データが 有効な被験者数	1被験者1タスクに 対する実験データ数
A	本実験のみ	8	2
	本実験+追加実験	3	4
B		23	8

実験A、Bにおける1データ毎の条件の違いを表4.11に示す。データ毎の条件の違いのうち、本実験か追加実験であるかという時期の違いは、知的生産性に有意な差を生じさせていなかった。一方、報酬の有無で分類した各被験者の各実験データを、モチベーションの主観評価の高低によって分類し直したところ、モチベーションが向上することによって、知的生産性が有意に向上した ($p < 0.001$)。向上率は、暗算加算タスク (3桁) で平均14%、暗算加算タスク (4桁) で平均13%であった。

また、実験Bにおけるデータ毎の条件の違いのうち、2日目か3日目かという時期の違い、および机上面照度は知的生産性に有意な差を生じさせていなかった。一方、報酬の有無で分類した各被験者の各実験データを、モチベーションの主観評価の高低によって分類し直したところ、モチベーションが向上することによって、知的生産性が有意に向上した ($p < 0.01$)。向上率は、一位加算タスクで平均21%、伝票分類タスクで平均52%であった。

以上より、実験条件のうち、報酬の有無によって生じるモチベーションの主観評価の高低が、知的生産性に大きく影響している。よって複数の実験データを統合する際には、モチベーションの主観評価の高低により1被験者1タスクの実験データを二分し、それぞれLM(Low Motivation)、HM(High Motivation)として統合する。実験データを

表 4.11: 実験 A、B における 1 データ毎の条件の違い

実験		順序	条件
A	本実験のみ	1	報酬なし
		2	報酬あり
	本実験+追加実験	1	本実験、報酬なし
		2	本実験、報酬あり
		3	追加実験、報酬なし
		4	追加実験、報酬あり
B		1	2 日目、照度条件 A、報酬あり
		2	2 日目、照度条件 A、報酬なし
		3	2 日目、照度条件 B、報酬あり
		4	2 日目、照度条件 B、報酬なし
		5	3 日目、照度条件 B、報酬あり
		6	3 日目、照度条件 B、報酬なし
		7	3 日目、照度条件 A、報酬あり
		8	3 日目、照度条件 A、報酬なし

統合する際には、表 4.12 に示した一位加算タスク 11 データ、伝票分類タスク 8 データを除外した。

実験データ統合の例を図 4.12 に示す。LM、HM の判定は、1 被験者 1 タスクにおけるモチベーションの主観評価の平均を *Ave.*、標準偏差を *S.D.* とすると、

- ・ $Ave. - 0.5S.D.$ より小さければ LM
- ・ $Ave. + 0.5S.D.$ より大きければ HM
- ・ それ以外は平時のモチベーションとして除外として判定した。

4.2.2 モデルを比較する項目

本研究では以下の項目について、作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデル、長期休息重視モデルの 3 つのモデルを比較する。

I: 4 つの特徴量誤差

表 4.12: 除外した実験データ

タスク	被験者	除外した データ数	除外した理由
一位加算	1 番	2	作業中に寝ていた
	9 番	1	作業中に寝ていた
	10 番	1	トラブルにより一時中断
	12 番	1	作業中に寝ていた
	13 番	1	データの記録ミス
			室外で非常ベルが断続的に鳴った
	22 番	4	作業中に寝ていた
伝票分類	1 番	2	作業中に寝ていた
	2 番	1	片手で作業
	14 番	1	室外で非常ベルが断続的に鳴った
	16 番	1	室外で非常ベルが断続的に鳴った
	20 番	3	片手で作業

被験者	順序	照度	M主観評価	
1	6	750	20	← LM
1	4	750	40	
1	7	2500	70	← 平均値に近いので 使わない
1	1	2500	75	
1	3	750	80	← HM
1	5	750	85	

図 4.12: 実験データ統合の例 (実験 B, 被験者 1 番の一位加算タスク)

4 つの特徴量誤差、 e_n 、 e_s 、 e_o 、 e_d のそれぞれについて、どのモデルがこれらをより小さくできるかを比較する。つまり、どのモデルがより忠実に実験データを再現できるかを比較する。

II: モチベーションの上昇に伴うモデルパラメータの変化

実験データでは、報酬の有無によって生じるモチベーションの主観評価の高低により、知的生産性に有意差が生じている。つまり知的生産性変動モデルとしては、LM か

ら HM にモチベーションが上昇した場合の知的生産性の有意差を再現する必要がある。さらに、モデルパラメータに有意差を生じさせ、モチベーションの上昇に伴う知的生産性の向上のメカニズムを定量的に説明する必要がある。

よって、モチベーションの上昇に伴う各モデルのパラメータの変化を比較し、モチベーションの上昇に伴う知的生産性向上を各モデルが説明できているか検証する。

III: 机上面照度の上昇に伴うモデルパラメータの変化

実験データでは机上面照度が上昇しても知的生産性に有意差が生じていない。しかし、伝票分類タスク実施時において、机上面照度が上昇した際に覚醒度が有意に上昇していることを、フリッカーの値の有意差により確認している ($p < 0.001$)。つまり実験 B において机上面照度の上昇による覚醒度の上昇には成功していると考えられるが、何故知的生産性が上昇しなかったのかを、知的生産性変動モデルを用いて説明できる可能性がある。

よって、机上面照度の上昇に伴う各モデルのパラメータの変化を比較し、知的生産性が向上しなかった理由を説明できないかを探る。その際には、1 被験者 1 タスクの実験データを LM、HM によってだけでなく、机上面照度の 2 条件によっても分割する。

4.3 計算機シミュレーションによる実験データの再現

各知的生産性変動モデルについて、どのように実験データを再現するか述べる。また、モデルに基づいた計算機シミュレーションによる実験データの再現結果について述べる。

最短解答時間 T_{min} の閾値問題

実験データを再現する際、式 (4.2) の最短解答時間 T_{min} が極端に小さい値になることがある。例えば一位加算タスクの実験データでは 10 msec. の解答時間で正解しているものがあるが、これは 2 問を同時に解くなどの戦略による解答時間の短縮や、操作ミスや問題の先送りでたまたま正解した場合が考えられる。知的生産性変動モデルはそのような場合の情報処理プロセスは想定していないため、そのような場合を除外する必要があるが、何秒の解答時間までがそのような場合かを判断するのは困難である。

長期休息重視モデルではステップ分解の結果より小さい T_{min} はモデルの対象外としているが、作業-非作業状態間遷移モデルはどのような情報処理プロセスであれ 1 問を

解答するために最低限要する時間を説明はできないものの考慮している。そのため以下で、 T_{min} の閾値、つまり何秒以上の解答時間を T_{min} として想定するかを考える。

被験者が T_{min} で 1 問を解き続けた場合、当然、知的生産性は最大になる。つまり、各タスクの知的生産性最大データの正答の最短解答時間は、どのような情報処理プロセスであれ各タスクにおける 1 問を解答するために最低限要する時間である可能性がある。

よって、 T_{min} の閾値として、表 4.13 に示した各タスクの知的生産性最大データの最短解答時間 (伝票分類タスク以外は正答のもの) を採用した。そして各実験データの T_{min} として、表 4.13 に示した T_{min} の閾値よりも大きいものの中から最短のものを選んだ。

表 4.13: 知的生産性最大データの最短解答時間

タスク	最短解答時間 (生産性最大正答)
一位加算	297 msec.
伝票分類	1359 msec.
暗算加算 3 桁	1620 msec.
暗算加算 4 桁	2660 msec.

4.3.1 作業-非作業状態間遷移モデル

作業-非作業状態間遷移モデルでは、脳疲労値 BF の蓄積・解消速度および状態遷移確率関数の係数がモデルパラメータとなる。本研究では、 BF の蓄積・解消速度および状態遷移確率関数を以下の式 (4.6)、(4.7) のように定めた。

$$\frac{d(BF)}{dt} = \begin{cases} 1 & (\text{作業時}) \\ -1 & (\text{非作業時}) \end{cases} \quad (4.6)$$

$$p = \begin{cases} \frac{p_3 - p_1}{1 + \exp(-0.1(BF - b_1))} + p_1 & (\text{作業 非作業}) \\ \frac{p_2 - p_4}{1 + \exp(-0.1(b_2 - BF))} + p_4 & (\text{非作業 作業}) \end{cases} \quad (4.7)$$

式 (4.6) は BF の変化速度を一定値としている。作業-非作業状態間遷移モデルに基づいたシミュレーションで BF の変化速度と状態遷移確率関数の形状が同時に変化する場合、シミュレーション結果の挙動を捉えるのが困難であった。そこで BF の変化

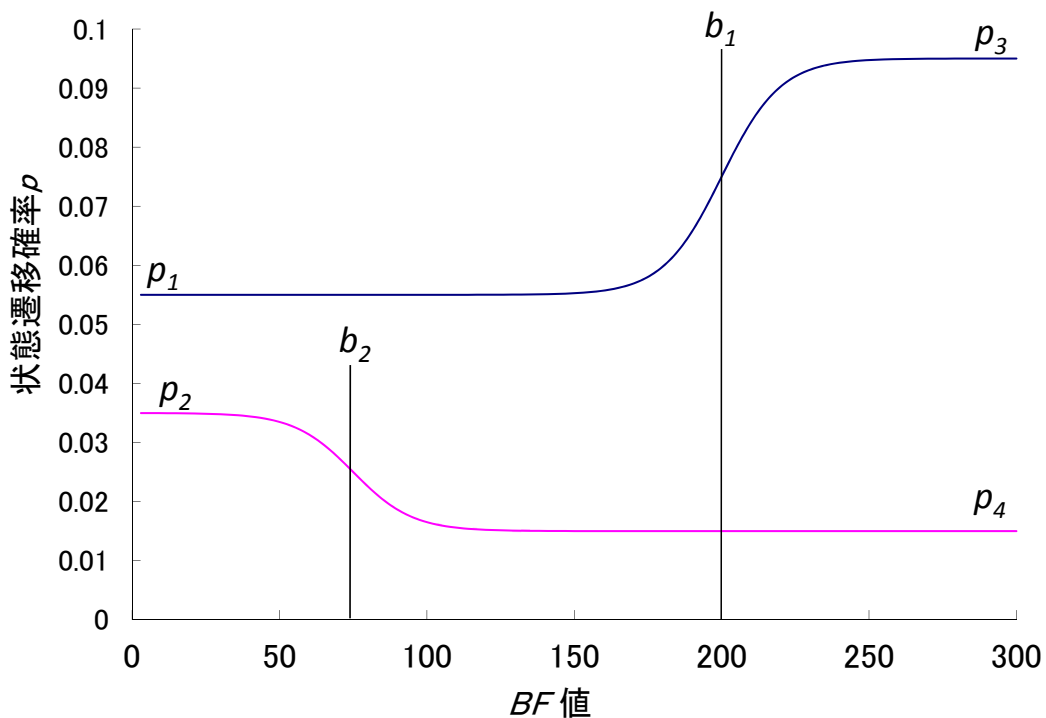


図 4.13: 式 (4.7) の一例

速度を一定とし、状態遷移確率関数の自由度によりそれを補うこととした。図 4.13 に式 (4.7) による $BF - p$ グラフの一例を示す。

p_1 、 p_3 は作業状態から非作業状態に移行する確率であり、値が大きいほど休憩しやすいということになる。 p_2 、 p_4 は非作業状態から作業状態に移行する確率であり、値が大きいほど休憩から作業に復帰しやすいということになる。 b_1 、 b_2 は確率が大きく変化する BF の値を示し、値が大きいほど遷移確率が p_1 または p_2 である BF の区間が長くなる。

式 (4.6)、(4.7) を用いた最適化では、実験データとシミュレーション結果の誤差を十分に小さくする (b_1, b_2) の組み合わせが複数存在することが判明しており、 b_2 の値によって p_2 、 p_4 の値が大きく変わり、パラメータが一意に定まらないことが分かっている。よって制約条件として、 $b_2 = 0$ とした。 $b_2 = c(c > 0)$ としないのは、 $b_2 = c(c > 0)$ とすると作業開始後 $\frac{c}{1} = c$ 秒程度で状態遷移確率に変化が生じることが決められてしまうためである。

図 4.14 に作業-非作業状態間モデルに基づいたシミュレーションのフローチャートを示す。図 4.14 のフローチャートに基づいたシミュレーション 500 回の平均により、実験データの再現を試みる。その際には GA(Genetic Algorithm) により実験データを最

もよく再現するモデルパラメータを導出する。

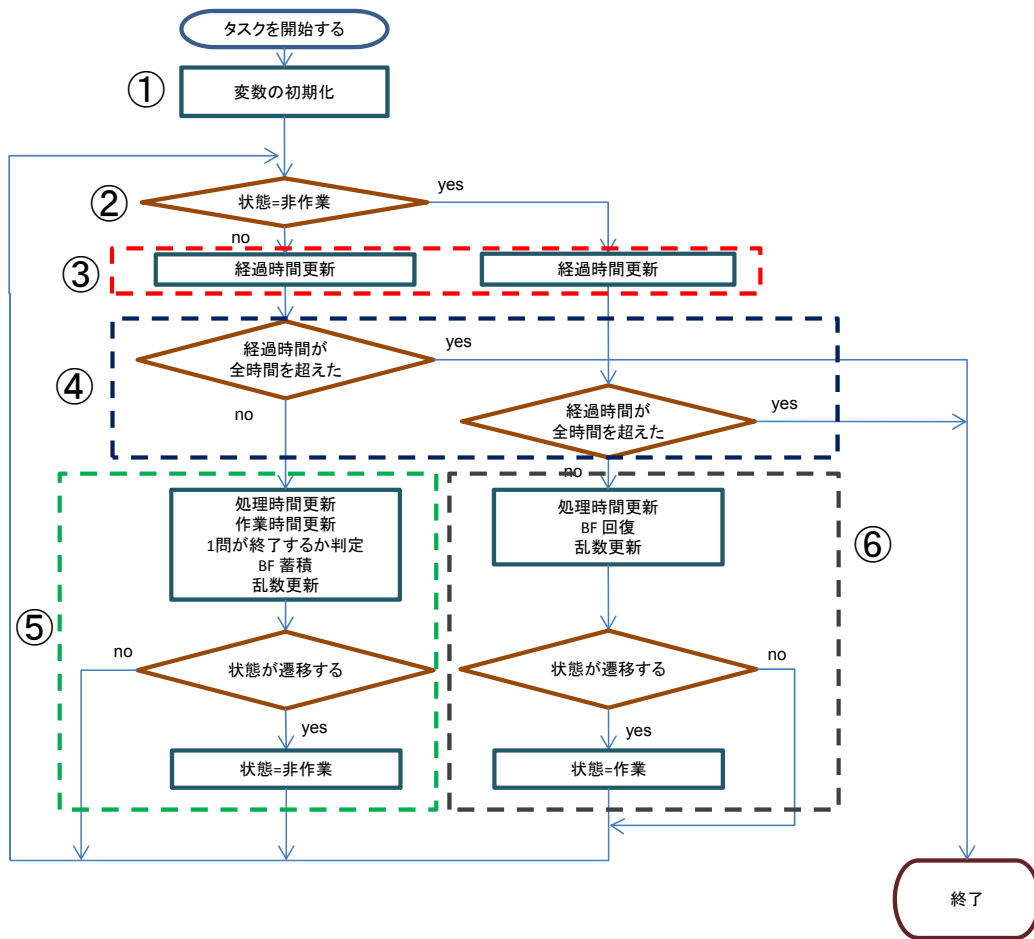


図 4.14: 作業-非作業状態間モデルに基づいたシミュレーションのフローチャート

図 4.14 のフローチャートに基づいたシミュレーションにおける用語の解説を表 4.14 に、シミュレーションの詳細を以下に示す。なお、表記の番号は図 4.14 中の番号と対応している。

入力パラメータ: p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 、 b_1 、 b_2 、全時間、最短解答時間

出力パラメータ: 1 問当りの処理時間、処理問題数

①: 初期状態を作業状態とする。これは、作業開始時には必ず作業に集中しているためである。経過時間、処理時間、作業時間、BF、処理問題数を初期値 0 にする。状態遷移判定に用いる乱数を更新する。

表 4.14: 作業-非作業状態間遷移モデルにおける用語の解説

用語	用語の解説
状態	作業・非作業の2種類がある。
経過時間	作業を開始してから経過した時間。
処理時間	1問を処理するのにかかった時間。 このアルゴリズムにおいては、 ・処理時間 = 作業時間 + 非作業時間 ・作業時間 \approx 最短解答時間 となる。
作業時間	問題を処理している時間。
<i>BF</i>	脳疲労値 (<i>BrainFatigue</i>)。 ただし一般に言う疲労ではなく、 疲労を想定した仮想的な値である。
処理問題数	問題を何問処理したかを表す。 このモデルにおける知的生産性を表し、 解答の正誤は考慮していない。
1 step	1 step = 70 msec. これは Card らの人間情報処理モデル ^[26] において、 認知プロセッサの1クロックが平均70 msec.で あることに起因する。
全時間	作業を開始してから終了するまでの時間。 モデルでは数十分～数時間の長さを想定している。
最短解答時間	最短でこの時間だけ処理すれば1問を処理できる であろう、と期待される時間。 実験データから取得する。

②: 現在の状態が非作業かどうか判定する。

③: 経過時間を 1 step 進める。1 step は、Card らの人間情報処理モデル^[26] の認知プロセスの 1 クロックより、70 msec. とする。

④: 経過時間が全時間を超えたかどうか判定する。経過時間が全時間を超えた時、一連の作業終了とし、シミュレーションを終了する。

⑤: 処理時間を 1 step 進める。作業状態であるため、作業時間も 1 step 進める。

1 問の処理が終了したかどうかを判定する。このモデルにおいては作業時間が実験データの最短解答時間を越えた時、1 問の処理が終了したと見なす。1 問の処理が終了したら作業時間、処理時間を 0 にしてリセットする。また処理問題数を 1 つ増やす。このモデルにおいては正誤に関わらない処理問題数により知的生産性を表現する。

作業状態なので BF が蓄積する。 BF の変化量 ΔBF は、

$$\Delta BF = \frac{d(BF)}{dt} * 1step \quad (4.8)$$

であり、 $\frac{d(BF)}{dt}$ は式 (4.6) により求める。

状態遷移確率 p を式 (4.7) により求め、状態遷移判定を行う。判定は、遷移確率 p が乱数を越えるかどうかで行う。状態遷移判定に用いる乱数を更新する。

⑥: 処理時間を 1 step 進める。非作業状態であるため、作業時間の値は保持する。

非作業状態であるため BF が回復する。 BF の変化量 ΔBF を式 (4.6)、(4.8) により求める。

状態遷移確率 p を式 (4.7) により求め、状態遷移判定を行う。判定は、遷移確率 p が乱数を越えるかどうかで行う。状態遷移判定に用いる乱数を更新する。

モデルパラメータ導出のための GA の詳細を表 4.15 に示す。なお、目的関数は特徴量誤差の逆数、 $\frac{1}{e}$ である。

表 4.15: 作業-非作業状態間遷移モデルパラメータ導出のための GA の詳細

個体数	100
染色体長	50
最大世代	300
交叉確率	15%
変異確率	1% (20 世代連続で最小誤差の更新が無いと 10%に上昇)
モデルパラメータ数	5
パラメータ範囲	$0 \leq p_j \leq 1$ ($j = 1, 2, 3, 4$) $0 \leq b_1 \leq 200$
淘汰条件	$p_3 \leq p_1$ または $p_2 \leq p_4$
終了条件	最大世代到達 または 変異確率上昇後、20 世代連続で 最小誤差の更新が無い場合

4.3.2 対数正規分布モデル

対数正規分布モデルは多段階 GA により、実験データを最もよく再現するモデルパラメータを取得する。以下に多段階 GA のアルゴリズムを、図 4.15 にその概要を示す。

1. 実験データの解答時間の時間占有度ヒストグラムを作成
2. 最適な対数正規分布

$$f(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1 T} \exp\left[-\frac{(\ln(T) - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] * \alpha_1 * T \quad (4.9)$$

を GA で導出

3. 対数正規分布と実験データの時間占有度ヒストグラムの差分をとる
4. 差分の対数正規分布

$$f(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2 T} \exp\left[-\frac{(\ln(T) - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right] * \alpha_2 * T \quad (4.10)$$

を GA で導出

5. 終了条件を満たしていなければ、6へ

6. 対数正規分布と実験データの時間占有度ヒストグラムの差分をとる
7. 差分の対数正規分布 (式 (4.9) と同じ) を GA で導出
8. 終了条件を満たしていなければ、3へ

モデルパラメータ導出のための GA の詳細を表 4.16 に示す。なお、目的関数は特徴量誤差の逆数、 $\frac{1}{e}$ である。

表 4.16: 対数正規分布モデルパラメータ導出のための GA の詳細

個体数	100
染色体長	30
最大世代	5000
最大段階	30
交叉確率	15%
変異確率	1%
モデルパラメータ数	6
パラメータ範囲	$-1 \leq \mu_j \leq 4 \quad (j = 1, 2)$ $0.001 \leq \sigma_j \leq 3 \quad (j = 1, 2)$ $10 \leq \alpha_1 \leq 500$ $0 \leq \alpha_2 \leq 500$
淘汰条件	$\mu_1 \leq \ln(T_{min}) \quad \text{または}$ $\mu_2 \leq \mu_1 \quad \text{または}$ $\ln(T_{max}) \leq \mu_2$
終了条件	最大段階到達 または 7段階連続で最小誤差の更新が無い場合

7段階連続で最小誤差の更新が無い場合に GA を終了する理由は、多段階 GA は段階が進むにつれ誤差が増加していく場合があり、その場合は最大段階までの計算が無駄になるためである。

4.3.3 長期休息重視モデル

長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションを行うためには、まずタスクのステップ分解が必要となる。実験データに含まれるタスクのうち、図 4.7 に示した一位加算タスクについては 3.3.3 項にステップ分解の結果を示した。残る暗算加算タス

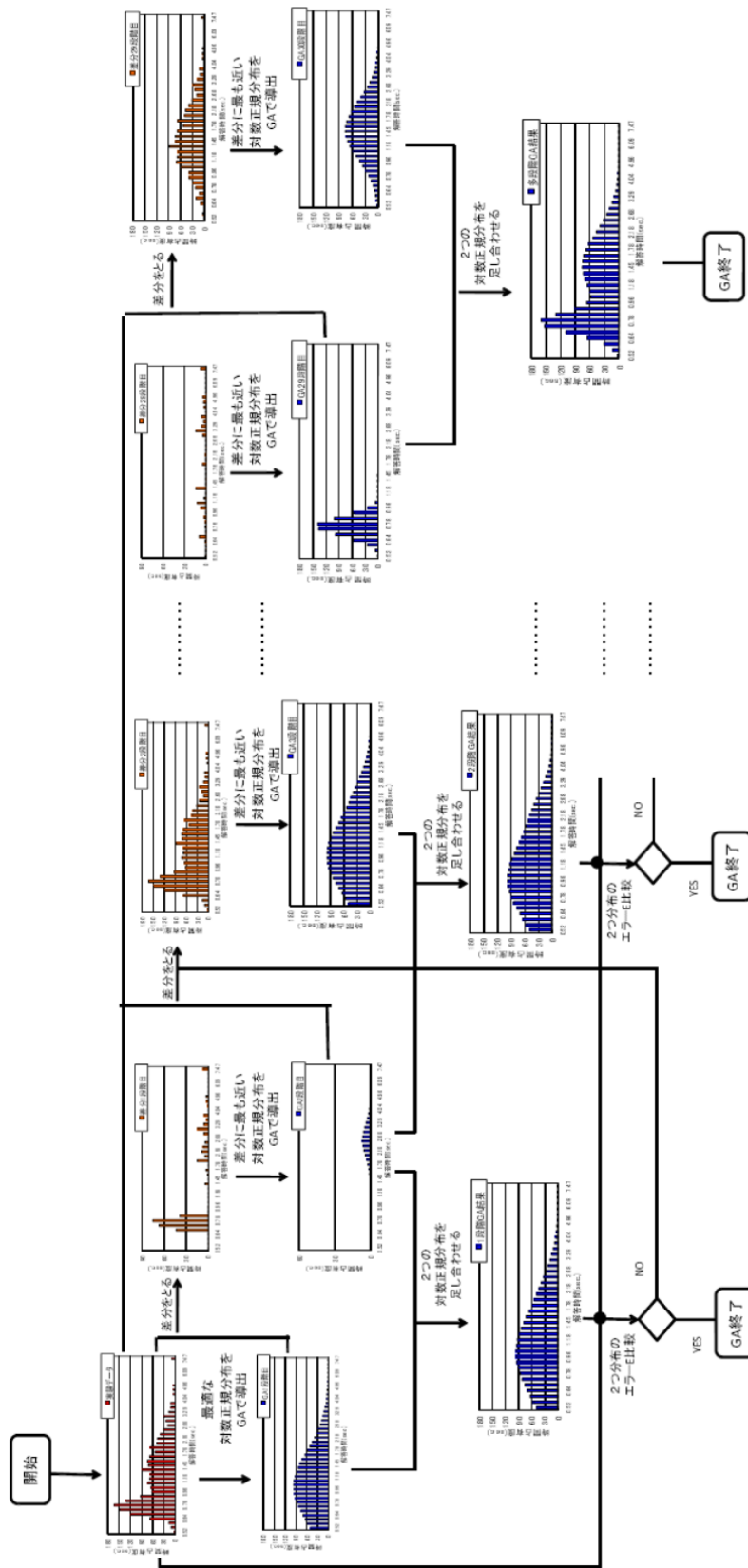


図 4.15: 多段階 GA の概要

ク2種類と伝票分類タスクについて、付録Dにステップ分解の詳細を、以下でステップ分解の結果を述べる。

表4.17に、ステップ分解の結果および実験結果の最短解答時間を示す。暗算加算タスクについては知的生産性最大の被験者Eが算盤経験者であり、知的生産性が他の被験者に比べ著しく高いため、ステップ分解で想定する情報処理プロセスと異なるプロセスで解答していると考え、知的生産性第二位の被験者の最短解答時間も載せた。

表 4.17: 最短解答時間比較

タスク	最短解答時間 (生産性最大正答)	最短解答時間 (正答の平均)	ステップ分解 による解答時間
一位加算	297 msec.	432 msec.	440 msec.
伝票分類	1359 msec.	1690 msec.	1770 msec.
暗算加算 3桁	1620 msec. (2440 msec.)	2980 msec. (3087 msec.)	3100 msec.
暗算加算 4桁	2660 msec. (4690 msec.)	6514 msec. (6815 msec.)	4820 msec.

: 知的生産性第二位の被験者のもの

: 知的生産性第一位の被験者を除外

表4.17を見ると、暗算加算タスク(4桁)以外はステップ分解の結果と実験結果の最短解答時間が近い値となっており、ステップ分解の結果が妥当であると思われる。暗算加算タスク(4桁)については、ステップ分解の結果が知的生産性第二位の被験者の最短解答時間と近い値になっている。一方で最短解答時間の平均とステップ分解の結果が大きく異なっているが、暗算加算タスク(4桁)は作業時の認知負荷が高いタスクであるため、Blockingが生じやすく、ステップ分解で想定した最短解答時間で解答できることが稀なためであると考えられる。

長期休息重視モデルでは、対数正規分布による作業時間の近似、精神疲労値 MF の蓄積・解消速度、状態遷移確率関数の係数および MF の初期値がモデルパラメータとなる。本研究では、対数正規分布による作業時間の近似、 MF の蓄積・解消速度および状態遷移確率関数を以下の式(4.11)、(4.12)、(4.13)のように定めた。

$$T_w = \exp[\sigma * \text{gaussrand} + \mu]. \quad (4.11)$$

$$\left. \frac{dMF}{dt} \right|_{\text{作業状態}} = v_1 \quad (4.12)$$

$$\left. \frac{dMF}{dt} \right|_{\text{長期休息}} = -v_2$$

$$\begin{aligned} p(MF)_{(\text{作業状態})} &= MF \\ p(MF)_{(\text{長期休息})} &= s(MF) + S_j(MF) \quad (4.13) \\ &= \frac{1}{1 + \exp(a(MF - MF_{th}))} + S_j(MF) \quad (j=0,1) \end{aligned}$$

式 (4.11)、(4.12) については 3.3.4 項で述べた。式 (4.13) において $p(MF)_{(\text{作業状態})}$ は MF と同値としているが、作業状態から長期休息への遷移判定は 1 問解答終了時点でしか発生しないため、 MF と同値でも問題が無いと判断した。また、式 (4.13) における $s(MF)$ はゲインが a 、変曲点が MF_{th} であるシグモイド関数である。図 4.16 に式 (4.13) による $MF - p$ グラフの一例を示す。シグモイド関数を採用した理由は、ゲイン a により長期休息の長さのばらつきが、変曲点 MF_{th} により長期休息の長さが調整でき、より長期休息の再現度が向上するためである。

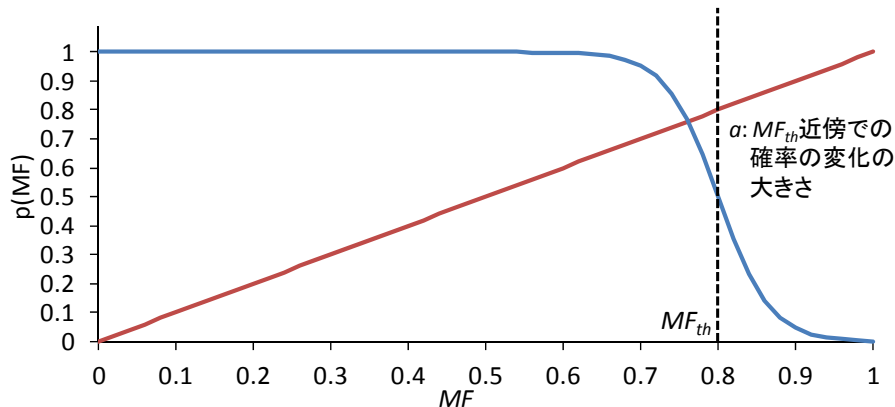


図 4.16: 式 (4.13) の一例

式 (4.13) における $S_j(MF)$ ($j=0,1$) は、3点 $(0, 1 - s(0))$ 、 $(MF_{th}, 0)$ 、 $(1, -s(1))$ に対する 3 次スプライン補間である。3 次スプライン補間を用いる理由は、状態遷移確率

関数は $0 \leq MF \leq 1$ の範囲において $0 \sim 1$ の値である必要があるが、シグモイド関数は a が小さい時や MF_{th} が 0 または 1 に近い時に $0 \leq MF \leq 1$ において $0 \sim 1$ の値をとらないため、 $0 \sim 1$ の値をとるように補正するためである。

$S_j(MF)$ ($j=0,1$) は以下の式 (4.14) に示す 8 条件を満たす。

$$\begin{aligned}
 S_0(0) &= 1 - s(0) \\
 S_0(MF_{th}) &= 0 \\
 S_1(MF_{th}) &= 0 \\
 S_1(1) &= -s(1) \\
 \frac{d}{dMF} S_0(MF_{th}) &= 0 \\
 \frac{d}{dMF} S_1(MF_{th}) &= 0 \\
 \frac{d^2}{dMF^2} S_0(MF_{th}) &= 0 \\
 \frac{d^2}{dMF^2} S_1(MF_{th}) &= 0
 \end{aligned} \tag{4.14}$$

式 (4.14) で変曲点 $MF = MF_{th}$ における 1 次、2 次の導関数ともに値を 0 としているが、これは $S_j(MF)$ ($j=0,1$) によるシグモイド関数 $s(MF)$ に対する影響を抑えるためである。つまり変曲点 $MF = MF_{th}$ における傾きは $S_j(MF)$ ($j=0,1$) には依存せず、また変曲点の位置は $s(MF)$ によってのみ決まる。式 (4.14) を用いた場合の $p(MF)_{(長期休息)} = s(MF) + S_j(MF)$ ($j=0,1$) の例を図 4.17 に示す。 $S_j(MF)$ ($j=0,1$) による補間は、シグモイド関数のゲイン a が大きい場合にはほとんど関数形状に影響しない。

長期休息重視モデルに基づいたシミュレーションのフローチャートは 3.3.5 項の図 3.27 に示した通りである。図 3.27 のフローチャートに基づいたシミュレーション 500 回の平均により、実験データの再現を試みる。その際には GA により実験データを最もよく再現するモデルパラメータを導出する。

モデルパラメータ導出のための GA の詳細を表 4.18 に示す。なお、目的関数は特徴量誤差の逆数、 $\frac{1}{e}$ である。

表 4.18 におけるパラメータ範囲について、 $\mu_1 + \frac{1}{x} \ln\left(\frac{T_{max}}{T_{min}}\right)$ は、対数正規分布モデルの μ_1 が正確であると考え、それよりも時間占有度ヒストグラムにおける横軸 1 目盛分大きい値を μ の上限とすることを表している。また、 T_{LTP} は 1 被験者の 1 タスクにお

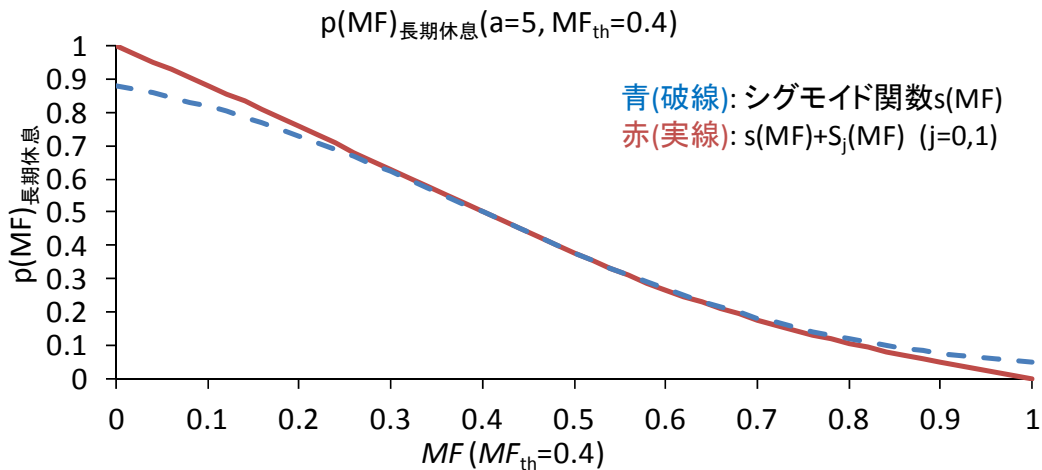


図 4.17: $p(MF)_{\text{長期休息}}(a=5, MF_{th}=0.4)$

ける最長解答時間を指す。長期休息重視モデルでは、 T_{LTP} が長期休息の最大長であると考えた。

表 4.18 における淘汰条件のうち、 $\ln(T_{step}) > \mu - 2\sigma$ (T_{step} はステップ分解の結果) の根拠は 3.3.4 項において図 3.24、式 (3.3) を用いて示した。すなわち、 μ 、 σ に基づいて式 (4.11) により算出される作業時間 T_w のうち、多くとも 2.3% がステップ分解の結果 T_{step} を下回ることを想定している。表 4.19 に、実験データにおける解答時間がステップ分解の結果 T_{step} 以下となる割合を示す。表 4.19、および図 3.24 より、一位加算タスクと伝票分類タスクについては淘汰条件 $\ln(T_{step}) > \mu - 2\sigma$ が妥当であることが分かる。また暗算加算タスクにおいても、知的生産性最大の被験者を除外した場合には、淘汰条件 $\ln(T_{step}) > \mu - 2\sigma$ が妥当であることが分かる。

また、表 4.18 における淘汰条件のうち、 $o_{sim}[x] = 0$ ($o_{sim}[x]$ はシミュレーションにおける時間占有度ヒストグラム横軸 x 番目の時間占有度の平均、 x はヒストグラムの本数) の根拠は、長期休息重視モデルは長い解答時間の再現を重視したモデルであるため、 $o_{sim}[x] = 0$ である場合、つまり T_{max} を再現できない場合にはモデルを提案した意味が無いためである。ちなみに作業-非作業状態間遷移モデルは長い解答時間の再現がほぼ不可能であることが分かっており、淘汰条件 $o_{sim}[x] = 0$ を加えると逆に再現度が低下する。また、対数正規分布モデルは長い解答時間も対数正規分布という決まった分布でしか再現できず、淘汰条件 $o_{sim}[x] = 0$ を加えるとやはり再現度が低下するため、淘汰条件 $o_{sim}[x] = 0$ は長期休息重視モデルにのみ適用した。

表 4.18: 長期休息重視モデルパラメータ導出のための GA の詳細

個体数	100
染色体長	60
最大世代	300
交叉確率	15%
変異確率	1% (20 世代連続で最小誤差の更新が無いと 10% に上昇)
モデルパラメータ数	7 (GA で最適値を求めるのは 6 つ)
パラメータ範囲	$\ln(T_{min}) \leq \mu \leq \mu_1 + \frac{1}{x} \ln\left(\frac{T_{max}}{T_{min}}\right)$ $0.001 \leq \sigma \leq \sigma_1$ $0.0005 \leq v_1 \leq 1$ $v_2 = \frac{1}{T_{LTP}}$ $1 \leq a \leq 80$ $0.001 \leq MF_0 \leq 0.999$ $0.001 \leq MF_{th} \leq 0.999$
淘汰条件	$\ln(T_{step}) > \mu - 2\sigma$ <p>または</p> $o_{sim}[x] = 0$
終了条件	最大世代到達 または 変異確率上昇後、20 世代連続で 最小誤差の更新が無い場合

4.3.4 実験データ再現度の比較

LM、HM として分類し統合できた実験データのうち、実験データが一つしかないものは知的生産性のばらつきを算出できないため、特徴量誤差の e_s と e_d を導出できない。表 4.20 に、各特徴量誤差を求めることができるデータ数をタスクおよびモチベーション条件毎に示す。表 4.20 より、暗算加算タスクについては複数の実験データを統合した事例が少ないため、 e_s と e_d は導出しない。

実験データを再現した際の 4 つの特徴量誤差について、どのモデルが最も誤差を小

表 4.19: 解答時間が T_{step} 以下となる割合

タスク	解答時間が T_{step} 以下であるデータの割合 (%) の平均	解答時間が T_{step} 以下であるデータの割合 (%) の標準偏差
一位加算	2.7	5.0
伝票分類	1.8	3.7
暗算加算 (3 桁)	1.8	2.5
暗算加算 (4 桁)	0.1	0.2

知的生産性最大の被験者を除外

表 4.20: 特徴量誤差を求めることができるデータ数

タスク	モチベーション	データ数	
		e_n, e_o	e_s, e_d
暗算加算 3 桁	LM	9	1
	HM	8	1
暗算加算 4 桁	LM	8	0
	HM	8	1
一位加算	LM	21	17
	HM	21	18
伝票分類	LM	22	19
	HM	21	20

さくできたかを表 4.21 ~ 4.24 に示す。表 4.21 ~ 4.24 では、最も誤差が小さい知的生産性変動モデルに対する誤差を太字で示した。なお、実験 A の被験者 E の実験データを再現する際、長期休息重視モデルのパラメータ導出のための GA では全ての染色体が 1 世代目で淘汰され、パラメータを導出できなかったため、被験者 E の実験データの特徴量誤差は除外した。

表 4.21 ~ 4.24 より、長期休息重視モデルが作業-非作業状態間遷移モデルに対して実験データの再現度について優位であることが分かる。また表 4.23 より、対数正規分布モデルと長期休息重視モデルで、時間占有度ヒストグラムの再現度が同程度であることが分かる。

実験結果の再現の一例を図 4.18、図 4.19 および図 4.20 に示す。図 4.18 に示した実験

表 4.21: 実験データ再現の結果 (e_n の平均値)

タスク	モチベーション	作業-非作業状態 間遷移モデル	長期休息重視 モデル
暗算加算 3 桁	LM	0.0013	0.0013
	HM	0.0010	0.0009
暗算加算 4 桁	LM	0.0018	0.0017
	HM	0.0009	0.0008
一位加算	LM	0.0009	0.0008
	HM	0.0003	0.0002
伝票分類	LM	0.0017	0.0015
	HM	0.0005	0.0005

表 4.22: 実験データ再現の結果 (e_s の平均値)

タスク	モチベーション	作業-非作業状態 間遷移モデル	長期休息重視 モデル
一位加算	LM	0.0007	0.0007
	HM	0.0003	0.0003
伝票分類	LM	0.0032	0.0026
	HM	0.0006	0.0006

表 4.23: 実験データ再現の結果 (e_o の平均値)

タスク	モチベーション	作業-非作業状態 間遷移モデル	対数正規分布 モデル	長期休息重視 モデル
暗算加算 3 桁	LM	0.0158	0.0039	0.0069
	HM	0.0067	0.0037	0.0039
暗算加算 4 桁	LM	0.0346	0.0070	0.0092
	HM	0.0089	0.0063	0.0050
一位加算	LM	0.0234	0.0051	0.0058
	HM	0.0293	0.0038	0.0035
伝票分類	LM	0.0175	0.0052	0.0069
	HM	0.0079	0.0030	0.0042

表 4.24: 実験データ再現の結果 (e_d の平均値)

タスク	モチベーション	作業-非作業状態 間遷移モデル	長期休息重視 モデル
一位加算	LM	0.0066	0.0064
	HM	0.0064	0.0058
伝票分類	LM	0.0095	0.0080
	HM	0.0030	0.0028

データの知的生産性とそのばらつき、また作業-非作業状態間遷移モデル、長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションにより算出された知的生産性とそのばらつきを見ると、作業-非作業状態間遷移モデル、長期休息重視モデルともに実験データの知的生産性のばらつきは再現できていない。しかし図 4.18 および図 4.19 より、長期休息重視モデルは特徴量誤差は大きいですが、実験データの時間占有度ヒストグラムを定性的には再現できており、知的生産性も実験データと一致している。

図 4.18 では作業-非作業状態間遷移モデルと長期休息重視モデルで時系列ヒストグラムの再現度がどの程度違うのか判断し難い。そこで図 4.20 に、シミュレーション 1 試行毎の時系列ヒストグラムを 3 つずつ示す。図 4.20 に示した e_n と e_s より、長期休息重視モデルの方が知的生産性の経時変化を再現できていると分かる。

4.4 モデルパラメータに関する考察

モチベーションの上昇、机上面照度の上昇に対し各モデルパラメータに有意差が生じたかどうか、対応のある t 検定により確認する。表 4.25 に、モデルパラメータを比較するデータ対の数を比較条件毎に示す。

モチベーションの上昇については、データ数を確保するため、一位加算、伝票分類は被験者 1 人につき LM、HM とともに複数データを用いた事例のみ、暗算加算は LM、HM とともに 1 データを用いた事例のみを扱う。また、机上面照度の上昇については、一位加算 LM はデータ対が少なく、有意差検定を行うために十分なデータ数を得られなかったため除外した。伝票分類 LM は被験者 1 人につき 750lx、2500lx とともに 1 データを用いた事例のみ、一位加算 HM、伝票分類 HM は 750lx、2500lx とともに複数データを用いた事例のみを扱う。

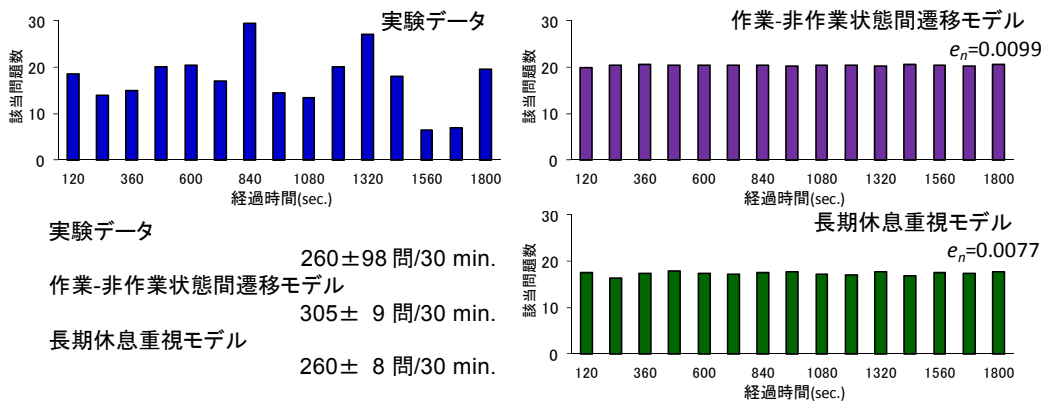


図 4.18: 時系列ヒストグラムの再現の例 (被験者 1 番・伝票分類タスク・LM2 データ統合)

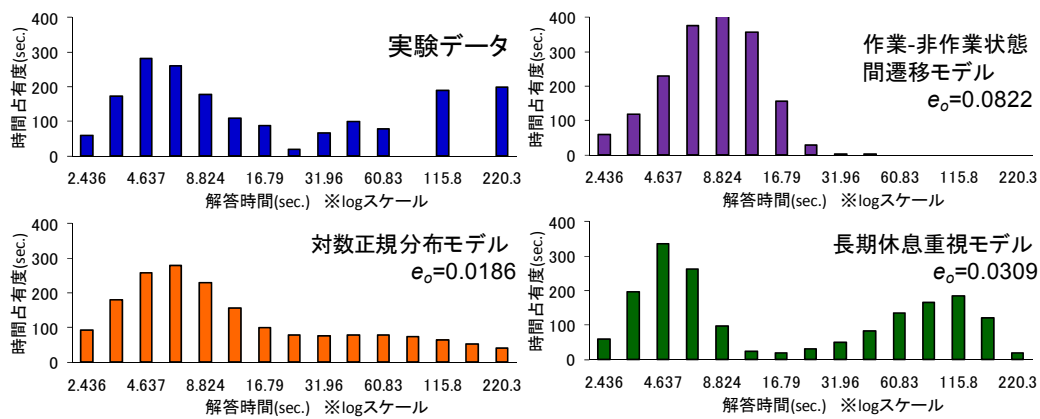


図 4.19: 時間占有度ヒストグラムの再現の例 (被験者 1 番・伝票分類タスク・LM2 データ統合)

4.4.1 モチベーションの上昇に対するモデルパラメータの変化

表 4.26 ~ 4.29 に、各知的生産性変動モデルのパラメータのうち、モチベーションの上昇に対して有意差が生じたものをタスクごとに示す。

まず、表 4.26 を見ると、一位加算タスクにおいてモチベーションが上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデルではパラメータ p_4 が有意に増加 ($p < 0.01$) し、パラメータ b_1 が有意に減少 ($p < 0.05$) した。つまり、モチベーションが上昇すると作業状態に復帰しやすくなるが、非作業状態に遷移する確率が p_1 から p_3 に上昇しやすくなったことを示す。したがって、作業-非作業状態間遷移モデルはモチベーションの上昇による一位加算タスクの知的生産性の向上を、状態遷移が頻繁に起こるものの休息時間が短く

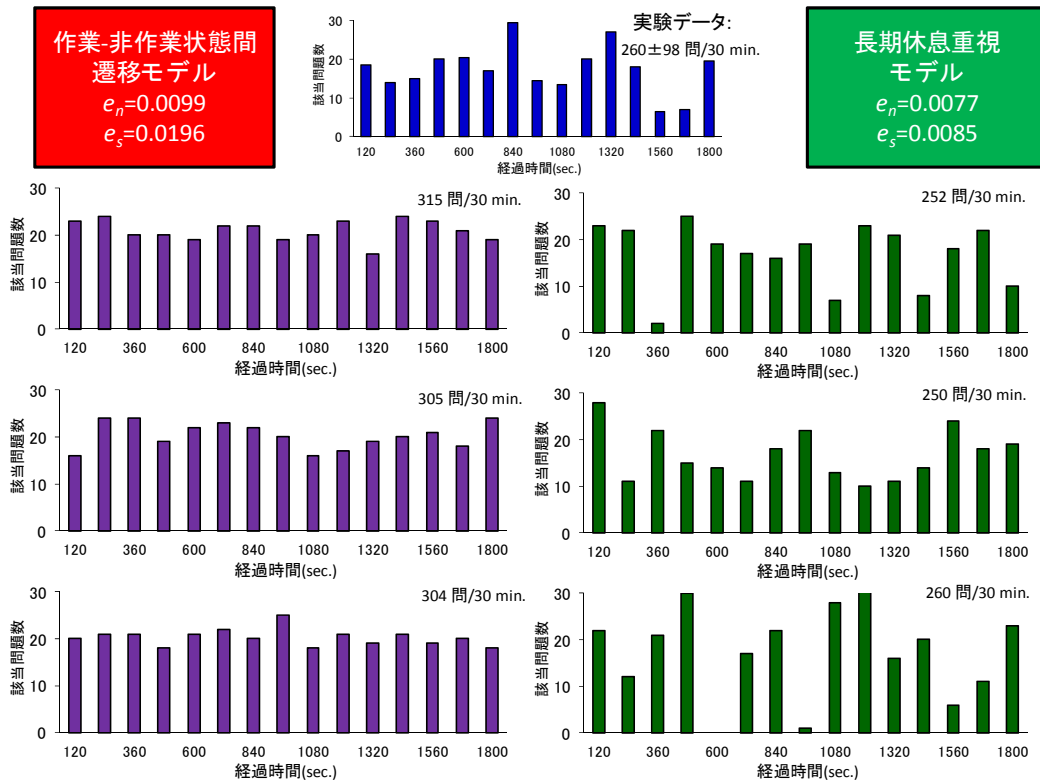


図 4.20: シミュレーション 1 試行毎の時系列ヒストグラム例 (被験者 1 番・伝票分類タスク・LM2 データ統合)

表 4.25: モデルパラメータを比較するデータ対の数

比較条件	タスク	データ対の数
モチベーション: LM vs. HM	一位加算	17
	伝票分類	19
	暗算加算 3 桁	6
	暗算加算 4 桁	7
机上面照度: 750 lx vs. 2500 lx	一位加算 LM	-
	一位加算 HM	10
	伝票分類 LM	7
	伝票分類 HM	9

表 4.26: 有意差が生じたモデルパラメータ (一位加算タスク:LM HM) 作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
p_4	0.153	0.263	0.110	$p=0.008^{**}$
b_1	114	81	-34	$p=0.044^*$

p_1 、 p_2 、 p_3 については有意差なし

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	0.112	-0.137	-0.249	$p < 0.001^{***}$
α_1	151	123	-28	$p=0.012^*$
μ_2	1.448	0.629	-0.818	$p < 0.001^{***}$
σ_2	0.638	0.305	-0.333	$p=0.014^*$
α_2	34	21	-13	$p=0.031^*$

σ_1 については有意差なし

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	-0.186	-0.383	-0.197	$p=0.001^{**}$
σ	0.184	0.130	-0.054	$p=0.023^*$
a	18.4	47.5	29.0	$p < 0.001^{***}$

v_1 、 MF_0 、 MF_{th} については有意差なし

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 4.27: 有意差が生じたモデルパラメータ (伝票分類タスク:LM HM) 作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
p_2	0.105	0.203	0.097	$p < 0.001^{***}$
p_4	0.034	0.077	0.044	$p=0.007^{**}$

p_1 、 p_3 、 b_1 については有意差なし

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	1.854	1.304	-0.551	$p < 0.001^{***}$
σ_1	0.610	0.430	-0.181	$p=0.001^{**}$
α_1	324	205	-118	$p < 0.001^{***}$
μ_2	2.864	2.103	-0.761	$p < 0.001^{***}$

σ_2 、 α_2 については有意差なし

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	1.270	0.923	-0.346	$p < 0.001^{***}$
σ	0.280	0.137	-0.142	$p < 0.001^{***}$
a	20.1	33.9	13.8	$p=0.028^*$

v_1 、 MF_0 、 MF_{th} については有意差なし

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 4.28: 有意差が生じたモデルパラメータ (暗算加算タスク 3 桁:LM HM) 作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータに有意差生じず				
対数正規分布モデル				
パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
α_1	273	227	-46	p=0.048*
μ_1 、 σ_1 、 μ_2 、 σ_2 、 α_2 については有意差なし				
長期休息重視モデル				
パラメータに有意差生じず				

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

なったためであると説明している。

また、表 4.26 より、対数正規分布モデルでは一位加算タスクにおいてモチベーションが上昇した際に、パラメータ σ_1 以外の全パラメータが有意に減少した ($\mu_1, \mu_2 : p < 0.001, \alpha_1, \sigma_2, \alpha_2 : p < 0.05$)。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking、長期休息ともにその発生頻度が下がったことを示す。したがって、対数正規分布モデルはモチベーションの上昇による一位加算タスクの知的生産性の向上を、2 種類の非作業状態がともに生じにくくなったためであると説明している。

続いて、表 4.26 より、長期休息重視モデルでは一位加算タスクにおいてモチベーションが上昇した際に、パラメータ μ 、 σ が有意に減少 ($\mu : p < 0.01, \sigma : p < 0.05$) し、パラメータ a が有意に増加 ($p < 0.001$) した。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking が生じにくくなり、またシグモイド関数のゲインが大きくなることで長期休息の長さが一定範囲に収まることを示す。したがって、長期休息重視モデルはモチベーションの上昇による一位加算タスクの知的生産性の向上を、Blocking が生じにくくなり、長期休息の長さが一定範囲に収まったためであると説明している。

次に、表 4.27 を見ると、伝票分類タスクにおいてモチベーションが上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデルではパラメータ p_2 、 p_4 が有意に増加した ($p_2 : p < 0.001, p_4 : p < 0.01$)。つまり、モチベーションが上昇すると作業状態に復帰しやすくなることを

表 4.29: 有意差が生じたモデルパラメータ (暗算加算タスク 4 桁:LM HM) 作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータに有意差生じず				
対数正規分布モデル				
パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	2.693	2.592	-0.102	p=0.027*
μ_2	3.282	2.970	-0.312	p=0.038*

$\sigma_1, \alpha_1, \sigma_2, \alpha_2$ については有意差なし

長期休息重視モデル				
パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	2.384	2.238	-0.145	p=0.017*

$\sigma, v_1, MF_0, a, MF_{th}$ については有意差なし

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

示す。したがって、作業-非作業状態間遷移モデルはモチベーションの上昇による伝票分類タスクの知的生産性の向上を、休息時間が短くなったためであると説明している。

また、表 4.27 より、対数正規分布モデルでは伝票分類タスクにおいてモチベーションが上昇した際に、パラメータ $\mu_1, \sigma_1, \alpha_1, \mu_2$ が有意に減少した ($\mu_1, \alpha_1, \mu_2 : p < 0.001, \sigma_1 : p < 0.01$)。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking、長期休息ともにその発生頻度が下がったことを示す。したがって、一位加算タスク同様、対数正規分布モデルはモチベーションの上昇による伝票分類タスクの知的生産性の向上を、2種類非作業状態がともに生じにくくなったためであると説明している。

続いて、表 4.27 より、長期休息重視モデルでは伝票分類タスクにおいてモチベーションが上昇した際に、パラメータ μ, σ が有意に減少 (ともに $p < 0.001$) し、パラメータ a が有意に増加 ($p < 0.05$) した。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking が生じにくくなり、またシグモイド関数のゲインが大きくなることで長期休息の長さが一定範囲に収まることを示す。したがって、一位加算タスク同様、長期休息重視モデ

ルはモチベーションの上昇による伝票分類タスクの知的生産性の向上を、Blocking が生じにくくなり、長期休息の長さが一定範囲に収まったためであると説明している。

次に、表 4.28 を見ると、暗算加算タスク（3桁）においてモチベーションが上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデル、長期休息重視モデルではパラメータに有意差が生じなかった。唯一、対数正規分布モデルでは暗算加算タスク（3桁）においてモチベーションが上昇した際に、パラメータ α_1 が有意に減少した ($p < 0.05$)。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking の発生頻度が下がったことを示す。したがって、対数正規分布モデルはモチベーションの上昇による暗算加算タスク（3桁）の知的生産性の向上を、Blocking が生じにくくなったためであると説明している。

次に、表 4.29 を見ると、暗算加算タスク（4桁）においてモチベーションが上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデルではパラメータに有意差が生じなかった。一方、対数正規分布モデルでは暗算加算タスク（4桁）においてモチベーションが上昇した際に、パラメータ μ_1 、 μ_2 が有意に減少した（ともに $p < 0.05$ ）。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking、長期休息ともにその発生頻度が下がったことを示す。したがって、対数正規分布モデルはモチベーションの上昇による暗算加算タスク（4桁）の知的生産性の向上を、2種類の非作業状態がともに生じにくくなったためであると説明している。

また、表 4.29 より、長期休息重視モデルでは暗算加算タスク（4桁）においてモチベーションが上昇した際に、パラメータ μ が有意に減少した ($p < 0.05$)。つまり、モチベーションが上昇すると Blocking が生じにくくなることを示す。したがって、長期休息重視モデルはモチベーションの上昇による暗算加算タスク（4桁）の知的生産性の向上を、Blocking が生じにくくなったためであると説明している。

以上、モチベーションの上昇に対する各知的生産性変動モデルのパラメータの変化について述べた。一位加算タスクと伝票分類タスクについては、モチベーションの上昇による知的生産性向上が顕著ということもあり、全ての知的生産性変動モデルが知的生産性向上のメカニズムを説明できた。各知的生産性変動モデルによる知的生産性向上のメカニズムの説明は概ね傾向が一致しており、一位加算タスク、伝票分類タスクにおける知的生産性向上のメカニズムの説明は、全ての知的生産性変動モデルで成功したと考えられる。

一方、暗算加算タスクについては一位加算タスク、伝票分類タスクに比べ知的生産性の向上率が小さく、またモデルパラメータを比較するデータ対が少ないこともあり、暗算加算タスク（3桁）では対数正規分布モデルのパラメータのみ、暗算加算タスク（4

桁)では対数正規分布モデル、長期休息重視モデルが知的生産性向上のメカニズムを説明できた。対数正規分布モデル、長期休息重視モデルともに表 4.21 および表 4.23 より暗算加算タスクの実験データを精度良く再現しているため、知的生産性向上のメカニズムの説明は成功していると考えられる。

以上はモデルパラメータに関する考察だが、長期休息重視モデルは2種類の非作業状態が全時間内において占有していた時間占有率を算出することができる。表 4.30、4.31 に、モチベーションの上昇に対する各非作業状態の時間占有率の変化を示す。各問毎の Blocking の長さは、以下の式 (4.15) により算出した。

$$(\text{各問毎の Blocking の長さ}) = T_w - T_{step} \quad (4.15)$$

式 (4.15) において、 T_w は各問毎の作業時間、 T_{step} はステップ分解の結果である。

表 4.30: モチベーションの上昇に対する Blocking 占有率の変化

モチベーション: LM HM

タスク	平均値 (%)			両側 p 値
	LM	HM	差	
一位加算	33.5	27.0	-6.4	p=0.044*
伝票分類	35.5	21.6	-13.9	p=0.002**
暗算加算 3 桁	44.4	40.4	-4.0	p=0.302
暗算加算 4 桁	47.0	37.0	-10.0	p=0.044*

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 4.31: モチベーションの上昇に対する長期休息占有率の変化

モチベーション: LM HM

タスク	平均値 (%)			両側 p 値
	LM	HM	差	
一位加算	29.1	25.6	-3.5	p=0.191
伝票分類	30.8	28.4	-2.5	p=0.258
暗算加算 3 桁	19.0	18.5	-0.5	p=0.472
暗算加算 4 桁	17.4	23.3	5.9	p=0.135

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 4.30、4.31 より、全時間に対する Blocking 占有率が、モチベーションが上昇する

際に3つのタスクで有意に減少した（一位加算、暗算加算（4桁）： $p < 0.05$ 、伝票分類： $p < 0.01$ ）。また暗算加算タスク（3桁）においても、有意ではないがモチベーションの上昇時に全時間に対する Blocking 占有率が減少している。この結果と、長期休息重視モデルによる実験データの再現度が高かったことより、モチベーションの上昇に伴う知的生産性の向上は全時間に対する Blocking 占有率の減少が主要因である可能性がある。

4.4.2 机上面照度の上昇に対するモデルパラメータの変化

表 4.32 ~ 4.34 に、各知的生産性変動モデルのパラメータのうち、机上面照度の上昇に対して有意差が生じたものをタスクごとに示す。

表 4.32: 有意差が生じたモデルパラメータ（一位加算 HM 条件: 750lx 2500lx）
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
p_3	0.600	0.750	0.150	$p=0.044^*$

p_1 、 p_2 、 p_4 、 b_1 については有意差なし

対数正規分布モデル

パラメータに有意差生じず

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
v_1	0.223	0.070	-0.153	$p=0.041^*$

μ 、 σ 、 MF_0 、 a 、 MF_{th} については有意差なし

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

まず、表 4.32 を見ると、一位加算タスク（HM 条件）において机上面照度が上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデルではパラメータ p_3 が有意に増加した ($p < 0.05$)。つまり、机上面照度が上昇すると非作業状態に遷移しやすくなったことを示す。しかし実際には机上面照度の上昇に対して一位加算タスク（HM 条件）の知的生産性に有意な低下は生じていない。作業-非作業状態間遷移モデルに関しては表 4.23 にあるよう

表 4.33: 有意差が生じたモデルパラメータ (伝票分類 LM 条件: 750lx 2500lx)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
p_4	0.042	0.025	-0.018	p=0.018*
b_1	139	99	-40	p=0.033*

p_1 、 p_2 、 p_3 については有意差なし

対数正規分布モデル

パラメータに有意差生じず

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
a	39.2	12.1	-27.1	p=0.025*

μ 、 σ 、 v_1 、 MF_0 、 MF_{th} については有意差なし

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

に一位加算タスク (HM 条件) の時間占有度ヒストグラムの再現が十分ではないため、 p_3 の有意差が実験データに則したものであるかどうかが疑問である。

また、表 4.32 より、対数正規分布モデルでは一位加算タスク (HM 条件) において机上面照度が上昇した際にモデルパラメータに有意差は生じなかった。一方、長期休息重視モデルでは一位加算タスク (HM 条件) において机上面照度が上昇した際にパラメータ v_1 が有意に減少した ($p < 0.05$)。つまり、机上面照度が上昇すると MF の蓄積速度が遅くなり長期休息が生じにくくなったことを示す。しかし実際には机上面照度の上昇に対して一位加算タスク (HM 条件) の知的生産性に有意な増加は生じていない。長期休息重視モデルに関しては表 4.21 ~ 4.24 にあるように一位加算タスク (HM 条件) の実験データの再現度が高いため、以下で知的生産性に有意差が生じていない理由を考察する。

表 4.35、4.36 に、机上面照度の上昇に対する各非作業状態の時間占有率の変化を示す。表 4.35、4.36 より、一位加算タスク (HM 条件) においては机上面照度の上昇に対

表 4.34: 有意差が生じたモデルパラメータ (伝票分類 HM 条件: 750lx 2500lx)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータに有意差生じず				
対数正規分布モデル				
パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
α_1	171	210	39	p=0.019*
μ_1 、 σ_1 、 μ_2 、 σ_2 、 α_2 については有意差なし				
長期休息重視モデル				
パラメータに有意差生じず				

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

し Blocking 占有率が有意ではないが増加している。これより、先に述べた作業-非作業状態間遷移モデルのパラメータ p_3 の有意な増加は、机上面照度の上昇に対する Blocking 占有率の増加を説明している可能性がある。一方、長期休息占有率は机上面照度の上昇に対し有意に減少している ($p < 0.05$)。これはパラメータ v_1 の有意な減少によるものである。以上より、一位加算タスク (HM 条件) において机上面照度の上昇に対し知的生産性が有意に変化しなかったのは、長期休息が生じにくくなると同時に Blocking の発生頻度が増加し、結果として知的生産性が変化しなかったためである可能性がある。

次に、表 4.33 を見ると、伝票分類タスク (LM 条件) において机上面照度が上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデルではパラメータ p_4 、 b_1 が有意に減少した (ともに $p < 0.05$)。つまり、机上面照度が上昇すると非作業状態に遷移しやすく、かつ作業状態に復帰しにくいことを示す。しかし実際には机上面照度の上昇に対して伝票分類タスク (LM 条件) の知的生産性に有意な低下は生じていない。作業-非作業状態間遷移モデルに関しては表 4.23 にあるように伝票分類タスク (LM 条件) の時間占有度ヒストグラムの再現が十分ではないため、 p_4 、 b_1 の有意差が実験データに則したもののかどうか疑問である。

また、表 4.33 より、対数正規分布モデルでは伝票分類タスク (LM 条件) において机上面照度が上昇した際にモデルパラメータに有意差は生じなかった。一方、長期休

表 4.35: 机上面照度の上昇に対する Blocking 占有率の変化

机上面照度: 750lx 2500lx				
タスク	平均値 (%)			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
一位加算 HM	28.7	30.9	2.2	p=0.089
伝票分類 LM	42.8	28.3	-14.5	p=0.110
伝票分類 HM	25.6	23.1	-2.5	p=0.257

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 4.36: 机上面照度の上昇に対する長期休息占有率の変化

机上面照度: 750lx 2500lx				
タスク	平均値 (%)			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
一位加算 HM	24.3	21.1	-3.2	p=0.039*
伝票分類 LM	24.9	41.7	16.8	p=0.074
伝票分類 HM	23.4	26.2	2.8	p=0.259

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

息重視モデルでは伝票分類タスク (LM 条件) において机上面照度が上昇した際にパラメータ a が有意に減少した ($p < 0.05$)。つまり、机上面照度が上昇するとシグモイド関数のゲインが小さくなり長期休息の長さがばらつくことを示す。したがって長い長期休息が生じ、知的生産性が低下する可能性があるが、実際には机上面照度の上昇に対して伝票分類タスク (LM 条件) の知的生産性に有意な低下は生じていない。長期休息重視モデルに関しては表 4.21 ~ 4.24 にあるように伝票分類タスク (LM 条件) の実験データの再現度が高いため、以下で知的生産性に有意差が生じていない理由を考察する。

表 4.35、4.36 より、伝票分類タスク (LM 条件) においては机上面照度の上昇に対し Blocking 占有率が有意ではないが減少している。これは先に述べた作業-非作業状態間遷移モデルのパラメータ p_4 、 b_1 の有意な減少と反する説明である。一方、長期休息占有率は机上面照度の上昇に対し有意ではないが増加している。これはパラメータ a の有意な減少によるものである。以上より、伝票分類タスク (LM 条件) において机上面照度の上昇に対し知的生産性が有意に変化しなかったのは、長期休息の長さが長くな

りやすくなると同時に Blocking の発生頻度が減少し、結果として知的生産性が変化しなかったためである可能性がある。

続いて、表 4.34 を見ると、伝票分類タスク（HM 条件）において机上面照度が上昇した際に、作業-非作業状態間遷移モデルではパラメータに有意差が生じなかった。一方、対数正規分布モデルでは伝票分類タスク（HM 条件）において机上面照度が上昇した際に、パラメータ α_1 が有意に増加した ($p < 0.05$)。つまり、机上面照度が上昇すると Blocking の発生頻度が増加したことを示す。しかし実際には机上面照度の上昇に対して伝票分類タスク（HM 条件）の知的生産性に有意な低下は生じていない。対数正規分布モデルに関しては表 4.23 にあるように伝票分類タスク（HM 条件）の時間占有度ヒストグラムの再現度が高いため、以下で知的生産性に有意差が生じていない理由を考察する。

表 4.34 より、長期休息重視モデルでは伝票分類タスク（HM 条件）において机上面照度が上昇した際にパラメータに有意差が生じていない。また表 4.35、4.36 より、伝票分類タスク（HM 条件）においては机上面照度の上昇に対し、Blocking 占有率、長期休息占有率がほとんど変化していない。表 4.23 より、伝票分類タスク（HM 条件）の時間占有度ヒストグラムの再現度は対数正規分布モデルの方が高い。そのため、伝票分類タスク（HM 条件）における机上面照度の上昇に対する対数正規分布モデルのパラメータの変化を見る（表 4.37）。

表 4.37: 机上面照度の上昇に対する対数正規分布モデルパラメータの変化（伝票分類 HM 条件）

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ_1	1.276	1.293	0.017	p=0.362
σ_1	0.415	0.472	0.057	p=0.184
α_1	171	210	39	p=0.019*
μ_2	1.534	1.823	0.289	p=0.165
σ_2	0.416	0.074	-0.343	p=0.095
α_2	29	17	-11	p=0.144

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 4.37 より、机上面照度の上昇に対しパラメータ α_1 が有意に増加すると同時にパラ

メータ σ_2 が有意ではないが大きく減少している。つまり、机上面照度の上昇に対し長期休息の長さがばらつきにくくなり、長い長期休息が生じにくくなることを示す。以上より、伝票分類タスク（HM 条件）において机上面照度の上昇に対し知的生産性が有意に変化しなかったのは、Blocking の発生頻度が増加すると同時に長期休息の長さが短くなり、結果として知的生産性が変化しなかったためである可能性がある。

以上、机上面照度の上昇に対する各知的生産性変動モデルのパラメータの変化について述べた。一位加算タスク（HM 条件）と伝票分類タスク（LM 条件）については、長期休息重視モデルによる実験データの再現度が高く、かつ長期休息重視モデルのパラメータに有意差が生じた。さらに 2 種類の非作業状態の全時間内の時間占有率を見ることにより、机上面照度の上昇に対し知的生産性が変化しない理由を説明することができた。一方、伝票分類タスク（HM 条件）については対数正規分布モデルによる実験データの再現度が高く、かつ対数正規分布モデルのパラメータに有意差が生じた。さらに机上面照度の上昇に対するモデルパラメータの変化を見ることにより、机上面照度の上昇に対し、知的生産性が変化しない理由を説明することができた。

4.4.3 モデルパラメータの変化による知的生産性変化の説明のまとめ

表 4.38 に、モチベーションの上昇に伴う各知的生産性変動モデルのパラメータの変化による知的生産性変化の説明をまとめたものを示す。また表 4.39 に、机上面照度の上昇に伴う各知的生産性変動モデルのパラメータの変化による知的生産性変化の説明をまとめたものを示す。表 4.38、表 4.39 の空欄は、モデルパラメータに条件間で有意差が生じず、知的生産性変化の説明ができていないことを指す。

表 4.38 に載せた各説明は、実際にモチベーションの上昇に伴い知的生産性が向上していることから妥当であると考えられる。一方、表 4.39 に載せた説明のように、対数正規分布モデルは机上面照度の上昇に対する伝票分類タスク（HM 条件）の知的生産性低下の可能性を示した。実際には知的生産性は有意に変化していないが、机上面照度の上昇に対するモデルパラメータの変化を見ると、Blocking の発生頻度が増加すると同時に長期休息の長さが短くなり、その結果、知的生産性が変化しなかった可能性がある。また、長期休息重視モデルは机上面照度の上昇に対する一位加算タスク（HM 条件）の知的生産性向上、および伝票分類タスク（LM 条件）の知的生産性低下の可能性を示した。実際には知的生産性は有意に変化していないが、2 種類の非作業状態の全時間内の時間占有率を見ると、2 種類の非作業時間の一方が増加する場合には他方が減少し、その結果、知的生産性が変化しなかった可能性がある。

4.5 再現結果のまとめと今後の課題

作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデル、長期休息重視モデルの各モデルに基づいた計算機シミュレーションにより実験データを再現した結果、時間占有度ヒストグラムの再現度に限れば対数正規分布モデルが、全体の再現度を見れば長期休息重視モデルが、他のモデルに比べ忠実に実験データを再現した。さらに、知的生産性の経時変化も再現できることから、長期休息重視モデルが対数正規分布モデルに対し再現度の面では優位である。

しかし、長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションでは実験 A の被験者 E の実験データを再現する際、モデルパラメータ導出のための GA で全ての染色体が 1 世代目で淘汰された。その原因は、被験者 E がほとんどの問題をステップ分解の結果よりも短い時間で解答していたためである。被験者 E は算盤経験者であり、知的生産性が他の被験者に比べ著しく高く、モチベーションの主観評価が高い時に知的生産性が低下するなど他の被験者とは違う傾向を示していた。この事実は、長期休息重視モデルでの実験データ再現が不可能であったことより、タスクに解答する際の情報処理プロセスが他の被験者と異なるためである、と説明できる。作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデルは被験者 E の実験データを難なく再現してしまうため、上記のような被験者 E と他の被験者の違いの説明が困難であった。このようにモデルが対象とする情報処理プロセスと対象外とする情報処理プロセスを明確に切り分けられる点でも、長期休息重視モデルは他のモデルに比べ優位である。

また、モチベーションの上昇に対するモデルパラメータの変化を確認した結果、3 つのモデルともに、モチベーションの上昇に伴う知的生産性の向上のメカニズムを説明できた。特に長期休息重視モデルはモデルパラメータだけでなく、2 種類の非作業状態の全時間内の時間占有率を算出することにより、モチベーションの上昇に伴う知的生産性の向上は、Blocking の時間占有率の低下が主要因であることを示唆した。2 種類の非作業状態の全時間内の時間占有率はタスクのステップ分解の結果に依存しない、つまり作業内容に依存しない指標であるため、作業中のモチベーションを計測する指標として使用できる可能性がある。

さらに、机上面照度の上昇に対するモデルパラメータの変化を確認した結果、3 つのモデルともに、机上面照度の上昇に伴い知的生産性が変化する可能性を示した。このうち作業-非作業状態間遷移モデルは、実験データの再現が十分ではないためモデルパラメータの変化が実験データに則したものかどうか疑わしい。対数正規分布モデル、

長期休息重視モデルについては、実験データの再現度が高く、知的生産性が変化しなかった理由を説明できた。

以上より、作業-非作業状態間遷移モデル、対数正規分布モデル、長期休息重視モデルの中では、長期休息重視モデルが最も優位な知的生産性変動モデルであると確認できた。今後は、心拍や脳波などの生理指標計測により、Blocking や長期休息といった非作業状態の仮定の妥当性を検証する必要がある。現在、当研究室では生理指標計測による長期休息判定の自動化アルゴリズムを開発している。被験者実験において知的作業実施時の長期休息の発生を生理指標により確認し、また長期休息判定アルゴリズムによる判定結果と長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーション結果を比較することで、長期休息の仮定の妥当性を検証できることが期待される。

また、本研究でモデル比較のために実験データを用いた実験 A、B は、データ毎の知的生産性のばらつきを検証するにはデータ数がやや足りない。そのため同じ環境・条件下における知的生産性のばらつきを検証するために、被験者に一定の環境・条件下で何度も同じタスクを実施してもらうような被験者実験を実施する必要がある。

さらに、本研究では覚醒度の概日周期（サーカディアン・リズム）や疲労の長期における蓄積が影響すると考えられる数日、数週間以上の長期間での知的生産性変動はモデルの対象外としている。実際のオフィスにおける作業を考えた場合、数分、数時間といった短期間で知的生産性が向上する場合でも、数日、数週間以上の長期間での知的生産性が向上するとは限らない。そのため、数日、数週間以上の長期間での知的生産性変動を考えた新たな知的生産性変動モデルも作成する必要がある。また、実験 A の被験者 E のような、作業の熟練度が高く、情報処理プロセスが他者と異なる執務者の知的生産性変動をモデル化できないか、検討する必要がある。

表 4.38: 各モデルのパラメータの変化による知的生産性変化の説明 (モチベーション: LM HM)

モチベーション: LM HM		モチベーション: LM HM	
タスク	作業-非作業状態間遷移モデル	対数正規分布モデル	長期休息重視モデル
一位加算	非作業状態に遷移しやすくなる と同時に非作業時間が短くなり、 結果として知的生産性が向上	Blocking、長期休息ともに 発生頻度が下がり、 知的生産性が向上	Blocking の発生頻度が下がり、 長期休息の長さが短くなることで 知的生産性が向上
伝票分類	非作業時間が短くなり 知的生産性が向上	Blocking、長期休息ともに 発生頻度が下がり、 知的生産性が向上	Blocking の発生頻度が下がり、 長期休息の長さが短くなることで 知的生産性が向上
暗算加算 3 桁		Blocking の発生頻度が下がり 知的生産性が向上	
暗算加算 4 桁		Blocking、長期休息ともに 発生頻度が下がり、 知的生産性が向上	Blocking の発生頻度が下がり 知的生産性が向上

表 4.39: 各モデルのパラメータの変化による知的生産性変化の説明 (机上面照度: 750 lx 2500 lx)

机上面照度: 750lx		2500lx	
タスク	作業-非作業状態間遷移モデル	対数正規分布モデル	長期休息重視モデル
一位加算 HM	非作業状態に遷移しやすくなり、 知的生産性が低下するはず		長期休息の発生頻度が下がり、 知的生産性が向上するはず
伝票分類 LM	非作業状態に遷移しやすくなる と同時に非作業時間が長くなり、 知的生産性が低下するはず		長期休息の長さが長くなり 知的生産性が低下するはず
伝票分類 HM		Blocking の発生頻度が上がり 知的生産性が低下するはず	

第 5 章 結論

本研究ではこれまでの被験者実験の結果を心理・生理学的な観点から精査し、これまでの知的生産性変動モデルの問題点を解決する新たな知的生産性変動モデル、「長期休息重視モデル」を提案した。そして過去の実験結果をこれまでのモデルおよび長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションにより再現し、実験結果の再現度やモデルパラメータの条件間における変化を比較することで、長期休息重視モデルが実験結果を十分に再現し、かつ知的生産性変動のメカニズムを説明できるモデルであることを確認することを研究の目的とした。

長期休息重視モデルは、知的作業のタスクをステップ分解することにより 1 問の最短解答時間を説明し、脳の疲労によって起こる短い意識の中断、Blocking による解答時間の小さな変動を対数正規分布により近似した。そして作業・長期休息の 2 状態と精神疲労値 MF を仮定し、執務者は知的作業中、 MF の増減により状態遷移確率が増減し、確率的に 2 状態を遷移しながら作業を続けるものとした。過去の知的生産性変動モデルおよび長期休息重視モデルの各モデルに基づいた計算機シミュレーションにより実験データを再現した結果、時間占有度ヒストグラムの再現度に限れば対数正規分布モデルが、全体の再現度を見れば長期休息重視モデルが、他のモデルに比べ忠実に実験データを再現した。さらに、知的生産性の経時変化も再現できることから、長期休息重視モデルが対数正規分布モデルに対し再現度の面では優位である。この長期休息重視モデルによると、執務者のモチベーションの上昇に伴う知的生産性の向上は、Blocking の時間占有率の低下が主要因であることが分かった。また、机上面照度の上昇に対しては、2 種類の非作業時間のうち一方が机上面照度の上昇に対し減少する場合には、他方が増加し、結果として知的生産性が不変であることが分かった。

本研究では知的作業のタスクをステップ分解することにより 1 問の最短解答時間を説明・算出したが、ステップ分解の結果は実験結果の最短解答時間と概ね合致した。ただ、作業時の認知負荷が高い暗算加算タスク（4 桁）ではステップ分解の結果と実験結果の最短解答時間との間に乖離が見られた。本研究ではその乖離の原因は、認知負荷が高いことにより脳の疲労が蓄積しやすいため、Blocking が頻繁に生じるためである、と考えた。他に考えられる原因としては、短期記憶に蓄積される情報が頻繁に 7 ± 2 チャUNK を超えるために、本来その問題を解答するために必要であった情報を誤って忘れ

てしまい、もう一度解答をやり直しているため、などが考えられる。今後は上記のような忘却の可能性も考慮した、新たなステップ分解の方法を検討していく必要がある。また、実験 A の被験者 E に見られたような、作業の熟練度が高く、ステップ分解で想定した情報処理プロセスとは異なる情報処理プロセスをモデル化できないか、検討する必要がある。

Blocking と長期休息の 2 種類の非作業状態を仮定した長期休息重視モデルが実験結果を忠実に再現し、かつ知的生産性変動のメカニズムを説明できたことから、2 種類の非作業状態の存在の可能性が示唆される。今後は、心拍や脳波などの生理指標計測により、それらの存在を裏付ける必要がある。それらのうち長期休息については現在、当研究室において生理指標計測による長期休息判定の自動化アルゴリズムを開発中である。知的作業実施時の長期休息の発生を被験者実験時の生理指標計測により確認し、また長期休息判定アルゴリズムによる判定結果と長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーション結果を比較することで、長期休息の仮定の妥当性を検証できることが期待される。一方 Blocking については、生理指標計測によりその発生を確認するのは困難であるが、Blocking の仮定の妥当性を検証し、かつその発生原因を探っていく必要がある。

さらに、本研究では覚醒度の概日周期（サーカディアン・リズム）や疲労の長期における蓄積が影響すると考えられる数日、数週間以上の長期間での知的生産性変動はモデルの対象外としている。実際のオフィスにおける作業を考えた場合、数分、数時間といった短期間で知的生産性が向上する場合でも、数日、数週間以上の長期間での知的生産性が向上するとは限らない。そのため、数日、数週間以上の長期間での知的生産性変動を考えた新たな知的生産性変動モデルも作成する必要がある。そして、知的生産性変動モデルが完成し、様々な要因と知的生産性との関係が全てモデルによって説明可能になれば、計算機シミュレーションによる知的生産性変動の事前予測が可能になり、容易に知的生産性向上のためのオフィス環境改善が実現するであろう。

謝 辞

本研究に携わる機会をお与え頂き、研究会等で貴重なご意見を頂いたのみならず、ご多忙にも関わらず研究の進め方に関して数々の助言を下さった下田 宏 准教授に深く感謝いたします。

研究に関して指導して頂いただけでなく、計算機シミュレーションや論文執筆に関して数々の助言を下さった石井 裕剛 助教に心より感謝いたします。

共に研究に励み、研究における悩みや日々の生活の愚痴に至るまでを何の前触れもなく私が話し始めても常に聞き、助言してくれた、修士2回生の伊藤 達理 君、北村 尊義 君、小野 義人 君、藤原 央樹 君に深く感謝いたします。

気分転換にゲームと一緒に遊んだり、論文執筆に関して助言して頂いたりと研究を進める上で常に支えて頂いたエネルギー情報学研究室の皆様に深く感謝いたします。

さらに、研究室生活を送るにあたり、日頃からお世話を頂いた山下 恵未依さん、若林 友美さん、普照 郁美さんに心より感謝いたします。

最後に、様々なご支援、ご助力して頂いた全ての方々に、深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 宮城: 作業-非作業状態間の遷移を仮定した知的生産性変動モデルの作成, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2009).
- [2] 河野, 宮城, 金, 石井, 下田: オフィス執務者の知的生産性変動モデルに関する基礎的検討, 第 61 回ヒューマンインタフェース学会研究会「コミュニケーション支援一般」(2010).
- [3] 金: オフィス照明が知的生産性に与える影響の数値モデル化に関する研究, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2010).
- [4] G.Lomonaco and D.Miller: Environmental Satisfaction, Personal Control and the Positive Correlation to Increased Productivity, Johnson Controls, Inc.(1997).
- [5] M.Brill: Using Office Design to Increase Productivity Volume 1, BuffaloWorkplace Design and Productivity, Inc.(1984).
- [6] P.Wargoeki, D.P.Wyon and P.O.Fanger: Productivity is Affected by the AirQuality in Offices, Healthy Building 2000, pp.635-640(2000).
- [7] 小林, 北村, 清田, 岡, 西原, 田辺: 執務空間の温熱環境が知的生産性に与える影響
コールセンターの長期間実測, 日本建築学会学術講演梗概集, pp.451-454(2006).
- [8] W.J. Fisk, P.N. Price, D.Faulkner, D.P. Sullivan, D.L. Dibartolomeo, C.C. Federspiel, G. Liu, and M. Lahiff: Worker Performance and Ventilation, Part1, 2, Proceedings of Indoor Air 2002, pp.784-795(2002).
- [9] W.M. Kroner, and J.A. Stark-Martin: Environmentally Responsive Workstation and Office-Worker Productivity, ASHARE Transaction, Vol.100, pp.750-755(1994).
- [10] 橋本, 寺野, 杉浦, 中村, 川瀬, 近藤: 室内環境の改善によるプロダクティビティ向上に関する調査研究第 5~6 報, 平成 16 年度空気調和・衛生工学学術講演論文集 (2004).

- [11] 河内: 心理生理指標を用いたワークスペースプロダクティビティの統合的評価に関する基礎研究, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2004).
- [12] 近藤: オフィス環境評価のための新知的パフォーマンステストの開発と評価, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2007).
- [13] 榎本: オフィス環境評価のためのパフォーマンステストの実用化に向けた改良と評価, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2008).
- [14] 富田: オフィスワークの生産性改善のための照明制御法の研究, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2005).
- [15] 榎本, 近藤, 下田, 石井, 大林, 岩川, 寺野: プロダクティビティ改善のための照明制御に関する実験研究, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2007, No.3431, pp.1163-1168(2007).
- [16] C. Donkin, S. Brown and A. Heathcote: Drawing conclusions from choice response time models: A tutorial using the linear ballistic accumulator, *Journal of Mathematical Psychology*, 55, pp.140-151(2011).
- [17] R. Ratcliff: A diffusion model account of response time and accuracy in a brightness discrimination task: fitting real data and failing to fit fake but plausible data, *Psychonomic Bulletin & Review*, 9, pp.278-291(2002).
- [18] A. G. Bills. : Blocking: A new principle of mental fatigue, *American Journal of Psychology*, 43, pp.230-245(1931).
- [19] A.Forbes and L.H. Rice: Fatigue in peripheral nerve, *Amer. J. Physiol.*, 90, pp.19-145(1929).
- [20] G.A. Heath and M.J. Mendell: Do Indoor Environment in schools Influence Student Performance? A Review of the Literature, *Indoor Air* 2002, pp.802-807(2002).
- [21] D.P.Wyon and W.J.Fisk: Research Needs and Approaches Pertaining to the Indoor Climate and Productivity, *Healthy Building 2000 Workshop Summaries* (2000).

- [22] S. Tanabe and N. Nishihara: Productivity and fatigue, Indoor Air 2004, pp.126-133(2004).
- [23] N.P.Sensharma and J.E.Woods: An Extension of a Rational Model for Evaluation of Human Responses, Occupant Performance, and Productivity, Healthy Building 2000, Workshop 9(2000).
- [24] D. Swain and H.E. Guttman: Handbook of Human Reliability Analysis with Emphasis on Nuclear Power Plant Applications, NUREG/CR-1278, U.S.NRC(1983).
- [25] 村上: 知的生産性研究の目的と枠組み, 2008.3.17 第2回知的生産性研究委員会, 資料 No.5 (2008).
- [26] S.K. Card, T.P. Moran and A. Newell: The Psychology of Human-Computer Interaction, Erlbaum Associates(1983).
- [27] 吉川, 仲谷, 下田, 丹羽: ヒューマンインタフェースの心理と生理, コロナ社, p.19 (2006).
- [28] K. S. Park and K. T. Jung: Considering performance shaping factors in situation-specific human error probabilities, International Journal of Industrial Ergonomics, 18, pp.325-331(1996).
- [29] 西田: メディア工学, 朝倉書店, pp.33-34(1996).
- [30] 苧阪, 中溝, 古賀: 眼球運動の実験心理学, 名古屋大学出版会, p.106,113 (1993).
- [31] 任天堂株式会社: Wii | コントローラ, <http://www.nintendo.co.jp/wii/controllers/index.html> (2012年2月8日現在).
- [32] 産業技術総合研究所・人間福祉医工学研究部門(編): 人間計測ハンドブック, 朝倉書店 (2003).
- [33] 芳賀, 水上: 日本語版 NASA-TLX によるワークロード測定各種室内実験課題に対するワークロード得点の感度, 人間工学, Vol.32, No.2, pp.71-79(1996).
- [34] 西村, 森本: 精神疲労推定のための CFF の測定方法と条件の検討-VDT 作業による疲労を対象として-, 人間工学, Vol.22, No.4, pp.203-210(1986).

- [35] 日本産業衛生学会・産業疲労研究会編集委員会（編）：産業疲労ハンドブック, 労働基準調査会 (1988).
- [36] 柳井, 柏木, 国生: プロマックス回転法による新性格検査の作成について, The Japanese Journal of Psychology, Vol.58, No.3, pp.158-165(1987).

付録 A 近藤の実験の詳細

3.1.2 項で分析した、過去に当研究室で近藤^[12]が実施した被験者実験の詳細を、ここで述べる。

実験の目的:

CPTOP^[11] およびオフィス模擬タスクそれぞれについて、タイムプレッシャーの有無がパフォーマンスに及ぼす影響を評価することを目的として被験者実験を行った。CPTOP については認知速度能力、オフィス模擬タスクについてはこれと対応する伝票チェック作業を評価指標として用いた。これらのタスクそれぞれについて、1:制限時間がある(タイムプレッシャーが加わる)、2:制限時間がない(タイムプレッシャーが加わらない)という2種類のタスクを行い、タイムプレッシャーの影響を評価する。

実験の方法:

実験では、表 A.1 に示すように日ごとに環境条件を変化させ、それぞれの環境下におけるタスクパフォーマンスを計測した。コントロールする環境要因は、机上面照度、室内温度、換気量である。好環境では高照度照明による覚醒度向上効果が、悪環境では高温環境による不快感の増大効果が見込まれる。

表 A.1: タイムプレッシャー評価実験における室内環境条件

		机上面照度 [lx]	温度 []	換気
1 日目	標準環境	700	26	換気扇 ON
2 日目	好環境	3500	26	換気扇 ON
3 日目	悪環境	700	30	換気扇 OFF

実験は、京都大学宇治キャンパス内の照明制御装置のある部屋において、2007 年 8 月 28 日～30 日の 3 日間に渡って行った。被験者は、図 A.1 に示すように、1 日目は標準環境下で、「制限時間なし」の CPTOP と伝票チェック作業の練習を行い、2 日目は好環境下で、午前中は「制限時間なし」、午後は「制限時間あり」の CPTOP と伝票チェック作業を行った。3 日目は悪環境下において 2 日目と同様の作業を行った。なお

1日の流れは、図 A.2 に示すように、CPTOP と伝票チェック作業を 3 回ずつ交互に繰り返すという単位を 1 セットとし、これを 1 日につき 5 セット行ってタスクパフォーマンスを計測した。1 セットの作業を行うのに 80 分程度かかった。ただし、5 セット目は終末効果を消すためのタスクであり、実験データとしては採用しない。

測定項目は、CPTOP 認知速度および伝票チェック作業である。タスク遂行時間は、CPTOP 認知速度は 8 分間、伝票チェック作業は 17 分間とした。また、実験終了後に被験者にアンケートおよびインタビューを行い、タイムプレッシャーや実験環境について意見を求めた。

本実験の被験者は、昨年度の実験における被験者のうち特徴的な傾向を示した 2 名を選抜した。2 名のうち一方は、実験に対するモチベーションが低く、環境条件の変化に対してパフォーマンス変動率が大きいという特徴を持つ。もう一方は、実験に対するモチベーションが高く、環境条件の変化に関係なく一定した高いパフォーマンスを保つという特徴がある。本研究では、環境変化に対して感度が良いか悪いかという点に着目し、前者を高感度被験者、後者を低感度被験者と定義する。

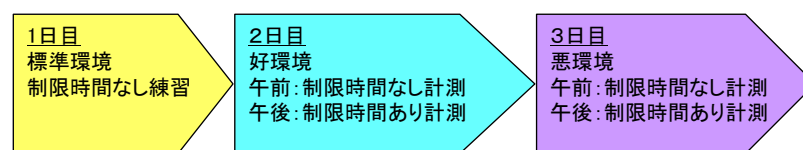


図 A.1: 実験の実施日程

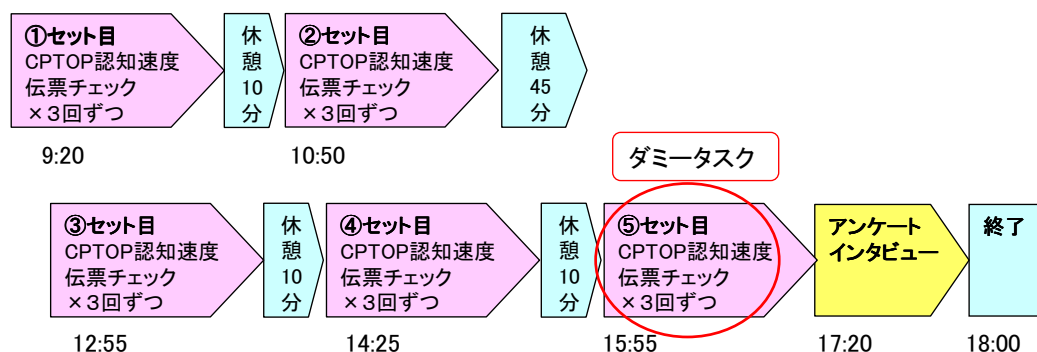


図 A.2: 実験の 1 日の流れ

実験の結果:

CPTOP 認知速度タスクおよび伝票チェック作業について、悪環境下のパフォーマンスに対する好環境のパフォーマンス向上率を制限時間なしの場合と制限時間ありの場合について被験者ごとに算出した。その結果を表 A.2 に示す。

表 A.2: タイムプレッシャー評価実験のパフォーマンス結果

		向上率 [%]	
		制限時間なし	制限時間あり
CPTOP 認知速度	高感度被験者	11.8	0.4
	低感度被験者	-4.1	-2.3
伝票チェック	高感度被験者	20.8	5.3
	低感度被験者	0.8	-1.9

タスク制限時間の有無の影響について検討したところ、制限時間がある場合は環境改善によるパフォーマンス向上効果が低かった。また、被験者インタビューを通じて、タスクに制限時間があると焦ってしまい、ミスが多くなるような気がするのでは好ましくないという意見を得た。そこで、新タスクテストでは制限時間を設けないこととする。

付録 B 被験者の内的要因に着目した被験者実験 の詳細

4.2.1 項で概要を述べた、被験者の内的要因に着目した被験者実験^{[1][2]}の詳細を、ここで述べる。

B.1 実験の目的

本実験は、作業-非作業状態間遷移モデルの立脚点である、「難易度がほぼ均一の問題の中で著しく解答時間が長い問題が発生するという現象」が、一般的な多くの被験者で発生することを確認した上で、モチベーションと心的負担の知的生産性への影響に着目した、より詳細なモデルの構築に向けた分析材料を得ることを目的とする。

B.2 実験方法

B.2.1 実験概要

この実験では、モチベーションと心的負担の変化に伴う、知的生産性変動のデータを取得することを目指した。知的生産性の変動は、PC上で実施するタスクの成績の変化により測定した。モチベーションと心的負担は直接制御することが不可能なため、図 B.1 のような実験の構成で、間接的な制御を行った。まず、報酬などに関する条件を変化させることで、モチベーションを制御した。次に、タスク難易度に関する条件を変化させることで、心的負担を制御した。モチベーションと心的負担が実際に変化していることは、それぞれマグニチュード推定法と NASA-TLX を用いて確認した。また、モチベーションと心的負担以外の知的生産性への影響を排除するために、室内環境は実験期間中一定であるように統制した。

B.2.2 実施タスク

実験に用いるタスクは、以下のような条件を満たす必要がある。

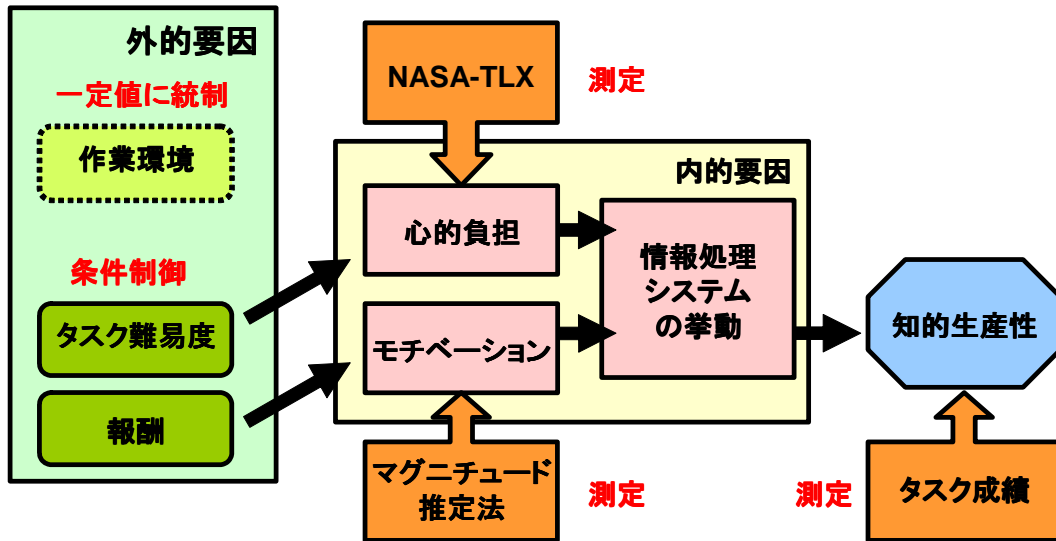
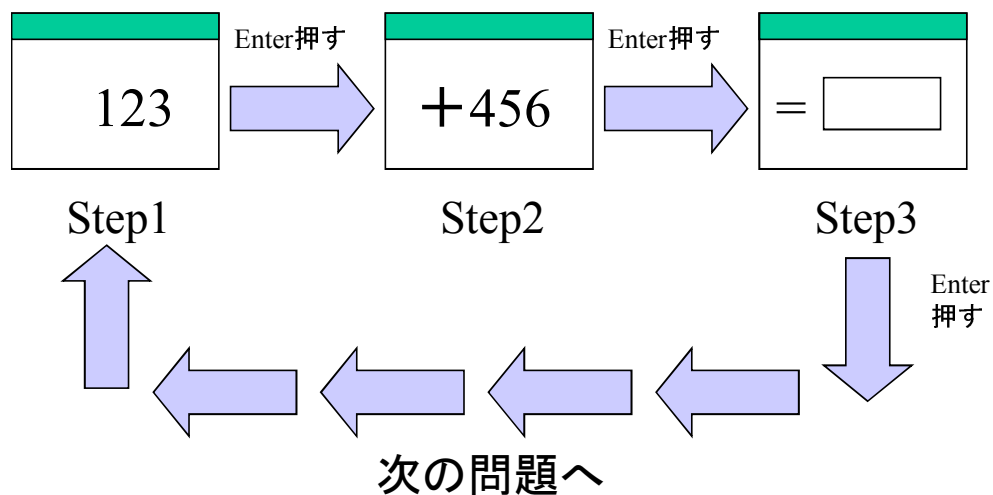


図 B.1: 実験概要

1. 知識処理の階層に属するタスクである。
2. 時間的制約がないタスクである。
3. 各問題の難易度がほぼ一定である
4. 同一タスク内で難易度の差を設けることが容易である

1は3.1.1項で述べたように、本研究ではモデル化の対象として、知識処理の階層に属する知的作業に重点を置いているためである。2はオフィスでの業務形態を考えた場合、数秒から数分単位での細かい時間的制約は少なく、ある程度作業者の自由な時間配分で作業を進められることが多いと考えられるためである。3は3.1.2項でも用いた1問毎の解答時間に着目した分析を行う際に、難易度による解答時間のばらつきが発生することを防ぐためである。4は心的負担の知的生産性への影響を調べるために、タスクの処理過程を大きく変えずに、難易度を調整できることが好ましいためである。

上記の条件を満たすタスクとして、独自に考案した暗算加算タスクを用いた。これはPCを用いて実施するタスクで、図B.2に示すような画面からなる。まず画面中央に表示される被加算数を記憶してエンターキーを押す。次に画面中央に表示された加算数との加算を行い、テンキーによる解答入力を開始する。解答の入力を終えたらエンターキーを押すことで、次の問題の被加算数が表示される。被験者の解答と、エンターキーやテンキーを押したタイミングが記録される。



※タスクはPC 画面上で行い、
数字、Enterはテンキーで入力する

Step1: 画面上に出た数字を記憶する

Step2: 記憶した数字と次に画面上に出た数字を足す

Step3: 計算結果を入力する

図 B.2: 暗算加算タスクの作業画面イメージ

B.2.3 報酬条件と難易度条件

モチベーションを変化させるために報酬に関する条件を、心的負担を変化させるために問題の難易度を、各2段階で設けた。

(1) 報酬条件：

モチベーションを間接的に変化させるために、報酬などに関して、表B.1に示す2種類の条件を設けた。

条件間の最大の相違点は、追加報酬の有無である。被験者には実験に参加してもらったことに対する謝金も支払っているが、これに加えて、「報酬あり」の試行の成績を総合的に判断して、作業成績が事前に設定した基準を超えていた場合に、金銭的な報酬が支払われると、実験開始時に説明している。また、金銭的な報酬以外にも、複数の条件を変化させている。試行を行う直前の被験者への説明を通して、「報酬あり」の試行

表 B.1: モチベーションを制御するための報酬条件

	報酬なし	報酬あり
作業成績に応じた謝金	なし	あり
提示する試行の意味	参考データ	重要な試行
作業速度	指示なし	できる限り速く
監視	カメラを伏せる	カメラによる手元の撮影 (実際には撮影しない)

が実験において重要なものであると認識させ、作業速度を高めるように教示している。また、「報酬あり」の試行では、机の上に設置した小型の web カメラを通して、被験者の手元が監視されていることを意識させ、「報酬なし」の試行では web カメラを机に伏せることで監視をしていないことを強調している。これらの条件は、いずれも「報酬あり」の試行で、被験者のモチベーションが高まることを期待したものである。

(2) 難易度条件：

心的負担を変化させるために、問題の難易度に関して、以下の2種類の条件を設けた。

- 難易度低：3桁同士の加算、繰り上がりなし
- 難易度高：4桁同士の加算、繰り上がりあり（下3桁の中に1ヶ所）

難易度高の条件では、桁数が増加することで記憶すべき数が多くなる他、各桁の数を足しあわせる処理の回数が増加している。更に、繰り上がりの処理も必要である。このため、タスクを細かくに認知ステップに分解した場合のステップ数が多くなり、作業の負荷が大きいといえる。処理の過程と処理に用いる知的能力が同じ課題では、作業の負荷が大きい方が心的負担が大きくなると期待される。

このタスクでは、予備実験の結果を通して、問題の難易度が低いと明らかになった問題を除去している。除去した問題の1つ目は加算数、被加算数のいずれかに「104」「4092」など「0」が含まれる問題である。これらの問題では、計算が不要な桁が存在するため、難易度が低下している。除去した問題の2つ目は、解答中に「888」「2999」など3桁以上連続して同じ数を含む問題である。これらの問題は、計算途中の数の記憶が容易であり、解答の入力も素早く行えるため、難易度が低下している。解答中に「322」「4993」などの2桁連続して同じ数を含む問題は、3桁以上の場合に比べて難易

度の低下が小さく、除去した場合に解答のバリエーションが著しく少なくなることから、除去していない。

B.2.4 実験環境

実験は京都大学工学部1号館233号室で行った。実験室の配置を図B.3に、実際の実験室の様子を図B.4に示す。実験期間中は、室温、湿度、照度、二酸化炭素濃度、騒音レベルをB.2に示す範囲に統制した。この統制は、室内環境からの知的生産性への影響を防ぎ、心的負担とモチベーションの影響のみを測定するためである。この実験で用いられた各種室内環境の値は、快適に作業を行うための標準的な値であり、実験期間内で若干の変動はあったものの、知的生産性への影響は無視できる範囲である。

表 B.2: 実験室の環境

室温	湿度	照度	二酸化炭素濃度	騒音レベル
25	40-50%	750lx	800ppm 以下	52dBA 以下

B.2.5 計測項目

本実験では、条件の違いによる知的生産性変動の記録、モチベーションと心的負担の変化を計測した。さらに、実験日を通しての疲労や眠気が大きく変動していないことを、生理指標と主観指標の両面から確認した。

(a) 知的生産性：知的生産性変動の計測には、B.2.2項で述べた暗算加算タスクの成績を用いた。1セット30分の試行を実施した際の、単位時間あたりの正答数を指標とした。また、モデル作成のための分析材料として、各問題毎の解答時間も取得した。

(b) モチベーション：モチベーションの変化を測定するために、マグニチュード推定法を用いた。マグニチュード推定法は、感覚量の比率を直接数値で評定する手続きであり、今回の実験では以下のような質問項目によって、今終えた作業への力の注ぎ具合を数値で解答させた。

- 自分の能力を十分に発揮し、自分にとっての全力で作業を行ったときの、作業へ

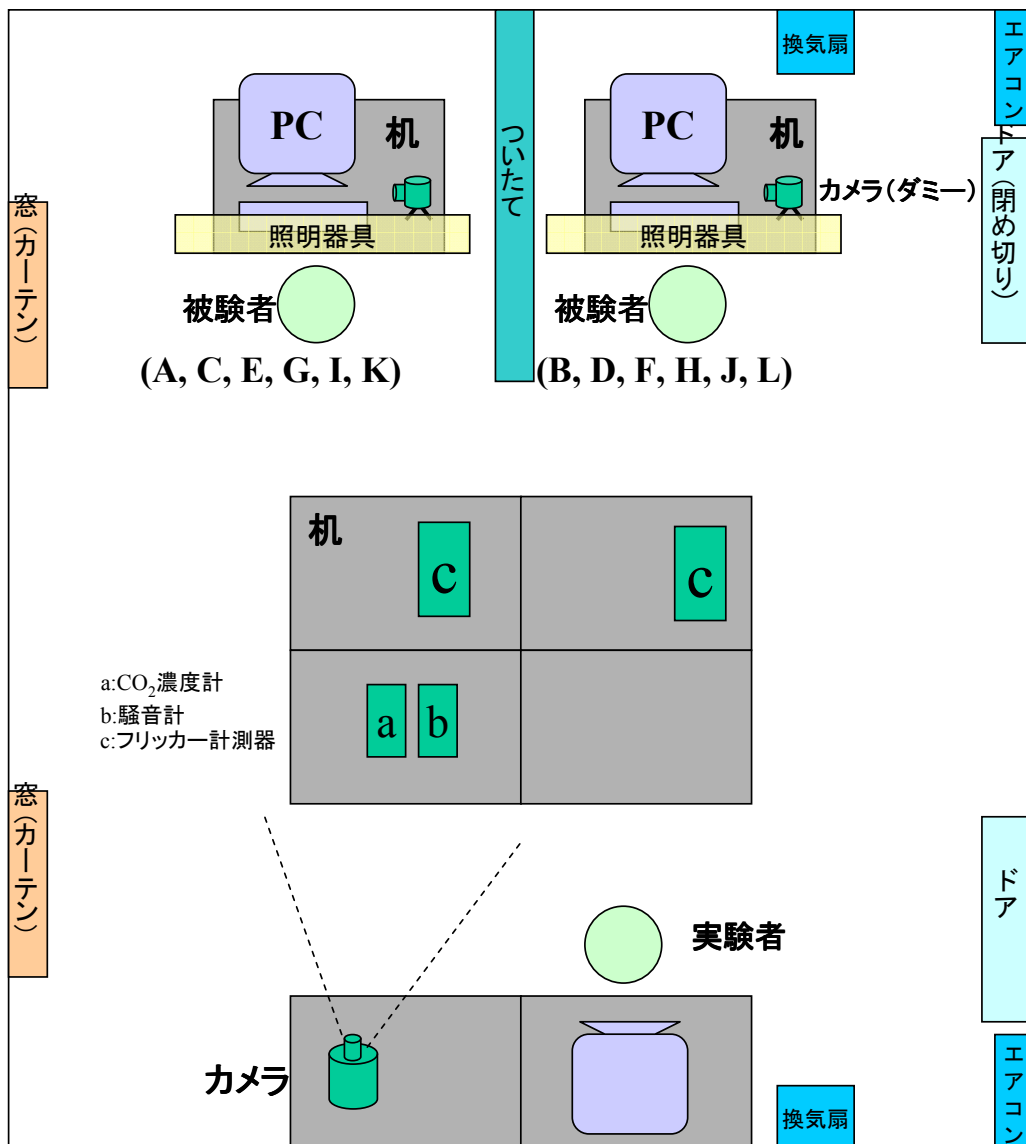


図 B.3: 実験室の俯瞰図

の力の注ぎ具合を 100 とすると、今終えた作業への力の注ぎ具合は、どのくらいの値になるか、数値でお答えください。

(c) 心的負担：タスク作業から受ける心的負担を測定するために、日本語版 NASA-TLX を用いた。NASA-TLX は 6 つの評価尺度に対する主観的評価を行い、各評価尺度に対する重みづけを行った上で、心的負担を 0 から 100 の数値として評価する指標であり、人間工学や安全工学の分野などで多く用いられている。

(d) 疲労と眠気：フリッカー値と自覚症しらべにより、各セットの作業終了直後の疲労



図 B.4: 実験室の風景

と眠気を計測した。なお、本研究の提案モデルにおける脳疲労が短期間での一時的な脳の状態を表すのに対して、ここで述べる疲労とはより長期的な身体または精神の状態の変化により、作業能力が低下する現象を意味する。

フリッカー値は作業負担や環境要因などによって発生する疲労の検査方法として多く用いられる指標であり、脳の連合野または知覚皮質の興奮性もしくは活動水準の代表値である。本実験では、作業1セットが終了した直後に3回ずつ測定を行い、その中央値を求めた。

自覚症しらは、主観的な疲労測定手法として国内で広く用いられている指標である。以下に示すねむけ感、不安定感、不快感、だるさ感、ぼやけ感の5項目に関して、各5問計25問の質問項目があり、これに対して1:まったくあてはまらない、2:わずかにあてはまる、3:少しあてはまる、4:かなりあてはまる、5:非常によくあてはまる、の5段階で回答を行い、合計点を評価する。本実験では、特に表B.3に示すねむけ感とぼやけ感について質問を行った。

B.2.6 実験手順

実験は2009年11月24日から11月29日の期間で、各日2名ずつ計12名行った。さらに、2009年12月5日と6日の2日間で、上記12名のうち任意の4名は、同一の測定を行った。

表 B.3: 自覚症しらべの質問項目

I 群: ねむけ感	ねむい 横になりたい あくびがでる やる気がとぼしい 全身がだるい
V 群: ぼやけ感	目がしょぼつく 目が見つかる 目がいたい 目がかわく ものがぼやける

1日の流れを図 B.5 に示す。まず、被験者の属性などに関するアンケートの記入、作業の説明や練習などを行った。ここでは、実験結果に影響がない範囲でインフォームド・コンセントも行った。次に、実際の作業を午前に4セット、午後に4セットの計8セットを行った。実際の測定は8セットであるが、被験者には9セット目があると事前に説明し、8セット目終了後に9セット目は行わないことを告げた。これは、終末効果の影響を抑えるためである。

この実験では、昼食後の時間帯は作業を行っていない。これは、人間のサーカディアンリズムにより眠気が高まった結果が、実験結果に反映されることを避けるためである。また、休憩時間を頻繁に設けることで疲労が蓄積しにくいようにし、実験全体が1日で終了するようにすることで、被験者の疲労や体調を一定に保つようになっている。

各セットは、30分の暗算加算タスクとその後の各種計測からなり、難易度と報酬を変化させた計4種類の条件を、各2セットずつ行った。各条件の1セット目は、タスクへの練習を兼ねているため、解析の対象外とする。これは、30分間のペース配分を含めてタスクに習熟するためには、30分間の試行を1度行う必要があることが、予備実験から明らかになったためである。

各条件の実施順序は全被験者同一で、難易度条件については、午前に難易度低、午後に難易度高のタスクを行った。報酬条件については、「報酬なし」を先に、「報酬あり」を後に行った。通常、条件間の対比を行う被験者実験では、順序効果の影響を抑えるため、被験者の半分で条件の実施順序を入れ替えることが多い。しかし、本実験では敢えて順序を固定にしてある。難易度条件の順序が固定である理由は、午前中の

早い段階では、被験者がタスクの基本的な操作に慣れていないため、タスクへ習熟が容易な難易度低を先に行うことで、操作への習熟を早めることを優先したためである。報酬条件の順序が固定である理由は、予備実験での被験者の意見の総括として、1回目の試行で30分間力を出して作業を行うと、2回目以降の試行で、力を抜いて作業を行うのが困難であるが、1回目の試行で力を抜いて30分作業を行った場合、2回目以降の試行で、再び力を抜く時の基準が設けられ、条件間で自分のモチベーションをコントロールしやすいという知見が得られたためである。

B.2.7 被験者

被験者は京都大学の学部に所属する、健康な男性7名、女性5名の計12名（平均年齢21.7歳）であった。いずれの被験者も実験者との事前の面識はない。このうち任意の4名は、1週間の期間をおいた後に、追加実験を行った。これは、実験結果の再現性を確認するためのものであり、実験開始時刻が20分遅いのを除いて、先の測定と同一の条件、手順で測定を行った。以降では、これらの被験者は1回目の参加日の実験結果を被験者C、2回目の参加日の実験結果をC'というように表記する。

各被験者の属性一覧を表B.4に示す。表中の就寝時刻、起床時刻、朝食の有無、体調、算盤経験の有無は、実験前に行ったアンケートへの回答である。

被験者のC'は起床時間が実験開始時間より遅く申告されていることから明らかなように、実験日に集合時刻に遅刻しているが、実験への参加は2日目であるため、実験説明の必要性は薄く、解析の対象となる試行の開始に間に合っているため、実験への大きな支障はなかった。

B.3 実験結果と考察

報酬条件、難易度条件によって、モチベーションと心的負担がどのように変化したかを示す。また、モチベーションによってタスク成績がどのように変化したかを示す。更に、知的生産性が変化する過程で、一部の問題の解答時間が著しく長くなる現象が発生した事例の一部を示し、1日を通しての疲労感などの変化を示す。

本節で行う解析では、2日にわたって参加した被験者の結果について、別の結果として取り扱う。また、タスクの練習を兼ねた各条件での1試行目（全体での1,2,5,6試行目）は解析対象から外し、実験上のトラブルから、データに欠損がある被験者L、L'のデータも解析対象から外す。

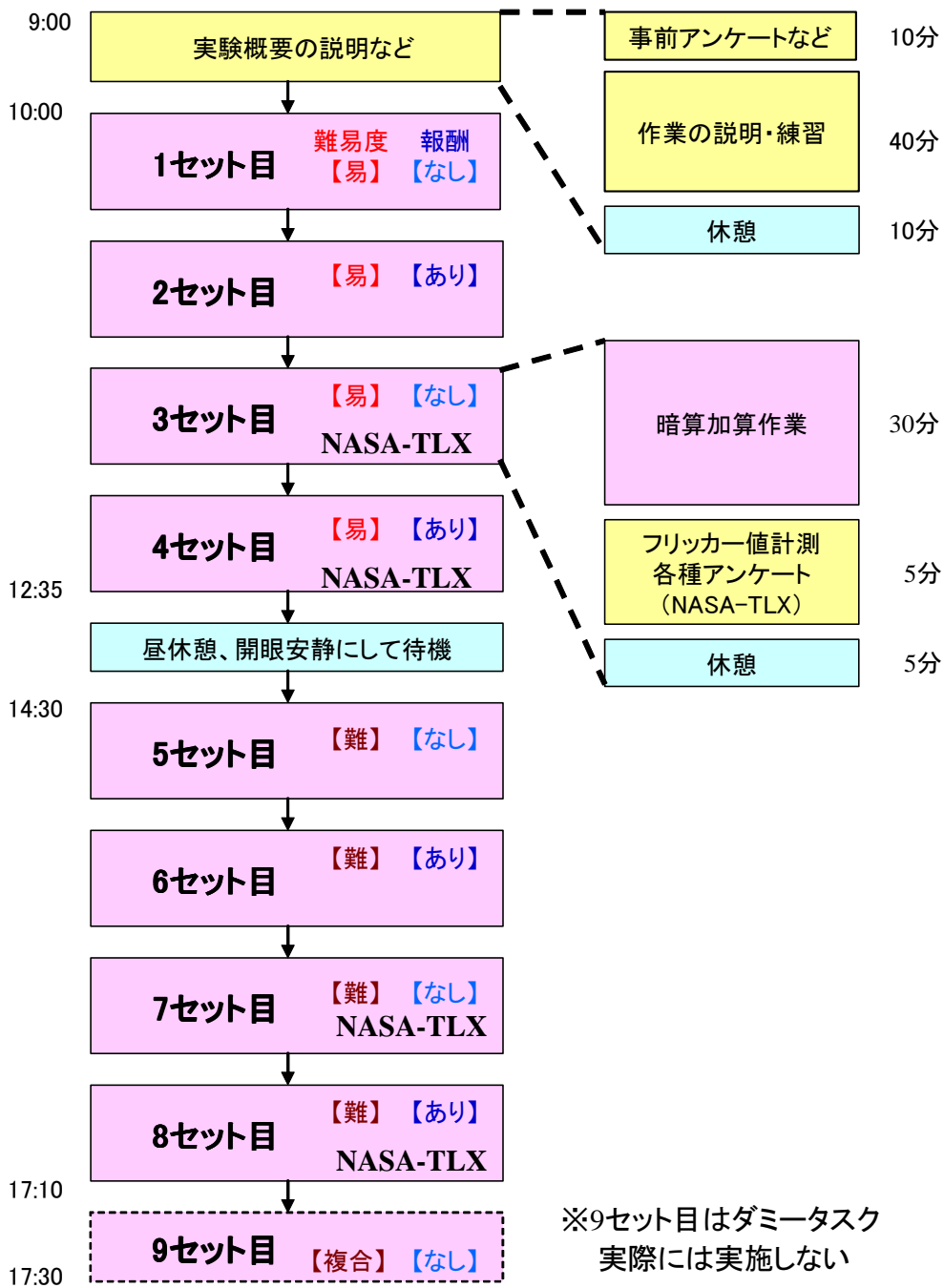


図 B.5: 実験手順

表 B.4: 被験者の属性

本実験									
被験者	性別	年齢	学部	就寝	起床	朝食	体調	算盤経験	追加実験
A	女	21	総合人間	23:00	8:00		普通		
B	女	20	農	2:00	8:00		普通		
C	男	22	農	1:30	8:00		普通		
D	男	21	工	1:30	8:40	×	普通		
E	男	21	理	1:00	8:00		良い		
F	男	22	経済	0:00	6:00		普通		
G	女	20	工	0:30	7:30		普通		
H	男	27	経済	2:00	8:20	×	良い		
I	男	22	経済	0:30	8:00		悪い		
J	男	25	医	3:15	7:50		悪い		
K	女	20	文	1:30	8:00		普通		
L	女	19	農	1:00	8:15		悪い		
追加実験									
C'	-	-	-	0:30	9:30	×	普通	-	-
I'	-	-	-	2:00	8:00		普通	-	-
K'	-	-	-	1:00	8:00		良い	-	-
L'	-	-	-	3:50	9:00	×	普通	-	-

B.3.1 モチベーション

報酬条件、難易度条件が変化したことによる、モチベーションの申告値の変化を、表 B.5 に示す。各被験者の各試行のモチベーション申告値を表 B.6 に示す。「報酬あり」群と「報酬なし」群で、モチベーションの申告値を一対比較の t 検定で比較した結果、「あり」は「なし」に比べて有意に申告値が高かった ($p < 0.001$)。同様に、「難易度低」群と「難易度高」群で、モチベーションの申告値を一対比較の t 検定で比較した結果、モチベーションの申告値に有意差はなかった。この結果より、報酬の有無という条件により、実験の意図通りに、モチベーションを制御できたと考えられる。

表 B.5: 条件によるモチベーションの申告値の変化 (全被験者平均)

条件の変化	他条件	申告値の変化	片側 p 値
難易度 低 高	報酬なし (n=14)	-3.9	0.180
	報酬あり (n=14)	-2.5	0.159
	全体 (n=28)	-3.2	0.091
報酬 なし あり	難易度低 (n=14)	17.1	0.0005
	難易度高 (n=14)	18.6	0.0002
	全体 (n=28)	17.9	0.0000003

表 B.6: モチベーションの申告値 (各被験者詳細)

被験者	難易度低			難易度高		
	モチベーション (0-100)		変化量	モチベーション (0-100)		変化量
	報酬なし	報酬あり		報酬なし	報酬あり	
A	80	90	10	70	70	0
B	70	75	5	70	83	13
C	70	100	30	70	100	30
D	90	90	0	70	70	0
E	85	95	10	90	95	5
F	60	85	25	55	85	30
G	65	60	-5	60	65	5
H	45	75	30	40	77	37
I	40	90	50	70	90	20
J	60	90	30	55	80	25
K	90	90	0	80	90	10
C'	70	90	20	80	100	20
I'	70	85	15	30	80	50
K'	70	90	20	70	85	15
平均	68.93	86.07	17.14	65.00	83.57	18.57

B.3.2 心的負担

報酬条件、難易度条件が変化したことによる、NASA-TLX 得点の変化を表 B.7 に示す。各被験者の各試行の NASA-TLX 得点を表 B.8 に示す。「報酬あり」群と「報酬なし」群で、NASA-TLX 得点を一対比較の t 検定で比較した結果、NASA-TLX 得点に有意差はなかった。同様に、「難易度低」群と「難易度高」群で、NASA-TLX 得点を一対比較の t 検定で比較した結果、「報酬なし」の場合には有意差がなく、「報酬あり」の場合には、「難易度高」の方が、有意に NASA-TLX 得点が高かった ($p < 0.05$)。この結果より、「報酬あり」の場合には、難易度が高くなることで、タスクから受ける心的負担が増加した、すなわち実験計画で意図した通りに、心的負担を制御できたと考えられる。しかし、「報酬なし」の場合には、難易度によって心的負担を意図した通りに制御できたとは言い難い。「報酬なし」で難易度が心的負担に影響しなかった理由としては、この実験では作業速度を自分で制御できるため、難易度高の条件の場合に、作業速度を緩やかにすることで、負担が増加しないような調整が働いたためと考えられる。逆に、「報酬あり」の場合には、自分への負担を軽減することよりも、作業の成績を上げることに注力しているため、難易度の違いが心的負担に影響したと解釈できる。

B.3.3 タスク成績

各報酬、難易度条件における各被験者のタスク成績一覧を表 B.9 に示す。また、「モチベーション低」が「モチベーション高」に変化した際の、タスク成績の向上率を表 B.10 に示す。各被験者の「モチベーション低」および「モチベーション高」でのタスク成績を、表 B.11 に示す。「モチベーション高/低」は、各被験者の同難易度の試行間を比較し、「報酬なし」と「報酬あり」の条件で分類されたものを、モチベーションの申告値の高低によって分類しなおしたものである。なお、「報酬なし」と「報酬あり」で申告値が同じ場合は、モチベーションが変化していないと見なすため、分類不可である。

難易度の変化によるタスク成績の差は、正答 1 問当たりの質的な意味が難易度が異なると変化するため比較を行わない。また、タスク成績から知的生産性を考える場合には、正答数以外にも、正答率の変化を確認する必要があるが、「モチベーション低」と「モチベーション高」の間で、正答率に有意差は無かった。

表 B.10 から明らかなように、モチベーションが向上することによって、知的生産性が有意に向上した。向上率は、難易度低で平均 14%、難易度高で平均 13%であった。

表 B.7: 条件による NASA-TLX 得点の変化 (全被験者平均)

条件の変化	条件	得点の変化	片側 p 値
難易度 低 高	報酬なし (n=14)	1.3	0.396
	報酬あり (n=14)	5.3	0.045
	全体	3.3	0.118
報酬 なし あり	難易度低 (n=14)	-1.5	0.320
	難易度高 (n=14)	2.6	0.228
	全体 (n=28)	0.6	0.406

表 B.8: NASA-TLX 得点 (各被験者詳細)

被験者	報酬なし			報酬あり		
	NASA-TLX 得点 (0-100)		変化量	NASA-TLX 得点 (0-100)		変化量
	難易度低	難易度高		難易度低	難易度高	
A	77.5	71.2	-6	44.3	77.9	34
B	44.5	50.7	6	52.0	52.9	1
C	80.0	74.0	-6	61.3	58.7	-3
D	60.9	48.1	-13	63.3	66.4	3
E	35.9	40.5	5	36.9	41.1	4
F	80.0	85.5	6	79.3	79.7	0
G	68.9	62.7	-6	69.3	75.3	6
H	70.2	35.7	-34	77.6	68.0	-10
I	67.3	65.7	-2	65.7	67.3	2
J	64.7	58.7	-6	65.3	62.0	-3
K	35.2	61.9	27	49.2	55.3	6
C'	42.0	82.0	40	46.0	66.0	20
F'	67.3	67.3	0	67.3	67.3	0
K'	51.6	59.7	8	47.7	61.9	14
平均	60.4	61.7	1.3	58.9	64.3	5.3

各被験者毎にモチベーションとタスク成績を個別に見た場合、モチベーションに変化があった24組の試行のうち、19組の試行がモチベーションが向上することで、タスク成績も向上している。この例に当てはまらない5組の事例のうち2組は、変化が1%未満と極めて小さい。また、5組のうち2組は、被験者Eの結果であるが、この被験者は算盤の経験があり、解答速度が他の被験者の平均の3倍以上と速い。さらに、NASA-TLX得点を見ると、NASA-TLXは主観尺度であるため他者の結果との比較は意味がないとはいえ、他の被験者に比べて、極めて小さい。これは、タスクを行う過程が他の被験者と大きく異なり、意識的な処理というよりも、無意識に近い処理を行っていたためと考えられる。

表 B.9: 各条件とタスク成績 (各被験者詳細)

被験者	難易度低			難易度高		
	タスク成績 (問/sec)		向上率 (%)	タスク成績 (問/sec)		向上率 (%)
	報酬なし	報酬あり		報酬なし	報酬あり	
A	6.31	6.69	6.1	1.96	2.33	18.6
B	5.63	5.99	6.4	2.27	3.31	46.1
C	5.82	6.86	18.0	4.47	4.60	2.9
D	6.55	8.01	22.4	4.44	4.43	-0.1
E	22.74	22.61	-0.6	13.06	12.49	-4.3
F	8.23	8.20	-0.4	3.87	4.13	6.6
G	8.19	8.73	6.6	4.37	4.53	3.8
H	3.00	5.46	82.0	2.74	3.47	26.5
I	10.85	13.01	19.9	6.56	7.40	12.9
J	6.46	7.99	23.6	2.81	3.20	14.1
K	8.92	9.00	0.9	4.34	4.46	2.9
C'	9.13	9.29	1.8	4.77	4.90	2.8
I'	12.49	13.67	9.5	6.67	7.84	17.5
K'	9.61	10.49	9.2	4.30	5.37	24.8
平均	8.85	9.71	14.7	4.76	5.18	12.5

表 B.10: モチベーションによるタスク成績の向上率 (全被験者平均)

条件の変化	他条件	向上率	片側 p 値
報酬 なし あり	難易度低 (n=12)	14.1	0.0067
	難易度高 (n=12)	13.0	0.0053
	全体 (n=24)	13.6	0.0002

表 B.11: モチベーションとタスク成績 (各被験者詳細)

被験者	難易度低		難易度高			
	タスク成績 (問/sec)		向上率 (%)	タスク成績 (問/sec)		向上率 (%)
	モチベーション			モチベーション		
	低	高		低	高	
A	6.31	6.69	6.1			
B	5.63	5.99	6.4	2.27	3.31	46.1
C	5.82	6.86	18.0	4.47	4.60	2.9
D						
E	22.74	22.61	-0.6	13.06	12.49	-4.3
F	8.23	8.20	-0.4	3.87	4.13	6.6
G	8.73	8.19	-6.2	4.37	4.53	3.8
H	3.00	5.46	82.0	2.74	3.47	26.5
I	10.85	13.01	19.9	6.56	7.40	12.9
J	6.46	7.99	23.6	2.81	3.20	14.1
K'				4.34	4.46	2.9
C'	9.13	9.29	1.8	4.77	4.90	2.8
I'	12.49	13.67	9.5	6.67	7.84	17.5
K'	9.61	10.49	9.2	4.30	5.37	24.8
平均	9.08	9.87	14.1	5.02	5.48	13.0

B.3.4 解答時間のばらつき

作業経過時間と問題解答時間の関係をグラフにした結果のうち、モチベーションによりタスク成績が大きく向上した代表的な被験者、モチベーションにより成績がわずかに向上した代表的な被験者、モチベーションよりタスク成績が低下した被験者の難易度高の各事例を、図 B.6-図 B.8 に示す。

図 B.6 はタスク成績が大きく向上した代表的な事例である、被験者 H (タスク成績向上率 26.5%) の結果である。モチベーションによらず、大半の問題を 10-15 秒程度で解答している一方で、解答に 40 秒程度の時間がかかっている場合があるなど、過去実験でも見られた、一部の解答時間が著しく増大するという現象が見られる。また、このような現象の発生は、モチベーションが低い条件でより多く見られた。他にも、被験者 B、D などタスク成績が大きく向上した被験者では、モチベーションが低い場合に、一部の解答時間が著しく長くなる現象を多く観察できた。

図 B.7 はタスク成績がわずかに向上した代表的な事例である、被験者 K (タスク成績向上率 2.9%) の結果である。いずれの条件でも、大半の問題を 5-10 秒程度で解答している一方で、解答に 20 秒程度の時間がかかっている場合がある。このように、一部の解答時間が著しく増大するという現象は見られるが、その長さや発生頻度は、タスク成績が大きく向上した被験者に比べると穏やかであり、モチベーションの高低による発生頻度の違いは、目視では確認できなかった。

図 B.8 は難易度によらず、モチベーションが向上することでタスク成績が低下した唯一の被験者 E (タスク成績向上率-4.33%) の結果である。いずれの条件でも、大半の問題を 3-5 秒で解答している。また、解答に 10 秒程度かかっている場合があるが、回数は少なく、モチベーションの高低による発生頻度の違いは、目視では確認できなかった。

B.3.5 疲労感

フリッカー値の測定および自覚症しらべは、実験時の疲労や眠気が、1 日を通して大きく変化しないことを確認するために実施したものである。そのため、タスク成績、NASA-TLX 得点、モチベーションなどでは解析対象外とした試行を含む、8 セットの値をそれぞれ一対比較の t 検定で比較した。

各試行終了時のフリッカー値の変化を図 B.9 に示す。午前最後の試行と、午後最初の試行を比べると、前者の方がフリッカー値が低い、つまり脳が疲労していた。

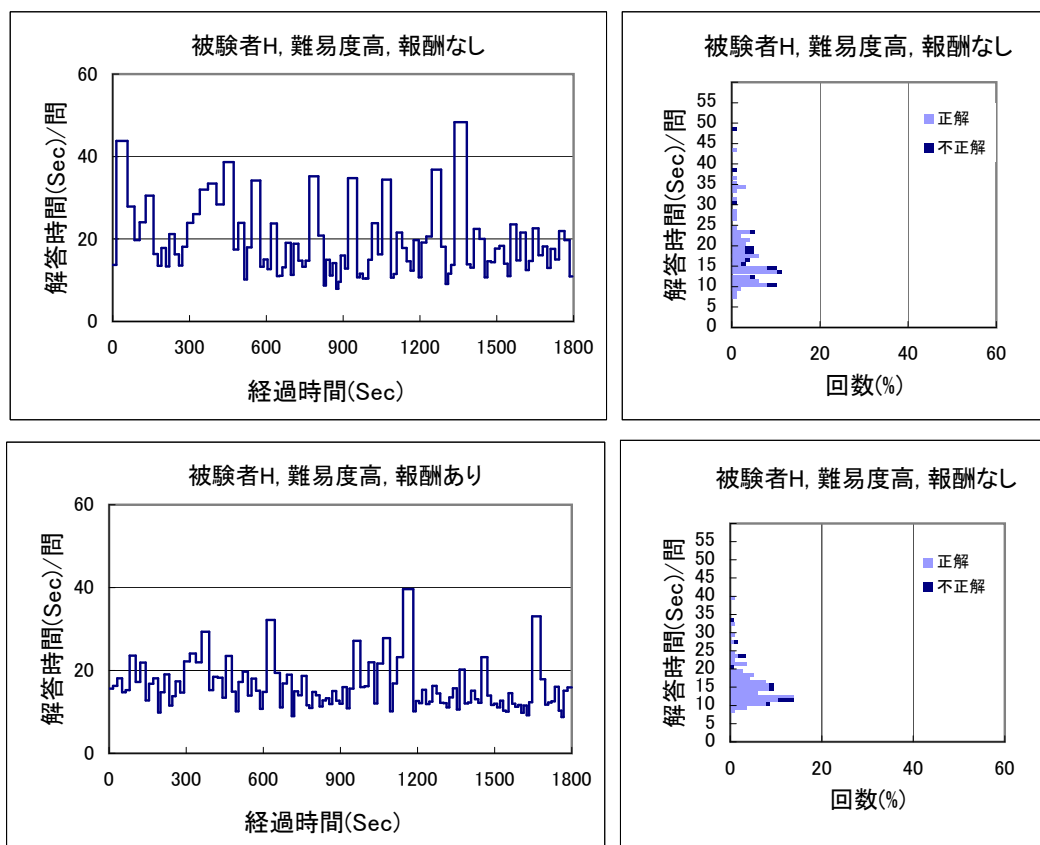


図 B.6: 作業経過時間と問題解答時間（被験者 H、難易度難）

また午前と午後をそれぞれ個別に見ると、有意差は無いものの、後半の試行ほどフリッカー値が低下する傾向が見られた。これは、タスクを続けることでわずかに大脳系の疲労が蓄積し、昼食とその後の休憩時間に、午前中の大脳の疲労が回復したためと考えられる。しかし、全体としてフリッカー値の変動は小さいため、大脳の疲労状態はタスク成績に影響を与えない程度と考えられる。

各被験者の自覚症しらの得点を図 B.10、図 B.11 に示す。ねむけ感、ぼやけ感ともに、「難易度高、報酬あり、1 回目」という全体で 6 回目の試行の得点が、他の試行に比べて高かった。この試行を実施した時間帯は 14 時 10 分-14 時 40 分であり、サーカディアンリズムによって、眠気が高くなったため得点が上昇したと考えられる。ぼやけ感に関しては、全体で 7 回目の試行が 4 回目に比べて有意に得点が高く、1-4 回目と 5-8 回目を比較した場合にも、5-8 回目の方が有意に得点が高いという傾向が見られた。これは、ディスプレイを注視して作業を行うため、午後の方が目に疲れがたまっただけと考えられる。しかし、いずれもタスク成績に影響を与えるほどのものではないと考えられる。

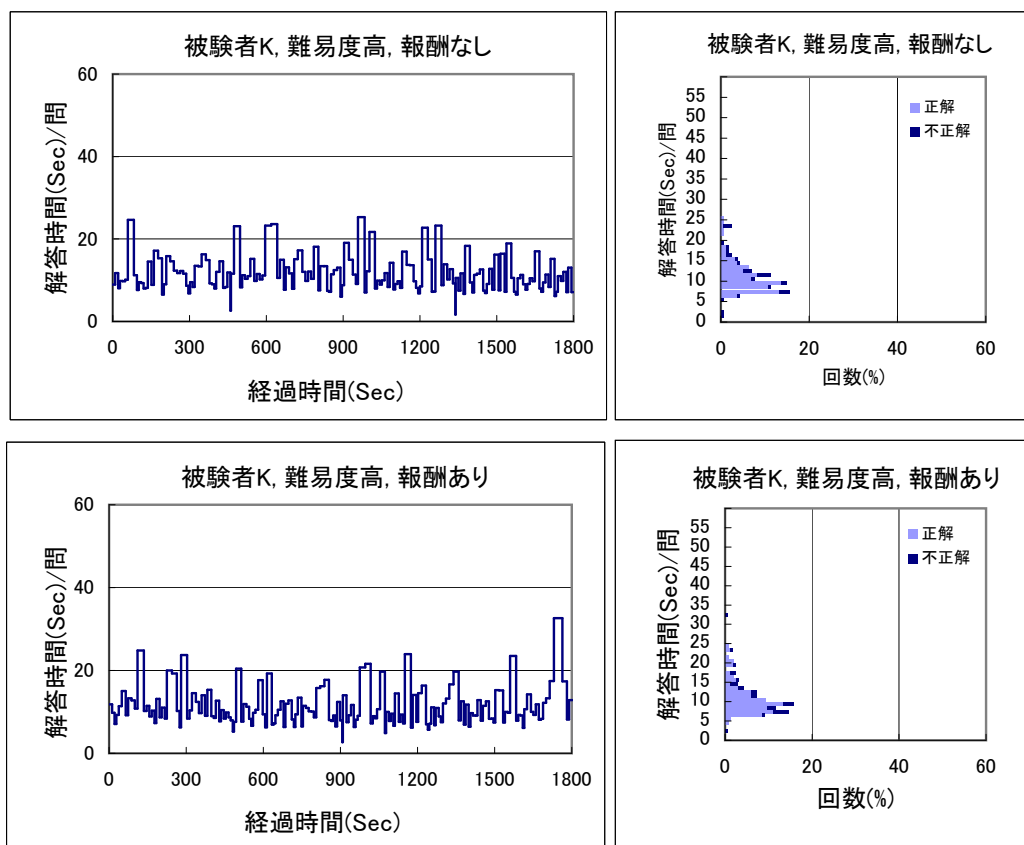


図 B.7: 作業経過時間と問題解答時間 (被験者 K、難易度難)

B.3.6 実験結果の再現性

2 日間に渡って測定を行った被験者 3 名の実験結果を、1 日目と 2 日目で比較したところ、報酬によりモチベーションが向上し、モチベーションによりタスク成績が向上するという点は一致したが、被験者 C の難易度低を比べると、1 日目は 18.0%の向上であるのに対して、2 日目は 1.8%と大きく差があるなど、タスク成績やモチベーションの向上率は大きく異なった。この原因としては、以下のような理由が考えられる。1 つ目は、被験者の体調が変化するという理由である。被験者へのアンケートの結果では、3 名のうち 2 名の被験者は体調に関する回答が異なり、残りの 1 名は朝食の有無が異なっている。2 つ目は、実験の場やタスク内容に慣れが生じたことで、モチベーションやタスク成績が変化するという理由である。実際、2 日目は 1 日目に比べて、若干タスク成績が良い傾向がある。3 つ目は、体調などの条件が完全に一定な場合にも、タスク成績は変動する可能性があるという理由である。特に本研究で提案してるモデルでは、人間の認知行動を確率的に表現しており、モデルが正しい場合は、正答数に数%の

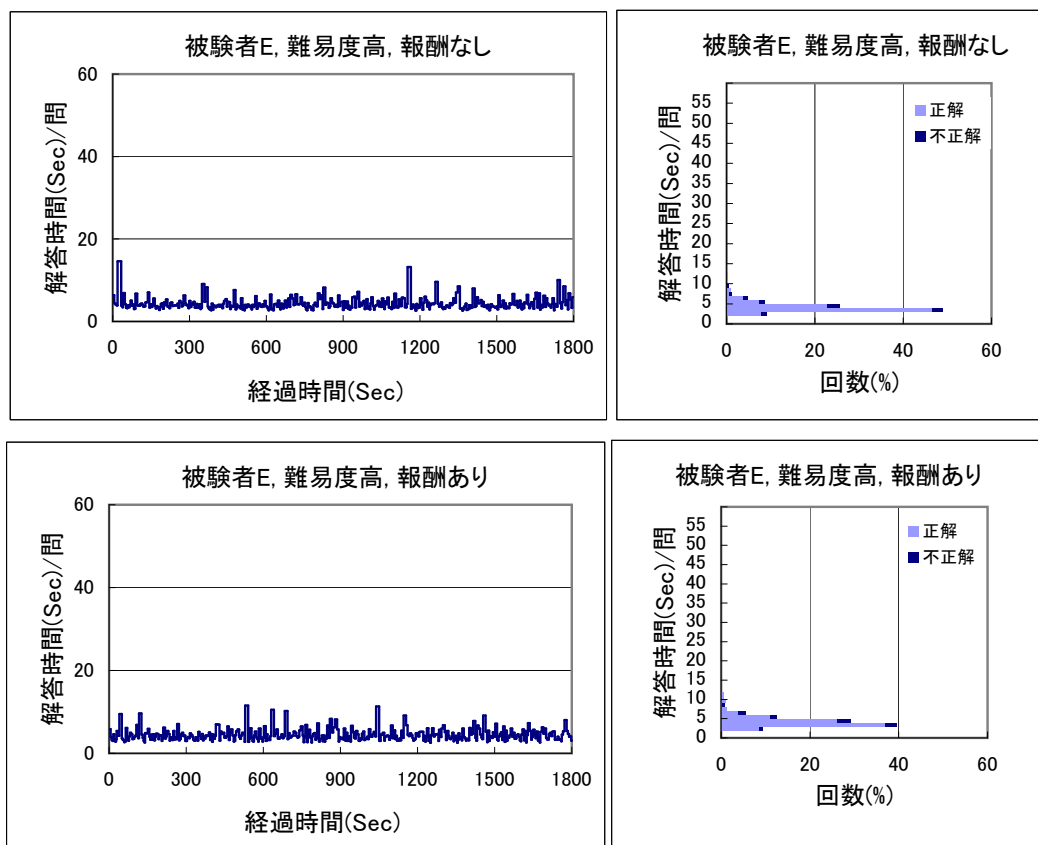


図 B.8: 作業経過時間と問題解答時間（被験者 E、難易度難）

誤差が生じるのが必然といえる。これらの理由が複合的に影響した結果、実験結果の再現性は、高いとは言えない結果になったと考えられる。

B.3.7 実験結果のまとめ

この実験では、モチベーションと心的負担が変化した場合の、知的生産性変動のデータを収集することを目指した。また、難易度がほぼ均一な問題を連続して解いている際に、解答時間が長くなる問題が発生する現象が、一般的に発生することを確認した。その結果、報酬を「なし」から「あり」に変化させることで、モチベーションが有意に向上した。モチベーションが高い群と低い群でタスク成績を比較したところ、高い群でタスク成績が有意に高かった。また、タスク難易度を「低」から「高」に変化させることで、報酬がある場合に、NASA-TLX 得点で表される心的負担が有意に向上した。また、解答時間が著しく長くなる問題の発生が、多くの被験者で観察できることを確認した。

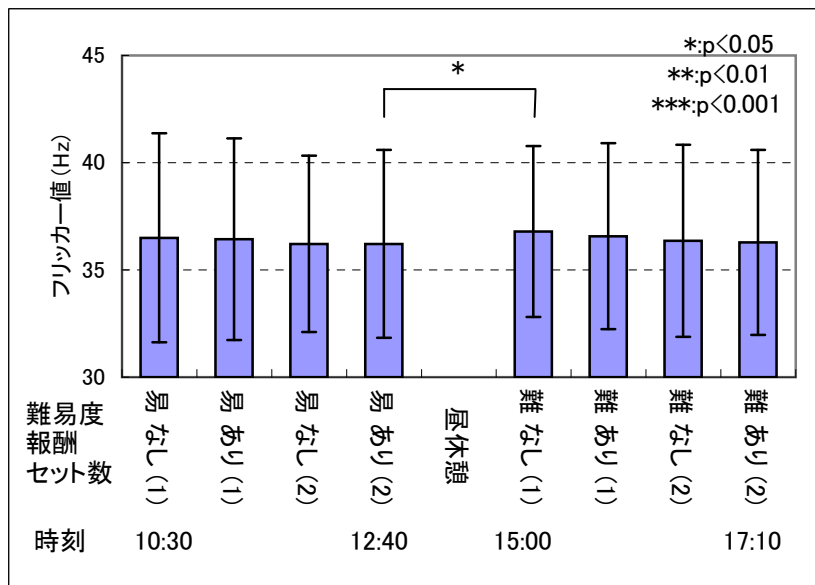


図 B.9: フリッカー値 (全被験者平均)

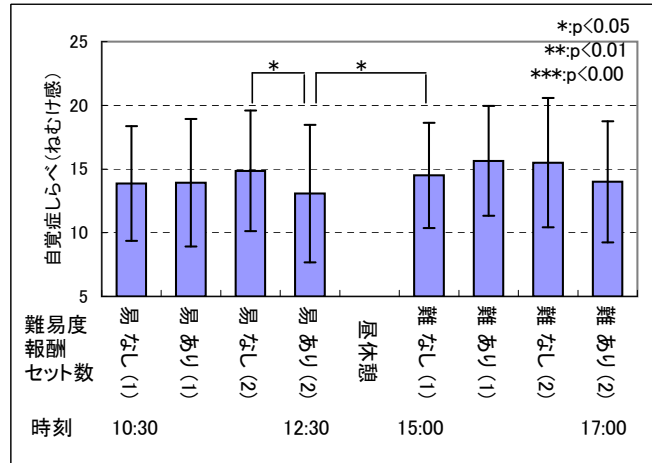


図 B.10: 自覚症しらべ (ねむけ感) の得点 (全被験者平均)

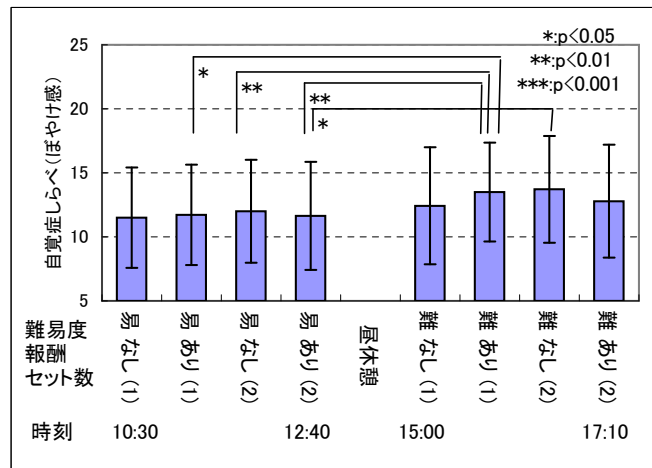


図 B.11: 自覚症しらべ (ぼやけ感) の得点 (全被験者平均)

付録 C 机上面照度とモチベーションに着目した 被験者実験の詳細

付録 B で詳細を述べた被験者の内的要因に着目した被験者実験^{[1][2]}では、環境要因と個人特性については言及していない。オフィスでは、執務者のモチベーションを制御することは環境を制御することよりもはるかに困難であるため、環境を制御することにより知的生産性を向上させることが望ましい。そのため環境要因が知的生産性に与える影響を考慮したモデルの構築が必要である。本章では、内的要因のモチベーション、外的要因の照度、個人特性に着目したモデルパラメータを推定するために実施した被験者実験^[3]について述べる。

C.1 実験の目的

本実験では、照度とモチベーションを制御し、個人特性を考慮した場合の知的生産性への影響を検討するためのモデル推定データを得ることを目的とする。

C.2 実験方法

C.2.1 実験概要

本実験は、モチベーションと照度条件が変化した場合の、被験者の知的生産性の変動に関するデータを取得することを目指した。図 C.1 に示すように、実験では被験者に知的タスクを与えた時の一定時間内の解答数を計測し、それを知的生産性とした。モチベーションは報酬条件により間接的に制御し、照度は 300lx ~ 4000lx で自由に照度を制御できる照明器具で制御した。またモチベーションと心的負担が実際に変化していることは、それぞれマグニチュード推定法と NASA-TLX を用いて確認した。さらに被験者の性格を検査するために、新性格検査を用いた。本実験では、環境要因の照度以外の知的生産性への影響を排除するために、室内環境の照度以外の環境条件は実験期間中一定になるように統制した。

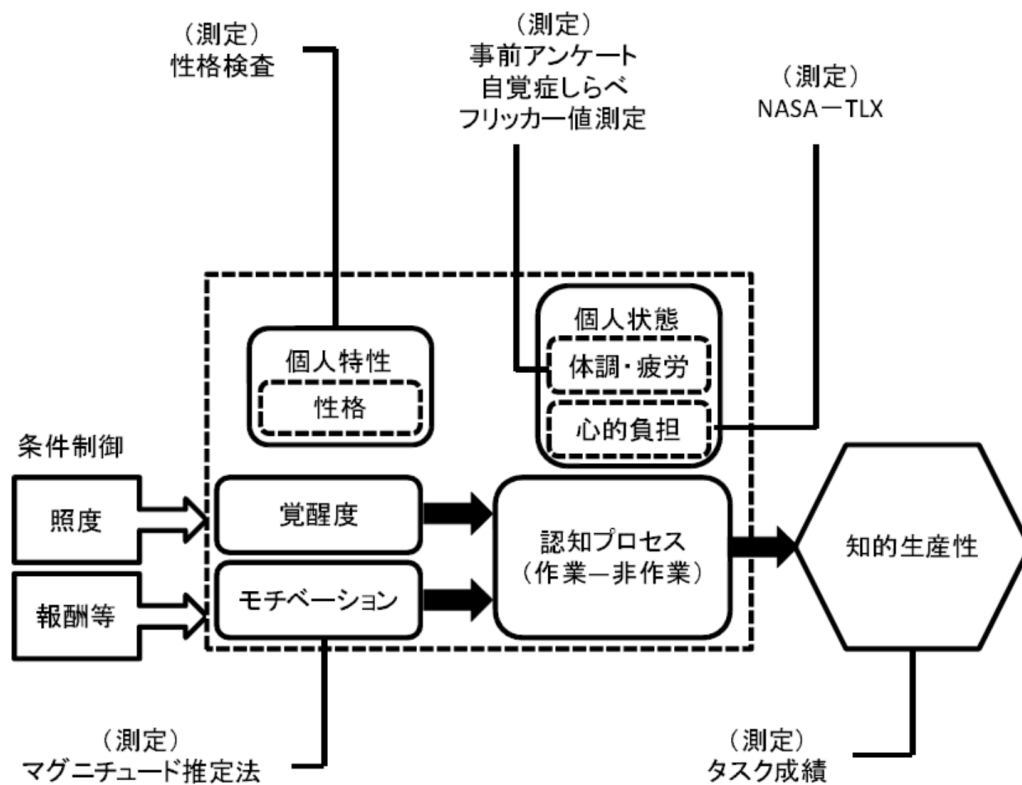


図 C.1: 実験条件と測定データの関係

C.2.2 実験タスク

本実験で被験者に与えるタスクは以下の条件を満たす必要がある。

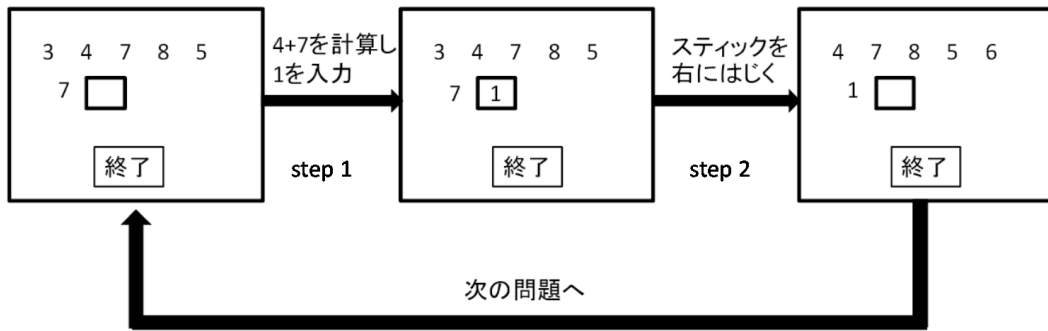
1. 情報処理と知識処理の階層に属するタスクであること
2. 時間的制約がない問題から構成されるタスクであること
3. 難易度がほぼ均一な問題を多く作成できること
4. 短い周期でキー操作を行うタスクであること

条件1が必要である理由は3.1.1項で説明したように、オフィスでの占有時間が長く、かつ知的生産性の定量評価がしやすい情報処理と知識処理の階層に属する作業に注目しているためである。2は実際のオフィス作業を考えた場合、数分単位の細かい周期で

の時間的制約がなく、ある程度自分の計画に沿って時間を割り振ることができる場合が多いと考えられるためである。3は作業1問毎の解答時間に着目してモデルパラメータを推定するため、難易度のばらつきによる解答時間のばらつきが生じないようにするためである。4は本実験ではデータとして認知タスク実施時のキー操作タイミングを取得するため、作業中の認知プロセスの推測のために、5~10秒程度を要する認知タスクよりも、もっと短い周期でキー操作を行う認知タスクが必要なためである。これは例えば、通常10秒でタスク1問を解答するところを30秒かかった場合に非作業状態がどのように発生したかを判断しにくいからである。上記の条件を満たす作業として、独自に考えた一位加算タスクと伝票分類タスクを用いた。これらはそれぞれPCとiPadおよび紙伝票を用いて実施する作業である。

一位加算タスク

一位加算タスクはPC画面上に表示された数列の隣り合う2つの数を足し、その和の一の位を入力していくタスクである。一問解答を入力する毎に、次の問題に移るために左手に持ったWiiコントローラのスティックを右にはじく。PC画面上に表示される数字は基本的にはランダムに表示されるが、連続で2回同じ答えを入力する場合に問題の難易度が均一にならない問題を防ぐために、連続で2回同じ答えを入力することはないような問題にする。例えば、353のような数列は表示されない。また予備実験より、0が含まれる加算は、0を含まない加算よりも被験者の計算速度が有意に速くなることが判明したため、数列からは0を省き、1から9の数字のみを使用した。また、予備実験より、被験者に単純タスクを与えた場合に眠くなる傾向があったため、被験者がタスクを行う時に被験者の運動量を増やして眠気を低減するために、Wiiコントローラのスティックを用いて次の問題に移るようにした。本タスクの具体的な手順を述べる。被験者はまず実験者からの合図と同時にPCのEnterキーを押し作業を開始する。画面中央に表示された隣り合う2つの数を足し、和の一の位をテンキーで入力してからWiiコントローラのスティックを右にはじくと、図C.2に示すように、次の問題が入力できるようになる。再び次の隣り合う2つの数を足し、答えを入力してスティックをはじくと次の問題へ移る。以上の作業を繰り返すタスクである。Wiiコントローラのスティックを右にはじくと、表示された数字が左にスライドし、右側に新しい数字が表示され、次の問題の答えを入力する画面に移る。このタスクでは、被験者が解答としてテンキーを押したタイミングを記録することで一問あたりの解答時間を記録する。1回の試行は連続30分間行う。



step1: 計算結果の1の位を右手でテンキーを用いて入力
 step2: 左手でWiiスティックを操作し次の問題へ

図 C.2: 一位加算タスクのPC画面イメージ

伝票分類タスク

伝票分類タスクは図 C.3 に示すような紙伝票を見て、iPad 画面上で分類条件にしたがって伝票を分類するタスクである。分類の条件は「領収書日付」、「領収書金額」、「相手先企業」で、各条件について表 C.1 に示すように各 3 段階の区分が設定されている。したがって、伝票は 27 種類の何れかに分類されることになる。各分類条件の分類の出現率は等しく 3 分の 1 である。なお領収書金額の条件区切りの 5,000 円と 50,000 円は分類する際に、どの条件に当てはまるかを判断しづらいので金額欄に 5,000 円或いは 50,000 円と記載された伝票は省いた。

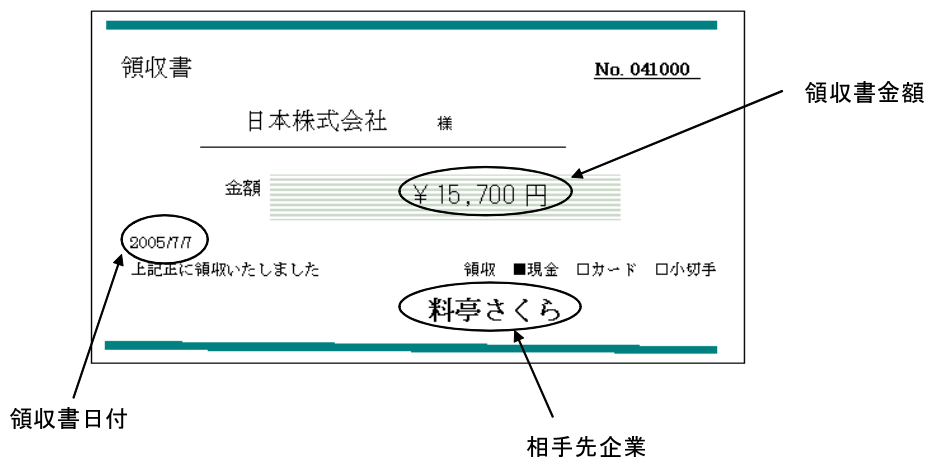


図 C.3: 伝票分類タスクに用いた伝票

本タスクの具体的な手順を述べる。被験者がまず実験者からの合図によって図 C.4 に

表 C.1: 伝票分類条件

伝票分類条件	分類		
領収書日付	上旬	中旬	下旬
領収書金額	5,000 円以下	5,001 円から 50,000 円まで	50,001 円以上
相手先企業	百貨店と各種小売店	飲食店と喫茶店	運送業と郵便

示すような iPad の初期画面の開始ボタンを押すと、分類入力画面が表示される。次に伝票の束の一番上の伝票を見て、領収書日付の区分、領収書金額の区分、相手先企業の区分を見分ける。iPad 画面上の領収書分類表を見て、伝票がどこに分類されるかを判断し、該当箇所を押す。押した箇所は押している間だけ青色になり表示された数字が 1 増える。誤った箇所を押してしまった場合は、分類入力画面の取り消しボタンを押すことで、直前の入力を取り消すことができる。分類を入力した後は一番上の紙伝票をめくり、裏返して用意したボックスに置く。このタスクでは被験者が分類を入力したタイミングを記録する。1 回の試行は連続 30 分間行う。照明の光が iPad の画面上から反射することを防止するため、iPad 画面上に反射防止フィルタを貼り付けた。



初期画面

分類入力画面

図 C.4: 伝票分類タスクの iPad 画面イメージ

C.2.3 実験条件

本論文では以下、モチベーションを高く制御する条件を（High Motivation:(HM)）と、低く制御する条件を（Low Motivation:(LM)）と称する。実験では表 C.2 に示すように照度条件を高照度と標準照度の 2 段階、モチベーションを HM と LM の 2 段階設けた。したがって、実験条件は合計 4 つの組み合わせになる。

照度条件

照度条件を標準照度と高照度の 2 段階設けてタスクを実施する。

標準照度 (750lx)：一般的なオフィス環境を模擬する照度である。

高照度 (2500lx)：被験者の覚醒度が高くなり、知的生産性が向上することが期待できる照度である。

表 C.2: 実験条件

実験条件		照度条件	
		高照度	標準照度
モチベーション 制御条件	HM	HM と 2500lx	HM と 750lx
	LM	LM と 2500lx	LM と 750lx

モチベーション制御条件

モチベーションを制御するために、表 C.3 に示すように条件を 2 段階設け、2 種類の教示を被験者に提示した。条件間の最も大きな違いは、追加報酬があるかどうかである。謝金は三日間で 21,000 円と追加報酬は三日間で 3,000 円である。被験者には実験に協力することに対して謝金を支払っているが、『具体的な基準は示していないが、「報酬あり」の試行の作業成績を総合的に判断して、事前に決めた基準を超えた場合には、追加報酬が出る』と、タスク開始前に説明しているが、追加報酬の具体的な金額は知らせていない。また、追加報酬以外の条件も制御してモチベーションを制御している。例えば、試行を始める前の被験者への説明を通して、報酬ありの試行は実験における重要なものであることを伝えて、解答速度と正答率を向上するように教示している。したがって、報酬あり試行では作業に対する被験者のモチベーションが上がると思われる。なお、追加報酬は実験終了後に無条件で被験者全員に渡した。

表 C.3: モチベーションを制御するための報酬条件

	LM	HM
作業成績に応じた追加報酬	なし	あり
結果の取り扱い	参考データを取得するだけの、「重要ではない試行」と説明	「重要な試行」と説明
解答速度	楽なペースで	できる限り速く

C.2.4 実験環境

本実験は、照度制御が可能な京都大学工学部 1 号館 233 号室 (W7.4 m × D7.4 m × H3.5 m) で行った。実験室の俯瞰図を図 C.5 に示す。また、実験中の様子を図 C.6 に示す。実験室内には外光が入り込まないように窓にカーテンを引いた。その他の主要な環境要因である室内温度、湿度、換気量、騒音は空調設備などにより表 C.4 に示すように統制した。この実験で用いられた照度条件以外の各種室内環境に関する計測は、すべて一般的なオフィスの室内環境とほぼ同じであり、被験者が快適に作業できる環境である。実験期間中には計測値が多少上下に変動することがあったものの、実験結果に対する影響が無視できる程度である。

表 C.4: 実験中の環境条件

計測項目	目標値	計測値
温度	26	26±0.5
湿度	30 ~ 50%	30 ~ 50%
CO ₂ 濃度	1000ppm 以下	600 ~ 1000ppm
騒音	55dBA	48 ~ 55dBA

C.2.5 計測項目

本実験では、表 C.5 に示すように、モチベーション、作業量、心的負担、知的生産性、疲労、眠気、性格と身体の動きを計測した。以下でその詳細を説明する。

(I) モチベーションと作業量

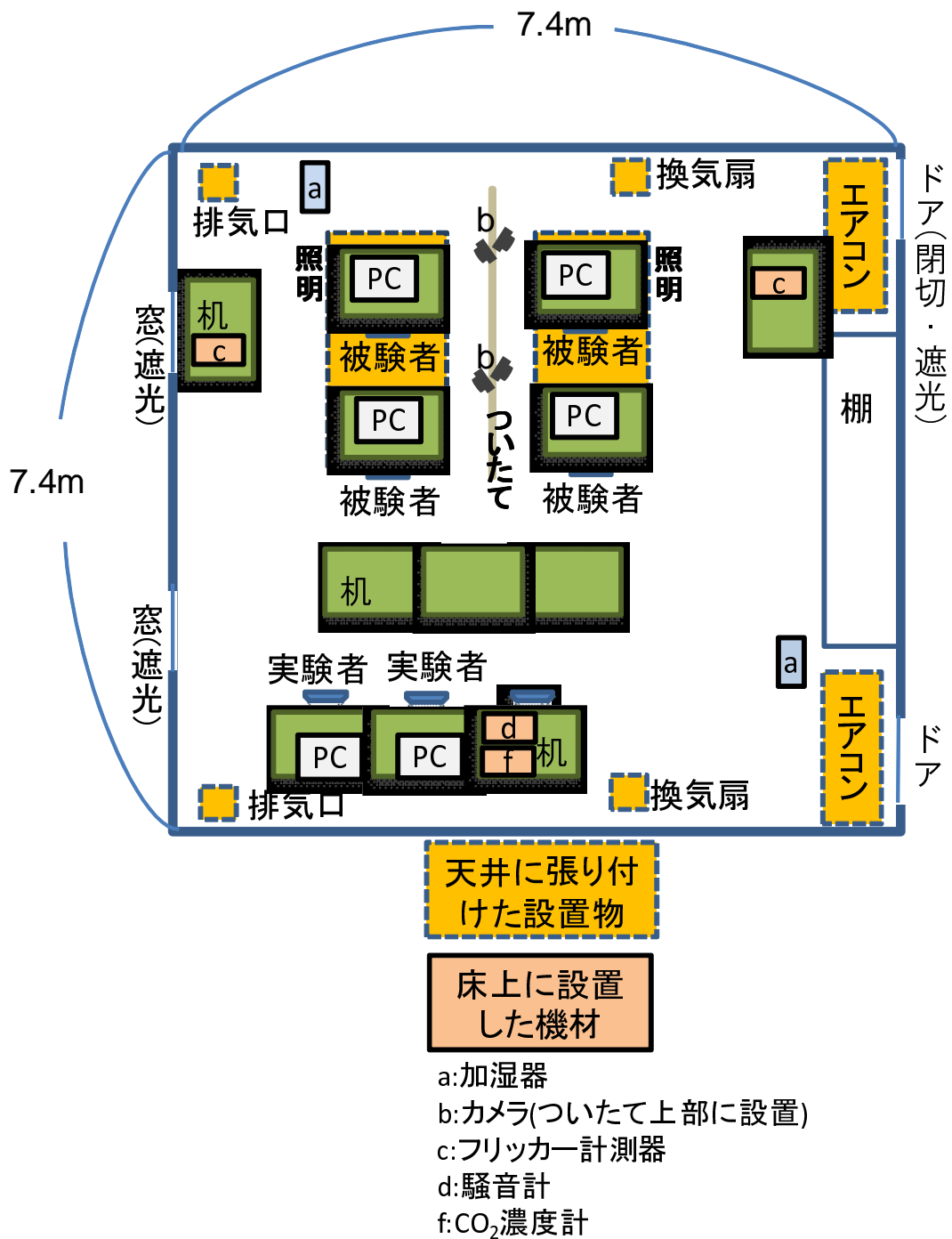


図 C.5: 実験室の俯瞰図



図 C.6: 実験中の様子

モチベーションと作業量の変化を計測するために、マグニチュード推定法^[32]を用いた。マグニチュード推定法は標準刺激と比較したときの比較刺激の強度を、被験者が数値の形で推定し回答する方法である。本研究では報酬と教示によりモチベーションを制御するため、制御した通りに変化しているかを確認するためにモチベーションを計測した。作業量は、モチベーションのみを計測すると、被験者が自身の主観的な作業量をモチベーションとして答える可能性があるため、作業量の項目を別に設けて区別できるようにした。これらは1セット終了毎に一回ずつ計測した。モチベーションと作業量を被験者に尋ねる質問項目は以下のとおりである。

(a) 作業量を尋ねる質問項目

- 自分の能力を十分に発揮し、自分にとっての全力で作業を行ったときの、作業量を100とすると、今終えた作業は、どのくらいの値になるか、数値でお答えください。

(b) モチベーションを尋ねる質問項目

- 今終えた作業は、どのくらいのモチベーションで取り組みましたか。これ以上は

表 C.5: 実験中の計測項目

計測項目	計測方法
モチベーション	マグニチュード推定法
作業量	
心的負担	日本語版 NASA-TLX
知的生産性	一位加算と伝票分類タスクの成績
主観的疲労	自覚症しらべ
生理的脳疲労	フリッカー値
性格	新性格検査
身体動作	Wii リモコンの3軸加速度センサ

ないモチベーションを 100 として、数値でお答えください。達成した作業量にかかわらず、作業へのモチベーションを答えてください。

(II) 心的負担

作業から受ける心的負担を計測するために、日本語版 NASA-TLX^[33] を用いた。NASA-TLX とは、アメリカの NASA で開発された精神的負荷を 6 つの要素に分けて評価するものである。NASA-TLX は簡便な主観的ワークロード評価尺度として実験や実作業で広く使われている。本実験では、1 セット終了後に計測した。

(III) 知的生産性

本研究では作業・非作業間の遷移の変動を調査するため、知的生産性として 1 セット 30 分被験者がタスクを行った時の単位時間あたりの解答数および 1 問あたりの解答時間を計測した。

(IV) 主観的疲労

人間工学の分野でよく用いられる疲労感調査に日本産業衛生協会・産業疲労研究会が考案した「自覚症状しらべ」がある^[34]。疲労感をとらえる指標は数多く存在するが、日本国内において最もよく使用されている疲労感の指標は自覚症状しらべである。自覚症状しらべは、ねむけ感、不安定感、不快感、だるさ感、ぼやけ感の 5 項目に関して、各 5 問計 25 問の質問項目があり、これに対して 1: まったくあてはまらない、2: わずかにあてはまる、3: 少しあてはまる、4: かなりあてはまる、5: 非常によくあてはま

る、の5段階で回答した項目での合計点を用いて疲労を評価する。本実験では、照度の変化による被験者の覚醒度の変化とPC上で作業を行う時の被験者の眼疲労の変化を調べるために、表C.6に示すねむけ感とぼやけ感の2項目だけを計測した。この自覚症しらは、1セット終了毎に計測した。

表 C.6: 自覚症しらの質問項目

I 群：ねむけ感	ねむい / 横になりたい / あくびがでる / やる気がとぼしい / 全身がだるい
V 群：ぼやけ感	目がしょぼつく / 目がつかれる / 目がいたい / 目がかわく / ものがぼやける

(V) 生理的脳疲労

生理的脳疲労計測のためフリッカー値を1セット30分の作業の直後に計測した。フリッカー値とは高頻度に点滅する光を被験者に見せた時に、光がちらついて見える限界の頻度値のことである^[35]。人の大脳皮質が疲労した際にフリッカー値が低い水準を示すことから疲労の指標として利用されており、フリッカー値の変動を通して大脳皮質における情報処理能力の状態を推測できる。本実験では、1セット終了毎に連続3回ずつ計測し、その中央値を用いた。

(VI) 性格

被験者の恒常的個人特性が知的生産性に影響することを確認するために、新性格検査を用いて被験者毎に性格を測定した。日本国内では健常人の多面的な性格特性を測る代表的な性格検査として矢田部・ギルフォード性格検査(以下、Y-G検査と略す)が広く利用されてきた。新性格検査は、Y-G検査の12尺度の全120項目に、虚構性尺度を増やした計130項目から成る性格検査である^[36]。本実験では新性格検査を実験日1日目(練習日)の室内待機時間に行った。

(VII) 身体動作

被験者のタスク実施中の非作業状態をより正確に判断するためには、キー操作のみでは困難である。被験者が座っている椅子の動きを計測して、被験者の身体動作を計測し非作業状態を推測する補助データとして用いる。図C.7に示すようにWiiリモコンに「Wii モーションプラス」を追加したものを被験者が座る椅子に固定し、被験者

が椅子に座った状態の初期位置（水平位置）からどれだけ回転したのか、傾いたかを60Hzで計測した。なおWiiリモコンを直接被験者の体に貼り付けると被験者の負担が大きくなり実験結果に影響する恐れがあるためタスク実施中の椅子の動きを被験者の動きとして計測した。



図 C.7: Wii リモコンの様子

C.2.6 実験手順

実験は2010年11月26日から2010年12月19日の期間に、24名の被験者をグループA、B、C、D、E、Fの4名ずつ6つのグループに分け、実験を行った。各被験者グループ毎に3日間で実験を行った。その詳細な流れを図C.8に示す。実験の1日目は被験者がタスクに対して十分習熟するための練習日である。実験の2日目と3日目のデータが本実験の解析対象となる。すなわち、1日目の実験データは本実験の解析対象外となり、また、後述のダブルタスクの成績も本実験の解析対象外である。

実験の1日目はまず9:00から実験概要を説明し、被験者の属性などに関するアンケートを記入してもらい、作業の説明や練習などを行って、10分の休憩後、9:50からタスクを開始した。2日目と3日目は実験概要等の説明はせず、9:00から朝食の有無や睡眠時間などのアンケートを記入してもらい、1日目より20分早く9:30からタスクを開始した。練習日である1日目の午前中は、被験者が実験全体の流れに慣れるため、タスク1セットを25分間にし、タスクの開始前にモチベーションを制御するため

の教示は与えなかった。1日目の午後からは実験日の2日目、3日目と同様にタスク1回を30分としタスクの開始前にモチベーションを制御するための教示を与えた。これまでの予備実験より伝票分類タスクへの習熟は一位加算タスクへの習熟より時間がかかることが分かったため、1日目の午前中は伝票分類タスクを3回、一位加算タスクを1回実施した。1日目の午後、2日目と3日目の午前と午後は各タスクを4セットずつ行った。各セットは、作業開始及び終了時のアンケートと各種計測からなり、照度条件と報酬条件を変化させた計4種類の条件で合計40分間行った。各日の最後のダブルタスクは終末効果の影響を抑えるために実施した。ダブルタスクは、伝票分類タスクと一位加算タスクを、休憩をはさみず連続に各10分行った。ダブルタスクの開始前には、「タスクの正答率などを気にせずに自分の一番速いスピードで行ってください」と教示した。実験の3日目はダブルタスクを行わず、代わりにインタビューと被験者からの実験に関する質問時間とした。また本実験では、昼食休憩後には14:30まで、開眼安静で待機時間を設けた。これは昼食後の2時間ぐらいの眠気が実験結果に影響しないようにするためである。そして1日目と2日目の実験終了後には、疲労がたまって、翌日の実験結果に影響しないようにするために、激しい運動を避けることと、ある程度の睡眠時間を保つように被験者に注意を与えた。実験1日目の実験条件は全日照度750lxで、午前中は教示なし、午後の5、6セット目はHM、7、8セット目はLMの条件で行った。実験の2日目と3日目は午前と午後で照度条件を変化させ、2500-750条件の午前は2500lx、午後は750lxとし、750-2500条件は逆順とした。モチベーション制御条件は実験日の2日目と3日目の1、2、5、6セット目はHM、3、4、7、8セット目はLMの条件で実施した。また、条件間の対比を行う時、順序効果を抑えるため、図C.9に示すように半数の被験者で条件の実施順序を入れ替えた。

2つのタスクの実施順序は、図C.10に示すように被験者番号が奇数の被験者は先に伝票分類タスクを行った後に一位加算タスクを行う。被験者番号が偶数の被験者は逆の順序で行う。これは前後に座っている被験者の間でお互いに他の被験者が行っているタスクの影響を受けないようにするためである。また、隣の被験者の影響を受けないよう図C.10のようについでを立てた。

C.2.7 被験者

被験者は京都大学の学生で、健康な男性22名と女性2名の計24名であった。そのうち男性1名は一日だけ参加し実験を辞退した。実験者はいずれの被験者とも事前の面識はない。被験者の属性と体調等に関して、一覧を実験の実施日別に表C.7に示す。

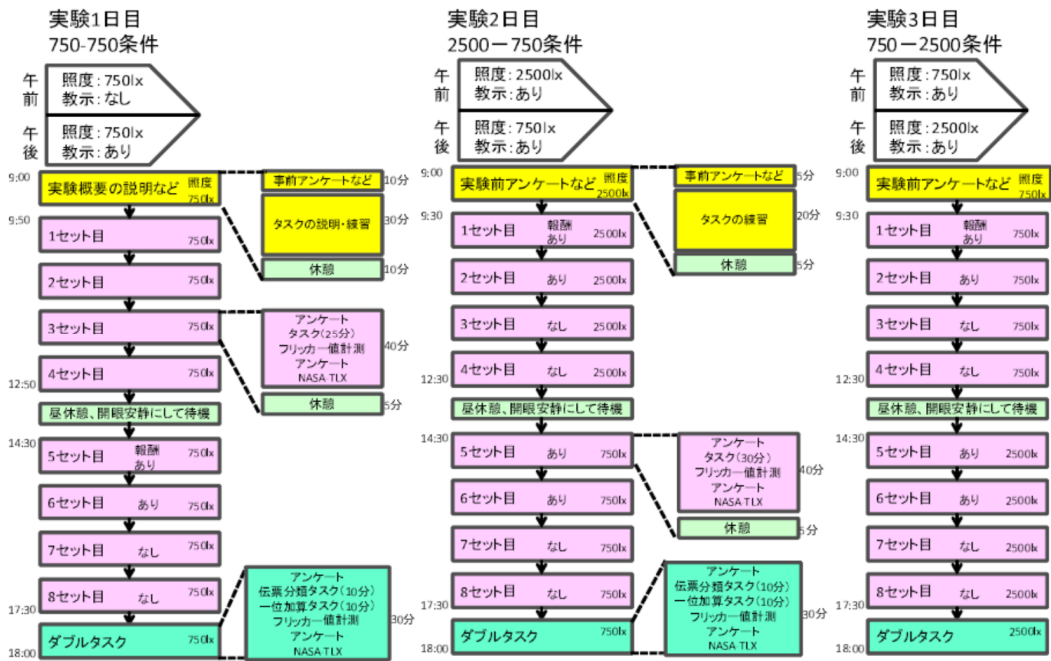


図 C.8: 実験手順

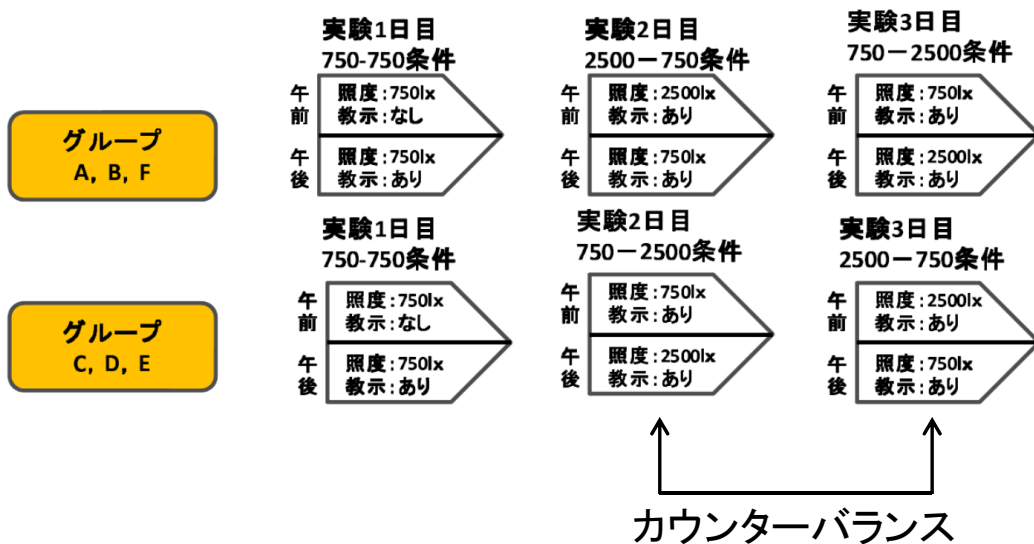
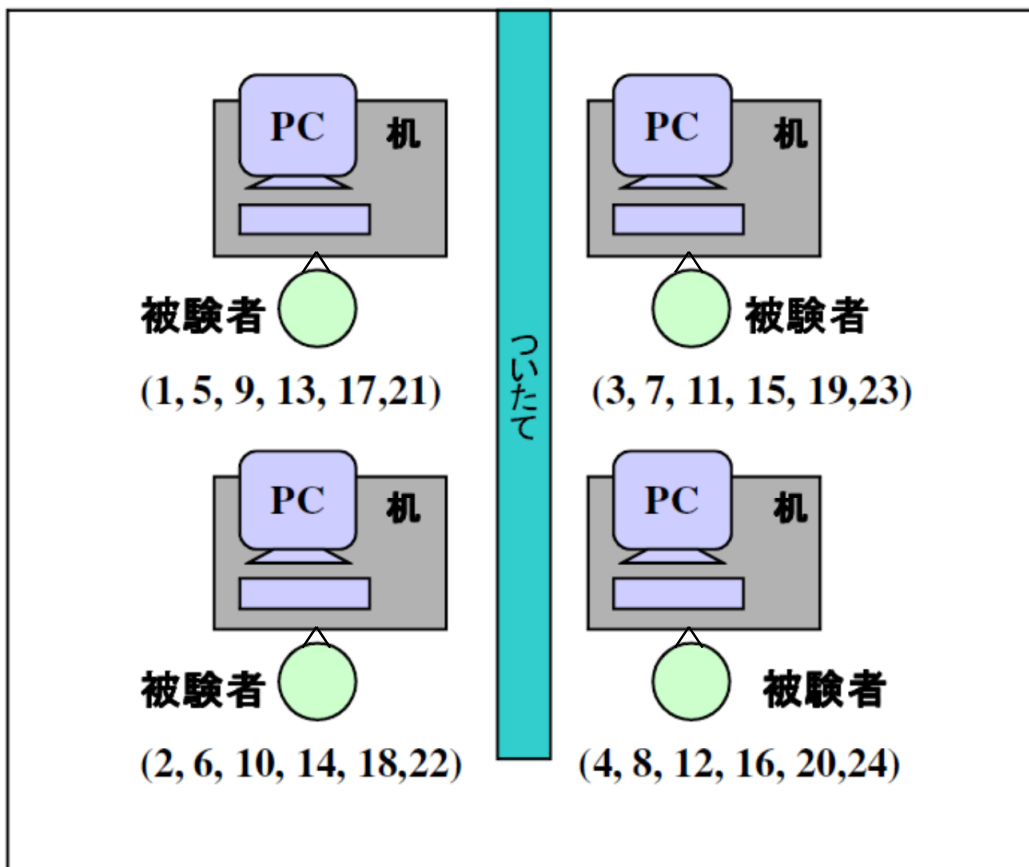


図 C.9: 実験条件の実施順序



* 被験者番号が奇数の被験者は先に伝票分類タスク

* 被験者番号が偶数の被験者は先に一位加算タスク

図 C.10: タスクの実施順序

表 C.7: 被験者属性

実験グループ	被験者			実験日1日目				実験日2日目				実験日3日目				経験	
	番号	性別	年齢	就寝	起床	朝食*	体調	就寝	起床	朝食*	体調	就寝	起床	朝食*	体調	算盤**	伝票分類類似作業**
A	1	男	22	2:00	8:00	×	普通	3:30	8:30	×	悪い	1:30	8:30	×	良い	×	×
	2	男	20	3:30	7:30	×	普通	2:00	7:45		普通	2:00	7:40	×	普通	×	×
	3	男	21	23:30	7:20		良い	0:00	7:40		良い	0:30	6:30		良い	×	×
	4	男	20	1:00	6:00		普通	2:00	6:00		悪い	0:00	8:55	×	悪い	×	×
B	5	男	23	23:30	7:30		普通	0:00	7:45		普通	23:30	7:30		普通	×	×
	6	男	25	3:00	8:30		普通	0:30	5:30		良い	0:30	6:30		良い	×	×
	7	男	26	0:00	6:50		普通	1:00	6:50		普通	23:30	7:00		普通	×	×
	8	男	22	0:30	7:00		普通	0:00	7:00		良い	11:00	7:00		良い	×	×
C	9	男	21	2:00	8:30	×	普通	2:00	8:30	×	普通	3:00	8:00	×	普通	×	×
	10	男	20	2:00	8:10	×	普通	1:30	8:00		普通	2:40	8:00		普通	×	
	11	男	19	0:00	7:50	×	普通	1:30	7:50	×	普通	1:30	8:00	×	普通	×	×
	12	男	24	23:30	6:30	×	普通	0:00	7:30		普通	0:30	7:30		普通	×	×
D	13	男	21	1:00	5:30		普通	2:00	5:30		普通	1:00	5:30		普通	×	×
	14	男	29	1:30	7:30		良い	2:00	7:40		普通	1:00	8:00		普通		×
	15	男	20	23:10	6:10		普通									×	×
	16	男	24	4:00	8:30	×	普通	0:00	8:00	×	普通	3:00	8:30		普通		×
E	17	男	20	0:40	7:10		普通	2:30	8:00		良い	1:30	8:30		良い	×	×
	18	男	19	1:00	7:00		普通	1:00	7:00		普通	0:00	7:00		普通	×	×
	19	男	22	2:00	7:00		普通	0:00	7:30		普通	23:30	8:00		普通	×	×
	20	男	19	0:30	7:00	×	普通	1:00	6:00		普通	1:00	7:00		普通	×	×
F	21	女	20	0:30	6:00		普通	23:30	5:30		普通	0:00	6:00		普通	×	×
	22	女	20	23:45	6:45		普通	1:00	7:00		普通	0:30	6:45		普通	×	×
	23	男	20	3:00	8:00	×	良い	1:00	7:30	×	良い	2:00	8:20	×	良い	×	×
	24	男	22	1:00	7:30		普通	0:30	8:00		普通	0:30	8:00		普通		×

*: は食べた、×は食べていない

** : はある、×はない

C.3 実験結果と考察

ここでは、まず、照度条件とモチベーション制御条件の変化による、モチベーション、主観的な作業量と心的負担の変化を示す。次に各条件毎に、伝票分類タスクと一位加算タスクの成績を示す。そして、実験日の2日目と3日目の作業中の疲労の変化を示す。なお実験中のトラブルのため被験者10と被験者15のデータも解析対象外とする。被験者10は実験日2日目に体調が悪く、実験途中で席を外すことがあった。被験者15は実験日1日目のみ参加し、その後の実験参加を辞退した。以下、被験者10、被験者15を省いたデータを全データとする。

C.3.1 モチベーションと作業量

全被験者の伝票分類タスクと一位加算タスクの高照度条件、標準照度条件のモチベーションの申告値の変化と全被験者の平均値の変化をそれぞれ図 C.11 と図 C.12 に示す。HM と LM で、モチベーションの申告値を一対比較の t 検定で比較した。その結果一位加算タスク、伝票分類タスクともに HM における申告値が LM における申告値に比べて有意に高かった ($p < 0.01$)。これより報酬と教示によって実験の意図通りにモチベーションを制御できたと考えられる。また全被験者の伝票分類タスクと一位加算タスクの高照度条件と標準照度条件の作業量の申告値の変化と全被験者の平均値の変化をそれぞれ図 C.13 と図 C.14 に示す。作業量も HM における申告値が LM における申告値に比べて照度条件の変化に関わらず有意に高かった ($p < 0.01$)。この結果も予測通りの結果であると考えられる。各被験者の各セットの伝票分類タスクと一位加算タスクのモチベーションの申告値の詳細を表 C.8 と表 C.9 に示す。基本的に HM における申告値は LM における申告値より高いが、被験者 7、11、14、16 は教示により申告値が変化していない、或いは LM における申告値の方が高い場合があった。

C.3.2 心的負担

モチベーション制御条件を変化させた場合の全被験者の伝票分類タスクと一位加算タスクの高照度条件、標準照度条件における NASA-TLX 得点の変化と全被験者の平均値の変化をそれぞれ図 C.15 と図 C.16 に示す。HM と LM で、NASA-TLX の得点を一対比較の t 検定で比較した。伝票分類タスクにおいては有意差は見られなかったが、一位加算タスクにおいては、HM における得点が LM における得点に比べ照度条件の変化に関わらず高い有意傾向が見られた ($p < 0.05$)。この結果より一位加算タスクに

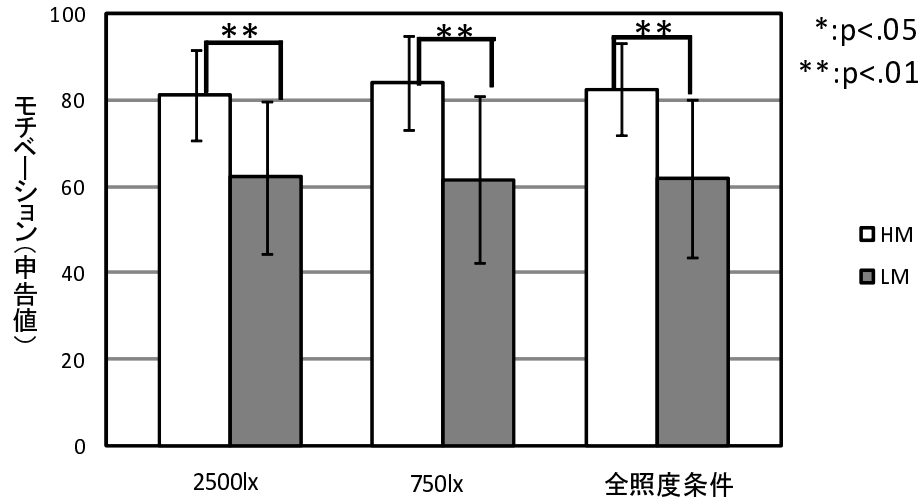


図 C.11: 伝票分類タスクのモチベーションの申告値 (全被験者平均)

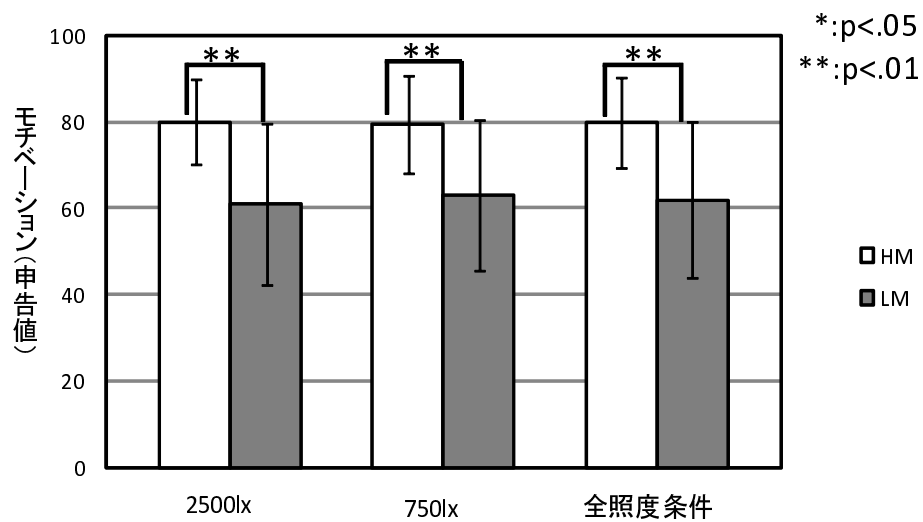


図 C.12: 一位加算タスクのモチベーションの申告値 (全被験者平均)

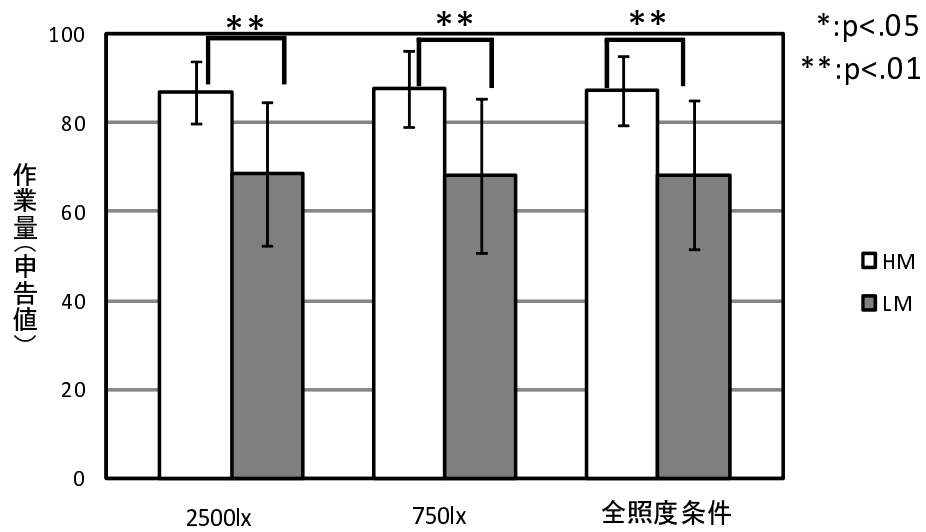


図 C.13: 伝票分類タスクの作業量の申告値 (全被験者平均)

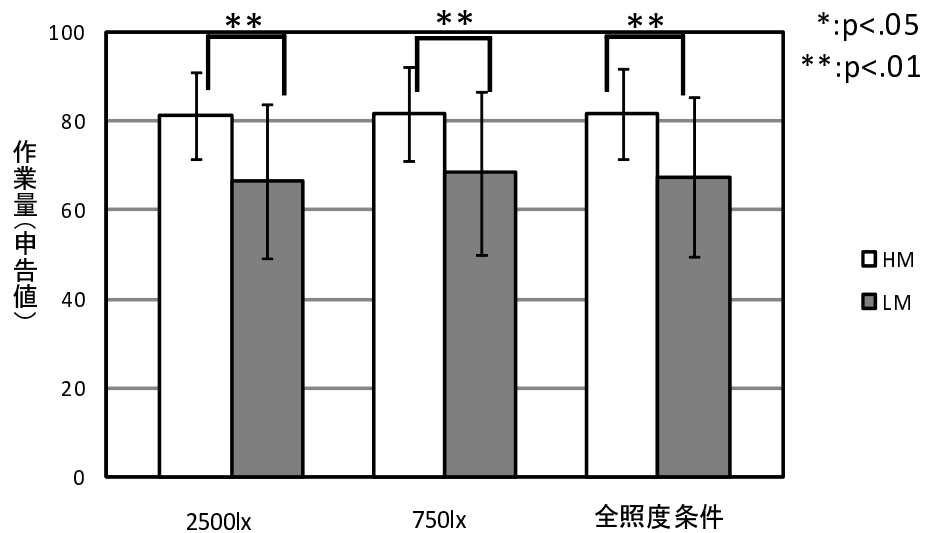


図 C.14: 一位加算タスクの作業量の申告値 (全被験者平均)

表 C.8: 伝票分類タスク時のモチベーションの申告値（各被験者の詳細）

被験者	実験日 2 日目			実験日 3 日目			実験日 2 日目			実験日 3 日目		
	2500lx			2500lx			750lx			750lx		
	LM	HM	変化量	LM	HM	変化量	LM	HM	変化量	LM	HM	変化量
1	0	65	65	50	100	50	20	80	60	30	90	60
2	30	70	40	20	80	60	10	80	70	10	80	70
3	90	95	5	80	70	-10	85	85	0	75	75	0
4	60	90	30	60	90	30	30	90	60	80	90	10
5	50	80	30	50	90	40	50	90	40	50	80	30
6	75	90	15	85	85	0	80	93	13	70	87	17
7	70	70	0	70	80	10	65	75	10	75	75	0
8	45	50	5	60	50	-10	30	50	20	60	40	-20
9	60	85	25	80	85	5	60	85	25	80	90	10
11	80	80	0	80	80	0	80	80	0	80	80	0
12	50	80	30	50	80	30	60	80	20	60	90	30
13	70	80	10	65	80	15	60	80	20	75	80	5
14	65	75	10	74	79	5	60	83	23	78	75	-3
16	80	75	-5	80	80	0	80	80	0	80	80	0
17	70	95	25	85	90	5	80	95	15	70	95	25
18	65	90	25	60	95	35	60	90	30	60	95	35
19	65	95	30	60	85	25	60	90	30	55	90	35
20	70	90	20	65	80	15	70	95	25	65	90	25
21	50	70	20	70	80	10	75	95	20	90	85	-5
22	40	85	45	40	75	35	40	85	45	50	80	30
23	70	85	15	60	85	25	60	80	20	80	85	5
24	50	70	20	60	70	10	60	90	30	50	80	30
平均	59.3	80.2	20.9	63.8	81.3	17.5	58.0	84.1	26.2	64.7	82.4	17.7

*被験者 10、被験者 15 を省いた

表 C.9: 一位加算タスク時のモチベーションの申告値（各被験者の詳細）

被験者	実験日 2 日目			実験日 3 日目			実験日 2 日目			実験日 3 日目		
	2500lx			2500lx			750lx			750lx		
	LM	HM	変化量	LM	HM	変化量	LM	HM	変化量	LM	HM	変化量
1	0	75	75	40	70	30	40	80	40	20	85	65
2	30	70	40	20	80	60	20	70	50	30	70	40
3	85	90	5	75	85	10	70	80	10	75	75	0
4	50	80	30	60	90	30	40	50	10	70	100	30
5	50	80	30	50	90	40	50	80	30	50	80	30
6	70	80	10	75	85	10	84	86	2	73	85	12
7	70	70	0	70	75	5	65	70	5	70	70	0
8	50	50	0	40	50	10	50	50	0	40	50	10
9	78	80	2	75	85	10	70	80	10	85	85	0
11	80	80	0	80	80	0	80	80	0	80	80	0
12	50	80	30	50	80	30	60	75	15	50	90	40
13	70	80	10	70	80	10	75	80	5	65	80	15
14	70	70	0	75	82	7	79	85	6	73	70	-3
16	80	80	0	80	80	0	80	80	0	80	80	0
17	80	90	10	88	90	2	85	90	5	55	93	38
18	75	85	10	75	85	10	70	85	15	70	85	15
19	65	90	25	60	85	25	60	90	30	55	90	35
20	60	80	20	60	80	20	80	90	10	70	75	5
21	50	95	45	40	90	50	90	90	0	65	95	30
22	40	80	40	40	65	25	30	70	40	50	70	20
23	65	80	15	50	80	30	70	80	10	70	85	15
24	50	70	20	50	70	20	60	70	10	50	70	20
平均	59.9	78.9	19.0	60.1	79.9	19.7	64.0	77.8	13.8	61.2	80.1	19.0

*被験者 10、被験者 15 を省いた

において、HM の場合は作業から受ける心的負担が大きいと考えられる。

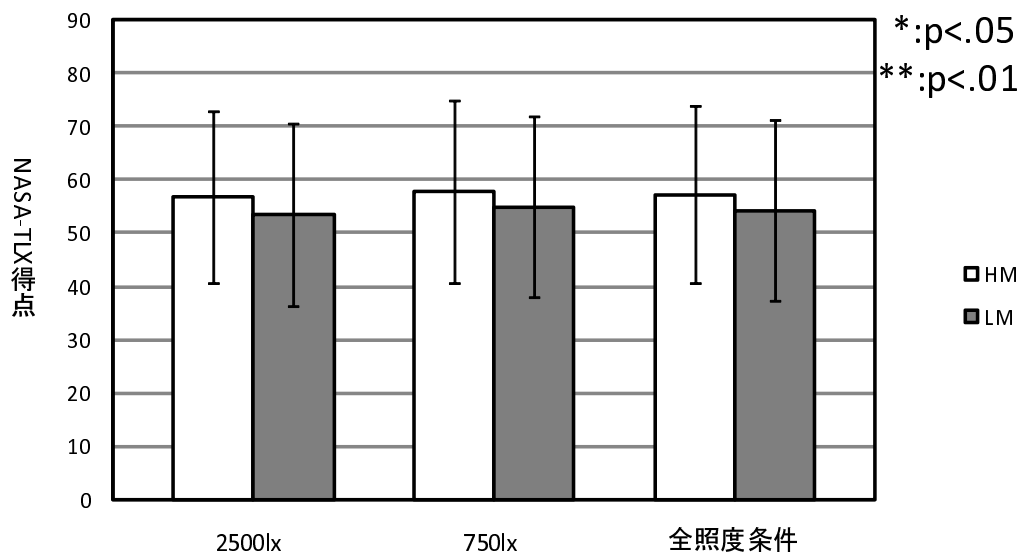


図 C.15: 伝票分類タスクの NASA-TLX 得点 (全被験者平均)

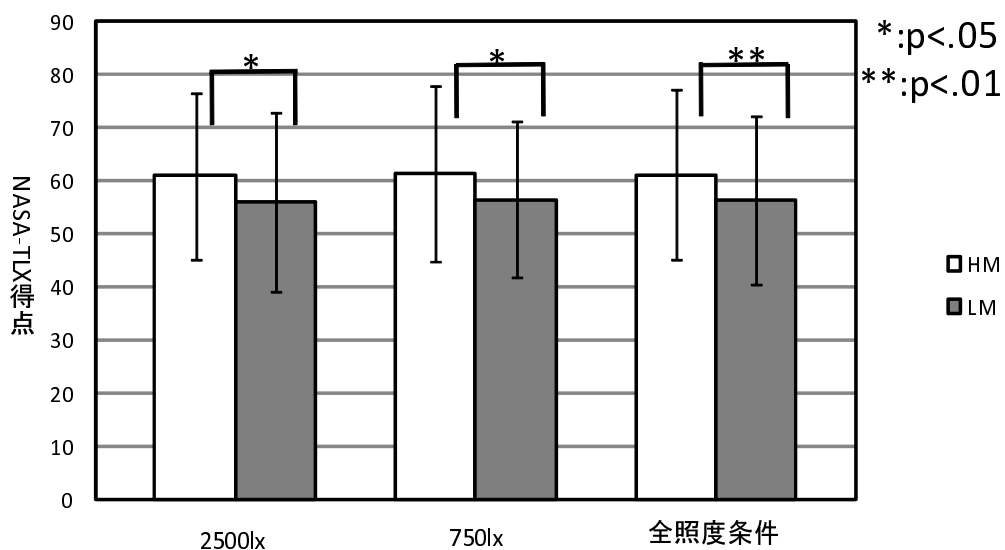


図 C.16: 一位加算タスクの NASA-TLX 得点 (全被験者平均)

C.3.3 タスク成績

報酬条件と照度条件が変化した場合の、全被験者の伝票分類タスクと一位加算タスクの作業成績の平均値の変化をそれぞれ図 C.17 と図 C.18 に示す。各被験者の報酬条件と照度条件における作業成績の一覧を表 C.10 と表 C.11 に示す。表 C.10 と表 C.11 の向上率とは、LM 条件のタスク成績を基準とした時に、HM 条件のタスク成績がどれぐ

らい向上しているかを求めた値である。本研究では認知プロセスの「作業・非作業状態」の遷移を調べるために、一分間あたりの解答数を作業成績とした。伝票分類タスク、一位加算タスクともに、照度条件に関わらず HM における成績は LM における成績より有意に高かった ($p < 0.01$)。つまりモチベーションの向上により成績が向上した。一方、照度条件においては有意差は見られなかった。各被験者毎に一位加算タスクと伝票分類タスクの成績を見ると、基本的に HM の場合に成績が上がっている。しかし、一位加算タスクの成績を見ると被験者 7、11、14、16 は向上率が低いか LM の場合が高い。この 4 人は表 C.9 に示すように、HM 条件の場合に LM 条件と比べてモチベーションの申告値が低いか変動していない。つまりモチベーションがあまり変化していないため、タスク成績もあまり変化していないと考えられる。

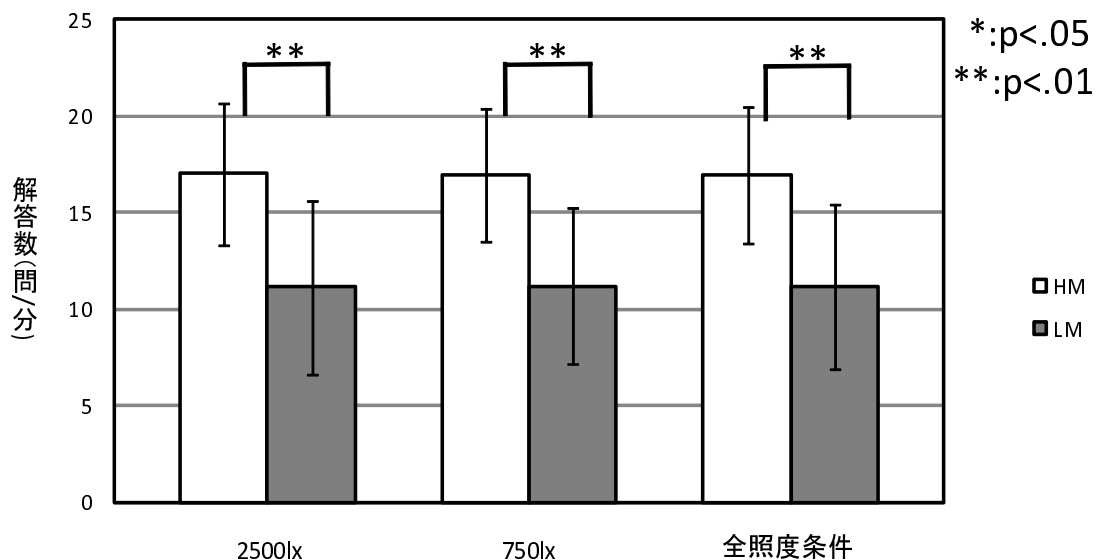


図 C.17: 伝票分類タスク成績 (全被験者平均)

C.3.4 主観的疲労

自覚症しらのねむけ感について、各計測毎に全被験者の平均値を図 C.19 に示す。2500lx-750lx 条件の場合、午前の 1 セットと 4 セットを比べると、1 セットが 4 セットより有意に低かった ($p < 0.01$)。そして午後 5 セットと 8 セットを比べると、後者が高くなる有意傾向が見られた ($p < 0.05$)。また、750lx-2500lx 条件の場合には午前の 1 セットと 4 セットを比べると、後者が高くなる有意傾向が見られた ($p < 0.05$)。これらは作業疲労により覚醒度が低下されたと考えられる。そして高照度条件と標準照度条件とともに 1 セットから 4 セットまでねむけ感が上がった、5 セット目には回復

表 C.10: 伝票分類タスク成績 (各被験者詳細)

被験者	2500lx			750lx		
	作業成績 (問/分)		向上率 (%)	作業成績 (問/分)		向上率 (%)
	LM	HM		LM	HM	
1	6.13	16.80	173.9	8.43	15.02	78.2
2	6.47	16.48	154.8	5.06	17.92	254.2
3	12.32	14.32	16.2	12.51	14.26	14.0
4	16.42	18.66	13.6	15.68	17.33	10.5
5	16.75	23.19	38.5	16.91	22.55	33.3
6	20.75	22.37	7.8	16.64	21.06	26.5
7	18.73	22.37	19.5	18.52	21.23	14.6
8	10.83	20.98	93.8	11.07	19.01	71.7
9	7.75	11.89	53.5	7.34	12.17	65.7
11	10.76	13.51	25.5	11.28	13.88	23.0
12	5.71	16.02	180.8	9.27	16.11	73.8
13	8.58	18.17	111.6	10.59	16.20	53.0
14	10.04	12.02	19.7	10.50	11.16	6.3
16	12.96	15.26	17.7	10.64	15.20	42.9
17	12.85	18.20	41.6	13.10	16.68	27.3
18	10.15	17.01	67.5	10.77	18.53	72.1
19	9.01	17.72	96.7	7.95	16.97	113.6
20	4.16	13.95	235.3	4.34	16.06	270.5
21	13.43	15.14	12.7	11.35	14.95	31.6
22	7.52	17.89	137.8	7.76	18.23	135.1
23	13.22	16.85	27.4	14.35	16.92	17.9
24	14.52	19.89	37.0	15.66	24.90	59.0
平均	11.16	17.02	52.6	11.21	16.97	51.4

*被験者 10、被験者 15 を省いた

表 C.11: 一位加算タスク成績 (各被験者詳細)

被験者	2500lx			750lx		
	作業成績 (問/分)		向上率 (%)	作業成績 (問/分)		向上率 (%)
	LM	HM		LM	HM	
1	21.11	71.34	238.0	40.77	72.88	78.7
2	32.28	52.75	63.4	26.33	52.99	101.3
3	47.74	53.69	12.5	47.48	48.76	2.7
4	48.25	55.80	15.6	48.96	55.63	13.6
5	58.31	75.18	28.9	51.15	76.74	50.0
6	69.40	81.41	17.3	66.79	81.19	21.6
7	71.00	70.91	-0.1	69.79	71.85	2.9
8	56.48	69.99	23.9	58.42	65.59	12.3
9	53.90	56.29	4.4	52.54	58.88	12.1
11	61.92	62.57	1.1	63.13	63.04	-0.2
12	45.96	71.01	54.5	47.03	70.87	50.7
13	51.29	56.86	10.9	51.69	57.24	10.7
14	70.84	59.94	-15.4	63.72	70.71	11.0
16	77.46	74.55	-3.8	69.38	74.46	7.3
17	79.34	83.88	5.7	83.35	80.30	-3.7
18	62.90	70.49	12.1	62.15	68.36	10.0
19	66.02	72.33	9.6	60.96	73.94	21.3
20	29.27	48.22	64.8	29.76	43.82	47.2
21	48.07	55.28	15.0	46.96	51.35	9.3
22	24.56	61.10	148.8	18.40	56.28	205.9
23	73.30	77.77	6.1	74.64	79.28	6.2
24	58.30	80.10	37.4	57.85	73.26	26.6
平均	54.89	66.43	21.0	54.15	65.79	21.5

*被験者 10、被験者 15 を省いた

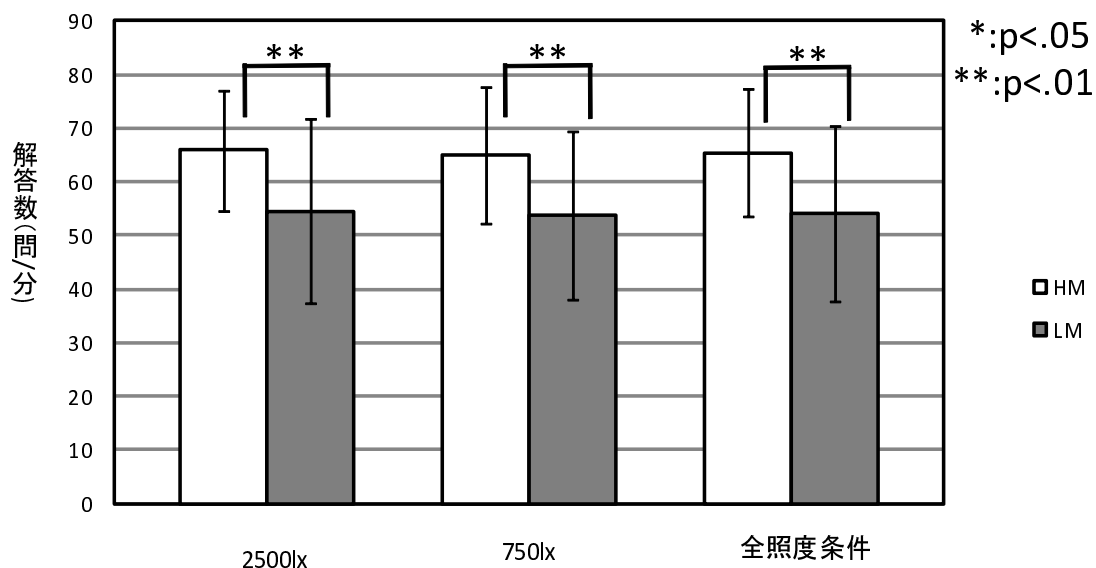


図 C.18: 一位加算タスク成績 (全被験者平均)

して、8 セット目はまた上がる傾向が見られた。これは4 セットと8 セットはそれぞれ午前と午後の最後のセットなので、作業疲労の蓄積で覚醒度が低下すると考えられる。また、5 セット目が低いことは昼休憩により疲労が解消して覚醒度が上がったと考えられる。しかし、高照度条件と標準照度条件の間には有意な差が見られなかった。

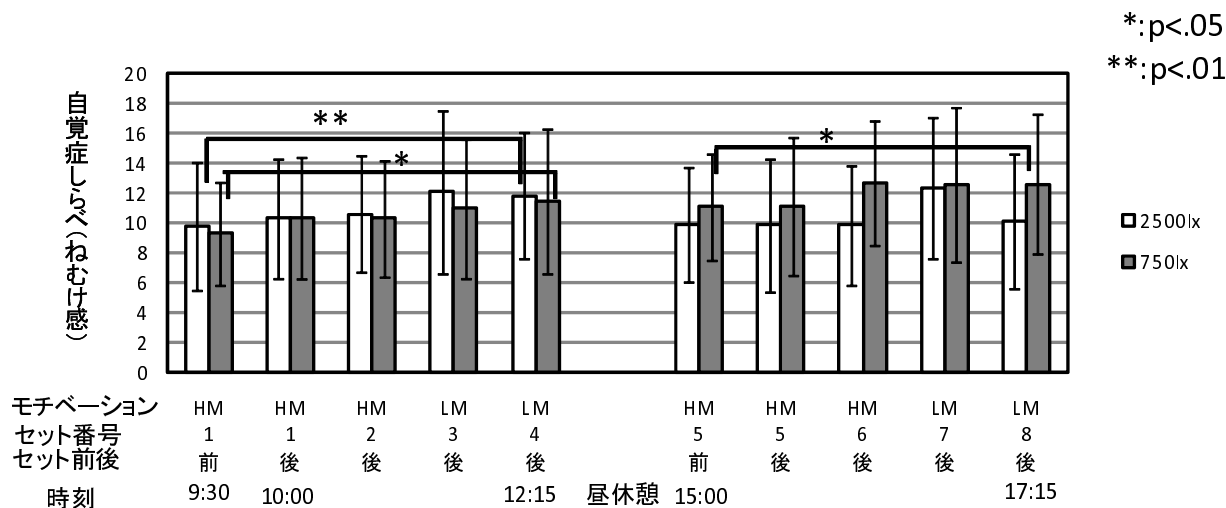


図 C.19: 自覚症しらべ (ねむけ感) (全被験者平均)

眼疲労の指標であるぼやけ感について、各計測毎に全被験者の平均値を図 C.20 に示す。2500lx-750lx 条件と 750lx-2500lx 条件の1 セット目と4 セット目、5 セットと8 セット目の間には、それぞれ1 セット目が4 セット目より、5 セット目は8 セット目よ

り有意に低かった ($p < 0.01$)。これはコンピュータ作業により、長時間ディスプレイを見ることによる眼疲労が発生したと考えられる。また、5 セット目には一回下がって、再び上がる傾向が見られた。これは昼休憩による眼疲労が解消できたと考えられる。

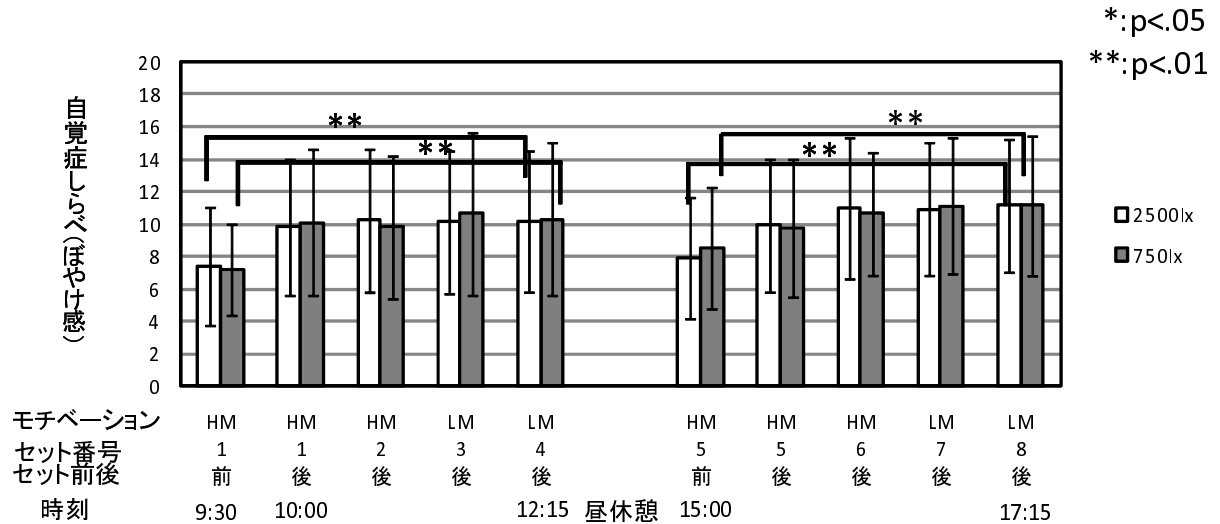


図 C.20: 自覚症しらべ (ぼやけ感) (全被験者平均)

C.3.5 生理的脳疲労

フリッカー値は被験者の生理的脳疲労がどのように変化しているかを確認するために計測したものである。2500lx-750lx 条件と 750lx-2500lx 条件の各セットの終了時のフリッカー値の変化を図 C.21 に示す。2500lx-750lx 条件と 750lx-2500lx 条件の測定日と照度条件が異なるため、比較しない。同じ測定条件の照度が同じ時間帯 (午前のみ或いは午後のみ) の中で時間経過によりフリッカー値が変化したかを調べた。750lx-2500lx 条件の測定日の場合は、午前中も午後も有意差は見られなかった。2500lx-750lx 条件の場合には、午後の 5 セット目と 8 セット目を比べると、5 セット目が 8 セット目より有意に高かった ($p < 0.01$)。人間の生体リズムで午後の 5 セット目にあたる時間帯の覚醒度が低いはずである。高照度の光を浴びることで覚醒度が大きく向上すると考えると 8 セット目との間に差が広がった。そのため、750lx-2500lx 条件の 5 セット目と 8 セット目には差が生じたと考えられる。

C.3.6 性格

新性格検査から得られた各被験者の個人特性を表 C.12 に示す。また、表 C.13 に、新性格検査の 13 の内部尺度と、条件による作業成績の変動率 (表 C.10、表 C.11) につ

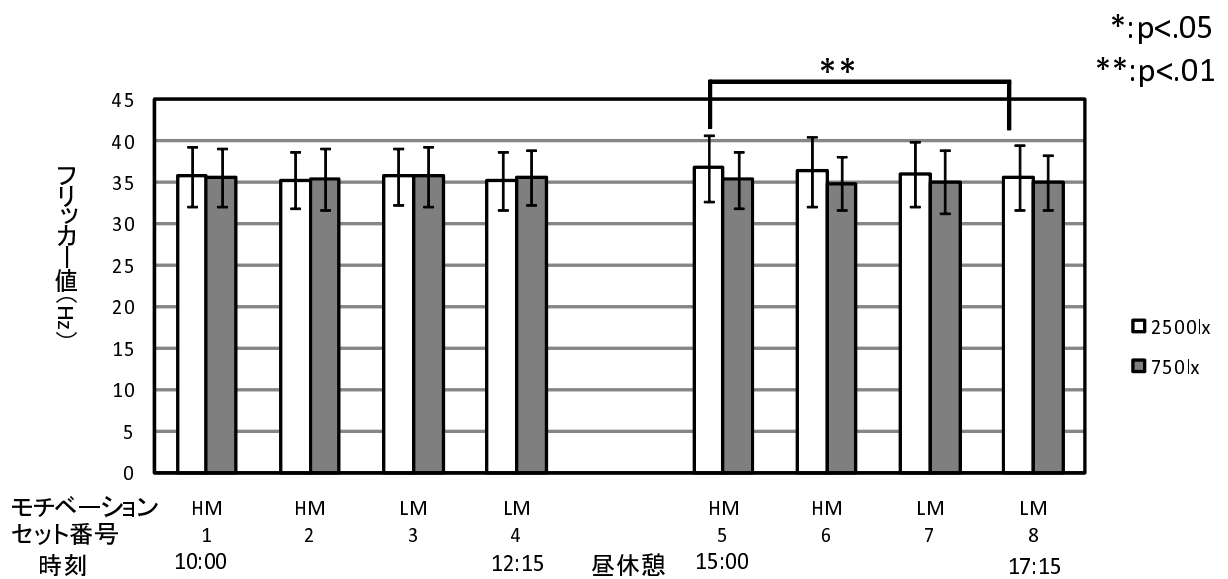


図 C.21: フリッカー値 (全被験者平均)

いて、相関係数を求めた結果を示す。モチベーション制御条件が LM から HM に変化した時、一位加算タスクの成績の変動率と攻撃性の中に $r = 0.54 (p < 0.01)$ の相関が見られた。また、攻撃性の尺度は、モチベーション制御条件による伝票分類タスクの成績変動率、照度条件による一位加算タスクの成績変動率とも相関がある傾向が見られた ($p < 0.05$)。図 C.22 には攻撃性と成績向上率の分布図を示す。図 C.22 に示すように、LM から HM に変化した場合には伝票分類タスクと一位加算タスクともに正相関を得た。これは攻撃性が高い人は、感情が変化しやすいので、報酬と教示などによりモチベーションが大きく変化し、相関が大きかったと考えられる。一方、750lx から 2500lx に変化する場合には、伝票分類タスクは相関低いことと、一位加算タスクは右下の一つ外れた点に大きく影響を受けて相関が出ているので、攻撃性と照度間に相関があることは言いにくいだろう。今後、知的生産性と関係が大きい個人特性を明らかにしていくことで、知的生産性変動の予測に役立てることが期待できる。

C.3.7 被験者の身体動作

椅子に固定した 3 軸ジャイロセンサから得られた、椅子の移動量の測定結果の一部を図 C.23 に示す。椅子の移動量は式 (C.1) に示す通り、60Hz で取得される角回転速度 ω (degrees/sec) の絶対値の 1 秒間分の総和である。また、本実験では 3 軸の周りについてそれぞれ測定を行ったが、ここではそれらの中で、地面に垂直な軸を中心とする

表 C.12: 新性格検査の結果（各被験者詳細）

被験者番号	社会的 外向性	活動性	共感性	進取性	持久性	規律性	自己 顕示性	攻撃性	非協 調性	劣等 感	神経 質	抑うつ 性	虚構 性
1	27	16	22	24	20	18	23	30	18	18	26	23	12
2	27	21	28	15	23	17	11	18	12	25	25	24	19
3	28	26	22	26	26	16	18	12	14	20	16	16	20
4	13	16	21	12	28	26	10	19	19	29	22	19	13
5	18	21	19	21	26	21	16	13	16	20	26	24	20
6	10	16	20	27	28	25	11	12	21	25	26	24	16
7	20	18	19	27	24	21	22	19	17	16	21	21	15
8	25	21	25	23	27	21	21	15	21	23	21	27	15
9	25	23	15	24	21	19	25	14	18	12	15	14	16
10	27	22	25	22	28	21	20	17	16	21	25	21	16
11	24	21	15	21	10	10	16	13	14	19	12	14	15
12	20	17	28	19	21	23	14	12	17	23	28	24	17
13	24	23	20	16	15	17	24	19	16	20	12	20	14
14	17	10	18	18	26	14	19	16	23	19	11	18	14
15	10	17	22	24	20	12	20	17	17	25	26	26	16
16	21	18	21	22	22	14	17	12	15	17	17	16	22
17	14	14	20	24	21	15	18	18	17	22	28	29	14
18	19	20	22	23	24	18	19	17	20	23	22	22	17
19	16	24	29	27	26	19	19	16	14	21	20	17	17
20	22	19	24	24	20	11	28	22	18	20	26	25	10
21	18	13	13	16	15	10	17	15	17	19	21	19	16
22	15	14	16	19	15	12	13	19	18	23	16	23	15
23	24	26	23	23	21	17	22	14	12	12	25	14	20
24	11	16	21	16	27	14	10	12	12	19	10	16	12

注：各尺度はそれぞれ 10-30 の値をとる。

値が大きい程にその傾向が高いことを示す。

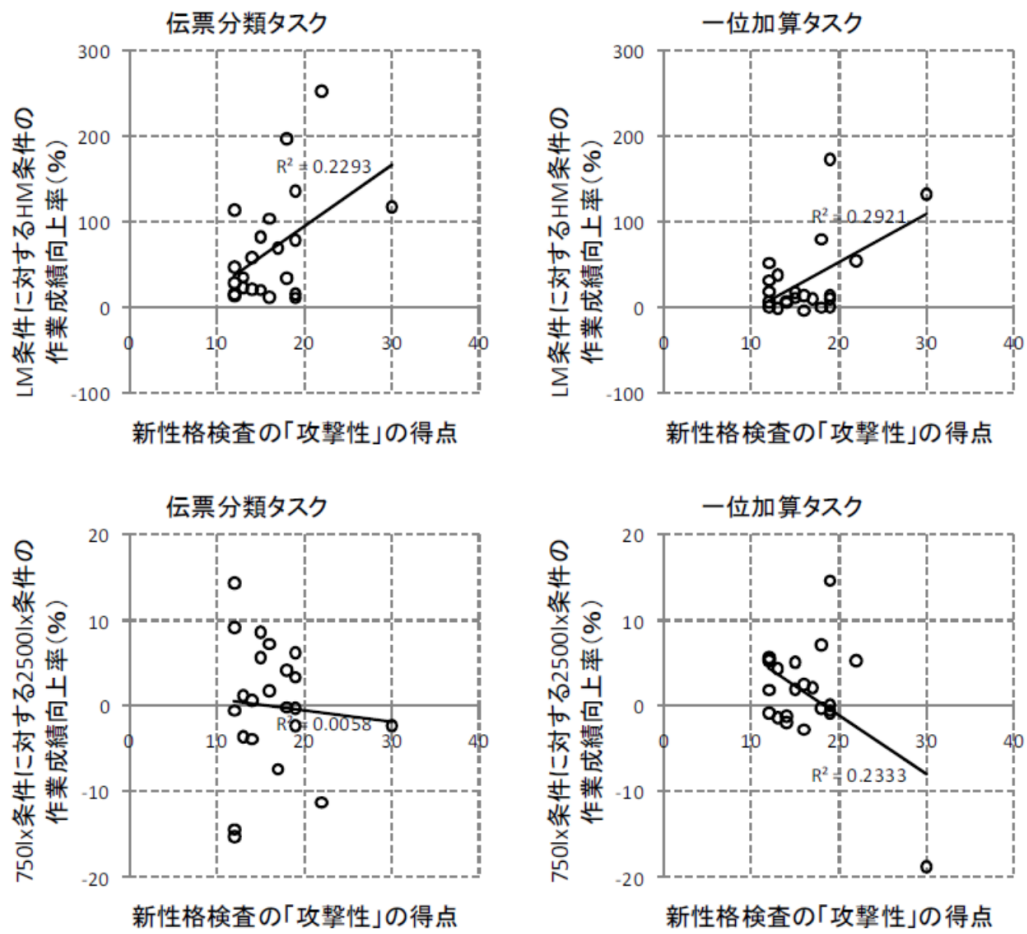


図 C.22: 攻撃性と成績向上率の分布

表 C.13: 新性格検査の内部尺度とタスク成績向上率の相関係数

新性格検査 内部尺度	相関係数 r			
	LM から HM の 成績向上率		750lx から 2500lx の 成績向上率	
	伝票分類	一位加算	伝票分類	一位加算
社会的外向性	0.28	0.06	-0.17	-0.28
活動性	0.08	-0.23	-0.10	0.03
共感性	0.49*	0.09	-0.22	-0.05
進取性	-0.04	-0.14	0.19	-0.17
持久性	-0.18	-0.24	0.19	0.01
規律性	-0.19	-0.11	0.25	-0.26
自己顕示性	0.22	-0.15	-0.09	-0.37
攻撃性	0.48*	0.54 **	-0.08	-0.48*
非協調性	-0.08	0.00	0.28	-0.20
劣等感	0.20	0.22	0.14	0.25
神経質	0.29	0.20	0.08	-0.18
抑うつ性	0.43	0.36	0.04	0.04
虚構性	-0.29	-0.22	0.28	0.29

* :< .05, ** :< .01

回転方向の結果のみを示す。これは、この回転方向の値がタスク実施中もっとも大きく変化したためである。

$$\text{移動量} = \sum_{k=1}^{60} \left| \omega_k \times \frac{1}{60} \right| \quad (\text{C.1})$$

図 C.23 は一位加算タスク実施時の椅子の移動量を、全被験者の全時間帯にわたって平均した結果である。照度条件およびモチベーション制御条件間で測定値に差があるかを、一対比較の t 検定を用いて比較した結果、いずれの条件間でも有意差はなかった。他の 2 軸の周りの角移動量についても条件間で有意差はなかった。この結果は、伝票分類タスクでも同じであった。

C.3.8 実験結果のまとめ

本実験では、被験者の内的要因のモチベーションと外的要因の照度条件を制御し、被験者の個人特性を考慮して、知的生産性変動のデータを収集することを目指した。そ

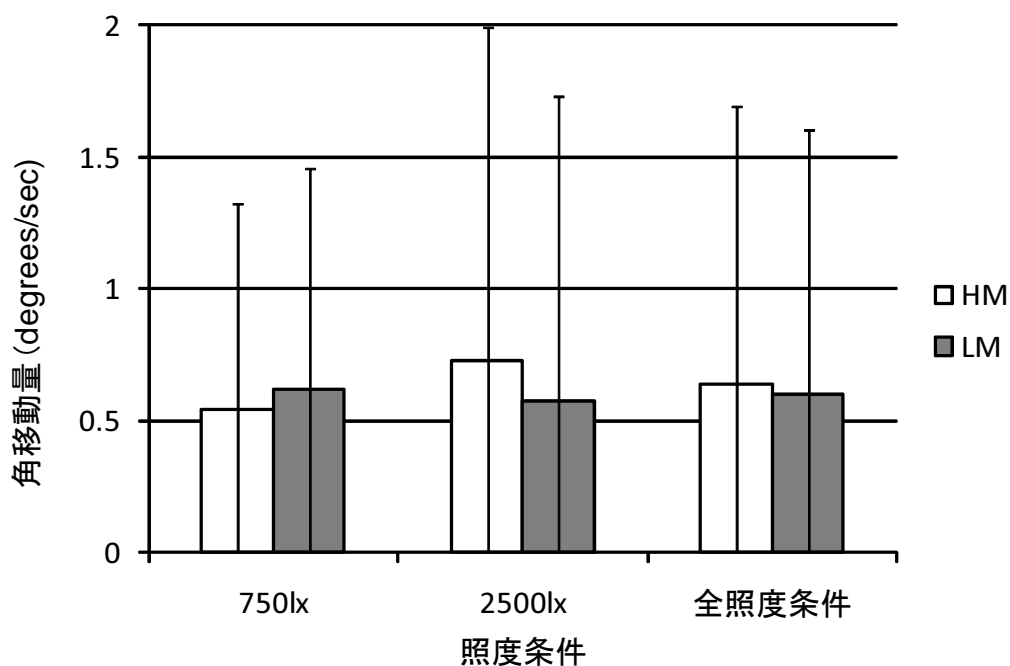


図 C.23: 一位加算タスク中の椅子の運動量の測定結果

の結果、伝票分類タスクと一位加算タスクにおいて、LM 条件から HM 条件に変化させることで、モチベーションが有意に向上した。そして HM 条件と LM 条件で伝票分類タスクと一位加算タスクの成績を比較したところ、HM の時のタスク成績が有意に高かった。しかし、照度条件の時には伝票分類タスクと一位加算タスクの成績には有意差は見られなかった。

付録 D 暗算加算タスク、伝票分類タスクの ステップ分解結果

長期休息重視モデルに基づいた計算機シミュレーションを行うためには、知的作業を想定したタスクのステップ分解が必要となる。実験データに含まれるタスクのうち、図 4.7 に示した一位加算タスクについては 3.3.3 項にステップ分解の結果を示した。残る暗算加算タスク 2 種類と伝票分類タスクについて、以下でステップ分解の結果を述べる。

まず表 D.1 および図 D.1 に暗算加算タスク（3桁繰り上がり無し）におけるステップ分解の例を示す。暗算加算タスクの動作は「キーを押す」のみであり、3.3.3 項で述べたように最短所要時間が 70msec. 以下であることを確認しているため、運動命令と並列処理可能であるとした。

次に、暗算加算タスク（4桁繰り上がりあり）において、一の位の足し合わせ時に繰り上がりが生じた場合のステップ分解を表 D.2 及び図 D.2 に示す。

続いて、表 D.3、図 D.3 および図 D.4 に伝票分類タスクにおけるステップ分解の例を示す。ボタン操作に関しては実験結果の最短解答時間に 60msec. が確認されるため運動命令と並列処理可能とする。

表 D.4 に、ステップ分解の結果および実験結果の最短解答時間を示す。暗算加算タスクは知的生産性最大の被験者 E が算盤経験者であり、知的生産性が他の被験者に比べ著しく高く、モチベーションの主観評価が高い時に知的生産性が低下するなど他の被験者とは違う傾向を示しているため、知的生産性第二位の被験者の最短解答時間も載せた。

表 D.4 を見ると、暗算加算タスク 4桁以外はステップ分解の結果が妥当であると思われる。ただ暗算加算タスク 4桁についても、ステップ分解の結果が知的生産性第二位の被験者の最短解答時間に近い値になっている。

表 D.1: ステップ分解による暗算加算タスク (3桁) の最短解答時間導出

順番	ステップ	分類	時間 (msec.)
1	百の位の数字を見る	眼球運動	30
2	百の位の数字を確認する	知覚	100
3	百の位の数字を記憶する	運動命令	70
	十の位の数字を見ようとする		
4	十の位の数字を見る	眼球運動	30
5	十の位の数字を確認する	知覚	100
6	十の位の数字を記憶する	運動命令	70
	一の位の数字を見ようとする		
7	一の位の数字を見る	眼球運動	30
8	一の位の数字を確認する	知覚	100
9	一の位の数字を記憶する	運動命令	70
	Enter キーを押そうとする		
10	Enter キーを押す	運動命令	70
	百の位の数字を見ようとする		
11	百の位の数字を見る	眼球運動	30
12	百の位の数字を確認する	知覚	100
13	百の位の数字を記憶する	記憶	25
14	足す数字を思い出す	想起	100
15	百の位を足し合わせる	思考	25
16	百の位を記憶する	運動命令	70
	十の位の数字を見ようとする		
17	十の位の数字を見る	眼球運動	30
18	十の位の数字を確認する	知覚	100
19	十の位の数字を記憶する	記憶	25
20	足す数字を思い出す	想起	150
21	十の位を足し合わせる	思考	25
22	十の位を記憶する	運動命令	70
	一の位の数字を見ようとする		
23	一の位の数字を見る	眼球運動	30
24	一の位の数字を確認する	知覚	100

順番	ステップ	分類	時間 (msec.)
25	一の位の数字を記憶する	記憶	25
26	保持情報を整理する	想起	175
27	不足数字を思い出す	想起	175
28	一の位を足し合わせる	思考	25
29	一の位を記憶する	記憶	25
	Enter キーを押そうとする		
30	Enter キーを押す	想起	175
	保持情報を整理する		
31	百の位を思い出す	想起	175
32	百の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
33	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
34	該当箇所のキーを押す	想起	175
	十の位を思い出す		
35	十の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
36	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
37	該当箇所のキーを押す	想起	175
	一の位を思い出す		
38	一の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
39	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
40	該当箇所のキーを押す	運動命令	70
	Enter キーを押そうとする		
41	Enter キーを押す	運動命令	70
	百の位の数字を見ようとする		
		推定時間	3100

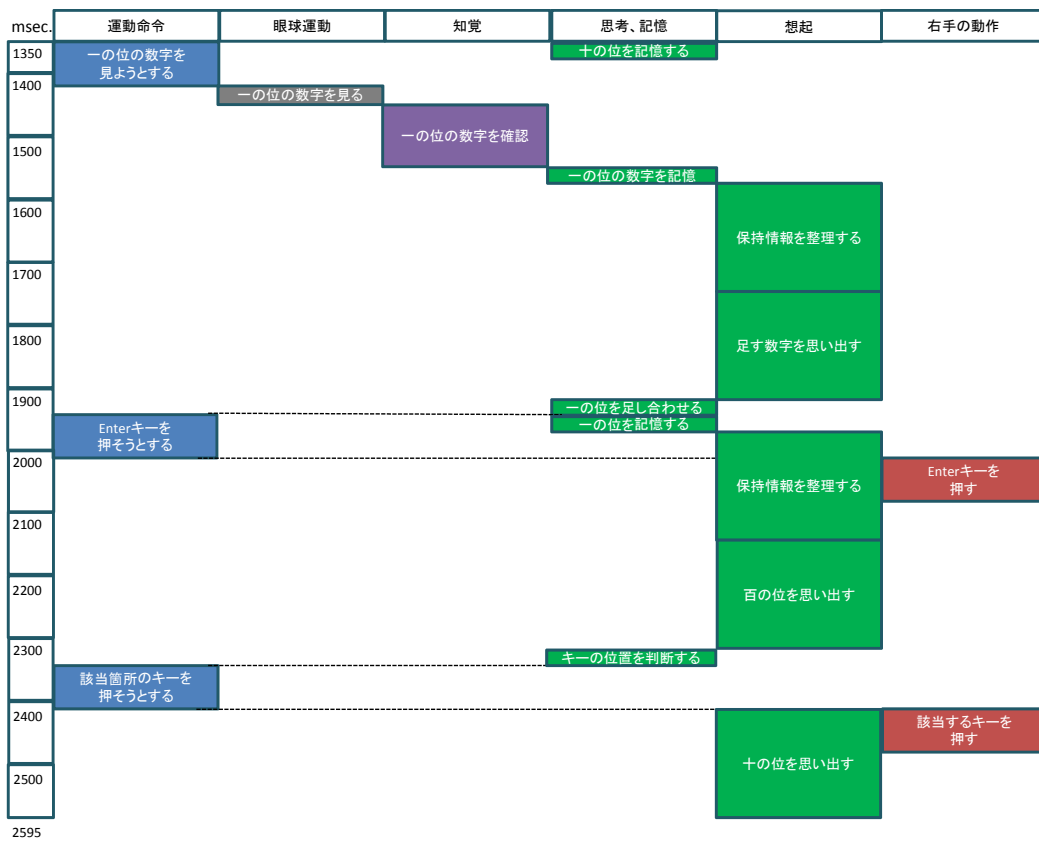


図 D.1: 暗算加算タスク (3桁) における並列処理 (ステップ 22 から 34)

表 D.2: ステップ分解による暗算加算タスク (4桁) の最短解答時間導出

順番	ステップ	分類	時間 (msec.)
1	千の位の数字を見る	眼球運動	30
2	千の位の数字を確認する	知覚	100
3	千の位の数字を記憶する	運動命令	70
	百の位の数字を見ようとする		
4	百の位の数字を見る	眼球運動	30
5	百の位の数字を確認する	知覚	100
6	百の位の数字を記憶する	運動命令	70
	十の位の数字を見ようとする		
7	十の位の数字を見る	眼球運動	30
8	十の位の数字を確認する	知覚	100
9	十の位の数字を記憶する	運動命令	70
	一の位の数字を見ようとする		
10	一の位の数字を見る	眼球運動	30
11	一の位の数字を確認する	知覚	100
12	一の位の数字を記憶する	運動命令	70
	Enter キーを押そうとする		
13	Enter キーを押す	運動命令	70
	千の位の数字を見ようとする		
14	千の位の数字を見る	眼球運動	30
15	千の位の数字を確認する	知覚	100
16	千の位の数字を記憶する	記憶	25
17	足す数字を思い出す	想起	125
18	千の位を足し合わせる	思考	25
19	千の位を記憶する	運動命令	70
	百の位の数字を見ようとする		
20	百の位の数字を見る	眼球運動	30
21	百の位の数字を確認する	知覚	100
22	百の位の数字を記憶する	記憶	25
23	足す数字を思い出す	想起	175
24	百の位を足し合わせる	思考	25

順番	ステップ	分類	時間 (msec.)
25	百の位を記憶する	運動命令	70
	十の位の数字を見ようとする		
26	十の位の数字を見る	眼球運動	30
	保持情報を整理する		
27	十の位の数字を確認する	知覚	100
28	十の位の数字を記憶する	記憶	25
29	保持情報を整理する	想起	175
30	不足数字を思い出す	想起	175
31	十の位を足し合わせる	思考	25
32	十の位を記憶する	運動命令	70
	一の位の数字を見ようとする		
33	一の位の数字を見る	眼球運動	30
	保持情報を整理する		
34	一の位の数字を確認する	知覚	100
35	一の位の数字を記憶する	記憶	25
36	保持情報を整理する	想起	175
37	不足数字を思い出す	想起	175
38	一の位を足し合わせる	思考	25
39	一の位を記憶する	記憶	25
40	保持情報を整理する	想起	175
41	繰り上がりを記憶する	記憶	25
42	保持情報を整理する	想起	175
43	十の位を思い出す	想起	175
44	十の位を足し合わせる	思考	25
45	十の位を記憶する	記憶	25
	Enter キーを押そうとする		
46	Enter キーを押す	想起	175
	保持情報を整理する		
47	千の位を思い出す	想起	175
48	千の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
49	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70

順番	ステップ	分類	時間 (msec.)
50	該当箇所のキーを押す	想起	175
	百の位を思い出す		
51	百の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
52	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
53	該当箇所のキーを押す	想起	175
	十の位を思い出す		
54	十の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
55	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
56	該当箇所のキーを押す	想起	175
	一の位を思い出す		
57	一の位がテンキーのどの位置か判断する	思考	25
58	該当箇所のキーを押そうとする	運動命令	70
59	該当箇所のキーを押す	運動命令	70
	Enter キーを押そうとする		
60	Enter キーを押す	運動命令	70
	千の位の数字を見ようとする		
		推定時間	4820

表 D.3: ステップ分解による伝票分類タスクの最短解答時間導出

順番	ステップ	分類	左手の動作	時間 (msec.)
1	領収日付を見る	眼球運動		30
2	領収日付を確認する	知覚		100
3	領収日付を記憶する	記憶		25
4	領収日付がその月の 「上旬」「中旬」「下旬」 のいずれかを判断する	思考		25
5	領収書分類表の 「上段」「中段」「下段」 のどの範囲か判断する	思考		25
6	該当する範囲を記憶する	運動命令		70
	相手先企業を見ようとする			
7	相手先企業を見る	眼球運動		30
8	相手先企業を確認する	知覚		100
9	相手先企業を記憶する	記憶		25
10	相手先企業が「百貨店、各種小売店」 「飲食店、喫茶店」「運送業、郵便」 のいずれかを判断する	思考		25
11	領収書分類表のある範囲の3行のうち どの行か判断する	思考		25
12	該当する行を記憶する	運動命令		70
	領収金額を見ようとする			
13	領収金額を見る	眼球運動		30
14	領収金額を確認する	知覚		100
15	領収金額を記憶する	記憶		25
16	領収金額が「5000 円以下」 「5001 円から 50000 円まで」 「50001 円以上」のいずれかを判断する	思考		25
17	領収書分類表のある範囲の3列のうち どの列か判断する	思考		25

順番	ステップ	分類	左手の動作	時間 (msec.)
18	該当する列を記憶する	運動命令		70
	iPad 上の領収書分類表を見ようとする			
19	iPad 上の領収書分類表を見る	眼球運動		30
	紙伝票をめくろうとする			
20	iPad 上の領収書分類表を確認する	知覚		100
21	該当する範囲を思い出す	想起	紙 伝 票 を め く る	150
22	該当する行を思い出す	想起		150
23	該当する列を思い出す	想起		150
24	該当する箇所がどこなのか判断する	思考		25
25	該当箇所のボタンを見ようとする	運動命令		70
26	該当箇所のボタンを見る	眼球運動		30
27	該当箇所のボタンを確認する	知覚		100
28	該当箇所のボタンを押そうとする	運動命令		70
29	該当箇所のボタンを押す	運動命令		
	領収日付を見ようとする			
		推定時間		1770

表 D.4: 最短解答時間比較

タスク	最短解答時間 (生産性最大正答)	最短解答時間 (正答の平均)	ステップ分解
一位加算	297msec.	432msec.	440msec.
伝票分類	1359msec.	1690msec.	1770msec.
暗算加算 3 桁	1620msec. (2440msec.)	2980msec. (3087msec.)	3100msec.
暗算加算 4 桁	2660msec. (4690msec.)	6514msec. (6815msec.)	4820msec.

() 内は知的生産性第二位の被験者のもの

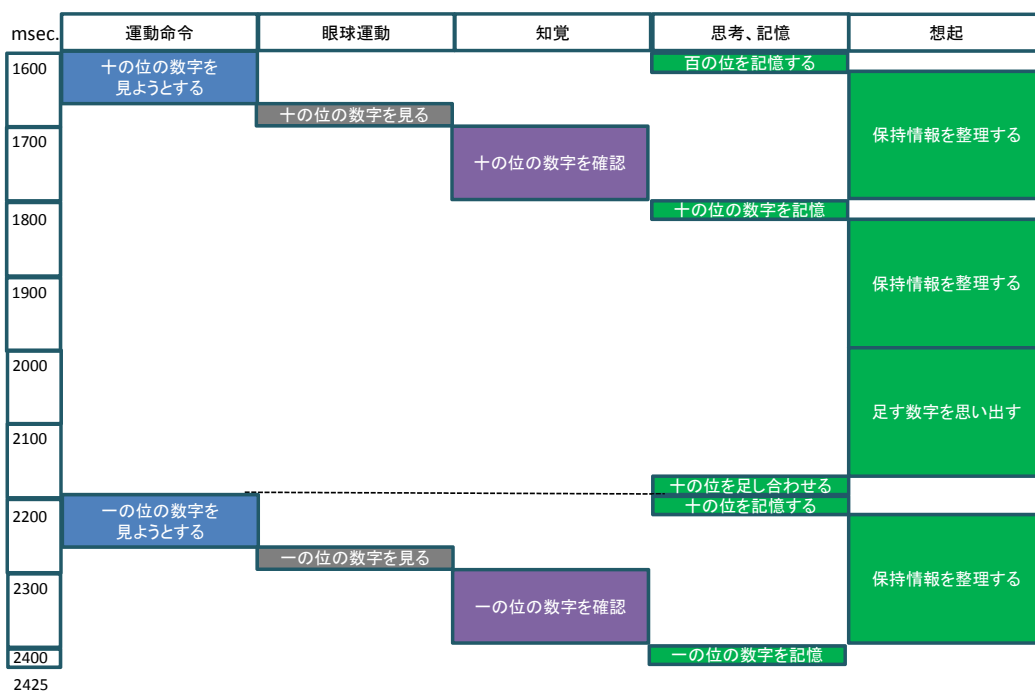


図 D.2: 暗算加算タスク (4桁) における並列処理 (ステップ 25 から 35)

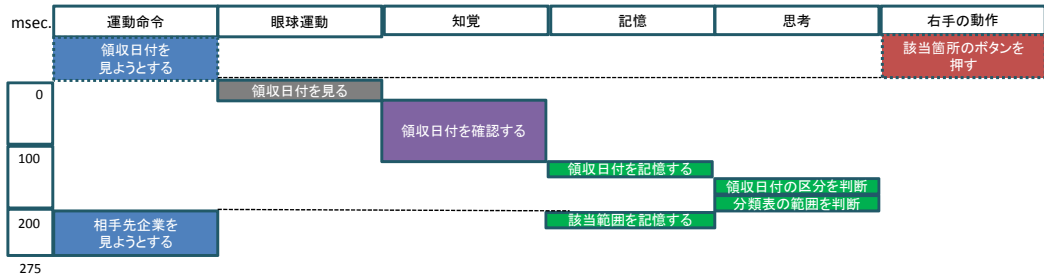


図 D.3: 伝票分類タスクにおける並列処理 (ステップ 1 から 6)

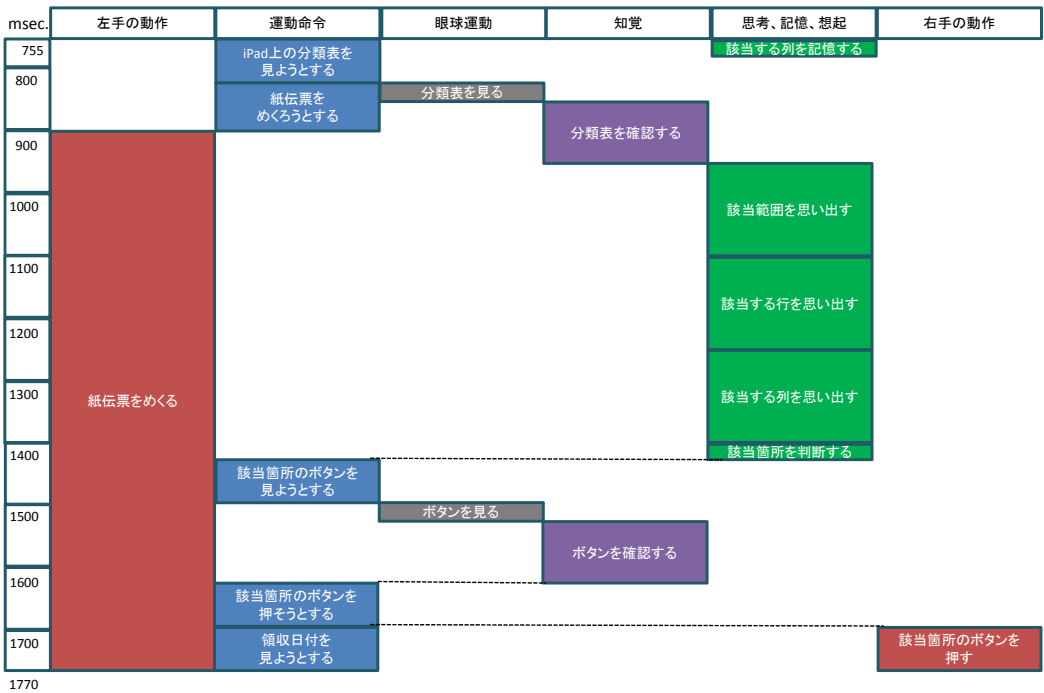


図 D.4: 伝票分類タスクにおける並列処理 (ステップ 18 から 29)

付録 E 各知的生産性変動モデルパラメータの変化の詳細

まず、表 E.1～E.4 に、各知的生産性変動モデルパラメータのモチベーションの上昇に対する変化をタスクごとに示す。

次に、表 E.5～E.7 に、各知的生産性変動モデルパラメータの机上面照度の上昇に対する変化をタスクごとに示す。

表 E.1: モデルパラメータの変化 (一位加算タスク:LM HM)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
p_1	0.375	0.366	-0.009	p=0.423
p_2	0.364	0.433	0.070	p=0.101
p_3	0.721	0.721	0.000	p=0.500
p_4	0.153	0.263	0.110	p=0.008**
b_1	114	81	-34	p=0.044*

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	0.112	-0.137	-0.249	$p < 0.001^{***}$
σ_1	0.376	0.354	-0.022	p=0.330
α_1	151	123	-28	p=0.012*
μ_2	1.448	0.629	-0.818	$p < 0.001^{***}$
σ_2	0.638	0.305	-0.333	p=0.014*
α_2	34	21	-13	p=0.031*

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	-0.186	-0.383	-0.197	p=0.001**
σ	0.184	0.130	-0.054	p=0.023*
v_1	0.065	0.174	0.109	p=0.074
MF_0	0.460	0.471	0.011	p=0.463
a	18.4	47.5	29.0	$p < 0.001^{***}$
MF_{th}	0.945	0.946	0.001	p=0.491

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 E.2: モデルパラメータの変化 (伝票分類タスク:LM HM)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
p_1	0.124	0.131	0.007	p=0.325
p_2	0.105	0.203	0.097	$p < 0.001^{***}$
p_3	0.625	0.562	-0.063	p=0.256
p_4	0.034	0.077	0.044	p=0.007**
b_1	114	86	-28	p=0.063

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	1.854	1.304	-0.551	$p < 0.001^{***}$
σ_1	0.610	0.430	-0.181	p=0.001**
α_1	324	205	-118	$p < 0.001^{***}$
μ_2	2.864	2.103	-0.761	$p < 0.001^{***}$
σ_2	0.244	0.180	-0.064	p=0.206
α_2	33	14	-19	p=0.081

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	1.270	0.923	-0.346	$p < 0.001$
σ	0.280	0.137	-0.142	$p < 0.001$
v_1	0.315	0.303	-0.012	p=0.431
MF_0	0.487	0.535	0.048	p=0.320
a	20.1	33.9	13.8	p=0.028*
MF_{th}	0.970	0.939	-0.032	p=0.210

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 E.3: モデルパラメータの変化 (暗算加算タスク 3 桁:LM HM)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
p_1	0.135	0.158	0.023	p=0.239
p_2	0.160	0.175	0.015	p=0.254
p_3	0.668	0.640	-0.028	p=0.402
p_4	0.040	0.036	-0.004	p=0.398
b_1	136	118	-18	p=0.334

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	2.271	2.105	-0.167	p=0.114
σ_1	0.346	0.335	-0.011	p=0.346
α_1	273	227	-46	p=0.048*
μ_2	2.902	2.572	-0.330	p=0.056
σ_2	0.147	0.045	-0.102	p=0.162
α_2	35	23	-12	p=0.318

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	1.924	1.800	-0.123	p=0.189
σ	0.260	0.219	-0.041	p=0.246
v_1	0.225	0.437	0.212	p=0.181
MF_0	0.372	0.343	-0.029	p=0.451
a	23.8	32.3	8.5	p=0.224
MF_{th}	0.804	0.832	0.027	p=0.449

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 E.4: モデルパラメータの変化 (暗算加算タスク 4 桁:LM HM)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
p_1	0.078	0.058	-0.020	p=0.114
p_2	0.170	0.124	-0.045	p=0.093
p_3	0.546	0.344	-0.202	p=0.110
p_4	0.021	0.037	0.015	p=0.110
b_1	107	125	18	p=0.336

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ_1	2.693	2.592	-0.102	p=0.027*
σ_1	0.409	0.316	-0.093	p=0.112
α_1	292	258	-34	p=0.229
μ_2	3.282	2.970	-0.312	p=0.038*
σ_2	0.477	0.037	-0.440	p=0.164
α_2	103	92	-11	p=0.451

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	LM	HM	差	
μ	2.384	2.238	-0.145	p=0.017*
σ	0.281	0.151	-0.131	p=0.087
v_1	0.384	0.404	0.020	p=0.457
MF_0	0.490	0.396	-0.094	p=0.293
a	24.4	23.5	-0.9	p=0.459
MF_{th}	0.905	0.945	0.040	p=0.273

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 E.5: モデルパラメータの変化 (一位加算 HM 条件:750lx 2500lx)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
p_1	0.350	0.375	0.025	p=0.203
p_2	0.464	0.554	0.090	p=0.121
p_3	0.600	0.750	0.150	p=0.044*
p_4	0.268	0.219	-0.049	p=0.170
b_1	123	107	-16	p=0.324

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ_1	-0.127	-0.154	-0.027	p=0.126
σ_1	0.292	0.271	-0.021	p=0.229
α_1	111	106	-5	p=0.087
μ_2	0.648	0.717	0.069	p=0.347
σ_2	0.339	0.321	-0.018	p=0.386
α_2	27	23	-4	p=0.192

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ	-0.346	-0.324	0.022	p=0.187
σ	0.142	0.135	-0.007	p=0.308
v_1	0.223	0.070	-0.153	p=0.041*
MF_0	0.483	0.409	-0.073	p=0.256
a	44.7	42.8	-2.0	p=0.36
MF_{th}	0.963	0.893	-0.070	p=0.138

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 E.6: モデルパラメータの変化 (伝票分類 LM 条件:750lx 2500lx)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
p_1	0.146	0.120	-0.026	p=0.115
p_2	0.126	0.112	-0.014	p=0.339
p_3	0.766	0.608	-0.159	p=0.096
p_4	0.042	0.025	-0.018	p=0.018*
b_1	139	99	-40	p=0.033*

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ_1	1.870	2.215	0.345	p=0.194
σ_1	0.527	0.793	0.265	p=0.113
α_1	294	317	23	p=0.272
μ_2	2.370	2.417	0.047	p=0.475
σ_2	0.557	0.237	-0.321	p=0.131
α_2	37	93	55	p=0.065

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ	1.389	1.201	-0.188	p=0.157
σ	0.313	0.214	-0.098	p=0.102
v_1	0.509	0.229	-0.280	p=0.089
MF_0	0.332	0.436	0.103	p=0.309
a	39.2	12.1	-27.1	p=0.025*
MF_{th}	0.881	0.831	-0.051	p=0.381

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)

表 E.7: モデルパラメータの変化 (伝票分類 HM 条件:750lx 2500lx)
作業-非作業状態間遷移モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
p_1	0.144	0.149	0.005	p=0.329
p_2	0.244	0.228	-0.016	p=0.312
p_3	0.766	0.566	-0.201	p=0.065
p_4	0.057	0.088	0.031	p=0.053
b_1	113	126	13	p=0.317

対数正規分布モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ_1	1.276	1.293	0.017	p=0.362
σ_1	0.415	0.472	0.057	p=0.184
α_1	171	210	39	p=0.019*
μ_2	1.534	1.823	0.289	p=0.165
σ_2	0.416	0.074	-0.343	p=0.095
α_2	29	17	-11	p=0.144

長期休息重視モデル

パラメータ	平均値			両側 p 値
	750lx	2500lx	差	
μ	0.972	0.932	-0.040	p=0.218
σ	0.169	0.138	-0.031	p=0.212
v_1	0.461	0.443	-0.018	p=0.461
MF_0	0.485	0.557	0.073	p=0.291
a	44.4	39.7	-4.7	p=0.236
MF_{th}	0.947	0.894	-0.053	p=0.288

(*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$)