

一週間の睡眠傾向と作業記憶の関係性の調査

新井 将太^{1,a)} Andrew Vargo^{1,b)} Peter Neigel^{1,c)} 黄瀬 浩一^{1,d)}

概要：作業記憶は、情報を一時的に保持しながら認知課題を遂行する能力であり、睡眠との関連性についてはこれまでの研究で注目されてきた。しかし、多くの研究が厳密に統制された環境下で行われ、実環境での関連性は十分に解明されていない。また、既存研究では前日の睡眠に着目して翌日の作業記憶との関係を調査しているが、前日の睡眠のみが作業記憶に影響を与えるかは不明である。そこで本研究では、実環境下での直近 1 週間の睡眠傾向が作業記憶に及ぼす影響を調査する。本研究では、モバイルアプリとウェアラブルデバイスを用いて主観的および客観的な睡眠データを収集し、同モバイルアプリを通じて作業記憶を測定する。29 名の参加者から 4~8 週間にわたるデータを収集し、睡眠データの指数加重移動平均や標準偏差といった傾向と作業記憶の関係を解析した。その結果、睡眠時の平均心拍数、平均心拍変動、深い睡眠やレム睡眠の時間、主観的睡眠評価といった前週の睡眠傾向が作業記憶に影響を与えることが示唆された。

1. はじめに

作業記憶とは、情報を一時的に保持しながら認知課題を遂行する能力を指す。作業記憶が優れている場合、読解力、算術能力、語彙習得能力が向上することが報告されている [1-3]。そのため、作業記憶を把握することで個人のさまざまな認知能力を評価できる [4]。また、作業記憶は不変ではなく、身体的・精神的な要因などさまざまな要因によって変動することが報告されている [5]。よって、自身の正確な作業記憶を知るためには、こまめに測定を行う必要がある。しかしながら、作業記憶の測定には短期記憶能力と情報処理能力を組み合わせた複雑な処理が求められるため、測定者に対する負担が大きい [6]。さらに、測定のために十分な時間を確保する必要もある。そこで、作業記憶に影響を与える要因と作業記憶の関係性を明らかにすることで、煩雑な測定を行うことなく影響因子から作業記憶を推定することが可能になると考えられる。

これまでに、影響因子として睡眠に着目し、作業記憶との関係性を調査した既存研究がいくつか存在する [7,8]。しかし、これらの研究は厳密に統制された睡眠スケジュールのもとで実験が行われており、実環境での適用可能性については検証されていない。また、これらの実験はデータ収集期間が短く、前日の睡眠と翌日の作業記憶の関係に焦点

を当てている。したがって、前日以前の睡眠データを含む睡眠の傾向についての分析が不十分である。そこで、本研究では、実環境下で長期にわたって睡眠と作業記憶のデータを収集し、直近一週間の睡眠データの傾向と作業記憶の関係性について調査を行う。

本研究では客観的・主観的な睡眠データの両方を収集する。客観的な睡眠データは、ウェアラブルデバイスを用いて測定し、主観的な睡眠データについては本研究のために開発したモバイルアプリケーションを用いて収集する。主観的な睡眠データとは、その日の睡眠の質を前日と比較して評価したものである。この主観的評価データと Oura Ring で得られた客観的睡眠データを組み合わせ、本研究の睡眠データセットを構築する。

また、主観的な睡眠データを取得した後、同モバイルアプリケーションにより作業記憶を測定する。作業記憶の測定には、N バック課題と呼ばれる認知課題を用いる。N バック課題とは、連続呈示される刺激列の最後から N 個前を想起することが求められる持続処理課題である。この課題は、N の値を変化させることで難易度を調整でき、長期的な測定に適した形で調整可能である。

実験では 29 人の参加者を対象に 4 から 8 週間に渡って睡眠と作業記憶に関するデータを収集する。取得したデータを解析する前に、各種睡眠データに対して欠損値を補完した。その後、指数加重移動平均 (EWMA) や標準偏差 (SD) という睡眠傾向を表す指標を算出した。解析の結果、平均心拍数、平均心拍変動、深い睡眠およびレム睡眠の時間、睡眠の自己評価に関する睡眠傾向データが作業記憶に

¹ 大阪公立大学情報学研究科

a) sd24111e@st.omu.ac.jp

b) awv@omu.ac.jp

c) sw23824q@st.omu.ac.jp

d) kise@omu.ac.jp



図 1: Oura Ring

影響を与えることが示唆された。

本論文は以下の構成である。第 2 節では関連研究を概説し、第 3 節では提案手法を述べる。第 4 節では実験の詳細を説明し、第 5 節で結果を示す。最後に、第 6 節で本研究の結論を述べる。本研究は、大阪公立大学大学院情報学研究科倫理委員会の承認を得て実施された。

2. 関連研究

睡眠時間と作業記憶の関係性を調査した研究として、Kato らの研究がある [8]。Kato らは、23 人の健康な若者（男性 13 人、女性 10 人、年齢 22.0 ± 2.2 歳）を対象に、5 から 7 日にわたりアクティグラフィーを用いて総睡眠時間、睡眠効率、就寝時間、起床時間を測定し、N バック課題（N の値が 0, 1, 2 の場合）を用いて正解率と反応時間を測定することで作業記憶を評価した。

Kato らの解析結果によると、N の値が 2 のときの N バック課題の正解率と総睡眠時間の間に有意な正の相関が示された ($r = 0.486$, $p = 0.019$)。一方で、N の値が 0, 1 のときの正解率と総睡眠時間の間には有意な相関が見られなかった。これらの結果から、睡眠と作業記憶の関係性を調査する際には、課題の難易度調整が重要であると考えられる。そのため、本研究でも難易度の調整が可能な N バック課題を作業記憶の評価に用いる。

また、Kato らの研究では、睡眠時間に対する条件や実験参加者の心身の健康状態が医師により確認されるなど、統制された条件のもとで測定が行われた。そのため、研究結果の実環境における有効性については明らかにされていない。さらに、Kato らの研究は前日の睡眠しか考慮しておらず、長期的な睡眠傾向との関連性を調査していない。そこで、本研究では、実環境下で実験参加者の一週間の睡眠傾向を表す指標を算出し、作業記憶との関係について調査を行う。

3. 提案手法

本章では、第 4 章の実験における睡眠や作業記憶のデータを取得する方法や、データ解析手法について説明する。

3.1 睡眠の測定方法

本研究ではウェアラブルデバイスにより客観的な睡眠

表 1: Oura Ring から取得した睡眠特微量

睡眠データ
覚醒時間
レム睡眠時間
浅い睡眠時間
深い睡眠時間
平均心拍数
平均呼吸数
平均心拍変動
眠りにつくまでの時間

データを取得し、モバイルアプリケーションにより主観的な睡眠データも取得する。以降では、それぞれの測定方法に関して具体的に説明を加える。

3.1.1 客観的な睡眠データ

本研究では、Oura Ring（図 1）を用いて客観的な睡眠データを取得する。Oura Ring は、睡眠トラッキングに特化したリング型のウェアラブルデバイスであり、コンパクトかつ軽量な設計から、実環境下での測定に適している。また、Oura Ring のデータの精度と信頼性はさまざまな研究で検証されている [9,10]。Oura Ring から収集された客観的な睡眠データは、専用のモバイルアプリケーション「Oura」で確認できる。ただし、本研究では主観的な睡眠評価への影響を排除するため、参加者には主観的な評価を完了するまで「Oura」アプリでのデータ確認を禁止する。もしデータを確認した場合は、その旨を報告するよう指示する。

本研究では、Oura Ring から収集した 8 種類の睡眠データを解析に使用する（表 1）。以下に睡眠データの詳細を説明する。Oura Ring が測定する睡眠状態は覚醒、レム睡眠、浅い睡眠、深い睡眠という 4 段階に分類され、それぞれの睡眠時間を測定する。覚醒は、睡眠前後や非常に浅い睡眠状態を指し、脳が十分に休息していない状態である。レム睡眠は、急速眼球運動が特徴であり、心拍数が増加し、呼吸が不規則になる睡眠状態である。浅い睡眠は総睡眠時間の約 50% を占め、レム睡眠と深い睡眠をつなぐ中間的な睡眠状態である。深い睡眠は心拍数と呼吸数が最も低下し、筋肉が完全に弛緩する睡眠状態であり、身体の回復や成長ホルモンの分泌に寄与する [11]。Oura Ring は他にも睡眠中の平均心拍数と平均心拍変動も測定可能である。平均心拍変動とは、心拍間隔の変動を反映し、自律神経系のバランス、ストレス、健康状態に関する重要な情報を提供する [12]。最後に、眠りにつくまでの時間は、就寝から入眠までの時間を秒単位で示す [13]。

3.1.2 主観的な睡眠データ

本研究では、本研究用に開発したモバイルアプリケーションを用いて主観的な睡眠データを取得する。まずは、睡眠データを確認していないことを確認する画面が表示される（図 2a）。続いて「昨日と比べて、今日の睡眠の質は



図 2: 主観的な睡眠データの取得画面

どうでしたか?」という質問に 5 段階で回答する画面が表示される (図 2b)。回答の選択肢は以下の通りである:

- (1) 大幅に良くなっている
- (2) やや良くなっている
- (3) 変わらない
- (4) やや悪くなっている
- (5) 大幅に悪くなっている

この自己評価を通じて、参加者の主観的な睡眠の質に関する評価データを記録する。

3.2 作業記憶データ

本研究では、主観的な睡眠データを取得した後、同アプリケーションにて N バック課題と呼ばれる認知課題を実行し、作業記憶を測定する。さらに、N バック課題により取得したデータを組み合わせた調整スコアを作業記憶の評価指標として導入する。以降では、N バック課題、および調整スコアについて説明を加える。

3.2.1 N バック課題

N バック課題は、作業記憶を測定するために広く使用される認知課題である。本研究で使用する N バック課題について、図 3 を例に説明する。ここでは、本研究の実験で用いる N の値が 3 の場合 (N=3) を取り上げる。アルファベット列は奥の F から手前の C に向かって一つずつ表示されていくものとする。まず、最初の 3 つのアルファベット F, A, I が順に表示されたとき、参加者はその順番通りにアルファベットを記憶する必要がある。次に、4 番目のアルファベットである B が表示されると、参加者は B を記憶すると同時に、3 つ前に表示された F を思い出して回答する必要がある。その後、C が表示されたときも、C を記憶しつつ、3 つ前に表示された A を思い出して回答する必要がある。このように、最初の 3 つ以降は、新しいアルファベットが表示されるたびに 3 つ前のアルファベットを思い出して回答する作業が求められる。これが N バック課題の基本的な流れである。そして、本研究ではモバイルアプリケーションによってこの N バック課題を実行してもらう。記憶画面 (図 4a) では A から I の 9 種類のアルファベッ

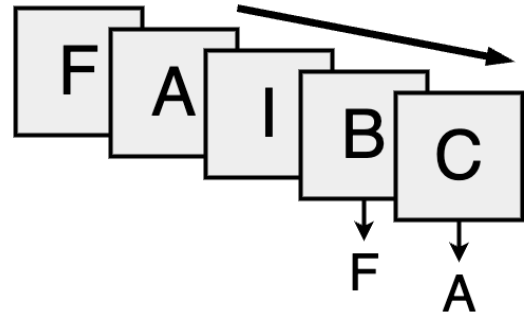


図 3: N バック課題 (N=3)

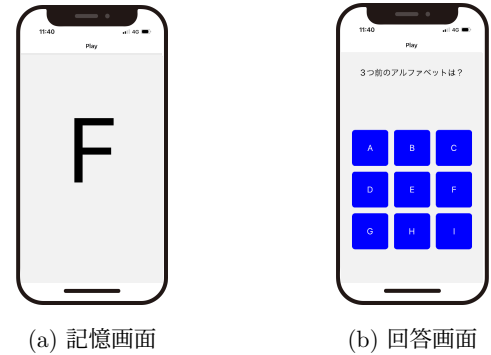


図 4: N バック課題実行画面

トがランダムに 1.5 秒間隔で表示されていく。参加者らはアルファベットを記憶し、その後、回答画面 (図 4b) にて 3 つ前に表示されたアルファベットを回答する。20 問の回答が完了すると測定は終了する。アプリケーションは、測定開始時間、20 問の正誤判定結果、各問にかかった解答時間を記録する。

3.2.2 調整スコア

正答率と解答時間は、N バック課題を用いて作業記憶を評価する際の一般的な指標である [14, 15]。正答率が高く、反応時間が短い場合、作業記憶が優れていると判断される。したがって、これら両方を統合した指標が必要である。本研究では、調整スコア S を導入し、参加者ごとに正答率 C 、正答した場合の平均解答時間 T 、および最大値 $T_{\max}$ と最小値 $T_{\min}$ を用いて計算する。調整スコアは以下の式 (1) で定義される。

$$S = C + \frac{T_{\max} - T}{T_{\max} - T_{\min}} \quad (1)$$

式 (1) の右辺第 2 項は、正答率のスケールに合わせて正規化されている。調整スコアは 0 から 2 の間の値となり、正答率が高く、平均解答時間が短い場合に増加し、より高いスコアは優れた作業記憶を示す。

3.3 データ解析手法

3.3.1 睡眠傾向の算出

睡眠傾向を表すために、直近一週間の睡眠データを使

用して、指数加重移動平均（EWMA）や標準偏差（SD）という時系列傾向を算出する．EWMA では最近の傾向を強く反映した、直近一週間でのデータの上昇・下降傾向を確認することができる．また SD では直近一週間の中でのデータのばらつき度合いを確認することができる．EWMA は Pandas ライブラリの `ewm` 関数により計算し、SD は `rolling` 関数により計算する．

3.3.2 欠損値補完

指数加重移動平均（EWMA）や標準偏差（SD）を算出するには、睡眠データの欠損値を補完する必要がある．そこで、本研究では、Oura Ring から得られた客観的な睡眠データ（表 1）と、モバイルアプリケーションから得られた主観的な睡眠データを含む 9 種類の睡眠データについて、参加者ごとに全てのデータを参照しつつ、以下の方法で補完を行う．まず、レコードの欠損には 2 つのパターンがある．1 つは一部のカラムにのみ欠損がある場合、もう 1 つはすべてのカラムが欠損している場合である．一部のカラムのみが欠損している場合、参加者ごとに欠損していないカラムの値を基にユークリッド距離を計算し、最も近い 3 つのレコードの平均値を用いて補完を行う．一方、全てのカラムが欠損している場合、その参加者の該当するカラムにおいて、欠損のない全データの平均値を使用して補完する．このようにして、各参加者のデータの一貫性を保ちながら、欠損値を適切に補完する．

3.3.3 線形混合モデル

データ解析には、睡眠データを説明変数、調整スコアを目的変数とした線形混合モデルを使用する．線形混合モデルは、固定効果とランダム効果を線形予測子として組み合わせた統計モデルである [16]．固定効果は、すべての個人や条件に様に適用される説明変数に割り当てられた係数を指す．一方、ランダム効果は、各個人や条件ごとにランダムに変動する係数を指す．ランダム効果を含めることで、個人差やグループレベルの異質性を考慮し、モデルの柔軟性を向上させることができる．

本研究では、モデルの切片にランダム効果を追加し、参加者間の基礎的な作業記憶の個人差を考慮する．切片にランダム効果を追加することは、線形回帰を実行する際に切片に変動を許容することを意味する．ランダム効果を切片にのみ導入したモデルは、「ランダム切片モデル」と呼ばれる．ランダム切片モデルは、以下の式 (2) で表される．ここで、目的変数は y 、説明変数は x_i ($i = 1, 2, \dots, n$)、固定効果は β_j ($j = 0, 1, \dots, n$)、グループレベルのランダム効果は u 、個人レベルのランダム効果は e 、 u の分散は σ_u^2 、 e の分散は σ_e^2 である．

$$\begin{aligned} y &= \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k x_k + u + e \\ u &\sim N(0, \sigma_u^2) \\ e &\sim N(0, \sigma_e^2) \end{aligned} \quad (2)$$

4. 実験

本章では、提案手法を用いて実施した実験について説明する．本研究には 29 名の参加者（男性 22 名、女性 7 名、平均年齢 21.9 歳、標準偏差 1.51 歳）が参加し、実験期間は 4 週間から 8 週間であった．参加者には実験期間中の有効なデータの数に応じて、5,000 円から 10,000 円の Amazon ギフトカードが報酬として支給された．実験開始前に、参加者の指のサイズを測定し、各自に適切なサイズの Oura Ring を提供した．また、実験に慣れるために、参加者は実験開始前に 1 回 N バック課題を実施した．その後、実験を開始し、睡眠中に Oura Ring を装着し、起床後 30 分以内にアプリケーションを開き、睡眠の質の評価や N バック課題を開始するよう参加者に指示した．

測定条件を揃えるため、起床後、アプリケーションでの測定を終えるまでは、食事、アルコール摂取、喫煙、カフェイン飲料の摂取、激しい運動、シャワーや入浴を禁止した．これらの制限を破った場合、参加者は Google フォームを通じて、参加者 ID、日付、および具体的な違反内容を報告する必要があった．睡眠データが記録されなかった場合、参加者には翌朝の作業記憶測定をスキップするよう指示した．なお、実環境下での睡眠傾向と作業記憶の関係性を調査するという本研究の目的から、就寝時間や起床時間など、睡眠に関する制限は設けないものとした．

5. 結果

本章では、実験の結果について述べる．データの処理方法およびモデルの選択について述べた後、最後に睡眠データと作業記憶の解析結果について説明し、考察を加える．なお、各参加者の最初の 6 日間は SD および EWMA 値を算出できないため、この期間のデータは解析から除外した．

5.1 モデル選択

説明変数の中には、モデル精度を低下させるものが含まれている可能性がある．これを解決するために、すべての睡眠傾向データを説明変数に含み、調整スコア S を目的変数とした model_1 を構築した．その後、最も適合が悪い変数から順に説明変数を削除する反復処理を行い、18 個の追加モデル (model_2 から model_{19}) を構築した． model_{19} は説明変数を含まないモデルである．

次に、構築した 19 個のモデルに対して赤池情報量基準 (AIC) を計算し、AIC 値に基づいてモデル選択を行った．

AIC は、モデルの適合度と複雑さのトレードオフを考慮

した指標であり、AIC 値が低いほどモデルの適合度が高く、複雑さが抑えられていることを示す [17]. 評価の結果、 model_{12} が最も低い AIC 値を示し、解析モデルとして選択された。 model_{12} に含まれる説明変数は、睡眠の、平均心拍数、平均心拍変動、深い睡眠、レム睡眠の SD、および深い睡眠と睡眠の自己評価の EWMA であった。

5.2 モデル適合度

model_{12} のモデル適合度を評価するために、Nakagawa's R^2 を算出した。Nakagawa's R^2 では固定効果とランダム効果を含むモデルの適合度を表す Conditional R^2 と固定効果だけを含むモデルの適合度を表す Marginal R^2 が算出され、線形混合モデルのデータに対する適合度を確認することができるだけでなく、ランダム効果を加えたことによるモデルの適合度の変化を確認することができる [18]. その結果を表 2 に示す。

表 2 から、Marginal R^2 より Conditional R^2 の方が値が高いことが示され、個人差を考慮することでモデル適合度が向上したことがわかった。また、客観的睡眠データのみを用いて前日の睡眠データと翌日の作業記憶の関係を解析したモデルよりも高い適合度となった [19]. このことから、主観的な睡眠データを追加し、1 週間の睡眠データの傾向を分析することで、作業記憶推定の精度が向上することが示唆された。

5.3 考察

model_{12} の解析結果を表 3 に示す。表 3 から、睡眠の自己評価の SD が減少し、EWMA が増加するほど、作業記憶が向上することが示唆された。これは、睡眠の自己評価が 1 週間に渡って安定的かつポジティブな傾向を示すことで、作業記憶が向上すると解釈することができる。睡眠の質に関する簡易的な比較評価が作業記憶に影響を及ぼすことは興味深いですが、その解釈には注意が必要である。先行研究では、経頭蓋直流電気刺激 (tDCS) の高い期待感が、実際の刺激の有無に関わらず、課題のパフォーマンスを向上させることが報告されている [20]. このようなプラセボ効果は、参加者の主観的な信念や期待によって影響を受けるため、実験結果の解釈に課題をもたらす。本研究では、N バック課題による作業記憶の測定前に、睡眠の質に対する自己評価を行ってもらったことが、実験結果に影響を与えた可能性がある。そのため、今後の研究では、プラセボ効果や参加者の期待感が本研究の結果にどのような影響を及ぼしたかを検討する予定である。

次に、表 3 から、深い睡眠時間と平均心拍変動の SD が増加し、深い睡眠時間の EWMA が減少するほど、作業記憶が向上することが示唆された。これは、一週間に渡って、深い睡眠時間が減少傾向にあり、深い睡眠時間と平均心拍変動が大きく変動しているほど作業記憶が向上すると解釈

表 2: Nakagawa の R^2

Conditional R^2	0.455
Marginal R^2	0.048

表 3: model_{12} による解析の結果

変数	推定値	p-value
(切片)	1.84	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
平均心拍数 (SD)	-1.5×10^{-2}	4.4×10^{-3} **
平均心拍変動 (SD)	5.8×10^{-3}	1.2×10^{-3} **
深い睡眠時間 (SD)	7.4×10^{-5}	1.5×10^{-4} ***
レム睡眠時間 (SD)	-3.5×10^{-5}	2.0×10^{-2} *
睡眠の自己評価 (SD)	-9.9×10^{-2}	1.0×10^{-3} ***
深い睡眠時間 (EWMA)	-3.7×10^{-5}	7.8×10^{-3} **
睡眠の自己評価 (EWMA)	6.2×10^{-2}	2.5×10^{-3} **
* $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$		

することができる。日中の運動を行った日は、深い睡眠の時間および平均心拍変動が増加することが報告されている [21, 22] ことから、週単位で適度に運動を取り入れることで、これらの要因の変動を増加させ、作業記憶を向上させることが期待できる。ただし、EWMA は直近のデータに敏感であるため、作業記憶を向上させたい直前の日には、運動を控えて深い睡眠の EWMA を低下させる必要があると考えられる。これらの主張は、運動が作業記憶に与える影響を示す先行研究の結果と一致している [23]. 具体的には、日常的に適度な運動を続けている人々は、年齢や教育レベル、語彙力といった要因を考慮しても、運動量が少ない人々よりも高い作業記憶を持つことが確認されている。

続いて、表 3 から、睡眠中の平均心拍数の SD が減少するほど、作業記憶が向上することが示唆された。この結果は、睡眠中の平均心拍数の一週間における変動を抑えることが、作業記憶の向上に寄与すると解釈することができる。夜間の心拍数は、日中に激しい運動を行った日には増加することが知られている [24]. そして、先行研究では、中強度の持続的運動 (MICE) が、高強度インターバル運動 (HIIE) よりも作業記憶の正答率を有意に向上させることが報告されている [25]. したがって、作業記憶を最適化するには、運動強度を中程度に保つことが重要であると考えられる。

これらの結果から、運動の頻度や強度を調整して睡眠習慣を改善することで、作業記憶を向上させる可能性が示唆された。

6. 結論

煩雑な測定を行うことなく作業記憶を推定することが可能にするための一つの方法として、本研究では、実環境下での一週間の睡眠傾向と作業記憶の関係を調査した。実験結果から、平均心拍数、平均心拍変動、深い睡眠、レム睡眠、睡眠の自己評価が作業記憶に影響を与えることが示さ

れた。特に、一週間に渡って運動の頻度や強度を調整して睡眠習慣を改善することで、作業記憶を向上させる可能性が示唆された。

また、本研究で構築したモデルの適合度は、個人差を考慮することで約 44%に達した。これは、Oura Ring の客観的睡眠データのみを用いて前日の睡眠データと翌日の作業記憶の関係を解析した私たちの過去研究 [19] の結果よりも高い。この結果は、主観的な睡眠データを追加し、睡眠の傾向を分析対象とすることで、作業記憶推定の精度が向上することを示唆している。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費国際共同研究加速基金 (海外連携研究) (23KK0188), JST 日独仏 AI 研究 (JP-MJCR20G3), 大阪大学 Society5.0 実現化研究拠点支援事業グランドチャレンジの補助による。

参考文献

- [1] Alan Baddeley. Working memory. *Science*, Vol. 255, No. 5044, pp. 556–559, 1992.
- [2] Kimberly P Raghubar, Marcia A Barnes, and Steven A Hecht. Working memory and mathematics: A review of developmental, individual difference, and cognitive approaches. *Learning and individual differences*, Vol. 20, No. 2, pp. 110–122, 2010.
- [3] Giuseppe Curcio, Michele Ferrara, and Luigi De Genaro. Sleep loss, learning capacity and academic performance. *Sleep medicine reviews*, Vol. 10, No. 5, pp. 323–337, 2006.
- [4] Oliver Wilhelm, Andrea Hildebrandt, and Klaus Oberauer. What is working memory capacity, and how can we measure it? *Frontiers in psychology*, Vol. 4, p. 433, 2013.
- [5] Rachael N Blasiman and Christopher A Was. Why is working memory performance unstable? a review of 21 factors. *Europe's journal of psychology*, Vol. 14, No. 1, p. 188, 2018.
- [6] Andrew RA Conway, Michael J Kane, and Randall W Engle. Working memory capacity and its relation to general intelligence. *Trends in cognitive sciences*, Vol. 7, No. 12, pp. 547–552, 2003.
- [7] Kenichi Kuriyama, Kazuo Mishima, Hiroyuki Suzuki, Sayaka Aritake, and Makoto Uchiyama. Sleep accelerates the improvement in working memory performance. *Journal of Neuroscience*, Vol. 28, No. 40, pp. 10145–10150, 2008.
- [8] Kazuko Kato, Kunihiro Iwamoto, Naoko Kawano, Yukihiko Noda, Norio Ozaki, and Akiko Noda. Differential effects of physical activity and sleep duration on cognitive function in young adults. *Journal of sport and health science*, Vol. 7, No. 2, pp. 227–236, 2018.
- [9] Milad Asgari Mehrabadi, Iman Azimi, Fatemeh Sarhaddi, Anna Axelin, Hannakaisa Niela-Vilén, Saana Myllyntausta, Sari Stenholm, Nikil Dutt, Pasi Liljeborg, Amir M Rahmani, et al. Sleep tracking of a commercially available smart ring and smartwatch against medical-grade actigraphy in everyday settings: instrument validation study. *JMIR mHealth and uHealth*, Vol. 8, No. 11, p. e20465, 2020.
- [10] Rui Cao, Iman Azimi, Fatemeh Sarhaddi, Hannakaisa Niela-Vilén, Anna Axelin, Pasi Liljeborg, and Amir M Rahmani. Accuracy assessment of oura ring nocturnal heart rate and heart rate variability in comparison with electrocardiography in time and frequency domains: comprehensive analysis. *Journal of Medical Internet Research*, Vol. 24, No. 1, p. e27487, 2022.
- [11] Oura Team. What are the 4 stages of sleep?, 2024. Accessed: 2023-02-15.
- [12] Oura Team. What is heart rate variability (hrv)?, 2024. Accessed: 2023-09-20.
- [13] Victoria Peel Yates . How long does it take to fall asleep? understanding sleep latency, 2024. Accessed: 2023-11-22.
- [14] Patrick D Gajewski, Eva Hanisch, Michael Falkenstein, Sven Thönes, and Edmund Wascher. What does the n-back task measure as we get older? relations between working-memory measures and other cognitive functions across the lifespan. *Frontiers in psychology*, Vol. 9, p. 2208, 2018.
- [15] Cameron B Jeter, Saumil S Patel, and Anne B Sereno. Novel n-back spatial working memory task using eye movement response. *Behavior research methods*, Vol. 43, pp. 879–887, 2011.
- [16] Douglas Bates, Martin Mächler, Ben Bolker, and Steve Walker. Fitting linear mixed-effects models using lme4. *arXiv preprint arXiv:1406.5823*, 2014.
- [17] Hirotugu Akaike. Factor analysis and aic. *Psychometrika*, Vol. 52, pp. 317–332, 1987.
- [18] Shinichi Nakagawa and Holger Schielzeth. A general and simple method for obtaining r^2 from generalized linear mixed-effects models. *Methods in ecology and evolution*, Vol. 4, No. 2, pp. 133–142, 2013.
- [19] Shota Arai, Andrew Vargo, Benjamin Tag, Peter Neigel, and Koichi Kise. In-the-wild exploration of the impact of sleep on working memory with a wearable. In *Companion of the 2024 on ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '24, p. 81–85, New York, NY, USA, 2024. Association for Computing Machinery.
- [20] Andrew Hooyman, Nicole K Haikalas, Peiyuan Wang, Heidi M Schambra, Keith R Lohse, and Sydney Y Schaefer. Evidence and sources of placebo effects in transcranial direct current stimulation during a single session of visuospatial working memory practice. *Scientific reports*, Vol. 14, No. 1, p. 9094, 2024.
- [21] Colin M Shapiro, Ralph Bortz, Duncan Mitchell, Peter Bartel, and Pieter Jooste. Slow-wave sleep: a recovery period after exercise. *Science*, Vol. 214, No. 4526, pp. 1253–1254, 1981.
- [22] Faye S Routledge, Tavis S Campbell, Judith A McFetridge-Durdle, and Simon L Bacon. Improvements in heart rate variability with exercise therapy. *Canadian Journal of Cardiology*, Vol. 26, No. 6, pp. 303–312, 2010.
- [23] Louise Clarkson-Smith and Alan A Hartley. Relationships between physical exercise and cognitive abilities in older adults. *Psychology and aging*, Vol. 4, No. 2, p. 183, 1989.
- [24] Locke Hughes. All about your resting heart rate, 2024. Accessed: 2022-09-19.
- [25] Chia-Liang Tsai and Chien-Yu Pan. Acute and protocol-dependent effects of aerobic exercise on neurobiochemical indices and neuropsychological performance of working memory. *Mental Health and Physical Activity*, Vol. 24, p. 100494, 2023.