

薬剤費削減の可能性

薬局未来 デザインプロジェクト

AI時代の薬剤師に求められる
『問いを立てる力』

株式会社HealthCareGate代表 保田 浩文

コンテンツ一覧

1. 自己紹介
2. 最新AI事情
3. もしもAIが薬剤師の仕事を奪うなら？
4. AIによる薬剤費削減シミュレーション
5. 『奪われる』からより稼ぐツールへ
6. 個別化機能支援食品でQOLへの貢献

生成AIと共に生きる時代には一

「私たちはAIに”何を”学ばせ、
“何を”問うかの力が求められる」

1. 自己紹介

第1期J-STARX

GAFA's Startup



保田浩文
(Hirofumi Yasuda)

横浜薬科大学
卒業

生成AI x 遠隔医療アプリ

外資AI
スタート
アップ

ドラッグストア
クリエイトSD

2019年

株式会社
HealthCareGate
起業

オンライン薬剤師

2025年6月9日に発表された国産AIの論文

Sakana ai

「見たことのない仕事」にも対応できる」

「言葉で指示するだけ」でAIを賢くする

AIの「追加能力（LoRA）」を「その場で」自動生成

arXiv:2506.06105v2 [cs.LG] 9 Jun 2025

Text-to-LoRA: Instant Transformer Adaption

Rujikorn Charakorn¹ Edoardo Cetin¹ Yujin Tang¹ Robert T. Lange¹

Abstract

While Foundation Models provide a general tool for rapid content creation, they regularly require task-specific adaptation. Traditionally, this exercise involves careful curation of datasets and repeated fine-tuning of the underlying model. Fine-tuning techniques enable practitioners to adapt foundation models for many new applications but require expensive and lengthy training while being notably sensitive to hyperparameter choices. To overcome these limitations, we introduce Text-to-LoRA (**T2L**), a model capable of adapting large language models (LLMs) *on the fly* solely based on a natural language description of the target task. **T2L** is a hypernetwork trained to construct LoRAs in a single inexpensive forward pass. After training **T2L** on a suite of 9 pre-trained LoRA adapters (GSM8K, Arc, etc.), we show that the ad-hoc reconstructed LoRA instances match the performance of task-specific adapters across the corresponding test sets. Furthermore, **T2L** can compress hundreds of LoRA instances and zero-shot generalize to entirely unseen tasks. This approach provides a significant step towards democratizing the specialization of foundation models and enables language-based adaptation with minimal compute requirements. Our code is available at <https://github.com/SakanaAI/text-to-lora>.

1. Introduction

Biological systems are capable of rapid adaptation, given limited sensory cues. For example, the human visual system can tune its light sensitivity and focus through neuromodulation of the fovea and rod cells (Wurtz et al., 2011; Digre & Brennan, 2012). While recent LLMs exhibit a wide variety of capabilities and knowledge, they remain rigid when

adding task-specific capabilities. In such cases, practitioners often resort to re-training parts of the model (Gururangan et al., 2020; Wei et al., 2021; Dettmers et al., 2022; Tay et al., 2021) using parameter-efficient fine-tuning techniques, e.g., Low-Rank Adaptation (LoRA, Hu et al., 2022). Typically, a LoRA adapter has to be optimized for each downstream task and requires task-specific dataset and hyperparameter setting. This fine-tuning scheme for adaptation significantly limits the possibility of transferring knowledge between tasks and induces engineering overhead. Recently, it has been observed that by inducing structural constraints, the low-rank matrices learned by LoRA adapters can be further compressed. For example, one can train *lossy* versions of the original adapter while maintaining downstream performance (Brüel-Gabrielsson et al., 2024; Kim et al., 2024; Kopiczko et al., 2024). Furthermore, multiple LoRAs can be combined for new tasks at inference time (Ostapenko et al., 2024). At the core of these approaches lies the explicit use of decomposition or dimensionality reduction techniques (e.g., SVD or routing) for better compression and online composition of existing LoRAs. This raises the following questions:

1. Can we end-to-end train a neural network to compress many pre-trained LoRAs?
2. Can we decode new task-specific LoRA adapters solely based on natural-language instructions for an unseen task at test time?

We hypothesize that different LoRA adapters share the same underlying adaptation mechanism and can be optimized simultaneously without any explicit structure or recipe for combining them. To explicitly test this hypothesis, we propose **T2L**, a hypernetwork (Ha et al., 2016) that compresses task-specific LoRAs and generates new LoRA adapters *zero-shot* at inference time. **T2L** is trained to compress LoRAs on a diverse task distribution from the Super Natural Instructions (SNI) dataset (Wang et al., 2022). Importantly, **T2L** takes a natural language description of the target task as an input, allowing zero-shot LoRA generation to unseen tasks. Empirically, we show that **T2L** can effectively be trained either to reconstruct pre-trained adapters or via supervised fine-tuning on a distribution of downstream tasks (see Fig-

¹Sakana AI. Correspondence to: Rujikorn Charakorn <rujikorn@sakana.ai>, Robert T. Lange <robert@sakana.ai>.

Gemini

Notebook Im

每週平均 105 分
作業時間短縮

Suno

ChatGPT

Gemini
Notebook LM
Manus
Gen spark
Whisk
Suno

DeepSeek
Claude
Microsoft Copilot
Pi
Perplexity
Grok
Meta AI
Midjourney
DALL-E3
Stable Diffusion
Gen 3/4
Idrogram
Leonardo AI
Flux Pro
Remini
Canva
PicsArt
Photoleap
Fotor
Adobe Express
Pixlr
Remove.bg

Runway
Sora
Hailuo AI
Kling AI
Pika Labs
LumaAI
InVideo
Synthesia
Veed
Clipchamp
Caption
Spruce
Videoleap
VivaCut
Filmora
361
Jasper
Copy.ai
Grammarly
Notion AI
Writer
Rytr
HyperWrite
Sudowrite
QuillBot
ContentShake AI
Udio

Notta
Fathom
Cursor
Tabnine
CodeGPT
Codeium
Bolt.new
Lovable
v0
FitnessAI
Adapt
Blink
Cal AI
Fastie
MyFitnessPal
PictureThis
HanziNet
Duolingo
Loora
TalkPal
Heylama
Copilot Money
Cleo
Peek
Monarch Money
Layla
Wonderplan

大量のAIサービス登場で 幅広く情報の活用が一般化

一般的なAI活用: Google系

問い

整理

興味関心

Perplexity

Gemini

Notebooklm

活用

検索

深掘り

Deep
Research

情報の活用までに数日かかっていたものが、
1時間～2時間程度で実行可能に

一般人が現段階でできるダイエットの服薬AI相談

興味関心

痩せたい

Perplexity

美容・ダイエット薬

マンジャロ

Perplexity

PMDA

Gemini

添付文書

Deep Research

深掘り

疑問解決

実践動画

ネタ動画

薬剤費削減の可能性

薬局未来 デザインプロジェクト

薬剤費削減の可能性

薬局未来 デザインプロジェクト

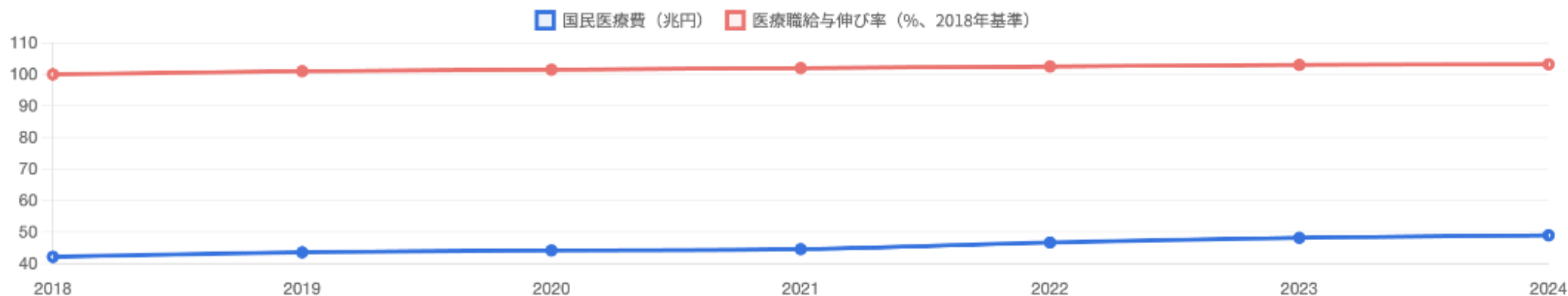
95%

旧時代の利益（薬剤費）を削る

医療専門職の正当な報酬を
新しい時代の価値に変換

なぜこの議論が今、必要か

相反する課題：医療費と医療職給与の推移



膨張する医療費と現役負担

低迷する医療職待遇

過去の延長線上では解決不可能

医療費（公共財）の限界

**報われない医療職
薬剤師：578万円**

長時間・不健康な環境

技術導入の遅れ

「患者からの期待：薄い」

「なぜ薬剤師に同じことを？」「薬だけ頂戴」の現場は、情報分断と権限不足というシステムの欠陥から生まれます。個人のコミュニケーション能力や精神論では解決不可能な構造的問題。

2030年までの目標

薬剤師平均年収
810万円 (年平均+7%)

医師平均年収
1,680万円 (年平均+7%)

リフィル処方箋
普及30%

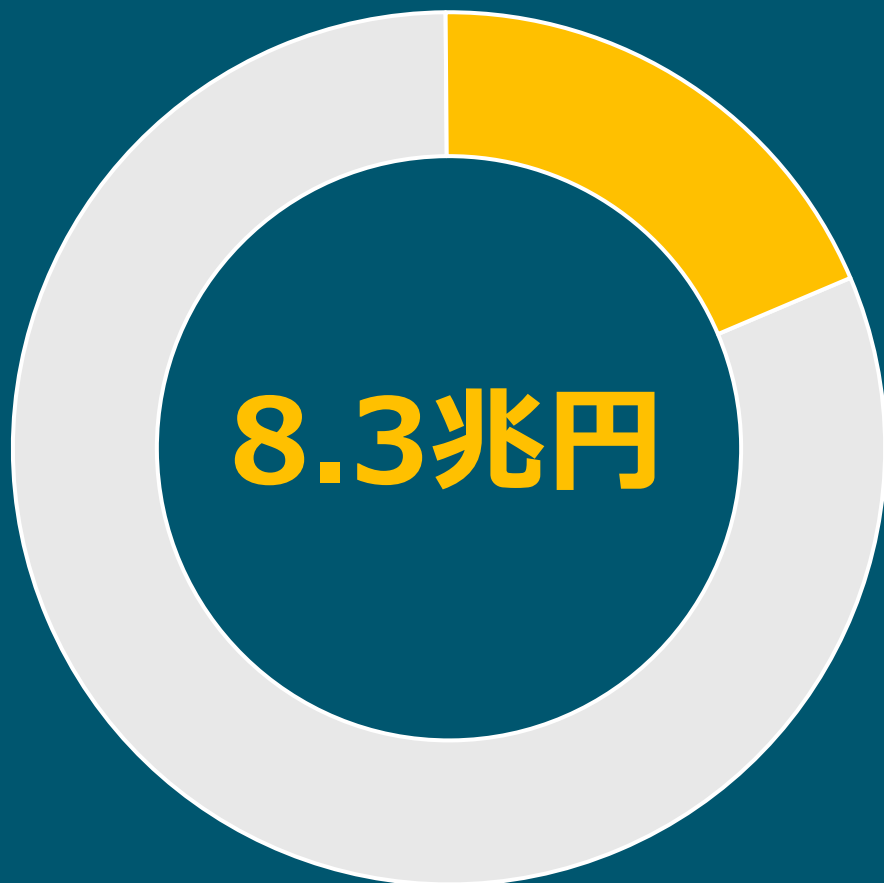
(慢性疾患40%のうち、リフィル対象75%=>40*75=30)

GE普及
95%

財源：8兆円が必要

薬剤費2.9兆円削減

医療費



■ そのほか医療費 ■ 薬剤費

・ 2.9兆円を削減すると

医療職人件費の引き上げ15%程度が可能に。
(※都合よく遂行できれば年収40%向上見込み)

基礎データ出典
国民医療費関連

- ・ 国民医療費46.7兆円 出典：厚生労働省「令和4年度国民医療費の概況」2024年10月
- ・ 薬局調剤医療費8.3兆円 出典：厚生労働省「令和5年度調剤医療費の動向」2024年9月
- ・ 長期収載品市場4兆円 出典：日本製薬工業協会「医薬品産業ビジョン2021」推計

医療職給与関連

- ・ 薬剤師平均年収578万円 出典：厚生労働省「令和5年賃金構造基本統計調査」2024年7月
- ・ 医師平均年収1,200万円 出典：厚生労働省「第24回医療経済実態調査」2023年
- ・ 残薬率22.4% 出典：日本薬剤師会「残薬調査報告書」2023年、n=8,547薬局

薬剤費2.9兆円削減

本シミュレーションは「小さな改善の積み重ね」ではなく、
「**聖域に踏み込む構造改革**」を提案するものです。
非効率な薬剤費という「聖域」に大胆に切り込むことで、
医療システム全体の持続可能性を高めながら、医療従事者への
適切な投資を実現するという、一見矛盾する課題の両立を目指します。

聖域改革の3本の矢

長期収載品薬剤適正化 1.5兆円 削減

生活習慣病処方最適化 1.1兆円 削減

軽微な医薬品のOTC化 0.32兆円 削減

薬剤費削減シミュレーション

長期収載品薬剤適正化



聖域改革の3本の矢

長期収載品薬剤適正化 1.5兆円 削減

生活習慣病処方最適化 1.1兆円 削減

軽微な医薬品のOTC化 0.32兆円 削減

生活習慣病処方最適化

リフィル処方箋原則化
安定患者 3 ヶ月に 1 回

薬剤師モニタリング強化
月 1 回の状態確認

最適化された投薬
必要な薬剤数に調整

年間受診回数：12回
再診料：73点×12回 = 876点（87,600円）
処方箋料：60点×12回 = 720点（72,000円）
合計：159,600円/患者・年

年間受診回数：4回
再診料：73点×4回 = 292点（29,200円）
処方箋料：60点×4回 = 240点（24,000円）
リフィル加算：約30点×8回 = 240点（24,000円）
合計：77,200円/患者・年

診療回数

12回

4回

残薬率

22.4%

3.5%

単純計算で
82,400円

1患者あたりの年間医療費削減

※リフィル処方箋普及のインセンティブ「連携指導料」の新設等を検討していない

生活習慣病処方最適化

単純計算で82,400円

1患者あたりの年間医療費削減

対象患者

患者数出典：厚生労働省「国民健康・栄養調査」2022年

4,000万人（総数）×30%（リフィル普及）

= 9,888億円

対象患者での薬剤費（残薬）削減：2兆円×30%普及×18%残薬削減 = 1,080億円

▶ 1.1兆円の削減幅（最大）

生活習慣病処方最適化

単純計算で82,400円

1患者あたりの年間医療費削減

対象患者

4,000万人（総数）×30%（リフィル普及）

= 9,888億円

対象患者での薬剤費（残薬）削減：2兆円×30%普及×18%残薬削減 = 1,080億円

▶ **1.1兆円**の削減幅（最大）

聖域改革の3本の矢

長期収載品薬剤適正化 1.5兆円 削減

生活習慣病処方最適化 1.1兆円 削減

軽微な医薬品のOTC化 0.32兆円 削減

軽微な医薬品のOTC化



患者・国民への影響（デメリット）

一部薬剤の自己負担増 既存薬の価格変化による影響

- 長期収載品選択時
月額 2,000 円増
後発品選択を拒否した場合の追加負担

- OTC移行薬
月額 1,500 円増
保険適用外となる医薬品の自己負担増

▲ 影響を受ける患者層

- 高齢者（特に年金生活者）
- 低所得者層
- 複数疾患を持つ慢性疾患患者

医薬品アクセス悪化リスク 薬局再編・減少による地理的課題

- 薬局減少による移動距離増加
平均 2 km増
薬局閉鎖による移動コスト・時間の増加

- 地方での医薬品入手困難地域
薬局空白地域の拡大
特に公共交通機関の少ない過疎地域で深刻化

👤 最も影響を受ける地域・人口

- | | |
|-----------|----------|
| ▲ 中山間地域 | 👴 高齢単身世帯 |
| 🚌 公共交通過疎地 | 👤 移動困難者 |

🚑 デメリット対象者推計

自己負担増加の影響
約1,500 万人

アクセス悪化の影響
約850 万人

両方の影響を受ける
約500 万人

※日本薬剤師会・国民生活基礎調査（2023年）データおよび地域医療アクセス実態調査に基づく推計

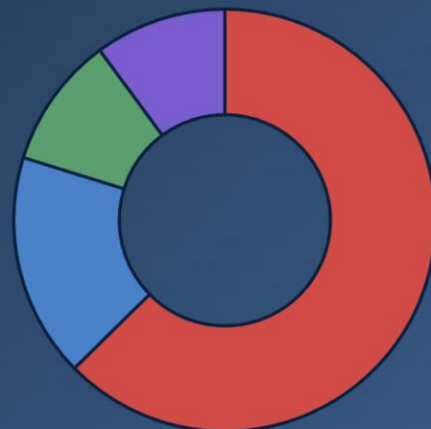
2.9兆円削減による 利益損失影響分析

- 製薬・薬局・診療所への包括的影響
- 雇用・地域・患者への波及効果
- 業界再編と構造変化の予測

2024年最新データに基づく包括的分析

発表日: 2024年6月15日

2.9兆円利益損失 業界別分布



製薬業界 薬局業界 診療所 関連産業

総影響額: 2.9兆円

業界別影響分析



製薬業界

1.8兆円 (全体の62%)

長期収載品1.2兆円、生活習慣病薬0.4兆円の損失



薬局業界

0.5兆円 (全体の17%)

調剤薬局の二極化進行、門前薬局の収益悪化



診療所

0.3兆円 (全体の10%)

再診料・処方箋料減少、診療頻度低下による影響



関連産業

0.3兆円 (全体の10%)

医薬品卸・流通業、印刷・広告等関連サービス

💡 主要ポイント

- ✓ 製薬業界が最大の打撃、特に長期収載品に依存する企業は事業構造の転換が急務
- ✓ 医療費削減額の62%が製薬業界負担となり、研究開発投資への影響が懸念される
- ✓ 波及効果は複合的で、雇用・地域経済への影響は直接的損失額以上と予測

患者・国民へのメリット分析

薬剤費改革3本の矢による患者・国民への具体的メリットを定量的に分析



医療費負担軽減



保険料軽減

年間2万円 削減



自己負担額

8,000円 平均削減/年



ポイント：医療費適正化と保険財政健全化により、家計負担が直接軽減



利便性向上



通院回数

30% 削減
リフィル処方箋の効果



薬局待ち時間

50% 短縮
処方頻度減少による効率化



ポイント：時間的・身体的負担軽減で患者QOL向上

患者メリット総合評価



- ✓ 生涯医療費で約120万円の削減効果
- ✓ 年間約10時間の時間的負担軽減
- ✓ 高齢者・慢性疾患患者の負担が特に軽減

医療費削減Gem

名前

医療費削減Gem

カスタム指示

#あなたは医療費削減をしながら、医療職の給与をあげることを実現するためのタスクフォースのCEOです。
#目的を遂行するためには、どんな手法も提案してください。
#既存倫理的に間違っている議論の土台にあげて示唆を得る必

知識

医療費動向_2024

PDF

0613_2025骨太

PDF

Gemの作成 (AIの設定)

新しい資本主義の グランドデザイン及び実行計画 2025年改訂版 (案)



令和6年10月11日
【照会先】
保険局 調査課
課長 鈴木 健二 (内線3...)
課長補佐 吉田 真智 (内線7...)
(代表電話) 03(5253)1111
(直通電話) 03(3595)2579

令和4(2022)年度 国民医療費の概況

薬局未来 デザインプロジェクト

**AI時代の薬剤師に求められる
『問いを立てる力』**

まずは『AI活用』

- ①社内マニュアルを作成
- ②Notebooklmに追加
- ③様々な言語で学べるマニュアル
チャットに。

【実習生向けやナレッジ共有に有効】

そして未来を考えてみると…

医療費財源からの脱却において、
自由診療＋新領域の可能性検討

調剤型機能性食品による個別化機能支援

次世代のパーソナライズド・ニュートリション

コンセプト

遺伝情報・代謝プロファイル・腸内細菌叢の解析に基づく、調剤技術で処方される最先端の機能性食品

- 個人の生体データに基づくカスタマイズ処方
- 医薬品レベルの科学的エビデンスと製造品質
- 人間の本来持つ能力を最大限に引き出す
- AIによるリアルタイム処方最適化

認知機能向上

疲労回復

免疫増強

睡眠質改善

市場性

世界の市場規模 (2030年予測)

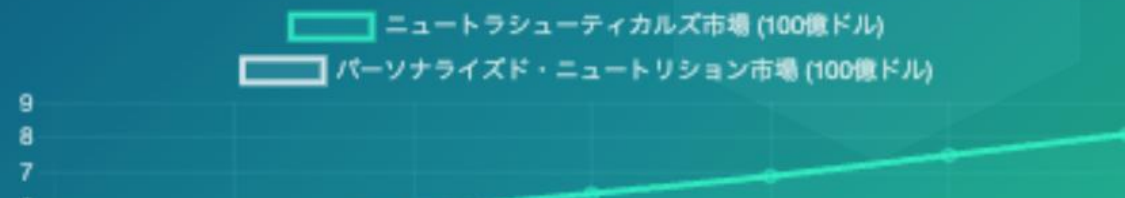
1.25兆ドル

年間成長率 8.4%

ターゲット層

3,000万人

国内潜在顧客



人類初の意識的能力設計の実現

真の機会平等社会実現の道筋

AI時代における人間価値の向上

 CFSFの定義

薬剤師が個人の遺伝的素因・生体情報・ライフスタイル・価値観・能力拡張目標に基づいて、科学的根拠のある機能性成分を個別調合・提供する全く新しいカテゴリーの製剤

 既存カテゴリーとの違い

分類	対象	目的	個別化	専門管理
医薬品	患者	治療	限定的	医師
機能性食品	一般消費者	健康維持	なし	なし
サプリメント	一般消費者	栄養補給	なし	なし



CFSFは既存の枠組みには収まらない全く新しいカテゴリーであり、個人の状態と目標に合わせた完全個別化と 薬剤師による専門的管理を特徴とします。これにより、従来の製品では不可能だった精密な機能調整が可能になります。

処方薬の身体能力向上への使用

💧 エリスロポエチン（EPO）

💡 医学的用途

腎性貧血、化学療法関連貧血の治療

🧪 作用機序

赤血球生成促進、酸素運搬能力向上

📈 能力向上効果

持久力向上、疲労回復の促進

⚠️ リスク

血栓症、高血圧、脳卒中リスク

👤 成長ホルモン

💡 医学的用途

成長ホルモン欠乏症、低身長の治療

🧪 作用機序

IGF-1産生促進、タンパク質合成促進

📈 能力向上効果

筋肉量増加、体脂肪減少、回復促進

⚠️ リスク

関節痛、浮腫、糖尿病リスク上昇

🔗 テストステロン製剤

💡 医学的用途

低テストステロン症、性腺機能低下症

🧪 作用機序

アンドロゲン受容体結合、筋肉合成促進

📈 能力向上効果

筋肉量・筋力増加、回復促進

⚠️ リスク

肝機能障害、心血管リスク、精神変調

📌 専門家間の主要論点

これらの医薬品は治療目的以外での使用は違法であり、健康リスクを伴います。適応外使用のリスク・ベネフィット比と倫理的問題が議論の中心です。

個別機能支援型調剤



個別最適化

一人ひとりの生体情報と目標に基づく完全個別化。



薬剤師主導

高度な専門知識を持つ薬剤師による総合的管理。



可逆性重視

使用中により元の状態に戻れることを最優先。



透明性確保

すべての情報を利用者と社会に完全開示。



倫理的配慮

公平性、自律性、安全性の徹底的な保障。



原則の重要性

これらの5原則は相互に補完し合い、CFVSFの安全かつ効果的な提供の基盤となります。いずれかの原則が欠けた場合、システム全体の倫理的・実用的価値が損なわれる可能性があります。各原則は機能拡張薬剤師の行動指針であり、社会全体の公正さと個人の選択権のバランスを維持します。



成分名	効果期待	ティア	応用シナリオ	△重要な注意事項
☕ カフェイン	集中力・覚醒維持	Tier 1	学習期間、夜勤業務	依存性注意、個人差大
🌿 テオブロミン	穏やかな認知向上	Tier 1	創作活動、長時間作業	効果穏やか、比較的安全
🌱 バコパモニエリエキス	記憶・学習能力	Tier 2	資格試験、語学学習	長期データ不足、消化器症状
🐟 オメガ3脂肪酸	認知機能維持	Tier 2	高齢者認知維持	出血リスク、薬物相互作用
💊 ドネペジル（低用量）	記憶強化	Tier 3	研究環境のみ	⚠ 極めて危険：神経系副作用
💊 モダフィニル（低用量）	覚醒・集中力	Tier 3	研究環境のみ	⚠ 極めて危険：依存性、心血管リスク

1

Tier 1: 低リスク

安全性が比較的確立され、一般的な使用で副作用が少ない成分

2

Tier 2: 中等度リスク

有効性が期待できるが、監視が必要な成分

3

Tier 3: 高リスク

研究段階の実験的成分、厳格な管理必須



Tier 1・2の使用条件

比較的安全性が確立されていますが、個人の遺伝的背景、既存疾患、併用薬剤により 効果と副作用に大きな個人差があります。すべて専門薬剤師の管理下でのみ使用されるべきです。



Tier 3の重大警告

現在の医薬品の低用量使用を含み、極めて危険性が高いため、厳格な研究環境と 倫理委員会承認の下でのみ使用可能です。現行法では違法であり、重篤な副作用リスクがあります。



成分名	効果期待	ティア	用途	注意事項
 アシュワガンダエキ ス	ストレス耐性向上、コルチゾール低 減、睡眠の質改善、不安軽減	Tier 2	ストレス 対処	甲状腺機能影響、妊娠中の使用禁忌、自己免疫疾患との相互作用あ り、眠気
 L-テアニン	リラックス促進と覚醒維持の両立、α 波増加、集中力向上、ストレス軽減	Tier 1	集中作業	比較的安全、効果に個人差あり、血圧降下薬との併用注意、過剰摂 取で眠気増強
 セルトラリン（低用 量）	気分安定化、情動調節機能向上、情報 処理の柔軟性向上	Tier 3	研究環境 のみ	⚠ 危険：離脱症状、自殺念慮リスク、セロトニン症候群、性機能 障害、出血リスク増加、他薬剤との多数の相互作用

🌿 ストレス耐性とは

ストレス耐性とは、ストレス状況下でも認知機能や情緒的安定を維持する能力を指します。CFSFの情動・ストレス耐性成分は、ストレスホルモンの調整、神経伝達物質バランスの最適化、自律神経系の安定化などを通じてこの能力を高めます。

特にTier 1とTier 2の成分は、比較的安全に使用できる範囲内で、高ストレス環境での認知パフォーマンスの維持を支援します。

🧪 成分の作用機序

-  アシュワガンダ：コルチゾール低減、GABA受容体調整、抗酸化作用
-  L-テアニン：α波増強、グルタミン酸シグナル調整、ドーパミン/セロトニン調整
-  セルトラリン：セロトニン再取り込み阻害、神経可塑性促進

1

Tier 1: 低リスク

比較的安全な成分。L-テアニンは緑茶由来のアミノ酸で、副作用が少
なく効果が穏やかです。

2

Tier 2: 中等度リスク

アシュワガンダは有効性が期待できるが、特定の状況では注意が必
要。専門管理下で使用。

3

Tier 3: 高リスク

セルトラリンは医薬品成分で、研究環境のみでの使用。重大な副作用
リスクあり。

⚠ 重要警告：Tier 3（セルトラリン）について

セルトラリンは現行法で処方薬に分類される抗うつ薬であり、健常者での使用は法的に禁止されています。本資料は純粋な学術的思考実験として記載されており、実際の使用を推奨するものではありません。既存の精神疾患治療薬の低用量使用は極めて危険であり、専門医の処方・監督なしでの使用は重篤な副作用を引き起こす可能性があります。

AI活用は、
次世代薬局機能創出へ

ご清聴、ありがとうございました。
ご質問等ございましたら、お待ちしております。