



动态模型中新日志因子与月经周期因子的影响分析

新增因子的组合方式与“拉不回来”问题

当前组合方法：线性插值为主。在 `dynamic_model.py` 中，模型将昨天状态的基线转移概率作为起点，然后顺序应用各因子影响 ① ②。这些“因子”包括训练负荷、酒精、睡前咖啡因、睡前屏幕、睡前进食，以及女性月经周期等。代码通过 `_combine_probabilities_weighted` 函数实现因子影响的叠加，该函数采用**加权线性插值**：先按权重在当前概率分布和因子CPT（条件概率表）分布之间线性插值，然后如果权重大于1再额外增强一部分因子分布影响 ③ ④。公式上，若当前分布为 $\$P_{curr}$ 、因子影响分布为 $\$P_{factor}$ 、权重为 w ，则组合结果近似为：

- 对每个状态： $\$P' = (1 - \min(w, 1)) \times P_{curr} + \min(w, 1) \times P_{factor}$ ，然后若 $w > 1$ 再加上额外项 $(w - 1) \times P_{factor} \times 0.5$ ⑤ ⑥。最后对组合结果重新归一化 ⑦。

这种**线性插值**的组合方式使各因子影响按权重比例融合，而非像贝叶斯更新那样相乘。其优点是避免某一因子将某状态概率直接乘成0，从而彻底压扁无法恢复。但缺点是可能出现“**拉不回来**”问题：即某强负向因子将某状态概率降到极低（接近0），但随后加入的正向因子又把该状态概率拉升到一个显著值。这可能违背直觉——一旦某因素几乎排除了处于“Peak”（巅峰状态）的可能性，后续正向因素不应让巅峰概率恢复过高。

示例：假设前一天饮酒（负向因素）且正值女性排卵期（正向因素）。饮酒的CPT定义对“Peak”状态给出0.0的概率 ⑧（表示饮酒后次日几乎不可能是巅峰），模型对饮酒因子的权重设为1.5 ⑨，意味着饮酒影响被**强化**应用。应用饮酒因子后，“Peak”状态概率会被插值压至接近0（代码中会下限为1e-9以避免绝对0 ⑩）并归一化，此时“Peak”基本被淘汰。然而接下来应用月经周期因子（假设处于“卵泡晚期/排卵期”，该阶段CPT对“Peak”给出高达45%的概率 ⑪）且权重0.8，这一正向因子通过线性组合将之前几乎为零的“Peak”概率拉升了：约20%~30%的概率（根据我们推算）重新分配给了“Peak”状态。换言之，饮酒本应**极大降低**巅峰状态可能性，但由于随后正向因子的线性混合，“Peak”最终仍有可观概率 (~0.2)。这种现象说明线性插值让原本“压不回来”的概率又被“拉回来”了。

是否合理？从运动生理逻辑看，这可能不合理。饮酒被研究视为对恢复影响最大的单日负向因素，其对准备度评分的负面影响可达**-20%~-40%**，且可持续1-4天 ⑫ ⑬。而排卵期的正面作用虽显著，但不大可能完全抵消酗酒的负面效应。因此，一个几乎被酒精耗尽的“巅峰”状态不应因处于排卵期就恢复近三成概率。这表明**线性组合可能高估了正向因子在强负向因子存在时的拉升作用**。

相比之下，若采用**乘法组合（贝叶斯乘积）**机制，各因子影响将以似然相乘形式作用于状态概率。公式为 $\$P(\text{State} | \text{All Factors}) \propto P(\text{State}) \times \prod_i P(\text{Factor}_i | \text{State})$ ⑭。在乘法模型中，饮酒因子会将“Peak”概率乘上一个接近0的似然（例如0.001或更小），即使后续排卵期因子对“Peak”有较大似然（例如0.45），二者相乘仍然很低，从而保持“Peak”基本不可能。这与直觉一致：**一次重度饮酒几乎足以排除次日处于巅峰状态的可能，不会因为激素周期好就完全扭转**。乘法组合能确保此类强负向信号的影响不可被随意“抵消”，除非有更强的正向证据同时存在。

当然，乘法法也有**弊端**：如果某因子给某状态**完全零概率**，则一旦相乘该状态概率将归零，后续无论多少证据都无法恢复（真正的“拉不回来”）。为此，代码中实际已采取**下限截断**措施，例如CPT中用1e-6/1e-9替代0，以避免绝对零概率 ⑮ ⑯。例如 `is_sick` 证据CPT将 Peak 设为1e-9而非0 ⑰，就是为了防止数值上出现彻底的零。同理，在乘法组合中可以对每个因子的似然值设定一个最小值（如1e-6），以防止概率**完全传递**为0。这种微小的下限在数学上留下了一丝“恢复”可能，但数值上足够小，不会让模型错误地输出明显概率。

结论：目前模型采用的线性加权插值使得因子影响具有可逆性和顺序相关性（后应用的因子会重塑概率分布）。这虽然避免了乘法直接归零的极端情况，但可能导致不合理的概率反弹。针对“拉不回来”问题，需权衡这两种机制：如果希望强负向因素的影响不可随意抵消，应该倾向于乘法组合；但若担心乘法导致状态被过早绝对排除，则需确保不使用绝对零概率并保留微小概率质量。综合来看，更贝叶斯化的乘法更新更符合概率论原则和直觉（独立因素的共同作用通过似然相乘），并且避免组合顺序影响结果。而线性插值需要非常谨慎地调权重和顺序，否则就会出现上述矛盾情况。

新增因子的权重、CPT结构与逻辑一致性

新增日志因子列表：本次模型增加了若干日志因素及对应CPT，包括：

- **生病 (`is_sick`)：**表示运动员当日生病。作为证据，其发射CPT定义为若生病，则处于良好状态的概率极微 (Peak~ $1e-9$ ，良好~ $1e-6$)，疲劳和过度训练状态概率大增 (NFOR=0.80, OTS=0.90)¹⁵。这符合预期：若报告生病，极有可能模型判定为不适合训练（相当于进入严重疲劳/NFOR甚至OTS状态）。模型还把生病设为持续状态影响下一天的先验概率：代码对 `persistent_status.is_sick=True` 的情况，直接调用 `_shift_probability` 将当天的“Peak”和“Well-adapted”概率向“NFOR”和“OTS”转移40%^{16 17}。也就是说，如果昨天生病，今天的基础准备度会被削弱，大约40%的质量从良好状态被挪到不良状态。这一权重与研究吻合：生病对准备度评分的负向影响可能高达40%~70%¹⁸，应直接将运动员标记为“不适合训练”状态¹⁹。模型通过先验转移+当日证据双重机制体现这一点——昨天生病削弱基础概率，当天继续作为证据大幅降低后验概率，基本不会出现生病情况下输出较高准备度的漏洞。
- **受伤 (`is_injured`)：**表示运动员身体受伤。CPT定义与生病类似但略微缓和：Peak ~ $1e-9$, Well-adapted ~ $1e-6$ ，疲劳/过度状态概率也很高 (NFOR=0.70, OTS=0.60 等)²⁰。这意味着若报告受伤，模型倾向判定处于较差状态。不过这里存在**不一致**：模型没有像生病那样，在先验阶段处理昨日受伤的影响。代码中并未对 `persistent_status.is_injured` 执行概率转移或组合CPT，仅在获取当天证据时如果受伤则加入证据池^{21 22}。这可能是一个疏漏，因为严重受伤通常会影响次日（乃至更长时间）的准备度，理应和生病类似持续影响。当前实现下，只有在当天更新后验时受伤证据才起作用，意味着**如果昨天受伤但未标记今天仍受伤，先验可能未反映伤情**。逻辑上，应当在先验计算中考虑**持续伤病因素**。否则可能出现昨天重伤但今天早上不再填“受伤”日志时，模型先验还是按正常算，直到当日有其他证据才调整。这显然不合理。建议：为 `is_injured` 增加先验影响机制，类似 `is_sick` 的处理。可选方案：定义受伤的先验CPT或用 `_shift_probability` 将一部分概率从良好状态转移到NFOR/OTS（例如转移30%~50%，根据伤病严重程度）。这样可保证持续伤病在模型中得到持续反映。
- **突发压力事件 (`high_stress_event_today`)：**表示当天有重大心理压力事件。模型将其视为当日证据，在 `EMISSION_CPT` 中定义了True情况下的概率：Peak=0.05、Well=0.15，差状态概率提高 (NFOR=0.50 等)²³。权重在后验更新中设为0.6²⁴。这意味着高压力事件会中等程度地拉低准备度。这与文献中高心理压力对恢复的负面影响相符，其可能导致准备度下降约10%~25%²⁵。模型未专门处理其先验影响，因为“今日”压力属于即刻事件，不影响昨夜恢复过程。但值得注意的是，如果存在**连续多日高压**情况，模型目前只是一日一日独立处理，未实现累积惩罚。研究建议可以对连续高压天数设置累积惩罚²⁶。如果未来需要增强模型的应激累积效应，可考虑在日志中记录连续高压并逐日加重影响。不过就当前逻辑，权重0.6配合当日证据已经能显著降低后验中良好状态概率，基本合理。
- **冥想完成 (`meditation_done_today`)：**表示昨天进行了一次冥想/呼吸放松练习。模型将其作为当日积极证据，CPT中True时各状态概率相对偏好良好状态 (Peak=0.55, Well=0.50)，但差状态也并非完全不可能 (OTS=0.30)²⁷。这反映冥想有助于恢复，但影响有限。权重设为0.5²⁸，属于**小到中等**的正向调整。这样的设置符合研究结论：一次15分钟正念冥想可显著提高HRV，长期练习有利于副交感激活²⁹，对准备度有+5%~+15%的改善空间³⁰。权重0.5意味着冥想证据在后验更新中影响会被开方减弱一次（乘以开平方的似然），确保它不会与更强的客观指标相冲突。例如，在没有负面因素时，冥想可能将准备度评分提高一些分数；但若有严重疲劳/饮酒等负面因素存在，冥想的作用会被淡化（乘法更

新下0.5权重体现“微正”影响的叠加)。目前看来冥想因子的影响偏弱但合理,模型结果也印证这一点——冥想的存在一般不会将差状态拉回好状态,只是略微提升概率。因此如果实际应用中发现冥想的效果被低估(输出变化微乎其微),可考虑略提高权重至0.6-0.7,但需警惕不要夸大至与主要疲劳指标相媲美。【注意】冥想因子仅作为昨日日志对今日先验的影响吗?当前实现是:冥想记录存在于short_term_behaviors,但_apply_journal_prior_impacts并未处理它(代码只处理了酒精、咖啡因、晚屏幕、晚餐)^{31 32}。实际上,冥想被加入的是当天证据池(Journal证据)在后验中处理³³。因此冥想不影响先验,直接影响后验,这也合理:冥想属于当天早晨自我感觉/状态的一部分证据,不必影响昨夜恢复的先验估计。这一点在模型中是一致的。

- **月经周期** (`menstrual_phase`): 针对女性用户,根据其周期阶段调整准备度先验。模型在 `MENSTRUAL_PHASE_CPT` 中预定义了四个阶段的状态分布^{34 35}:例如“月经期/卵泡早期”Peak=15%、Well=40%,而“排卵期”Peak=45%、Well=45%(显著偏向高状态);黄体早期Peak降低至10%,黄体晚期Peak仅5%,NFOR升至40%(偏向低恢复状态)。这些分布数值直接来源于研究表格,反映各周期阶段对状态转移的统计影响。模型对月经因子赋予权重0.8⁹,在先验计算第3步应用(仅针对女性且有记录时)^{16 36}。权重0.8表示月经阶段会较强地影响当天基础准备度,但不是100%决定,还预留了20%给其他因素/个体差异。这一设置总体合理,因为生理周期确实显著影响HRV、疲劳等趋势,但毕竟每个人对激素波动反应不同,不应完全淹没训练和睡眠等因素的作用。需要指出的是,`MENSTRUAL_PHASE_CPT` 中黄体晚期阶段的概率和存在轻微不一致:各状态值相加得到1.13³⁵(而其他阶段和因子CPT多数和为1)。尽管组合算法会在每次使用时重新归一化⁷,但不规范的CPT表可能造成理解和调参困难。建议开发者校正该CPT:将各项按比例缩减使总和=1(例如Peak降低为0.044,Well为0.177等)。同样地,酒精、咖啡因等CPT的True分布有的未严格归一(酒精True和为1.05⁸、咖啡因True和为0.95³⁷),最好也统一规范为和=1或明确注释其相对值意义。归一化处理本身模型已做,但保证表结构严谨有助于权重含义清晰一致。

权重设置合理性:从以上分析可见,新因子的权重设置大体符合其生理影响强度:

- **强负向:** 酒精1.5(最高),疾病1.0,受伤0.8,高压0.6。这与它们对准备度的潜在负面影响排序一致(饮酒影响最大¹¹、疾病次之¹⁸、伤病和心理压力也显著但略低)。酒精权重大于1的做法虽然通过线性插值做了0.5倍增强^{38 39},略显经验性,但目的在于凸显其持续多日影响。在改用乘法机制后,可考虑将酒精权重调回1.0左右,直接通过更极端的CPT值体现其危害(如保持Peak≈0、OTS≈高),这样不会因为权重取值而引入过度/重复影响。同时,如果希望体现饮酒的多日累积效应,更健壮的方法可能是将“饮酒”标记在日志中持续若干天或设计一个递减影响,而非单日权重>1叠加一次就了事。
- **中等负向:** 晚咖啡因和睡前蓝光屏幕的权重分别为0.5和0.3⁴⁰。这两者的CPT分布本身就相对温和(Peak仍有10~15%,OTS为0,更多是轻度倾向疲劳)^{37 41}。权重<1意味着它们的影响被淡化,符合直觉:临睡前喝咖啡或看屏幕会扰乱睡眠,但其负面作用通常在10~30%范围^{42 43},属于次一级因素。经过0.5或0.3权重处理后,模型对这类因素的响应较小,不会喧宾夺主,这是合理的。
- **正向:** 冥想0.5、月经周期0.8、睡前进食0.5。冥想和睡前补充营养都属于小幅正向因素,研究表明它们对HRV或睡眠的提升在5~15%左右^{30 44}。权重0.5正好给了它们有限的话语权。月经周期0.8略高一些,因为生理周期对女性运动员的客观指标影响更明显(例如黄体期HRV下降显著)。但0.8仍低于1,表示模型没有完全按照月经CPT来,而是留了一部分给其它因素。这在实际中是明智的,因为女性个体差异较大,不能一概而论某阶段所有人一定恢复差或好。0.8权重的效果是部分插值:举例来说,如果昨天没有训练且没有其它负面行为,一个排卵期女性的先验分布将有约80%来自“排卵期”CPT(Peak≈45%,Well≈45%),20%保持中性。这会使得她当天的基础概率高度偏向良好状态,但不至于100%确定Peak或Well。同样在有负面因素时,这20%的缓冲也让负面因素不会被完全淹没。例如上文饮酒+排卵期的例子中,若改用乘法,排卵期因子(权重0.8)对饮酒造成的低概率无力回天,这反映实际情况;而线性0.8插值则给了排卵期影响过大的发挥空间。**这提示我们:**如果改用乘法,0.8的权重也许需要重新调整,比如提高到接近1以保持周期因素应有的份量,或者**保持0.8但确保饮酒等强因子通**

过自身CPT和权重足够压制Peak。 权重的具体取值应结合仿真结果微调，使模型输出与经验和数据一致。例如，可以验证在排卵期+无负面时模型是否经常输出Peak/Well状态（应是的），在排卵期+严重负面时输出仍以疲劳状态为主（应确保如此）。

其它逻辑检查：

- **因子顺序依赖：**目前 `_apply_journal_prior_impacts` 中的应用顺序是：先短期行为（酒精→咖啡因→屏幕→进食），再持续状态（生病→月经）^{31 45}。线性组合下，这个顺序会影响结果。例如现在**正向因子（月经）放在最后**，会部分抵消前面的负面调整。如果顺序相反（先应用月经正向，再应用酒精负向），最后得到的分布将更偏向负面。哪种顺序正确取决于模型设计意图：如果认为月经阶段提供的是**基底调节**（先天状态），而生活方式是**额外叠加**的扰动，那么先应用周期再叠加不良行为或有益行为，或许更符合因果顺序。这将导致负面因子**总是能拖低**状态，无论周期多好。例如，先套用排卵期CPT得到高峰倾向，然后酒精再把Peak砸下去，最终Peak很低。这可能更贴近实际：再旺盛的内分泌环境，也会被酗酒拖垮。不过，开发者最初将月经因子置于最后，可能是希望在**无重大负面时**凸显女性周期优势，同时在代码实现上简单先处理短期行为再处理持续状态。这种顺序没有对错，但的确**引入了顺序不交换的问题**。如前所述，采用乘法可以避免顺序不变性的问题——同时相乘各因子似然，理论上不受次序影响。此外，如果暂不改变线性方案，建议至少确保顺序的选择有清晰依据：比如可以考虑调整为“先应用固有因素（昨日状态→训练负荷→月经周期），再应用行为因素（酒精等）”，以增强模型物理意义的一致性。
- **双重计数与独立性：**一些日志因子在先验和后验都出现，例如生病。如果用户连续两天生病，模型先在先验转移时已经降低了一次概率，后验更新时又根据当天 `is_sick` 证据乘以似然，再次大幅降低。这种“双重作用”是否会过犹不及？实际上，由于先验转移只转移了40%概率，并未彻底排除Peak/Well，而后验证据的似然极低（Peak~1e-9），两者叠加几乎将良好状态概率压至**极低**，输出基本为NFOR/OTS状态。这与我们对持续疾病的预期一致（持续生病应极大概率处于不良状态）。因此**不存在明显矛盾**。但若想更精确，可考虑区分**新发病**和**已发病**两种情况：第一次报告生病时，给予全额权重；次日仍生病时，先验已部分反映，再次作为证据时或许可减小一点权重，避免完全重复。但这种精细区分增加复杂度，目前模型尚无此机制。鉴于生病/受伤等在现实中通常本就意味着接下来几天不会有高准备度，模型宁可**宁杀勿放**，输出再差也符合安全原则，因此双重计权问题不大。
- **状态语义的对应：**值得注意的是，模型用“NFOR”（非功能性过度恢复不良）或“OTS”（过度训练综合征）状态去承载生病、受伤等非训练因素导致的极差状态。这在语义上有些泛化，但可以接受，因为无论是训练过度还是生病受伤，最后体现在准备度上都是**非常低的可训练性**。研究建议当检测到疾病（尤其是颈部以下症状）时，应直接标记为“不适合训练”¹⁹——模型将其对映到OTS/NFOR状态，正是“不适合训练”的含义。因此虽然叫法不完全精准，但输出用途上一致。未来可考虑引入专门的“病假”状态，但就本模型的判别用途（给出当日是否适合训练），将生病或重伤映射为OTS/NFOR已经足够表达风险。

综上，新因子的CPT结构和权重总体上**逻辑合理**，符合研究数据的方向。不过仍有一些细节需要改进以保持模型行为的一致和严谨：

- **校正CPT数值：**如月经CPT的黄体晚期行，酒精/咖啡因CPT的和不为1等。这些应修正为规范概率分布或在代码中注释说明按相对值处理，并统一由组合函数归一化。
- **增加缺失因素处理：**如对持续 `is_injured` 的先验影响，应与 `is_sick` 类似处理。此外，如果模型关注女性经期的影响，也可考虑实现**经期对睡眠的间接影响**（如月经期睡眠质量差可通过Hooper指数或客观睡眠数据体现），目前模型主要通过周期直接调状态，没有细分这些链路，但论文中有提及月经期主观疲劳与睡眠变差现象⁴⁶。
- **核查权重一致性：**确认CAUSAL_FACTOR_WEIGHTS和EVIDENCE_WEIGHTS的设定没有冲突。例如，“late_caffeine”在先验用0.5，作为证据没有单独再出现；“nutrition”营养不良只在后验特殊逻辑中处理^{47 48}，与日志因子无关但也要确保不冲突。这些当前实现是清晰的。

改进建议：更合理的组合机制与参数调整

针对上述分析的问题与不一致之处，这里提出一些修复与优化建议：

1. 改用乘法概率组合机制（Bayesian Update）计算先验：为避免线性插值导致的概率反弹和顺序依赖，建议将多个因子的先验影响改为通过似然乘积来结合。具体做法是：保持 baseline 转移得到的昨天→今天基础分布 $P_{\text{base}}(\text{state})$ ，然后对于每个因子，提供其 $P(\text{因子}|\text{state})$ 或等价信息，按以下方式更新：

$$P_{\text{new}}(\text{state}) \propto P_{\text{current}}(\text{state}) \times [L_{\text{factor}}(\text{state})]^w,$$

其中 $L_{\text{factor}}(\text{state})$ 表示该因子在给定状态下的似然（可从现有的 $P(\text{state}|\text{factor})$ 表倒推或近似取值）， w 为因子权重。模型实际可以直接使用已定义的CPT作为似然近似：由于因子的CPT目前定义的是 $P(\text{state}|\text{factor})$ ，我们可将其视作与 $P(\text{factor}|\text{state})$ 成比例（假设各状态先验近似均等或已体现在基线转移中）。这种近似在没有严格先验数据支撑时是可行的，而乘法更新将自然地对各状态概率进行按因子独立贡献的加权调整⁴⁹ ⁵⁰。实现上，可修改或新增类似如下的函数：

```
def _combine_probabilities_multiplicative(current_probs: Dict[str,float], impact_cpt: Dict[str,float], weight: float) -> Dict[str,float]:
    new_probs = {}
    for state, curr_prob in current_probs.items():
        # 使用impact_cpt[state]作为似然，避免0取极小值
        likelihood = impact_cpt.get(state, 1e-6)
        # 将因子似然按权重指数放大或缩小
        new_probs[state] = curr_prob * (likelihood ** weight)
    # 归一化
    total = sum(new_probs.values())
    return {s: (p/total if total>0 else 0) for s,p in new_probs.items()}
```

然后在计算今日先验时，对每个因子依次调用该乘法组合函数。例如：

```
# 训练负荷因子（示例）
if training_load in TRAINING_LOAD_CPT:
    adjusted_probs = _combine_probabilities_multiplicative(adjusted_probs,
    TRAINING_LOAD_CPT[training_load], CAUSAL_FACTOR_WEIGHTS['training_load'])
# 酒精因子
if short_term.get('alcohol_consumed'):
    adjusted_probs = _combine_probabilities_multiplicative(adjusted_probs,
    ALCOHOL_CONSUMPTION_CPT[True], CAUSAL_FACTOR_WEIGHTS['alcohol'])
# …后续依次处理其他因子
```

这样所有因子均通过乘法累积整合到先验分布中。需要注意的是，乘法顺序原则上无关紧要，但从数值稳定性角度，建议先处理影响较小的，再处理影响巨大的，以免早期某因子把分布压得过于尖锐导致后续浮点下溢。在每次 `_combine_probabilities_multiplicative` 后我们也可以立即归一化，以防概率过小或过大。此外，要确保每个因子CPT不出现绝对0，或者在计算likelihood时用 `max(value, 1e-6)` 裁剪。模型中已有类似做法，例如后验计算时默认最小似然0.001⁴⁹。可以把因子CPT中的0值替换为1e-6量级的小值（如将 `ALCOHOL_CONSUMPTION_CPT` 的Peak/OTS从0改为1e-6），以兼容乘法更新，不致出现某状态概率彻底为0的情况。

预期效果：乘法组合将显著改善逻辑一致性：强负面因子会通过乘积大幅压低对应状态概率，且无法被后来的正面因子线性稀释。例如，再看饮酒+排卵期的情景：乘法下饮酒因子使“Peak”乘以~0（极小值），排卵期因子使“Peak”再乘以0.45，结果仍近乎0，最终“Peak”几乎不存在——符合直觉和研究期望（饮酒当日无峰值状态）¹¹。而对于不存在强负面的情况，正向因子乘法也能提升对应状态概率，只是效果相对加权平均更温和持续。例如，仅有冥想一个正向因子时，乘法更新相当于对各状态概率乘以一个在1左右的小幅系数（Peak乘\$0.55^{[0.5]}\approx0.74\$略降，差状态乘\$0.30^{[0.5]}\approx0.55\$大降），相对提高了Peak状态的占比。归一化后Peak概率会上升一些，但幅度不会夸张失真。这其实和线性插值0.5权重的结果差异不大，但乘法有更坚实的概率含义支撑。更重要的是，乘法方案消除了组合顺序的问题：不论先处理月经周期还是先处理酒精，结果等价于把两者likelihood同时作用于各状态，模型行为更稳定可解释。

2. 调整权重与CPT以匹配乘法方案：引入乘法后，可能需要微调部分因子的权重和CPT值以得到理想输出。因为过去线性插值下，权重>1是为了更靠近因子CPT分布；而乘法下，权重>1会指数放大因子影响。建议：

- **取消>1的权重增强机制：**如酒精原权重1.5，可以改为1.0，同时保留其CPT中Peak=0的极端值来体现严重性。或将权重降为接近1而稍高（如1.2）并确保CPT不为0。这需要通过测试看酒精单次影响是否足够。鉴于研究指出饮酒影响巨大且可持续多日¹¹，或可考虑**改为先验阶段多日衰减**：例如将饮酒记录转为一个3~4天的persistent_status标记，并每日乘法影响逐渐减弱。当前简单起见，单日乘法+较强CPT可能已足够模拟一般情况。
- **适度提高正向因子权重或差异：**因为乘法往往比线性插值保守（不会凭空把概率拉向中间），如果发现冥想、睡前进食这类正向行为在乘法更新后对结果几乎没有影响，可以考虑稍调高它们的权重（例如0.5提高到0.6-0.7）。但仍应确保它们不凌驾于核心疲劳和睡眠指标。例如冥想权重绝不应高于主观疲劳的0.75或HRV的1.0⁵¹。**女性月经周期因子**若仍用0.8权重乘法，可能比以前线性0.8对分布改变更弱一些（因为乘法下baseline分布也参与约束）。可以评估需不需要提高到1.0。比如黄体晚期一个完全健康无负面女性，乘法下Peak=0.05似然会让良好状态概率降到很低（近似等于乘0.05再归一化），是否太低？如果觉得过低，可把权重调高使其影响更接近100%。但也可通过**直接调整CPT值**实现同样效果：比如将黄体晚期CPT的Peak从5%提高到10%、NFOR从40%降至30%，让分布稍微没那么极端，然后仍以0.8权重乘法应用。总之，**权重和CPT需要配合重新标定**，使乘法组合后的分布与预期相符。建议根据已有数据或专家经验，对比几个典型场景下旧方案与新方案输出的准备度分布，调整参数直到新方案在重要场景上给出更合理的结果。
- **保留极小概率避免绝对零：**在采用乘法时，依然需要避免某状态概率被乘成绝对0，否则归一化会出问题甚至丢失状态。模型已经大量使用了1e-6、1e-9作为下限^{14 15}。确保这些下限在乘法阶段也生效即可。例如在_combine_probabilities_multiplicative中对获取的likelihood用max(x, 1e-6)包装。CPT表中原来为0的地方可以直接填1e-6表示“几乎不可能”。这样处理后，即使出现极端组合，最终各状态仍有极微小概率，模型不会崩溃。同时，这些极小概率通常对**最终结果贡献可以忽略**，不会真正在输出中出现“本应0却非零”的情况。因此既保证了数值稳定，也维持了逻辑严格（真正不可能的事件概率接近0）。

3. 增强日志因子权重的一致性和逻辑：针对is_injured缺少先验影响的问题，建议如下修改：

```
# 在_apply_journal_prior_impacts中，紧接“生病持续影响”之后增加：
if persistent.get('is_injured'):
    print(" 应用持续受伤状态的先验影响")
    # 定义受伤对次日的影响，可类似地移动概率从良好向疲劳/不良
    adjusted_probs = self._shift_probability(adjusted_probs, ['Peak', 'Well-adapted'],
                                              ['FOR', 'NFOR'], 0.3)
```

这里我假设受伤略小于生病影响，转移30%概率从Peak/Well到FOR/NFOR（或者视情况也可以包括OTS，看伤情严重程度调节）。使用`_shift_probability`可以简化实现，该函数会按给定比例搬运概率^{52 53}。同时别忘了在`JournalManager.get_today_journal_evidence`中，受伤会作为当天证据`is_injured=True`加入^{21 22}，后验时仍会乘一次似然，因此持续伤病将和生病一样双重打击，确保万无一失。

另外，**高压力事件**如需要考虑连续性，可以在`JournalManager`中跟踪连续天数，但这是额外优化点，不是当前主要问题，暂可不动。**饮酒等持续影响**可考虑不在`auto_clear`时立即清除，而是引入例如`persistent_status['alcohol_days']=n`来表示尚在影响的天数，每天自动递减，直到第四天才真正清除。这种机制可模拟研究所述“影响可持续1-4天”¹²。但若嫌复杂，也可以接受目前简化为一次性的大权重冲击。

4. 验证和调整最终输出：完成上述修改后，需要通过测试几组场景验证模型是否达到了“合理影响准备度概率，避免非零输出或影响微弱”的目标。例如：

- **场景A：单一强负面**（如昨晚大量饮酒）。期望结果：准备度后验基本判定为疲劳/NFOR，良好状态概率趋近于0。新模型应做到这点，比旧模型更彻底。确认Peak/Well概率是否接近0（乘法下应是极小值）。如果仍有较明显非零，占比如20%，则表示我们权重或CPT不够极端，需要继续调低Peak似然或提高酒精权重直到Peak真的趋零。
- **场景B：强负面+弱正面**（饮酒 + 冥想）。期望：负面主导，正面影响轻微。新模型应输出与场景A几乎相近的低准备度（冥想仅稍稍减少损失）。旧模型线性组合可能会给Peak留下一些缝隙，新模型应无。检查结果，确保冥想没有把Peak拉出零谷底，比如Peak从0.005变0.006这样属于正常波动，但绝不能出现0.1这类明显回升。若有，则需要再降低冥想权重或影响。
- **场景C：无负面+中等正面**（训练低 + 排卵期）。期望：输出以Peak/Well为主，高准备度。旧模型已经能做到这一点，新模型乘法后也应类似。验证Peak合并后有没有达到~40%以上概率，且准备度评分很高。如果发现乘法0.8权重导致Peak概率不足，例如只有30%，则考虑将月经权重调至1.0或调整CPT提升Peak值，直到与预期相符（研究指出排卵期是“黄金窗口”，Peak+Well应该占主要部分^{54 10}）。
- **场景D：多个中等负面叠加**（如中等训练疲劳+睡前咖啡因+睡眠不佳）。期望：各因素共同作用下，准备度明显降低但不一定达到NFOR/OTS，可能处于FOR或Acute Fatigue区域。新模型乘法会把各因素likelihood相乘，这通常比线性更狠一些（因为每个因素都在不同状态下削一刀）。需检查输出是否过于悲观。例如主观疲劳高、睡前喝咖啡，两者叠加后Peak概率或许几乎为0，Well也很低，大部分概率跑到FOR/Acute Fatigue。如果觉得太低，可以稍微降低某些因素权重，确保模型不过度惩罚正常范围的行为叠加。最终使模型对极端不良情况敏感，对一般轻度不良叠加保持合理的中间状态判断。

通过上述测试调优，模型应能更精确地响应日志和月经因子：

- **强负面**确保“一票否决”或接近否决效果，杜绝出现明显非零的乐观输出；
- **正向因子**确保有锦上添花效果，但不能在有严重负面时“力挽狂澜”改变结论；
- **无重大日志因素**时，模型主要依据训练负荷和睡眠等传统因子运作，不受这些新增因素权重干扰；
- **多因素**时，模型输出各项概率更加符合我们对生理逻辑的预期叠加，而非依赖次序权衡。

综上所述，采用贝叶斯乘法更新机制并调整参数后，动态准备度模型将更严谨地整合日志因子和女性月经周期因素的影响。这样既避免了当前线性方案可能出现的反直觉“非零输出”问题，又保证了这些日志因子对准备度的作用不至于被忽略或弱化，从而实现模型输出与实际运动员状态更一致。

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 13 14 15 16 17 20 21 22 23 24 27 28 31 32 33 34 35 36 37

38 39 40 41 45 51 52 53 dynamic_model.py

file:///file-JcANJBF2jxFy17NAtMFCNg

11 12 18 19 25 26 29 30 42 43 44 46 54 运动员准备度模型优化研究.pdf

file:///file-QwsU6t2ypGZNbTc93xRyMY

47 48 49 50 CPT_test.py

file:///file-Hs55QZqYUYgauMhGxA2yvZ