

概率减压模型中的风险函数优化和验证方法

郭航源^{1,2}, 王晔炜², 朱包良², 徐伟刚^{1,2}

¹上海理工大学健康科学与工程学院, 上海

²海军军医大学海军特色医学中心潜水与高气压医学研究室, 上海

收稿日期: 2025年9月22日; 录用日期: 2025年9月29日; 发布日期: 2026年3月27日

摘要

背景: 概率减压模型可量化评估潜水后发生减压病的概率。风险函数是概率减压模型的核心组成部分, 其数学形式显著影响模型预测质量。方法: 文章设计构建了多种不同形式的风险函数, 随后选取猪的饱和潜水实验数据作为验证样本, 采用指数-指数动力学模型计算组织张力, 结合平行理论组织模型模拟不同组织的风险积累差异; 采用生存分析方法, 通过对瞬时风险函数积分量化整个潜水过程的风险, 进而计算发生减压病的概率; 通过构建对数似然函数, 最大化对数似然值以优化参数。利用AICc校验权衡模型的复杂度和拟合数据的优良性最终筛选出该实验场景下表现最优的几类风险函数。结果: 引入非线性指数项与生理阈值项的风险函数在区分能力与校准性方面均表现出较为理想的效果。结论: 本研究采用的风险函数优化与验证方法表现优异, 具备拓展应用于构建其他潜水减压概率模型的潜力。

关键词

减压病, 概率模型, 风险函数, 最大似然法

Optimization and Validation Methods for Risk Functions in Probabilistic Decompression Models

Hangyuan Guo^{1,2}, Yewei Wang², Baoliang Zhu², Weigang Xu^{1,2}

¹School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²Laboratory of Diving and Hyperbaric Medicine, Naval Medical Center, Naval Medical University, Shanghai

Received: September 22, 2025; accepted: September 29, 2025; published: March 27, 2026

Abstract

Background: Probabilistic decompression models enable quantitative assessment of the probability of decompression sickness (DCS) following diving exposure. As the core component of a probabilistic

decompression model, the mathematical formulation of the risk function exerts a significant impact on the model's predictive performance. **Methods:** In this paper, multiple risk functions with distinct mathematical forms were designed and constructed. Experimental data from porcine saturation diving trials were selected as the validation dataset. Tissue tension was calculated using an exponential-exponential kinetic model, and a parallel theoretical tissue model was adopted to simulate the heterogeneity of risk accumulation across different tissues. Based on survival analysis principles, the total risk over the entire diving profile was quantified via integration of the instantaneous hazard function, from which the probability of DCS occurrence was derived. A log-likelihood function was established, and parameter optimization was performed by maximizing the log-likelihood value. The corrected Akaike Information Criterion (AICc) was applied to balance model complexity and goodness-of-fit, to ultimately screen out the risk functions with optimal performance under this experimental scenario. **Results:** The risk function incorporating a nonlinear exponential term and a physiological threshold term achieved favorable and robust performance in both discrimination and calibration. **Conclusion:** The optimization and validation methodology for risk functions adopted in this paper exhibits excellent performance and holds broad potential for extended application in the development of other probabilistic diving decompression models.

Keywords

Decompression Sickness, Probability Model, Risk Function, Maximum Likelihood Method

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着潜水探索、水下工程建设等高压环境作业活动的逐步增多,减压病(Decompression Sickness, DCS)因可能引发关节疼痛、神经损伤乃至危及生命而日益受到重视,自20世纪初以来,减压模型已成为预防DCS的核心工具[1][2]。早期模型为确定性模型,假设减压病的发生取决于是否超过固定阈值,20世纪80年代,Weathersby等引入生存分析方法,将DCS视为随机概率事件,构建了概率模型来量化潜水后DCS发生的概率[3]。

风险函数将整个减压过程中的瞬时风险进行积分,模拟了潜水活动中风险的动态累积过程,其数学形式对概率模型有决定性影响。概率模型通过风险函数将组织气体张力与患病概率联系起来,计算暴露过程中的累积风险。最简单的风险函数定义是组织气体张力与环境压强的过饱和压差,假设过饱和程度直接决定风险[3]。该形式虽直观,但无法解释不同潜水深度下风险分布的差异。后续提出将风险定义为过饱和压差与环境压的比值,使其与环境压力直接关联。实验表明其在多个数据集上具有更好的预测性能,因此成为后续研究的主流选择。

尽管概率减压模型可作为评估潜水后减压病发生风险的工具,但其关键组成部分风险函数仍存在一定局限性:其一,这类基础风险函数假定一旦产生过饱和,风险就开始累计增加,未考虑机体缓冲效应对短暂过饱和状态的耐受性,可能导致低风险暴露对发病概率的高估;其二,线性的基础函数没有捕捉到气泡快速生长、融合所带来的风险非线性加速特征;其三,单纯的过饱和和压差在不同深度下的风险贡献未能体现差异,这与高压环境下气泡生成受抑制的生理事实不符。上述局限性制约了概率模型在不同潜水场景下的预测精度与泛化能力,亟需对风险函数的数学形式进行系统性重构与优化。因此,本研究基于减压病风险累积规律,构建了多种风险函数,以猪饱和潜水为研究场景,建立参数优化与性能评估体系,对各类风险函数进行系统

比较与筛选。最终确定预测精度更高的风险函数。研究过程中形成的风险函数优化、参数拟合与性能评估方法不局限于猪饱和潜水这一场景，可为后续其他物种及复杂场景概率减压模型的开发提供参考。

2. 数据来源及方法

2.1. 数据来源

实验数据来源于猪的空气饱和潜水，共包含 179 次实验，共发生 91 次减压病，每个计划都遵循相同的格式记录[4]-[6]。猪体重范围为 17.0 kg~79.3 kg，压力范围为 1.9 ATA~5.6 ATA，底部停留时间为 1440 分钟。实验遵循快速下潜→长时间底部停留→快速上升→症状观察。数据记录已完整给出整个潜水方案。

采用猪饱和潜水的原因是其大幅降低了模型拟合的计算成本与收敛难度，因饱和潜水需长时间暴露于稳定高压环境，此时猪体内各组织的惰性气体张力已接近最大值，仅需一类理论组织即可有效描述气体过饱和状态，无需通过多理论组织模型区分快、慢代谢组织的差异。

2.2. 方法

整体流程框架如图 1 所示：

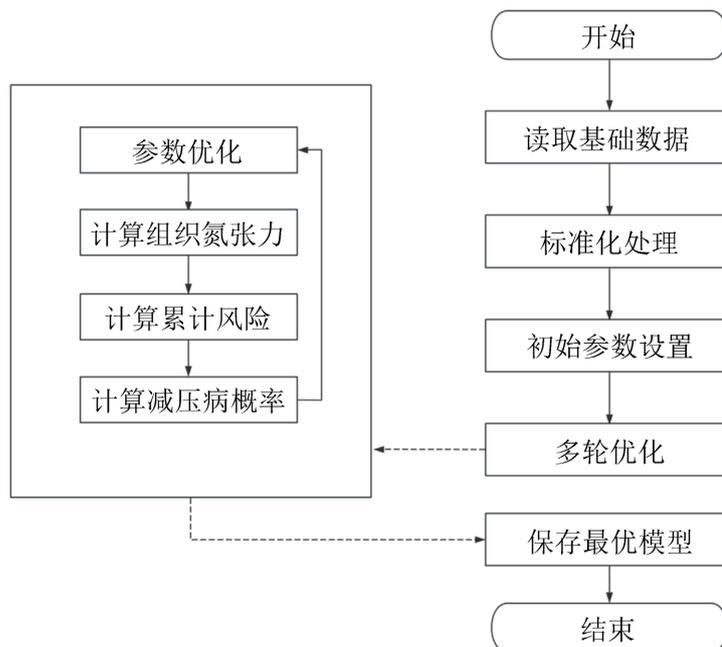


Figure 1. Overall process framework

图 1. 整体流程框架

1) 读取基础数据：批量读取记录了每个实验的时间 - 深度序列(如[(0, 0), (10, 20), (30, 0)]表示 0 分钟在 0 米，10 分钟下潜至 20 米，30 分钟返回水面)。记录每个实验的 DCS 发生与否(0/1)及体重等信息。

2) 数据标准化处理：假定匀速加压减压，使用线性插值，生成间隔为 0.1 分钟的时间 - 深度数据，方便后续通过解析解计算每个时间步长的组织氮分压。

3) 初始参数设置：生成 100 组随机参数值。计算各组对数似然值，筛选前 10 组高似然参数值，作为参数估计的初始点。

4) 多轮优化：从 10 组参数估计的初始点出发，进行计算：

- ① 组织氮张力：通过解析解计算各组织每间隔 0.1 分钟步长的组织氮张力。
- ② 累积风险 R ：按指定风险函数计算出瞬时风险，再用梯形积分法计算整个潜水过程的累积风险 R ，将各组织的累计风险进行累加就能计算出整个潜水过程中的总风险。
- ③ DCS 概率：代入生存分析模型计算得出每个实验的患病率。
- 5) 参数优化：采用 Nelder-Mead 法，以“最小化负对数似然函数”为目标优化参数。快速定位局部最优，模拟退火(SA)从局部最优出发，跳出局部陷阱。
- 6) 模型保存：筛选出对数似然值最大的模型，使用已拟合的最优参数，计算每个潜水计划的 DCS 概率，将概率模型最优参数、预测 DCS 结果保存。

2.2.1. 指数 - 指数(EE)动力学模型

EE 模型通过使用指数函数来描述每个平行理论组织中惰性气体的摄取和排出。

每个组织的惰性气体张力可用微分方程表示[1]：

$$\frac{dp_{Ti}}{dt} = k_i \times (p_{TA} - P_{Ti})$$

其中 k_i 为第 i 类组织的半饱和时间的倒数， p_{TA} 为环境中惰性气体的分压， P_{Ti} 为第 i 类组织的惰性气体张力[1]。

假设在时间段 $[t_{prev}, t]$ 内，匀速下潜或上浮，那么环境氮分压 $p_{TA}(t)$ 随时间线性变化：

$$p_{TA}(t) = p_{TA}(t_{prev}) + m(t - t_{prev})$$

其中 m 是氮分压变化斜率：

$$m = \frac{p_{TA}(t) - p_{TA}(t_{prev})}{t - t_{prev}}$$

$$\frac{dp_{Ti}}{dt} = k_i \times (p_{TA} - P_{Ti}) = k_i \times (p_{TA}(t_{prev}) + m(t - t_{prev}) - P_{Ti})$$

令 $u = t - t_{prev} = \Delta t$ ，那么

$$p_{TA}(t) = p_{TA}(t_{prev}) + m(t - t_{prev})$$

$$p_{TA}(t) = p_{TA}(t_{prev}) + mu \quad u \in [0, \Delta t]$$

微分方程变为：

$$\frac{dp_{Ti}}{du} = k_i \times (p_{TA} - P_{Ti})$$

$$\frac{dp_{Ti}}{du} = k_i \times (p_{TA}(t_{prev}) + mu - P_{Ti})$$

整理为标准形式：

$$\frac{dp_{Ti}}{du} + k_i P_{Ti} = k_i (p_{TA}(t_{prev}) + mu)$$

是一个一阶线性非齐次微分方程，其形式为：

$$\frac{dp_{Ti}}{du} + k_i P_{Ti} = f(u), \quad f(u) = k_i (p_{TA}(t_{prev}) + mu)$$

分别求解出齐次解和非齐次解可求出通解，解得：

$$p_{Ti}(u) = p_{TA}(t - prev) + mu - \frac{m}{k_i} + \left(p_{Ti}(t - prev) - p_{TA}(t - prev) + \frac{m}{k_i} \right) * e^{-k * u}$$

当环境压力恒定即当处于某一深度不动时， $m = 0$ 方程可简化为：

$$p_{Ti}(t) = p_{TA}(t - prev) - (p_{TA}(t - prev) - p_T(t - prev)) * e^{-k * \Delta t}$$

基于上式即可计算出任意时刻的张力，进一步得到对应的风险函数值，为确保进行高精度的数值积分，所有模型均使用 0.1 分钟的积分步长。

2.2.2. 风险函数

目前使用较为广泛的风险函数为过饱和比：

$$R_i = \frac{p_{Ti} - p_{amb} + p_{FVG}}{p_{amb}}$$

风险函数 R_i 定义为第 i 个组织在时间 t 时的瞬时风险，其中 p_{Ti} 是第 i 个组织在时间 t 时的惰性气体组织张力， p_{amb} 是在时间 t 时的环境压力，而 p_{FVG} 是血液中溶解的二氧化碳和水蒸气的气体张力，是一个定值，为 0.1917 Atm。在计算上，风险函数会进行正向截断处理，即：

$$R_i = MAX \left(\frac{p_{Ti} - p_{amb} + p_{FVG}}{p_{amb}}, 0 \right)$$

已知风险函数的形式对模型的风险累积特性有重要影响，因此 Weathersby 等人探讨了几种风险函数形式，并发现除以当前环境压通常可以改善模型性能。许多后续的概率模型使用了与上式类似的函数形式来描述瞬时 DCS 风险[7]。

风险函数的设计与减压病发病机制相关。最基本的过饱和压差函数认为组织气体张力与环境压强的差值决定了气泡形成的驱动力，但未能解释机体对轻度过饱和的耐受。为此，发展出了阈值模型，引入生理缓冲效应，使风险仅在超过阈值后累积。另一方面，为解决“不同环境压力下风险基准不一致”的问题，基于所处环境压强进行归一化处理，发展出了过饱和比模型。为研究风险是否随过饱和程度呈非线性增加，提出了带指数项的扩展模型，使风险累积能体现“过饱和程度越高，风险加速上升”的特性，因此，在风险函数的构建中，以差值、比值模型为基础，分别与阈值项、指数项进行多维度的组合。综上所述，形成了差值、阈值、比值、指数及复合类型的 10 种风险函数。

Table 1. Risk function formula
表 1. 风险函数公式

| 风险函数 | |
|------------------------------------|---|
| $p_{Ti} - p_{amb} + p_{FVG}$ | $\frac{p_{Ti} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}}{p_{amb}}$ |
| $p_{Ti} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}$ | $\left(\frac{p_{Ti} - p_{amb} + p_{FVG}}{p_{amb}} \right)^n$ |
| $(p_{Ti} - p_{amb} + p_{FVG})^n$ | $\left(\frac{p_{Ti} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}}{p_{amb}} \right)^n$ |

续表

| | |
|--|--|
| $(p_{ni} - p_{amb} - Thr + p_{FVG})^n$ | $\frac{(p_{ni} - p_{amb} + p_{FVG})^n}{p_{amb}}$ |
| $\frac{p_{ni} - p_{amb} + p_{FVG}}{p_{amb}}$ | $\frac{(p_{ni} - p_{amb} - Thr + p_{FVG})^n}{p_{amb}}$ |
| i : 第 i 类组织 p_{FVG} : 二氧化碳和水蒸气产生的气体压力 | p_{amb} : 环境压力 Thr : 阈值仅最后一类组织含有 n : 指数项 |

如表 1 所示, 这 10 种风险函数的核心差别在于:

- 1) 有无阈值 Thr , 超过阈值才开始累计风险。
- 2) 是否存在指数项, 使风险累计不再是线性关系。
- 3) 是否与环境压有关, 除以当前环境压进行放缩。

2.2.3. 生存分析

基于生存分析, 通过对瞬时风险函数进行积分量化整个潜水过程的风险。

生存分析的一般形式为:

$$R = \sum g_i R_i$$

$$q = e^{\begin{pmatrix} t \\ -\int R dt \\ 0 \end{pmatrix}}$$

其中 R_i 是瞬时风险函数, g_i 是一个增益项, 用于缩放和无量纲化第 i 个组织中的风险函数, R 是所有组织的瞬时风险总和, q 是未发生 DCS 的概率, t 是观察结束的最终时间, 在指定的时间间隔内对风险函数进行积分计算出该时间间隔的累积风险值。为确保进行高精度的数值积分, 所有模型均使用 0.1 分钟的积分步长。通过指数函数确定潜水后的生存概率, 该概率即为从开始潜水到观察时间 t 时未发生减压病的概率:

$$p = 1 - q$$

$$p = 1 - e^{\begin{pmatrix} t \\ -\int R dt \\ 0 \end{pmatrix}}$$

上式 p 为从开始潜水到观察时间 t 结束时发生减压病的概率。

2.2.4. 最大似然法

最大似然法的核心特征是通过调整模型参数来实现模型与实验数据的最佳拟合[3]。

假设已获取一组潜水员的压力暴露详细记录及减压后的结果, 以个体潜水后是否出现症状为判断标准, 那么单次潜水要么发生减压病, 要么不发生, 两种情况的概率之和为 1, 即: $P(\text{无 DCS}) = 1.0 - P(\text{DCS})$ 。

用变量 X_i 表示第 i 次潜水的结果: 出现减压病时 $X_i = 1$, 未出现时 $X_i = 0$ 。第 i 次潜水的实际结果概率为:

$$P(\text{obs} \cdot i) = P(\text{DCS}, \text{dive}i)^{X_i} \cdot P(\text{无DCS}, \text{dive}i)^{(1-X_i)}$$

若已知 n 次减压试验的全部结果，且各次试验结果相互独立，则试验结果的似然函数定义为各次观测概率的乘积： $L(\text{trial}) = P(\text{obs1}) \cdot P(\text{obs2}) \cdot P(\text{obs3}) \cdots P(\text{obsn})$ 。似然函数用于理论预测整体试验结果，由于 L 是多个小于 1 的数的乘积，其乘积通常很小，无法直观判断，实际计算中通常使用其自然对数 LL 。通过调整理论模型中的参数使 LL 最大化，可实现理论与试验结果的最佳拟合——拟合效果更好的模型对应更大的似然值，反之则更小。

3. 模型性能评估

3.1. 模型检验

为判断观测数据的分布是否与预期分布存在显著差异。通过比较观测频数与期望频数之间的差异来评估模型的拟合效果。如图 2 所示，所有风险函数的 Pearson 拟合优度检验的 p 值均大于 0.05，模型概率预测与实际发生率之间不存在显著偏差。

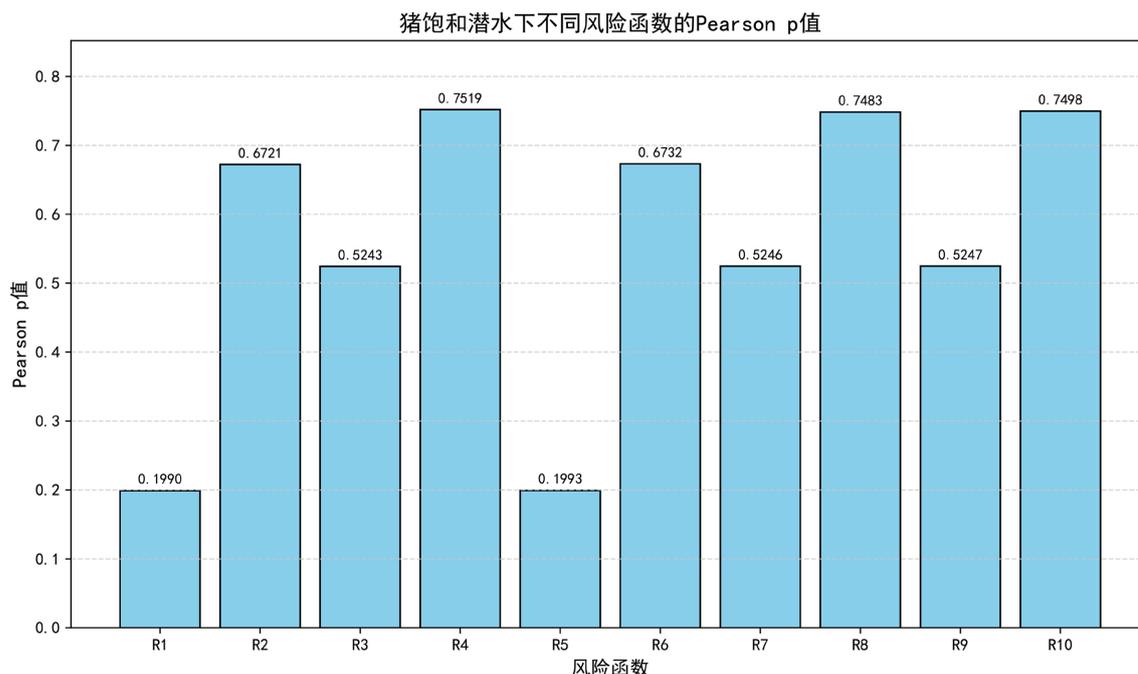


Figure 2. Pearson's p-values for different risk functions under saturated diving in pigs

图 2. 猪饱和潜水下不同风险函数的 Pearson p 值

3.2. 模型筛选

采用适合于小样本的修正的赤池信息准则 $AICc$ 对模型进行评估，结果如表 2 所示，最终筛选出兼顾了拟合精度与模型简洁性的模型[1] [2]。

$$AICc = 2k - 2\ln^L + \frac{2k(k-1)}{n-k-1}$$

其中：

k ：模型的参数个数。

\ln^L ：模型的最大对数似然值。

n ：样本量。

Table 2. Likelihood values, AICc values, and parameter values of different risk functions
表 2. 不同的风险函数、似然值、AICc 值、参数值

| 风险函数 | 对数似然值 | AICc 值 | 模型参数值 |
|---|---------|--------|--|
| $p_{ii} - p_{amb} + p_{FVG}$ | -108.27 | 220.60 | $t1$: 461.77 $g1$: 0.0076 |
| $p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}$ | -102.98 | 212.09 | $t1$: 698.16 $g1$: 0.0420 Thr : 0.8281 |
| $(p_{ii} - p_{amb} + p_{FVG})^n$ | -104.28 | 214.70 | $t1$: 407.11 $g1$: 0.0039 n : 5.6202 |
| $(p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG})^n$ | -102.18 | 212.59 | $t1$: 419.20 $g1$: 0.0427 Thr : 0.5504 n : 3.0246 |
| $\frac{p_{ii} - p_{amb} + p_{FVG}}{p_{amb}}$ | -108.27 | 220.61 | $t1$: 481.79 $g1$: 0.0077 |
| $\frac{p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}}{p_{amb}}$ | -102.97 | 212.08 | $t1$: 562.49 $g1$: 0.0412 Thr : 0.8666 |
| $\left(\frac{p_{ii} - p_{amb} + p_{FVG}}{p_{amb}}\right)^n$ | -104.27 | 214.68 | $t1$: 430.09 $g1$: 0.0040 n : 5.5975 |
| $\left(\frac{p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}}{p_{amb}}\right)^n$ | -102.19 | 212.60 | $t1$: 580.12 $g1$: 0.0474 Thr : 0.8345 n : 1.2101 |
| $\frac{(p_{ii} - p_{amb} + p_{FVG})^n}{p_{amb}}$ | -104.28 | 214.69 | $t1$: 429.65 $g1$: 0.0040 n : 5.5997 |
| $\frac{(p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG})^n}{p_{amb}}$ | -102.19 | 212.61 | $t1$: 566.80 $g1$: 0.0472 Thr : 0.8427 n : 1.1924 |

通过 AICc 权衡模型的复杂度与模型拟合数据的优良性筛选出与最小 AICc 值之差在 2 以内的风险函数作为候选最优模型集, 见表 3, 最优模型集的 ROC 曲线下面积(AUC)为 0.74。综上所述, 该模型不仅具备一定的区分能力, 而且在概率预测方面也表现出较好的校准性, 可作为一种合格且可初步具备应用价值的猪饱和潜水风险预测工具。风险函数的构建和筛选评估方法在猪饱和潜水的拟合上表现较好, 具备拓展应用到构建其他潜水减压概率模型的潜力。

Table 3. Accuracy, precision, recall, and F1 score of the optimal model set**表 3.** 最优模型集的准确率、精确率、召回率、F1 分数

| 风险函数 | 准确率 | 精确率 | 召回率 | F1 分数 |
|---|--------|--------|--------|--------|
| $\frac{(p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG})^n}{p_{amb}}$ | 0.7039 | 0.6508 | 0.9011 | 0.7558 |
| $\left(\frac{p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}}{p_{amb}}\right)^n$ | 0.7039 | 0.6508 | 0.9011 | 0.7558 |
| $(p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG})^n$ | 0.7039 | 0.6508 | 0.9011 | 0.7558 |
| $\frac{p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}}{p_{amb}}$ | 0.676 | 0.6542 | 0.7692 | 0.7071 |
| $p_{ii} - p_{amb} - Thr + p_{FVG}$ | 0.676 | 0.6542 | 0.7692 | 0.7071 |

需要指出的是,表 3 中几类风险函数的预测效果较为接近。这一方面是由于它们在数学形式上均引入了阈值或指数等非线性项,核心特征相似,从而导致拟合结果趋同;另一方面,受限于猪饱和潜水实验数据样本量有限,评价指标的分辨率不足以显著拉开模型间的差距。因此,多种模型表现接近也从侧面说明了风险函数构建方法的稳健性。未来在更大规模或不同条件的数据集上,有望进一步区分模型间的优劣。

4. 结论与展望

基于减压病病理机制,构建了差值、阈值、比值、指数及复合类型的 10 种风险函数。经过“数据处理、组织张力计算、风险积分、参数优化”流程,分别拟合出每种风险函数的最优参数,拟合结果经 Pearson 检验均无显著偏差($p > 0.05$)。最优模型集中引入非线性指数项与生理阈值项的风险函数在区分能力与校准性方面均表现出较为理想的结果:其准确率为 70.39%,精确率为 65.08%,召回率为 90.11%,AUC 值达 0.74。这一结果印证了引入非线性指数项与生理阈值可有效提升模型对风险累积的识别能力。

本研究为特定场景下的风险函数筛选提供了一套行之有效的量化流程,能够系统地比较不同风险函数在特定数据集上的表现。这一方法学框架不仅适用于饱和潜水场景,也为其他类型潜水的风险函数评估提供了参考。

但本研究仍存在以下几方面的局限性:首先,实验数据来源于猪的饱和潜水,猪与人类在生理结构、代谢率等方面存在显著差异,这些因素可能影响惰性气体的摄取与排出,从而限制本研究得出的最优风险函数直接外推至人类潜水的适用性[8][9]。其次,本研究聚焦于饱和潜水场景,其气体动力学过程与常规潜水有本质区别。饱和潜水涉及长时间高压暴露后组织的完全饱和,而常规潜水气体摄取与排出涉及更为复杂。因此,本研究筛选出的风险函数在常规潜水中的表现仍需进一步验证。未来可构建多物种多类型的潜水数据库,验证函数泛化能力及应用价值。目前采用单组织模型,未来可引入多平行理论组织模型结合灌注扩散模型模拟气体在不同组织间的转运过程,更贴近生理实际。

参考文献

- [1] 季春华,刘文武,鲜林峰,等.潜水减压模型发展简介[J].中国职业医学,2015,42(5):582-585.
- [2] Mitchell, S.J. (2024) Decompression Illness: A Comprehensive Overview. *Diving and Hyperbaric Medicine Journal*, **54**, 1-53. <https://doi.org/10.28920/dhm54.1.suppl.1-53>
- [3] Weathersby, P.K., Homer, L.D. and Flynn, E.T. (1984) On the Likelihood of Decompression Sickness. *Journal of Applied*

-
- Physiology*, **57**, 815-825. <https://doi.org/10.1152/jappl.1984.57.3.815>
- [4] Fahlman, A. (2017) Allometric Scaling of Decompression Sickness Risk in Terrestrial Mammals; Cardiac Output Explains Risk of Decompression Sickness. *Scientific Reports*, **7**, Article No. 40918. <https://doi.org/10.1038/srep40918>
- [5] Fahlman, A. and Dromsky, D.M. (2006) Dehydration Effects on the Risk of Severe Decompression Sickness in a Swine Model. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, **77**, 102-106.
- [6] Petersen, K., Soutiere, S.E., Tucker, K.E., Dainer, H.M. and Mahon, R.T. (2010) Oxygen Breathing Accelerates Decompression from Saturation at 40 msw in 70-kg Swine. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, **81**, 639-645. <https://doi.org/10.3357/ase.2681.2010>
- [7] Parker, E.C., Survanshi, S.S., Massell, P.B. and Weathersby, P.K. (1998) Probabilistic Models of the Role of Oxygen in Human Decompression Sickness. *Journal of Applied Physiology*, **84**, 1096-1102. <https://doi.org/10.1152/jap.1998.84.3.1096>
- [8] Honěk, J., Šrámek, M., Šefc, L., Januška, J., Fiedler, J., Horváth, M., *et al.* (2019) High-Grade Patent Foramen Ovale Is a Risk Factor of Unprovoked Decompression Sickness in Recreational Divers. *Journal of Cardiology*, **74**, 519-523. <https://doi.org/10.1016/j.jjcc.2019.04.014>
- [9] Fitriasari, E., Sri Dewi Untari, N.K. and Annisa Fitra, N. (2024) Risk Factors for Decompression Sickness. *Jurnal Multidisiplin Indonesia*, **3**, 3806-3818. <https://doi.org/10.58344/jmi.v3i2.1095>