CUỘC THI SÁNG TẠO TẾ BÀO GỐC 2026

LẦN THỨ 11 | CHỦ ĐỀ: TẾ BÀO GỐC & AI

MĐT: 309

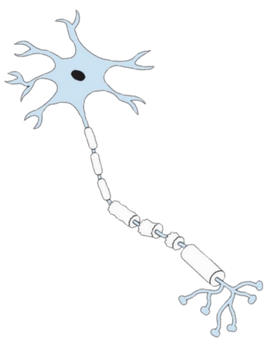
POWER GIRLS

ĐƠN VỊ TỔ CHỨC

ĐƠN VỊ TÀI TRỢ

ĐẶT VẤN ĐỀ

Xu hướng điều trị các nhóm bệnh thần kinh suy thái bằng ứng dụng công nghệ tế bào gốc - NSCs đang ngày càng phổ biến. Tuy nhiên, thử thách gặp phải khi tích hợp tế bào thần kinh vào não bộ. Việc thiếu điểm bám dính (hiện tượng Anoikis), miễn dịch cơ thể, và thiếu dưỡng chất dễ gây chết tế bào gốc trước khi kịp trưởng thành. Vì vậy, việc xây dựng giàn giáo sinh học - scaffold - để bảo vệ và tăng khả năng sống sót của NSCs khi cấy ghép vào não bộ là một nhu cầu cần thiết.



MỤC TIÊU

- Mục đích: Xây dựng mô hình Machine Learning để dự đoán ảnh hưởng của đặc tính scaffold đến khả năng sống của NSCs, từ đó đề xuất các thiết kế scaffold tiềm năng cho nghiên cứu tái tạo mô thần kinh.
- Mục tiêu cụ thể:

1. Thu thập và chuẩn hóa dữ liệu thực nghiệm mô tả mối liên hệ giữa các đặc tính scaffold và đáp ứng của NSCs.
2. Ứng dụng thuật toán tối ưu để đề xuất các bộ thông số thiết kế scaffold đáp ứng mục tiêu sinh học.

PHƯƠNG PHÁP

Bước 1: Sàng lọc và thu thập dữ liệu

01 Xác định mục tiêu

- Tăng tỉ lệ tế bào sống
- Tương thích cơ học và mô đích
- Giải phóng BDNF theo mục tiêu

02 Chọn thông số X

- Độ rỗng - Kích thước lỗ
- Mô đun tích trữ G'
- Nạp BDNF - Thời gian phân thuỷ

03 Thu thập dữ liệu

- Bài báo & Dữ liệu bổ sung
- Vật liệu tế bào kết quả
- Thời điểm - đo số lần lặp - nguồn

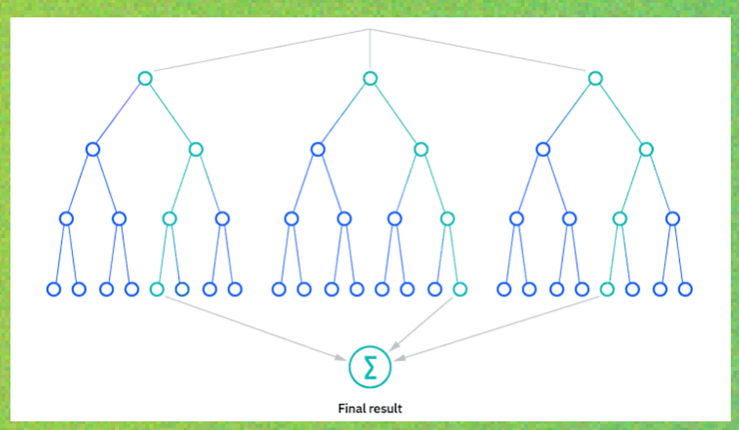
04 Chuẩn hoá & Kiểm tra

- Thống nhất đơn vị, điều kiện đo
- Đánh dấu thiếu & lưu sai số
- Đối chiếu nguồn và dữ liệu X-Y

ĐẦU RA: Dữ liệu đặc tính scaffold (X) + đáp ứng tế bào (Y) + bối cảnh + nguồn

Bước 2: Huấn luyện mô hình sử dụng thuật toán Random Forest Regression

Sử dụng kỹ thuật Bagging/Bootstrapping (N = 100-500 cây quyết định) để giải quyết quan hệ phi tuyến phức tạp dựa trên bộ dữ liệu ở Bước 1.



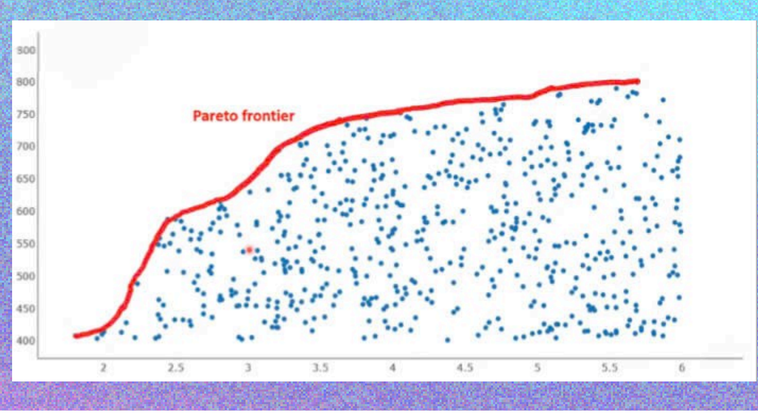
Dự đoán chính xác tỷ lệ NSCs sống sót chống hiện tượng Anoikis và trích xuất Feature Importance đánh giá mức độ đóng góp của từng thông số.

Bước 3: Tối ưu hóa đặc tính scaffold bằng NSGA-II và đường biên Pareto

Vòng lặp NSGA-II: Khởi tạo quần thể ngẫu nhiên -> Lai ghép, đột biến → Sắp xếp không gian trội và khoảng cách mật độ.

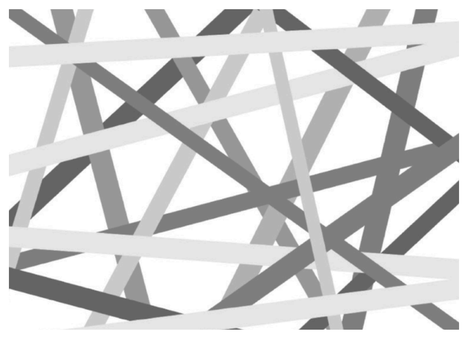
=> Đánh giá 3 hàm mục tiêu: f1 (Tối đa hóa % sống sót), f2 (Đồng bộ độ cứng G' với mô não: 0.1-2.0 kPa), f3 (Tối ưu nhả chậm BDNF đều đặn 14–28 ngày).

Đường biên Pareto cung cấp tập hợp các thông số thiết kế scaffold tối ưu nhất để đưa vào thực nghiệm kiểm chứng.



KẾT QUẢ DỰ KIẾN- ỨNG DỤNG

1. Bộ dữ liệu có nguồn gốc truy xuất được, liên kết đặc tính scaffold với kết quả sinh học tương ứng.
2. Mô hình phân tích được các đặc tính scaffold liên quan đến đáp ứng tế bào trong phạm vi dữ liệu khảo sát.
3. Mô hình tối ưu hóa được bộ thông số đặc trưng của scaffold ứng với các nhu cầu tế bào khác nhau.
4. Mô hình được đánh giá bằng các chỉ số sai số trên dữ liệu kiểm tra độc lập.
5. Lựa chọn những bộ thông số thiết kế cò tiềm năng, kèm kết quả dự đoán, ràng buộc áp dụng và mức độ không chắc chắn.



TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Roth, J. G., Huang, M. S., Navarro, R. S., Akram, J. T., LeSavage, B. L., & Heilshorn, S. C. (2023). Tunable hydrogel viscoelasticity modulates human neural maturation. Science Advances, 9(42), eadh8313. https://doi.org/10.1126/sciadv.adh8313

[2] Davaa, G., Hong, J. Y., Lee, J. H., Kim, M. S., Buitrago, J. O., Li, Y. M., Lee, H. H., Han, D. W., Leong, K. W., Hyun, J. K., & Kim, H. W. (2023). Delivery of induced neural stem cells through mechano-tuned silk–collagen hydrogels for the recovery of contused spinal cord in rats. Advanced Healthcare Materials, 12(7), e2201720. https://doi.org/10.1002/adhm.202201720

[3] Cooke, M. J., Vulic, K., & Shoichet, M. S. (2010). Design of biomaterials to enhance stem cell survival when transplanted into the damaged central nervous system. Soft Matter, 6(20), 4988–4999. https://doi.org/10.1039/c0sm00448k