



01 LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI



LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Bối cảnh và động lực



Cây Lúa Trong Nông Nghiệp

Lúa là mặt hàng xuất khẩu nông sản chủ lực.

→ Sản phẩm giúp giảm thiểu thiệt hại kinh tế và nâng cao hiệu quả sản xuất.



Phát Hiện Bệnh Thủ Công

Dựa vào kinh nghiệm của nông dân. Khó triển khai trên diện tích lớn.

→ Chưa đáp ứng được yêu cầu về tốc độ, độ chính xác.



Vai Trò của AI & Computer Vision

Học các đặc trưng của từng loại bệnh với độ chính xác cao.

Hỗ trợ phát hiện bệnh sớm.

→ Nhanh hơn, chính xác hơn và có khả năng áp dụng trên quy mô lớn.



LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Các thách thức trong thực tế



Biến Thiên Ánh Sáng

Hình ảnh thu thập ngoài đồng ruộng chịu ảnh hưởng mạnh bởi điều kiện thời tiết (nắng gắt, bóng râm), làm sai lệch màu sắc đặc trưng của vết bệnh.



Nhiều Hậu Cảnh

Sự xuất hiện của cỏ dại, đất, hoặc các lá cây đan xen nhau, đòi hỏi mô hình phải có khả năng bóc tách và tập trung đúng vào vùng lá bị bệnh.



Tương Đồng Đặc Trưng

Ở các giai đoạn lây nhiễm đầu, hình thái của bệnh Đạo ôn và Đốm nâu rất giống nhau (Intra-class variability), gây khó khăn cho việc phân loại chính xác.



SEAS 2026
TEAM 4

Phân Loại Bệnh Trên Lá Lúa

Ứng Dụng Deep Learning Trong Nông Nghiệp Thông Minh

Đồng Hới, thứ 6, ngày 31 tháng 07 năm 2026

GIỚI THIỆU THÀNH VIÊN & TEACHING ASSISTANT



Nguyễn Thục Khuê



Nguyễn Quốc Mạnh



Nguyễn Hải Đăng



Trần Gia Bảo



Tạ Phúc Lâm



Trần Hải Nam



Nguyễn Phú Vinh



Ngô Xuân Thuỷ



Nguyễn Thành Luân



Alexandro Garces



| NỘI DUNG TRÌNH BÀY

01

**LÝ DO CHỌN
ĐỀ TÀI**

02

**MỤC TIÊU
HƯỚNG TỚI**

03

**NỘI DUNG
CHÍNH**

04

**KẾT QUẢ &
HƯỚNG PHÁT
TRIỂN**

02 MỤC TIÊU HƯỚNG TỚI



MỤC TIÊU HƯỚNG TỚI

- ✓ Xây dựng quy trình xử lý dữ liệu ảnh lá lúa phục vụ huấn luyện
- ✓ Huấn luyện các mô hình phân loại đa lớp
- ✓ Đánh giá và so sánh kết quả giữa các mô hình để chọn ra mô hình tốt nhất
- ✓ Đề xuất khả năng ứng dụng vào hệ thống nông nghiệp thông minh

03 NỘI DUNG CHÍNH

1. Bài toán phân loại

Bài toán được xác định là **Image Classification**
(Phân loại hình ảnh nhiều lớp).



NỘI DUNG CHÍNH

1. Bài toán phân loại

→] Đầu vào (Input)

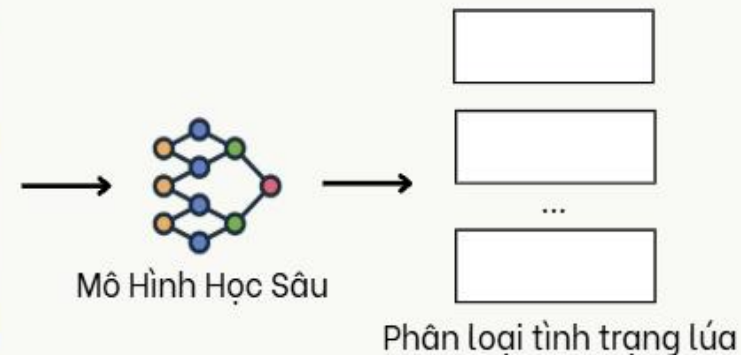
- Một ảnh RGB của cây hoặc lá lúa.
- Ảnh có thể được chụp trong điều kiện thực tế ngoài đồng ruộng.

[→ Đầu ra (Output)

- Nhãn bệnh có xác suất cao nhất.
- (Có thể mở rộng) xác suất của từng lớp để đánh giá mức độ tin cậy.



Ảnh mẫu lá





NỘI DUNG CHÍNH

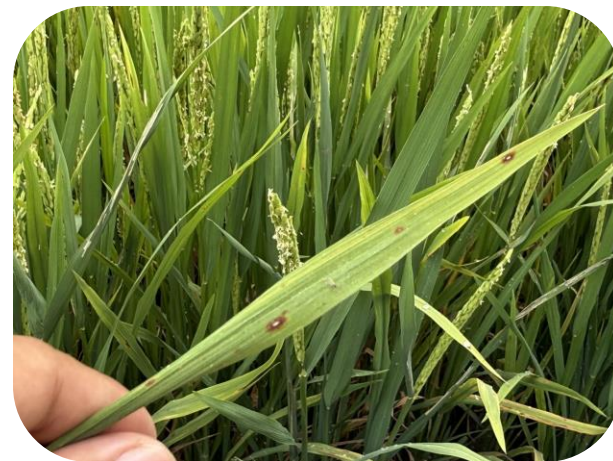
Ví dụ một số bệnh thường gặp cần phân loại



Bệnh Đạo Ôn



Bệnh Bạc Lá



Bệnh Đốm Nâu

2. Dữ Liệu & Tiền Xử Lý

Xây dựng nền tảng vững chắc thông qua thu thập và làm sạch bộ dữ liệu hình ảnh lá lúa.



NỘI DUNG CHÍNH

2. Dữ Liệu & Tiền Xử Lý



Quy mô dữ liệu

Tổng cộng hơn 10,400 hình ảnh Training phân giải cao, được thu thập trực tiếp từ thực địa với nhiều hậu cảnh tự nhiên, chia làm tập Train (80%), Validation (20%)



10 Lớp phân loại

Bao gồm 9 loại bệnh lý thường gặp (như Đạo ôn, Đốm nâu, Bạc lá, Cháy bìa lá...) và 1 lớp lá khỏe mạnh bình thường (Normal).



Phân bố lớp

Dữ liệu thực tế thường mất cân bằng (Imbalanced class). Cần áp dụng kỹ thuật tính toán class weights trong quá trình huấn luyện.

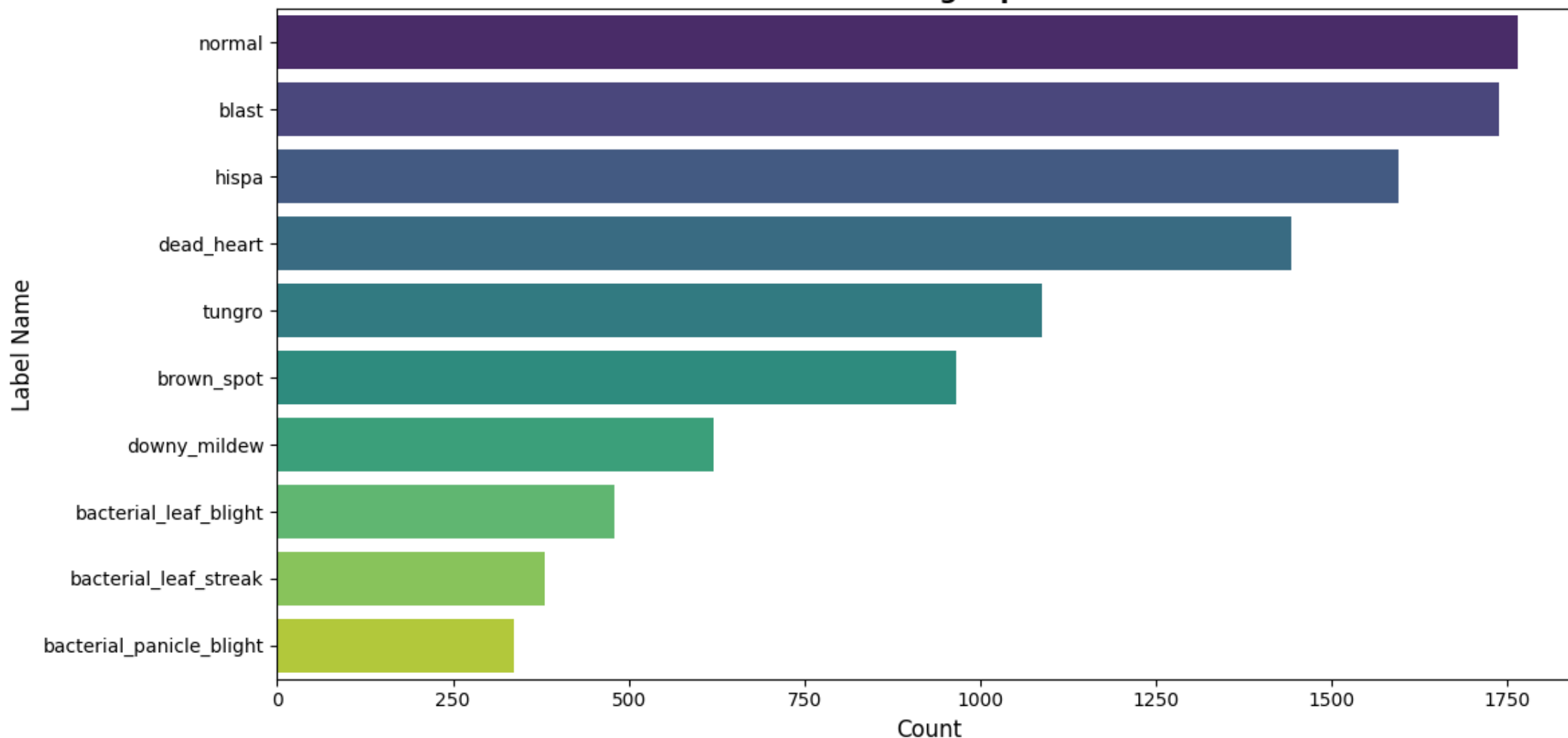




NỘI DUNG CHÍNH

2. Dữ Liệu & Tiền Xử Lý

Number of Images per Class





NỘI DUNG CHÍNH

2. Dữ Liệu & Tiền Xử Lý

✂️ Tiền xử lý (Preprocessing)

- ✓ **Resize ảnh:** Chuẩn hóa kích thước toàn bộ ảnh về chung một định dạng (VD: 224x224 hoặc 256x256 pixel) để phù hợp với input của CNN.
- ✓ **Normalize (Chuẩn hóa):** Đưa giá trị pixel từ [0, 255] về khoảng [0, 1] hoặc chuẩn hóa theo mean/std của ImageNet để tăng tốc độ hội tụ.
- ✓ **Xử lý nhãn:** Encode nhãn chuỗi (string) thành dạng số (Label Encoding) hoặc One-hot encoding phục vụ hàm loss tính toán.

🧹 Kiểm tra & Làm sạch

- ✓ Kiểm tra dữ liệu khuyết thiếu (Missing values) trong file CSV mapping nhãn.
- ✓ Lọc các ảnh bị lỗi định dạng hoặc hỏng không thể đọc.
- ✓ Sử dụng Data Augmentation (xoay, lật, thay đổi độ sáng, nhiễu) trong DataLoader để làm phong phú dữ liệu, chống Overfitting.

3. Cơ Sở Lý Thuyết & Kiến Trúc

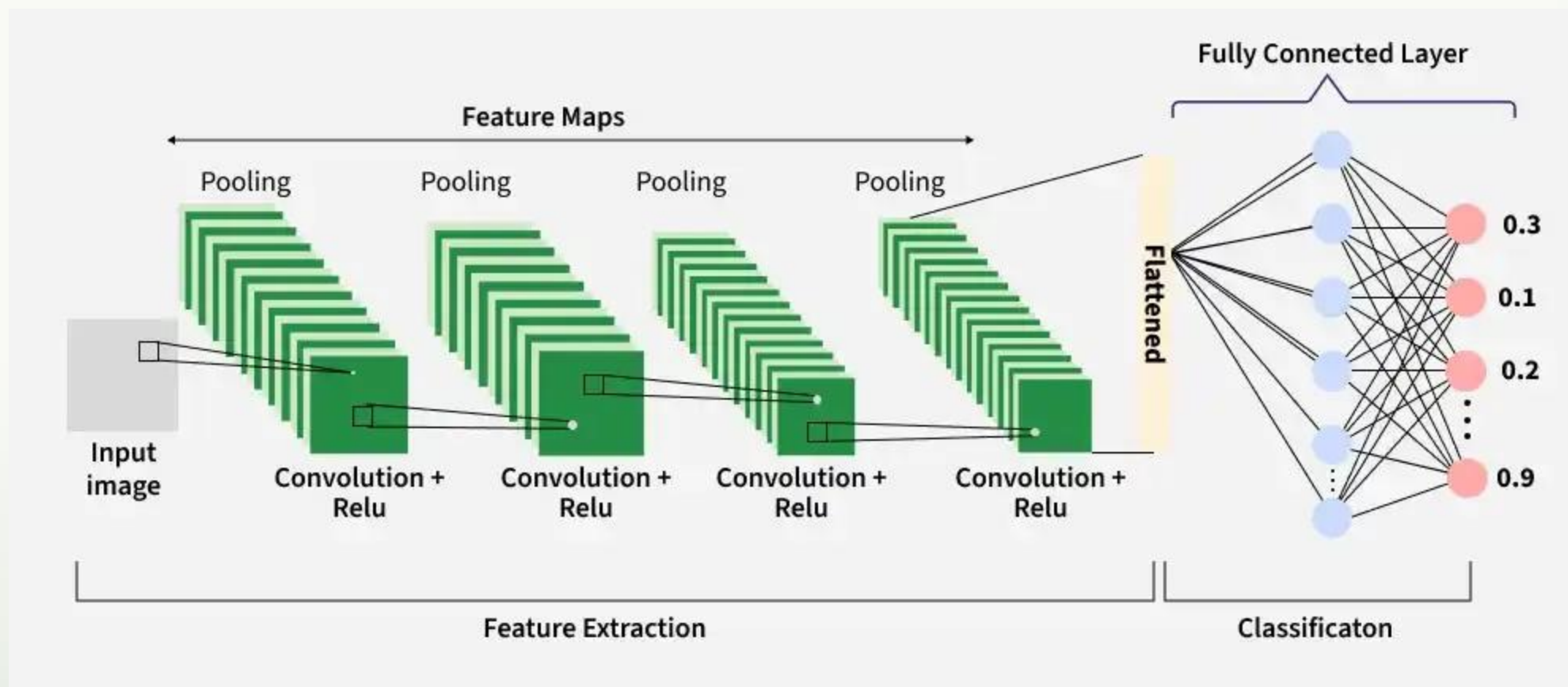
Từ Mạng Nơ-ron Tích Chập (CNN) cơ bản đến kiến trúc
học sâu chuyên biệt



NỘI DUNG CHÍNH

3. Cơ Sở Lý Thuyết & Kiến Trúc

Mạng Nơ-ron Tích chập là cấu trúc lõi cho bài toán phân tích thị giác máy tính, tối ưu hóa quá trình trích xuất đặc trưng hình ảnh.

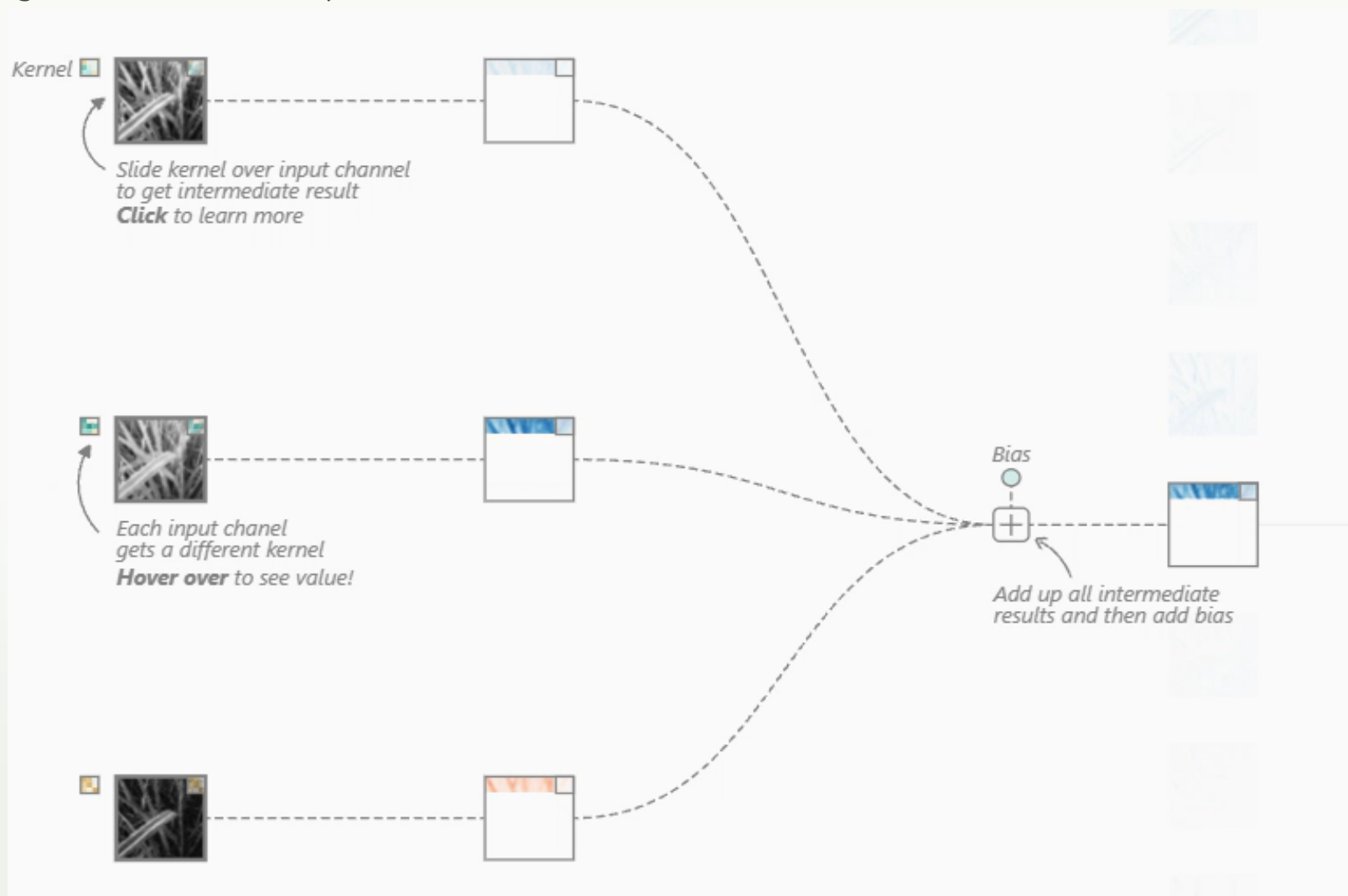




NỘI DUNG CHÍNH

3. Cơ Sở Lý Thuyết & Kiến Trúc

Input image → Convolution layer



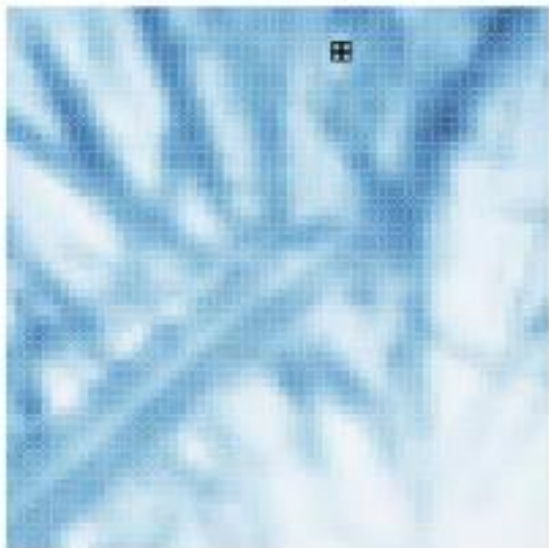


NỘI DUNG CHÍNH

3. Cơ Sở Lý Thuyết & Kiến Trúc

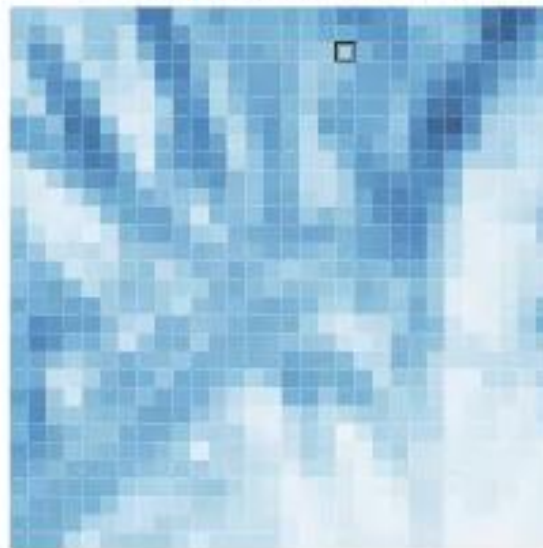
Max Pooling

Input (60, 60)



$$\max\left(\begin{array}{|c|c|} \hline 0.83 & 0.91 \\ \hline 0.79 & 0.91 \\ \hline \end{array}\right) = \boxed{0.91}$$

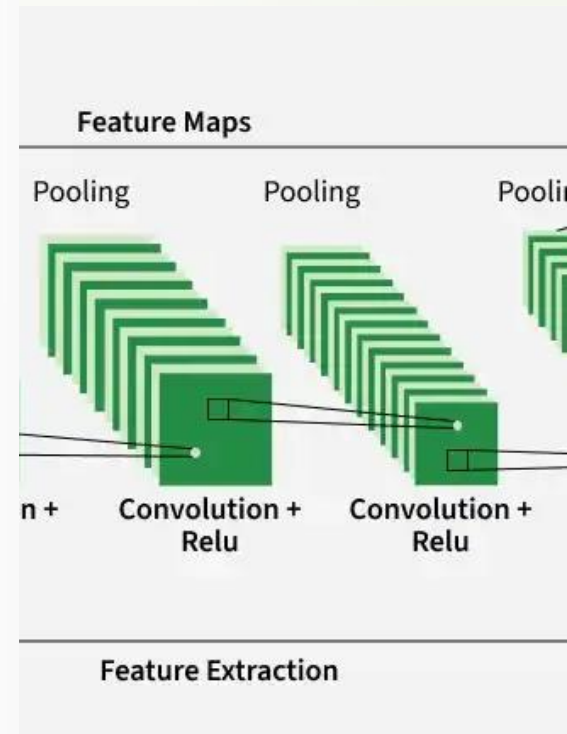
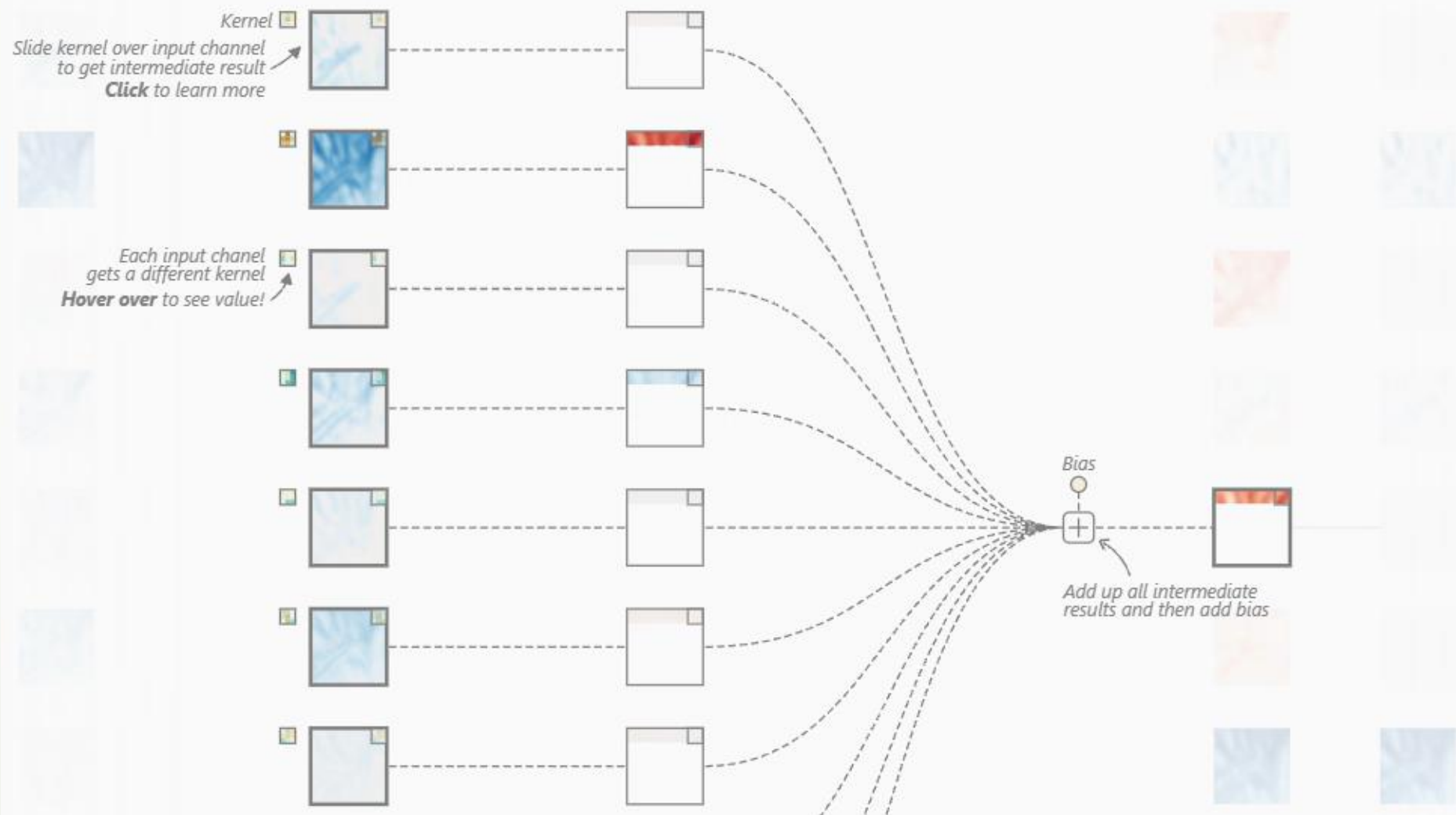
Output (30, 30)





NỘI DUNG CHÍNH

3. Cơ Sở Lý Thuyết & Kiến Trúc



4. Quy Trình Huấn Luyện

Các bước thực thi từ dữ liệu thô đến mô hình phân loại hoàn chỉnh.



NỘI DUNG CHÍNH

4. Quy Trình Huấn Luyện

1. Tiền xử lý

Khởi tạo tập Train/Val và phân batch dữ liệu.

2. Khởi tạo Model

Load backbone, xây dựng và thiết lập Hyperparameters.

3. Training

Huấn luyện qua các Epochs, tính Loss, backpropagation cập nhật weights.

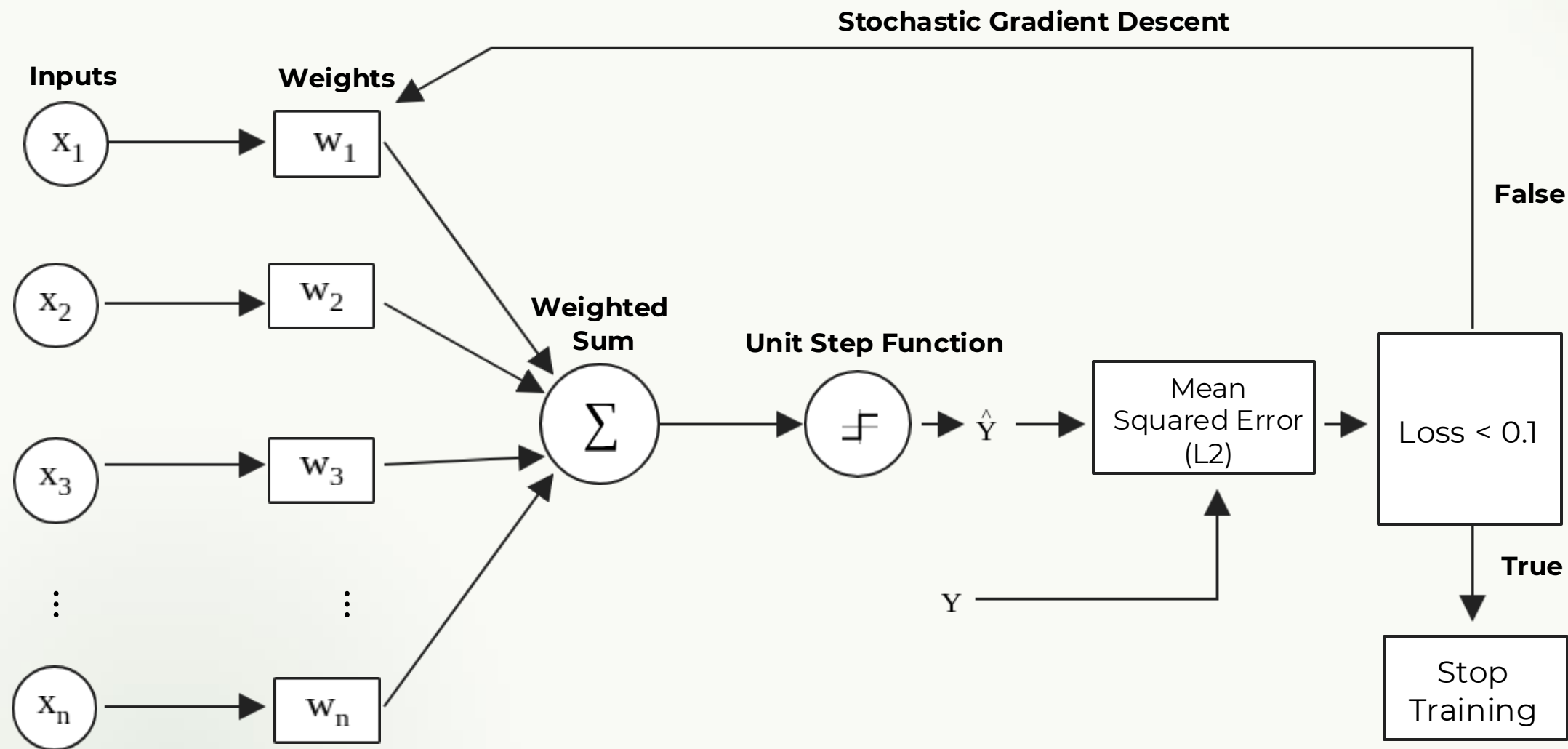
4. Testing

Kiểm thử mô hình trên dữ liệu độc lập để đánh giá hiệu năng phân loại thực tế.



NỘI DUNG CHÍNH

4. Quy Trình Huấn Luyện

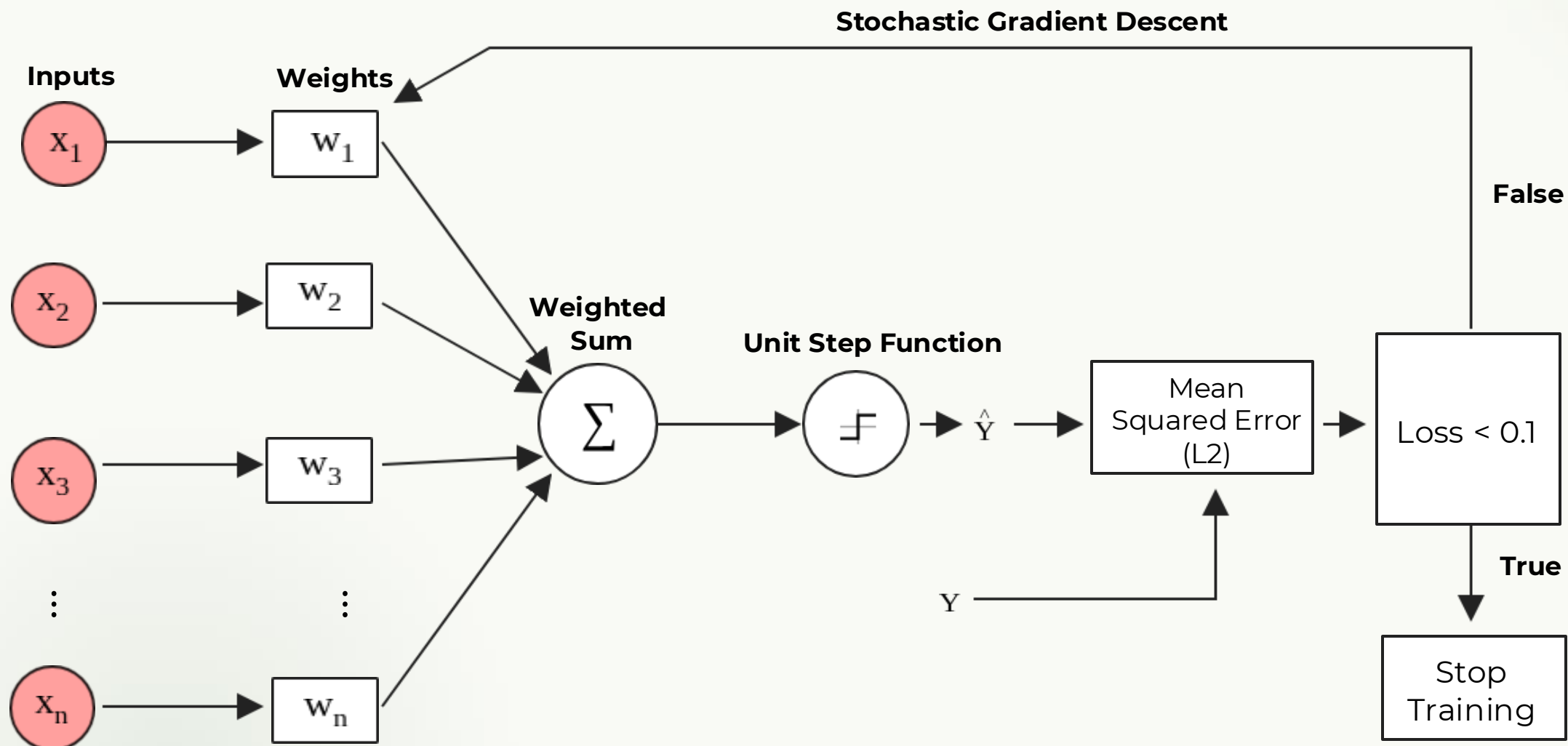


Hình minh họa quá trình huấn luyện mô hình học sâu



NỘI DUNG CHÍNH

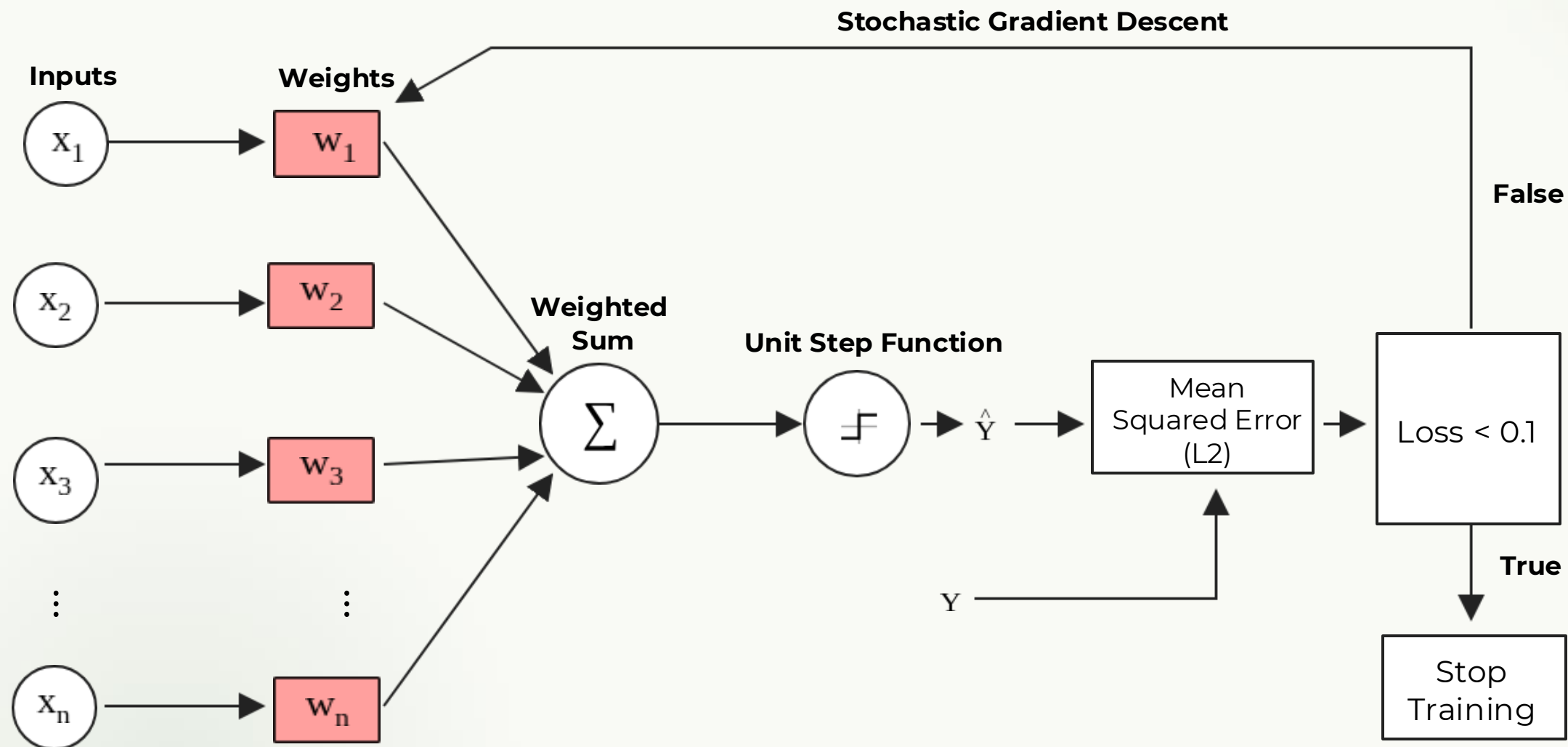
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

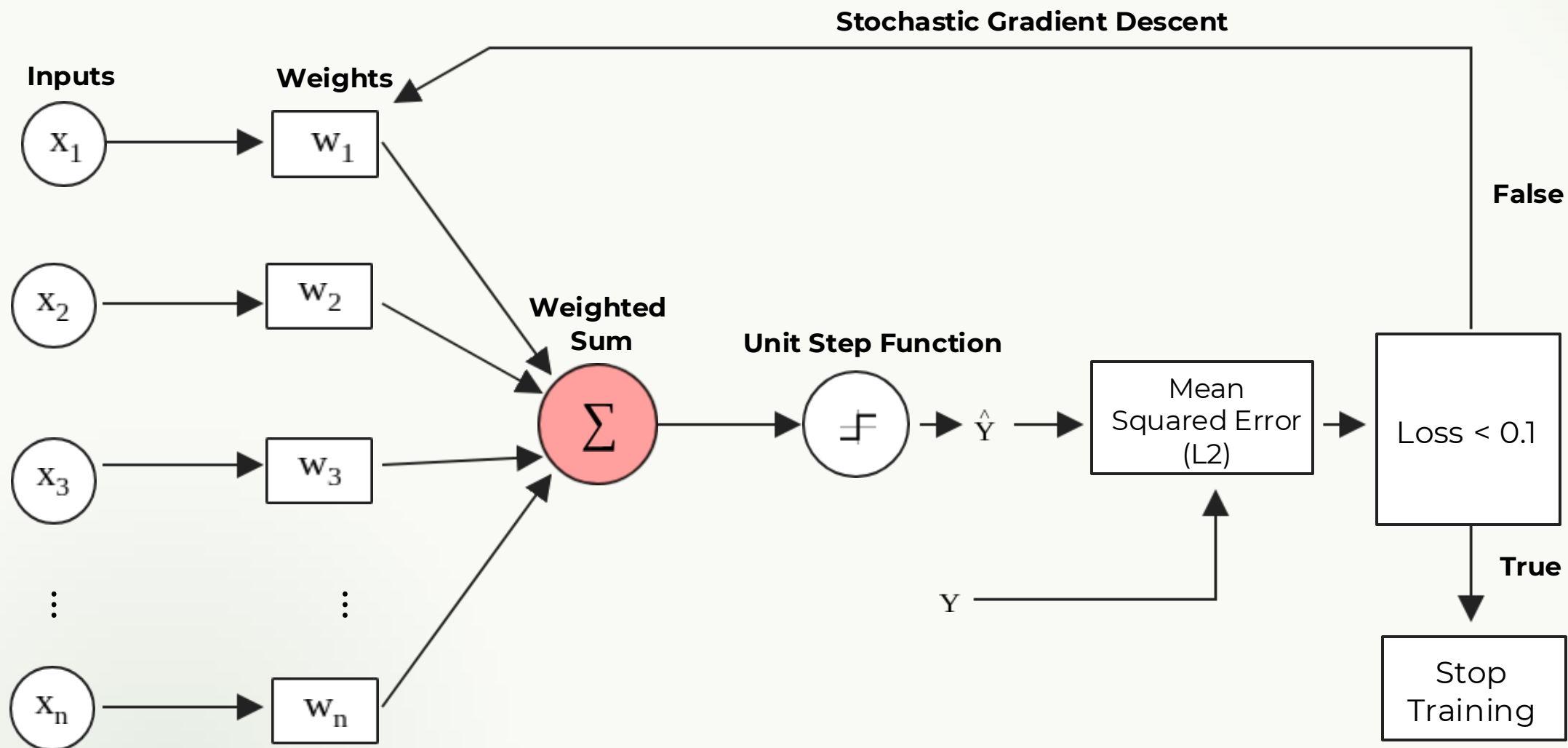
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

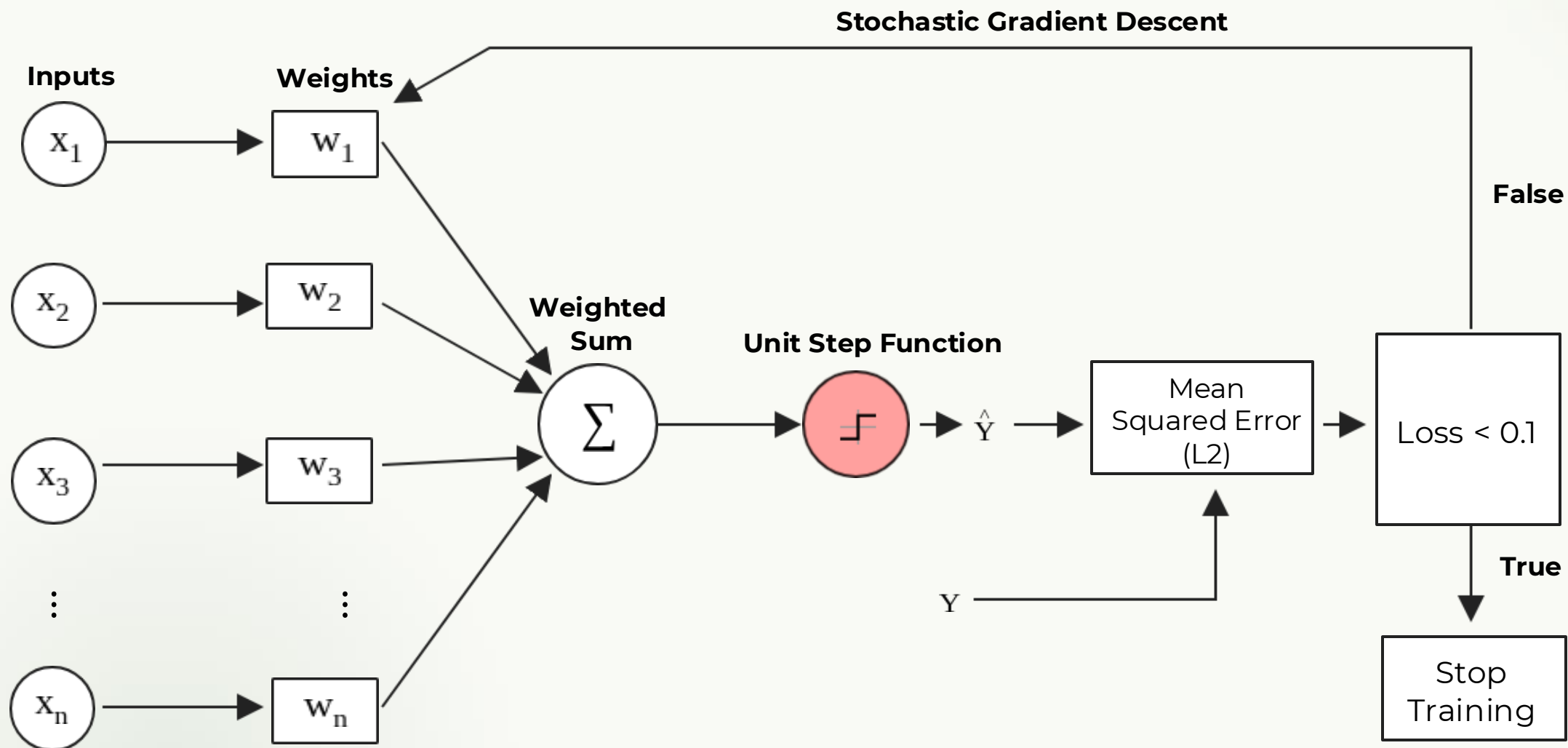
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

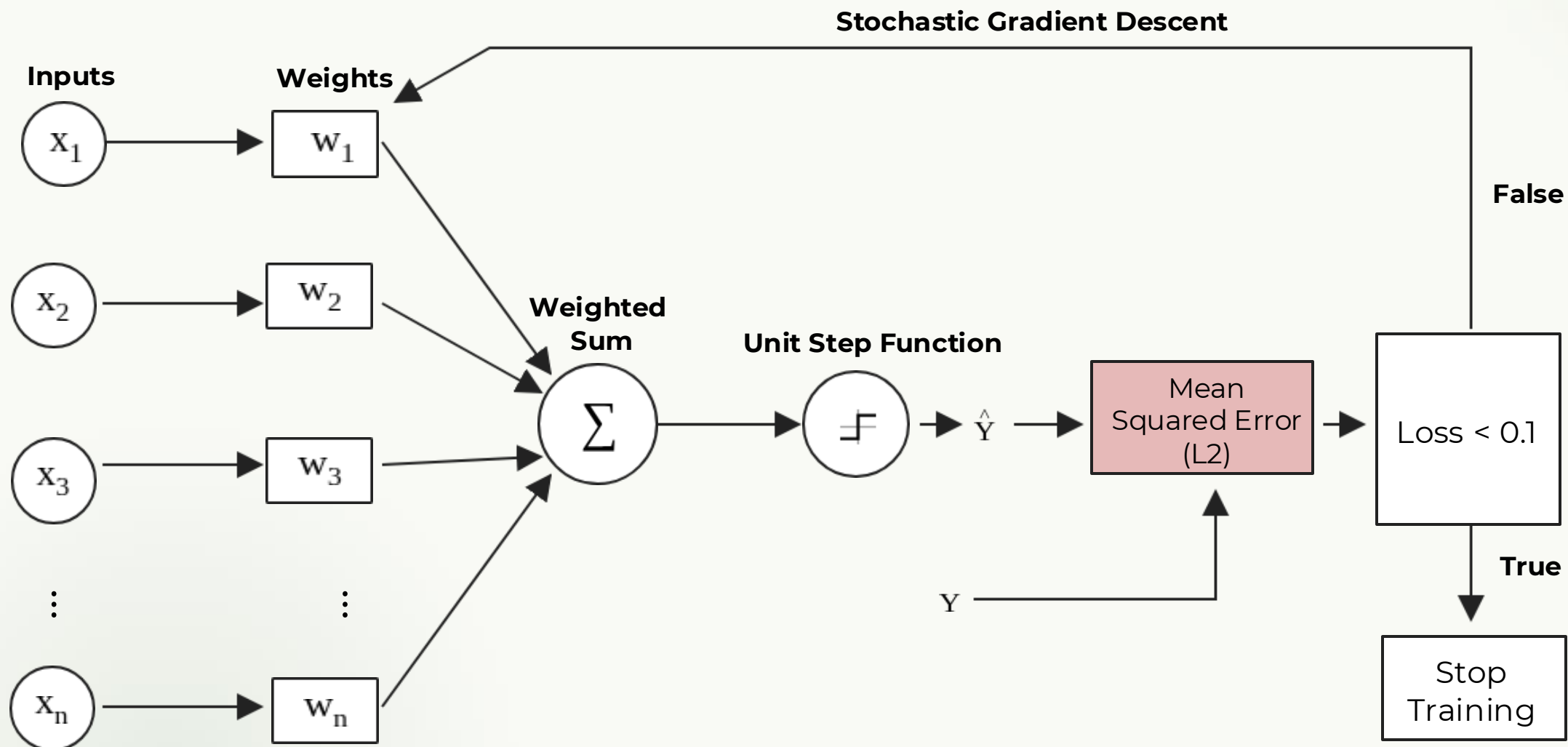
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

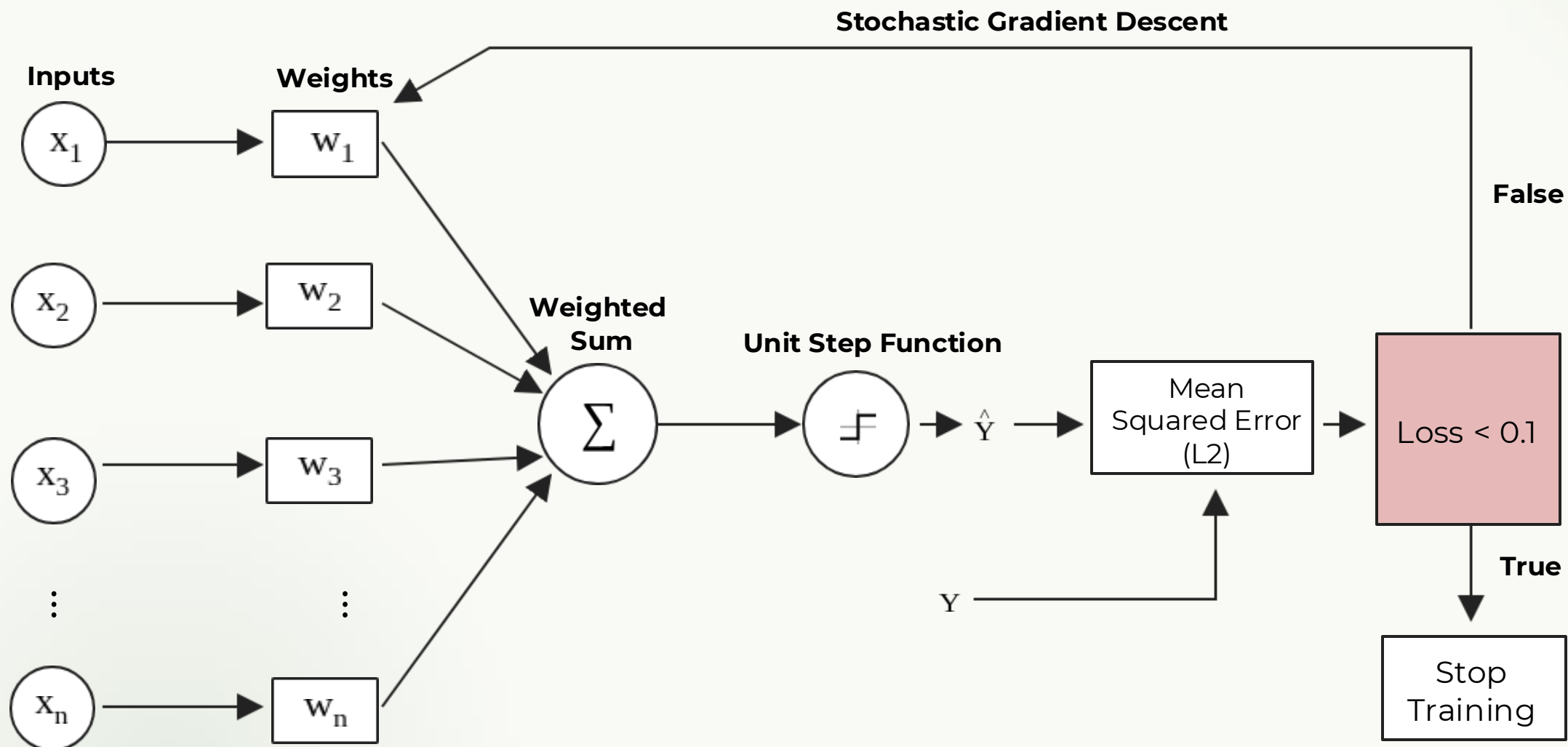
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

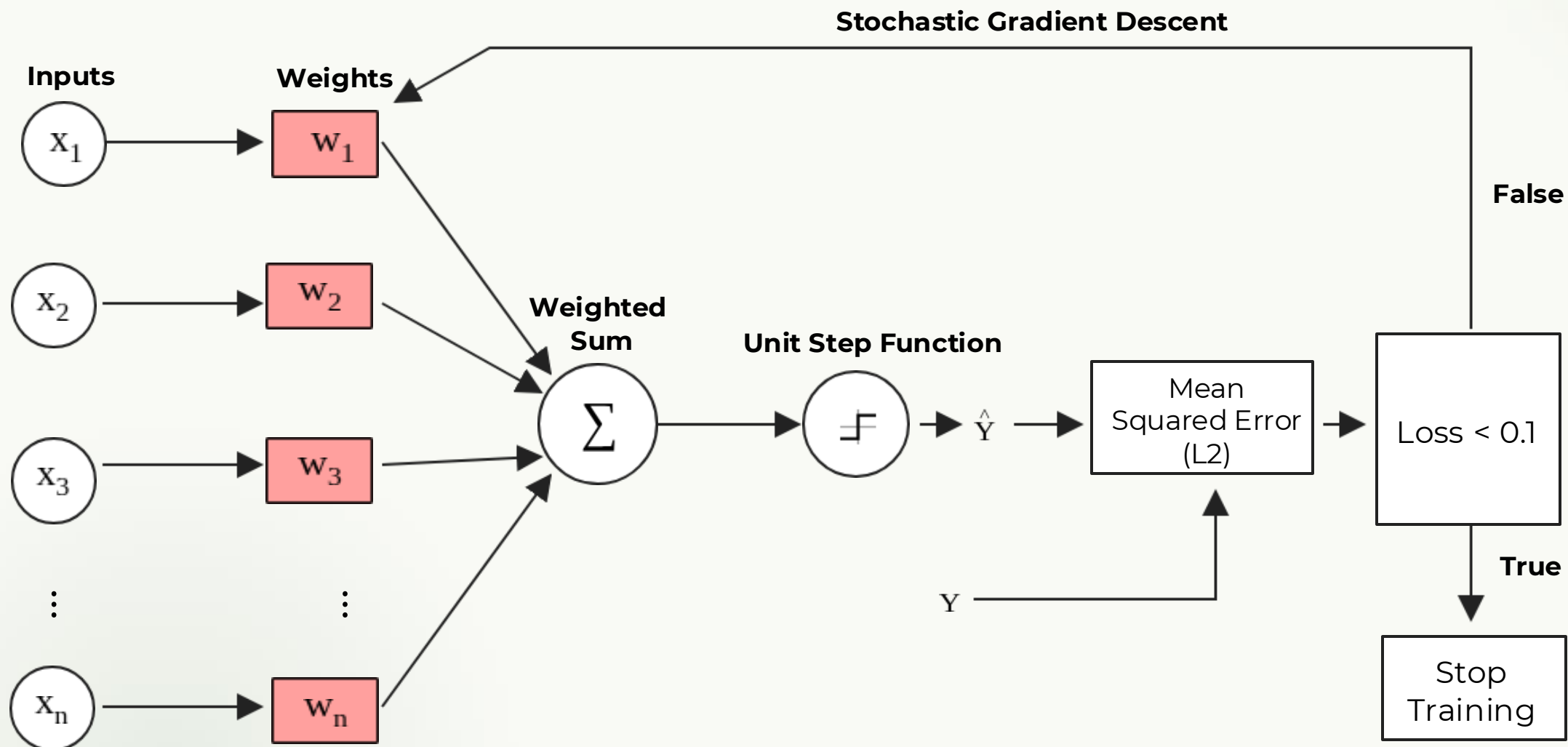
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

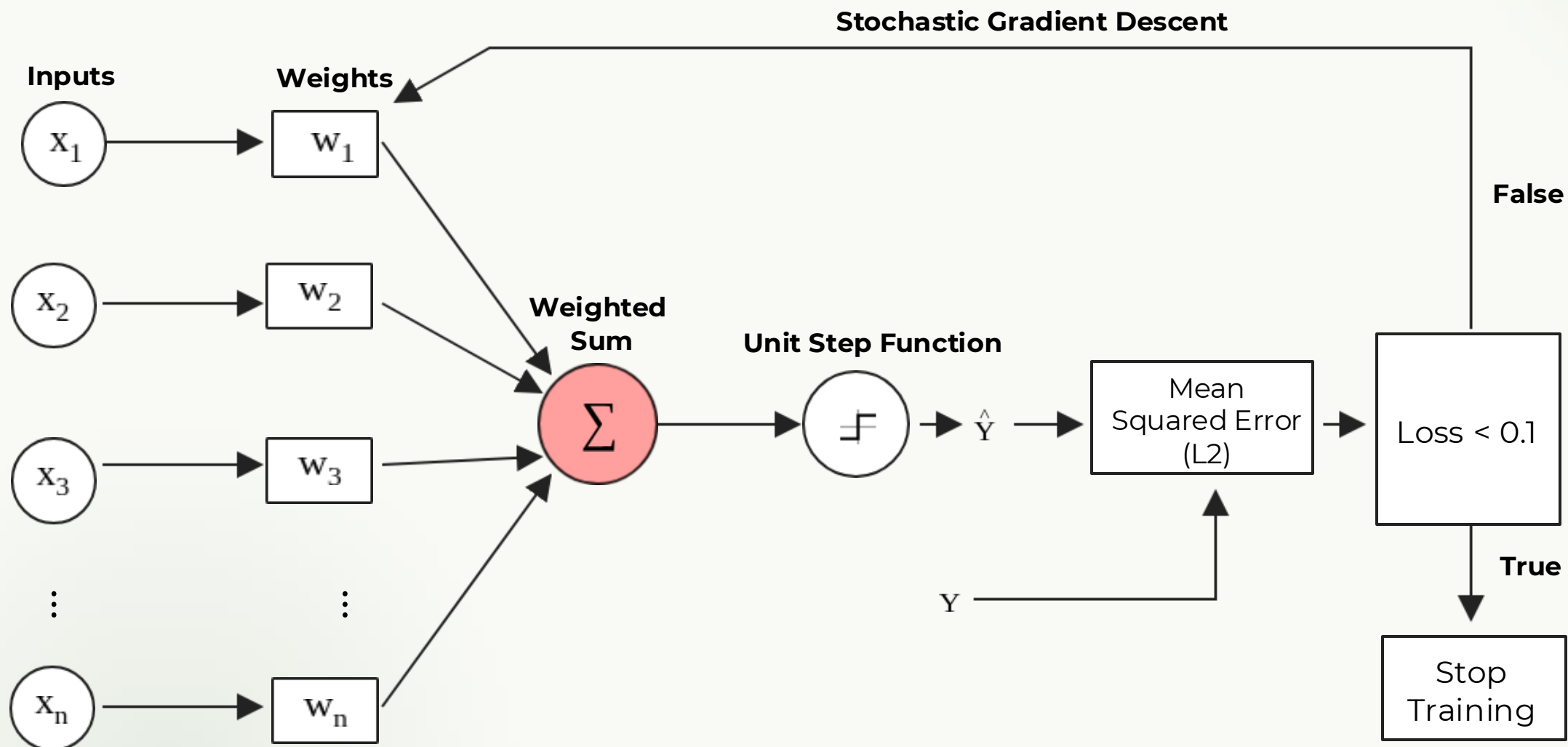
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

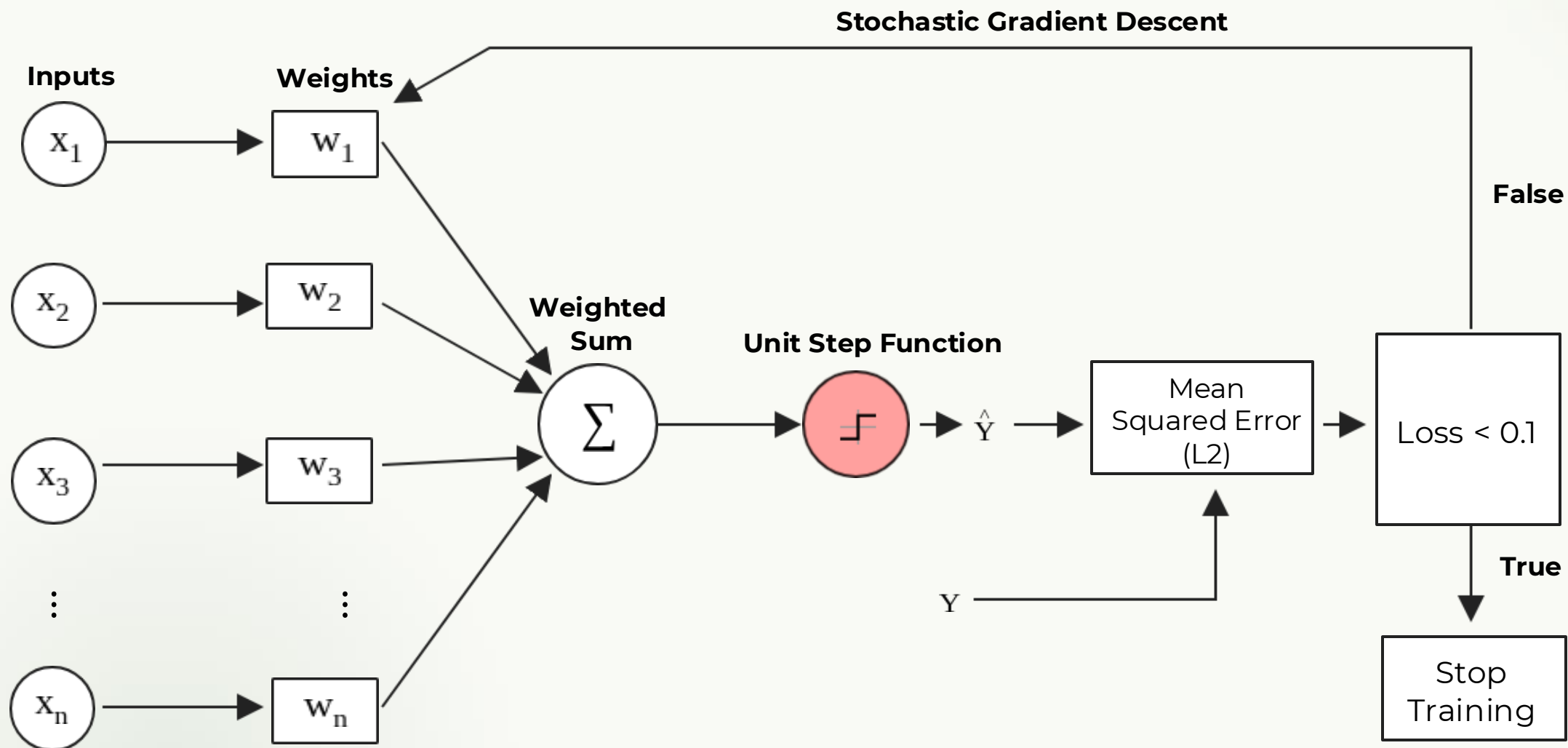
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

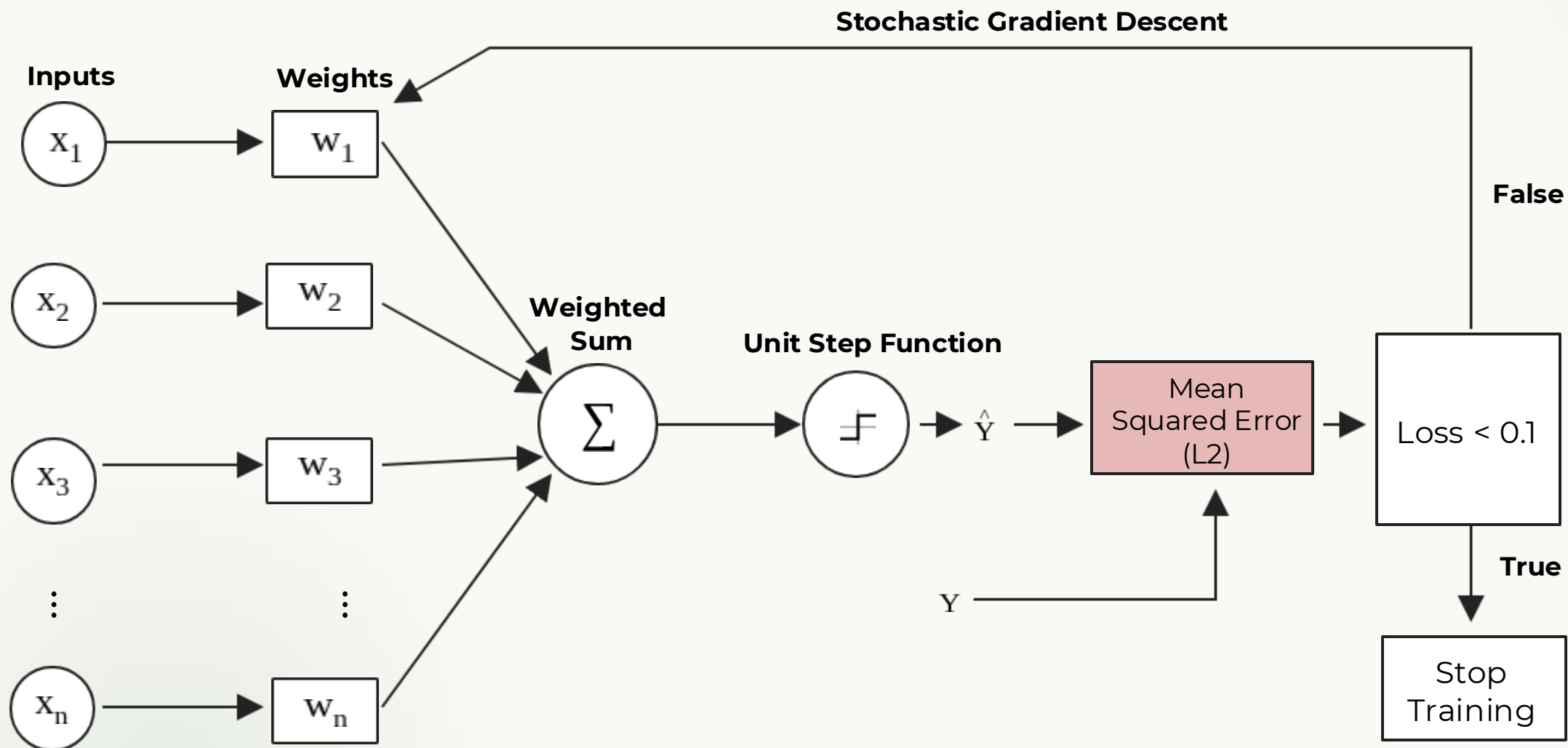
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

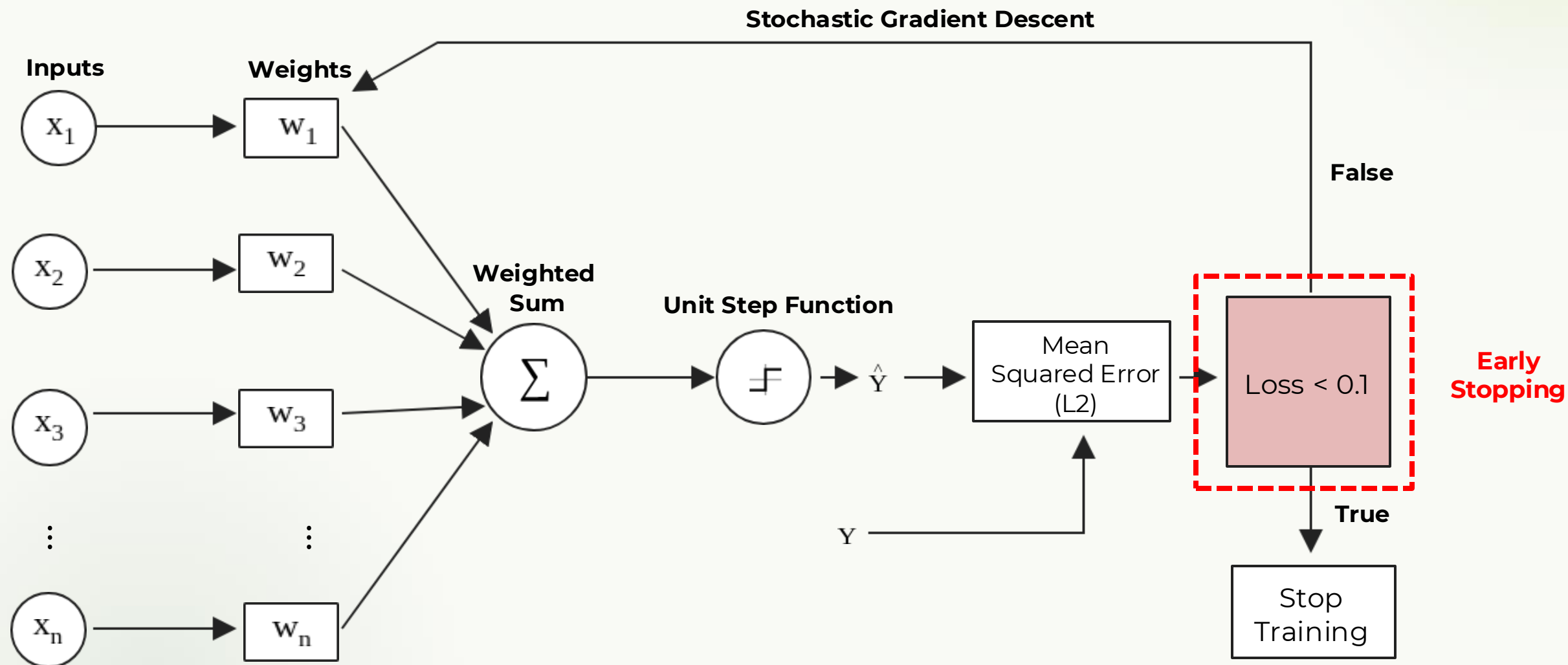
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

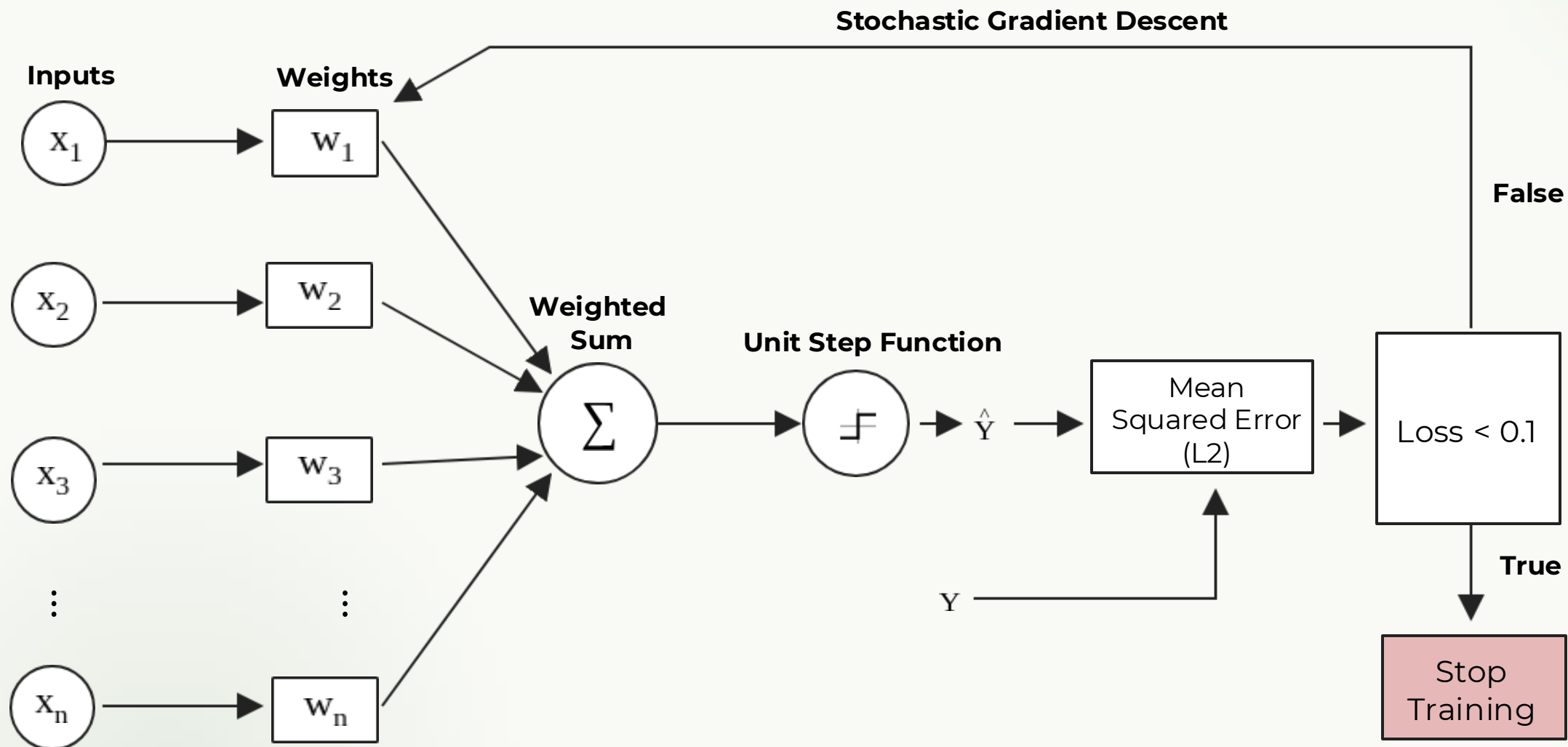
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

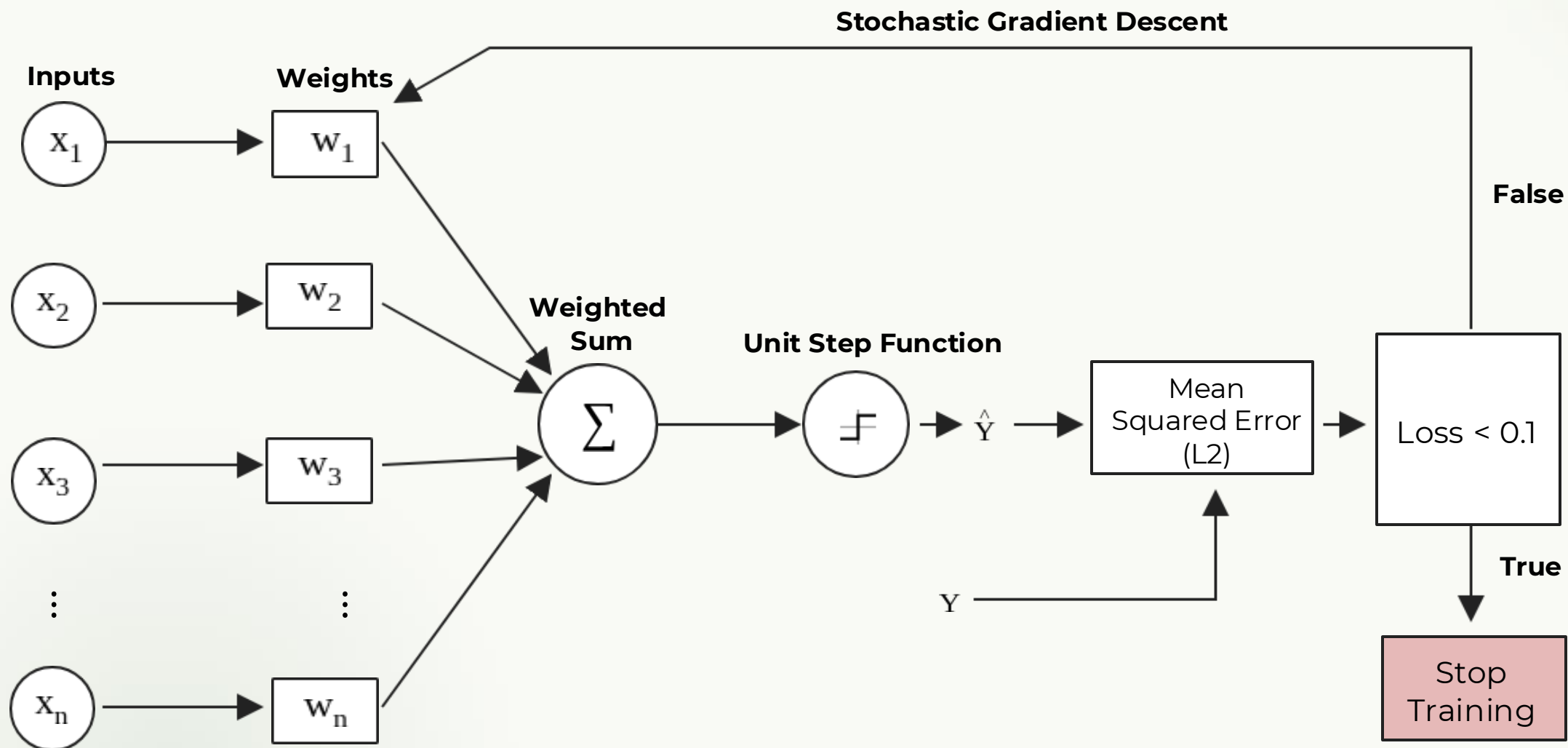
4. Quy Trình Huấn Luyện





NỘI DUNG CHÍNH

4. Quy Trình Huấn Luyện



5. Đánh Giá Mô Hình

Phân tích hiệu suất, độ tin cậy và so sánh đối chiếu kiến trúc.



NỘI DUNG CHÍNH

5. Đánh Giá Mô Hình

STT	Mô hình	Ghi chú
1	MobileNet (V2)	Kiến trúc siêu nhẹ, nhờ chia nhỏ phép tính chập (Depthwise Separable), giúp giảm tối đa số lượng tham số.
2	DenseNet121	Các lớp kết nối chéo dày đặc với nhau (Dense Blocks) để liên tục tái sử dụng đặc trưng ảnh và tránh lỗi triệt tiêu đạo hàm.
3	YOLOv26m-cls	Phiên bản chuyên phân loại (bỏ chức năng đóng khung đối tượng) của họ YOLO
4	ResNet50	Mạng sâu 50 lớp, dùng cơ chế "kết nối tắt" (Skip Connection) để truyền thẳng thông tin
5	CNN + Attention	Mạng CNN thông thường được gắn thêm cơ chế "Chú ý", giúp mô hình tự động tập trung vào đúng vùng lá có vết bệnh thay vì học cả hậu cảnh
6	ResNet50-custom SE	ResNet50 được gắn thêm khối SE (Squeeze-and-Excitation) để tự động đánh giá và khuếch đại các kênh dữ liệu quan trọng nhất
7	CNN (VGG16)	Thiết kế bằng cách xếp chồng các bộ lọc kích thước nhỏ 3x3, nhưng đổi lại rất nặng và tốn tài nguyên



NỘI DUNG CHÍNH

5. Đánh Giá Mô Hình

STT	Mô hình	Tham số	Số Epochs	Độ chính xác
1	MobileNet (V2)	~3.4M	5	90%
2	DenseNet121	~8M	32	13%
3	YOLOv26m-cls	~11.6M	50	98%
4	ResNet50	~25M	15	88%
5	CNN + Attention	~26M	20	4%
6	ResNet50-custom SE	~28M	25	8%
7	CNN (VGG16)	~136	32	4%



NỘI DUNG CHÍNH

5. Đánh Giá Mô Hình

STT	Mô hình	Tham số	Số Epochs	Độ chính xác
1	MobileNet (V2)	~3.4M	5	90%
2	DenseNet121	~8M	32	13%
3	YOLOv26m-cls	~11.6M	50	98%
4	ResNet50	~25M	15	88%
5	CNN + Attention	~26M	20	4%
6	ResNet50-custom SE	~28M	25	8%
7	CNN (VGG16)	~136	32	4%



NỘI DUNG CHÍNH

5. Đánh Giá Mô Hình

STT	Mô hình	Tham số	Số Epochs	Độ chính xác
1	MobileNet (V2)	~3.4M	5	90%
2	DenseNet121	~8M	32	13%
3	YOLOv26m-cls	~11.6M	50	98%
4	ResNet50	~25M	15	88%
5	CNN + Attention	~26M	20	4%
6	ResNet50-custom SE	~28M	25	8%
7	CNN (VGG16)	~136	32	4%



NỘI DUNG CHÍNH

5. Đánh Giá Mô Hình

STT	Mô hình	Tham số	Số Epochs	Độ chính xác
1	MobileNet (V2)	~3.4M	5	90%
2	DenseNet121	~8M	32	13%
3	YOLOv26m-cls	~11.6M	50	98%
4	ResNet50	~25M	15	88%
5	CNN + Attention	~26M	20	4%
6	ResNet50-custom SE	~28M	25	8%
7	CNN (VGG16)	~136	32	4%



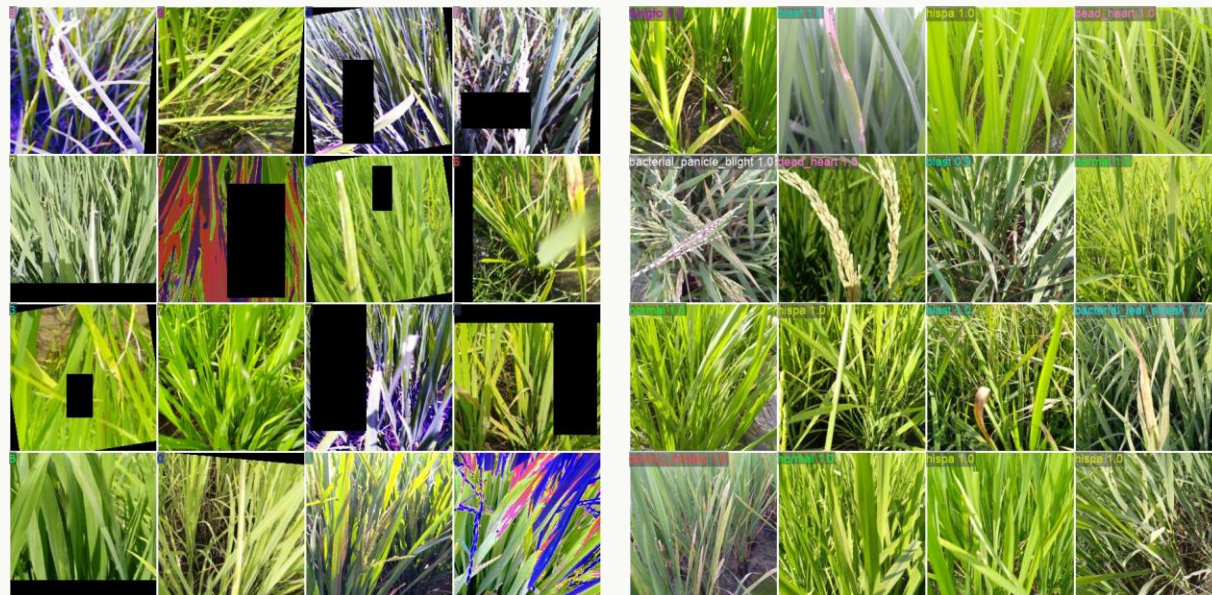
NỘI DUNG CHÍNH

Kết Quả Nổi Bật Đạt Được

~98%

SCORE trên KAGGLE

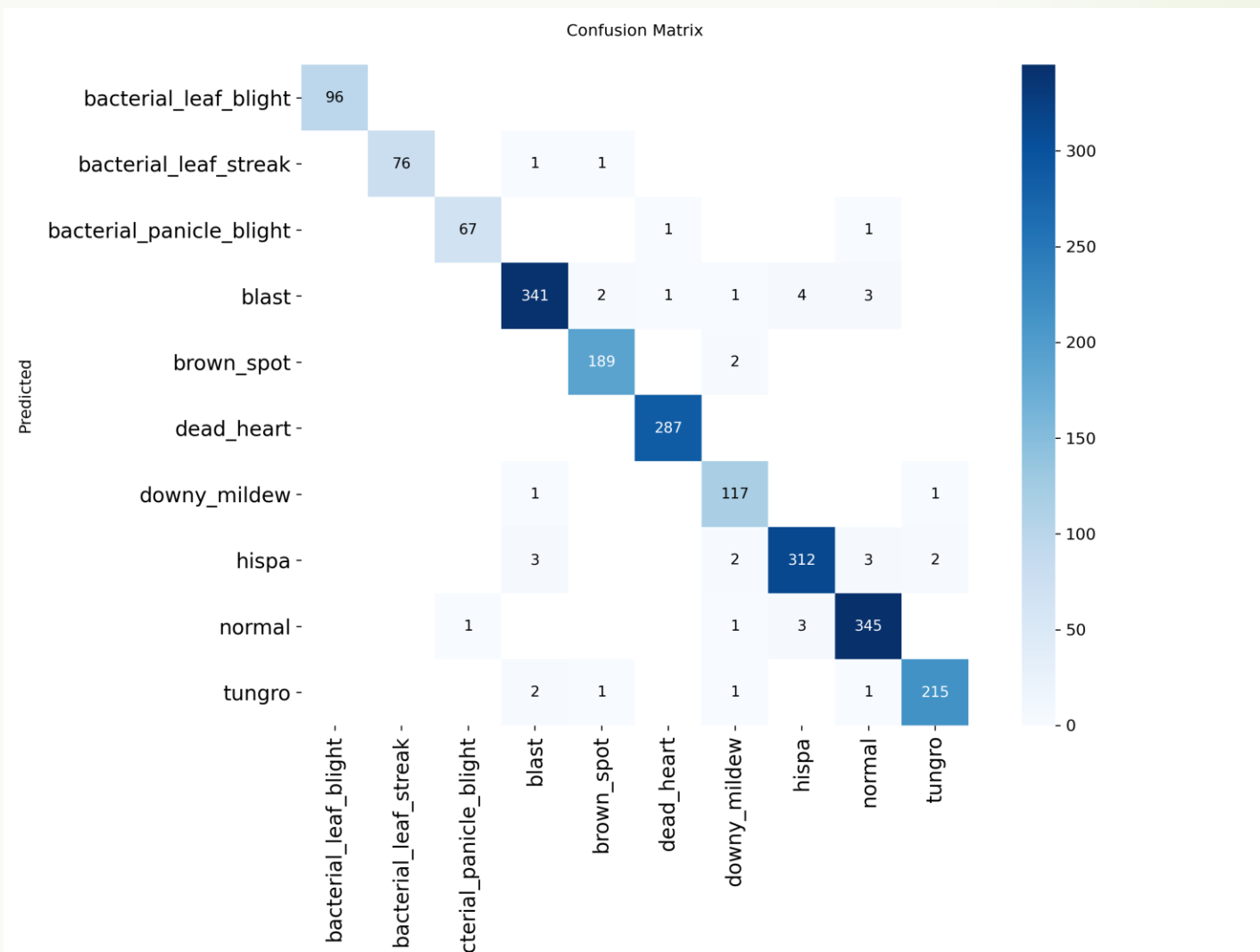
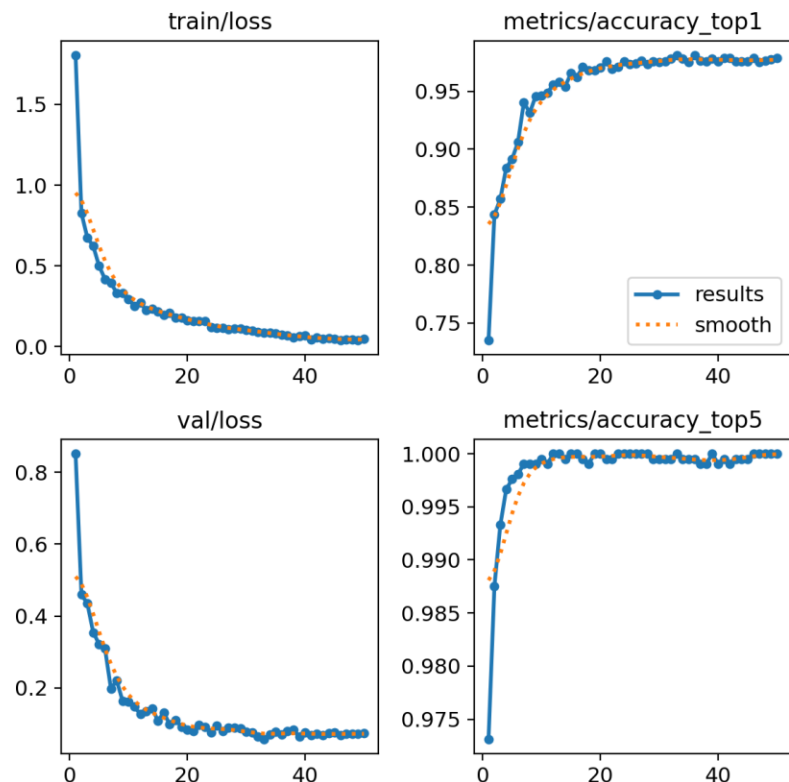
Với độ chính xác lên tới 98% trên tập kiểm thử, kiến trúc YOLOv26m thể hiện sự mạnh mẽ trong việc nhận diện đúng loại bệnh bất chấp nhiễu hậu cảnh và biến đổi ánh sáng.





NỘI DUNG CHÍNH

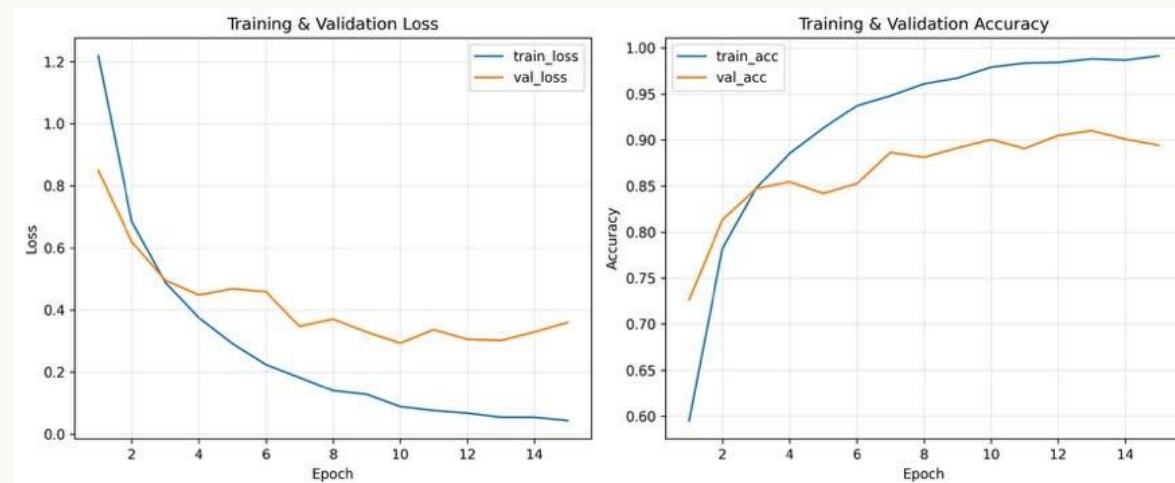
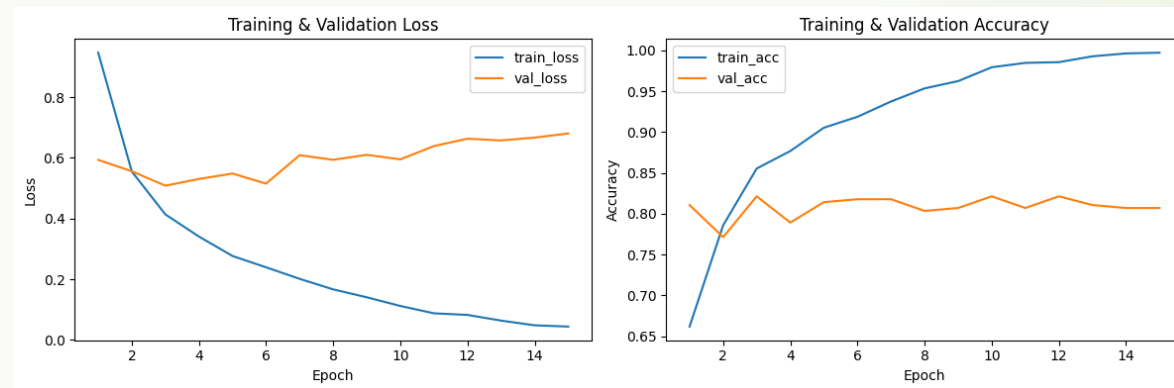
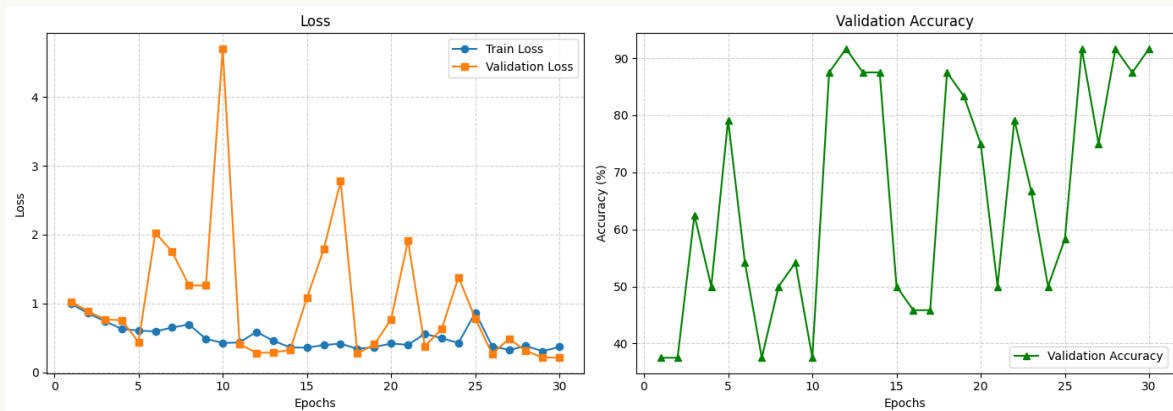
Kết Quả Nổi Bật Đạt Được (trên YOLOv26m-cls)





NỘI DUNG CHÍNH

Kết Quả Thử Nghiệm Các Mô Hình Custom



CNN + Attetion block

ResNet50 + SE block custom

04 KẾT LUẬN & HƯỚNG PHÁT TRIỂN



KẾT LUẬN & HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Kết luận

Đề tài đã xây dựng thành công hệ thống nhận diện bệnh trên lá lúa sử dụng mô hình học sâu. Hệ thống có khả năng phân loại hình ảnh nhanh chóng, hỗ trợ phát hiện sớm bệnh trên cây lúa và góp phần nâng cao hiệu quả trong sản xuất nông nghiệp.



KẾT LUẬN & HƯỚNG PHÁT TRIỂN



Cải thiện mô hình

- Mở khóa và huấn luyện thêm các tầng của mô hình.
- Kết hợp nhiều mô hình để giảm sai số.

Mở rộng dữ liệu & Kỹ thuật xử lý

- Bổ sung dữ liệu về các giai đoạn phát triển của bệnh
- Áp dụng EDA trong tiền huấn luyện

Phát triển ứng dụng thực tế

- Xây dựng website hiển thị loại bệnh, độ tin cậy và biện pháp xử lý.

Hướng tới nông nghiệp thông minh

- Tích hợp hệ thống với camera hoặc drone.
- Kết hợp IoT và AI

Cảm Ơn Vì Đã Lắng Nghe!

Phần trình bày dự án phân loại lá lúa đã kết thúc.
Rất mong nhận được sự góp ý từ anh chị và các bạn.