1. **A Radiograph Dataset for the Classification, Localization, and Segmentation of Primary Bone Tumors.**

* **Năm xuất bản:** 2024.
* **Hướng tiếp cận:**

Bài báo trình bày việc tạo lập bộ dữ liệu ảnh X-quang (BTXRD) của các khối u xương tiên phát, được sử dụng để huấn luyện và đánh giá các thuật toán học sâu trong việc phân loại, định vị và phân đoạn các khối u xương.

* **Bài toán đặt ra:**

Sự thiếu hụt các bộ dữ liệu X-quang công khai về khối u xương đã cản trở sự phát triển của các hệ thống chẩn đoán bằng máy tính (CAD) đối với các khối u xương tiên phát.

* **Bài báo đã giải quyết được gì?:**

Bài báo đã giới thiệu bộ dữ liệu BTXRD, bao gồm 3,746 hình ảnh X-quang (1,879 hình ảnh bình thường và 1,867 hình ảnh khối u), cùng với thông tin lâm sàng và nhãn toàn cầu cho mỗi hình ảnh, và mặt nạ cùng hộp giới hạn được chú thích cho mỗi trường hợp khối u.

* **Kết quả đạt được và độ đo chính xác:**

Bộ dữ liệu đã được sử dụng để đánh giá hiệu suất của các mạng YOLOv8 trong các tác vụ phân loại, định vị và phân đoạn, với các chỉ số độ chính xác cao cho các bài kiểm tra khác nhau.

* **Dữ liệu ban đầu:**

Hình ảnh X-quang được thu thập từ ba trung tâm lưu trữ hình ảnh y tế: Trung tâm 1 bao gồm ba bệnh viện ở Trung Quốc, Trung tâm 2 là nền tảng Radiopaedia.org và Trung tâm 3 là cơ sở dữ liệu công cộng MedPix.

* **Tiền xử lý dữ liệu:**

Hình ảnh X-quang được chuyển từ định dạng DICOM sang định dạng JPEG, loại bỏ mọi thông tin nhạy cảm có thể nhận dạng như tên, địa chỉ và số bệnh viện.

* **Lọc dữ liệu:**

Hình ảnh không hoàn chỉnh, chất lượng kém hoặc trùng lặp đã bị loại bỏ, chỉ giữ lại những dữ liệu chất lượng cao nhất.

* **Phương pháp chia tập dữ liệu:** Bộ dữ liệu được chia ngẫu nhiên thành hai tập huấn luyện và xác thực với tỷ lệ 8:2.

1. **Adaptive Dual Attention into Diffusion for 3D Medical Image Segmentation**

* **Năm xuất bản:** 2024.
* **Hướng tiếp cận:**

Bài báo giới thiệu mô hình kết hợp cơ chế chú ý kép (Dual Attention) vào mô hình khuếch tán (Diffusion Models) để phân đoạn ảnh y khoa 3D.

* **Bài toán đặt ra:** Phân đoạn ảnh y khoa 3D.
* **Bài báo đã giải quyết được gì?:**

Mô hình đề xuất đã cải thiện độ chính xác phân đoạn so với các phương pháp trước đó bằng cách nắm bắt thông tin ngữ cảnh cục bộ và toàn cục.

* **Kết quả đạt được và độ đo chính xác:**

Mô hình đã vượt qua các phương pháp hiện tại trên bộ dữ liệu BraTS2020, đạt được độ chính xác phân đoạn cao hơn.

* **Dữ liệu ban đầu:** Bộ dữ liệu BraTS2020 gồm 369 ảnh MRI đã được chú thích.
* **Tiền xử lý dữ liệu:** Dữ liệu đã được cắt ngẫu nhiên, chuyển đổi thành kích thước đồng nhất và được chuẩn hóa.
* **Lọc dữ liệu:** Loại bỏ ảnh không hoàn chỉnh hoặc chất lượng kém, chỉ giữ lại những dữ liệu chất lượng cao nhất.
* **Phương pháp chia tập dữ liệu:** Bộ dữ liệu được chia thành các tập huấn luyện, xác thực và kiểm tra với tỷ lệ lần lượt là 0.7, 0.1 và 0.2.

1. **3D-DDA: 3D Dual-Domain Attention for Brain Tumor Segmentation.**

* **Năm xuất bản:** 2023.
* **Hướng tiếp cận:** Bài báo giới thiệu mô hình chú ý kép hai chiều 3D (3D Dual-Domain Attention) để học thông tin ngữ cảnh và không gian từ bản đồ đặc trưng mã hóa trong Unet.
* **Bài toán đặt ra:** Phân đoạn khối u não trên ảnh MRI 3D.
* **Bài báo đã giải quyết được gì?:** Mô hình đề xuất cải thiện độ chính xác của phân đoạn bằng cách tập trung vào các vùng khối u phức tạp thông qua cơ chế chú ý và học dư.
* **Kết quả đạt được và độ đo chính xác:** Mô hình đã vượt qua các phương pháp hiện tại trên bộ dữ liệu BraTS 2018, đạt hiệu suất tốt hơn so với các phương pháp tiên tiến khác.
* **Dữ liệu ban đầu:** Bộ dữ liệu BraTS 2018 gồm các ảnh MRI của khối u não.
* **Tiền xử lý dữ liệu:** Dữ liệu được chuyển đổi sang kích thước đồng nhất và chuẩn hóa.
* **Phương pháp chia tập dữ liệu:** Bộ dữ liệu được chia thành các tập huấn luyện và kiểm tra để đánh giá hiệu suất của mô hình.

1. **Deep Learning in Medical Image Analysis: A Survey.**

* **Năm xuất bản:** 2024.
* **Hướng tiếp cận:**

Bài báo cung cấp tổng quan về các mô hình học sâu được đề xuất cho phân tích ảnh y khoa, bao gồm các thiết kế của mạng nơ-ron tích chập (CNN), các bộ dữ liệu và mô tả ngắn gọn về các lớp của mạng nơ-ron.

* **Bài toán đặt ra:** Nâng cao khả năng chẩn đoán bằng cách sử dụng học sâu để xử lý ảnh y khoa, nhằm giảm thời gian phân tích và cung cấp kết quả chính xác hơn.
* **Bài báo đã giải quyết được gì?:**

Bài báo đã tổng hợp và đánh giá các mô hình học sâu khác nhau, so sánh độ chính xác của các thuật toán và cung cấp cái nhìn tổng quan về các nghiên cứu và phát triển hiện tại trong lĩnh vực này.

* **Kết quả đạt được và độ đo chính xác:**

Bài báo đã so sánh các mô hình như Restricted Boltzmann Machine (RBM), Deep Belief Network (DBN), Generative Adversarial Networks (GAN), Recurrent Neural Networks (RNN) và Convolutional Neural Networks (CNN), nêu ra những điểm mạnh và hạn chế của từng mô hình.

* **Dữ liệu ban đầu:** Các bộ dữ liệu lớn trong xử lý ảnh y khoa, có sẵn nhờ các đột phá trong chụp ảnh y khoa.
* **Tiền xử lý dữ liệu:** Dữ liệu được xử lý trước thông qua các phương pháp như cắt ngẫu nhiên, chuyển đổi kích thước và chuẩn hóa để đồng nhất hóa các dữ liệu đầu vào.

1. **Convolutional Neural Networks for Medical Image Segmentation.**

* **Năm xuất bản:** 2022.
* **Hướng tiếp cận:** Bài báo xem xét các khía cạnh quan trọng của mạng nơ-ron tích chập (CNN) với trọng tâm là phân đoạn hình ảnh y khoa.
* **Bài toán đặt ra:** Nghiên cứu và đánh giá các kiến trúc CNN quan trọng cho nhiệm vụ phân đoạn và phân loại hình ảnh y khoa.
* **Bài báo đã giải quyết được gì?:**

Bài báo đã cung cấp một cái nhìn tổng quan về sự tiến hóa của kiến trúc CNN, đánh giá các mô hình như FCN, U-Net và DeepMedic, và làm nổi bật cách chúng xử lý các vấn đề phân đoạn và phân loại.

* **Kết quả đạt được và độ đo chính xác:**

Bài báo đã trình bày kết quả và phân tích từ các nghiên cứu trước đó, làm rõ cách mà các mô hình CNN này cải thiện hiệu suất trong phân đoạn hình ảnh y khoa.

* **Dữ liệu ban đầu:** Các bộ dữ liệu hình ảnh y khoa được sử dụng trong các nghiên cứu CNN, bao gồm các dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau.
* **Tiền xử lý dữ liệu:** Dữ liệu được chuẩn hóa và chuẩn bị để phù hợp với các mô hình CNN, bao gồm cắt ngẫu nhiên, chuyển đổi kích thước và điều chỉnh độ tương phản.
* **Lọc dữ liệu:** Các dữ liệu không đạt yêu cầu hoặc bị lỗi đã bị loại bỏ để đảm bảo tính chính xác và chất lượng của bộ dữ liệu.
* **Phương pháp chia tập dữ liệu:** Các tập dữ liệu được chia thành các tập huấn luyện và kiểm tra để đánh giá hiệu suất của các mô hình CNN.

1. **Artificial Intelligence-Based Applications for Bone Fracture Detection Using Medical Images: A Systematic Review.**

* **Năm xuất bản:** 2024.
* **Hướng tiếp cận:**

Bài báo này là một tổng quan hệ thống các nghiên cứu về ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong việc nhận diện gãy xương qua hình ảnh y khoa. Bài báo đánh giá hiệu suất của các mô hình AI khác nhau, như mạng nơ-ron tích chập (CNN), trong chẩn đoán gãy xương.

* **Bài toán đặt ra:**

Cải thiện độ chính xác và hiệu suất chẩn đoán gãy xương qua hình ảnh y khoa bằng cách sử dụng các mô hình AI.

* **Bài báo đã giải quyết được gì?:**

Bài báo đã đánh giá hiệu suất của các mô hình AI trong việc chẩn đoán gãy xương, nêu bật được sự vượt trội về độ chính xác, độ nhạy và độ đặc hiệu so với các phương pháp chẩn đoán truyền thống. Ngoài ra, bài báo cũng thảo luận về việc tích hợp các kỹ thuật hình ảnh tiên tiến như CT 3D và MRI với các thuật toán AI.

* **Kết quả đạt được và độ đo chính xác:**

Các mô hình AI đã cho thấy độ chính xác cao trong chẩn đoán gãy xương. Ví dụ, mô hình CheXNet vượt qua các bác sĩ chẩn đoán viêm phổi từ ảnh X-quang ngực và mô hình CNN sâu đạt độ chính xác đến 98% trong việc dự đoán kết quả của các trường hợp gãy xương sườn.

* **Dữ liệu ban đầu:** Bộ dữ liệu hình ảnh y khoa từ nhiều nguồn khác nhau, bao gồm các dữ liệu từ X-quang, CT và MRI.
* **Tiền xử lý dữ liệu:** Dữ liệu được cắt ngẫu nhiên, chuyển đổi kích thước và chuẩn hóa để đảm bảo đồng nhất hóa và chuẩn bị cho mô hình AI.
* **Lọc dữ liệu:** Các dữ liệu không đạt yêu cầu hoặc bị lỗi đã bị loại bỏ để đảm bảo tính chính xác và chất lượng của bộ dữ liệu.
* **Phương pháp chia tập dữ liệu:** Các tập dữ liệu được chia thành các tập huấn luyện và kiểm tra để đánh giá hiệu suất của các mô hình AI.