بیماری کبد چرب غیرالکلی یک بیماری شایع در سراسر جهان است و حدود ۳۰ درصد از جمعیت در کشورهای توسعه‌یافته تحت‌تاثیر آن قرار دارند. بیماری کبد چرب غیرالکلی به دلیل حضور گرانول‌های چربی اضافی در سلول‌های کبد رخ می‌دهد و با جمع شدن چربی در بافت‌های کبد، فرد دچار کبد چرب می گردد. این رسوبات بیش از حد چربی در کبد عامل اصلی بیماری‌های مزمن مانند فیبروزیس، سیروزیس، سرطان کبد و غیره است. بیماری کبد چرب معمولاً بدون علائم است و این بیماری زمانی خود را نشان می‌دهد که به مراحل پیشرفته و خطرناکی رسیده باشد. از این رو، تشخیص زودهنگام این بیماری و درجه آن نقش مهمی داشته و اگر درمان مناسب برای این بیماری درنظر گرفته نشود، می‌تواند پیشرفت کرده و به بیماری‌های مزمن تبدیل شده و در نهایت ممکن است منجر به از کارافتادگی کبد شود. برای تشخیص بیماری کبد چرب غیرالکلی، سونوگرافی به دلیل ایمنی نسبی، هزینه کم، ماهیت غیرتهاجمی، نمایش هم‌زمان و راحتی اپراتور به طور گسترده ای برای رادیولوژیست‌ها مورد استفاده قرار می گیرد اما به دلیل کیفیت پایین این تصاویر، دقت تشخیص میزان چربی کبد به آموزش و تخصص بسیار رادیولوژیست بستگی دارد. از این رو، یک روش طبقه‌بندی اتوماتیک و هوشمند بر اساس روشهای یادگیری ماشین برای تشخیص میزان چربی کبدی از روی تصاویر التراسوند با دقت بالا ضروری بوده و می تواند دقت و سرعت تشخیص را برای رادیولوژیست ها بهبود بخشد.

دادگان شامل ۵۵۰ تصویر التراسوند کبد از ۵۵ بیمار به شدت چاقی است که برای جراحی چاقی پذیرش شده‌اند. داده‌های سونوگرافی از کبد در بخش پزشکی داخلی، دانشگاه علوم پزشکی ورشو لهستان، یک یا دو روز قبل از جراحی به دست آمده است. به عنوان بخشی از پروتکل روتین این دانشگاه، هر بیمار که تحت عمل جراحی چاقی قرار می گیرد، بیوپسی انجام و سپس ارزیابی بافت شناسی کبد توسط یک آسیب شناس انجام شده و سطح میزان چربی کبد براساس درصد سلولهای کبدی با نفوذ چربی تعریف شده است.

شما میتوانید مقاله با عنوان زیر را از طریق این **وبسایت** مشاهده و دانلود کنید.

عنوان این مقاله: Transfer learning with deep convolutional neural network for liver steatosis assessment in ultrasound images

مراحل ابتدایی انجام پروژه:

مرحله اول: برای دانلود دیتاست میتوانید از طریق این **وبسایت** https://zenodo.org/record/1009146 اقدام کنید.

مرحله دوم: دیتاست را بر اساس میزان چربی کبد، به چهار گروه سالم (سطح چربی کبد کمتر از ۵ درصد) (۱۷ فرد)، کبد با چربی پایین (سطح چربی کبد بین ۵ تا ۳۰درصد) (۲۰ فرد)، کبد با چربی متوسط (سطح چربی کبد بین ۳۰ تا ۷۰ درصد) (۸ فرد) و کبد با چربی بالا (سطح چربی کبد بالاتر از ۷۰ درصد) (۱۰ فرد) تقسیم کنید.

پروژه اول: داده افزایی با استفاده از شبکه‌های مولد متخاصم (GAN)

پیش پردازش:

۱- با استفاده از روش های Cropping قسمت‌های زائد تصویر را برش دهید (شماره ها یا سیگنال های اطراف تصویر حذف گردند)

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه OpenCV استفاده کنید.

۲- با استفاده از روش های نرمالیزیشن، مقادیر پیکسل های تصویر را نرمالایز کنید.

داده افزایی توسط شبکه‌های GAN

با استفاده از شبکه های از غیرنظارت شده GAN برای بهبود داده‌های آموزشی، تصاویر مصنوعی بسازید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از یکی از کتابخانه های TensorFlow یا Pytorch استفاده کنید.

راهنمایی ۲: این مدل شبکه ها، دارای دو بخش Discriminator و Generator هستند که هر کدام دارای تابع خطای مخصوص به خود میباشند.

راهنمایی ۳: ورودی شبکه Generator یک بردار نویز تصادفی است.

راهنمایی ۴: شبکه Discriminator یک طبقه بند باینری است (معمولاً یک شبکه کانولوشنی)

پروژه دوم: طبقه‌بندی کبد براساس میزان چربی با استفاده از ویژگی‌های رادیومیکس

پیش پردازش:

۱- با استفاده از روش های مرسوم پردازش تصویر مانند Histogram equalization کیفیت تصاویر را بهبود ببخشید
۲- با استفاده از روش های Cropping قسمت‌های زائد تصویر را برش دهید (شماره ها یا سیگنال های اطراف تصویر حذف گردند)
۳- با استفاده از روش های نرمالیزیشن، مقادیر پیکسل های تصویر را نرمالایز کنید.
۴- با استفاده از روش‌های Data Augmentation تعداد داده‌های train را افزایش دهید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از یکی از کتابخانه های Tensorflow یا Pytorch استفاده کنید.

نکته: استفاده از Data augmentation فقط باید برای داده های آموزشی صورت بگیرد.

نکته ۲: استفاده از Data augmentation با توجه به تصاویر (التراسوند) باید معقول و به واقعیت نزدیک باشد.

استخراج ویژگی:

هیستوگرام هر یک از تصاویر را رسم کنید. سپس با استفاده از روش های استخراج ویژگی first-order ویژگی‌های مرتبط با هیستوگرام تصویر از جمله متوسط و واریانس را استخراج کنید.

با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی second order (مانند GLCM، GLRLM و یا سایر روش های استخراج ویژگی) ویژگی های رادیومیکس را استخراج کنید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه radiomics استفاده کنید.

انتخاب ویژگی:

با یکی از روش‌های انتخاب ویژگی (mRMR، Anova، و ...) بهترین ویژگی‌ها را انتخاب کنید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه Scikit-learn استفاده کنید.

طبقه بندی:

با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی SVM، Random Forest، Adaboost، XGboost، MLP ویژگی‌های انتخاب شده را به ۴ کلاس (نرمال، کبد با چربی کم، کبد با چربی متوسط، و کبد با چربی بالا) طبقه بندی کنید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه Scikit-learn برای کار از طبقه بندها استفاده کنید و برای استفاده از طبقه بند XGboost از کتابخانه xgboost استفاده کنید

ارزیابی:

با استفاده از روش های صحت، حساسیت، دقت، معیار F1 را برای طبقه بندهای مختلف محاسبه کنید و سپس آن ها را با هم مقایسه کنید.

پروژه سوم: طبقه‌بندی کبد براساس میزان چربی با استفاده از ویژگی‌های کانولوشنی

پیش پردازش:

۱- با استفاده از روش های Cropping قسمت‌های زائد تصویر را برش دهید (شماره ها یا سیگنال های اطراف تصویر حذف گردند)

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه OpenCV استفاده کنید.

۲- با استفاده از روش های نرمالیزیشن، مقادیر پیکسل های تصویر را نرمالایز کنید.

۳- با استفاده از روش‌های Data Augmentation تعداد داده‌های train را افزایش دهید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از یکی از کتابخانه های Tensorflow یا Pytorch استفاده کنید.

نکته: استفاده از Data augmentation فقط باید برای داده های آموزشی صورت بگیرد.

نکته ۲: استفاده از Data augmentation با توجه به تصاویر (التراسوند) باید معقول و به واقعیت نزدیک باشد.

استخراج ویژگی:

با استفاده از مدل‌های از پیش آموزش داده شده (VGG، MobileNet، ResNet، Inception، Xception، و EffientNet) ویژگی های کانولوشنی را از تصاویر استخراج کنید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از یکی از کتابخانه های Tensorflow یا Pytorch استفاده کنید.

انتخاب ویژگی:

با یکی از روش‌های انتخاب ویژگی (mRMR، Anova، Mutual Information و ...) بهترین ویژگی‌ها را انتخاب کنید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه Scikit-learn استفاده کنید.

طبقه بندی:

با استفاده از روش‌های SVM، Random Forest، Adaboost، XGboost، MLP ویژگی‌های انتخاب شده را به ۴ کلاس (نرمال، کبد با چربی کم، کبد با چربی متوسط، و کبد با چربی بالا) طبقه بندی کنید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه Scikit-learn برای کار از طبقه بندها استفاده کنید و برای استفاده از طبقه بند XGboost از کتابخانه xgboost استفاده کنید

ارزیابی:

با استفاده از روش های صحت، حساسیت، دقت، معیار F1 را برای شبکه های pre-trained مختلف و بهترین طبقه بند محاسبه کنید و سپس آن ها را با هم مقایسه کنید.

پروژه چهارم: طبقه‌بندی با استفاده از یادگیری انتقالی و Fine Tuning

پیش پردازش:

۱- با استفاده از روش های Cropping قسمت‌های زائد تصویر را برش دهید (شماره ها یا سیگنال های اطراف تصویر حذف گردند)

راهنمایی: در پایتون میتوانید از کتابخانه OpenCV استفاده کنید.

۲- با استفاده از روش های نرمالیزیشن، مقادیر پیکسل های تصویر را نرمالایز کنید.

۳- با استفاده از روش‌های Data Augmentation تعداد داده‌های train را افزایش دهید.

راهنمایی: در پایتون میتوانید از یکی از کتابخانه های Tensorflow یا Pytorch استفاده کنید.

نکته: استفاده از Data augmentation فقط باید برای داده های آموزشی صورت بگیرد.

نکته ۲: استفاده از Data augmentation با توجه به تصاویر (التراسوند) باید معقول و به واقعیت نزدیک باشد.

استخراج ویژگی و طبقه‌بندی

با استفاده از مدل‌های از پیش آموزش داده شده (VGG، MobileNet، ResNet، Inception، Xception، و EffientNet) ویژگی های کانولوشنی را از تصاویر استخراج کنید. (در ابتدا این لایه های کانولوشنی این شبکه‌های از پیش آموزش داده شده را برای train فریز کنید، و لایه های fully connected آن ها را حذف کنید. سپس بعد از لایه‌های کانولوشنی فریز شده، لایه های fully connected مرتبط به پروژه را قرار میدهیم (لایه آخر یه لایه softmax با تعداد ۴ نرون باشد)).

راهنمایی: در پایتون میتوانید از یکی از کتابخانه های Tensorflow یا Pytorch استفاده کنید.

راهنمایی ۲: در صورت اورفیت شدن، سعی کنید هایپرپارامترها (تعداد لایه های fully connected، تعداد نورون ها، نرخ یادگیری و ...) را تغییر دهید. همچنین میتوانید از تکنیک های regularization (مانند اضافه کردن لایه های dropout) استفاده کنید.

ارزیابی:

با استفاده از روش های صحت، حساسیت، دقت، معیار F1 را برای شبکه های pre-trained مختلف محاسبه کنید و سپس آن ها را با هم مقایسه کنید.