

Göğüs Kanseri Histoloji Görüntülerini İki Aşamalı Evrişimli Sinirsel Ağ İle Sınıflandırma

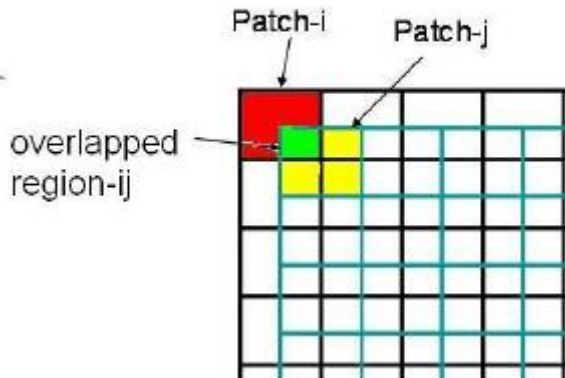
Genel Bakış

Öncelikle bu projedeki amaç mikroskoptan alınan göğüs kanseri histoloji taramalarını 4 sınıftan oluşan bir sınıflandırmaya almak. Bu sınıflar ise normal hücre, yumuşak huylu tümör, karsinoma in situ, invasiv karsinomudur.

Metot

Sistem iki tane evrişimli sinirsel ağdan (CNN) oluşmaktadır. Bunun amacı ise yüksek çözünürlükteki(2048x1536) histoloji taramalarını bir CNN'e doğrudan verilmesinin istenmeyen iki yönü var: gerçekçi olmayan hafıza ihtiyacı ve sinirsel ağın sadece karakteristik özelliklere odaklanıp kalan her şeyi ekarte etme eğilimi.

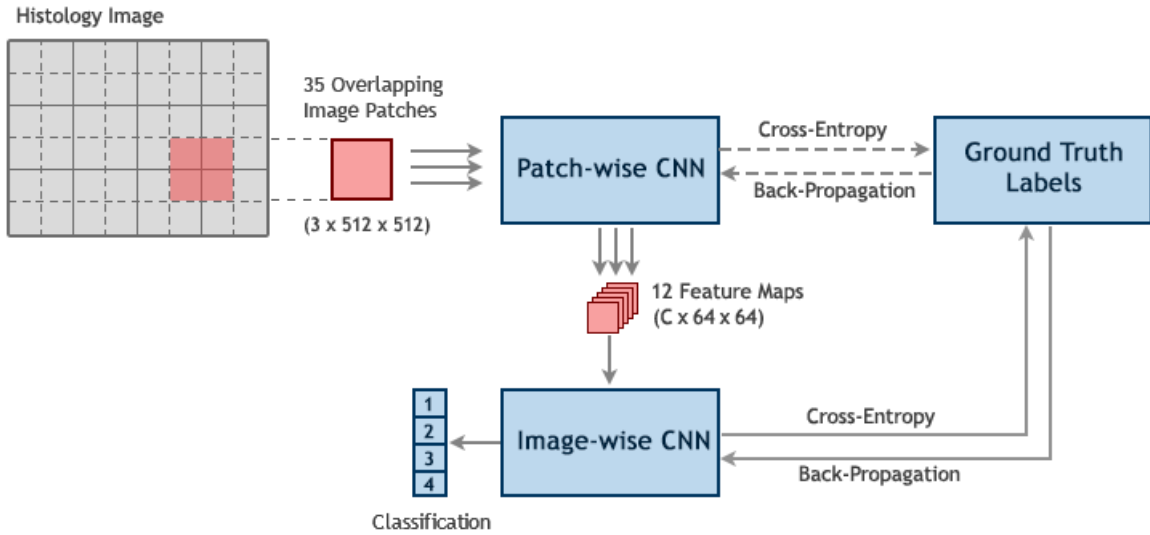
İlk olarak verilen mikroskop görüntüsü " $k \times k$ " boyutunda (parametre) ve adım sayısı(stride) " s " olan bir pencerenin(patch) kaydırılması ile pencerelere bölünmektedir. Bu metot pencerelerdeki ortak piksellerin çakışmasına neden olmaktadır



Bu durum başta problem gibi gözüксе de birinci sinirsel ağın pencereler arasında olan ortak özellikleri(feature) öğrenmesini sağlamaktadır. Yani birinci sinirsel ağ girdi olarak bu pencereleri almaktadır. Resimlerin etiketleri(label) olmasına rağmen bu pencerelerin kendilerine ait etiketleri yoktur ancak kayıp(loss) pencerenin ait olduğu taramanın etiketine bağlı olarak kategorik çapraz entropi (categorical cross-entropy) kayıp fonksiyonu ile hesaplanmaktadır. Sonuç olarak ilk sinirsel ağ pencereler arasındaki en belirgin özellikleri çıkarmaktadır.

İlk sinirsel ağ sonuç olarak klasifike edilmiş sınıfları çıkarmak yerine son evrişimli katı (last convolution layer) kullanarak Kanal (Channel) x 64 x 64 boyutunda özellik haritaları (feature maps) çıkarmaktadır. Kanal sayısı ise bu haritaların derinliğini temsil eden bir hiper-parametredir. Özet olarak ilk sinirsel ağ resimden çıkarılan pencereleri girdi olarak aldıktan sonra birbiriyle çakışmayan pencereleri öğrenip bu pencerelerden özellik haritalarını çıkarmaktadır.

İkinci sinirsel ağın girdisi ise ilk ağın sonucu olan özellik haritalarının bir araya gelerek oluşturduğu 3 boyutlu bir yapıdır. Bu ağ ise ilk ağ ile aynı kayıp fonksiyonunu kullanarak resimleri iki durumu öğrenerek sınıflandırıyor: çakışan pencerelerin paylaştığı lokal özellikler ve çakışmayan pencerelerin paylaştığı global özellikler.



Uygulama

GPU yetersizliğinden dolayı eğitilen(train) edilen veriler test edilememiştir. Eğitim edilmesi için tek seferde hafızaya alınan resim sayısı yani grup(batch) sayısı azaltılmıştır. Eğitim sırasında ise azaltılmış sayıdaki verilere ve küçük epok(epoch) sayısına rağmen yüzde 92'ye kadar doğruluk oranı saptanmıştır.

DeepSlide adlı çalışma ise içeriğinden ötürü yapılmamıştır. Bu çalışmaya benzer şekilde histolojilerden yola çıkarak akciğer hücrelerindeki invaziv karsinoma hücrelerini beş alt sınıfa ayırmaktadır. Bu beş sınıfi sınıflandırmak etmek için öncelikle hücreler dört alt sınıfa ayrılmalıdır.

Kaynakça

<https://github.com/ImagingLab/ICIAR2018>