

استفاده از متد رگراسیون لاجیستیک برای طبقه بندی عکس های پزشکی با استفاده از سیگنال CXR

داریوش حسن پور آده

۹۳۰۸۱۶۴

پاییز ۱۳۹۳

۱ مقدمه

پردازش تصاویر امروزه بیشتر به موضوع پردازش تصویر دیجیتال گفته می‌شود که شاخه‌ای از دانش رایانه است که با پردازش سیگنال دیجیتال که نماینده تصاویر برداشته شده با دوربین دیجیتال یا پویش شده توسط پویشگر هستند سر و کار دارد. تصاویربرداری پزشکی به تکنیک و فرایند مورد استفاده برای ساختن تصاویری از بدن انسان (یا بخش‌ها و عملکردهای آن) برای اهداف کلینیکی (روش‌های پزشکی که در جستجوی شناخت، درمان و بررسی بیماری‌ها هستند). یا علوم پزشکی (شامل مطالعات آناتومیک و فیزیولوژیک) است. تصویربرداری پزشکی، تداخلی از چند شاخه علوم همانند فیزیک پزشکی، مهندسی پزشکی، زیست‌شناسی، و اپتیک می‌باشد. با توجه به رشد روزافزون تکنولوژی‌های علوم کامپیوتر و تصویربرداری پزشکی امروزه بیش از پیش جامعه‌ی پزشکی نیازمند به سیستم‌های خبره برای بررسی تصاویر پزشکی برای مسایل تحلیلی و آنالیزی هست؛ بنابراین دسته بندی و تحلیل تصاویر پزشکی یکی از به روزترین مسایل مطرح در این زمینه میباشد.

فهرست مطالب

۱	مقدمه	۲
۲	معرفی روش CXR	۳
۳	مجموعه داده‌های ورودی	۴
۱.۳	پیش پردازش	۴
۱.۱.۳	هنگام بارگذاری عکس‌ها	۵
۲.۱.۳	بعد از استخراج سیگنال CXR	۵
۳.۱.۳	ایجاد ویژگی‌های ارتباط غیرخطی ویژگی‌های اصلی	۵
۴	الگوریتم رگرسیون لجستیک	۵
۵	پیاده سازی	۶
۶	ترکیب (پیچش) ویژگی‌های	۸
۷	نتایج	۹
۸	مراجع	۱۰

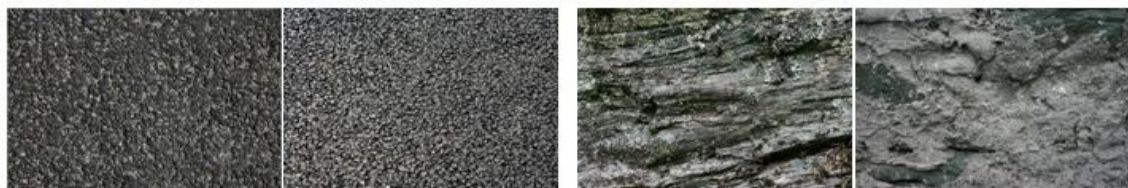
۲ معرفی روش CXR

در سال ۱۳۷۰ آقای تانگ و همکارانش [۱] اولین روش تبدیل الگوی ۲ بعدی به ۱ بعدی با نام تصویر حلقه^۱ را ارائه داد. که این تبدیل الگوی دوبعدی را به الگوی تک بعدی با استفاده از تصویر کردن الگوهای روی دایره هایی با شعاع های متفاوت تبدیل می کند. در سال ۱۳۷۸ آقای تاو و همکارانش [۲] روش دیگری را با نام تصویر مرکزی^۲ ارائه دادند که همانند تصویر حلقه الگوی ۲ بعدی به ۱ بعدی تبدیل میکرد با این تفاوت که الگوهایی که با زاویه ی متفاوت از یک دیگر قرار داشتند به نقاط متفاوتی تصویر می کرد.

هر دوی روش های تصویر حلقه و تصویر مرکزی یک الگوی دو بعدی را به یک بعد تبدیل میکنند با این تفاوت که هر کدام از آن ها از دیدگاه تفاوتی به الگو نگاه کرده و تبدیلاتشان را از دیدگاه متفاوتی اعمال میکنند. در این اواخر آقای تانگ و همکارانش [۳، ۴] کاربردهای دیگری از روش تصویر حلقه ارائه دادند که خارج از حوضه ی این نوشتار می باشند.

با توجه به اینکه روش تصویر مرکزی اطلاعات روی خطوط با زاویه های متفاوت را نمی تواند استخراج کند و از سمت دیگر روش تصویر حلقه اطلاعات رو شعاع های متفاوت را نمی تواند استخراج کنند هر دوی این روش ها دارای از دست رفتگی داده ای می باشند. روش CXR^۲ با ترکیب این دو روش توانست یک تبدیل بهینه ای بدست آورد که مشکل از دست رفتگی داده ها در روش های قبلی را ندارد؛ روش CXR تمامی خواص روش های والدش را دارد بنابراین خواص معرفی شده در روش های تصویر حلقوی و مرکزی در این روش نیز صادق اند. بحث راجع به روش CXR خارج از حوضه ی این نوشتار می باشد.

ماهیت همگی روش های معرفی شده در بالا یک سیگنال یک بعدی بوده و در شکل های زیر نمونه هایی از عکس ها و سیگنال های CXR مربوط به آن عکس ها آورده شده است. (جهت داشتن دید بهتر راجع به داده هایی که برای یادگیری استفاده خواهیم کرد).

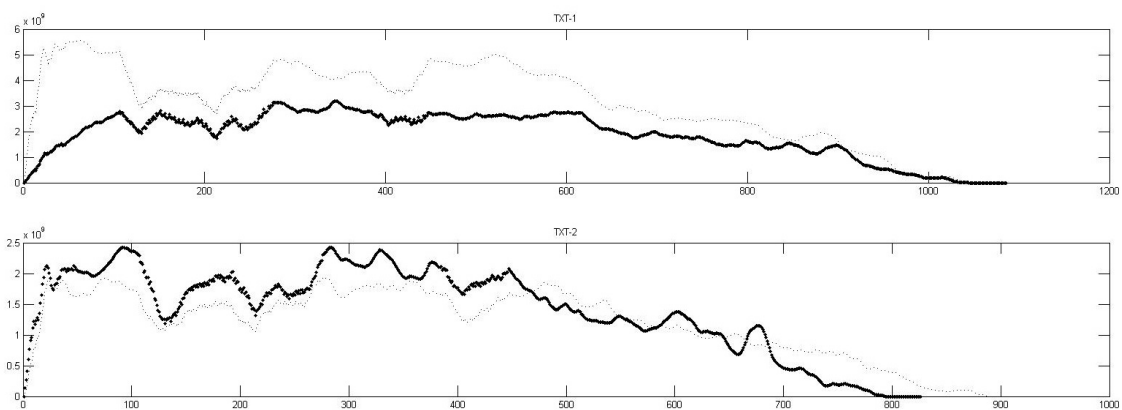


شکل ۱: تعدادی بافت از ۲ گونه متفاوت

^۱ Ring Projection

^۲ Central Projection

^۳ ابداع اینجانب در پروژه ی مقطع کارشناسی میباشد.



شکل ۲: سیگنالهای CXR متناظر با بافت های شکل ۱

همانطور که در شکل های ۱ و ۲ مشاهده میشود بافت های مشابه دارای سیگنالهای مشابه هستند که ما در این پروژه میخواهیم که از این ویژگی سیگنال ها برای طبقه بندی عکس های پزشکی استفاده کنیم.

۳ مجموعه داده های ورودی

از آنجایی که موضوع پروژه طبقه بندی عکس ها میباشد، نیاز به دادههای تصویری وجود دارد. در مورد جمع آوری داده؛ بدیهی است که نیاز به تصاویر ام.آر.ای وجود دارد به باتوجه به زیرساخت ضعیف موجود در نظام پزشکی ایران در مستندسازی اطلاعات پزشکی دسترسی به دیتاست مرغوب تصاویر ام.آر.ای یا امکان نیست و یا نیاز به داشتن مجوز از سازمان های مرتبط هست که در زمان انجام پروژه های کارشناسی امکان این امر محیا نشد برای این منظور ما ۲۱ عدد عکس از ۵ اندام مذکور را توسط موتور جستجوی گوگل استخراج کردیم و هر کدام از عکس ها با درجات ۲۷۰-۱۸۰-۹۰-۰ درجه دوران و ۳ سایز متفاوت علاوه بر سایز اصلی عکس شامل سایزهای ۱۲۸*۱۲۸ - ۲۵۶*۲۵۶ - ۵۱۲*۵۱۲ چندبرابر شده اند. مجموعه ی داده ی ورودی به برنامه ی طبقه بندی کننده برداری از ویژگی سیگنال (CXR - همانند سیگنال های شکل ۲) استخراج شده از تصاویر گرفته شده از ۵ ناحیه بدن که شامل ناحیه های کل بدن، مغز، زانو، شانه و ستون فقرات میباشد. که ویژگی های مورد استفاده شامل در واقع مقادیر سیگنال بوده اند.

۱.۳ پیش پردازش

همانطور که در شکل ۲ می بینیم تعداد اندیس های سیگنال برای استفاده به عنوان بردار ویژگی بسیار زیاد بوده است و بدیهی است که این ویژگی ها دارای ارتباط خطی با یکی دیگر نیستند و در صورتی که بخوام ارتباط های غیر خطی این ویژگی ها را دریاگیری طبقه بندمان در نظر بگیریم حجم ویژگی های توانی بیشتر خواهد شد. بنابراین پیش پردازش های جهت کاهش تعداد ویژگی ها (حذف ویژگی های غیر ضروری) و افزایش دقت

طبقه بند در ۳ مرحله انجام گرفته است. که در قسمت های زیر آمده اند.

۱.۱.۳ هنگام بارگذاری عکس ها

در طبقه بندی عکس های پزشکی عکس ها با اندازه کوچک میتواند نماینده خوبی از داده های عکس اصلی باشد برای همین هنگام بارگذاری عکس ها و قبل از استخراج ویژگی های سیگنال CXR تمامی عکس ها به اندازه 64×64 پیکسل تغییر اندازه داده می شوند.

۲.۱.۳ بعد از استخراج سیگنال CXR

با اینکه تغییر اندازه عکس ها در کاهش تعداد مقادیر سیگنال CXR موثر واقع شد ولی کماکان از نظر محاسباتی زیاد میباشد (با توجه به اینکه بعدها ویژگی های ارتباطات غیر خطی ویژگی های اصلی به ویژگی های اصلی نیز اضافه خواهند شد). بعد از استخراج سیگنال CXR میانگین هر ۱۰ ویژگی به عنوان یک ویژگی در نظر گرفته میشود.

۳.۱.۳ ایجاد ویژگی های ارتباط غیرخطی ویژگی های اصلی

همانطور که از شکل ۲ می بینیم ویژگی ها حتما باید دارای ارتباط غیرخطی با یکی دیگر باشند. برای همین منظور ویژگی های اصلی با یک درجه ای که در قسمت آزمایشات این نوشتار آمده است با هم مرتبط میشوند و به عنوان ویژگی جدید در نظر گرفته میشوند.

۴ الگوریتم رگرسیون لجستیک

امروزه در بیشتر پژوهش ها در پی رسیدن به هدفی خاص با استفاده از چندین عامل دیگر هستیم بنحوی که مقدار بهینه را بدهد. که در آمار با روش های مختلف رگرسیونی به انجام این چنین کارهایی پرداخته و نتایج تحلیل می شود. در رگرسیون به وسیله متغیرهای مستقل، متغیر پاسخ برآورد می شود. که این متغیر پاسخ همان هدف اصلی در پژوهش ها می باشد.

همانطور که گفته شد روش های مختلف رگرسیونی با توجه به نوع عامل ها در تحقیقات استفاده می شود. رگرسیون لجستیک نیز حالت خاصی از رگرسیون است که در مواردی که متغیر پاسخ دو گزینه ای یا چند گزینه ای است؛ یعنی فقط دو یا چند حالت متفاوت برای متغیر پاسخ وجود دارد، به کار می رود. این حالت بیشتر در تحقیقات پزشکی و جامعه شناسی مورد استفاده قرار می گیرد. مثل عامل هایی که در بیماری های سرطانی موثرند. یا در این تحقیق مانند مرده یا زنده بودن راننده، وضعیت خودرو پس از تصادف، وضعیت جسمی راننده و ...

هرگاه بخواهیم رابطه‌ای میان مجموعه‌ای ازها را با یک متغیر وابسته مانند مشخص کنیم با یک مسأله چند متغیره روبرو هستیم. در تحلیل چنین مسائلی از چندین روش ریاضی استفاده می‌شود. رگرسیون لجستیک یک مدل ریاضی است که می‌تواند برای توصیف رابطه چندین متغیر با یک متغیر وابسته دو حالتی یا چند حالتی (متغیری که فقط دارای دو یا چند وضعیت متفاوت است) به عنوان مورد استفاده قرار گیرد. منظور از متغیر دو حالتی، متغیری است که فقط دارای دو جواب می‌باشد، مانند مردن یا زنده ماندن، کمربند ایمنی بستن یا نبستن، حاضر بودن یا غایب بودن و بیمار بودن یا بیمار نبودن. اغلب برای این متغیرها از کدهای صفر و یک استفاده می‌شود، کد یک را برای حالت مثبت بودن (موفقیت) آن خاصیت (بیمار بودن) و کد صفر برای منفی بودن (شکست) آن به کار می‌رود. تابع لجستیک و مشتق آن به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned}
 g'(z) &= \frac{d}{dz} \frac{1}{1+e^{-z}} \\
 &= \frac{1}{(1+e^{-z})^2} (e^{-z}) \\
 &= \frac{1}{(1+e^{-z})} \cdot \left(1 - \frac{1}{(1+e^{-z})}\right) \\
 &= g(z)(1-g(z)).
 \end{aligned}$$

$g(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$
(ب) مشتق تابع لجستیک
(آ) تابع لجستیک

شکل ۳: تابع لجستیک و مشتق آن

احتمال تعلق به هر دسته را میتوان بصورت تابع لجستیک در نظر گرفت:

$$P(Y = 1 | X = \langle 1, x_1, \dots, x_n \rangle) = \frac{1}{1 + \exp(-\theta^T X)} = \frac{1}{1 + \exp(-(\theta_0 + \sum \theta_i x_i))} \quad (1)$$

که در معادله ۱ θ_i ها توسط گرادینان نزولی تعیین میشوند.

۵ پیاده سازی

در بحث پیاده سازی از آنجایی که ماهیت رگرسیون لجستیک دودویی میباشد یعنی برای طبقه بندی ۰ یا ۱ میباشد برای طبقه بندی هریک از ۵ کلاس تعریف شده در مقدمه ی نوشتار یک آموزش لجستیک مستقل انجام می شود و ضرایب یادگرفته شده برای آن کلاس ذخیره میشود. سپس جهت طبقه بندی/تست نمونه ی مورد نظر را به هریک از ۵ طبقه بند میدهم و هریک که احتمال بالاتری را به عنوان نتیجه برگرداند؛ نمونه را به آن کلاس انتساب می دهیم.

برای جستجو در فضای پاسخ ها از تابع *fminunc* متلب استفاده میکنیم که این تابع با استفاده از متدهایی (که در اینجا ما متد رگرسیون را انتخاب کرده بودیم) به دنبال کمینه محلی می گردد.

الگوریتم نوشته شده برای یادگیری کلیه کلاس ها به صورت زیر است:

```

1 function results = train_logistic(cat_data, prem_data)
2     % occupy memory for result outcomes
3     results = cell(size(cat_data));
4     % occupy memory for end indexes of each categories
5     end_indexes = [0; zeros(size(cat_data))];
6     % for each category
7     for d=1:size(cat_data, 1)
8         % compute the end index of that category
9         end_indexes(d + 1) = end_indexes(d) + size(cat_data{d}, 1);
10    end
11    % for each category
12    for d=1:size(cat_data, 1)
13        fprintf('Traing for label# %i\n', d);
14        % train with respect to the category
15        % store the training results
16        results{d} = train_for_label(prem_data, d, end_indexes);
17    end
18 end
19
20 function theta = train_for_label(prem_data, label, end_indexes)
21     % fail safe for valid data
22     if label > size(prem_data, 1) && label < 0
23         error('label overflow');
24     end
25     % mute the labels except current label
26     prem_data = mute_labels(prem_data, label, end_indexes);
27     % fetch features
28     X = prem_data(:, 1:end-1);
29     % fetch the labels
30     y = prem_data(:, end);
31     % fetch the sizes
32     [m, n] = size(X);
33     % add the '1' threshold
34     X = [ones(m, 1) X];
35     % intial theta - all zero
36     initial_theta = zeros(n + 1, 1);
37     % define a cost function
38     costFunction = @costFunctionReg;
39     lambda = 1;
40     % compute and display initial cost and gradient
41     fprintf('Cost at initial theta (zeros): %f\n', costFunction(initial_theta, X, y, lambda));
42     % set options for fminunc
43     options = optimset('GradObj', 'on', 'MaxIter', 10000, 'Display', 'iter');
44     disp('Start training....');
45     % run fminunc to obtain the optimal theta
46     % this function will return theta and the cost
47     [theta, cost] = fminunc(@(t)(costFunction(t, X, y, lambda)), initial_theta, options);

```

```

48     % print the final cost value returned by fminunc
49     fprintf('Cost at theta found by fminunc: %f\n', cost);
50 end
51
52 function data = mute_labels(data, except_label, end_indexes)
53     % find the current's label's end index
54     i = end_indexes(except_label:except_label+1);
55     % all labels go zero
56     data(:,end) = 0;
57     % make current's label one
58     data(i(1)+1:i(2), end) = 1;
59 end

```

۶ ترکیب (پیچش) ویژگی های

به علت اینکه ارتباط ویژگی ها با یک دیگر در ابتدای امر مشخص نبود توابعی جهت ایجاد این ارتباطات به عنوان ویژگی های جدید نوشته شد که جهت ایجاد پیچش با درجه ی دلخواه تابع زیر پیاده سازی شده است:

```

1 function out = mapFeature(X1, X2, degree)
2 % MAPFEATURE Feature mapping function to polynomial features
3 %
4 % MAPFEATURE(X1, X2) maps the two input features
5 % to quadratic features used in the regularization problems.
6 %
7 % Returns a new feature array with more features, comprising of
8 % X1, X2, X1.^2, X2.^2, X1*X2, X1*X2.^2, etc..
9 %
10 % Inputs X1, X2 must be the same size
11 %
12 out = ones(size(X1(:,1)));
13 for i = 1:degree
14     for j = 0:i
15         out(:, end+1) = (X1.^(i-j)).*(X2.^j);
16     end
17 end
18
19 end

```


۷ نتایج

در یادگیری و تست ۷۵٪ داده های آموزشی برای یادگیری و ۲۵٪ آنها برای تست استفاده شدند. به علت اینکه ارتباط بین ویژگی ها در ابتدا مشخص نبود طبق آنچه که در بخش قبلی آمده است داده ها را با درجات ۰، ۱، ۲ و ۳ ترکیب کردیم و که نتایج TPR, FPR و ROC آنها برای هر یک از طبقه بند کننده به شرح زیر است:

طبقه بند کلاس ۵			طبقه بند کلاس ۴			طبقه بند کلاس ۳			طبقه بند کلاس ۲			طبقه بند کلاس ۱			تعداد ویژگی ها	درجه ترکیب
ROC	FPR	TPR	ROC	FPR	TPR	ROC	FPR	TPR	ROC	FPR	TPR	ROC	FPR	TPR		
NaN	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۱	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۸	۰.۰۰	۱.۵۱	۰.۵۸	۰.۸۸	۰.۳۳	۰.۰۴	۰.۰۱	۱۹	۰
NaN	۰.۰۰	۰.۰۰	NaN	۰.۰۰	۰.۰۰	۳.۲۲	۰.۰۱	۰.۰۵	۱.۱۸	۰.۶۸	۰.۸۱	۰.۴۵	۰.۰۳	۰.۰۱	۹۳۷	۱
NaN	۰.۰۰	۰.۰۰	۵.۸۵	۰.۰۰	۰.۰۱	۲.۵۲	۰.۰۷	۰.۲۰	۱.۱۹	۰.۴۷	۰.۵۷	۰.۹۷	۰.۱۶	۰.۱۵	۱۸۵۵	۲
NaN	۰.۰۰	۰.۰۰	۳.۶۶	۰.۰۱	۰.۰۴	۱.۶۵	۰.۰۶	۰.۱۰	۱.۳۵	۰.۴۴	۰.۶۰	۰.۵۹	۰.۱۸	۰.۱۰	۳۰۷۹	۳

با توجه به مقادیر ROC محاسبه شده ویژگی های درجه ترکیب ۲ از دیگر ترکیبات بهتر عمل کرده است و همچنین با توجه به مقادیر ROC در طبقه بند کلاس ۵ در هیچ یک از ترکیبات لاجستیک رگرسیون نتوانسته است مدلی برای کلاس ۵ ارائه دهد و احتمالا به علت اینکه ام.ار.آی ستون فقرات به ام.ار.آی کل بدن و شانه و زانو بسیار شبیه بوده است. و کلاس ۵ همیشه به عنوان یکی از دیگر کلاس ها طبقه بندی کرده است.

علت اینکه چرا برخی از مقادیر TPR کم بوده یا مقادیر FPR زیاد بوده این است که اولاً داده های کمی برای آموزش داشتیم (برای هر عضو حدود ۲۱ عدد داده ی متفاوت داشتیم!!) و دوماً اینکه اختلاف زیادی در تعداد ویژگی ها بین دو درجه ترکیب متوالی وجود دارد که این جهش باعث میشود مدل های بیهنه ی احتمالی در فاصله ی آن جهش از دست بروند ولی از بین این دو دلیل؛ دلیل اولی (که داده ی کمی در اختیار داشتیم) مهمتر و موثرتر از دلیل دومی است.

در طبقه بند شماره ی ۱ با افزایش درجه ی ترکیب ویژگی ها هردوی مقادیر TPR و FPR افزایش میابند. در طبقه بند شماره ی ۲ با افزایش درجه ی ترکیب ویژگی ها هردوی مقادیر TPR و FPR کاهش میابند. در طبقه بند شماره ی ۳ با افزایش درجه ی ترکیب ویژگی ها هردوی مقادیر TPR و FPR دارای نوسان هستند. در طبقه بند شماره ی ۴ با افزایش درجه ی ترکیب ویژگی ها هردوی مقادیر TPR و FPR افزایش میابند. در طبقه بند شماره ی ۵ با افزایش درجه ی ترکیب ویژگی ها هردوی مقادیر TPR و FPR ثابت و مساوی ۰ باقی می مانند.

- [1] YUAN Y. TANG, H. D. CHENG, and CHING Y. SUEN, Int. J. "*Transformation-ring-projection (TRP) Algorithm And Its VLSI Implementation*" Patt. Recogn. Artif. Intell. 05, 25 (1991).
- [2] Y. Tao, Ernest C.M. Lam, Chin S. Huang and Yuan Y. Tang, "*Information distribution of the projection method for Chinese character recognition*", Journal of Proceedings of the 2009 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Baoding, 12-15 July 2009 204 Information Science and Engineering, 16, 127-139 (2000).
- [3] Y. Tao, Ernest C.M. Lam, Y. Y. Tang, "*Feature extraction using wavelet and fractal*", Pattern Recognition Letters, 22, 271-287 (2001).
- [4] Y. Y. Tang, Y. Tao, Ernest C.M. Lam, "*New method for feature extraction based on fractal behavior*", Pattern Recognition, 35, 1071-1081 (2002).