



## گزارش پایانی

سارا آئین

دانشکده مهندسی کامپیوتر

دانشگاه علم و صنعت ایران

aein\_sara@comp.iust.ac.ir

### چکیده

زردی بیماری است که نوزادان در بدو تولد به آن دچار می شوند که به صورت تغییر رنگ پوست به زرد، ظاهر می شود. تغییر رنگ در اثر ماده ای زرد رنگ به نام بیلی روبین در خون ایجاد می شود. در شرایطی که بیلی روبین بیش از حد در خون تجمع می یابد، نوزادان در معرض خطر جدی زردی هستند. در صورت عدم درمان، زردی می تواند منجر به اختلال عصبی و مرگ شود. بنابراین تشخیص زود هنگام آن بسیار ضروری می باشد. روش های معمول تشخیص زردی نوزاد، یا نیازمند انجام خون گیری می باشد و یا هزینه زیادی به همراه دارد. ما سعی داریم با برطرف کردن این دو مشکل، یک مدل کانوولوشنی را آموزش دهیم که به عنوان ورودی تصویری از بدن نوزاد را می گیرد و اعلام می کند که میزان زردی نوزاد چقدر می باشد. ما در این پروژه میزان همبستگی ۴۳ درصد را به دست آوردیم.

### ۱ مقدمه

یرقان یک اصطلاح پزشکی برای وجود رنگ زرد در پوست است. رنگ زرد توسط ماده ای به نام بیلی روبین ایجاد می شود که به طور عادی در بدن ساخته می شود. هیپر بیلی روبینمی وضعیت است که نوزادان سطح بیلی روبین بالاتر از حد طبیعی دارند. زردی نوزاد به طور کلی حدود دو تا چهار روز پس از تولد ظاهر می شود و یک تا دو هفته بعد از بین می رود. زردی یکی از دلایل اصلی بستری مجدد در بیمارستان پس از ترخیص زودرس نوزادان است. علائم اصلی زردی، رنگ زرد پوست و ملتحمه چشم است. این بیماری همچنین می تواند باعث خواب آلودگی نوزادان شود که می تواند منجر به تغذیه ضعیف شود. تغذیه ضعیف می تواند زردی را بدتر کند زیرا کودک کم خون می شود. تخمین زده می شود ۸۴٪ از نوزادان دچار زردی می شوند [1]. سطح متوسط بیلی روبین در نوزادان سالم طبیعی است

۱ Bilirubin

۲ hyperbilirubinemia

ولی سطح شدید آن اگر به موقع درمان نشود، می تواند کشنده باشد و یا آسیب جبران ناپذیری برای مغز ایجاد کند و باعث پیامدهایی چون فلج مغزی، کاهش شنوایی و تشنج شود. بنابراین شناسایی و درمان به موقع این بیماری دارای اهمیت ویژه‌ای است. روش های حال حاضر مرسوم برای تشخیص زردی، ارزیابی بصری، استفاده از بیلی‌روبین سنج (TcB) و آزمایش خون برای به دست آوردن بیلی‌روبین سرم (TSB) می‌باشد. بهترین راه تشخیص یرقان در حال حاضر، اندازه‌گیری TSB به وسیله گرفتن خون است. اما پیش از این کار نیاز است خانواده‌ها بتوانند در هر کجا و با هر شرایطی، وضعیت زردی نوزاد خود را رصد کنند. از آنجایی که TcB، بدون گرفتن خون و تنها از طریق قرار گرفتن بر روی پوست زردی را اعلام می‌کند، مناسب است اما این روش هزینه زیادی دارد. از طرفی روش ارزیابی بصری خطای زیادی ممکن است داشته باشد بنابراین نیاز به روشی است که هم نسبت به معاینه بالینی دقت بیشتری داشته باشد و هم نسبت به TcB، هزینه کمتری داشته و قابل دسترس‌تر باشد.

در این پروژه هدف، ارائه روشی جدید و ساده برای تشخیص بیماری زردی مبتنی بر یادگیری عمیق است. این روش مشکلات بیان شده در روش های گفته شده قبل را ندارد. در این روش برای بررسی وضعیت نوزاد تنها به یک تلفن هوشمند و یک کارت کالیبراسیون نیاز است. با قرار دادن کارت بر روی شکم نوزاد و تصویر برداری از آن، می‌توان میزان بیلی‌روبین خون را با همبستگی ۴۳٪ به کاربر اعلام کرد.

## ۲ کارهای مرتبط / پیش زمینه

مطالعات زیادی در زمینه پیش بینی زردی نوزادان انجام شده است که ما اینجا به توضیح مختصری از تعدادی از آنها می‌پردازیم.

پدیدار و همکاران [2]، روشی را برای تخمین سطح بیلی‌روبین مبتنی بر تلفن هوشمند ارائه دادند که در آن به یک تلفن هوشمند، کارت کالیبراسیون رنگ و میکروسکوپ زوم ۱۰۰ برابر نیاز است. در این روش به دلیل استفاده از کارت کالیبراسیون رنگی، تغییرات در شرایط روشنایی محیط اطراف تاثیری در نتایج نگذاشته و استخراج داده‌ها تسهیل می‌شود و همچنین قابلیت پشتیبانی در همه تلفن های هوشمند اندرویدی با کیفیت های مختلف دوربین را دارد. تمام مراحل موجود در این روش آفلاین است، بنابراین کاربران می‌توانند بدون هیچ محدودیتی با برنامه کار کنند.

یک روش دیگر برای ارزیابی زردی نوزاد، به دست آوردن تصاویر دیجیتالی از چشم نوزاد و پردازش مقادیر رنگ صلبیه چشم برای برآورد سطح TSB است [3].

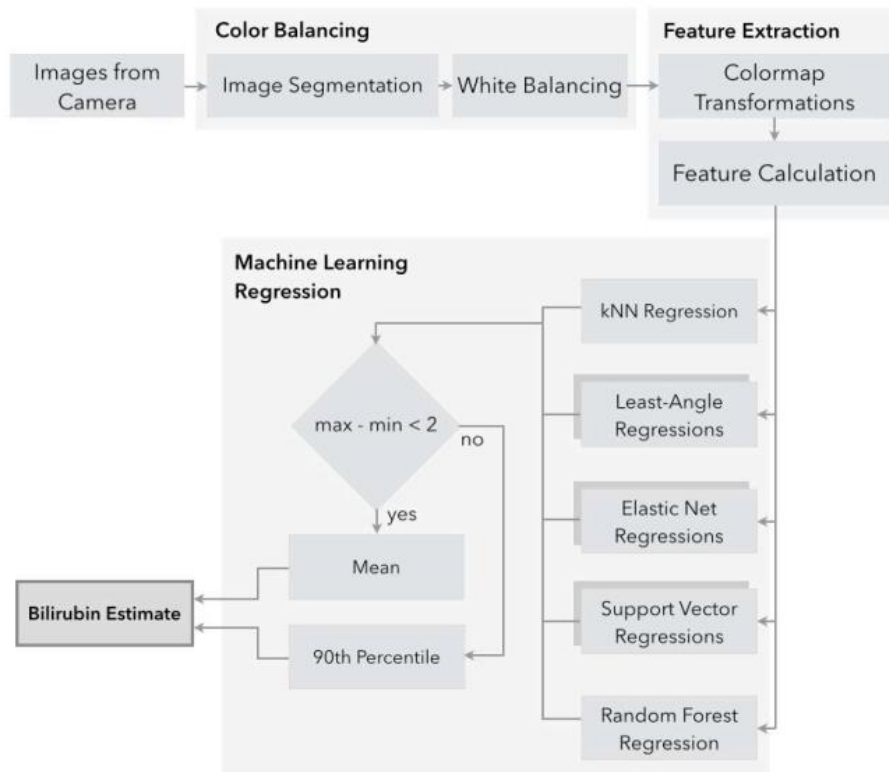
تیلور و همکاران [4]، یک اپلیکیشن هوشمند مبتنی بر IOS با نام BiliCam طراحی کردند که تصاویر دیجیتالی گرفته شده با تلفن هوشمند (iPhone 5s) را برای برآورد سطح های بیلی‌روبین تجزیه و تحلیل می‌کند. این فرآیند با قرار دادن کارت کالیبراسیون رنگی بر روی بدن نوزاد آغاز شده و سپس با استفاده از برنامه BiliCam، مجموعه ای از تصاویر

۳ Transcutaneous Bilirubinometer

۴ Total Serum Bilirubin

استاندارد گرفته شده را از طریق اینترنت به سرور رایانه جهت تجزیه و تحلیل منتقل می‌کند. برای طراحی BiliCam، تیلور و همکارانش، از دو قانون تصمیم جداگانه برای پیش بینی سطح بیلی روبین نوزادان استفاده کردند. حساسیت BiliCam در شناسایی نوزادان با سطح TSB بالا به ترتیب با استفاده از دو قانون تصمیم گیری مجزا ۸۴/۶٪ و ۱۰۰٪ بود. آنها نتیجه گرفتند که BiliCam از دقتی مشابه اندازه گیری TcB برخوردار است و می‌تواند پیش بینی های دقیقی از سطح TSB ارائه دهد و به عنوان یک ابزار غربالگری ارزان قیمت مورد استفاده قرار گیرد.

در BiliCam، از مدل های کلاسیکی چون SVR، Elastic Net، LARS، Random Forest و KNN به صورت گروهی استفاده می‌کند. که روش کار آن به این صورت که اگر تفاضل میان نتیجه بیشترین و کمترین مقدار از این پنج مدل، کمتر از ۲ باشد، میانگین نتایج همه آن‌ها و در غیر این صورت، دومین عددی که بیشترین مقدار را دارد، به عنوان تخمین نهایی مشخص می‌شود. الگوریتم کلی این مقاله را می‌توان در شکل ۱ مشاهده کرد.



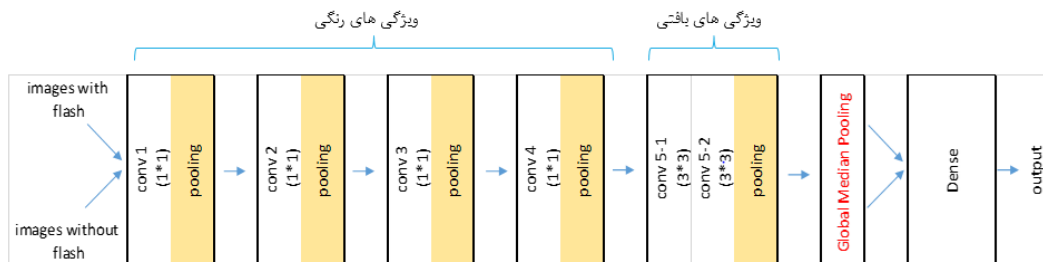
شکل ۱ الگوریتم مقاله BiliCam [4]

در مطالعه دیگری توسط آیدین و همکارانش [5]، یک سیستم مبتنی بر تلفن هوشمند برای تشخیص زردی نوزاد طراحی شده است. آن‌ها از تکنیک های پیشرفته پردازش تصویر و رگرسیون یادگیری ماشینی برای پردازش تصاویر گرفته شده از ۴۰ نوزاد، از کارت کالیبراسیون طراحی شده در [4] استفاده کردند و میزان همبستگی ۸۵٪ را با TSB بدست آوردند.

در مسئله تشخیص زردی، تاکنون روش یادگیری عمیق به کار گرفته نشده است و در کارهای قبل تنها از روش های کلاسیک یادگیری ماشین استفاده کرده بودند. ما در اینجا شبکه‌ی عمیقی را پیشنهاد می‌دهیم که تصاویر بدون فلش و با فلش را به صورت جدا گانه می‌گیرد و در نهایت خروجی را باهم ترکیب کرده و به لایه dense می‌دهد و میزان زردی را برای جفت عکس با فلش و بدون فلش یک نوزاد، خروجی می‌دهد.

همان‌طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، این شبکه دارای دو قسمت است که با توجه به اینکه چه نوع ویژگی هایی را می‌خواهیم استخراج کنیم، در هر قسمت از لایه‌های کانولوشنی با پنجره‌های متفاوت استفاده می‌شود. در قسمت اول که شامل ۴ لایه کانولوشنی است، چون برای ما رنگ پوست اهمیت بیشتری نسبت به بافت پوست دارد، با در نظر گرفتن پنجره های  $1*1$ ، ویژگی های رنگی استخراج می‌شود و در قسمت دوم که شامل دو لایه هست، برای استخراج ویژگی های بافتی پوست، اندازه های پنجره  $3*3$  در نظر گرفته شده اند.

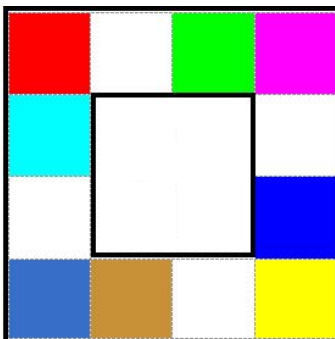
در انتهای این لایه های کانولوشنی همان‌طور که مشاهده می‌شود، از یک لایه Global Median Pooling استفاده کردیم، که در مقایسه با فاز قبل، جایگزین لایه Global Average Pooling شده است. این کار را به این دلیل انجام دادیم که در کل میانه گرفتن در برابر نویز، نسبت به میانگین گرفتن، مقاوم تر است. بنابراین این تغییر باعث بهبود نتایج شده است. این لایه در تنسورفلو وجود نداشت و ما خود آن را پیاده سازی کردیم.



شکل ۲ معماری مدل کانولوشنی پیشنهادی

اطلاعات مورد نیاز برای این پروژه، با همکاری بنیاد ملی نخبگان، از مرکز طبی کودکان تهران جمع آوری شد. این اطلاعات و تصاویر گرفته شده با رضایت والدین نوزاد، در ابتدای امر به دنیا آمدنشان، از طریق یک برنامه اندرویدی و به وسیله گوشی های متفاوت، گرفته شد و میزان بیلی‌روبین آن‌ها ثبت شد که در کل شامل اطلاعات ۴۰۰ نوزاد می‌باشد. برای جمع آوری دادگان، از کارت نشان داده شده در شکل ۳ استفاده شد که عملیات تشخیص ناحیه پوست نوزاد به خوبی تشخیص

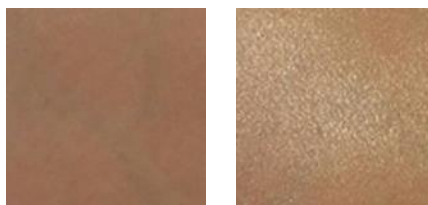
داده شود. مربع بزرگ سفید موجود در وسط کارت نیز محلی است که بریده شده و روی سینه کودک قرار می‌گیرد (شکل ۴). در نهایت دو تصویر با فلش و بدون فلش از بدن نوزاد استخراج شده و برای این پروژه استفاده می‌شود (شکل ۵).



شکل ۳ کارت طراحی شده



شکل ۴ نحوه قرار گرفتن کارت روی بدن نوزاد



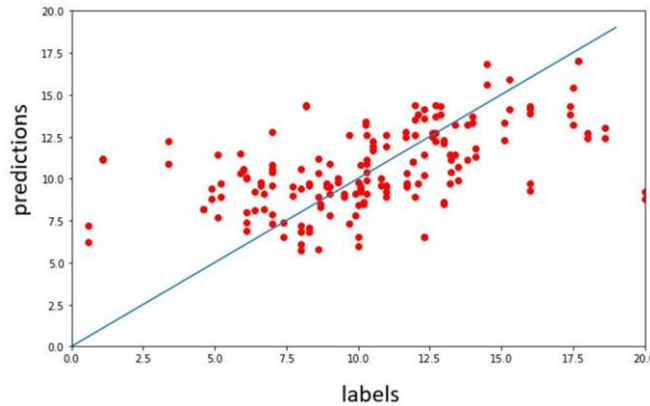
شکل ۵ تصویر سمت راست، تصویری از پوست نوزاد با فلش است و تصویر سمت چپ، تصویر بدون فلش می‌باشد.

با توجه به این که تشخیص زردی، یک مسئله رگرسیون است، برای ارزیابی مدل، از معیارهای میزان همبستگی و خطا استفاده کردیم. در این پروژه از روش‌های قبل موجود با مدل‌های کلاسیک، مدل Random Forest پیاده سازی شد و نتایج دو مدل عمیق ارائه شده ما با آن مقایسه می‌شود که در جدول ۱ می‌توان آن را مشاهده کرد.

جدول ۱ نتایج آزمایش‌های صورت گرفته با مدل کلاسیک Random Forest و دو مدل عمیق ارائه شده در این پروژه

| mae  | correlation |   |
|------|-------------|---|
| 3.05 | 50.25       | Random forest                           |
| 2.54 | 40.59       | Our network +<br>(GlobalAveragePooling) |
| 2.47 | 43.4        | Our network +<br>(GlobalMedianPooling)  |

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، میزان همبستگی مدل‌های عمیق ما، نسبت به روش Random Forest کمتر شده است و نشان می‌دهد مدل ما هنوز جای کار دارد تا بتواند بهبود یابد ولی در عوض خطای آن‌ها کاهش پیدا کرده است. همچنین با مقایسه مدلی که از GlobalAveragePooling استفاده شده است با مدل که GlobalMedianPooling جایگزین شده است، می‌توان مشاهده کرد که مدل جدید، هم میزان همبستگی بهتری کسب کرده (۲,۸ درصد افزایش) و هم خطای آن کاهش یافته است. همچنین در شکل ۶، نتایج خروجی مدل نهایی را می‌توان مشاهده کرد. که در آن انتظار می‌رود داده‌ها روی خط  $y = x$  قرار بگیرد. همان‌طور که در این شکل می‌توان مشاهده کرد، در بازه زدی ۵ تا ۱۴، چون تعداد نمونه‌ها زیاد است، یادگیری مدل به نسبت بقیه بازه‌ها بیشتر است و همچنین خطا در بازه کمتر از ۵، بیشتر است که این به دلیل کمبود داده در برخی بازه‌ها می‌باشد.



شکل ۶ تخمین های میزان زردی نوزاد توسط مدل مبتنی بر یادگیری عمیق با لایه *GlobalMedianPooling*

## ۵ تحلیل

با توجه به این که بیماری زردی، علائمی روی پوست نوزاد می گذارد که امکان تشخیص بصری آن را محدودی فراهم می کند، بنابراین تصویری از این پوست به همراه درجه زردی نوزاد می تواند مورد استفاده قرار بگیرد و با داشتن دادگان مناسب، یک مدل عمیق برای آن آموزش داده شود تا بتواند میزان زردی نمونه های جدید را تخمین بزند. در کارهای پیشین انجام شده در این حوزه علاوه بر تصویر بدن نوزاد، از تصویری از پیشانی آن ها نیز استفاده شده است که کمک می کند نتایج بهتری به دست آید. به این دلیل که بیماری زردی از سر نوزاد شروع به پیشرفت می کند و سپس به سینه نوزاد و در آخر به کف پاهای آن، می رسد. مدل استفاده شده در کارهای پیشین همه از روش های یادگیری کلاسیک استفاده می کردند که ما در این پروژه سعی کردیم روش یادگیری عمیق را برای آن امتحان کنیم. با توجه به این که یادگیری عمیق برای استخراج خوب ویژگی نیاز به دادگان زیاد دارد، ما هنوز نیاز داریم دادگان بیشتری تهیه شود تا بتوان نتایج را بهبود داد. همچنین برای این پروژه تنها مدل کانولوشنی ساده برای استخراج ویژگی های رنگی و ویژگی های بافتی استفاده شده است که می توان در ادامه مدل های پیچیده تر را امتحان کرد. هرچند که با همین مدل، با تغییر لایه *GlobalAveragePooling* به *GlobalMedianPooling*، توانستیم در نتایج بهبود ایجاد کنیم.

## منابع

- [1] V. K. Bhutani *et al.*, “Predischarge screening for severe neonatal hyperbilirubinemia identifies infants who need phototherapy,” *Journal of Pediatrics*, vol. 162, no. 3. 2013, doi: 10.1016/j.jpeds.2012.08.022.
- [2] P. Padidar *et al.*, “Detection of Neonatal Jaundice by Using an Android OS-Based Smartphone Application,” *Iran. J. Pediatr.*, vol. 29, no. 2, 2019.
- [3] T. S. Leung *et al.*, “Screening neonatal jaundice based on the sclera color of the eye using digital photography,” *Biomed. Opt. Express*, vol. 6, no. 11, pp. 4529–4538, 2015, doi: 10.1364/boe.6.004529.
- [4] L. De Greef *et al.*, “Bilicam: using mobile phones to monitor newborn jaundice,” in

*Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 2014, pp. 331–342.

- [5] M. Aydın, F. Hardalaç, B. Ural, and S. Karap, “Neonatal Jaundice Detection System,” *J. Med. Syst.*, vol. 40, no. 7, pp. 1–11, 2016, doi: 10.1007/s10916-016-0523-4.