

A Novel Semi-Supervised Technique for Selecting Appropriate Sperm in Infertility Treatment

Asefeh Tavakkoli¹, Seyed Abolghasem Mirroshandel^{2*}, Fatemeh Ghasemian³

1. Faculty of Engineering, University of Guilan Rasht, Iran. elenatavakkoli@yahoo.com
2. Faculty of Engineering, University of Guilan, Rasht, Iran. (*Corresponding Author*) mirroshandel@guilan.ac.ir
3. Faculty of Sciences, University of Guilan, Rasht, Iran. ghasemian@guilan.ac.ir

Abstract

Introduction: Nowadays infertility is recognized as one of the most common clinical problems around the globe, and one of the most worrying social issues in different cultures and societies. In the meantime, efforts have always been made to prevent the progression of infertility caused by this factor by carefully examining the most effective male factor - as one of the potential parties in infertility problems - that is, analyzing the quantity and quality of sperm. On one hand, traditional methods have lots of problems such as inadequate accuracy, clinicians' disagreements, and prolonged treatment. On the other hand, the successes of machine learning in many areas prompted researchers to move toward automating sperm morphology analysis by means of machine learning.

Methods: The ladder network as a semi-supervised learning algorithm, by using a small number of labeled samples and a larger part of unlabeled data, shows suitability and compliance with the real-world requirements in this field of study. In this regard, in order to implement ladder networks, the structure of stack noise removal auto-encoders with the architecture of two parallel encoders has been used to represent the samples and a decoder to reconstruct the samples. The present study by applying changes and improving various factors, especially input noise, has obtained good results in the analysis of low-resolution images without coloring.

Results: The proposed model succeeded by extracting positive and fruitful features from the images of the head, acrosome, and vacuole of human sperm, showing an acceptable accuracy for classifying them into two natural and abnormal classes, and finally selecting the appropriate sperm to participate in the artificial insemination process. The study of the proposed model for all three sperm sections (head, vacuole, and acrosome) succeeded, despite low-quality images, achieving impressive results of more than 70% for the head and acrosome and more than 80% for the vacuole.

Conclusion: In the future, we intend to improve the proposed model by finding ways to increase the accuracy and reduce the error of the test results and show that the change in the type of noise or how it is applied to the network will have a significant impact on the network performance.

Keywords: Infertility, human sperm morphology, deep semi-supervised learning, automated image analysis.

یک راهکار نیمه‌نظارتی جدید برای انتخاب اسپرم مناسب در درمان ناباروری

سال دوم، بهار ۱۴۰۰
شماره اول، صص: ۱۱ - ۲۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۰/۲۳
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۰۴

آصفه توکلی^۱، سیدابوالقاسم میرروشندل^{۲*}، فاطمه قاسمیان^۳

۱. دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران. elenatavakkoli@yahoo.com

۲. دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران. mirroshandel@guilan.ac.ir

۳. دانشکده علوم، دانشگاه گیلان، رشت، ایران. ghasemian@guilan.ac.ir

چکیده: امروزه، رشد چشمگیر ناباروری در جوامع مختلف و نیاز به بررسی هر یک از عوامل ناشی از ناتوانی مردان و زنان در ایجاد و تشدید آن بر کسی پوشیده نیست. در این میان، آمارهای سازمان بهداشت جهانی از رشد سریع عوامل ناتوانی مردانه در باروری تا حدود ۵۰ درصد حکایت دارد؛ که نشان‌دهنده اهمیت بالای تجزیه و تحلیل مورفولوژیکی اسپرم، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین و اساسی‌ترین گام‌ها در تجزیه و تحلیل مایع منی، به‌منظور اجرای لقاح مصنوعی است. در این مقاله، تلاش شده است تا به کمک یکی از روش‌های یادگیری نیمه‌نظارتی، موسوم به شبکه نردبانی، به استخراج ویژگی‌های بخش‌های مختلف اسپرم (مانند سر، واکوئل و آکروزوم) پرداخته و در ادامه با طبقه‌بندی آن‌ها در دو گروه اسپرم‌های طبیعی و غیرطبیعی، به انتخاب اسپرم مناسب، به‌منظور شرکت در فرآیند لقاح مصنوعی موفق شویم. پژوهش حاضر با اعمال تغییرات و بهبود عوامل مختلف به‌ویژه نويز ورودی، نتایج مناسبی را در آنالیز تصاویر با وضوح پایین و بدون رنگ‌آمیزی کسب کرده است. بررسی مدل پیشنهادی برای هر سه بخش اسپرم (سر، واکوئل و آکروزوم) موفق شد با وجود تصاویری با کیفیت پایین، نتایج چشم‌گیر بیش از ۷۰٪ را برای سر و آکروزوم و بیش از ۸۰٪ را برای واکوئل به‌دست آورد.

واژه‌های کلیدی: ناباروری، مورفولوژی اسپرم انسان، یادگیری عمیق نیمه‌نظارتی، آنالیز خودکار تصاویر.

۱. مقدمه

بر اساس تعریف ارائه شده از سوی سازمان بهداشت جهانی (WHO)، ناباروری به "عدم وقوع حاملگی، ۱۲ ماه پس از زمانی که زوجین بدون استفاده از روش‌های پیشگیری تصمیم به فرزندآوری می‌گیرند" گفته می‌شود [۱]. ناباروری به‌عنوان یکی از مشکلات مرسوم بالینی، با گسترش در سال‌های اخیر، به طور میانگین، حدود ۱۰ تا ۱۵ درصد از زوج‌های جهان را شامل می‌شود [۲]؛ که متأسفانه در برخی از کشورها این آمار به ۳۰ درصد نیز می‌رسد [۳]. به‌طور معمول ناباروری زمانی آشکار می‌شود، که هر دو طرف (اعطال‌کننده و پذیرنده اسپرم)، کم‌بارور بوده و یا باروری کاهش یافته داشته‌باشند [۴]. بدین ترتیب، مهم‌ترین عواملی که به‌طور خاص شانس باروری را در میان زنان کاهش می‌دهند شامل سن، اختلالات تخمک‌گذاری، سقط جنین مکرر و در میان مردان موضوعاتی همچون ناهنجاری‌های ادراری-تناسلی مادرزادی یا اکتسابی، عفونت‌های مسیر تناسلی و به‌ویژه عملکرد نامناسب اسپرم تأثیرگذارند [۴، ۵]. در بررسی عملکرد اسپرم‌ها برای وقوع باروری لازم است تعداد، مورفولوژی و قدرت حرکت اسپرم‌ها مناسب و به‌قدر کافی باشند [۶].

با این حساب، تعیین فاکتورهای مردانه در ناباروری که طبق آمارهای سازمان بهداشت جهانی چیزی حدود ۵۰ درصد از ناباروری‌ها را شامل می‌شود [۵]، از اهمیت بسیاری برخوردار است. در این میان مورفولوژی اسپرم به‌عنوان یکی از مؤثرترین و پرکاربردترین راه‌های آنالیز اسپرم و مشکلات ناشی از آن، همواره در صدر تحقیقات و بررسی‌ها در دوره‌های مختلف بوده‌است. با این وجود، یکی از بزرگ‌ترین چالش‌ها در بررسی داده‌های کلان پزشکی، استخراج و تجزیه و تحلیل داده‌ها از تصاویر است. این در حالی است که در روش‌های دستی ارزیابی، رویان‌شناس با تکیه بر تجارب شخصی خود و در زیر میکروسکوپ، به انتخاب اسپرم مناسب برای لقاح مصنوعی می‌پردازد. مسلماً انجام چنین کارهایی در مقیاس بزرگ وقت‌گیر، خسته‌کننده، دشوار و نادقیق خواهد بود؛ چرا که تا حدود زیادی به تجربه شخص وابسته است.

به‌طور کلی، اسپرم از سه بخش سر، میانه و دم تشکیل شده‌است که وجود ناهنجاری در شکل و اندازه هر یک از این قسمت‌ها به‌عنوان نقص در مورفولوژی یا استراتوزواسپرمی شناخته می‌شود. در صورتی که فرد مبتلا به استراتوزواسپرمی به‌طور طبیعی قادر به فرزندآوری نباشد، می‌توان از روش‌های جایگزین مانند لقاح مصنوعی بهره‌گرفت [۷].

اولین تولد موفق کودک با استفاده از روش تزریق درون سیتوپلاسمی اسپرم (ICSI)، به‌عنوان یکی از انواع روش‌های کمک‌باروری، در سال ۱۹۹۲ اتفاق افتاد [۸]. از جمله چالش‌ها و مشکلات این روش می‌توان به انتخاب اسپرم‌ها با بزرگ‌نمایی بالا در تصاویر (معمولاً ۶۰۰۰ برابر) اشاره داشت؛ این درحالی است که میکروسکوپ‌های رایج در آزمایشگاه‌ها از توانایی بزرگ‌نمایی تصاویر در مقیاس‌های پایینی (۴۰۰ و ۶۰۰ برابر) برخوردار هستند. از طرف دیگر، ارزیابی بصری و دسته‌بندی اسپرم‌ها نیز عموماً به‌صورت دستی و تنها بر مبنای قضاوت رویان‌شناس صورت می‌گیرد. با این تفاسیر، این روش به

عنوان یکی از راه‌کارهای دستی، غیردقیق و غیرقابل تکرار قادر است درمان ناباروری را در همان ابتدای کار با چالش‌ها و شکست‌هایی روبه‌رو کند [۹]. از دیگر روش‌های بررسی تأثیر اسپرم بر باروری مردان، می‌توان به تجزیه و تحلیل اسپرم به کمک کامپیوتر (CASA) و با استفاده از روش‌های مختلف رنگ‌آمیزی اشاره داشت [۱۰]. در این میان پرواضح است، طراحی الگوریتم‌های کارآمد و دقیق برای تجزیه و طبقه‌بندی اسپرم‌ها و انتخاب بهترین آن‌ها پیش از فرآیند لقاح مصنوعی، از کارهای چالش‌برانگیز و پرطرفدار است [۱۱].

در این مقاله، تلاش شده با بررسی و تجزیه و تحلیل ناهنجاری‌های مورفولوژیکی اسپرم، به‌عنوان یکی از اساسی‌ترین عوامل ناباروری در مردان، به انتخاب اسپرم مناسب و کاهش سهم مشکلات آن در ناباروری زوجین پرداخته شود. از این رو، با اعمال تغییراتی بر روی یکی از شبکه‌های یادگیری عمیق نیمه‌نظارتی با عنوان شبکه نردبانی، به استخراج خودکار ویژگی‌های مورفولوژیکی اسپرم و انتخاب اسپرم مناسب برای انجام عملیات لقاح می‌پردازیم.

مراحل کلی مقاله در ادامه به این ترتیب است: در بخش دوم، ابتدا مجموعه‌ای از کارهای انجام‌گرفته در حوزه روش‌های کمک‌باروری بررسی می‌شوند. در بخش سوم، شرح مختصری از تعداد و ویژگی‌های مجموعه دادگان مورد استفاده در آزمایش‌ها بیان می‌شود. در بخش چهارم، پس از ارائه توضیح مختصری از یادگیری نیمه نظارتی و دلایل استفاده از این روش، به بیان معماری و عملکرد کلی شبکه نردبانی به عنوان یکی از رویکردهای این حوزه می‌پردازیم. در ادامه با تشریح تغییرات اعمال شده، مدل پیشنهادی خود را معرفی می‌کنیم. در بخش پنجم نیز ابتدا تأثیر هر یک از عوامل تغییر یافته را به‌تنهایی و بدون حضور سایر عوامل بررسی کرده و در نهایت نتایج مدل پیشنهادی خود را نشان می‌دهیم. در پایان، نتیجه‌گیری کلی این مقاله در بخش ششم ارائه شده‌است.

۲. پیشینه پژوهش

الگوریتم‌های یادگیری رایج، به‌منظور کاهش بار کاری رویان‌شناسان و بهبود عملکرد طبقه‌بندی اسپرم‌ها معرفی شده‌اند. با این وجود، اکثر این پژوهش‌ها در زمینه تجزیه و تحلیل مایع منی حیوانات بوده و تنها تعداد کمی از الگوریتم‌ها به طبقه‌بندی مورفولوژیکی سر اسپرم انسان پرداخته‌اند. در ادامه برخی از این الگوریتم‌ها را به‌طور مختصر بیان می‌کنیم. در مقاله‌ای، با هدف طبقه‌بندی خودکار سلول‌های اسپرم گراز در دو گروه، با عنوان آکروزوم سالم و آکروزوم آسیب‌دیده، از ترکیب پردازش تصاویر دیجیتال به‌همراه کمی‌سازی بردار یادگیری (LVQ) استفاده شد. اگرچه مقایسه دو دسته‌بند K نزدیک‌ترین همسایه و LVQ، توانست برای مدل یادگیری LVQ نتایجی با دقت بالاتر و خطای کمتری را به ثبت برساند، اما همچنان خطای این روش ۶/۸٪ گزارش شده است [۱۲].

در پژوهشی که به‌منظور تشخیص ناهنجاری‌ها (از جمله سر گرد، سوزنی، دوتایی، قطعه میانی غیرطبیعی، نبود دم و دم‌های دوتایی)، بر

روی پارامترهای مختلف اسپرم (شامل طول، عرض، مساحت و محیط سر، طول قطعه میانی و طول دم) انسان صورت گرفت، به طبقه‌بندی مورفولوژیکی اسپرم به دو گروه طبیعی و غیرطبیعی با به کارگیری نرم‌افزار متلب پرداخته شد. از آنجا که اسپرم غیرطبیعی قادر به بارور کردن تخمک نخواهد بود، ارزیابی مورفولوژیکی اسپرم‌ها در میزان موفقیت لقاح آزمایشگاهی تأثیر بالایی دارد. از این رو، مطالعه آن‌ها در یک فرآیند چهار مرحله‌ای به جداسازی اسپرم طبیعی از غیرطبیعی انجامید: (۱) پیش‌پردازش تصویر به منظور تبدیل تصاویر رنگی به خاکستری و حذف نویزها به کمک فیلتر میانه، (۲) شناسایی و استخراج اسپرم‌های منفرد به مک الگوریتم تشخیص لبه سوبل، (۳) قطعه‌بندی اسپرم به نواحی مطلوب مانند سر، قطعه میانی و دم، (۴) آنالیز آماری به منظور استخراج ویژگی‌های تصاویر قطعه‌بندی شده از مرحله قبل و طبقه‌بندی اسپرم‌های شناسایی شده در دو گروه طبیعی و غیرطبیعی [۷].

در پژوهش دیگری [۶]، با بررسی ویژگی‌های مایع منی تحت تأثیر عوامل محیطی، عادات زندگی و وضعیت سلامتی افراد، ضمن استفاده از رویکردهای هوش مصنوعی و به‌ویژه شبکه‌های عصبی پرسپترون، به پیش‌بینی توانایی باروری در مردان و در نهایت بهبود آن پرداخته شد. در این پژوهش، محققان فاکتورهایی مانند غلظت اسپرم و درصد حرکت آن را با توجه به سبک زندگی هر فرد و به منظور تعیین میزان دقت شبکه عصبی (با ویژگی‌های شبکه پرسپترون سه‌لایه و تابع فعال‌سازی سیگموئید) مورد بررسی و سنجش قرار دادند. این پژوهش که اولین استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون را در زمینه ارتباط میان سبک زندگی و کیفیت اسپرم‌ها به‌نمایش گذاشت، موفق شد غلظت اسپرم را به‌عنوان مهم‌ترین پارامتر مایع منی با دقت ۹۰٪ پیش‌بینی کند.

در پژوهشی دیگر [۱۳] که با هدف مقایسه زیرجمعیت‌های مورفولوژیکی هسته اسپرم انجام گرفت، از چهار پستاندار مختلف نر خانگی (شامل گوسفند، بز، گاو و خوک) استفاده شد. در این آزمایش، تصویر اسپرم‌های موردنظر با استفاده از نرم‌افزار ImageJ پردازش و نتایج حاصل به‌عنوان زیرجمعیت‌های اسپرم، شناسایی و در نهایت برای خوشه‌بندی به‌کار گرفته شدند. نتایج ارزیابی‌ها نشان می‌دهد که استفاده از فناوری تجزیه و تحلیل فلوروسانس مورفولوژی اسپرم به کمک کامپیوتر (CASMA-F) به‌همراه آنالیز خوشه‌ای چندمتغیره، امکان تعیین زیرمجموعه‌های اسپرم با مشخصات مورفومتری متفاوت را در گونه‌های مذکور فراهم می‌کند. در مقاله‌ای دیگر که بر روی سواپ‌های الکترونیکی سلامت ۲,۴۵۳ جنین انتقال‌یافته به بدن میزبان صورت گرفت [۱۴]، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌عنوان یک سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری استفاده شده است. ارزیابی‌ها در الگوریتم مذکور ضمن افزایش نرخ موفقیت در در مان لقاح مصنوعی و کاهش بارداری‌های چندقلو، دارای میزان دقت ۸۰/۴٪ است. در مقاله‌ای [۱۵]، یک چهارچوب بهبودیافته و استاندارد طلایی جهت شناسایی

و تقسیم‌بندی ویژگی‌های سر اسپرم انسان شامل آکروزوم و هسته ارائه شده است. در این پژوهش که تقسیم‌بندی سر اسپرم به کمک رویکردهای آنالیز آماری هیستوگرام و خوشه‌بندی صورت گرفت، ترکیبی از فضای رنگی متفاوت نیز معرفی شد. محققان ضمن استفاده از تصاویر رنگ‌آمیزی شده به‌عنوان ورودی الگوریتم‌ها، بهبود نتایج را برای تشخیص سر اسپرم بیش از ۹۸٪ گزارش کرده‌اند.

در مقاله دیگری [۱۶]، یک الگوریتم طبقه‌بندی دو مرحله‌ای برای دسته‌بندی سر اسپرم انسان در پنج کلاس (طبیعی، مخروطی، گلابی شکل، کوچک و بی‌شکل) منتشر شده از سوی سازمان بهداشت جهانی ارائه کردند. در این پژوهش [۱۶]، رویکرد ترکیب یک استراتژی گروهی برای انتخاب ویژگی‌ها و طبقه‌بندی آبشاری مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان (SVM)، روشی را برای طبقه‌بندی سر اسپرم‌ها به منظور تجزیه و تحلیل دقیق مورفولوژیکی معرفی می‌کند. در مرحله اول، یک طبقه‌بند برای تشخیص و تمایز سر اسپرم‌های بی‌شکل از سایر اسپرم‌ها و با هدف به حداقل رساندن میزان آشفتگی در چهار کلاس باقیمانده (طبیعی، مخروطی، گلابی شکل و کوچک) آموزش داده می‌شود. در مرحله دوم، به‌منظور طبقه‌بندی چهار کلاس باقیمانده و تأیید درستی نتیجه مرحله اول، از چهار تأییدکننده استفاده می‌شود. هر یک از این تأییدکننده‌ها برای جداسازی کلاس اسپرم‌های بی‌شکل از یک کلاس خاص، اختصاص داده شده‌اند.

در راهکاری دیگر [۱۷]، به‌منظور شناسایی شرایط و بهبود میزان باروری در مردان، از الگوریتم‌های مختلفی از جمله K-means، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان، شبکه بیزین و K نزدیک‌ترین همسایه استفاده شد. هدف از این مطالعه، بررسی و مقایسه الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی در زمینه دسته‌بندی، پیش‌بینی و قطعه‌بندی بیان شده است. در پژوهشی که از سوی جوادی و میررو شندل [۱۸] انجام گرفت، ضمن جمع‌آوری یک مجموعه داده منحصر به فرد (MHSMA) شامل ۱,۵۴۰ تصویر اسپرم، در دو مقیاس ۶۸ × ۶۸ و ۱۲۸ × ۱۲۸، یک شبکه عصبی پیچشی عمیق با هدف تشخیص ناهنجاری‌های مورفولوژیکی در قسمت‌های مختلف اسپرم انسان (شامل سر، آکروزوم و واکوئل) پیشنهاد شد. معماری شبکه پیشنهادی با الهام از شبکه VGG و متشکل از ۲۴ لایه کانولوشنی، سه‌لایه ادغام و دولایه کاملاً متصل است. از جمله ویژگی‌های مثبت این روش، کسب نتایج موفقیت‌آمیز در استفاده از تصاویر بدون رنگ‌آمیزی و با وضوح پایین در مدت زمان بسیار کوتاه است. به‌دنبال پژوهش‌های انجام شده در حوزه خودکارسازی، استانداردسازی و تسریع آنالیز مایع منی به کمک برجسته‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توان به مقاله‌ای جدید [۱۹] اشاره کرد. در پژوهش مذکور برای طبقه‌بندی مورفولوژیکی سر اسپرم انسان، از معماری شبکه عصبی پیچشی عمیق (VGG16) استفاده شد. این شبکه که از قبل تحت آموزش مجموعه دادگان ImageNet قرار گرفته بود، مجدداً برای دسته‌بندی تصاویر اسپرم مطابق با استانداردهای طبقه‌بندی شده توسط سازمان بهداشت جهانی

۴. مدل

جدول ۱: توزیع مجموعه دادگان در MHSMA [۱۸]

مجموعه	برچسب	تعداد مثبت	تعداد منفی	درصد مثبت
کل مجموعه دادگان	آکروزوم	۱,۰۸۶	۴۵۴	۷۰/۵۲
	سر	۱,۱۲۲	۴۱۸	۷۲/۸۶
	واکوئل	۱,۳۰۱	۲۳۹	۸۴/۴۸
	دم و گردن	۱,۴۷۱	۶۹	۹۵/۵۲
مجموعه آموزش	آکروزوم	۶۹۹	۳۰۱	۶۹/۹۰
	سر	۷۲۷	۲۷۳	۷۲/۷۰
	واکوئل	۸۳۰	۱۷۰	۸۳/۰۰
	دم و گردن	۹۵۴	۴۶	۹۵/۴۰
مجموعه اعتبارسنجی	آکروزوم	۱۷۴	۶۶	۷۲/۵۰
	سر	۱۷۶	۶۴	۷۳/۳۳
	واکوئل	۲۰۹	۳۱	۸۷/۰۸
	دم و گردن	۲۳۳	۷	۹۷/۰۸
مجموعه آزمون	آکروزوم	۲۱۳	۸۷	۷۱/۰۰
	سر	۲۱۹	۸۱	۷۳/۰۰
	واکوئل	۲۶۲	۳۸	۸۷/۳۳
	دم و گردن	۲۸۴	۱۶	۹۴/۶۷

پیشنهادی

با توجه به معرفی مجموعه دادگان مورد استفاده در بخش سوم، ارائه مدلی تطبیق پذیر با تصاویر ورودی، با وضوح پایین و بدون رنگ آمیزی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از طرفی، تناسب مدل پیشنهادی با دنیای واقعی، در استفاده از تعداد اندک نمونه‌های دارای برچسب، از دیگر نکات مثبت این مقاله است. در این بخش، در مدل پیشنهادی خود نشان می‌دهیم که چگونه می‌توان از یکی از روش‌های یادگیری نیمه نظارتی با عنوان شبکه نردبانی، به منظور استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر اسپرم انسان و طبقه‌بندی آن‌ها در دو کلاس طبیعی و غیرطبیعی، بهره گرفت. مطالعات اخیر در حوزه یادگیری نیمه‌نظارتی، با توجه به کمبود داده‌های دارای برچسب، از محبوبیت بسیاری برخوردار بوده که در این بین، شبکه نردبانی موفق به کسب نتایج بالاتری در میان دیگر رویکردهای نیمه‌نظارتی (مانند پیش‌آموزش به کمک داده‌های بدون برچسب) شده است. بنابراین با مطالعه و بررسی روش‌های مختلف یادگیری عمیق و به ویژه یادگیری نیمه‌نظارتی، یک طراحی جدید از شبکه نردبانی (به‌عنوان یکی از انواع مدل‌های پرکاربرد در یادگیری نیمه‌نظارتی) با تغییر پیکربندی لایه‌ها، نوین تزریق شده به ساختار اعمال آشفستگی و تغییر مقیاس داده‌های ورودی برای کسب نتایج با دقت بالاتر و خطای کمتر پیشنهاد شده است. شکل ۱، نمایی از الگوریتم استفاده‌شده در این مقاله را نشان می‌دهد. به منظور تحقق یادگیری نیمه‌نظارتی لازم است از مجموعه دادگان آموزشی با N نمونه دارای برچسب $\{(x_1, y_1^*), (x_2, y_2^*) \dots (x_N, y_N^*)\}$ و M نمونه بدون برچسب $\{x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}\}$ ، بطوریکه $N \ll M$ ، استفاده شود. متغیرهای

(طبیعی، مخروطی، گلابی شکل، کوچک و بی شکل)، تحت آموزش توسط دو مجموعه دادگان رایگان و در دسترس SCIAN و HuSheM آموزش قرار گرفت. با بررسی نتایج تجربی به دست آمده مشخص شد، این روش یادگیری عمیق خودکار قادر است از نظر دقت، قابلیت اطمینان و توان عملیاتی از متخصصان انسانی نیز فراتر رود. در یکی از جدیدترین مدل‌های پیشنهادی [۲۰] از چهار مؤلفه به منظور ایجاد یک شبکه عصبی کانولوشنی استفاده شده است. پیکربندی این معماری به گونه‌ای است که در مؤلفه اول از نه لایه کانولوشنی برای تشخیص ویژگی‌های ساده مانند هسته و واکوئل، در مؤلفه دوم از ۱۲ لایه برای تشخیص ویژگی‌های پیچیده مانند الگوهای غشای آکروزوم و در مؤلفه سوم از ۱۸ لایه برای شناسایی الگوهای پیچیده‌تر مانند فضای اطراف و زیر آکروزوم استفاده شده است. در نهایت، در مؤلفه چهارم نیز نه لایه کانولوشنی دیگر برای افزایش دقت یادگیری افزوده شده است. با وجود تمام تلاش‌های انجام گرفته در این حوزه، تجزیه و تحلیل مایع منی و کمی‌سازی ناهنجاری‌های اسپرم همچنان یک کار چالش برانگیز است.

۳. مجموعه دادگان

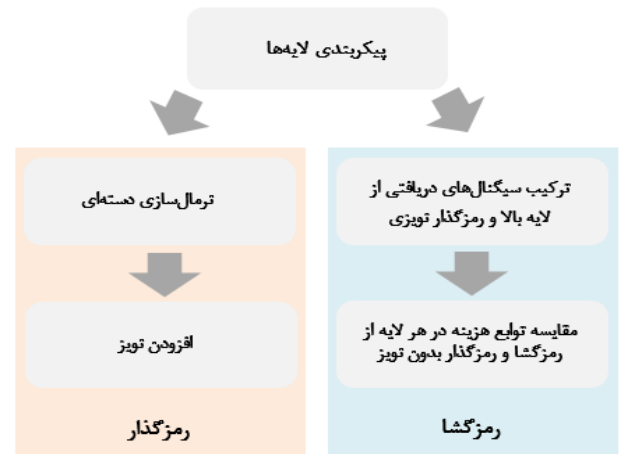
بی‌تردید جمع‌آوری و آماده‌سازی دادگان، یکی از مهم‌ترین مراحل علوم داده است. اگرچه در عصر حاضر شاهد افزایش روزافزون داده‌ها در تمامی زمینه‌ها هستیم، با این وجود همچنان جمع‌آوری داده‌ها در برخی موارد مانند علوم پزشکی کاری دشوار، پرهزینه و وقت‌گیر به حساب می‌آید. از طرف دیگر کیفیت و وضوح دادگان، خود مسئله‌ای قابل تأمل است که می‌تواند نتایج را تا حد زیادی تحت تأثیر قرار دهد.

در پژوهش پیش رو، از مجموعه دادگان بومی آنالیز مورفولوژی اسپرم اصلاح شده انسان (MHSMA) استفاده شده، که بر مبنای مجموعه دادگان آنالیز مورفولوژی اسپرم انسان (HSMA-DS) تهیه و تولید شده است. برچسب‌گذاری تصاویر اسپرم توسط متخصصان این حوزه و در دو کلاس طبیعی و غیرطبیعی برای هر یک از بخش‌های مختلف سر، آکروزوم، واکوئل و دم اسپرم انجام گرفته است؛ که برچسب‌گذاری کلاس‌های مثبت و منفی برای واکوئل به صورت حضور یا عدم حضور واکوئل در نظر گرفته شده است. مجموعه دادگان MHSMA شامل ۱,۵۴۰ تصویر اسپرم خاکستری رنگ است که توسط جوادی و همکاران [۱۸] و در دو اندازه 128×128 و 64×64 پیکسل جمع‌آوری شده است.

در این مقاله، برای انجام آزمایش‌ها از تصاویری با مقیاس 64×64 پیکسل استفاده کردیم که دارای توزیع ۲۴۰ تصویر (۱۵/۵۸٪) از کل تصاویر) به‌عنوان مجموعه اعتبارسنجی، ۳۰۰ تصویر (۱۹/۴۸٪) از کل تصاویر) به‌عنوان مجموعه آزمون و ۱,۰۰۰ تصویر (۹۴/۷۴٪) از کل تصاویر) به‌عنوان مجموعه آموزشی است. توزیع نمونه‌های مجموعه دادگان MHSMA در جدول ۱ آمده است.

x و y^* به ترتیب نمونه‌های ورودی و برچسب کلاس نمونه‌های ورودی را نشان می‌دهند.

هدف از این مقاله، ارائه یک مدل یادگیری عمیق است که بتواند



شکل ۱: نمای از الگوریتم استفاده‌شده

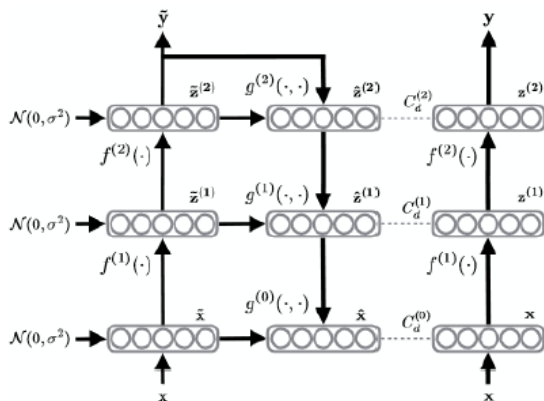
ضمن بهبود مدل‌های حاضر، در انطباق با دنیای واقعی و به‌ویژه حوزه پزشکی، از حجم اندکی از نمونه‌های آموزشی برچسب‌گذاری‌شده به‌منظور آموزش و یادگیری مدل استفاده‌کند. علاوه بر این، در کنار کاهش زمان اجرای محاسبات به‌واسطه پردازش نمونه‌های کمتر (ضمن حفظ و حتی بهبود دقت و خطای احتمالی در بیشتر موارد)، بررسی و اندازه‌گیری سطح آکروژوم در سر اسپرم (به‌عنوان اندک مطالعات انجام‌گرفته در این حوزه)، انتخاب اسپرم‌های تازه و مناسب برای شرکت در فرآیند تزریق درون سیتوپلاسمی اسپرم، نیاز به حافظه کمتر با کاهش تعداد پارامترهای قابل آموزش (در جریان بهبود پیکربندی لایه‌ها) و حذف مراحل پیش‌پردازشی حتی در تقویت و تولید مجموعه دادگان مصنوعی، به‌کارگیری از تصاویر دارای نویز، بدون رنگ‌آمیزی و به‌دست‌آمده از میکروسکوپ‌هایی با بزرگنمایی کم (۴۰۰ و ۶۰۰ برابر)، افزایش سرعت و تصمیم‌گیری بلادرنگ با وجود اجرای آزمایش‌ها بر روی سیستم‌های معمولی از دیگر نکات مثبت مدل پیشنهادی است.

۱ / ۴. معماری شبکه نردبانی

شبکه نردبانی به‌عنوان یکی از رویکردهای یادگیری عمیق نیمه‌نظارتی و با بهره‌گیری از معماری رمزگذارهای خودکار حذف نویز پشته‌ای، به استخراج خودکار ویژگی‌های مورفولوژیکی اسپرم و انتخاب اسپرم مناسب برای انجام عملیات لقاح می‌پردازد. به‌طور کلی، در این شبکه از دو مسیر انتشار رو به جلو (پایین به بالا)، به‌منظور پیاده‌سازی دو رمزگذار و یک مسیر انتشار رو به عقب (بالا به پایین) به‌منظور پیاده‌سازی یک رمزگشا، استفاده شده است. پیاده‌سازی معماری هر دو رمزگذار در دو مسیر انتشار رو به جلو دقیقاً مشابه با یکدیگر است، با این تفاوت که به ورودی یکی از رمزگذارها به‌عنوان رمزگذار بدون نویز، تنها داده ورودی (بدون هیچ گونه تغییری) و به ورودی رمزگذار دیگر،

موسوم به رمزگذار آلوده به نویز، ترکیبی از داده‌های ورودی و نویز پیشنهادی از سال می‌گردد. لازم به ذکر است، افزودن نویز به رمزگذار نویزی، نه تنها در لایه ورودی که در تمامی لایه‌های میانی نیز انجام می‌گیرد $(\tilde{Z}^{(l)} = Z^{(l)} + n^{(l)})$ [۲۱، ۲۲].

در ادامه، هر یک از رمزگذارها در هر لایه از ساختار خود، بازنمایی‌هایی را از ورودی دریافت‌شده در لایه جاری و تحت نگاشت Z $f(x) =$ ارائه می‌دهند. این بازنمایی‌ها به صورت $Z^{(l)}$ ، برای نمایش در رمزگذار بدون نویز و $\tilde{Z}^{(l)}$ برای نمایش در رمزگذار آلوده به نویز نشان داده می‌شوند. در هر لایه از رمزگذارها در مسیری رو به جلو، پس از اعمال تبدیلات خطی و نرمال‌سازی دسته‌ای، از تابع فعال‌سازی غیرخطی استفاده می‌شود. در کنار این مسیرهای عمودی و در هر لایه، مسیرهای افقی با عنوان اتصالات جانبی به‌منظور اتصال رمزگذار آلوده به نویز و لایه متناظر آن در رمزگشا قرار گرفته‌اند. این ویژگی ضمن تقلید از ساختار استنتاجی مدل‌های متغیر نهفته، به سطوح بالاتر شبکه اجازه می‌دهد تا با حذف برخی از جزئیات و در اختیار قراردادن آن‌ها برای سطوح پایین‌تر، امکان تمرکز بر روی برخی از ویژگی‌های انتزاعی و تغییرناپذیر را داشته‌باشند.



شکل ۲: شبکه نردبانی با رمزگذار بدون نویز (سمت راست)، رمزگذار آلوده به نویز (سمت چپ)، رمزگشا (میانی) و اتصالات جانبی [۲۲]

بخش رمزگشا، با هدف حذف نویز اعمال شده و در نتیجه بازسازی داده‌های اصلی از بازنمایی‌های انجام‌گرفته، در یک مسیر انتشار رو به عقب و تحت نگاشت $Z = g(z)$ ، پیاده‌سازی شده است. بدین ترتیب، برای بازسازی‌های میانی در هر لایه از رمزگشا لازم است، تا اطلاعات نمونه بازسازی‌شده در لایه بالاتر $\tilde{Z}^{(l+1)}$ و اطلاعات دریافتی از بازنمایی نمونه آلوده به نویز در لایه متناظر از رمزگذار نویزی با یکدیگر ترکیب شده و نتیجه $\tilde{Z}^{(l)}$ را حاصل کند. آنچنان‌که از نمای نردبانی این شبکه واضح است، اجرای دو مسیر عمودی (یکی رو به جلو برای بازنمایی‌های رمزگذار نویزی و دیگری رو به عقب برای بازسازی‌های رمزگشای حذف نویز) و اتصالات جانبی (به‌منظور ترکیب سیگنال‌های دریافتی از بازسازی لایه بالاتر $\tilde{Z}^{(l+1)}$ در رمزگشا و بازنمایی‌های آلوده

به نویز در لایه متناظر رمزگذار، ساختار اصلی یک شبکه نردبانی را مانند شکل ۲ نشان می‌دهد [۲۲].

شبکه نردبانی را می‌توان با وجود L لایه، در هر سه مسیر رمزگذار بدون نویز، رمزگذار آلوده به نویز و رمزگشا به صورت روابط (۱) - (۳) نمایش داد ($l \in L$) [۲۱]:

$$\text{Clean_Encoder} = x \rightarrow Z^{(l_1)} \rightarrow Z^{(l_2)} \rightarrow \dots \rightarrow Z^{(L)} \rightarrow y \quad (1)$$

$$\text{Noisy_Encoder} = \tilde{x} \rightarrow \tilde{Z}^{(l_1)} \rightarrow \tilde{Z}^{(l_2)} \rightarrow \dots \rightarrow \tilde{Z}^{(L)} \rightarrow \tilde{y} \quad (2)$$

$$\text{Decoder}(\tilde{Z}^{(L \dots l)}) = \hat{x} \leftarrow \hat{Z}^{(l_1)} \leftarrow \hat{Z}^{(l_2)} \leftarrow \dots \leftarrow \hat{Z}^{(L)} \leftarrow \tilde{y} \quad (3)$$

متغیرهای x و y به ترتیب برای نمایش ورودی، خروجی بدون نویز و خروجی آلوده به نویز و متغیرهای $Z^{(l)}$ ، $\tilde{Z}^{(l)}$ و $\hat{Z}^{(l)}$ نیز به ترتیب برای نمایش بازنمایی بدون تزریق نویز، بازنمایی با تزریق نویز و بازسازی داده در لایه l استفاده می‌شوند [۲۲].

در ادامه، در هر لایه از شبکه، نتایج حاصل از بازسازی‌های رمزگشا و نتایج دریافتی از بازنمایی‌های رمزگذار بدون نویز با یکدیگر مقایسه می‌شوند. این مقایسه‌ها به منظور به‌روزرسانی بازسازی‌ها در مسیر رمزگشا، و با هدف رسیدن به نمونه بازسازی‌شده نزدیک به نمونه اصلی و کاهش تابع هزینه $\|Z^{(l)} - \hat{Z}^{(l)}\|^2 = C_d^{(l)}$ ، به یک مقدار حداقلی انجام می‌گیرد. لازم به ذکر است، تابع هزینه فوق تنها منحصراً به بخش بدون ناظر (رمزگشا) شبکه نردبانی بوده و محاسبه تابع هزینه در بخش ناظر (رمزگذار) از رابطه (۴) حاصل می‌شود [۲۲]:

$$C_C = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log P(\tilde{y} = y^*(n) | x(n)) \quad (4)$$

که N تعداد نمونه‌های دارای برچسب را نشان می‌دهد. در نهایت تابع هزینه کل از مجموع توابع هزینه در بخش‌های ناظر و بدون ناظر حاصل می‌شود [۲۲]:

$$C = C_C + C_d \quad (5)$$

بدین ترتیب، برای پیاده‌سازی شبکه‌های نردبانی با ساختار رمزگذار و رمزگشا، می‌توان از معماری‌هایی با ساختار چندلایه مانند پرسپترون چندلایه استفاده کرد [۲۱].

۲.۴. اعمال تغییرات پیشنهادی

با گذشت زمان و افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی، تجزیه و تحلیل اتصالات جانبی و معیار و ملاک‌های بازسازی معماری شبکه اهمیت کمتری یافته، و بیشتر بهبودها از تغییر در عوامل دیگری مانند تزریق نویز به هر لایه انجام می‌پذیرد [۲۱]. از این‌رو تلاش می‌کنیم با اعمال تغییراتی در مدل شبکه نردبانی به‌عنوان یکی از رویکردهای یادگیری نیمه نظارتی، این شبکه را برای دسته‌بندی اسپرم‌ها در دو گروه مختلف طبیعی و غیرطبیعی و با هدف انتخاب اسپرم مناسب برای شرکت در

فرآیند لقاح مصنوعی سفارشی‌سازی کنیم. بدین ترتیب نیاز است، تا عوامل تأثیرگذار در نتیجه نهایی جست‌وجو و معرفی شوند. در ادامه، با بیان نتایج موفقیت‌آمیز شبکه پیشنهادی نشان می‌دهیم که مدل یادگیری ارائه شده در مقایسه با شبکه نردبانی حاضر، قادر به کسب نتایج بالاتر در دقت و خطای کمتر است.

۴ / ۲ / ۱. اعمال نویز

به‌طور کلی تفکر عمومی بر این باور است که حضور نویز در تصاویر مورد استفاده در مجموعه داده‌گان آموزش و آزمون (به‌عنوان یک عنصر نامرتبط)، دقت نتایج حاصل از شبکه‌های یادگیری را با کاهش و یا افت شدید مواجه می‌کند. از این‌رو، پژوهش‌های بسیاری در جهت چگونگی مقابله و حذف نویزهای احتمالی در جریان یادگیری انجام گرفته‌است. با این وجود، در این بخش به منظور شناخت اهمیت نویز و کاربرد آن در رویکردهای اخیر یادگیری، نشان خواهیم داد که اعمال نویز مناسب در شبکه نه تنها منجر به کاهش دقت و اثربخشی نتایج نمی‌شود، بلکه به‌عنوان یکی از تأثیرگذارترین عوامل در جریان یادگیری شبکه نردبانی قادر است به بهبود آن نیز کمک کند. در مدل اصلی شبکه نردبانی، از نویز گاوسی به‌عنوان نویز تزریق شده به رمزگذار آلوده استفاده می‌شود. این در حالی است که نویز گاوسی، به‌عنوان یک نویز آماری با تابع چگالی احتمال برابر با توزیع نرمال، از ساده‌ترین نویزهای یافت شده در تصاویر است.

در این پژوهش، با توجه به نتایج حاصل از افزودن نویزهای مختلف به شبکه نردبانی به جای نویز گاوسی، متوجه شدیم با وجود لایه رمزگذار نویزی به‌منظور بازنمایی‌های داده آلوده به نویز و رمزگشا به منظور بازسازی داده‌های اصلی، اعمال نویز دشوارتر در مدل پیشنهادی، باعث دستیابی به دقت بالاتر در نمونه‌های آزمایش و آزمون و خطای کمتر در هر سه قسمت اسپرم (سر، واکوئل و آکروزوم) می‌شود. در مدل پیشنهادی، از نویز لکه استفاده شده است که وجود آن می‌تواند از ویژگی‌های ذاتی و تصادفی تصاویر پزشکی (خصوصاً تصاویر به‌دست آمده از میکروسکوپ) باشد. نویز لکه را می‌توان از حاصل ضرب مقادیر پیکسل‌های تصویر در مقادیر تصادفی مدل کرد؛ از این‌رو به آن نویز ضربه نیز گفته می‌شود.

۴ / ۲ / ۲. پیکربندی شبکه

تعیین اندازه لایه‌ها در شبکه اصلی به‌گونه‌ای است که لایه ورودی برابر با اندازه تصاویر ورودی، لایه‌های میانی به ترتیب برابر با مقادیر ۱۰۰، ۵۰، ۲۵۰، ۲۵۰ و لایه خروجی نیز برابر با تعداد کلاس‌های در نظر گرفته شده در خروجی باشد [۲۲]. افزایش اندازه لایه‌ها، رابطه مستقیمی با افزایش تعداد پارامترهای قابل آموزش در شبکه دارد. از این‌رو، این شیوه تعیین اندازه لایه‌ها در شبکه اصلی اگرچه مقیاس‌پذیر بوده و در استفاده از حجم داده‌گان آموزشی بالا به‌درستی عمل می‌کند، اما در برخورد با داده‌گان آموزشی با حجم کم، نه تنها منجر به افزایش محاسبات و زمان مصرفی می‌شود، بلکه عملاً می‌تواند در مواردی

بیش برآزش داده‌ها را نیز به‌همراه داشته‌باشد. از این‌رو لازم است به منظور انطباق مدل با دادگان دردسترس (به‌ویژه در حوزه تشخیص اسپرم‌های سالم و ناسالم انسان که از پژوهش‌های تقریباً جدید در حوزه پزشکی است)، به اندازه در نظر گرفته شده برای لایه‌ها توجه شود. با این کار، شبکه یادگیری تلاش می‌کند ضمن کاهش بار محاسباتی و در نتیجه افزایش سرعت یادگیری، از تأثیر مثبت پارامترهای با اهمیت در فرآیند بهره‌مند شود.

۴ / ۲ / ۳. وزن‌دهی اولیه لایه‌ها

در مدل‌های یادگیری، نیاز است تا ابتدا از یک سری وزن‌های تصادفی برای شروع کار شبکه‌های عصبی استفاده شود. این وزن‌ها در ابتدا بر اساس توابع خاصی انتخاب شده و در ادامه با تکرارهای مداوم شبکه، به مقادیر بهینه به‌روزرسانی می‌شوند. از این‌رو، انتخاب توابع وزن‌دهی مناسب قادر است با کاهش این تکرارها، کاهش مدت زمان صرف شده برای همگرایی شبکه و دستیابی به نتیجه نهایی را در مدت زمان کوتاهی فراهم کند. بررسی‌های انجام‌شده بر روی انواع مختلف توابع وزن‌دهی اولیه نشان داد که ضمن برتری توزیع نرمال به توزیع یکنواخت در کسب دقت بالاتر، استفاده از تابع وزن‌دهی $he-normal$ نتایج بهتری را در هر سه قسمت از اسپرم انسان (سر، واکوئل و آکروزم) به‌همراه خواهد داشت.

۴ / ۲ / ۴. تابع هزینه

به‌طور معمول، استفاده از شبکه‌های عصبی به منظور به حداقل رساندن خطا و هزینه در نتایج به‌دست‌آمده انجام می‌پذیرد. از این‌رو، حضور تابعی برای ارائه عددی واحد با توانایی نمایش تمامی جنبه‌های مختلف مدل، لازم و ضروری بوده و کاهش در این عدد نشان‌دهنده بهبود مدل است. در مدل پیشنهادی و با توجه به طبقه‌بندی اسپرم‌های انسان در دو کلاس طبیعی و غیرطبیعی از تابع آنتروپی متقابل دودویی استفاده شده است.

۴ / ۲ / ۵. توابع بهینه‌ساز مدل

توابع بهینه‌ساز در شبکه‌های عصبی، الگوریتم‌هایی هستند که به منظور به حداقل رساندن میزان هزینه و اختلاف میان نتایج به‌دست‌آمده و نتایج اصلی، از اعمال تغییراتی در ویژگی‌های مختلف شبکه مانند نرخ یادگیری و وزن‌ها استفاده می‌کنند. از آنجاکه داشتن اطلاعات دقیق از وزن‌های مدل در ابتدای کار امکان‌پذیر نخواهد بود، لازم است با اجرای آزمایش‌ها و بررسی نتایج به‌دست‌آمده از عملکرد تابع هزینه، به پاسخ صحیحی برسیم. از این‌رو، الگوریتم‌های بهینه‌سازی مسئول کاهش هزینه و ارائه دقیق‌ترین نتایج ممکن هستند. در بررسی‌های انجام‌گرفته بر روی توابع بهینه‌ساز مختلف مشخص شد که Adamax به‌عنوان یکی از انواع مدل Adam عملکرد بهتری در بیشتر موارد از خود نشان می‌دهد.

۴ / ۲ / ۶. تغییر مقیاس تصاویر ورودی

بر اساس یک قانون کلی و سنتی هنگام کار با شبکه‌های عصبی، تغییر مقیاس داده‌ها به محدوده توابع فعال‌سازی می‌تواند بهبود نتایج را همراه داشته‌باشد. از این‌رو، تصمیم بر آن شد تا با تغییر مقیاس تصاویر اسپرم مجموعه دادگان MHSMA، از مقادیر 64×64 پیکسل به 28×28 پیکسل، تأثیر آن را بر نتایج و عملکرد کلی شبکه بررسی کنیم. لازم به ذکر است، این تغییر مقیاس با هدف انجام عملیات بلادرنگ و عدم صرف هزینه برای زمان و فضای ذخیره‌سازی اطلاعات در حافظه جداگانه، به صورت آنلاین و در خود ساختار شبکه نردبانی رخ می‌دهد. بدین ترتیب در شبکه نردبانی حاضر از هیچ مرحله جداگانه‌ای به منظور پیش‌پردازش داده‌ها استفاده نشده است.

۴ / ۲ / ۷. تقویت داده‌ها

همانطور که پیش از این نیز مطرح شد، حجم اندک مجموعه دادگان آموزشی در بررسی‌های حوزه پزشکی و به‌ویژه مسائل نوتحلیل مانند آنچه در این پژوهش (بررسی و کلاس‌بندی اسپرم‌های طبیعی و غیرطبیعی انسان) مورد توجه قرار گرفته است، دشواری‌هایی را در مرحله آموزش شبکه به‌همراه دارد. از طرفی، افزایش مجموعه دادگان، افزایش توانایی شناخت و یادگیری شبکه در تشخیص ویژگی‌های مؤثر و کلاس‌بندی صحیح نمونه‌ها را به دنبال دارد. از این‌رو، افزایش مجموعه دادگان آموزشی، یکی از بهترین راه‌کارها برای رفع مشکل مذکور است. به‌طور کلی می‌توان افزایش مجموعه دادگان آموزشی را به دو طریق منطقی و مصنوعی انجام داد. متأسفانه در روش منطقی، جمع‌آوری مطلوب و رضایت‌بخش تصاویر اسپرم انسان توسط متخصصان کاری بسیار دشوار، وقت‌گیر و هزینه‌بر است که به‌واسطه به‌کارگیری از نیروی انسانی احتمال بروز خطا و نقص مجموعه را نیز ممکن می‌سازد. با این تفاسیر می‌توان از روش‌های افزایش مصنوعی دادگان و به‌ویژه شیوه‌های مختلف تقویت دادگان بهره‌گرفت.

تغییرات اعمال‌شده در مجموعه دادگان شامل مواردی همچون چرخش نمونه‌ها، جابجایی در مقیاس‌های مختلف طول و عرض، برگردان تصاویر در مقیاس افقی و تغییرات روش‌شنایی تصاویر هستند. لازم به ذکر است، فرآیند تقویت داده‌ها تنها برای نمونه‌های آموزشی اعمال شده است.

۵. نتایج آزمایش‌ها

در این بخش، تجزیه و تحلیل و آنالیز نتایج هر یک از تغییرات مطرح شده در بخش ۲.۴ بر روی مجموعه دادگان MHSMA بیان شده است. نتایج به‌دست‌آمده از ۱,۰۰۰ داده آموزشی شامل ۱۰۰ نمونه دارای برجسب (برای یادگیری بخش با ناظر) و ۹۰۰ نمونه بدون برجسب (برای یادگیری بخش بدون ناظر)، بر روی مدل اولیه شبکه نردبانی با معماری رمزگذار خودکار حذف نویز، در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲: نتایج اولیه مجموعه دادگان MHSMA در شبکه نردبانی

واکوتل	آکروزوم	سر	بخش اسپرم
۸۵٪	۶۹٪	۶۸/۳۳٪	دقت آزمون

بر اساس نتایج به دست آمده، اعمال هر یک از تغییرات، به تنهایی و بدون حضور سایر عوامل، موفق به یادگیری بهتر شبکه و کسب نتایج بالاتر شده است. در این میان، بررسی‌های انجام گرفته بر روی تغییر نوزاد اعمال شده در شبکه از نوزاد گاوسی به نوزاد لکه و در حقیقت دشوارتر کردن آن، نمایانگر آن است که عامل نوزاد تأثیر بیشتری را در بهبود دقت نتایج دارد. در حقیقت، نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که اعمال نوزاد دشوارتر در مدل پیشنهادی، باعث دستیابی به دقت مناسب و یکنواخت در هر سه قسمت اسپرم (سر، واکوتل و آکروزوم) می‌شود. بدین ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که در پیاده‌سازی شبکه نردبانی با معماری رمزگذارهای خودکار حذف نوزاد، اعمال نوزاد با حد متوسطی از دشواری (با توجه به نوع و تعداد دادگان آموزشی) از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. اثبات این مطلب را می‌توان به حضور بخش رمزگشا و مقایسه مکرر بازنمایی‌های آلوده به نوزاد و بازنمایی‌های بدون تزریق نوزاد به منظور بازسازی دقیق‌تر نمونه‌ها در هر لایه نسبت داد.

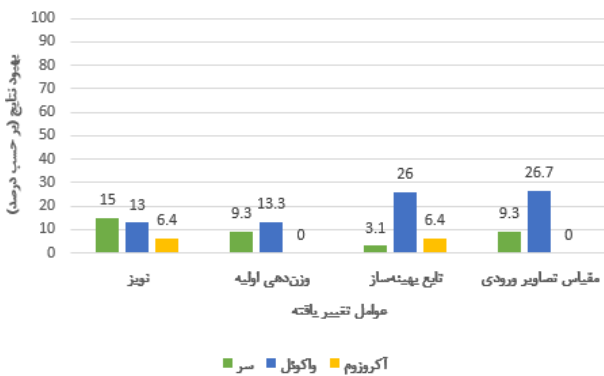
نتایج به دست آمده از بهینه‌سازی Adamax نشان داد که این بهینه‌ساز قادر است علاوه بر افزایش میزان دقت بر روی مجموعه دادگان اعتبارسنجی و تست، دقت عملکرد مجموعه دادگان آموزشی را به‌ویژه در آکروزوم که به واسطه کوچک بودن و عدم وضوح مناسب، نتایج قابل قبولی نداشته و پیش از این در بهترین شرایط حدود ۷۰٪ بود را به بالای ۹۰٪ بهبود دهد. لازم به ذکر است، در مدل پیشنهادی از تابع بهینه‌ساز با نرخ یادگیری پایین‌تر استفاده شده است.

در بررسی‌های انجام گرفته بر روی توابع وزن‌دهی مختلف به صورت آزمون و خطا مشخص شد، گروهی از توابع با کاهش حداکثری نتایج به هیچ‌عنوان صلاحیت پذیرش در شبکه را ندارند. بنابراین لازم است، با تکرار شبکه و بررسی نتایج هر یک از توابع وزن‌دهی، بهترین آن برای جاگذاری در شبکه انتخاب شود. تابع منتخب به منظور وزن‌دهی اولیه مدل پیشنهادی، he-normal است. به طور کلی جدای از نوع شبکه‌ها و موضوعات مورد مطالعه، تغییر مقیاس داده‌های ورودی را می‌توان به عنوان یکی از رویکردهای بهبود الگوریتم‌های یادگیری در نظر گرفت. به طور حتم، با توجه به مجموعه دادگان مورد استفاده با کیفیت پایین، افزایش اندازه داده‌های ورودی، جدای از سربار محاسباتی فزاینده برای پارامترهای قابل آموزش، اتلاف زمان و در نتیجه کاهش سرعت عملیات، احتمال وقوع بیش‌برازش و ورود داده‌های بی‌اهمیت به شبکه را به دنبال خواهد داشت.

با این حساب، برای جلوگیری از معایب فوق، تصمیم بر آن شد تا از تغییر مقیاس داده‌های ورودی به سمت اندازه‌های کوچک‌تر استفاده-

کنیم. در مدل پیش‌رو، آزمایش‌ها بر روی تصاویر ورودی با اندازه‌های 28×28 پیکسل، بهبود نتایج را برای دو بخش سر و به‌ویژه واکوتل و ثبات نتیجه را برای بخش آکروزوم به‌همراه داشته‌است؛ بدین ترتیب می‌توان نتیجه گرفت، شبکه نردبانی با تصاویر ورودی در مقیاس‌های کوچک‌تر، عملکرد بهتری از خود نشان خواهد داد.

شکل ۳ بهبود نتایج به دست آمده از شبکه پیشنهادی را تنها با فرض استفاده از نوزاد لکه، عامل وزن‌دهی اولیه، بهینه‌سازی پیشنهادی و مقیاس پیشنهادی تصاویر ورودی بر مجموعه دادگان MHSMA، در هر سه قسمت از اسپرم (سر، آکروزوم و واکوتل) انسان نشان می‌دهد.



شکل ۳: بررسی عوامل مختلف مدل پیشنهادی بر دادگان MHSMA

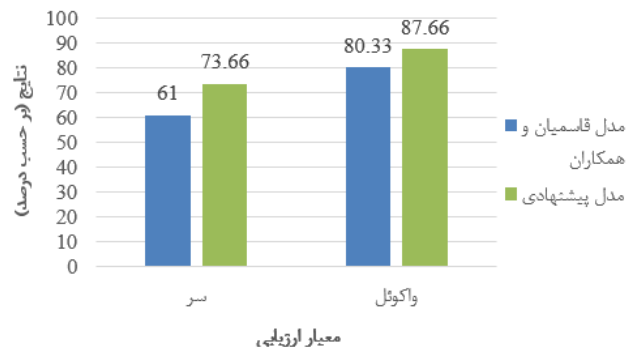
جمع‌آوری مجموعه دادگان مطلوب و رضایت‌بخش به‌ویژه در حوزه‌های مختلف پزشکی، دشواری‌های بسیاری را به دنبال دارد. از این رو، لازم است به منظور انطباق مدل با دادگان در دسترس، به اندازه در نظر گرفته شده برای لایه‌ها توجه شود. بررسی‌ها نشان داده‌است، مدل پیشنهادی موفق شد بر روی تنها ۳۰۰ نمونه آموزشی تقویت شده از مجموعه اصلی و با وجود تعداد نمونه‌های بسیار اندک دارای برچسب (در این جا ۳۰ نمونه) به عنوان ورودی، به نتایج بالاتری دست یابد. نتایج حاصل از ۳۰۰ نمونه آموزشی تقویت شده در جدول ۳ آمده است. در چنین شرایطی، با کمبود تعداد نمونه‌های آموزشی بهتر است به منظور کاهش میزان هزینه و زمان اجرایی از معماری با اندازه لایه‌های کاهش یافته استفاده شود.

جدول ۳: نتایج حاصل از ۳۰۰ داده تقویت شده بر مدل پیشنهادی

واکوتل	آکروزوم	سر	بخش اسپرم
۸۷/۶۶٪	۷۱/۳۳٪	۷۳/۶۶٪	دقت آزمون

همچنین، مقایسه انجام گرفته میان مدل پیشنهادی این مقاله و مدل قاسمیان و همکاران [۲۳]، نتایج بالاتری را برای مدل پیشنهادی بیان می‌کند. بررسی‌ها نشان داده‌است که مدل پیشنهادی برای قسمت سر با بهبود ۱۷/۲ درصدی، موفق به کسب نتایج بالاتری در مقایسه با مدل قاسمیان و همکاران [۲۳] شده است. همچنین، مدل پیشنهادی قادر است، برخلاف مدل قاسمیان و همکاران ویژگی‌های آکروزوم

اسپرم را نیز استخراج و بررسی کند. شکل ۴ مقایسه میان مدل پیشنهادی و مدل قاسمیان و همکاران [۲۳] را نشان می‌دهد.



شکل ۴: مقایسه مدل پیشنهادی با مدل قاسمیان و همکاران [۲۳]

لقاح مصنوعی نشان‌دهد. برای نمونه، در معیار سر، مدل پیشنهادی بهبود بسیار خوبی را نسبت به مدل قاسمیان و همکاران نشان می‌دهد. این در حالی است که برخلاف سایر روش‌ها، از مجموعه دادگانی با تصاویر بدون رنگ‌آمیزی، بزرگ‌نمایی محدود و با وضوح پایین برای آموزش مدل پیشنهادی استفاده شده‌است.

در آینده قصد داریم با یافتن راه‌هایی برای افزایش دقت و کاهش خطای نتایج آزمایش، مدل پیشنهادی را بهبود داده و نشان‌دهیم که تغییر در نوع نويز و یا چگونگی اعمال آن به شبکه، تأثیر بسزایی در عملکرد شبکه خواهد داشت.

مراجع

- [1] Sepidarkish, M., Almasi-Hashiani, A., Shokri, F., Vesali, S., Karimi, E., and Omani, R., "Prevalence of Infertility Problems among Iranian Infertile Patients Referred to Royan Institute", *International Journal of Fertility and Sterility*, Vol. 10, No. 3, pp. 278-282, Oct-Dec 2016.
- [2] Sun, H., Gong, T., T., Jiang, Y., T., Zhang, S., Zhao, Y. H., and Wu, Q., J., "Global, regional, and national prevalence and disability-adjusted life-years for infertility in 195 countries and territories, 1990–2017: results from a global burden of disease study, 2017", *AGING*, Vol. 11, No. 23, Dec 2019.
- [3] Parsanezhad, M., E., Namvar, B., Zare, N., Keramati, P., Khalili, A., and Parsa-Nezhad, M., "Epidemiology and Etiology of Infertility in Iran, Systematic Review and Meta-Analysis", *Journal of Women's Health, Issues & Care*, Vol. 2, Issue 6, October 2013.
- [4] Abrao, M. S., Muzii, L., Marana, R., "Anatomical causes of female infertility and their management", *International Journal of Gynecology and Obstetrics*, Vol. 123, pp. S18-S24, Dec 2013.
- [5] Inhorn, M., C., Patrizio, P., "Infertility around the globe: new thinking on gender, reproductive technologies and global movements in the 21st century", *Human Reproduction Update*, Vol. 21, No. 4, pp. 411 – 426, March 2015.
- [6] Girela, J. L., Gil, D., Johnsson, M., Gomez-Torres, M. J., and Juan, J. D., "Semen Parameters Can Be Predicted from Environmental Factors and Lifestyle Using Artificial Intelligence Methods", *BIOLOGY OF REPRODUCTION*, Vol. 88, Issue 4, Apr 2013.
- [7] Abbirami, V. S., Shanthi, V., "Spermatozoa Segmentation and Morphological Parameter Analysis Based Detection of Teratozoospermia", *International Journal of Computer Applications*, Vol. 3, No.7, June 2010.
- [8] Palermo, G., Joris, H., Devroey, P., Van Steirteghem, A. C., "Pregnancies after intracytoplasmic injection of single spermatozoon into an oocyte", *The Lancet*, Vol. 340, July 1992.
- [9] Monte, G. L., Murisier, F., Piva, I., Germond, M., Marci, R., "Focus on intracytoplasmic morphologically selected sperm injection (IMSI): a mini-review", *Asian journal of andrology*, 2013.
- [10] Bijar, A., Benavent, A. P., Mikaeili, M., Khayati, R., "Fully automatic identification and discrimination of sperm's parts in microscopic images of stained human semen smear", *Journal*

۶. نتیجه‌گیری

ناباروری به‌عنوان یکی از مشکلات مرسوم بالینی در بسیاری از کشورها و مناطق جهان، بخش بزرگی از نگرانی‌ها را به خود اختصاص داده‌است. در میان فاکتورهای مردانه (به‌عنوان یکی از طرفین تأثیرگذار در مشکل ناباروری)، کیفیت اسپرم و شکل ظاهری آن نیز تأثیر بسزایی در توانایی بالقوه باروری دارد. از این‌رو، ارزیابی و تجزیه و تحلیل بخش‌های مختلف اسپرم در آزمون موسوم به مورفولوژی اسپرم، به‌عنوان اولین گام در بررسی عوامل مردانه، از اهمیت فراوانی برخوردار است. مشکلات مطرح‌شده در حوزه ارزیابی کلاسیک و مبتنی بر مشاهدات بصری و موفقیت‌های کاربردی یادگیری ماشین در بسیاری از صنایع، متخصصان و پژوهشگران را بر آن داشت تا به تدریج، به سمت ماشینی کردن فرآیند آنالیز مورفولوژی اسپرم گام بردارند. در این بین حضور مشکلاتی مانند حجم اندک مجموعه دادگان دارای برچسب، دشواری و هزینه‌های هنگفت برچسب‌گذاری این نمونه‌ها توسط یک عامل انسانی (برخلاف منطق ماشینی) ما را به سمت انتخاب الگوریتم‌های یادگیری نیمه‌ناظر سوق داده‌است.

شبکه نردبانی به‌عنوان الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی، به‌واسطه به‌کارگیری تعداد اندک نمونه‌های دارای برچسب و بخش بزرگ‌تری از داده‌های بدون برچسب، تناسب و انطباق با نیازمندی‌های دنیای واقعی را در حوزه مورد مطالعه نشان می‌دهد. در این راستا به‌منظور پیاده‌سازی شبکه‌های نردبانی از ساختار خودرمزگذارهای حذف نويز پشته‌ای با معماری دو رمزگذار موازی (یکی آلوده به نويز و دیگری عاری از نويز) به منظور بازنمایی نمونه‌ها و یک رمزگشا به‌منظور بازسازی نمونه‌ها استفاده شده‌است. در ادامه تغییرات پیشنهادی حاضر در این پژوهش، بهبود نتایج در یافتی را برای کسب دقت بالاتر و خطای کمتر نشان می‌دهد.

در نهایت، مدل پیشنهادی موفق شد پس از استخراج ویژگی‌های مثبت و نتیجه‌بخش از تصاویر سر، آکروزوم و واکوتل اسپرم انسان، دقت قابل‌قبولی را در طبقه‌بندی آن‌ها در دو کلاس طبیعی و غیرطبیعی، و در نهایت انتخاب اسپرم مناسب برای شرکت در فرآیند

- of Biomedical Science and Engineering, Vol. 5, No.7, pp. 384-395, July 2012.
- [11] Sanchez, L., Petkov, N., Alegria, E., "Statistical approach to boar semen evaluation using intracellular intensity distribution of head images", Cellular and molecular biology, Vol. 52, Issue 6, pp. 38-43, 2006.
- [12] Alegria, E., Biehl, M., Petkov, N., and Sanchez, L., "Automatic classification of the acrosome status of boar spermatozoa using digital image processing and LVQ", Computers in Biology and Medicine, Vol. 38, Issue 4, pp. 461-468, Apr 2008.
- [13] Vicente-Fiel, S., Palacin, I., Santolaria, P., Yaniz, J. L., "A comparative study of sperm morphometric subpopulations in cattle, goat, sheep and pigs using a computer-assisted fluorescence method (CASMA-F)", Animal Reproduction Science, Vol. 139, pp.182-189, Apr 2013.
- [14] Uyar, A., Bener, A., Nadir Ciray, H., "Predictive Modeling of Implantation Outcome in an In Vitro Fertilization Setting: An Application of Machine Learning Methods", Medical Decision Making, Vol. 35, Issue 6, pp. 714-725, May 2015.
- [15] Chang, V., Saavedra, J. M., Castaneda, V., Sarabia, L., Hitschfeld, N. Hartel, S., "Gold-standard and improved framework for spermhead segmentation", Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 117, Issue 2, pp. 225-237 Nov. 2014.
- [16] Chang, V., Heutte, L., Petitjean, Hartel, S., Hitschfeld, N., "Automatic classification of human sperm head morphology", Computers in Biology and Medicine, Vol. 84, pp. 205-216, May 2017.
- [17] Mendoza, F., Manotas, A. K. D. L. H., Ariza, P., Ojeda, J. A. S., Melo, M. P., "Fertility Analysis Method Based on Supervised and Unsupervised Data Mining Techniques", International Journal of Applied Engineering Research, Vol. 11, No 21, pp. 10374-10379, Nov 2016.
- [18] Javadi, S., Mirroshandel, S. A., "A novel deep learning method for automatic assessment of human sperm images", Computers in Biology and Medicine, Vol. 109, pp. 182-194, 2019.
- [19] Riordon, J., Callum, C. M., Sinton, D., "Deep learning for the classification of human sperm", Computers in Biology and Medicine, Vol.111, Aug. 2019.
- [20] Iqbal, I., Mustafa, Gh., Ma, J., "Deep Learning-Based Morphological Classification of Human Sperm Heads", *Diagnostics*, Vol. 10, Issue 5, May 2020.
- [21] Pezeshki, M., Fan, L., Brakel, P., Courville, A., Bengio, Y., "Deconstructing the Ladder Network Architecture", Proceedings of the 33 rd International Conference on Machine Learning, New York, NY, USA, Vol. 48, 2016.
- [22] Rasmus, A., Valpola, H., Honkala, M., Berglund, M., Raiko, T., "Semi-Supervised Learning with Ladder Networks", Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vol. 2, pp. 3546-3554, Neural and Evolutionary Computing (cs.NE), Nov 2015
- [23] Ghasemian, F., Mirroshandel, S. A., Monji-Azad, S., Azarnia, M., Zahiri, Z., "An efficient method for automatic morphological abnormality detection from human sperm images", Comput Methods Programs Biomed, Vol. 122, pp. 409-420, Dec. 2015.