ORIGINAL ARTICLE

Predicting Mortality Rate of Preterm Infants in Neonatal Intensive Care Unit Using Artificial Neural Network Model

Akram Rezaeian[1],
Fatemeh Nasimi[2],
Farshid Pooralizadeh Moghadam[3]

[1] Evidence Based Care Research Centre, Instructor of Pediatric Nursing, School of Nursing and Midwifery, Mashhad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran
[2] Instructor of Pediatric Nursing, School of Nursing and Allied Health, Jahrom University of Medical Sciences, Jahrom, Iran
[3] Ph.D Student in Electrical-Control Engeenering, Department of Kharazmi Pardise, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

(Received February 23, 2015 Accepted June 5, 2015)

Abstract

Background and purpose: Despite rapid progress in medical treatments and acute care technology during the past 30 years alongside increasing costs of medical care, the analysis of outcomes such as mortality risk have been a challenge in intensive care units. The purpose of this study was to predict the mortality rate of premature infants in neonatal intensive care unit (NICU) using artificial neural network model.

Materials and methods: This study was performed using the medical records of 100 preterm infants (less than 37 weeks gestation) in Mashhad Qaem Hospital, Iran, during 2007-2010 applying MATLAB. Twenty one variables were used of which 80% were for artificial neural network training and 20 percent were for testing the designed model. To prevent the dispersion of information we used information classification code system and the codes were used to design and test the artificial neural network model.

Results: Per 60 neurons and 20 replication optimum validity was obtained (95.2% in training and 94.56% in experimental stage). The replications were not continued more, since in this case the algorithm would have gone towards overtraining.

Conclusion: This study introduced a method for establishing ANN models in estimating the probability of mortality in premature infants using 21 variables. This model may be used for prediction of many other consequences in NICU such as mechanical ventilation duration and complications such as abnormalities in neuroimaging, necrotizing enterocolitis and bronchopulmonary dysplasia.

Keywords: mortality, preterm infant, neonatal intensive care unit, artificial neural network

J Mazandaran Univ Med Sci 2016; 26(140): 85-94 (Persian).

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

پژوهشی

مجله دانشگاه علوم پزشکی مازندران
دوره بیست و ششم شماره ۱۴۰ شهریور سال ۱۳۹۵ (۹۴-۸۵)

پیش بینی احتمال مرگ‌ومیر نوزادان نارس بستری در بخش مراقبت‌های ویژه نوزادان بیمارستان قائم با استفاده مدل شبکه عصبی مصنوعی

اکرم رضاییان[۱]
فاطمه نسیمی[۲]
فرشید پورعلیزاده مقدم[۳]

چکیده

سابقه و هدف: علی رغم پیشرفت سریع در درمان‌های طبی و تکنولوژی مراقبت‌های حاد طی ۳۰ ساله اخیر در کنار افزایش هزینه‌های مراقبت‌های طبی، آنالیز پیامدها از جمله پیش‌بینی خطر مرگ‌ومیر از چالش‌های بخش‌های مراقبت ویژه بوده است. لذا هدف از مطالعه حاضر پیش‌بینی مرگ‌ومیر نوزادان نارس بستری در NICU با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی است.

مواد و روش‌ها: این مطالعه روی پرونده نوزادان نارس با سن حاملگی کم تر از ۳۷ هفته در بیمارستان قائم شهر طی سال های ۱۳۸۹-۱۳۸۶ با استفاده از نرم‌ابزار MATLAB انجام شد. ۱۰۰ پرونده نوزاد نارس با استفاده از ۲۱ متغیر، که ۸۰ درصد برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی و و ۲۰ درصد برای آزمون مدل طراحی شده مورد استفاده قرار گرفت. برای جلوگیری از پراکندگی اطلاعات از سیستم کدبندی اطلاعات استفاده شد و از این کدها برای طراحی و آزمون مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد.

یافته‌ها: به ازای ۶۰ نورون و ۲۰ تکرار، صحت به حد مطلوب خود (صحت ۹۵/۲در صد در مرحله آموزش و صحت ۹۴/۵۶ درصد در مرحله آزمایش) رسید. در صورتی که تعداد تکرار از این حد بیش‌تر می‌شد الگوریتم به سمت پدیده آموزش بیش از حد (overtraining) پیش می‌رفت.

استنتاج: در اینجا روشی برای ایجاد مدل‌های ANN برای برآورد احتمال مرگ‌ومیر در نوزادان نارس با استفاده از ۲۱ متغیر معرفی شد. این مدل می‌تواند بالقوه برای پیش‌بینی بسیاری دیگر از پیامدهای NICU مانند پیش‌بینی طول دوره تهویه مکانیکی وعوارضی چون ناهنجاری‌های موجود در تصویربرداری عصبی، انتروکولیت نکروزان و دیسپلازی برونکوپولمونر مورد استفاده قرار گیرد.

واژه های کلیدی: مرگ‌ومیر، نوزاد نارس، بخش مراقبت‌های ویژه نوزادان، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

با وجود پیشرفت‌های انجام شده در مراقبت از نوزادان، همچنان نوزادان نارس در مقایسه با نوزادان ترم میزان مرگ‌ومیر بالاتری دارند. به‌خصوص در نوزادان Extremely Low Birth Weight (ELBW) تصمیم‌گیری در مورد آغاز و یا ادامه درمان هم‌چنین تصمیم‌گیری در مورد شدت تهاجمی بودن مداخلات درمانی در بسیاری موارد مشکل است. از این رو راهنمایی‌های بالینی برای هدایت مداخلات بالینی(۱) و مشاوره والدین حول‌وحوش

مولف مسئول: فرشید پورعلیزاده مقدم – مشهد: چهارراه دکترا، خیابان ابن سینا، دانشکده پرستاری و مامایی E-mail: Pouralizadeh.f@g.mail.com
۱. کمیته تحقیقات مراقبت مبتنی بر شواهد، مربی، گروه کودک و نوزاد، دانشکده پرستاری و مامایی، دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران
۲. مربی، گروه کودک و نوزاد، دانشکده پرستاری و پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی جهرم، جهرم، ایران
۳. دانشجوی دکترای حرفه ای مهندسی برق-کنترل، دانشکده پردیس خوارزمی، دانشگاه شاهرود، شاهرود، ایران
تاریخ دریافت : ۱۳۹۳/۱۰/۲۳ تاریخ ارجاع جهت اصلاحات : ۱۳۹۴/۱۲/۱۳ تاریخ تصویب : ۱۳۹۵/۳/۱۶

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

تولـد(۳،۲) ساختـه شـده اسـت. هرچنـد بسـیاری از فاکتورهای پره‌ناتال و پست‌ناتال مانند چندقلویی، نمره آپگار، وزن زمان تولـد، جنس، استروئیدهای پریناتـال می‌توانند خطر مرگ‌ومیر در هر نوزاد را دستخوش تغییر نماینـد؛ امـا بسـیاری از ایـن راهنماهـای بـالینی مسـتلزم برآورد دقیق سن حاملگی می‌باشند. خطـر مرگ‌ومیـر بـا افزایش سن بعد از تولـد کـاهش می‌یابـد. نـوزادانی کـه روز اول بعد از تولد زنده بمانند، شانس بقاشـان افـزایش می‌یابـد(۴،۱). بنـابراین بـا در نظـر گـرفتن گزینـه‌های درمـانی و مشـاوره در زمـان‌هـای مختلـف ماننـد قبـل از تولد، بلافاصله بعد از تولد، و روز دوم بعد از تولـد بایـد تمام ایـن فاکتورهـا در کنـار سـیر بـالینی نـوزاد در نظـر گرفته شود.

پیش‌بینی مرگ‌ومیر برای حسابرسی و تعیین معیـار، مقایسه پیامدها در بخش‌های مراقبت ویژه نوزادان مختلـف، کنترل تفاوت‌های فردی جمعیت‌هـا در کارآزمایی‌هـای بالینی و ارزیابی بهره‌برداری مورد استفاده قرار مـی‌گیـرد(۱). علاوه بر دلایلی که در بالا اشاره شد، پیشرفت سـریع در درمان‌های طبی و تکنولوژی مراقبت‌هـای حـاد طـی ۳۰ ساله اخیر و در کنار آن افزایش هزینه‌های مراقبـت‌هـای طبی منجر شده که آنالیز پیامدها از جمله پیش‌بینی خطر مرگ‌ومیر از چالش‌های بخش‌های مراقبت ویژه شـود(۵). از اینرو اندازه‌گیری خطر مرگ‌ومیر در بین نوزادانی که در بخش مراقبـت‌هـای ویـژه نـوزادان پذیرفتـه می‌شـوند، توجـه فزاینـده‌ای در مطالعـات بـه خـود معطـوف داشـته است(۶). در اوایـل دهـه ۹۰، روش‌هـای پیش‌بینـی خطـر مرگ‌ومیر به بعد دیگری از آنالیز پیامـد یعنـی شناسـایی فرآینـد معیـوب یـا ریسـک فاکتورهـایی کـه پیامـدهای ضعیفی ایجاد می‌کنند، متمرکز شد. اگرچه تـلاش بـرای شناسایی و از بین بردن، این فاکتورهـا را تضـعیف نمی‌کنـد اما منجر به بهبود در مراقبـت می‌شـود(۷). در سـال ۱۹۹۳ سه ابزار بـرای انـدازه‌گیری مرگ‌ومیـر نـوزادی در بـین نوزادان پذیرش شـده در NICU توصـیف شـد: SNAP (Score for Neonatal Acute Physiology)، SNAP-PE (Score for Neonatal Acute Physiology-Perinatal Extension)، CRIB (Clinical Risk Index for Babies)(۸). در کنار این ابزارهـا شـهود بـالینی، آنـالیز رگرسـیون(۹،۱) و مدل‌های ریاضی غیرخطی مانند شبکه‌های عصبی تـاکنون برای پیش‌بینی شانس مرگ‌ومیر استفاده شده‌اند؛ اما این ابزارها از حساسیت و اختصاصیت بـالایی بـرای اهـداف بالینی برخوردار نیستند. شـبکه‌های عصـبی کـه بـیش‌تـر تحت عنوان شبکه‌های عصبی مصنوعی نامیده می‌شوند، تکنیک‌های شناسایی الگوی نان‌پارامتریـک هسـتند کـه می‌توانند روابط پیچیده غیرخطی یا الگوهای مخفی بـین متغیرهای وابسته و مستقل همچنین تقـابلات ممکـن بـین متغیرهای مسـتقل را شناسـایی کننـد(۱۲-۹). ایـن قابلیـت به‌خصوص در زمینـه مرگ‌ومیـر نـوزادی کـه پدیـده‌ای چند عاملی با روابط پیچیده می‌باشد، قابل توجه است. از آن‌جایی که هیچ‌کـدام از ایـن عوامـل بـه عنـوان فـاکتور مستقل در مرگ‌ومیر نوزادی عمل نمی‌کند، باید بتوان به روشی خاص تمامی این علل را با میزان اثری که در این زمینه دارند کنار یکدیگر قرار داده و بر آن اساس خطـر مرگ‌ومیر نوزادی را تعیین کرد. این مستلزم یک سیستم آنالیز غیرخطی است که قادر باشد تعداد زیـادی ارتبـاط و تقابل را آنالیز نموده و برآورد نهایی را انجام دهد. این احتمال وجود دارد که با استفاده از شبکه‌های عصـبی بـا حجم نمونه کافی و اطلاعـات بـا کیفیـت بـالا بتـوان بـه مدل‌های جدید و با کاربرد بالینی برای پیش‌بینی مرگ‌ومیـر در بین نوزادان نارس دست یافت(۱۳).

هدف مطالعه حاضر ایجاد مدل شبکه عصـبی بـرای پیش‌بینی مرگ‌ومیر در نوزادان نارس بر اساس اطلاعات پره‌ناتال و اطلاعات بلافاصله بعد از تولد می‌باشد. فرض بر آن است که بهترین مدل‌های پیش‌بینی مدل‌های خواهنـد بود که از اطلاعات بلافاصله بعد از تولد اسـتفاده کننـد؛ چرا که بسیاری از مرگ‌ها در نوزادان نارس به‌خصوص نوزادان Extremely Low Birth Weight (ELBW) در همان روز اول بعد از تولد حادث شده و با متغیرهایی که بلافاصـله بعـد از تولـد قابـل شناسـایی هسـتند، مـرتبط

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

می‌باشند(۱۳). علاوه بر آن هرچه اطلاعات زودتر جمع‌آوری شوند، احتمال دستکاری متغیرها به دنبال مداخلات درمانی کاهش می‌یابد(۱۴)، از اینرو در مطالعه حاضر سعی بر آنست تا به مدلی دست یابیم که با حداقل زمان ممکن بعد از تولد و ترجیحا در زمان پذیرش نوزاد به NICU قادر به پیش‌بینی شانس مرگ‌ومیر نوزاد باشد.

مواد و روش ها

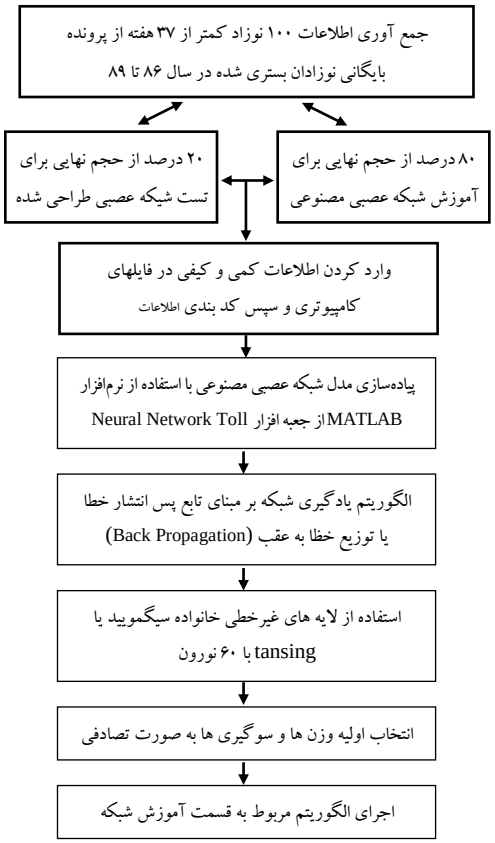
مطالعه حاضر طبق مجوز شورای پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی مشهد و در قالب طرح با کد ۸۸۴۱۵ این معاونت انجام شد. اطلاعات همه نوزادان نارس کم‌تر از ۳۷ هفته که در فاصله سال ۱۳۸۶ تا ۱۳۸۹ به دنیا آمده و در بخش مراقبت‌های ویژه نوزادان بیمارستان قائم بستری شده‌اند، جمع‌آوری شد. برای جمع‌آوری اطلاعات از پرونده نوزادان بستری در بخش مراقبت‌های ویژه نوزادان استفاده شد. هویت نوزادانی که اطلاعات پرونده‌ای آنان جمع‌آوری شد، محرمانه نگهداری شد. تمام اطلاعات پرونده‌ای اعم از شرح‌حال مادر، شرح‌حال پریناتال، شرح‌حال اتاق زایمان، علایم و نشانه‌های زمان بستری نوزاد و تمام ثبت‌های پرونده‌ای نوزاد شامل یافته‌های پاراکلینیک و سیربیماری و عوارض تشخیص داده شده تا زمان ترخیص در فایل‌های کامپیوتری ذخیره شد. هدف از این حجم زیاد اطلاعات جمع‌آوری شده آن بود تا حجم اطلاعات مورد استفاده برای طراحی مدل را از زیاد به کم کاهش دهیم تا به نزدیک‌ترین زمانی به زمان تولد برسیم که براساس اطلاعات روتین، مدل مورد نظر قابل طراحی باشد. در نهایت با محدود کردن گستره زمانی اطلاعات توانستیم براساس اطلاعات نوزاد در بدو ورود به بخش مراقبت‌های ویژه مدل مورد نظر را طراحی کنیم. پیش‌بینی نوزاد عبارت بود از وضعیت مرگ، زنده بودن یا ترخیص او تا روز ۲۸ بعد از تولد. معیارهای خروج از مطالعه عبارت بود از موارد اعزام از سایر مراکز، موارد زایمان در منزل، مواردیکه نقص در اطلاعات پرونده‌ای وجود داشت، موارد مرگ بعد از دوره نوزادی، موارد ترخیص با رضایت شخصی، و موارد اعزام به سایر مراکز درمانی قبل از روز ۲۸ بعد از تولد. در مرحله اول نمونه‌گیری ۱۵۰ پرونده مورد بررسی قرار گرفت. که بعد از ریزش نمونه ۱۰۰ پرونده باقی ماند. علت اصلی ریزش نمونه‌ها زایمان در منزل، اعزام از سایر مراکز درمانی، تخمین ناصحیح سن حاملگی، ترخیص با رضایت شخصی قبل از صلاحدید پزشک یا اعزام به سایر مراکز درمانی قبل از روز ۲۸ تولد بود. در نهایت از ۱۰۰ پرونده باقیمانده ۸۰ درصد برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی و طراحی مدل و ۲۰ درصد برای آزمون مدل طراحی شده مورد استفاده قرار گرفت.

در گام اول تمامی اطلاعات اعم از اطلاعات کمی یا کیفی بدون تغییر وارد فایل‌های کامپیوتری شد. سپس اطلاعات کدبندی شدند. هر پارامتری شیوه خاصی برای کدبندی داشت. اطلاعات کیفی مانند جنس، کدهای اسمی(۲،۱) دریافت کردند. اطلاعات رتبه‌ای مانند سیانوز زمان تولد بر اساس شدت ثبت شده، کدهای رتبه‌ای دریافت کردند. اطلاعات کمی چون دور سر یا وزن زمان تولد هم به صورت منطقی قطعه‌بندی شده و به صورت رتبه‌ای کدبندی شدند. تا همگرایی اطلاعات بیش‌تر شده و از پراکندگی و تعدد اطلاعات برای آموزش شبکه عصبی جلوگیری شود. مثلا وزن زمان تولد از ۵۰۰ گرم تا ۲۵۰۰ گرم به ۲۱ قطعه با فاصله ۱۰۰ گرم تقسیم شد. سپس این قطعات کدهای رتبه‌ای دریافت کردند. اطلاعات کمی مانند نمره آپگار که محدوده باریکی داشتند (۰ تا ۱۰) به همان ترتیب دست نخورده مورد استفاده قرار گرفتند. پیش‌بینی بیمار تا روز ۲۸ بعد از تولد هم به صورت صفر (ترخیص طبق صلاحدید یا تدام بستری) و ۱(مرگ تا روز ۲۸ بعد از تولد) کدبندی شد. سپس از کدهای به دست آمده برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد.

در خصوص آموزش شبکه عصبی مصنوعی، اطلاعات مورد نظر برای طراحی مدل از طریق

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

یک کامپیوتر Apple G4 Macintosh computer (Apple Computer Inc, Cupertino, CA, USA) وارد برنامه MATLAB (MATLAB SOFTWARE latest version R2008a[7.6]. www.mathworks.com) شد تا یک مدل پیش‌بینی احتمال مرگ‌ومیر مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شود. The ANN GMDH neural network architecture used was جزئیات تکنیکی مکانیسم آموزش و مکانیسم‌های variables elimination در ضمیمه ۱ آورده شده است. برای طراحی و پیاده سازی مدل شبکه عصبی با استفاده از نرم ابزار MATLAB از جعبه‌افزار Neural Network Tool استفاده شد. برای این کار ضمن تست شبکه‌های مختلف از شبکه Feed Forward انتشار بازگشتی با دو لایه شامل لایه ورودی و لایه خروجی با ۶۰ نورون استفاده شده است. الگوریتم یادگیری شبکه فوق‌الذکر، بر مبنای تابع پس انتشار خطا یا توزیع خطا به عقب و یا اصطلاحا (Back Propagation) است. توابع محرک نورون‌های هر لایه که به نوعی به منظور تعیین میزان حد و آستانه خروجی نورون به کار می‌روند. در این کار در هر دو لایه ۱ و ۲ از انواع غیرخطی خانواده سیگموید یا (tansig) استفاده شد. وزن‌ها در این روش با توجه به الگوریتم ذکر شده (الگوریتم پس انتشار خطا) و به صورت خودکار در طی مراحل تکرار الگوریتم بهبود یافتند. لازم است به این نکته نیز اشاره شود که در ابتدای شروع به کار الگوریتم، مقادیری به عنوان مقادیر اولیه وزن‌ها و سوگیری‌ها و به صورت کاملا تصادفی انتخاب شدند و سپس این مقادیر در طول اجرای الگوریتم بهبود یافتند. تعداد تکرارها یا اصطلاحات (epoch) ها در طول مرحله آموزش ۱۹ تکرار در نظر گرفته شده است که با افزایش این تعداد ممکن است نتایج مطلوب‌تری حاصل شود اما بسیار زمانگیر خواهد بود. پس از تعیین مقادیر ذکر شده در قسمت قبل، مرحله اجرای الگوریتم مربوط به قسمت آموزش شبکه آغاز شده و مقادیر وزن‌ها و سوگیری‌ها به صورت ذکر شده تعیین شد. پس از اتمام مرحله آموزش شبکه، وزن‌ها و سوگیری‌ها بهینه انتخاب شدند. در قسمت آزمایش باتوجه به‌مقادیر بهینه وزن‌ها و سوگیری‌های به‌دست آمده از مرحله آموزش و با توجه به داده‌های در نظر گرفته شده برای قسمت آزمایش، الگوریتم شبکه مورد آزمایش قرارگرفت تا میزان صحت آن ارزیابی شود. خلاصه روش کار در فلوچارت شماره ۱ آورده شده است.



فلوچارت شماره ۱: خلاصه روش کار

یافته ها

پتیندر نهایت بعد از محدود کرده دامنه زمانی و حجمی اطلاعات جمع‌آوری شده، ۲۱ متغیر کمی و کیفی به عنوان درون‌داد برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. تمامی این ۲۱ متغیر متغیرهایی هستند که هم به صورت روتین مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و از اینرو دستیابی به این اطلاعات نیازمند ارزیابی‌های خاص نیست و هم به عنوان متغیرهای مرتبط با مرگ‌ومیر نوزادان نارس در منابع علمی مورد تایید

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

قرار گرفته‌اند (جدول شماره ۱). نتایج به دست آمده از اجرای برنامه و سپری شدن مراحل آموزش و آزمایش در جداول شماره ۲ و ۳ آورده شده است.

جدول شماره ۲ مربوط است به مقایسه دو مقدار مختلف تعداد نورون‌های شبکه عصبی به ازای ۱۶ و۱۲ تکرار و تأثیر آن بر صحت الگوریتم. همان‌طور که در جدول شماره ۳ مشاهده می‌شود به ازای ۶۰ نورون و ۲۰ تکرار صحت به حد مطلوب خود نزدیک شده است. تصویر شماره ۱ نمودار میانگین مربعات خطا برای شبکه با ۵۰ نورون و ۱۶ تکرار و تصویر شماره ۲ برای ۶۰ نورون و ۱۲ تکرار و تصویر شماره ۳ برای ۶۰ نورون و ۲۰ تکرار نشان داده است. در صورتی که تعداد تکرار از این حد بیش‌تر شود الگوریتم به سمت پدیده آموزش بیش‌از حد (overtraining) پیش خواهد رفت که در نتیجه علاوه بر صرف زمان بهبودی نیز در جواب حاصل نخواهد شد. درنهایت Confusion matrix و ROC حاصل از مناسبترین شبکه با تعداد ۶۰ نورون و برای چندین بار آموزش شبکه در تصویر شماره ۴ نشان شده است.

جدول شماره۱: لیست متغیرهای مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی و تعداد کدهای تعلق گرفته به هر متغیر

نام متغیر	تعداد کدهای اختصاص یافته به هر متغیر
سن مادر	*
سن حاملگی	*
تعداد جنین ها در همین حاملگی	۴
پاره شدن زودرس کیسه آب	۳
پره اکلمپسی مادری	۳
نوع تولد	۲
جنسیت نوزاد	۲
وزن زمان تولد نوزاد	۱۹
دور سر زمان تولد نوزاد	۷
قد زمان تولد نوزاد	۱۲
گریه زمان تولد نوزاد	۴
تنفس بعد از تولد نوزاد	۴
سیانوز در اتاق زایمان	۳
رنگ پریدگی در اتاق زایمان	۲
تونوسیته نوزاد در اتاق زایمان	۳
ناهنجاری مادرزادی قابل تشخیص در اتاق زایمان	۵
وضعیت بند ناف	۷
احیا در اتاق زایمان	۲
اپگار دقیقه ۱	*
آپگار دقیقه ۵	*
پیامد نوزاد در روز ۲۸ بعد از تولد	۲

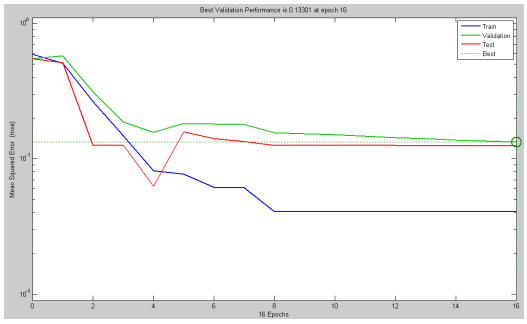
* این اطلاعات بدون کد بندی و به صورت دست نخورده برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول شماره ۲: مقایسه تاثیر مقادیر مختلف تعداد نورون‌ها بر صحت برنامه به ازای ۱۹ تکرار

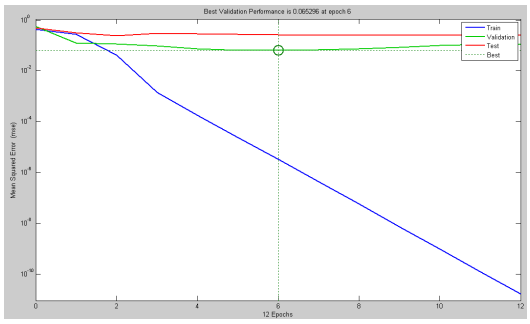
درصد صحت مرحله آموزش	درصد صحت مرحله آزمایش	تعداد نورون ها
۹۴/۵۶	۹۵/۰۲	۵۰
۸۷/۰۴	۸۸/۱۲	۶۰

جدول شماره ۳: مقایسه تاثیر مقادیر مختلف تکرار بر صحت برنامه به ازای ۶۰ نورون وبه ترتیب ۲۰، ۱۶ و ۱۲ تکرار

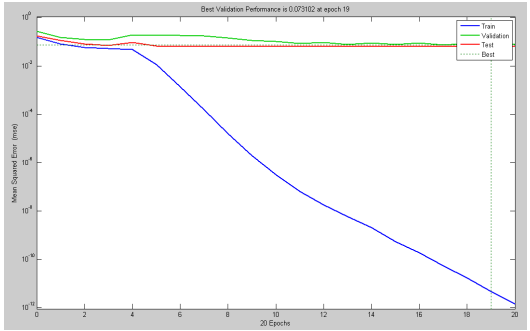
درصد صحت مرحله آزمایش	درصد صحت مرحله آموزش	تعداد تکرارها
۹۴/۵۶	۹۵/۰۲	۲۰
۹۳/۲۱	۹۴/۳۲	۱۶
۸۱/۴۵	۸۲/۹	۱۲



تصویر شماره ۱: نمودار میانگین مربعات خطا و نتایج حاصل از Test و Validation به ازای ۱۶ تکرار و ۵۰ نورون

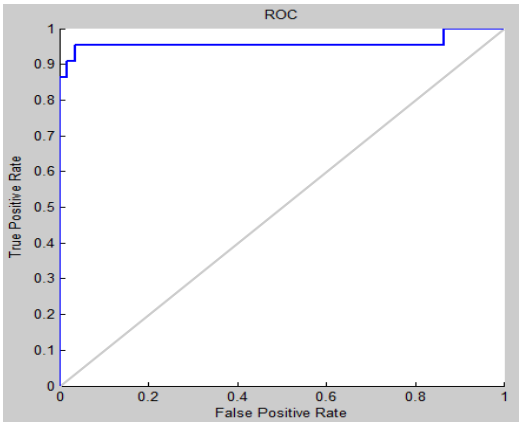


تصویر شماره ۲: نمودار میانگین مربعات خطا و نتایج حاصل از Test و Validation به ازای ۱۲ تکرار و ۶۰ نورون



تصویر شماره ۳: نمودار میانگین مربعات خطا و نتایج حاصل از Test و Validation به ازای ۲۰ تکرار و ۶۰ نورون

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]



تصویر شماره ۴: Confusion matrix و ROC حاصل از مناسبترین شبکه

بحث

در اینجا روشی برای ایجاد مدل‌های ANN برای برآورد احتمال مرگ‌ومیر در نوزادان نارس پذیرش شده در بخش مراقبت‌های ویژه نوزادان با استفاده از ۲۱ متغیر که در حین پذیرش نوزاد کسب می‌شوند؛ معرفی شده است. ANNs سه لایه‌ای براساس معیار حداکثر احتمال آموزش داده شدند، و وزن شبکه عصبی فرمولها را که قادر به تامین برآوردی از احتمال مرگ‌ومیر بودند از طریق gradient ascent به روزرسانی نمود. مطالعه حاضر توانایی پیش‌بینی مرگ‌ومیر در دقیقه ۵ بعد از تولد را نشان داد. مطالعات گذشته نشان داده‌اند پیش‌بینی مرگ‌ومیر در دقیقه ۵ بعد از تولد (هم از نظر آماری و هم از بعد اهمیت بالینی) بسیار بهتر از پیش‌بینی حین تولد یا قبل از تولد و تنها براساس اطلاعات پره‌ناتال می‌باشد(۱۵). مدل‌های به دست آمده بررسی و ارزیابی شدند. یک مدل برآورد احتمال برای کمی کردن شدت بیماری در بحث بین والدین و خانواده یا تامین‌کنندگان مراقبت‌های بهداشتی می‌تواند مفید باشد. این مدل‌ها را می‌توان به تنهایی در کنار تشخیص پزشک استفاده نمود، و می‌تواند در برنامه‌ریزی کاربرد و بازنگری منابع به کار برده شود.

Zernikow و همکاران از اطلاعات زمان پذیرش برای پیش‌بینی مرگ‌ومیر در بین نوزادان بسیار کم وزن استفاده کرده است؛ و در این مورد شبکه عصبی بهتر از logistic regression عمل کرده است(۱۷). Ambalavanan و همکاران (۲۰۰۵) از اطلاعات زمان پذیرش و ۶ ساعت اول بعد از تولد برای پیش‌بینی استفاده کرده است؛ در این حالت نتایج به دست آمده معادل بودند. با توجه به تفاوت در سیاست‌های مراقبتی در مراکز مختلف ضروری است که هر مرکزی برای پیش‌بینی پیامد مدل جداگانه‌ای برای خود تعریف کند. مدل‌های ANN جایگزین جذابی برای مدل‌های رگرسیون لجیستیک مرسوم هستند؛ چرا که مداخلات انسانی در آموزش تقریبا صفر است، دقت تئوریک بالاتری و امکان دسترسی به نرم‌ابزار برای توسعه دارند(۱۵).

مطالعه حاضر نقاط قوت بسیاری دارد، یکی از موفقیت‌های کسب شده در این مطالعه طراحی شبکه عصبی با استفاده از تعداد نمونه کم‌تر و دستیابی به ضریب خطای بسیار کم می‌باشد. از عوامل زمینه ساز این موفقیت استفاده از سیستم کدبندی می‌باشد. این سیستم باعث شده است که شبکه عصبی، اطلاعات را در یک محدوده باریک‌تری از اعداد تحلیل نموده، و به این ترتیب از پراکندگی اطلاعات جلوگیری شود و این باعث شده است تا از سرگردانی شبکه عصبی در تحلیل اطلاعات جلوگیری شود. از آن‌جایی‌که مطالعه Ambalavanan نشان داد، که نسبت شانس به ازای هر ۱۰۰ گرم افزایش وزن زمان تولد تقریبا ۰/۵ تا ۰/۶ افزایش می‌یابد، دسته‌بندی رتبه‌ای نوزادان براساس افزایش وزن‌های ۱۰۰ گرمی منطقی به نظر می‌رسد(۱۵). بدین ترتیب قرار دادن نوزاد براساس تفاوت وزن‌های ۱۰۰ گرمی نمی‌تواند لطمه‌ای به تحلیل نتایج بزند؛ در حالی‌که تحلیل نتایج توسط شبکه عصبی را راحت‌تر می‌کند.

نقطه قوت دیگر در مطالعه حاضر استفاده از اطلاعات پریناتال می‌باشند. متغیرهایی که برای مطالعه حاضر استفاده شده‌اند، ضمن آن‌که همگی به عنوان فاکتورهای موثر بر مرگ‌ومیر در مطالعات قبلی مورد تایید قرار گرفته‌اند، در مطالعه حاضر نیز از ابعاد مختلف

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

شامل در دسترس بودن، فاصله زمانی تا زمان تولد، روتین بودن، اهمیت آن بر تعیین پیامد نوزاد، و موفقیت آن در تعیین پیش‌بینی نوزاد از طریق شبکه‌های عصبی مورد ارزیابی قرار گرفته و موثرترین آن‌ها انتخاب شدند. در کمترین زمان ممکن بعد از پذیرش نوزاد در NICU می‌تواند او را از بعد شانس مرگ‌ومیر طبقه‌بندی نماید. هرچند هم‌چنان که اشاره شد متغیرهای نهایی که برای طراحی مدل مورد استفاده قرار گرفتند، طی یک پروسه تکاملی انتخاب شدند؛ بدین‌ترتیب که ترکیب‌های مختلفی از فاکتورهایی که در مطالعات قبلی به عنوان عوامل موثر بر مرگ‌ومیر نوزادان معرفی شده بودند برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد و در نهایت موفق‌ترین متغیرها برای پیش‌بینی شانس مرگ‌ومیر انتخاب شدند.

نقطه قوت بعدی تعداد متغیرهای مورد استفاده می‌باشند، مطالعات و ابزارهایی که از تعداد کدهای کم‌تری استفاده کرده‌اند، شانس کم‌تری برای تعیین دقیق پیش‌بینی داشته‌اند. در صورتی که تعداد کدها خیلی زیاد باشد، قابلیت استفاده از آن را در شرایط بالینی و بخصوص در زمان پذیرش در NICU که از مصادیق اورژانس پزشکی می‌باشد، کاهش می‌یابد. با استفاده از اطلاعات مادری و نوزادی که در نهایت ۵ دقیقه بعد از تولد به دست می‌آید؛ توانستیم در مورد شانس مرگ‌ومیر قضاوت کنیم. این مدت زمان هم از نظر مدت زمان بعد از تولد برای قضاوت در مورد پیش‌آگهی نوزادی و شیفت خدمات به صرفه است. هم اطلاعات پریناتال و پره‌ناتال را در تعیین این پیش‌آگهی دخیل کرده است.

مطالعه Ambalavanan نیز نشان داد، که توانایی پیش‌بینی مرگ‌ومیر در دقیقه ۵ بعد از تولد (هم از نظر آماری و هم از بعد اهمیت بالینی) بسیار بهتر از پیش‌بینی حین تولد یا قبل از تولد و تنها براساس اطلاعات پره‌ناتال می‌باشد(۱۵). به‌خصوص این‌که مطالعه میدو (۲۰۰۲) نشان داده است، توانایی پیش‌بینی نمرات SNAP سریال و شهود بالینی با زمان کاهش می‌یابد(۱۸). در مطالعه Ambalavanan نیز با وجود تعداد نمونه بالا و تکنیک‌های آماری پیشرفته توانایی پیش بینی با گذشت زمان کاهش پیدا کرد. که احتمالاً ناشی از کاهش در تعداد پیش‌بینی‌کننده‌های عقلانی یا منطقی بوده است. هم‌چنین معتقد بودند که متغیرهای عمده مرگ‌ومیر مانند وزن زمان تولد و نمره آپگار که بیش‌تر به مرگ‌ومیر زودرس اشاره دارند به راحتی قابل محاسبه هستند در حالی‌که ریسک‌فاکتورهای مرگ‌ومیر دیررس مانند آنتروکولیت نکروزان و سپسیس به راحتی قابل شناسایی نبوده و منجر به پیش‌بینی شهودی شانس مرگ‌ومیر می‌شوند(۱۵). از این‌رو مطالعه ما هم سعی کرده است تا حدامکان از متغیرهایی برای طراحی این شبکه استفاده کند که قابل ارزیابی و عینی باشند. Meadow هم‌چنین نشان داد، که نوزادانی که پیش‌بینی شده بود بمیرند، اما زنده ماندند و در معرض شانس بالایی (۸۲ درصد) از نواقص عصبی- تکاملی بودند(۱۸). بدین‌ترتیب این احتمال وجود دارد که نوزادان با شانس مرگ‌ومیر بالا که در مطالعه ما زنده ماندند هم در معرض نواقص عصبی- تکاملی قرار داشته باشند. یکی دیگر از نقاط قوت مطالعه حاضر آن است که تا حد امکان بر قضاوت‌ها و مداخلات بالینی پیشین قرار نگرفته است. یکی از محدودیت‌های موجود آن است که چون از پرونده مکتوب نوزاد برای جمع‌آوری اطلاعات استفاده شد، برخی از اطلاعاتی که ممکن بود بتواند در تعیین پیش‌بینی نوزاد دخیل باشد (مانند اطلاعات مربوط به احیا نوزاد در اتاق زایمان) مورد ارزیابی قرار نگرفت، چرا که این اطلاعات طبق روتین در پرونده بیماران ثبت نمی‌شود. رخداد حوادث در گذشته و ثبت اطلاعات در پرونده توسط افرادی که در مطالعه حاضر دخیل نبوده‌اند، امکان سیر طبیعی دوره بستری را فراهم کرده و سوگیری‌ها را کاهش داده است. یکی دیگر از محدودیت‌های مطالعه حاضر آنست، که تعداد کمی از نوزادان، به دلیل کامل نبودن اطلاعات به‌خصوص موارد اعزام از سایر مراکز درمانی و موارد زایمان در منزل، از جمعیت

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

مطالعه حذف شدند. هر دو شرایط فوق شرایط پرخطری هستند که خود می‌توانند شانس مرگ‌ومیر را متأثر نمایند. اما متاسفانه در مطالعه ما منظور نشدند. در صورتی که مطالعه ماهیت گذشته‌نگر نداشت، در مواردی که اعزام از سایر مراکز انجام شده بود می‌توانستیم با تماس با این مراکز اطلاعات مورد نیاز را جمع‌آوری کنیم. که البته این موضوع در قسمت دوم مطالعه که ماهیت آینده‌نگر و دارد، لحاظ شده است. اما موارد زایمان در منزل هنوز هم جزء چالش‌های مطالعه می‌باشند. قسمت دوم از محدودیت‌های مطالعه حذف نمونه‌هایی بود که پیش‌بینی نامشخص داشتند. شامل موارد ترخیص با رضایت شخصی یا اعزام ناشی از شرایط بغرنج به سایر مراکز مجهزتر قبل از روز ۲۸ بعد از تولد مانند آنتروکولیت نکروزان. مجددا در این حالت نیز حالت دوم با شانس بالایی از مرگ‌ومیر همراه می‌باشد. در مطالعه حاضر که براساس اطلاعات موجود تنظیم شده است و چنین مواردی از مصادیق حذف نمونه بوده‌اند. اما بررسی این نکته در مطالعات بعدی ترجیحا ماهیت آینده‌نگر توصیه می‌شود. اما در فاز دوم مطالعه سعی شده است این موارد را نیز مورد پیگیری قرار داده و پیش‌بینی آنها در آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گیرد.

هرچند مدل‌های مختلفی برای پیش‌بینی شانس مرگ‌ومیر نوزادان مورد استفاده قرار گرفته و بسیاری از آن‌ها قدرت تمایز بالایی دارند(۱۹) اما موضوعی که در مورد استفاده از مدل‌های پیش‌بینی شانس مرگ‌ومیری وجود دارد احتمال رخداد پیش‌گویی‌های فردی است. متخصصان بالینی از معادلات ریاضی و منحنی‌های ROC برای پیش‌بینی پیامدها برای هر نوزاد استفاده نمی‌کنند، اما دانستن این پیش‌بینی‌کننده‌ها و اینکه چگونه مشارکت آن‌ها در طول زمان تغییر می‌کند می‌تواند در قضاوت بالینی کمک کننده بوده و تصمیم‌گیری‌ها را متأثر کند(۱۵). هم‌چنین این مدل‌های پیش‌بینی‌کننده نشان‌دهنده سهم ریسک فاکتورهای عمده شناخته شده برای مرگ بوده و برای ایجاد فرضیه‌هایی برای مطالعات کارآزمایی کنترل شده (مانند استفاده از توکولیتیک‌ها و آنتی‌بیوتیک درمانی در زایمان‌های نارس و اثرات آن بر پیامدهای درازمدت اقدامات مراقبتی مسئول تغییر در میزانهای مرگ‌ومیر در مراکز مختلف) مفید هستند. چان و همکاران توصیه کرده‌اند که در مطالعات آینده باید اشکالات مربوط به عمومی کردن برنامه را در نظر داشته و calibration and discriminatory power مورد مقایسه قرار گیرند(۳). همه مطالعات نشان داده‌اند که مدلهای ANN نسبت به APACHE II برای تعیین خطر به تعداد متغیرهای کم‌تری نیاز دارند. مدلی که در این مقاله ارائه شد می‌تواند بالقوه برای پیش‌بینی بسیاری دیگر از پیامدهای NICU مورد استفاده قرار گیرد. کارهای آینده می‌توانند پیش‌بینی احتمال طول دوره تهویه مکانیکی، رخداد عوارض چون ناهنجاری‌های موجود در تصویربرداری عصبی، آنتروکولیت نکروزان و دیسپلازی برونکوپولمونر هم به کار برد. بعلاوه ما maximum log-likelihood stopping criterion را به آموزش ANN اعمال خواهیم کرد.

سپاسگزاری

پژوهش حاضر از محل اعتبارات معاونت پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی مشهد انجام شده است. در این‌جا از معاون محترم پژوهشی دانشگاه و پرسنل و پزشکان بخش مراقبت‌های ویژه نوزادان بیمارستان قائم سپاسگذاری می‌شود.

References

1. Forssas E, Gissler M, Sihvonen M, Hemminki E. Maternal predictors of perinatal mortality: the role of birthweight. Int J Epidemiol 1999; 28(3): 475-478.

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]

2. Basu S, Rathore P, Bhatia BD. Predictors of mortality in very low birth weight neonates in India. Singapore Med J 2008; 49(7): 556-560.
3. Chanvitan P, Ruangnapa K, Janjindamai W, Disaneevate S. Outcomes of Very Low Birth Weight Infants in Songklanagarind Hospital. J Med Assoc Thai 2010; 93(2): 191-198.
4. Terzic S, Heljic S. Assessing Mortality Risk in Very Low Birth Weight Infants. Med Arh 2012; 66(2): 76-79.
5. Sreeramareddy CT, Chuni N, Patil R, Singh D, Shakya B. Anthropometric surrogates to identify low birth weight Nepalese newborns: a hospital-based study. BMC Pediatrics 2008; 8: 16.
6. Rezaeian A, Boskabadi H, Mazlom SR. Factors Associated with Perinatal Mortality in NICU Ghaem Hospital, Mashhad. J North Khorasan Univ Med Sci 2012; 4(3): 349-360.
7. Stephen J, Baptiste K, Amon E, Ireland B, Leet T. Risk factors for neonatal mortality among extremely-low-birth-weight infants. Am J Obstet Gynecol 2005; 192(3): 862-867.
8. MacDorman MF, Declercq E, Menacker F, Malloy MH. Infant and Neonatal Mortality for Primary Cesarean and Vaginal Births to Women with ‘‘No Indicated Risk’’ United States, 1998–2001 Birth Cohorts. Birth 2006; 33(3): 175-182.
9. Gandhi MD, Shah FH, Panchal C. Obstetric Outcomes In Premature Rupture Of The Membrane (PROM). The Internet Journal of Gynecology and Obstetrics 2012; 16(2). DOI: 10.5580/2be0.
10. Alexander GR, Slay Wingate M, Salihu H, Kirby RS. Fetal and Neonatal Mortality Risks of Multiple Births. Obstet Gynecol Clin North Am 2005; 32(1): 1-16.
11. Ersdal HL, Mduma E, Svensen E, Perlman J. Birth Asphyxia: A Major Cause of Early Neonatal Mortality in a Tanzanian Rural Hospital. Pediatrics 2012; 129(5): e1238-e1243.
12. Fanaroff AA, Martin RJ. Fanaroff and Martins Neonatal perinatal medicine. 9th ed. Philadelphia: Mosby; 2010.
13. Tantbirojn P, Saleemuddin A, Sirois K, Crum CP, Boyd TK, Tworoger S, et al. Gross Abnormalities of the Umbilical Cord: Related Placental Histology and Clinical Significance. Placenta 2009; 30(12): 1083-1088.
14. Deulofeut R, Sola A, Lee B, Rogido M. Delivery room cardiopulmonary resucitation of very preterm infant is associated with adverse short-and long-term outcomes. An Pediatr (Barc) 2007; 66(1): 31-37.
15. Ambalavanan N, Carlo WA, Bobashev G, Mathias E, Liu B, Poole K, et all. Prediction of Death for Extremely Low Birth Weight Neonates. Pediatrics 2005; 116(6): 1367-1373.
16. Cross SS, Harrison RF, Kennedy RL. Introduction to Neural Networks. Lancet 1995; 346(8957): 1075-1079.
17. Zernikow B, Holtmannspoetter K, Michel E, Pielemeier W, Hornschuh F, Westermann A, et al. Artificial neural network for risk assessment in preterm neonates. Arch Dis Child Fetal Neonatal Ed 1998; 79(2): F129-F134.
18. Meadow W, Frain L, Ren Y, Lee G, Soneji S, Lantos J. Serial assessment of mortality in the neonatal intensive care unit by algorithm and intuition: certainty, uncertainty, and informed consent. Pediatrics 2002; 109(5): 878-886.
19. Pollack MM, Koch MA, Bartel DA, Rapoport I, Dhanireddy R, El-Mohandes AA, et al. A comparison of neonatal mortality risk prediction models in very low birth weight infants. Pediatrics 2000; 105(5): 1051-1057.

[Downloaded from jmums.mazums.ac.ir on 2026-11-21]