#### فصل دوم

# مرور ادبيات تحقيق

#### ۱-۲–مقدمه

بررسی ادبیات تحقیق، با دو هدف عمده:

۱- بررسی مدل های پیاده سازی شده در حوزه بیماری های مزمن کلیوی ٔ و نیز حوزه های مرتبط با بیماری های کلیوی از جمله سرطان کلیه، تخمین خرابی کلیه و ...

۲- دستیابی به شکاف تحقیقاتی از منظر مدل ها و ابزارهای مورد استفاده در گذشته

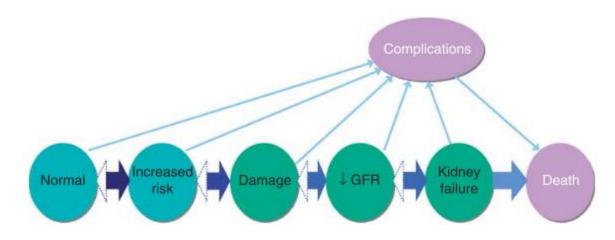
بررسی می شود. بازه زمانی مورد نظر برای مرور ادبیات شامل ۱۰ سال گذشته (۲۰۱۰ تا ۲۰۱۰) بوده و عمدتا مقالات ژورنال ها و کنفرانس های معتبر بین المللی ملاک کار قرار گرفته است اما تاکید عمده بر تحقیقات صورت گرفته در یک الی دو سال اخیر می باشد و حجم بالای مقالات مروری در سال های ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰ موید این امر می باشد.

همچنین روند اصلی بررسی مقالات، از منظر تاریخی و زمانی خواهد بود و در انتها مقاله های مروری با تاکید بر ابزارهای استفاده شده و نتایج حاصله، خلاصه سازی شده و در نهایت، شکاف تحقیقاتی مورد بررسی قرار می گیرد.

# ۲-۲-بررسی اهمیت پیش بینی بیماری مزمن کلیوی

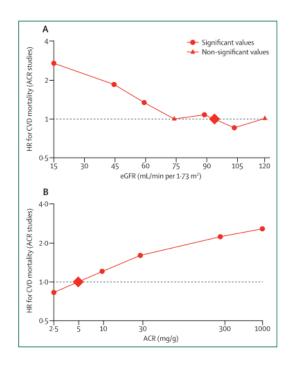
بیماری های مزمن کلیوی، یکی از پرهزینه ترین بیمارها در نظام سلامت می باشند و سالانه بالغ بر ۱ میلیارد دلار، صرف هزینه های مرتبط با این نوع بیماری های در سرتاسر جهان می شود. [1] بررسی ها نشان می دهد که پیشرفت بیماری های کلیوی مقارن با گذر از چندین مرحله است که در شکل ۲-۱ نشان داده شده است.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> - Chronic Kidney Disease (CKD)



شکل ۲-۱- سیر پیشرفت بیماری های مزمن کلیوی [1]

همان طور که در شکل 7-1 ملاحظه می شود، این بیماری در مراحل پیشرفته منجر به کاهش نرخ پالایش کلافگی مویرگی می شود و بعد از آن، معمولا کلیه از کار می افتد. در شکل 7-7 این مهم و ارتباط و همبستگی آن با میزان مرگ میر بیشتر مورد بررسی قرار گرفته است.



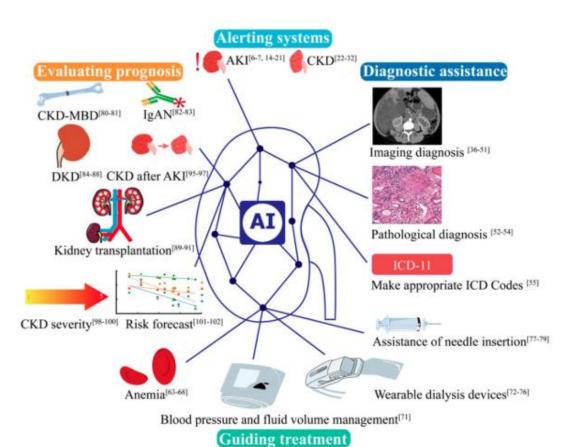
شکل ۲-۲- همبستگی کاهش شاخص GFR و مرگ و میر بیماران کلیوی [2]

٠

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> glomerular filtration rate (GFR)

بر اساس دو فکت ارائه شده، ملاک قرار دادن این شاخص و پیش بینی های دقیق قبل از رسیدن به این مرحله، می تواند منجر به نجات جان بیماران شود.

در یک تحقیق، که به بررسی اثرات به کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت و کنترل پیشرفت بیماری های کلیوی پرداخته است، مهمترین کاربردهای مدل های هوش مصنوعی جهت پیش بینی سیر پیشرفت بیماری مورد استفاده قرار گیرد، اشاره شده است.



شکل ۲-۳- مهمترین کاربردهای مدل های یادگیری ماشین جهت پیش بینی بیماری کلیوی[3]

بر اساس شکل ۲-۳، هوش مصنوعی می تواند در ۴ محور، راهبری درمان، ارزیابی مراحل درمانی، سیستم های پیش اخطار، و سیستم کمک درمان، مورد استفاده قرار گیرد.

بر این اساس، به بررسی ادبیات موضوع در این ۴ حوزه پرداخته می شود.

#### ۲-۳- بررسی ادبیات موضوع بر اساس سیر تاریخی مقاله های ارائه شده

در یک مقاله در سال ۲۰۱۱، یک مدل پیش بینی مبتنی بر تحلیل کوهورت به منظور بیماری های مزمن کلیوی با استفاده از ویژگی های مرتبط با نرخ پالایش کلافگی مویرگی و شاخص آلبومینوریا می باشد. این نرخ ها یکی از اصلی ترین ویژگی ها به منظور شناخت پیشروی بیماری کلیه می باشد. در این تحقیق، ۳۴۴۹ بیمار کلیوی در دو دسته مستقل از لحاظ پیشرفت بیماری، مورد بررسی قرار گرفتند. ویژگی های مورد استفاده در تحقیق شامل جنسیت، سن، شاخص GFR و دیگر ویژگی های بالینی مرتبط با وضعیت بیمار بوده است. رویکرد اصلی مورد استفاده تحلیل کوهورت بوده است که در آن، روند زمانی ریسک پیشرفت بیماری با در نظر گرفتن مشخصه های مشابه برای دو گروه، در طول زمان مورد بررسی قرار گرفته و رفتارهایی که منجر به پیشرفت بیماری می شود، استخراج گردیده اند. تحلیل حساسیت مدل نشان از تطبیق پیش بینی ریسک های به دست آمده با واقعیت های موجود دارد. [4]

در تحقیق دیگری در سال ۲۰۱۵، با پیاده سازی چندین الگوریتم یادگیری ماشین از نوع دسته بندی، بهترین مدل برای پیش بینی ریسک پیشرفت بیماری مزمن کلیوی، انتخاب شده است. بر این اساس، مدل های نایو بیزین شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم  $(24.5)^4$  بر روی دیتاست بیمارن کلیوی پیاده سازی شده است. ویژگی های مورد استفاده شامل سن، فشار خون، گلوکوز خونی، مقدار اوره خونی و ... می باشد. پیاده سازی الگوریتم ها نشان می دهد، مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بهترین علمکرد را میان مدل ها دارد. [5]

در پژوهشی دیگر در سال ۲۰۱۶ که توسط پژوهشگران ایرانی نیز انجام شده، یک مدل سیستم خبره فازی به منظور منظور پیش بینی از کارافتادگی کلیه ارائه شده است. در این پژوهش از سیستم عصبی-فازی سازگار به منظور ساخت سیستم خبره استفاده شده است. بر این اساس داده ی مربوط به ۱۰ سال بیماران مبتلا شده به بیماری مزمن کلیوی جمع آوری شده و مهمترین شاخص هدف، شاخص هدف، شاخص و تتور آن بوده است. همچنین

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> albuminuria

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Cohort Analysis

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> Naive Bayesian

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> Multi-Layer Perceptron

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> Support Vector Machine

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> Decision Tree

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> adaptive neurofuzzy inference system (ANFIS)

ویژگی های فشار خون، وزن و سن و جنسیت و سایر مشخصه های کلینیکی حین دیالیز نیز مورد توجه بوده است. این مدل توانست تنها با خطای ۵ درصد، سیر پیشرفت بیماری را تخمین بزند.[6]

در پژوهش دیگری که در همان سال اجرا شده، از دو الگوریتم نایو بیزین و شبکه های عصبی مصنوعی برای پیشرفت بیماری مزمن کلیوی استفاده شده است. مقایسه این دو الگوریتم حاکی از برتری شبکه های عصبی در پیش بینی سیر پیشرفت بیماری دارد.[7]

یک سال بعد، در سال ۲۰۱۷، یک پژوهش با پیاده سازی الگوریتم جنگل های تصادفی ابر روی مجموعه دیتاست موجود در سایت دانشگاه کالیفرنیای جنوبی ایروان، اعملکرد این الگوریتم در مقایسه با شبکه عصبی حاکی از دقت بالای الگوریتم جنگل های تصادفی دارد. [8]

در سال ۲۰۱۸، در یک پژوهش دیگر، مجددا از سیستم عصبی-فازی سازگار به منظور ساخت سیستم خبره بر روی دادگان بیماران مزمن کلیوی در ایران مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج پیاده سازی سیستم خبره حاکی از دقت بالای ۹۰ درصد در پیش بینی سیر پیشرفت این بیماری دارد. [9]

در یک پژوهش بالینی محور در سال ۲۰۱۸، که از ابزارهای تحلیل آماری استفاده کرده است، داده های مربوط به شاخص GFR و نیز شاخص پروتئین موجود در ادرار مورد بررسی قرار گرفته است. بر اساس این پژوهش، کم بودن شاخص GFR و بالا بودن مقدار پروتئین در دفع ادرار، حاکی از اضمحلال کلیه داشته و نشانه ای از پیشرفت بیماری می باشد. بر این اساس، با ملاک قرار دادن تحلیل کاپلان-مایر آبرای دو گروه از بیماران این دو شاخص مورد توجه قرار گرفت و نتیجه گیری شد که کاهش همزمان شاخص GFR در کنار افزایش مقدار پروتئین در دفع ادرار، به طرز معناداری همبستگی مستقیم با ناکارایی و اضمحلال کلیه دارد.[10]

در پژوهش دیگر در سال ۲۰۱۸، سه الگوریتم شبکه های عصبی، درخت تصمیم و جنگل های تصادفی بر روی داده های مربوط به بیماری های مزمن کلیوی پیاده سازی شد. ویژگی های مورد استفاده شاخص GFR و مشخصات بالینی مرتبط با فشار خون بوده است. نتایج حاکی از دقت ۹۹٬۱۷ الگوریتم جنگل های تصادفی در تشخیص بیماری می باشد.[11]

Artificial Neural Neus

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Artificial Neural Nets

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Random Forest <sup>1</sup>

UCI Machine Learning Repository

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Kaplan–Meyer analysis <sup>3</sup>

در تحقیق دیگر در سال ۲۰۱۸، مجددا با استفاده از تحلیل کوهورت، و مشخصه های بالینی بیماران در مرحله ی دیالیز، سیر پیشرفت بیماری کلیوی مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت. نتایج نشان می دهد که با استفاده از این ابزار، می توان به دقت معقولی در پیش بینی سیر پیشرفت بیماری دست یافت و از این طریق، رهیافتی برای تصمیم گیری در مورد ادامه دادن یا ندادن مراحل درمانی اخذ نمود.[12]

در سال ۲۰۱۹، در یک مقایسه مفید، عملکرد یک مدل پیش بینی مبتنی بر تحلیل کوهورت در مقابل پیش بینی متخصص بیماری های کلیوی مورد آزمون قرار گرفته است. داده های مربوط به ۲۵۲ بیمار مورد بررسی قرار گرفته و نتایج حاکی از این است که عملکرد هر دو مدل به صورت تقریبی مشابه یکدیگر می باشد. [13]

در تحقیق دیگر در سال ۲۰۱۹، با استفاده از یک مدل ترکیبی تحلیل همبستگی و تحلیل کوهورت، رویکردی به منظور پیش بینی موفقیت آمیز بودن/نبودن عمل پیوند کلیه پیشنهاد شده است. داده های مورد استفاده از مرکز پیوند اعضای ایالات متحده آمریکا الخذ شده است. داده های مورد استفاده بدین منظور شامل، مدت زمان انتظار، شرایط پیشرفت بیماری، سابقه پیوند، سن، دیابت و ... می باشد. [14]

پژوهش دیگری، مدل ترکیبی را با مد نظر قرار دادن مدل های یادگیری ماشین به منظور پیش بینی پیشرفت بیماری کلیوی، مد نظر قرار داده است. مدل ترکیبی ساخته شده، شامل ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، الگوریتم ازدحام ذرات-شبکه عصبی پرسپترون همی باشد که در آن از الگوریتم ازدحام ذرات به منظور انتخاب ویژگی های اصلح استفاده شده است. ویژگی های مورد استفاده شامل فشار خون، مقدار اوره موجود، مقدار پروتئین موجود، اشتها داشتن/نداشتن، سن، مقدار سدیم و ... می باشد. معماری مدل ها به صورت سری بوده که در آن، عملکرد مدل های ضعیف توسط مدل های ضعیف دیگر بر اساس خطای به وجود آمده تصحیح می شود. نتایج حاکی از آن است که عملکرد مدل ترکیبی بهتر از عملکرد تک تک مدل های پایه می باشد. [15]

در یک پژوهش مقایسه ای، عملکرد مدل های مختلف یادگیری ماشین در پیش بینی سیر پیشرفت بیماری کلیوی مورد بررسی قرار گرفته است. بر این اساس، داده ۵۵۱ بیمار کلیوی انتخاب شده و ۹ مدل رگرسیون روی داده های پیاده سازی شده است. اسامی مدل ها شامل، رگرسیون لجستیک، ۱۲الاستیک نت، ۱۲ رگرسیون لاسو، ۱۸

1 Lasso Regression

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> United Network for Organ Sharing

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Particle Swarm Optimized Mult<sup>5</sup>-Layer Perceptron (PSO-MLP)

Logistic Regression

\_

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Elastic net

<sup>8</sup> 

رگرسیون ریج ٔ اماشین بردار پشتیبان، جنگل های تصادفی، درخت تصمیم مشدد مبتنی بر گرادیان، آشبکه عصبی و نزدیک ترین همسایگی کمی باشد. نتایج جالب توجه این است که بر خلاف مدل های پیچیده استفاده شده، مدل های خطی نظیر الاستیک نت و رگرسیون رایج و لاسو عملکردی بهتر از سایر مدل ها در پیش بینی سير بيماري داشته اند.[16]

در یک تحلیل دیگر، در سال ۲۰۱۹، از ترکیب مدل های آماری با مدل های یادگیری ماشین مورد آزمون قرار گرفت. مدل های آماری شامل تحلیل عاملی، ٔ آزمون –تی، آزمون پیرسیون به منظور انتخاب بهترین ویژگی ها مورد استفاده قرار گرفتند و مدل های یادگیری ماشین شامل، ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک و مدل گرادیان بوستینگ ۲۲ه منظور آموزش مدل دسته بندی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاکی از دقت بالای ۹۹ درصد در پیش بینی سیر پیشرفت بیماری می باشد. همچنین دقت بالا موید اهمیت انتخاب ویژگی می باشد.[17] در سال ۲۰۱۹، عملکرد ۱۱ مدل دیگر به منظور پیش بینی سیر پیشرفت بیماری کلیوی مورد آزمون قرار گرفته است. بدین منظور از داده های پیشرفت بیماری بیماران که به صورت ماهیانه ذخیره سازی می شد، و در سایت دانشگاه کالیفرنیای جنوبی (UCl) در دسترس می باشد، استفاده شده است. مدل های مورد آزمون شامل، رگرسیون لجستیک، نزدیک ترین همسایگی، جنگل های تصادفی، ماشین بردار یشتیبان، نایو بیزین، الگوریتم LDÅ ، مدل درخت محور تقویتی مبتنی بر جریمه٬۲۵مدل QDÅ و پرسپترون چندلایه استفاده شده است. نتایج حاکی از عملکرد بهتر مدل درخت محور تقویتی مبتنی بر جریمه دارد.[18]

در یکی از اولین تحقیقات در سال ۲۰۲۰، به منظور پیش بینی پیشرفت بیماری کلیوی از الگوریتم های قواعد انجمنی $^{\gamma}$ ذر ترکیب با مدل های دسته بندی استفاده شده است. بررسی ها نشان می دهد، عملکرد مدل دسته بندی به تنهایی دقت ۹۸ درصدی داشته حال آنکه ترکیب روش دسته بندی با قواعد انجمنی منجر به دقت ۹۶ درصدی می شود با این حال، بر اساس استدلال های بیان شده، علی رغم دقت پایین تر مدل ترکیبی، مدل دارای قدرت تعمیم پذیری بالاتری می باشد. [19]

<sup>1</sup> Ridge Regressio

<sup>9</sup> <sup>2</sup> Xgboost

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> K-nearest neighborhood

<sup>2</sup> <sup>2</sup> ANOVA

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Gradient Boosting

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Linear Discriminant Analysis

<sup>2</sup> AdaBoost

Quadratic Discriminant Analysis<sup>6</sup>

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Association Rules

در سال ۲۰۲۰، بار دیگر با مبنا قرار دادن ساخت یک سیستم خبره نرو-فازی ۱۸۴ لگوریتمی به منظور پیش بینی بیماری کلیوی ارائه شده است. دقت این سیستم خبره که از ۱۶ متغیر بالینی به منظور پیش بینی استفاده می کند، ۹۲ درصد می باشد. همچنین در شرایطی که داده دارای داده های پرت می باشد، عملکرد مدل تنها ۵ درصد افت می کند که این امر ناشی از قدرت تعمیم پذیری مدل پیشنهادی می باشد.[20]

### ۲-۲-جمع بندی ادبیات موضوع بر اساس ابزارهای مورد استفاده قرار گرفته

بر اساس آنچه که در بخش ۲-۴ بدان پرداخته شد، اکنون شایسته است، مدل های مورد بررسی از منظر ابزارهای مورد استفاده مورد تحلیل قرار گیرند. در جدول ۲-۱- خلاصه ای از مقاله ها، به همراه اهداف و ابزارهای مورد استفاده نشان داده شده است.

جدول ۲-۱- خلاصه ای از ابزارهای به کار رفته در ادبیات موضوع

ابزارها	. I	سال	شماره
ابرارها	دستاورد		مقاله
تحليل كوهورت	تطبیق قابل قبول پیش بینی ریسک با	7.11	۴
	واقعيت موجود		
مدل های نایو بیزین ، شبکه عصبی	شبکه عصبی عملکرد بهتری دارد.	7.10	۵
پرسپترون چند لایه ، ماشین بردار			
پشتیبان و درخت تصمیم C4.5			
از سیستم عصبی-فازی سازگار	سیستم خبره تنها ۵ درصد خطا دارد.	7.18	۶
نایو بیزین و شبکه های عصبی مصنوعی	شبکه عصبی عملکرد بهتری دارد.	7.18	٧
جنگل تصادفی و شبکه عصبی	جنگل تصادفی عملکرد بهتری دارد.	7.17	٨
سیستم عصبی-فازی سازگار	مدل فازی سیستم خبره، بالای ۹۰ درصد	7.17	٩
	دقت دارد.		
تحليل كاپلان-ماير	همبستگی بالای کاهش GFR و افزایش	7.17	1.
	پروتئین در پیشرفت بیمار <i>ی</i> کلیه		

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Neuro Fuzzy Expert System

		1	
٧ ١١	۲۰۱۸	جنگل های تصادفی عملکرد بهتری دارد.	شبکه های عصبی، درخت تصمیم و جنگل
			های تصادفی
۸ ۱۲	۲۰۱۸	پیش بینی سیر پیشرفت بیماری با دقت	تحليل كوهورت
		معقول	
۹ ۱۳	7.19	عملکرد پیش بینی بر اساس تحلیل کوهورت	تحليل كوهورت
		با عملکرد متخصص برابری می کند.	
9 14	7.19	دقت بالا در تخمین موفقیت آمیز	مدل ترکیبی تحلیل همبستگی و تحلیل
		بودن/نبودن پیوند کلیه	کوهورت
۹ ۱۵	7.19	عملکرد مدل ترکیبی بهتر از عملکرد تک	مدل ترکیبی شامل ماشین بردار پشتیبان،
		تک مدل های پایه	درخت تصميم، الگوريتم ازدحام ذرات-
			شبکه عصبی پرسپترون
9 18	7.19	مدل های خطی نظیر الاستیک نت و	مدل ها شامل، رگرسیون لجستیک ،
		رگرسیون رایج و لاسو عملکردی بهتر از	الاستیک نت ، رگرسیون لاسو، رگرسیون
		سایر مدل ها در پیش بینی سیر بیماری	ریج ، ماشین بردار پشتیبان، جنگل های
		داشته اند	تصادفی، درخت تصمیم مشدد مبتنی بر
			گرادیان ، شبکه عصبی و نزدیک ترین
			همسایگی
۹ ۱۷	7.19	دقت بالای ۹۹ درصد در پیش بینی بیماری.	مدل های آماری شامل تحلیل عاملی ،
		نیاز به اهمیت انتخاب ویژگی در پیش بینی	آزمون –تی، آزمون پیرسیون به منظور
			انتخاب بهترین ویژگی ها مورد استفاده
			قرار گرفتند و مدل های یادگیری ماشین
			شامل، ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون
			لجستیک و مدل گرادیان بوستینگ به
			منظور آموزش مدل دسته بندی مورد
			استفاده قرار گرفت

مدل های مورد آزمون شامل، رگرسیون	مدل Adaboost دقت بالاتری در پیش	7.19	١٨
لجستیک، نزدیک ترین همسایگی، جنگل	بینی بیماری کلیه ایجاد می کند.		
های تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، نایو			
بيزين، الگوريتم LDA، مدل درخت محور			
تقویتی مبتنی بر جریمه ، مدل QDA و			
پرسپترون چندلایه			
ترکیب قواعد انجمنی با مدل نزدیک ترین	تعمیم پذیری مدل ترکیبی بهتر اما دقت	7.7.	۱۹
همسایگی	اندکی پایین می باشد.		
سیستم خبره نرو-فازی	دقت در حالت عادی ۹۲ درصد. با وجود داده	7.7.	۲٠
	ی نویز، ۵ درصد افت دارد که نشان دهنده		
	ی تعمیم پذیری قابل قبول مدل است.		

در جدول ۲-۱- خلاصه ای از ابزارهای مورد استفاده از مدل های آماری گرفته تا مدل های یادگیری ماشین ذکر شد. حال شایسته است بر این اساس، به تحلیل شکاف تحقیقاتی موجود پرداخته شود.

# -4 بررسی و تحلیل شکاف تحقیقاتی موجود

بررسی سیر تاریخی مقاله های مرور شده در کنار ابزارهای مورد استفاده حاکی از چندین نکته ی کلیدی می باشد که در ذیل به آنها اشاره شده است.

- عموما دقت مدل های به کار رفته در پیش بینی بیماری های مزمن کلیوی بالاست (عموما بالای ۹۰ GFR درصد دقت در اکثر الگوریتم ها) و این امر می تواند ناشی از به کار بردن ویژگی های مهمی نظیر در کنار مشخصات بالینی بیمار باشد.
- ترکیب مدل هایی برای انتخاب ویژگی در کنار مدل های یادگیری ماشین، بالاترین دقت (۹۹ درصد) را ارائه نموده است.

- دیتاست های مورد استفاده دارای تنوع بالایی بوده و این امر امکان مقایسه مدل ها را اندکی سخت می نماید. بنابراین نیاز به مدل هایی که بتواند تعمیم پذیری مدل ها را در کنار دقت بالا به دست دهد، می تواند نوآوری عمده در این حوزه محسوب شود.
- عمده مدل های به کار رفته شامل مدل های پایه ای یادگیری ماشین در این حوزه می باشد. با این حال، در سال های اخیر، گرایش به سمت استفاده از مدل های ترکیبی می باشد.
- تاکنون از مدل های یادگیری عمیق به صورت گسترده در این خصوص استفاده نشده است. این امر می تواند هم موید عدم نیاز به چنین رویکردهایی باشد، هم می تواند ناشی از کمبود داده ی ساختار یافته در این حوزه باشد و هم می تواند ناشی از عملکرد پایین مدل های یادگیری عمیق باشد چرا که در یک تحقیق، مدل های پایه ای و خطی توانستند عملکرد بهتری نسبت به مدل های پیچیده ایجاد بکنند.

به صورت کلی، و به منظور جمع بندی، باید گفت که عمده شکاف موجود در تحقیقات، حرکت به سمت بهبود تعمیم پذیری مدل ها، در کنار توجه به مهندسی ویژگی و نیز بهره گیری از مدل های ترکیبی به جای مدل های ترکیبی می باشد.

## ۲-۶-نتیجه گیری

در این فصل به بررسی ادبیات موضوع از دو منظر تاریخی و ابزار های به کار رفته، پرداخته شد. بررسی ها حاکی از توجه به مهندسی ویژگی در کنار ساخت مدل های ترکیبی بود. بر این اساس، در فصل ۳، به بررسی رویکرد پیشنهادی پرداخته شده و ابعاد گوناگون آن تشریح خواهد شد.

- [1] A. S. Levey *et al.*, "The definition, classification, and prognosis of chronic kidney disease: A KDIGO Controversies Conference report," *Kidney Int.*, vol. 80, no. 1, pp. 17–28, 2011.
- [2] R. T. Gansevoort *et al.*, "Chronic kidney disease and cardiovascular risk: Epidemiology, mechanisms, and prevention," *Lancet*, vol. 382, no. 9889, pp. 339–352, 2013.
- [3] Q. Yuan *et al.*, "Role of artificial intelligence in kidney disease," *Int. J. Med. Sci.*, vol. 17, no. 7, pp. 970–984, 2020.
- [4] N. Tangri *et al.*, "A predictive model for progression of chronic kidney disease to kidney failure," *JAMA J. Am. Med. Assoc.*, vol. 305, no. 15, pp. 1553–1559, 2011.
- [5] L. Jena and N. K. Kamila, "Distributed Data Mining Classification Algorithms for Prediction of Chronic-Kidney-Disease," *Int. J. Emerg. Res. Manag.* & Technology, vol. 9359, no. 11, pp. 2278–9359, 2015.
- [6] J. Norouzi, A. Yadollahpour, S. A. Mirbagheri, M. M. Mazdeh, and S. A. Hosseini, "Predicting Renal Failure Progression in Chronic Kidney Disease Using Integrated Intelligent Fuzzy Expert System," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2016, 2016.
- [7] V. Kunwar, K. Chandel, A. S. Sabitha, and A. Bansal, "Chronic Kidney Disease analysis using data mining classification techniques," *Proc. 2016 6th Int. Conf. Cloud Syst. Big Data Eng. Conflu. 2016*, pp. 300–305, 2016.
- [8] and J. K. Abdulhamit Subas, Emina Alickovic, "Diagnosis of Chronic Kidney Disease by Using Random Forest," *Springer Nat. Singapore Pte Ltd*, vol. 62, no. Ml, 2017.
- [9] A. Yadollahpour, J. Nourozi, S. A. Mirbagheri, E. Simancas-Acevedo, and F. R. Trejo-Macotela, "Designing and implementing an ANFIS based medical decision support system to predict chronic kidney disease progression," *Front. Physiol.*, vol. 9, no. December, pp. 1–9, 2018.
- [10] S. limori *et al.*, "Prognosis of chronic kidney disease with normal-range proteinuria: The CKD-ROUTE study," *PLoS One*, vol. 13, no. 1, pp. 1–13, 2018.

- [11] M. P. N. M. Wickramasinghe, D. M. Perera, and K. A. D. C. P. Kahandawaarachchi, "Dietary prediction for patients with Chronic Kidney Disease (CKD) by considering blood potassium level using machine learning algorithms," 2017 IEEE Life Sci. Conf. LSC 2017, vol. 2018-Janua, pp. 300– 303, 2018.
- [12] J. L. Koyner, K. A. Carey, D. P. Edelson, and M. M. Churpek, "The development of a machine learning inpatient acute kidney injury prediction model," *Crit. Care Med.*, vol. 46, no. 7, pp. 1070–1077, 2018.
- [13] M. Flechet *et al.*, "Machine learning versus physicians' prediction of acute kidney injury in critically ill adults: A prospective evaluation of the AKIpredictor," *Crit. Care*, vol. 23, no. 1, pp. 1–10, 2019.
- [14] E. Mark, D. Goldsman, B. Gurbaxani, P. Keskinocak, and J. Sokol, "Using machine learning and an ensemble of methods to predict kidney transplant survival," *PLoS One*, vol. 14, no. 1, pp. 1–13, 2019.
- [15] K. K. N, R. L. Tulasi, and V. D, "An ensemble multi-model technique for predicting chronic kidney disease," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 9, no. 2, p. 1321, 2019.
- [16] J. Xiao *et al.*, "Comparison and development of machine learning tools in the prediction of chronic kidney disease progression," *J. Transl. Med.*, vol. 17, no. 1, pp. 1–13, 2019.
- [17] M. Almasoud and T. E. Ward, "Detection of chronic kidney disease using machine learning algorithms with least number of predictors," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 8, pp. 89–96, 2019.
- [18] V. Rai and P. K. Bharti, "Estimation of Accuracy through Deep Learning Based Classifiers Algorithms for CKD Prediction," *J. Xi'an Univ. Archit. Technol.*, vol. XII, no. V, pp. 1184–1192, 2020.
- [19] A. Alaiad, H. Najadat, B. Mohsen, and K. Balhaf, "Classification and Association Rule Mining Technique for Predicting Chronic Kidney Disease," *J. Inf. Knowl. Manag.*, vol. 19, no. 1, 2020.
- [20] F. Hamedan, A. Orooji, H. Sanadgol, and A. Sheikhtaheri, "Clinical decision support system to predict chronic kidney disease: A fuzzy expert system approach," *Int. J. Med. Inform.*, vol. 138, no. December 2019, p. 104134, 2020.