

## تحلیل روند رشد و گسترش فناوری‌های نوین در تصویربرداری پزشکی: مطالعه مقایسه‌ای و تحلیل نتایج کلیدی

### طاها طریقی

کارشناسی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران

### عبدالله میرزاییگی

استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، موسسه آموزش عالی جهاد دانشگاهی همدان، همدان، ایران

### چکیده

تحقیقات در حوزه تصویربرداری پزشکی به دو بخش اصلی پردازش و سیستم معطوف است که هر دو در حال پیشرفت هستند. این حوزه شامل تکنولوژی‌های مختلفی نظیر تصویربرداری با اشعه ایکس، اولتراسوند، سی‌تی، ام‌آر‌آی و پت می‌شود و فرآیندهای پردازش تصاویر پزشکی مانند تقسیم‌بندی، ثبت، بهبود و طبقه‌بندی را در بر می‌گیرد. چالش‌های تحقیقاتی در این زمینه نیازمند تخصص و تجربه بالا هستند و می‌توانند بر دیدگاه محققان تأثیر بگذارند. این مقاله به بررسی و تحلیل داده‌ها، اهمیت تجزیه و تحلیل علمی و شبکه‌ای، و نقش آن‌ها در درک روندهای تحقیقاتی پرداخته است. یادگیری عمیق به عنوان یکی از روندهای کلیدی در تصویربرداری پزشکی مورد توجه ویژه قرار گرفته و روند رشد این فناوری از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۱ بررسی شده است.

این مقاله به تحلیل شیوه‌های جمع‌آوری داده‌ها، تجزیه و تحلیل علمی و شبکه‌ای، و طبقه‌بندی تحقیقات در این حوزه می‌پردازد و نتایج مقایسه‌ای روندها را ارائه می‌دهد. همچنین تأثیر فناوری‌های پیشرفته و ارتباطات بین‌رشته‌ای بر پیشرفت تصویربرداری پزشکی مورد بررسی قرار می‌گیرد. نقش یادگیری عمیق و همکاری‌های بین‌المللی در این پیشرفت‌ها مورد تحلیل قرار می‌گیرد و تأثیر این عوامل بر مسیر پژوهشی و تاثیرگذاری رشته‌های علمی در این حوزه مورد بحث قرار می‌گیرد. هدف این مقاله، ارائه تمرکز مناسب بر موضوعات کلیدی و ارائه راهکارهایی برای جهت‌گیری تحقیقات آینده در این زمینه است. تحلیل‌ها و بررسی‌های صورت گرفته از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ انجام شده و امید است که با بهبود و نوآوری‌های جدید، تصویربرداری پزشکی به بهترین شکل ممکن به ارتقاء سلامت جامعه کمک کند.

**کلیدواژه:** نوآوری‌های نوین تصویربرداری پزشکی، تحلیل داده‌های پزشکی، پیشرفت‌های فناوری، آنالیز داده‌ها، نتایج مقایسه‌ای

## (1) مقدمه

تحقیقات در حوزه تصویربرداری پزشکی به دو محور اصلی پردازش و سیستم متمرکز است که هر دو در حال پیشرفت سریع هستند. تصویربرداری پزشکی شامل تکنیک‌های مختلفی از جمله تصویربرداری با اشعه ایکس، اولتراسوند (حالت بی)، توموگرافی کامپیوتری (CT)، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI)، توموگرافی گسیل پوزیترون (PET) و دیگر روش‌ها است (Zheng et al., 2021). پردازش تصاویر پزشکی شامل مراحل مختلفی از جمله تقسیم‌بندی (X.-F. Wang et al., 2010)، ثبت (H. Li et al., 2018)، بهبود (Yang et al., 2020)، تبدیل (Zheng et al., 2021) و طبقه‌بندی (X.-F. Wang et al., 2009) می‌شود، که همه این عملیات‌ها به بهبود کیفیت و دقت تحلیل تصاویر پزشکی کمک می‌کنند.

درک دقیق و جامع تحقیقات در حوزه تصویربرداری پزشکی می‌تواند برای محققان چالش‌برانگیز باشد. تجربه و تخصص فردی متخصصان ممکن است بر نظرات آن‌ها تأثیر بگذارد و به ایجاد دیدگاه‌های مغرضانه منجر شود (Bordons et al., 2002). چالش‌های اصلی در این حوزه شامل موارد زیر است:

تجزیه و تحلیل داده‌ها برای درک روندها در تحقیقات تصویربرداری پزشکی اهمیت زیادی دارد. این تحلیل‌ها با جمع‌آوری داده‌ها از پایگاه‌های اطلاعاتی و استفاده از فیلترهای مناسب و مورد نظر محقق انجام می‌شود.

در بخش علم‌سنجی، آنالیز شامل پارامترهایی مانند تعداد انتشارات سالانه، مجلات، موسسات، کشورها و نویسندگان است که با استفاده از سه معیار اصلی تجزیه و تحلیل می‌شود: تعداد انتشارات، TLCS و TGCS. TLCS به مجموع امتیاز استنادهای منطقه‌ای اشاره دارد، در حالی که TGCS به مجموع نمرات استنادهای جهانی مربوط می‌شود (Xie et al., 2020).

در تحلیل شبکه‌ای، پارامترهایی نظیر کلمات کلیدی مشترک، تقسیم‌بندی کلمات، کشورهای مشارکت‌کننده و نویسندگان همکار مورد بررسی قرار می‌گیرد. این آنالیز به شناسایی تأثیرات منطقه‌ای و جهانی موضوعات و مجلات در مطالعات قبلی کمک می‌کند و الگوهای همکاری و ارتباطات علمی را روشن می‌سازد (C. Fan et al., 2023; Hu et al., 2017, 2019).

از مهم‌ترین روندها در تحقیقات تصویربرداری پزشکی می‌توان به یادگیری عمیق اشاره داشت (W.-S. Chen et al., 2005; Zhao et al., 2004). تحقیقات در زمینه تصویربرداری پزشکی از سال ۲۰۱۸ روند صعودی خود را آغاز کرده و تا سال ۲۰۲۱ به طور قابل توجهی تسریع شده است.

این مقاله بر روی جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل علمی، تحلیل شبکه‌ای، طبقه‌بندی و بررسی تحقیقات در این حوزه تمرکز دارد. علاوه بر این، شاخص‌های عددی و روش‌های تحلیلی به تفصیل بیان شده و به بررسی جامع و دقیق تک‌تک موارد پرداخته شده است. در نهایت، روندها مقایسه شده و نتایج به دست آمده ارائه گردیده است.

## (2) جمع‌آوری دیتاها

در حوزه تصویربرداری پزشکی، دسترسی به داده‌های معتبر و جامع از سطح جهانی اهمیت زیادی دارد. پایگاه‌های داده برجسته مانند اسکوپوس (Guz et al., 2009) و وب آف ساینس (Clarivate, 2019) این امکان را برای پژوهشگران فراهم می‌کنند که به اطلاعات با کیفیت و معتبر دسترسی پیدا کنند. این پایگاه‌های داده به محققان کمک می‌کنند تا تحقیقات پیشین را مرور کرده، پیشرفت‌های علمی را ارزیابی کنند و تحلیل‌های دقیق‌تری انجام دهند.

در این پژوهش، از پایگاه داده وب آف ساینس با دسترسی آزاد برای جستجو و استخراج داده‌ها استفاده کردیم (Wu et al., 2018). علاوه بر این، از شاخص استنادی علوم توسعه‌یافته بهره بردیم که شامل مقالات برجسته و گسترده در زمینه تصویربرداری پزشکی است و می‌تواند در درک عمیق‌تر موضوع پژوهش کمک کند. با انتخاب مجموعه‌ای از عبارات کلیدی مرتبط و تعیین بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴، تلاش کردیم تا جامع‌ترین و دقیق‌ترین داده‌ها را برای مطالعه خود استخراج کنیم (Xie et al., 2020) (جدول ۱).

جدول ۱: عبارت‌های جستجو شده

توموگرافی انتشار پوزیترون پزشکی <sup>۱</sup>	تصویر پزشکی <sup>۲</sup>	تصویربرداری پزشکی <sup>۳</sup>
تصویربرداری اشعه ایکس <sup>۴</sup>	تصویربرداری ام‌آر‌آی <sup>۵</sup>	توموگرافی کامپیوتری پزشکی <sup>۶</sup>

این مطالعه تا تاریخ ۱۱ مه ۲۰۲۴ مورد بررسی قرار گرفته است. از تعداد کل مقالات که به عدد ۷۶۶۲ رسیده است، تقریباً ۹۹/۵٪ آن‌ها به زبان انگلیسی بوده‌اند. جدول ۲ تقسیم‌بندی کل مقالات نسبت به زبان را نشان می‌دهد.

جدول ۲: تقسیم بندی کل مقالات نسبت به زبان

انگلیسی (Litjens et al., 2017)	۷۶۵۱
فرانسوی (Sun et al., 2017)	۵
آلمانی (Klaeser et al., 2012)	۳
دانمارکی (Loewke et al., 2017)	۱

بررسی و تحلیل این سری‌های استخراج‌ها با استفاده از نرم‌افزارهایی نظیر هیست سایت<sup>۷</sup> (Garfield, 2009)، وی او اس ویر<sup>۸</sup> (Van Eck et al., 2010)، جفی<sup>۹</sup> (Bastian et al., 2009)، پاژک<sup>۱۰</sup> (Mrvar et al., 2020) و سایت اسپیس<sup>۱۱</sup> (C. Chen, 2006) صورت گرفته است. در این مطالعه، هیست سایت<sup>۷</sup> (Garfield, 2009)، وی او اس ویر<sup>۸</sup> (Van Eck et al., 2010) و سایت اسپیس<sup>۱۱</sup> (C. Chen, 2006) برای تجزیه و تحلیل و ارائه جامعی از روند کلی در حوزه تحقیقات تصویربرداری پزشکی به کار گرفته شده‌اند.

### ۳) روش‌شناسی

در حوزه تصویربرداری پزشکی، استفاده از رویکردهای متودولوژیکی برای بهبود درک از روندهای کلی تحقیقات و مفاهیم نوین اهمیت زیادی دارد. در این زمینه، دو نوع آنالیز اساسی وجود دارد که به بهبود فرآیند ارزیابی و فهم بهتر اطلاعات کمک می‌کنند. ابتدا، به بررسی شاخص‌های عددی که اهمیت بیشتری دارند پرداخته می‌شود. این شاخص‌ها شامل معیارهایی نظیر تعداد انتشارات، میزان استناد و شاخص‌های تأثیر علمی هستند که به تحلیل دقیق‌تر و ارزیابی پیشرفت‌های تحقیقاتی کمک می‌کنند.

<sup>۱</sup> Medical Positron Emission Tomography  
<sup>۲</sup> Medical image  
<sup>۳</sup> Medical imaging  
<sup>۴</sup> Medical X-ray  
<sup>۵</sup> Medical MRI  
<sup>۶</sup> Medical Computed Tomography  
<sup>۷</sup> HistCite  
<sup>۸</sup> VOSviewer  
<sup>۹</sup> Gephi  
<sup>۱۰</sup> Pajek  
<sup>۱۱</sup> CiteSpace

سپس، روش‌های مبتنی بر تحلیل شبکه مورد بررسی قرار می‌گیرند. این روش‌ها شامل آنالیز کلمات کلیدی مشترک، نویسندگان همکار و نقل‌قول‌های مشترک هستند که به شناسایی الگوهای ارتباطی و همکاری‌های علمی کمک می‌کنند و درک بهتری از تأثیرات منطقه‌ای و جهانی موضوعات علمی ارائه می‌دهند (C. Fan et al., 2023).

استفاده از دو نوع آنالیز مذکور به محققان در حوزه تصویربرداری پزشکی کمک می‌کند تا بهترین رویکردها را برای پیشبرد تحقیقات خود انتخاب کنند. این روش‌ها می‌توانند بهبود قابل توجهی در درک و ارتقای کیفیت تحقیقات علمی در زمینه تصویربرداری پزشکی ایجاد کنند.

#### ۴) شاخص‌های عددی و روش‌های مبتنی بر شبکه

در بخش پیشین که به آنالیزهای کتاب‌شناسی پرداخته شد، هیست سایت به عنوان یکی از روش‌های کلیدی معرفی شده است. هیست سایت شامل دو بخش اصلی به نام‌های TLCS و TGCS است.<sup>1</sup> برای ارزیابی کل استندهای منطقه‌ای و TGCS<sup>2</sup> برای امتیازدهی به استندهای جهانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این آنالیز به محققان کمک می‌کند تا تأثیرات محلی و جهانی تحقیقات علمی را بهتر درک کنند (Xie et al., 2020).

در تحقیقات علمی، شاخص‌های عددی معمولاً تنها رتبه‌بندی ساده‌ای از مقالات، مجلات و نویسندگان ارائه می‌دهند و روابط میان آن‌ها را به طور جامع نشان نمی‌دهند. برای درک بهتر روند پژوهش‌ها و ایجاد تصویر دقیق‌تری، نیاز به روش‌های پیشرفته‌تر در حوزه کتاب‌شناسی است.

در این بخش، رویکردهای مبتنی بر شبکه معرفی می‌شود که شامل تحلیل شبکه‌های کلمات مشترک، پارتیشن‌بندی کلمات، و شبکه نویسندگان و کشورهای مشارکت‌کننده است. این روش‌ها به وضوح بیشتری در درک روندهای پژوهشی کمک می‌کنند. به‌طور خاص، روش‌های کتاب‌شناسی شامل TLCS و TGCS به همراه روش‌های شبکه‌ای برای تحلیل جامع‌تری از پژوهش‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند (Newman, 2004; Nguyen, 2019). این روش‌های جدید امکان ارائه تصویری جامع و دقیق از ارتباطات و روابط در علم کتاب‌شناسی را فراهم می‌کنند.

#### ۵) آنالیز داده‌ها با رویکرد علم سنجی

آنالیز داده‌ها با رویکردهای علم‌سنجی مختلفی انجام می‌گردد که می‌تواند به روش‌های زیر دسته‌بندی شود.

الف) سالانه

ب) بازده سالانه، که نشان‌دهنده فعالیت و تأثیر یک حوزه پژوهشی است، می‌تواند از طریق تحلیل توزیع انتشارات سالانه، TLCS و TGCS وضعیت فعلی و تأثیرگذاری پژوهش‌های تصویربرداری پزشکی را بررسی کند. تعداد این انتشارات به طور مستقیم با تعداد موارد جمع‌آوری شده در پایگاه داده وب آف ساینس در هر سال مرتبط است.

ج) شکل ۱ تعداد انتشارات، TLCS و TGCS در زمینه تصویربرداری پزشکی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ را نشان می‌دهد. تا سال ۲۰۱۶، تعداد انتشارات سالانه در این حوزه کمتر از ۴۰۰ مورد بوده است (Armato III et al., 2011; Clark et al., 2013; Fedorov et al., 2012; Gillies et al., 2016; Litjens et al., 2014; Menze et al., 2014; Tustison

(et al., 2010). از سال ۲۰۱۷، یک روند صعودی با شیب نسبتاً قابل توجهی شاهد بوده به طوری که تا سال ۲۰۲۱ با ۹۲۵ مقاله، بیشترین تعداد انتشار را در این حوزه به خود اختصاص داده است (Campello et al., 2021; R. Gu et al., 2020; Srinidhi et al., 2021; Kavur et al., 2021; Koohbanani et al., 2021). با توجه به اطلاعات ناقص مرتبط با سال ۲۰۲۴ در بخش فوق، هنوز این سال مورد بررسی قرار نگرفته است (Huang et al., 2024; Kim et al., 2024). اما پیش بینی می شود که این روند رشدی بسیار چشمگیر را تا سال ۲۰۲۴ ادامه دهد.

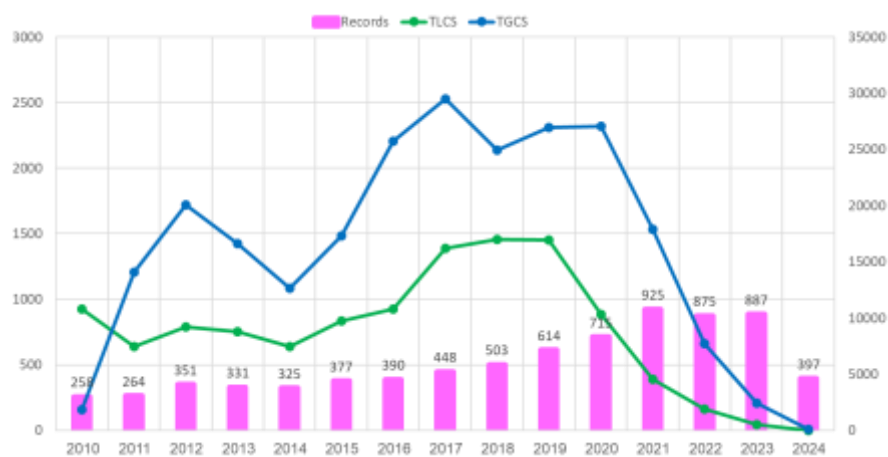
شاخص کل نشان دهنده تعداد انتشارات است اما TLCS و TGCS میزان تأثیرگذاری را اندازه گیری و منعکس کننده تأثیر یک مجله و نویسندگان را نشان می دهد. تعداد انتشارات در سال های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۳ به ترتیب به اعداد ۹۲۵ و ۸۸۷ رسیده است (Bilic et al., 2023; Elmas et al., 2022; Hatt et al., 2023; Özbey et al., 2023; Shamshad et al., 2023; F. Wang et al., 2022).

TGCS در سال ۲۰۱۷ اصلی ترین قله ی روند خود را خلق کرده و این مقاله با امتیاز جهانی ۶۵۰۳ در این امر بسیار کمک کننده بود:

- بررسی یادگیری عمیق در تحلیل تصویر پزشکی (Litjens et al., 2017)
- کارآمد چند مقیاس 3D CNN با CRF کاملاً متصل برای تقسیم بندی دقیق ضایعات مغزی (Kamnitsas et al., 2017)
- تقسیم بندی تومور مغزی با شبکه های عصبی عمیق (Havaei et al., 2017)

TLCS در سال های ۲۰۱۷، ۲۰۱۸ و ۲۰۱۹ در بالاترین حالت و با هم در یک راستا بودند (Balakrishnan et al., 2019; Bernard et al., 2018; Z. Gu et al., 2019; X. Li et al., 2018; Litjens et al., 2017).

در یک دهه گذشته، گسترش یادگیری عمیق در حوزه آنالیز تصویربرداری پزشکی، به افزایش چشمگیر و قابل توجهی دست یافته است. این پدیده، نظرسنجی بسیار زیاد و توجه چشمگیری را به خود اختصاص داده است. تحقیقات اخیر نشان می دهد



شکل ۱: نمودار سالانه تعداد انتشارات، TLCS و TGCS

که ارزشیابی نهایی یک مقاله جدید وارد سیستم علمی معتبر می شود، زمانی که چند سال از زمان انتشار آن گذشته باشد (Zhou et al., 2019; Zwanenburg et al., 2020). این مساله می تواند دلیل پایین بودن آمار منتشر شده در سال های ۲۰۲۱، ۲۰۲۲، ۲۰۲۳ و ۲۰۲۴ را توضیح دهد (Bilic et al., 2023; Campello et al., 2021; Elmas et al., 2022; R. Gu et al., 2020; Korkmaz et al., 2022; Van der Velden et al., 2022).

#### (د) مجلات

مجلات نقش مهمی در ارائه نتایج پژوهشی و فعالیت‌های علمی دارند. شکل ۲ نتایج ۱۰ مجله برتر از نظر تعداد انتشارات، TLCS و TGCS را نمایش می‌دهد (Van Eck et al., 2010). از میان ۷۶۶۲ مقاله منتشر شده در ۱۲۱ مجله مختلف، مجلات "آی‌تریپل‌ای ترنسکشنز آن‌مدیکال ایمیجینگ" و "مدیکال ایمیج آنالیز" با تعداد انتشارات به ترتیب ۱۹۴۸ و ۱۳۵۰، بالاترین میزان انتشار را داشته‌اند. این دو مجله به عنوان فعال‌ترین منابع در زمینه تصویربرداری پزشکی شناخته می‌شوند و از نظر TLCS و TGCS نیز بالاترین رتبه‌ها را دارند، که نشان‌دهنده تأثیر قابل توجه آن‌ها بر جامعه علمی منطقه‌ای و جهانی است.

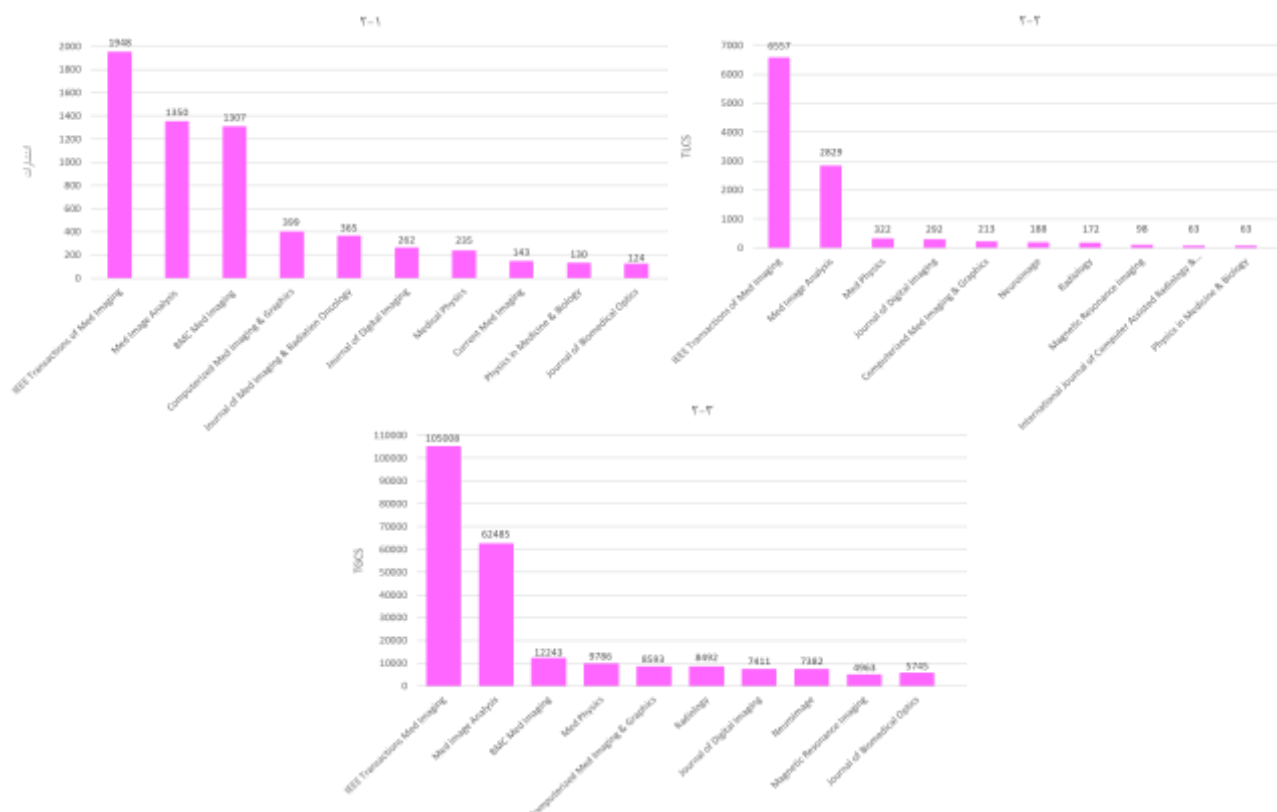
مقالات برتر از بین سایر مقالات در مجله اول (Menze et al., 2014; Shin et al., 2016; Tustison et al., 2010):

- معیار تقسیم بندی تصویر تومور مغزی چند وجهی (BRATS) - LCS=۱۶۹
- N4ITK: اصلاح تعصب N3 بهبود یافته - GCS=۳۳۴۰

مقالات برتر از بین سایر مقالات در مجله دوم (Havaei et al., 2017; Kamnitsas et al., 2017; Litjens et al., 2017):

- بررسی یادگیری عمیق در تحلیل تصویر پزشکی - GCS=۶۵۰۳ - LCS=۲۸۶

در تعداد انتشارات و TGCS، مقام سوم به مجله بی ام سی مדיکال ایمپجینگ<sup>۱</sup> تعلق دارد (Khalvati et al., 2015; Saood et al., 2015). در حالی که رتبه سوم TLCS به مجله مדיکال فیزیکس<sup>۲</sup> تعلق دارد (Armato III et al., 2015; Taha et al., 2021).



شکل ۲: نمودارهای محلات تعداد انتشارات، TLCS و TGCS

(et al., 2011; Linguraru et al., 2010; Segars et al., 2010; Taguchi et al., 2013

(۵) نویسندگان

در حوزه تحقیقات تصاویر پزشکی، ۳۰۳۷۰ نویسنده مختلف با انتشار ۷۶۶۲ مقاله، به عنوان فعالان اصلی این حوزه شناخته می‌شوند. این نویسندگان بر اساس سه معیار مهم یعنی تعداد انتشارات، (TGCS) (Kamnitsas et al., 2017; Litjens et al., 2014; Menze et al., 2017; al., 2017) و (TLCS) (Bernard et al., 2018; Kamnitsas et al., 2017; Litjens et al., 2014; al., 2017; Liu et al., 2018; Menze et al., 2014) رتبه‌بندی می‌شوند. شکل ۳ نشان می‌دهد که برخی نویسندگان با انتشار تعداد زیادی مقاله، در رتبه‌بندی TLCS و TGCS جایگاه مناسبی ندارند. برعکس، برخی نویسندگان با تعداد کمی مقاله، رتبه‌های بالاتری در TLCS و TGCS کسب کرده‌اند. این تفاوت‌ها نشان‌دهنده این است که تأثیرگذاری مقالات تنها به تعداد انتشارات وابسته نیست و عوامل دیگری نیز بر رتبه‌بندی علمی مؤثرند.

برای مثال، این نویسندگان تعداد مقالات کمتر از ۲۰ دارند، اما در رده‌بندی TLCS و TGCS جزو ۱۰ نفر برتر قرار دارند (Litjens et al., 2017):



جدول ۳: ۴ نویسنده در ۱۰ نفر برتر رده بندی TLCS و TGCS

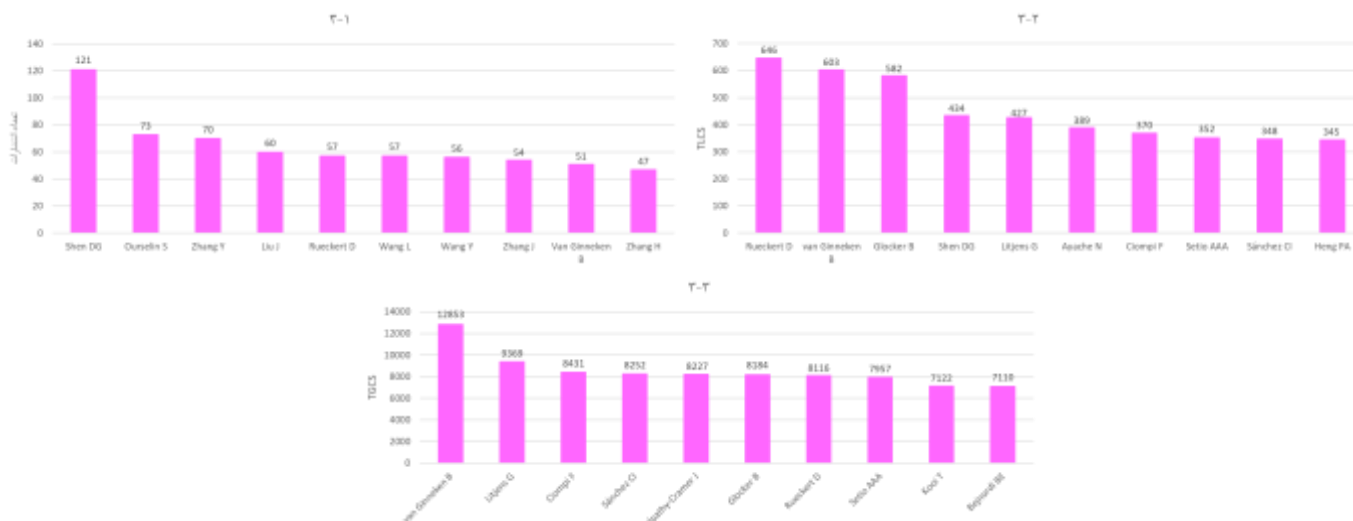
۶ مقاله	Setio AAA
۱۳ مقاله	Ciampi F
۱۴ مقاله	Sánchez CI
۱۷ مقاله	Litjens G

در بخش بررسی نویسندگان از نظر تعداد انتشارات، TLCS و TGCS برای بررسی عمده ترین نویسندگان در زمینه تحقیقات تصاویر پزشکی، نیاز به دقت بیشتری وجود دارد.

برخی از نویسندگان مانند لیتینز جی<sup>۱</sup>، کوی تی<sup>۲</sup>، بنجوردی بی ای<sup>۳</sup>، ستیو ای ای ای<sup>۴</sup>، سیومپی اف<sup>۵</sup> و همکاران مقاله ای با عنوان زیر تهیه کرده اند که در مقادیر بالای TLCS و TGCS قرار دارد:

- بررسی یادگیری عمیق در تجزیه و تحلیل تصویر پزشکی – GCS=۶۵۰۳ – LCS=۲۸۶ (Litjens et al., 2017)

این مقاله در سال ۲۰۱۷ از مجله مدیکال ایمپج آنالیز منتشر شده است و بازتاب و تأثیرگذاری زیادی هم در داخل کشور و هم در سطح جهان داشته است.



شکل ۳: نمودارهای نویسندگان تعداد انتشارات، TLCS و TGCS

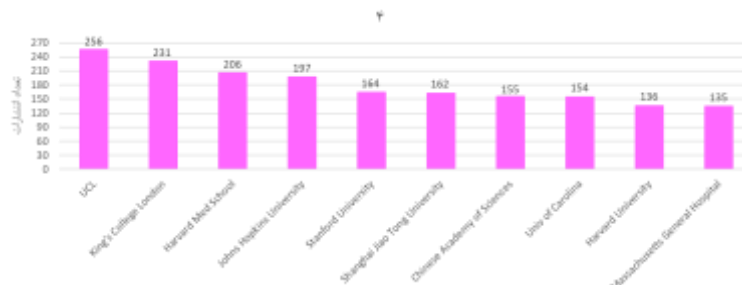
(و) موسسات

در دنیای علمی، نهادهای آموزشی نقش کلیدی در تحلیل و بررسی روندهای جهانی ایفا می کنند. با بررسی تعداد انتشارات، TLCS و TGCS به ازای هر مؤسسه آموزشی، مشخص شده است که از میان ۶۷۵۶ مؤسسه، تنها ۱۰ مؤسسه برتر حدود ۲۳.۴٪ از کل انتشارات را تشکیل داده اند (Fedorov et al., 2012; Menze et al., 2014). این واقعیت بر جهانی شدن آموزش و پژوهش تأکید می کند و نشان می دهد که نهادهای آموزشی باید در برنامه ریزی ها و استراتژی های خود توجه بیشتری به این موضوع داشته باشند.



در جایگاه ۲۲م از میان یکصد دانشگاه برتر دنیا، دانشگاه رادبود نایمگن هلند با ارائه ۹۰ مقاله برای خود جایگاه ویژه‌ای فراهم آورده است. اما در این میان، یک مقاله ویژه به چشم می‌خورد که نشانگر تاثیرگذاری بی‌نظیر این موسسه در حوزه تحقیق و پژوهش است:

- بررسی یادگیری عمیق در تجزیه و تحلیل تصویر پزشکی -  $GCS = ۶۵.۳$  -  $LCS = ۲۸.۶$  (Litjens et al., 2017)



شکل ۴: نمودار موسسات تعداد انتشارات

این موسسات را طبق TLCS و TGCS رتبه بندی می‌کنیم:

جدول ۴: رتبه بندی موسسات و دانشگاهی نسبت به TLCS و TGCS

TGCS	TLCS	
دانشگاه هاروارد (Menze et al., 2014)	دانشگاه پنسیلوانیا (Menze et al., 2014)	۱
دانشگاه پنسیلوانیا (Tustison et al., 2010)	دانشگاه هاروارد (Menze et al., 2014)	۲
دانشگاه رادبود (Litjens et al., 2017)	دانشگاه رادبود (Litjens et al., 2017)	۳
دانشگاه استنفورد (Menze et al., 2014)	امپریال کالج لندن (Kamnitsas et al., 2017)	۴
دانشگاه آیووا (Fedorov et al., 2012)	کالج دانشگاهی لندن (G. Yang et al., 2017)	۵
کالج دانشگاهی لندن (G. Yang et al., 2017)	دانشگاه استنفورد (Menze et al., 2014)	۶
مؤسسه فناوری ماساچوست (Menze et al., 2014)	مؤسسه فناوری ماساچوست (Menze et al., 2014)	۷
بیمارستان عمومی ماساچوست (Menze et al., 2014)	دانشگاه آیووا (Fedorov et al., 2012)	۸
مرکز سرطان مموریال اسلون-کترینگ (Gillies et al., 2016)	کینگز کالج لندن (Schlemper et al., 2017)	۹
کینگز کالج لندن (Zwanenburg et al., 2020)	بیمارستان عمومی ماساچوست (Menze et al., 2014)	۱۰

به طور کلی ۵ دانشگاه زیر در ۱۰ رتبه برتر تعداد انتشارات، TLCS و TGCS قرار دارند:

- کالج دانشگاهی لندن
- کینگز کالج لندن
- دانشگاه استنفورد
- دانشگاه هاروارد
- بیمارستان عمومی ماساچوست

(ز) زیرمجموعه موسسات

اسامی بخش فوق یک موسسه کلی هستند که چندین زیرمجموعه در حوزه های فعالیتی مختلف دربردارند. این موسسات زیرمجموعه هایی دارند که مختص این حوزه هستند و در فیلد تصویربرداری پزشکی فعالیت انجام می دهند که در اینجا ۱۰ موسسه به همراه زیرمجموعه برتر از نظر تعداد انتشارات، TLCS و TGCS آورده می شود.

جدول ۵: رتبه بندی زیرمجموعه موسسات با تعداد انتشارات، TLCS و TGCS

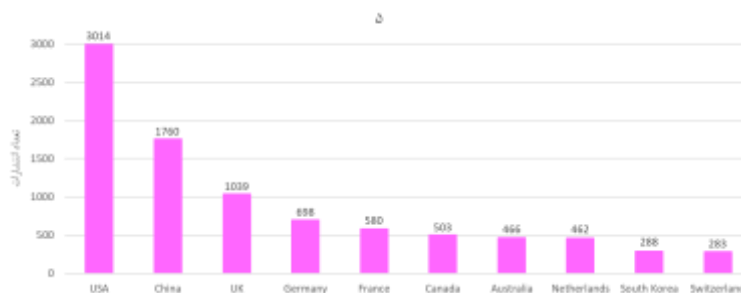
تعداد انتشارات	TLCS	TGCS
۱ دانشگاه کینگز کالج لندن (دانشکده مهندسی بیوپزشکی و علوم تصویربرداری)	Litjens et (مرکز پزشکی) (al., 2017)	Litjens et (مرکز پزشکی) (al., 2017)
۲ دانشگاه شمال کارولینا (دپارتمان تصویربرداری)	Menze (دانشکده پزشکی) (et al., 2014)	Menze (دانشکده پزشکی) (et al., 2014)
۳ دانشگاه هاروارد (دانشکده پزشکی)	Menze (دپارتمان رادیولوژی) (Menze et al., 2014)	دانشگاه پنسیلوانیا (دپارتمان رادیولوژی) (Menze et al., 2014)
۴ دانشگاه کره (دپارتمان مهندسی مغز و شناخت)	دانشگاه فنی ماساچوست (آزمایشگاه علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی) (Menze et al., 2014)	دانشگاه هاروارد (بیمارستان عمومی ماساچوست) (Menze et al., 2014)
۵ دانشکده پزشکی هاروارد	دانشگاه هنگ کنگ چین (دپارتمان علوم و مهندسی کامپیوتر) (Bernard et al., 2018)	مرکز سرطان مموریال اسلون کترینگ (دپارتمان رادیولوژی) (Gillies et al., 2016)
۶ دانشگاه پنسیلوانیا (دپارتمان رادیولوژی)	موسسه ملی تحقیقات در علوم و فناوری دیجیتال (پروژه اسکلیپوس) (Menze et al., 2014)	دانشگاه هاروارد (بیمارستان بریگهام و زنان) (Fedorov et al., 2012)
۷ کالج دانشگاهی لندن (مرکز پردازش تصاویر پزشکی)	دانشگاه آیووا (دپارتمان برق و مهندسی کامپیوتر) (Aggarwal et al., 2018)	دانشگاه چینی هنگ کنگ (دپارتمان علوم کامپیوتر و مهندسی) (X. Li et al., 2018)
۸ دانشگاه آیووا (دپارتمان مهندسی برق و کامپیوتر)	دانشگاه کره (دپارتمان مهندسی مغز و شناخت) (Liu et al., 2018)	موسسه ملی تحقیقات در علوم و فناوری دیجیتال (پروژه اسکلیپوس) (Menze et al., 2014)
۹ دانشگاه استنفورد (دپارتمان رادیولوژی)	دانشگاه هاروارد (بیمارستان عمومی ماساچوست) (Menze et al., 2014)	دانشگاه فنی ماساچوست (آزمایشگاه علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی) (Menze et al., 2014)
۱۰ دانشگاه رادبود (مرکز پزشکی)	دانشگاه کارولینای شمالی (دپارتمان رادیولوژی) (J. Fan et al., 2019)	دانشگاه واشنگتن (دپارتمان رادیولوژی) (Gillies et al., 2016)

در کل ۳ موسسه و زیرمجموعه آن در لیست تعداد انتشارات، TLCS و TGCS جز ۱۰ تا برتر به شرح زیر هستند:

- دانشگاه رادبود (مرکز پزشکی)
- دانشگاه هاروارد (دانشکده پزشکی)
- دانشگاه پنسیلوانیا (دپارتمان رادیولوژی)

(ح) کشورها

۱۰۴ کشور مختلف هستند که نشان می دهد به این زمینه اهمیت بسزایی قائل هستند. بطوری که ۳ کشور برتر این عرصه در کل تعداد انتشارات اختلاف قابل توجهی دارند (شکل ۵).



شکل ۵: نمودار کشورها تعداد انتشارات

قابل توجه است که ایالات متحده آمریکا، انگلیس و چین در تعداد انتشارات، TLCS و TGCS رتبه های اول، دوم و سوم را مال خود کرده اند. در رنکینگ تعداد انتشارات نیز رتبه بندی براساس شکل ۵ است.

جدول ۶: رتبه بندی کشورهای برتر در TLCS

کشور	TLCS	
ایالات متحده آمریکا (Menze et al., 2014)	۶۶۶۴	۱
انگلیس (Menze et al., 2014)	۲۴۳۰	۲
چین (Bernard et al., 2018)	۱۹۳۶	۳
فرانسه (Menze et al., 2014)	۱۵۶۹	۴
آلمان (Menze et al., 2014)	۱۳۳۰	۵
هلند (Litjens et al., 2017)	۱۲۰۸	۶
کانادا (Menze et al., 2014)	۱۱۳۶	۷
ایالات متحده آمریکا (Bernard et al., 2018)	۱۴۴۳۵	۱
چین (Gilles et al., 2016)	۶۹۸	۸
انگلیس (Menze et al., 2014)	۴۷۸۱۲	۲
ایالات متحده آمریکا (Menze et al., 2014)	۶۷۹	۹
چین (X. Li et al., 2014)	۴۵۴۱۷	۳
ایالات متحده آمریکا (Bernard et al., 2018)	۴۸۶	۱۰
فرانسه (Menze et al., 2014)	۳۲۹۰۱	۴
هلند (Litjens et al., 2017)	۳۱۲۴۹	۵
آلمان (Menze et al., 2014)	۳۰۴۷۸	۶

TGCS

۲۶۹۲۰	Menze et al., ) کانادا (2014	۷
۱۵۶۰۵	Menze et ) سوئیس (al., 2014	۸
۱۳۳۳۱	Bernard ) کره جنوبی (et al., 2018	۹
۱۱۷۹۵	Zwanenburg ) ایتالیا (et al., 2020	۱۰

جدول ۷: رتبه بندی کشورهای برتر در

قابل توجه است که کشور ایران در در رده ۲۴م تعداد انتشارات، رده ۳۴م TLCS (Gooya et al., 2012) و رده ۲۹م TGCS (Minaee et al., 2020) دنیا قرار دارد .

## (۶) آنالیز شبکه ای

در عصر اطلاعات و داده‌ها، تحلیل و استفاده از مجموعه دیتاها با توجه به روابط و ارتباطات میان آن‌ها، به یکی از موضوعات پررنگ در زمینه علوم داده تبدیل شده است. در این مقاله، تمرکز بر روی آنالیز رابطه بین مجموعه دیتاها قرار دارد به طوری که از رویکردهای مبتنی بر شبکه برای بررسی روابط کلمات مشترک، پارتیشن‌بندی کلمات مشترک، کشورهای مشارکت و نویسندگان مشترک آنها استفاده می‌شود.

### (۶-۱) آنالیز کلمات مشترک در تصاویر پزشکی

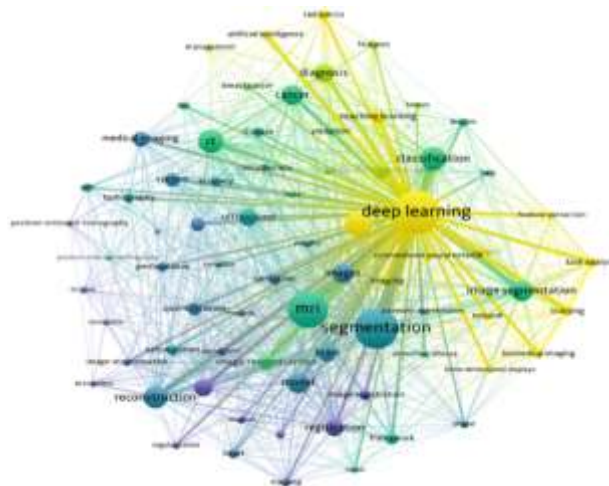
در تحقیقات علمی و پژوهشی، استفاده از شبکه کلمات مشترک به عنوان یک روش برجسته برای بررسی روابط و تعاملات بین کلمات کلیدی در یک موضوع به منظور شناسایی گره‌های اصلی آنها اهمیت زیادی دارد. در این مقاله، تحلیل شبکه کلمات کلیدی در یک موضوع پژوهشی به منظور شناسایی گره‌های اصلی و تعیین پیوندهای بین این کلمات مطرح می‌شود (Hu et al., 2017).

شکل ۷: تقسیم بندی زمانی کلمات

این شبکه کلمات مشترک به وضوح گره‌ها و مراکز اصلی کلمات کلیدی در زمینه تصویربرداری پزشکی را نمایان می‌کند. کلمات کلیدی در این شبکه نقش مهمی در پیوند مقالات و تسهیل ارتباطات میان آن‌ها ایفا می‌کنند. تحلیل نشان می‌دهد که از میان ۲۴۴۸۱ کلیدواژه، ۵۵۲ کلمه با تکرار حداقل ۲۰ بار به هم پیوند خورده‌اند و ۷۵ کلمه با بالاترین قدرت پیوند شناسایی شده‌اند. این تحلیل به ویژه در حوزه تصویربرداری پزشکی انجام شده و به درک بهتر تعاملات و تلاقی‌های کلمات مشترک کمک می‌کند.

برای استخراج اطلاعات بیشتر، زمان‌بندی دقیقی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ در نظر گرفته شده که با استفاده از رنگ‌های مختلف، اهمیت و تمرکز پژوهشگران بر روی بخش‌های مختلف شبکه را نشان می‌دهد (شکل ۷). به عنوان مثال، کلماتی چون الگوریتم، ثبت، توموگرافی گسیل پوزیترون، و شبیه‌سازی از مباحث قدیمی‌تر در تصویربرداری پزشکی هستند.

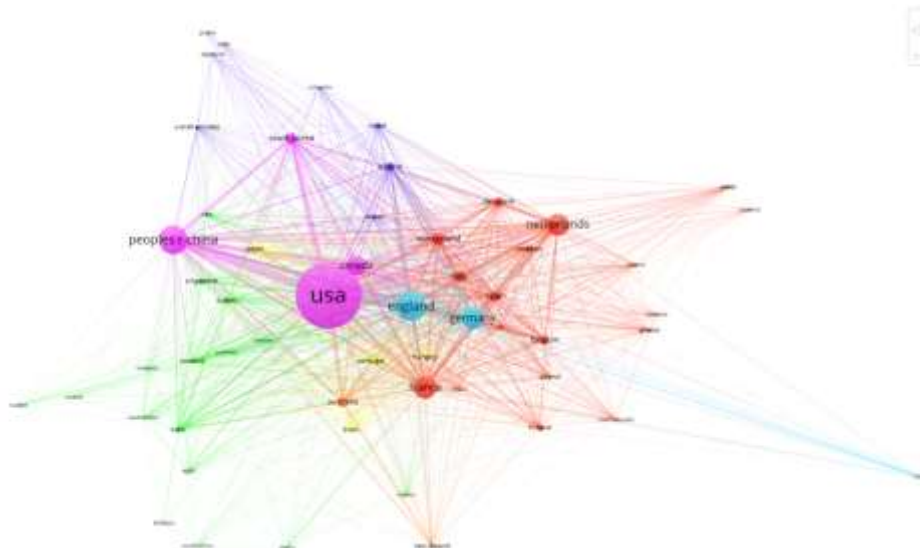
در عوض، یادگیری عمیق که در شکل ۸ نشان داده شده، یکی از جدیدترین و جذاب‌ترین مباحث در علوم پزشکی است. پیشرفت‌های مداوم در این حوزه و فناوری‌های مرتبط با بازسازی، سیستم‌ها، توموگرافی، تصویربرداری پزشکی، طبقه‌بندی، یادگیری ماشین، سی‌تی، ام‌آر‌آی، سونوگرافی، تصویربرداری رزونانس مغناطیسی، تقسیم‌بندی تصویر، و ... به وضوح نقش کلیدی در ارتقای فناوری و بهبود عملکرد دستگاه‌های پزشکی دارند.



شکل ۸: تقسیم بندی زمانی و ارتباطات یک نمونه از کلمات



این بخش به تحلیل ارتباطات و فعالیت کشورهای مختلف در زمینه تصویربرداری پزشکی می‌پردازد. در این تحلیل، تعداد کشورهای مشارکت‌کننده در هر سند به ۱۰ کشور محدود شده و ۵۰ کشور با بالاترین میزان ارتباط به طور خودکار انتخاب شده‌اند (شکل ۹). کشورهای آمریکا، چین، انگلیس و آلمان به عنوان مراکز اصلی تجمعات ارتباطی در این حوزه شناخته می‌شوند. این کشورها، به همراه دیگر کشورهایی نظیر کانادا، فرانسه، استرالیا، هلند و کره جنوبی، بیشترین فعالیت و ارتباطات را با سایر کشورها داشته‌اند. ایران نیز با مشارکت در نیمی از این تجمعات، نقش مهمی در صنعت بین‌المللی دارد.



شکل ۹: میزان ارتباط و فعالیت کشورها

### ۳-۶) آنالیز نویسندگان مشترک در تصاویر پزشکی

در تحلیل نویسندگان مشترک، شبکه ارتباطی میان ۱۰۰ نویسنده برجسته بررسی شده است. نقشه تحلیلی که تهیه شده، شامل ۹ قطب اصلی و ۸۸ آیتم است که به وضوح ارتباطات و تبادل اطلاعات میان نویسندگان را نشان می‌دهد. این تحلیل به شناسایی الگوهای مشترک بین نویسندگان و ارزیابی تأثیرگذاری هر نویسنده در شبکه کمک می‌کند.

۱. در گروه اول، محققان چینی به وضوح حضور دارند و همکاری‌هایی از جمله با محققان آلمان و انگلیس نیز مشاهده می‌شود.

۲. در گروه دوم، عمدتاً فعالیت‌ها به محققان چینی اختصاص دارد. شن دی جی با ۱۲۱ مقاله در صدر تعداد انتشارات است.

۳. گروه سوم نشان‌دهنده همکاری‌های عمده بین محققان اروپایی است. گلاکر بن و روکرت دی در لیست‌های تعداد انتشارات، TLCS و TGCS برجسته هستند.

۴. در گروه چهارم، لیو جی با ۶۰ مقاله در رتبه چهارم تعداد انتشارات قرار دارد.

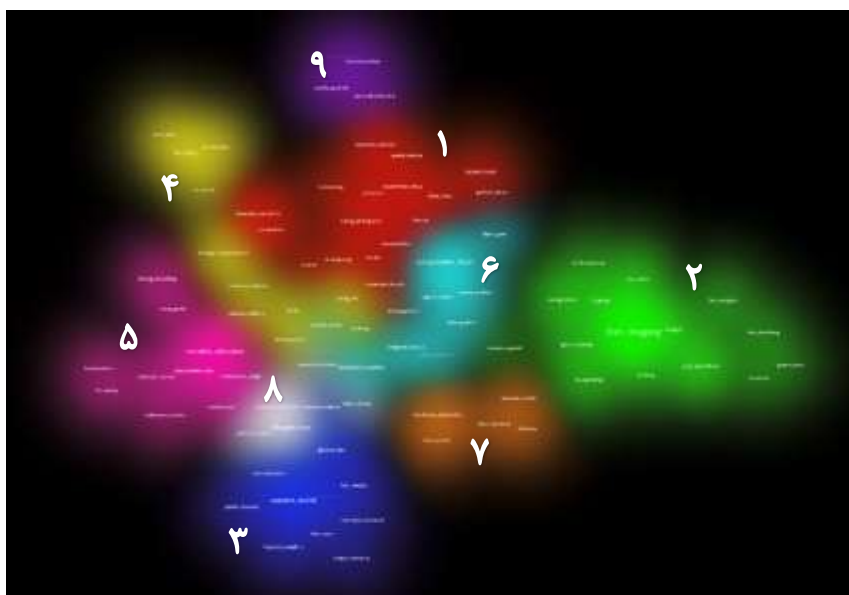
۵. گروه پنجم شامل اورسلین اس است که با ۷۳ مقاله در رتبه دوم تعداد انتشارات است.

۶. گروه ششم شامل لیتینز جی با ۱۷ مقاله است که در TLCS و TGCS به ترتیب در رتبه‌های پنجم و دوم قرار دارد. ون گینکن بی نیز در لیست‌های تعداد انتشارات، TLCS و TGCS به ترتیب در رتبه‌های نهم، دوم و اول است.

۷. در گروه هفتم، همکاری‌های دولز جی و دسروسیرس با مقاله "با اتصال بیش از حد متراکم برای تقسیم‌بندی تصویر چندوجهی HyperDense-Net: CNN" به ترتیب GCS=308 و LCS=26 بوده است.



۸. گروه‌های هشتم و نهم در رتبه‌بندی‌های برتر عملکرد خاصی نداشته‌اند. همچنین، برخی پژوهشگران مقالات پژوهشی را به تنهایی منتشر می‌کنند.



شکل ۱۰: شبکه ارتباطی نویسندگان مشترک و ارتباطات

## (۷) تحلیل و بررسی

این مقاله به بررسی تأثیر فناوری‌های پیشرفته و ارتباطات بین‌رشته‌ای بر پیشرفت در تصویربرداری پزشکی می‌پردازد. یادگیری عمیق، به عنوان یکی از عوامل کلیدی، به رونق این حوزه کمک کرده و همکاری‌های چندرشته‌ای نیز نقش مؤثری داشته است.

بررسی‌های مقاله نشان می‌دهند که تجزیه و تحلیل تعداد انتشارات، تأثیرگذاری و جایگاه رشته‌های علمی می‌تواند به درک بهتر روندهای پژوهشی و پیش‌بینی جهت‌گیری‌های آینده کمک کند. این تحقیق تأثیر فناوری‌های جدید و همکاری‌های بین‌رشته‌ای را در توسعه تصویربرداری پزشکی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ بررسی می‌کند و به شناسایی الگوهای پرتکرار و ارتباطات میان کلمات کلیدی پرداخته است.

با تحلیل شبکه‌های ارتباطی بین‌المللی و بررسی نقش کشورهایمانند ایالات متحده، چین، انگلیس، و آلمان، و همچنین ایران، مقاله به تحلیل تأثیر این کشورها در پژوهش‌های تصویربرداری پزشکی می‌پردازد. این تحلیل نشان می‌دهد که پژوهش‌ها در این حوزه همچنان در حال رشد و تحول هستند و پیشرفت‌های مهمی در موضوعاتی مانند یادگیری ماشین و تصویربرداری پزشکی به چشم می‌خورد.

مقاله همچنین به بررسی نقش مجلات تخصصی و مؤسسات مختلف در انتشار مقالات با کیفیت در زمینه تصویربرداری پزشکی پرداخته و بر تأثیرگذاری آنها تأکید دارد. این تحلیل‌ها می‌توانند به درک بهتر از روندهای پژوهشی و کمک به ارتقای سطح دانش و فناوری در این حوزه منجر شوند.

## (۸) نتیجه‌گیری

این مقاله به بررسی روندهای پژوهشی در تصویربرداری پزشکی از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ پرداخته و نتایج ۷۶۶۲ مقاله منتشرشده را با استفاده از روش‌های جمع‌آوری داده، تحلیل علم‌سنجی و تحلیل شبکه‌ای تحلیل کرده است. نتایج نشان می‌دهد که در این

دهه، رشد چشمگیری در تعداد مقالات در این حوزه مشاهده شده است. فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری عمیق نقش مهمی در این پیشرفت‌ها داشته و به بهبود تشخیص و درمان بیماری‌ها کمک کرده‌اند، هرچند اطلاعات کافی برای تحلیل سال ۲۰۲۴ هنوز کامل نشده است.

بیش از ۱۲۱ مجله تخصصی در این حوزه فعالیت دارند و دو مجله برجسته، IEEE Transactions on Medical Imaging و Medical Image Analysis، با تعداد بالای مقالات منتشرشده و رتبه‌های بالای تأثیر علمی، نقش مهمی در ترویج دانش تصویربرداری پزشکی ایفا می‌کنند. جامعه علمی شامل ۳۰۳۷۰ نویسنده فعال است که با تنوع ایده‌ها و مطالعات خود تأثیرات قابل توجهی دارند، و تنوع ژئوگرافیک و فرهنگی این نویسندگان به‌خوبی توسط نرم‌افزار "Web of Science" نمایان شده است. در میان ۶۷۵۶ موسسه فعال در این حوزه، ۱۰ موسسه برتر بیش از ۲۳.۴٪ از کل انتشارات را تأمین کرده‌اند. دانشگاه‌های پیشرو نظیر دانشگاه کینگز لندن، دانشگاه استنفورد، و دانشگاه هاروارد در رتبه‌های بالا از نظر تعداد انتشارات و تأثیر علمی قرار دارند. کشورهای ایالات متحده آمریکا، انگلستان و چین به ترتیب در رده‌های اول تا سوم از نظر تعداد انتشارات و تأثیر علمی هستند، و ایران نیز در این زمینه رتبه‌های قابل توجهی کسب کرده است.

کلمات کلیدی مانند یادگیری عمیق، بازسازی تصویر، و طبقه‌بندی بیشترین توجه را جلب کرده و نقش مهمی در پیشرفت‌های این حوزه دارند. تحلیل روندها نشان می‌دهد که پژوهش‌ها به سمت موضوعاتی مانند بازسازی تصویر، سیستم‌های توموگرافی، و یادگیری ماشین در حال حرکت است. این مطالعه امیدوار است که نوآوری‌های جدید در تصویربرداری پزشکی به ارتقاء سلامت جامعه کمک کند.

## (۹) منابع

- Aggarwal, H. K., Mani, M. P., & Jacob, M. (2018). MoDL: Model-based deep learning architecture for inverse problems. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 38(2), 394–405.
- Armato III, S. G., McLennan, G., Bidaut, L., McNitt-Gray, M. F., Meyer, C. R., Reeves, A. P., Zhao, B., Aberle, D. R., Henschke, C. I., & Hoffman, E. A. (2011). The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): a completed reference database of lung nodules on CT scans. *Medical Physics*, 38(2), 915–931.
- Balakrishnan, G., Zhao, A., Sabuncu, M. R., Guttag, J., & Dalca, A. V. (2019). Voxelmorph: a learning framework for deformable medical image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 38(8), 1788–1800.
- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 3(1), 361–362.
- Bernard, O., Lalande, A., Zotti, C., Cervenansky, F., Yang, X., Heng, P.-A., Cetin, I., Lekadir, K., Camara, O., & Ballester, M. A. G. (2018). Deep learning techniques for automatic MRI cardiac multi-structures segmentation and diagnosis: is the problem solved? *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(11), 2514–2525.
- Bilic, P., Christ, P., Li, H. B., Vorontsov, E., Ben-Cohen, A., Kaissis, G., Szeskin, A., Jacobs, C., Mamani, G. E. H., & Chartrand, G. (2023). The liver tumor segmentation benchmark (lits). *Medical Image Analysis*, 84, 102680.
- Bordons, M., Fernández, M., & Gómez, I. (2002). Advantages and limitations in the use of impact factor measures for the assessment of research performance. *Scientometrics*, 53(2), 195–206.

- Campello, V. M., Gkontra, P., Izquierdo, C., Martin-Isla, C., Sojoudi, A., Full, P. M., Maier-Hein, K., Zhang, Y., He, Z., & Ma, J. (2021). Multi-centre, multi-vendor and multi-disease cardiac segmentation: the M&Ms challenge. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 40(12), 3543–3554.
- Chen, C. (2006). CiteSpace II: Detecting and visualizing emerging trends and transient patterns in scientific literature. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 57(3), 359–377.
- Chen, W.-S., Yuen, P. C., Huang, J., & Dai, D.-Q. (2005). Kernel machine-based one-parameter regularized fisher discriminant method for face recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 35(4), 659–669.
- Clarivate, A. (2019). Web of science. *Clarivate Analytics*.
- Clark, K., Vendt, B., Smith, K., Freymann, J., Kirby, J., Koppel, P., Moore, S., Phillips, S., Maffitt, D., & Pringle, M. (2013). The Cancer Imaging Archive (TCIA): maintaining and operating a public information repository. *Journal of Digital Imaging*, 26, 1045–1057.
- Elmas, G., Dar, S. U. H., Korkmaz, Y., Ceyani, E., Susam, B., Ozbey, M., Avestimehr, S., & Çukur, T. (2022). Federated learning of generative image priors for MRI reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*.
- Fan, C., Hu, K., Yuan, Y., & Li, Y. (2023). A data-driven analysis of global research trends in medical image: A survey. *Neurocomputing*, 518, 308–320.
- Fan, J., Cao, X., Yap, P.-T., & Shen, D. (2019). BIRNet: Brain image registration using dual-supervised fully convolutional networks. *Medical Image Analysis*, 54, 193–206.
- Fedorov, A., Beichel, R., Kalpathy-Cramer, J., Finet, J., Fillion-Robin, J.-C., Pujol, S., Bauer, C., Jennings, D., Fennessy, F., & Sonka, M. (2012). 3D Slicer as an image computing platform for the Quantitative Imaging Network. *Magnetic Resonance Imaging*, 30(9), 1323–1341.
- Garfield, E. (2009). From the science of science to Scientometrics visualizing the history of science with HistCite software. *Journal of Informetrics*, 3(3), 173–179.
- Gillies, R. J., Kinahan, P. E., & Hricak, H. (2016). Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology*, 278(2), 563–577.
- Gooya, A., Pohl, K. M., Bilello, M., Cirillo, L., Biros, G., Melhem, E. R., & Davatzikos, C. (2012). GLISTR: glioma image segmentation and registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 31(10), 1941–1954.
- Gu, R., Wang, G., Song, T., Huang, R., Aertsen, M., Deprest, J., Ourselin, S., Vercauteren, T., & Zhang, S. (2020). CA-Net: Comprehensive attention convolutional neural networks for explainable medical image segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 40(2), 699–711.
- Gu, Z., Cheng, J., Fu, H., Zhou, K., Hao, H., Zhao, Y., Zhang, T., Gao, S., & Liu, J. (2019). Ce-net: Context encoder network for 2d medical image segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 38(10), 2281–2292.
- Guz, A. N., & Rushchitsky, J. J. (2009). Scopus: A system for the evaluation of scientific journals. *International Applied Mechanics*, 45, 351–362.
- Hatt, M., Krizsan, A. K., Rahmim, A., Bradshaw, T. J., Costa, P. F., Forgacs, A., Seifert, R., Zwanenburg, A., El Naqa, I., & Kinahan, P. E. (2023). Joint EANM/SNMMI guideline on radiomics in nuclear medicine: Jointly supported by the EANM Physics Committee and the SNMMI Physics, Instrumentation and Data Sciences Council. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 50(2), 352–375.
- Havaei, M., Davy, A., Warde-Farley, D., Biard, A., Courville, A., Bengio, Y., Pal, C., Jodoin, P.-M., & Larochelle, H. (2017). Brain tumor segmentation with deep neural networks. *Medical Image Analysis*, 35, 18–31.

- Hu, K., Liu, J., Li, B., Liu, L., Gharibzadeh, S. M. T., Su, Y., Jiang, Y., Tan, J., Wang, Y., & Guo, Y. (2019). Global research trends in food safety in agriculture and industry from 1991 to 2018: A data-driven analysis. *Trends in Food Science & Technology*, 85, 262–276.
- Hu, K., Qi, K., Guan, Q., Wu, C., Yu, J., Qing, Y., Zheng, J., Wu, H., & Li, X. (2017). A scientometric visualization analysis for night-time light remote sensing research from 1991 to 2016. *Remote Sensing*, 9(8), 802.
- Huang, Y., Yang, X., Liu, L., Zhou, H., Chang, A., Zhou, X., Chen, R., Yu, J., Chen, J., & Chen, C. (2024). Segment anything model for medical images? *Medical Image Analysis*, 92, 103061.
- Kamnitsas, K., Ledig, C., Newcombe, V. F. J., Simpson, J. P., Kane, A. D., Menon, D. K., Rueckert, D., & Glocker, B. (2017). Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation. *Medical Image Analysis*, 36, 61–78.
- Kavur, A. E., Gezer, N. S., Barış, M., Aslan, S., Conze, P.-H., Groza, V., Pham, D. D., Chatterjee, S., Ernst, P., & Özkan, S. (2021). CHAOS challenge-combined (CT-MR) healthy abdominal organ segmentation. *Medical Image Analysis*, 69, 101950.
- Khalvati, F., Wong, A., & Haider, M. A. (2015). Automated prostate cancer detection via comprehensive multi-parametric magnetic resonance imaging texture feature models. *BMC Medical Imaging*, 15, 1–14.
- Kim, M., Naish, J. H., Needleman, S. H., Tibiletti, M., Taylor, Y., O'Connor, J. P. B., & Parker, G. J. M. (2024). Feasibility of dynamic T2\*-based oxygen-enhanced lung MRI at 3T. *Magnetic Resonance in Medicine*, 91(3), 972–986.
- Klaeser, B., Spanjol, M., & Krause, T. (2012). SPECT/CT-Infektdiagnostik am Skelett. *Der Radiologe*, 52(7).
- Koohbanani, N. A., Unnikrishnan, B., Khurram, S. A., Krishnaswamy, P., & Rajpoot, N. (2021). Self-path: Self-supervision for classification of pathology images with limited annotations. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 40(10), 2845–2856.
- Korkmaz, Y., Dar, S. U. H., Yurt, M., Özbey, M., & Cukur, T. (2022). Unsupervised MRI reconstruction via zero-shot learned adversarial transformers. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(7), 1747–1763.
- Li, H., He, X., Tao, D., Tang, Y., & Wang, R. (2018). Joint medical image fusion, denoising and enhancement via discriminative low-rank sparse dictionaries learning. *Pattern Recognition*, 79, 130–146.
- Li, X., Chen, H., Qi, X., Dou, Q., Fu, C.-W., & Heng, P.-A. (2018). H-DenseUNet: hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(12), 2663–2674.
- Linguraru, M. G., Sandberg, J. K., Li, Z., Shah, F., & Summers, R. M. (2010). Automated segmentation and quantification of liver and spleen from CT images using normalized probabilistic atlases and enhancement estimation. *Medical Physics*, 37(2), 771–783.
- Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., Van Der Laak, J. A., Van Ginneken, B., & Sánchez, C. I. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 42, 60–88.
- Litjens, G., Toth, R., Van De Ven, W., Hoeks, C., Kerkstra, S., Van Ginneken, B., Vincent, G., Guillard, G., Birbeck, N., & Zhang, J. (2014). Evaluation of prostate segmentation algorithms for MRI: the PROMISE12 challenge. *Medical Image Analysis*, 18(2), 359–373.
- Liu, M., Zhang, J., Adeli, E., & Shen, D. (2018). Landmark-based deep multi-instance learning for brain disease diagnosis. *Medical Image Analysis*, 43, 157–168.
- Loewke, N. O., Pai, S., Cordeiro, C., Black, D., King, B. L., Contag, C. H., Chen, B., Baer, T. M., & Solgaard, O. (2017). Automated cell segmentation for quantitative phase microscopy. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(4), 929–940.

- Menze, B. H., Jakab, A., Bauer, S., Kalpathy-Cramer, J., Farahani, K., Kirby, J., Burren, Y., Porz, N., Slotboom, J., & Wiest, R. (2014). The multimodal brain tumor image segmentation benchmark (BRATS). *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(10), 1993–2024.
- Minaee, S., Kafieh, R., Sonka, M., Yazdani, S., & Soufi, G. J. (2020). Deep-COVID: Predicting COVID-19 from chest X-ray images using deep transfer learning. *Medical Image Analysis*, 65, 101794.
- Mrvar, A., & Batagelj, V. (2020). Pajek. *Programs for Analysis and Visualization of Very Large Networks. Reference Manual. Version, 5*.
- Newman, M. E. J. (2004). Coauthorship networks and patterns of scientific collaboration. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 101(suppl\_1), 5200–5205.
- Nguyen, D. (2019). Mapping knowledge domains of non-biomedical modalities: A large-scale co-word analysis of literature 1987–2017. *Social Science & Medicine*, 233, 1–12.
- Özbey, M., Dalmaz, O., Dar, S. U. H., Bedel, H. A., Öztürk, Ş., Güngör, A., & Çukur, T. (2023). Unsupervised medical image translation with adversarial diffusion models. *IEEE Transactions on Medical Imaging*.
- Saood, A., & Hatem, I. (2021). COVID-19 lung CT image segmentation using deep learning methods: U-Net versus SegNet. *BMC Medical Imaging*, 21, 1–10.
- Schlemper, J., Caballero, J., Hajnal, J. V., Price, A. N., & Rueckert, D. (2017). A deep cascade of convolutional neural networks for dynamic MR image reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(2), 491–503.
- Segars, W. P., Sturgeon, G., Mendonca, S., Grimes, J., & Tsui, B. M. W. (2010). 4D XCAT phantom for multimodality imaging research. *Medical Physics*, 37(9), 4902–4915.
- Shamshad, F., Khan, S., Zamir, S. W., Khan, M. H., Hayat, M., Khan, F. S., & Fu, H. (2023). Transformers in medical imaging: A survey. *Medical Image Analysis*, 102802.
- Shin, H.-C., Roth, H. R., Gao, M., Lu, L., Xu, Z., Nogues, I., Yao, J., Mollura, D., & Summers, R. M. (2016). Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5), 1285–1298.
- Srinidhi, C. L., Ciga, O., & Martel, A. L. (2021). Deep neural network models for computational histopathology: A survey. *Medical Image Analysis*, 67, 101813.
- Sun, R., Limkin, E. J., Dercle, L., Reuzé, S., Zacharaki, E. I., Chargari, C., Schernberg, A., Dirand, A. S., Alexis, A., & Paragios, N. (2017). Computational medical imaging (radiomics) and potential for immuno-oncology. *Cancer Radiotherapie: Journal de La Societe Francaise de Radiotherapie Oncologique*, 21(6–7), 648–654.
- Taguchi, K., & Iwanczyk, J. S. (2013). Vision 20/20: single photon counting x-ray detectors in medical imaging. *Medical Physics*, 40(10), 100901.
- Taha, A. A., & Hanbury, A. (2015). Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool. *BMC Medical Imaging*, 15, 1–28.
- Tustison, N. J., Avants, B. B., Cook, P. A., Zheng, Y., Egan, A., Yushkevich, P. A., & Gee, J. C. (2010). N4ITK: improved N3 bias correction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(6), 1310–1320.
- Van der Velden, B. H. M., Kuijf, H. J., Gilhuijs, K. G. A., & Viergever, M. A. (2022). Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 79, 102470.
- Van Eck, N., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523–538.



- Wang, F., Zheng, K., Lu, L., Xiao, J., Wu, M., Kuo, C.-F., & Miao, S. (2022). Lumbar bone mineral density estimation from chest X-ray images: Anatomy-aware attentive multi-ROI modeling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 42(1), 257–267.
- Wang, X.-F., & Huang, D.-S. (2009). A novel density-based clustering framework by using level set method. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(11), 1515–1531.
- Wang, X.-F., Huang, D.-S., & Xu, H. (2010). An efficient local Chan–Vese model for image segmentation. *Pattern Recognition*, 43(3), 603–618.
- Wu, F., Geng, Y., Tian, X., Zhong, S., Wu, W., Yu, S., & Xiao, S. (2018). Responding climate change: A bibliometric review on urban environmental governance. *Journal of Cleaner Production*, 204, 344–354.
- Xie, J., Hu, K., Zhu, M., & Guo, Y. (2020). Data-driven analysis of global research trends in bioacoustics and ecoacoustics from 1991 to 2018. *Ecological Informatics*, 57, 101068.
- Yang, G., Yu, S., Dong, H., Slabaugh, G., Dragotti, P. L., Ye, X., Liu, F., Arridge, S., Keegan, J., & Guo, Y. (2017). DAGAN: deep de-aliasing generative adversarial networks for fast compressed sensing MRI reconstruction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(6), 1310–1321.
- Yang, H., Qian, P., & Fan, C. (2020). An indirect multimodal image registration and completion method guided by image synthesis. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2020(1), 2684851.
- Zhao, Z.-Q., Huang, D.-S., & Sun, B.-Y. (2004). Human face recognition based on multi-features using neural networks committee. *Pattern Recognition Letters*, 25(12), 1351–1358.
- Zheng, Q., Ding, Y., Zhou, L., Fan, C., & Qian, P. (2021). A novel conversion method from X-ray image to MR image using deep network and auto-encoding technology. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 11(5), 1394–1402.
- Zhou, Z., Siddiquee, M. M. R., Tajbakhsh, N., & Liang, J. (2019). Unet++: Redesigning skip connections to exploit multiscale features in image segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(6), 1856–1867.
- Zwanenburg, A., Vallières, M., Abdalah, M. A., Aerts, H. J. W. L., Andrearczyk, V., Apte, A., Ashrafinia, S., Bakas, S., Beukinga, R. J., & Boellaard, R. (2020). The image biomarker standardization initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping. *Radiology*, 295(2), 328–338.

# Analysis of the Growth and Expansion Trends of New Technologies in Medical Imaging: A Comparative Study and Analysis of Key Results

**Taha Tarighi**

Bachelor, Department of Biomedical, Hamedan University of Technology, Hamedan  
65155, Iran

**Abdollah Mirzabeigi**

Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, ACECR, Hamedan, Iran

## Abstract

Research in the field of medical imaging focuses on two main areas: processing and systems, both of which are continually evolving. This field encompasses technologies such as X-ray imaging, ultrasound, CT, MRI, and PET, as well as medical image processing techniques like segmentation, registration, enhancement, and classification. The research challenges in this domain demand specialized expertise and experience, which can shape researchers' perspectives. This article examines and analyzes data, emphasizing the importance of scientific and network analysis in understanding research trends. Special attention is given to deep learning as a key trend in medical imaging, with an investigation into its growth from 2018 to 2021. The paper evaluates data collection methods, scientific and network analysis, and research classification, presenting comparative results on trends. Additionally, it explores the impact of advanced technologies and interdisciplinary communication on the progress of medical imaging. The role of deep learning and international cooperation in these developments is analyzed, discussing their influence on the research trajectory and the interaction of scientific fields within this domain. The purpose of this article is to highlight key issues and propose solutions for guiding future research. Analyzes and reviews cover the period from 2010 to 2024, with the hope that continued improvements and innovations will enhance societal health through advancements in medical imaging.

**Keywords:** Innovations in Medical Imaging, Medical Data Analysis, Technological Advances, Data Analysis, Comparative Results