هوش مصنوعی: دنیای نوین فناوری

بهار ۱۴۰۴

شماره

۱

انیاک

نشریه انجمن علمی علوم کامپیوتر دانشگاه سمنان

شناسنامه

فصل نامه علمی، فرهنگی و خبری انیاک

سال اول - شماره اول - بهار ۱۴۰۴

صاحب امتیاز: انجمن علمی علوم کامپیوتر دانشگاه سمنان
استاد مشاور: کیمیا پیوندی
مدیر مسئول: علیرضا شجاعی بهاءآباد
سردبیر: فاطمه جدیدی
صفحه آرا: رامتین طریک
ویراستار علمی: امیرسجاد سعدی
نویسندگان: شکیباعربی- زهرا انارکی- امیرسجاد سعدی- امیرسپهر - رامتین‌طریک - کیوان‌صحافی
آدرس: سمنان - روبروی پارک سوکان - پردیس شماره ۱ - دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر
ایمیل: computersciencesemnan@gmail.com | تلگرام: @CSSSU

فهرست

Semnan Computer Science
انجمن علمی علوم کامپیوتر سمنان

انیاک

دانشگاه سمنان
معاونت دانشجویی و فرهنگی

دانشگاه سمنان

سخن استاد مشاور

با توجه به گستردگی و محبوبیت رشته علوم کامپیوتر در سال های اخیر، به نظر می رسد داشتن یک نشریه برای اطلاع رسانی و آگاهی بیشتر می تواند کمک شایانی به علاقه مندان در این حوزه داشته باشد. از طرف دیگر، امروزه سرعت پیشرفت فناوری با رشد سریع و تصاعدی همراه است و این امر مستلزم بروز رسانی مداوم دانش و آگاهی برای دانشجویان و متخصصان این حوزه می باشد. در همین راستا انجمن علوم کامپیوتر با جمع آوری مطالب کاربردی و جدید و انتشار این مطالب تلاش می کند اطلاعات مختصر و مفیدی را برای دانشجویان این رشته فراهم نماید. اینجانب به عنوان استاد مشاور از تلاش های کلیه اعضای انجمن علوم کامپیوتر کمال تشکر را دارم و امیدوارم این شماره نشریه مورد توجه خوانندگان واقع شود.

کیمیا پیوندی

استاد مشاور انجمن علمی علوم کامپیوتر

سخن سر دبیر

مائیم که از باده‌ی بی‌جام خوشیم، هر صبح منوریم و هر شام خوشیم

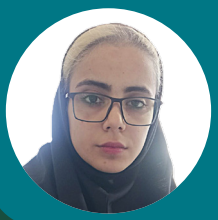
گویند سرانجام ندارید شما... مائیم که بی‌هیچ سرانجام خوشیم

در جهانی که هر چیز را باید در قالبی مشخص، عددی دقیق، و چارچوبی منطقی گنجاند، ما تصمیم گرفتیم بار دیگر، خوشی بی‌دلیلِ فهمیدن را تجربه کنیم. نه به سرانجام محتوم فکر کردیم و نه به جداول پایان‌بندی. در میان صفر و یک، در میانه بیت‌ها و بایت‌ها، لبخند زدیم و خلق کردیم.

این شماره از ENIAC، حاصل تلاشی‌ست برای نگاه‌کردن به علم، نه فقط از لنز تکنیک، که از پنجره‌ی اندیشه. از مدل‌های مولد تا تشخیص بیماری با تصویر، از ساختار صدا تا عمق داده‌ها، ما به کنجکاوی وفادار ماندیم و با پرسش جلو رفتیم. اگر این شماره، حتی لحظه‌ای ذهن شما را روشن‌تر، و فکرتان را عمیق‌تر کرد، رسالت ما تمام است.

بی‌نیاز از سرانجام.

فاطمه جدیدی



نویسنده: امیر سپهر

مقدمه ای بر مدل های مولد: تولد یک آفریننده

هدف یک مدل مولد یافتن الگو های پنهان و شکل داده با استفاده از هوش مصنوعی است. به دیگر سخن، مدل های مولد نوعی از فرایند های یادگیری ماشین هستند که به ماشین ها این امکان را میدهند که مانند انسان رویا ببینند، و بر اساس آنچه از قبل تجربه کرده اند داده های جدید خلق کنند. اهمیت این نوآوری بشری در قدرت آفرینش است. قدرت خلق کردن چیز های جدید که کاربرد های فراوانی در علوم، هنر و سایر زمینه ها دارد.

خیال کنید که در حال آموزش نقاشی حیوانات به یک کودک هستید. پس از مدتی، کودک مشخصه های کلی حیوانات را فرا می گیرد و بنا به آنچه از شما یاد گرفته است، شروع به کشیدن حیوانات جدید می کند. این فرایند دقیقا مشابه آنچه هست که در مدل های مولد اتفاق می افتد.

فهم تفاوت مدل های مولد با مدل های تمایزی از امور اساسی در یادگیری ماشین است:

مدل های مولد بر روی این تمرکز می کنند که چطور داده ورودی یا یک المان از دنیای واقعی را تقلید کنند. یک مدل مولد مانند کودکی است که ابتدا سعی می کند بفهمد صورت یک گربه به چه شکل است. پس از دیدن تصاویر متعددی از گربه ها، کودک سعی می کند گربه خودش را نقاشی کند. مدل های تمایزی از سوی دیگر تلاش نمی کنند که گربه یا سگ بکشند. آنها فقط این وظیفه را بر عهده دارند که بتوانند بین داده ها تمایز قایل شوند و تفاوت آنها را درک کند. مدل تمایزی سعی می کند بتواند به صراحت تشخیص دهد که چه موقع در حال نگاه کردن به سگ، و چه زمانی در حال نگاه کردن به یک گربه است.

انواع متفاوتی از مدل های مولد وجود دارد که هر یک شیوه و روش خود را در فهم و تولید داده دارند:

شبکه های بیضوی (Bayesian Networks):

این شبکه ها مدل های گرافیکی هستند که روابط آماری را میان داده ها پیدا میکنند. این شبکه ها در تشخیص علایم بیماری کاربرد دارند.

مدل های انتشاری(Diffusion Models) :

این مدل می تواند بفهمد که چطور داده ها در گذر زمان دچار تغییر می شوند و تکامل پیدا میکنند. به طور مثال شناسایی روند شیوع یک ویروس به این مدل واگذار میگردد.

شبکه های عصبی مولد(Generative Adversarial Networks (GANs) :

این شبکه ها از دو شبکه عصبی تشکیل شده اند. مولد (generator) و تفکیک کننده (discriminator). این دو شبکه عصبی که با هم آموزش میبینند با هم رقابت می کنند. شبکه مولد سعی بر این دارد تا داده ای را خلق کند، که شبکه عصبی تفکیک کننده نتواند تفاوت آن را با داده اصلی و واقعی تشخیص دهد. حاصل این نبرد یک داده مصنوعی با کیفیت هست که بسیار نزدیک به دنیای واقعی است. این شبکه ها در زمینه هایی همچون خلق تصویر و تقلید فرم صورت انسان کاربرد دارند.

خود رمزنگار ها (Variational Autoencoders or VAEs):

یک فرم فشرده از داده ورودی تولید می کنند. سپس از این

فرم فشرده برای تولید داده های جدید استفاده می کنند. معمولا درخلق کردن و حذف کردن نویز تصاویر به کار می روند.

ماشین بولتزمن محدود شده(Restricted Boltzmann Machines RBMs) :

این شبکه عصبی دو لایه در سیستم های پیشنهادگر استفاده می شوند. اینستاگرام را باز می کنید و پست هایی را می بینید که به شما پیشنهاد شده است. در پشت پرده یک سیستم پیشنهادگر یا RBM در حال کار است!

شبکه عصبی بازگشتی پیکسلی(Pixel Recurrent Neural Networks PRNNs) :

این شبکه های عصبی هر عنصر یا پیکسل از تصویر را با استفاده از محتوای پیکسل های قبلی تولید می کنند. این شبکه ها نیز در تولید تصاویر کاربرد دارند.

زنجیره مارکوف(Markov Chains) :

این ها مدل هایی هستند که آینده را از آنچه در حال حاضر وجود دارد پیش بینی می کنند، نه آنچه که در گذشته وجود داشته است. این مدل ها معمولا در تولید متن به کار برده میشوند که در آن هر کلمه طبق کلمه قبل از خودش حدس زده می شود.

محدودیت ها و چالش های مدل های مولد:

هزینه یادگیری:

مدل های مولد پیشرفته به زمان زیاد و سخت افزار های قدرتمند نیاز دارند تا بتوانند به خوبی آموزش ببینند.

کیفیت داده تولید شده:

مدل های مولد در تولید داده های جدید عملکرد مطلوبی ارایه می کنند. باید توجه داشت که کیفیت و مطابقت داده تولید شده با دنیای واقعی از اهمیت فراوانی برخوردار است. سنجش کیفیت داده ها امری چالش برانگیز است. شاید در نگاه نخست همه چیز بی نقص به نظر برسد اما اگر با دقت بیشتری بنگرید متوجه برخی نواقص خواهید شد!

بیش برازش (Overfitting) :

این امکان وجود دارد که مولد هوش مصنوعی داده هایی را تولید کند که بسیار شبیه به داده هایی است که پیش تر برای آموزش آن استفاده شده است. این اختلال بیش برازش نام دارد که سبب پایین آمدن تنوع در داده های جدید تولید شده می شود.

جعبه سیاه:

بشتر مولد ها به خصوص آنهایی که مبتنی بر یادگیری عمیق هستند مانند یک جعبه سیاه عمل می کنند، به این معنی که به طور دقیق نمی توان رفتار آنها را درک کرد. نمی دانیم آنها چطور تصمیم می گیرند و به سوالات ما پاسخ میدهند. این امر باعث می شود تا در رابطه با استفاده از مولد ها در حوزه های پزشکی و سلامت نگران باشیم!

اخلاقیات:

توانایی مولد ها در تولید محتوای بصری که از واقعیت قابل تمیز نیستند، سبب نگرانی جوامع بشری شده است. مولد های هوش مصنوعی به راحتی می توانند با شبیه سازی سناریو های غیر واقعی سبب گسترش اطلاعات غلط شوند که ممکن است عواقب فاجعه باری به همراه داشته باشد.

وابستگی به داده ورودی:

کیفیت داده های جدید وابسته به داده هایی است که برای آموزش مولد استفاده شده اند. اگر داده های آموزشی معیوب باشند خروجی مولد نیز معیوب خواهد بود.

فروپاشی (Mode Collapse):

فروپاشی یک امر شایع در شبکه های عصبی مولد (GAN) است. فروپاشی زمانی رخ می دهد که داده هایی که توسط مدل تولید میشوند تنوع پایینی دارند.

مدل های مولد تصویر:

مولد های تصویر به طور کل به دو دسته VAE ها و GAN ها تقسیم بندی می شوند که هر کدام پیش تر در این مقاله توضیح داده شد.

از جمله مولد های تصویر قدرتمند و مشهور می توان به Midjourney و DALL-E اشاره کرد که روزانه میزان شمار زیادی کاربر از سراسر جهان هستند.

سخن نهایی:

مدل های مولد به سبب توانایی خود در خلق آثار جدید، پیشبینی و تحلیل داده ها دنیای کنونی ما را متحول کرده و به جزء جدایی ناپذیری از زندگی بدل گشته اند. تکنولوژی که صنعت را دگرگون کرده و سبب گسترش نوآوری و خلاقیت انسان ها میشود.

نویسنده: کیوان صحافی

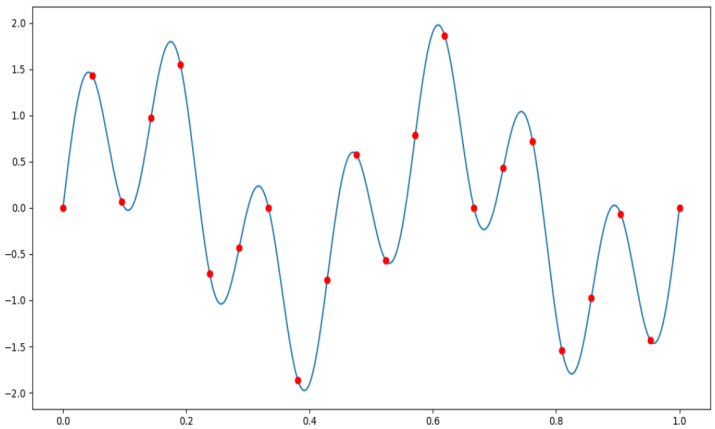
فشرده سازی فایل های صوتی

یه فایل صوتی چجوری فشرده میشه؟

یه آهنگ سه دقیقه‌ای رو چطوری توی چند مگابایت جا می‌دن و همچنان کیفیتشم اون‌قدرا بد نیست؟ اصلاً مگه صدا رو میشه کوچیک کرد؟

صدا در اصل یه سیگنال آنالوگه، یعنی یه موجی که با گذشت زمان تغییر می‌کنه. وقتی این سیگنال رو دیجیتالی می‌کنیم (مثلاً با میکروفن ضبطش می‌کنیم)، تبدیل می‌شه به کلی عدد که هر کدوم بلندی صدا رو توی یه لحظه خاص نشون می‌دن

حالا تصور کنید برای هر ثانیه از یه آهنگ، هزاران عدد داریم! طبیعتاً این حجم زیادی از داده‌ست. ما باید یه راهی پیدا کنیم که فقط چیزهای مهم رو نگه‌داریم و بقیه رو دور بریزیم. درست مثل وقتی که یه عکس رو می‌خوایم کوچیک کنیم ولی همچنان واضح بمونه.



۱: نمونه برداری از سیگنال آنالوگ برای ذخیره سازی دیجیتال

تبدیل از حوزه زمان به حوزه فرکانس

وقتی به یه موج صوتی نگاه می‌کنیم، در حوزه زمان (نموداری که نشون می‌ده بلندی صدا چطور در طول زمان تغییر می‌کنه)، پتانسیلی برای فشرده سازی نمیبینیم. ولی اگه همین سیگنال رو ببریم توی فضای فرکانس، ناگهان نظم ظاهر می‌شه.

فضای فرکانسی چیه؟ فرض کنید یه تابع عادی رو به صورت جمع چند تا تابع سینوسی بنویسیم. فضای ضرایب این توابع سینوسی و خودشون رو میتونیم فضای فرکانسی حساب کنیم. این تبدیل فضا میتونه با کمک تبدیل هایی مثل تبدیل فوریه، DCT و ... شکل بگیره. در فضای فرکانس می‌بینیم که فقط تعداد خیلی کمی از فرکانس‌ها هستن که واقعاً انرژی زیادی دارن، و بقیه تقریباً صفر یا خیلی خیلی کوچیکن.

به این حالت می‌گیم اسپارس بودن (Sparsity) - یعنی اطلاعات اصلی فقط توی تعداد کمی از نقاط متمرکزن، بقیه تقریباً بی‌ارزشن.

این فقط مخصوص صدا نیست. بیشتر سیگنال‌های طبیعی (مثل عکس، ویدیو، حتی موج مغزی!) در فضای فرکانس، اسپارس می‌شن. دلیلش هم ساده‌ست: طبیعت معمولاً منظم‌تر از اونه که فکر می‌کنیم. مثلاً توی گفتار، بیشتر انرژی صوت توی فرکانس‌های خاصی متمرکز - مثلاً فرکانس‌های مربوط به هارمونیک‌ها و رزونانس‌های گلو و دهان. یا توی عکس‌ها، بیشتر انرژی توی لبه‌ها و کانتراست هاست، نه توی هر پیکسلی.

خب حالا این چه کمکی بهمون می‌کنه؟

اگه بدونیم فقط چند تا فرکانس مهم‌ان، می‌تونیم:

. فقط همونا رو ذخیره کنیم و بقیه رو دور بریزیم؛

. یا ضرایب کوچیک رو با دقت کمتر (quantized) ذخیره کنیم چون کم‌اهمیت‌ترن؛

. و این یعنی حجم خیلی کمتر، بدون افت محسوس کیفیت!

در واقع، اسپارس بودن همون نقطه طلاییه که فشرده‌سازی رو ممکن و مؤثر می‌کنه. اگه

سیگنال‌ها توی همه فرکانس‌ها انرژی یکنواخت داشتن، دیگه تقریباً هیچ کاری نمی‌شد کرد! گوش انسان هم خودش یه فشرده‌سازه!

جالبه بدونید مغز ما همه فرکانس‌ها رو با یه دقت نمی‌شنوه. مثلاً اگه دو صدای نزدیک به هم هم‌زمان پخش بشن، فقط صدای قوی‌تر رو می‌شنویم. این ویژگی رو بهش می‌گن پوشش‌دهی یا masking.

فرمت‌های فشرده‌سازی مثل MP۳ دقیقاً از همین ترفند استفاده می‌کنن: اون چیزایی رو حذف می‌کنن که مغز ما احتمالاً نمی‌شنوه. خلاصه، می‌ذارن «واقعیت شبیه واقعیت» بمونه، نه «واقعیتِ کامل».

MP۳ چیکار می‌کنه؟

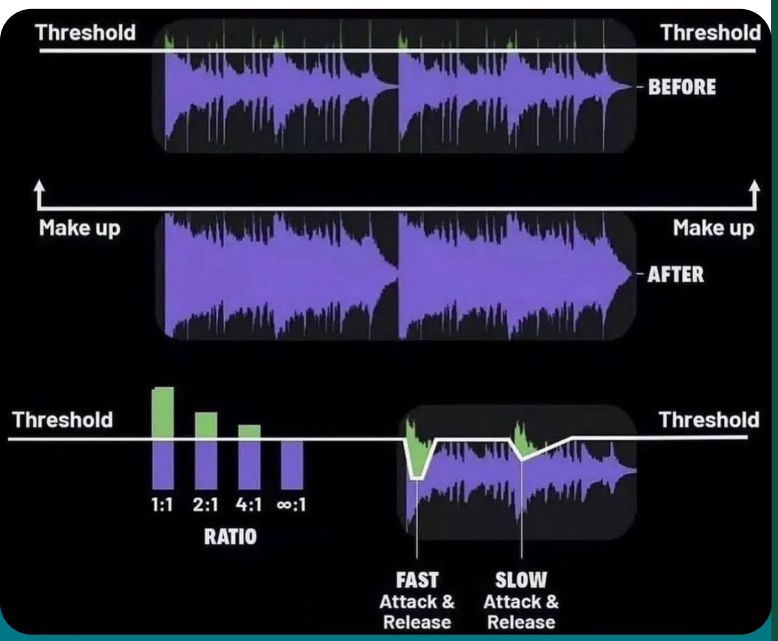
MP۳ که همه باهاش آشناییم، یکی از محبوب‌ترین فرمت‌های فشرده‌سازی با اتلاف (Lossy) هست. یعنی بعضی از اطلاعات صدا حذف می‌شن، ولی طوری که شنونده متوجه نشه. مراحلش تقریباً این‌طوریه:

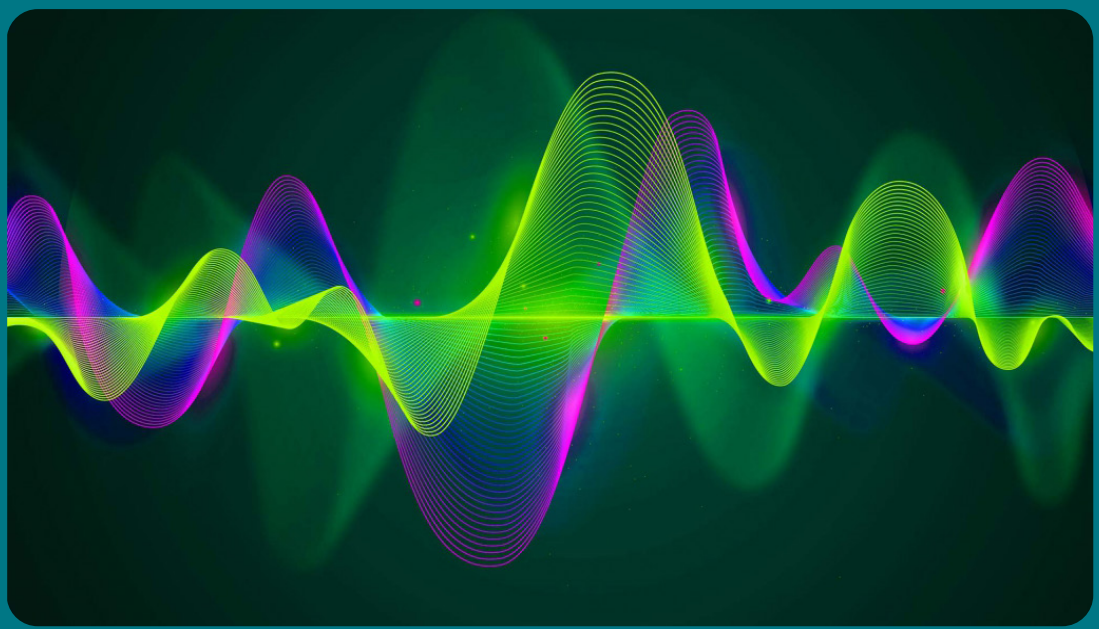
۱. تقسیم صدا به بخش‌های کوچیک (مثلاً هر ۲۰ میلی‌ثانیه)

۲. اعمال تبدیل DCT برای رفتن به فضای فرکانس

۳. استفاده از مدل شنوایی انسان برای تشخیص بخش‌های قابل حذف

۴. کوانتیزاسیون و کدگذاری اطلاعات باقی‌مونده





نویسنده: رامتین طریک

طبقه بندی متون کوتاه بر اساس CNN و بسط معنایی

با گسترش فناوری‌های اطلاعات مانند رایانش ابری و داده‌های کلان، حجم عظیمی از داده‌های متنی، به‌ویژه متون کوتاه نظیر نظرات کاربران و پست‌های شبکه‌های اجتماعی تولید می‌شود. این متون کوتاه ویژگی‌هایی مانند حجم زیاد و محدودیت‌هایی نظیر کمبود اطلاعات زمینه‌ای، چندمعنایی و خطاهای املایی دارند. استخراج اطلاعات ارزشمند از این داده‌ها چالش بزرگی در پردازش زبان طبیعی (NLP) است. مقاله‌ای که توسط وانگ و همکاران در سال ۲۰۲۰ منتشر شد، روشی نوآورانه برای طبقه‌بندی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) و بسط معنایی پیشنهاد می‌کند. این روش با عنوان SECNN (Semantic Extension Convolutional Neural Network) معرفی شده و با ترکیب پیش‌پردازش پیشرفته، مکانیزم توجه و پایگاه دانش خارجی، عملکرد طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد. این خلاصه مروری جامع بر روش پیشنهادی، اهمیت آن و نتایج تجربی ارائه می‌دهد.

چالش‌های طبقه‌بندی متون کوتاه

متون کوتاه، مانند توییت‌ها یا نظرات آنلاین، به دلیل طول محدود، معمولاً فاقد اطلاعات زمینه‌ای کافی هستند و ممکن است شامل خطاهای املایی یا چندمعنایی باشند. روش‌های سنتی یادگیری ماشین، مانند نایو بیز (Naive Bayes)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و کا نزدیک‌ترین همسایه (KNN)، از مدل کیسه کلمات (Bag-of-Words) و وزن‌دهی TF-IDF استفاده می‌کنند. این روش‌ها روابط زمینه‌ای بین کلمات را نادیده می‌گیرند و با مشکلاتی مانند ابعاد بالا و پراکندگی داده‌ها مواجه هستند، که منجر به استخراج ناکافی اطلاعات معنایی می‌شود.

با ظهور یادگیری عمیق، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی، مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) و کانولوشنی (CNN)، عملکرد بهتری در NLP نشان داده‌اند. با این حال، وابستگی این مدل‌ها به تعداد لایه‌های شبکه برای استخراج ویژگی‌های معنایی، باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی و زمان آموزش می‌شود. برای رفع این مشکلات، مقاله پیشنهاد می‌کند که با استفاده از پایگاه دانش خارجی و بسط معنایی، اطلاعات معنایی متون کوتاه غنی‌سازی شود.

روش پیشنهادی: SECNN

روش SECNN ترکیبی از پیش‌پردازش پیشرفته، مکانیزم توجه، بسط معنایی و شبکه‌های عصبی کانولوشن است که در چهار مرحله اصلی اجرا می‌شود:

۱. پیش‌پردازش متن با شباهت جارو-وینکلر بهبودیافته

متون کوتاه اغلب شامل خطاهای املایی هستند که با کلمات موجود در جدول بردار کلمات (مانند Word۲Vec) مطابقت ندارند. مقاله یک نسخه بهبودیافته از معیار شباهت جارو-وینکلر را معرفی می‌کند که هم تطابق پیشوند و هم پسوند کلمات را در نظر می‌گیرد. این روش با محاسبه شباهت بین کلمات متون کوتاه و کلمات جدول بردار، خطاهای املایی را شناسایی و اصلاح می‌کند. فرمول بهبودیافته به شرح زیر است:

این روش پوشش جدول بردار کلمات را افزایش داده و دقت استخراج ویژگی‌ها را بهبود می‌بخشد.

۲. شناسایی کلمات مرتبط با مکانیزم توجه

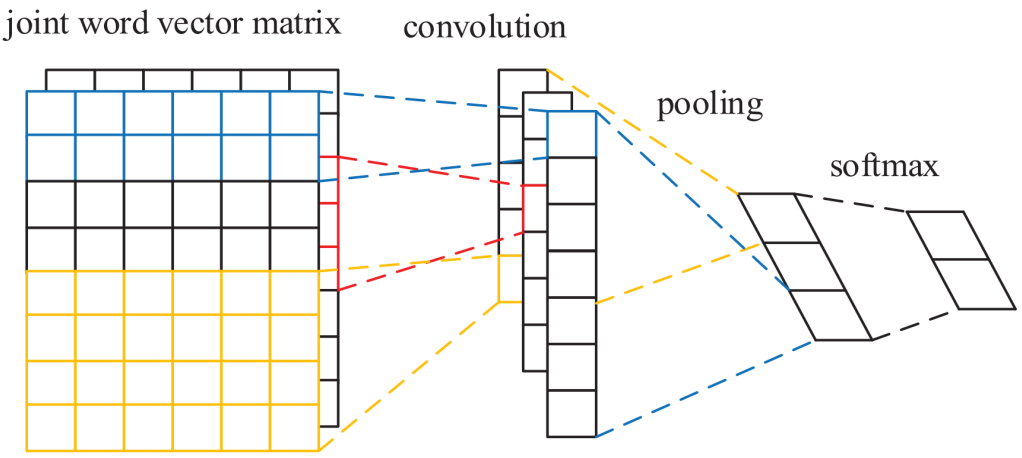


Figure 4 | Convolutional neural network (CNN) short text classification structure.

در متون کوتاه، تنها تعداد محدودی از کلمات معنای اصلی جمله را منتقل می‌کنند. مقاله یک مدل CNN مبتنی بر مکانیزم توجه طراحی کرده است که کلمات کلیدی (مرتبط) را شناسایی می‌کند. این مدل شامل لایه‌های پیچشی و تجمیع است که ویژگی‌های معنایی سطح بالا را استخراج می‌کنند. وزن‌های توجه با استفاده از تابع تانژانت هیپربولیک (tanh) محاسبه شده و کلمات مرتبط با مقایسه فاصله اقلیدسی در فضای بردار کلمات شناسایی می‌شوند.

۳. بسط معنایی با پایگاه دانش Probase

برای غلبه بر کمبود اطلاعات، از پایگاه دانش Probase برای مفهوم‌سازی متن کوتاه و کلمات مرتبط استفاده می‌شود. این فرآیند شامل تولید بردارهای مفهومی برای متن و کلمات مرتبط است که با استفاده از مدل Word2Vec محاسبه می‌شوند. سه ماتریس بردار (متن کوتاه، مفاهیم متن، و مفاهیم کلمات مرتبط) ترکیب شده و ماتریس ورودی نهایی را تشکیل می‌دهند.

۴. طبقه‌بندی با CNN کلاسیک

ماتریس ورودی نهایی به یک مدل CNN کلاسیک وارد می‌شود که شامل لایه‌های پیچشی، تجمیع بیشینه (Max Pooling) و کاملاً متصل (Fully Connected) است. این مدل ویژگی‌های معنایی را استخراج کرده و با استفاده از لایه Softmax، احتمال تعلق متن به هر دسته را محاسبه می‌کند.

داده های مجموعه:

روش SECNN روی پنج مجموعه داده استاندارد آزمایش شد:

MR: نظرات فیلم با ۱۰,۶۶۲ نمونه، ۲ دسته (مثبت/منفی)، میانگین طول ۲۰ کلمه

TREC: پرس‌وجوها با ۶,۴۵۲ نمونه، ۶ دسته، میانگین طول ۱۰ کلمه

AG News: مقالات خبری با ۱۲۷,۶۰۰ نمونه، ۴ دسته، میانگین طول ۷ کلمه

Twitter: توییت‌ها با ۱۱,۲۰۹ نمونه، ۳ دسته (مثبت/خنثی/منفی)، میانگین طول ۱۹ کلمه

SST-۲: نسخه توسعه‌یافته MR با ۹,۶۱۳ نمونه، ۲ دسته، میانگین طول ۱۹ کلمه

روش SECNN پیشنهادی توسط وانگ و همکاران، رویکردی نوآورانه برای طبقه‌بندی متون کوتاه ارائه می‌دهد که با ترکیب پیش‌پردازش پیشرفته، مکانیزم توجه، بسط معنایی و شبکه‌های عصبی کانولوشن، محدودیت‌های روش‌های سنتی را برطرف می‌کند. این روش با اصلاح خطاهای املایی، شناسایی کلمات کلیدی و غنی‌سازی اطلاعات معنایی، دقت و پایداری بالایی در مجموعه داده‌های متنوع نشان داده است. با وجود پیچیدگی محاسباتی، SECNN گامی مهم در بهبود پردازش متون کوتاه در NLP است و برای کاربردهایی مانند تحلیل احساسات، فیلتر هرزنامه و دسته‌بندی اخبار ارزشمند است. این خلاصه برای خوانندگان نشریه Eniac مروری جامع و قابل فهم ارائه می‌دهد که پیشرفت‌های اخیر در یادگیری ماشین و NLP را برجسته می‌کند.

نویسنده: امیرسجاد سعدی

طبقه‌بندی تصویر با استفاده از SVM و CNN

این سند خلاصه‌ای از مقاله «طبقه‌بندی تصویر با استفاده از SVM و CNN» است که در سال ۲۰۲۰ در Procedia Computer Science منتشر شده است. مقاله روی تشخیص اعداد دست‌نویس با استفاده از یک مدل ترکیبی به نام CNN-SVM تمرکز دارد که ویژگی‌های تصاویر را با شبکه‌های کانولوشنی (CNN) استخراج کرده و با ماشین بردار پشتیبان (SVM) طبقه‌بندی می‌کند. هدف این خلاصه، ارائه توضیحات ساده، دقیق و جامع از الگوریتم‌ها و اصطلاحات کلیدی، همراه با حفظ ساختار اصلی مقاله است. برای توضیح SVM، از مثال «میز و توپ» استفاده می‌کنیم تا مفهوم ترفند هسته (Kernel Trick) به‌خوبی جا بیفتد.

مقاله عملکرد یک مدل ترکیبی CNN-SVM را برای طبقه‌بندی تصاویر، به‌خصوص تشخیص اعداد دست‌نویس، بررسی می‌کند. این مدل با SVM تنها مقایسه شده و معیارهایی مثل دقت (Accuracy)، صحت (Precision) و یادآوری (Recall) برای ارزیابی استفاده شده‌اند. داده‌ها شامل اعداد دست‌نویس یا اشیایی مثل توپ فوتبال، گل آفتاب‌گردون و پیتزا هستند. نتایج نشان می‌دهند که مدل ترکیبی با دقت تست تا ۹۸,۹۵ درصد، از SVM تنها (تا ۹۷,۸۵ درصد) بهتر عمل می‌کند. این بهبود به دلیل توانایی CNN در استخراج ویژگی‌های پیچیده و قدرت SVM در طبقه‌بندی دقیق است.

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک الگوریتم یادگیری ماشین است که برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود. هدفش پیدا کردن یک خط یا صفحه (به نام هپرپلین) است که داده‌های دو دسته را با بیشترین حاشیه (فاصله) ممکن از هم جدا کند.

مثال میز و توپ

فرض کنید روی یک میز، توپ‌های قرمز و آبی پخش شده‌اند. می‌خواهید یک خط بکشید که قرمزها را از آبی‌ها جدا کند. SVM خطی را انتخاب می‌کند که فاصله‌اش با نزدیک‌ترین توپ‌ها از هر رنگ (به نام بردارهای پشتیبان) حداکثر باشد. این حاشیه بزرگ باعث می‌شود مدل در برابر داده‌های جدید مقاوم‌تر باشد.

مشکل داده‌های غیرخطی: حالا اگر توپ‌ها جوری پخش باشند که هیچ خط راستی نتواند آنها را جدا کند (مثلاً قرمزها در مرکز و آبی‌ها دورشان)، چه؟ اینجا SVM از ترفند هسته استفاده می‌کند.

ترفند هسته: تبدیل میز به تپه

تصور کنید میز یک پارچه صاف است و توپ‌ها به‌صورت یک دایره قرمز در مرکز و آبی‌ها دورش پخش شده‌اند. هیچ خطی نمی‌تواند آنها را جدا کند. حالا وسط میز را بکشید بالا تا یک تپه سه‌بعدی تشکیل شود. در این فضای جدید، قرمزها بالای تپه و آبی‌ها پایین آن هستند. حالا یک صفحه صاف می‌تواند آنها را جدا کند. ترفند هسته همین است: داده‌ها را به یک فضای با ابعاد بالاتر می‌برد (بدون محاسبات سنگین) تا جداسازی آسان‌تر شود.

در مقاله، از هسته‌های پلی‌نومیال (با درجه ۳ یا ۵) و پارامتر گاما (۰,۱ یا ۱) استفاده شده است. گاما تعیین می‌کند که مدل چقدر به داده‌های نزدیک حساس باشد (گامای بالا مدل را پیچیده‌تر می‌کند). همچنین، دو روش تصمیم‌گیری تست شده‌اند:

یکی در برابر یکی: هر جفت کلاس را جداگانه مقایسه می‌کند.

یکی در برابر بقیه: یک کلاس را با همه کلاس‌های دیگر مقایسه می‌کند.

شبکه‌های کانولوشنی (CNN)

شبکه‌های کانولوشنی (CNN) مدل‌های یادگیری عمیقی هستند که برای پردازش تصاویر طراحی شده‌اند. آنها با استخراج ویژگی‌های تصویری مثل لبه‌ها، شکل‌ها و بافت‌ها، تصاویر را تحلیل می‌کنند.

مثال کارآگاه

فکر کنید یک کارآگاه با ذره‌بین یک عدد دست‌نویس را بررسی می‌کند. او ابتدا تکه‌های کوچک تصویر را نگاه می‌کند و سرنخ‌های ساده مثل خطوط افقی یا عمودی پیدا می‌کند (لایه‌های کانولوشنی). بعد، این سرنخ‌ها را ترکیب می‌کند تا الگوهای پیچیده‌تر مثل حلقه‌ها یا تقاطع‌ها را تشخیص

دهـد (لایه‌هـای عمیق‌تـر). در نهایـت، تصمیـم می‌گیـرد کـه تصویـر چـه عـددی اسـت (لایه‌هـای تمام‌متصـل).

اجزای اصلی CNN شامل:

لایه‌هـای کانولوشـنی: فیلترهـایی کـه ویژگی‌هـای محـلی (مثـل لبه‌هـا) را اسـتخراج می‌کننـد.

لایه‌هـای پولینـگ: انـدازه داده‌هـا را کـم می‌کننـد (مـثلاً بـا گرفتـن حداکثـر یـا میانگیـن) تـا محاسـبات سـاده‌تر شـود.

لایه‌هـای تمام‌متصـل: ویژگی‌هـای استخراج‌شـده را بـه یـک طبقه‌بنـدی نهـایی تبدیـل می‌کننـد.

در مـدل ترکیـبی، CNN فقـط ویژگی‌هـا را اسـتخراج می‌کنـد و طبقه‌بنـدی بـه SVM سـپرده می‌شـود.

مدل ترکیبی CNN-SVM

مـدل ترکیـبی CNN-SVM از نقـاط قـوت هـر دو الگوریتـم اسـتفاده می‌کنـد. مراحـل کار:

ورودی تصویـر: یـک تصویـر عـدد دسـت‌نویس بـه CNN داده می‌شـود.

اسـتخراج ویـژگی: CNN بـا لایه‌هـای کانولوشـنی و پولینـگ، یـک بـردار ویـژگی (شـامل الگوهـای کلیـدی مثـل شـکل حلقه‌هـا) تولیـد می‌کنـد.

طبقه‌بنـدی بـا SVM: ایـن بـردار بـه SVM داده می‌شـود کـه بـا یـک هیرپلیـن، عـدد را طبقه‌بنـدی می‌کنـد.

ایـن ترکیـب بـه CNN اجـازه می‌دهـد ویژگی‌هـای پیچیـده را از تصاویـر اسـتخراج کنـد، در حـالی کـه SVM بـا حاشـیه بـزرگ خـود، طبقه‌بنـدی دقیـق و مقاوم‌تـری ارائـه می‌دهـد. ایـن روش به‌خصـوص بـرای مجموعـه داده‌هـای کوچک‌تـر کـه CNN به‌تنهـایی ممکـن اسـت بیش‌ازحـد یـاد بگیـرد (Overfitting)، بسیـار مؤثـر اسـت.

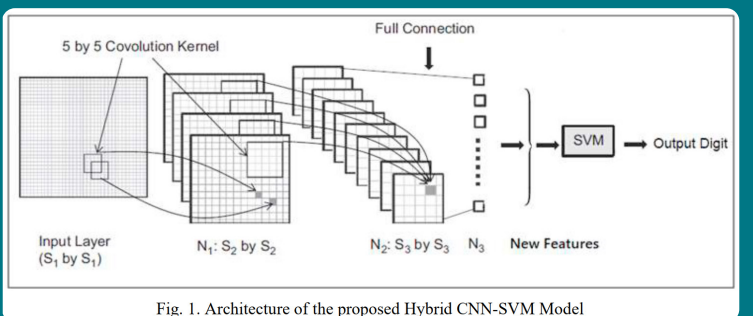


Fig. 1. Architecture of the proposed Hybrid CNN-SVM Model

نتایج عملکرد

مقالـه یـک جـدول مقایسـه‌ای ارائـه می‌دهـد کـه دقـت SVM و CNN-SVM را نشـان می‌دهـد:

گاما	درجه	روش تصمیم‌گیری	دقت آموزش SVM (%)	دقت تست SVM (%)	دقت تست CNN-SVM (%)
1	3	یکی در برابر یکی	97.80	97.52	98.82
1	3	یکی در برابر بقیه	97.38	97.74	98.74
0.1	3	یکی در برابر یکی	97.95	97.85	98.95
0.1	5	یکی در برابر یکی	98.35	97.68	98.88

مـدل CNN-SVM در همـه مـوارد دقـت تسـت بالاتـری (تـا ۹۸,۹۵ درصـد) نسـبت بـه SVM تنهـا (تـا ۹۷,۸۵ درصـد) دارد. دلیـل اصلـی، توانـایی CNN در ارائـه ویژگی‌هـای باکیفیت‌تـر بـه SVM اسـت کـه کار طبقه‌بنـدی را آسـان‌تر می‌کنـد.

معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی، از معیارهای زیر استفاده شده است:

صحت (Precision) = (مثبت‌های درست)/ (مثبت‌های درست + مثبت‌های غلط)

یادآوری (Recall) = (مثبت‌های درست) / (مثبت‌های درست + منفی‌های غلط)

یـک نمـودار پراکنـدگی نشـان می‌دهـد کـه صحـت و یـادآوری بـرای کلاس‌هـای مختلـف (مثـل اعـداد یـا اشیـاء) بیـن ۰,۷۸ تـا ۰,۸۸ اسـت، بـا میانگیـن ۰,۸۸.

برای درک بهتر، چند اصطلاح مهم توضیح داده می‌شود:

ویـژگی (Feature): یـک خصوصیـت قابل‌اندازه‌گیـری از داده، مثـل شـکل یـک حلقـه در عـدد ۸.

هیرپلین: صفحه‌ای در فضای چندبعدی که داده‌ها را جدا می‌کند.

حاشیـه (Margin): فاصلـه بیـن هیرپلیـن و نزدیک‌تریـن داده‌هـا؛ حاشیـه بزرگ‌تـر یعـنی مـدل قوی‌تـر.

Overfitting: وقـتی مـدل بیش‌ازحـد بـه داده‌هـای آموزشی وابسـته می‌شـود و روی داده‌هـای جدیـد خـوب عمـل نمی‌کنـد.

نتیجه‌گیری

مـدل ترکیـبی CNN-SVM یـک رویکـرد قدرتمنـد بـرای طبقه‌بنـدی تصویـر، به‌خصـوص تشـخیص اعـداد دسـت‌نویس، ارائـه می‌دهـد. بـا ترکیـب اسـتخراج ویـژگی پیشـرفته CNN و طبقه‌بنـدی مقـاوم SVM، ایـن مـدل بـه دقـت تسـت ۹۸,۹۵ درصد می‌رسـد، کـه از SVM تنهـا (۹۷,۸۵ درصـد) بهتـر اسـت. مثـال «میـز و تـوپ» نشـان داد کـه ترفنـد هسـته در SVM چگونـه داده‌هـای پیچیـده را قابل‌جداسـازی می‌کنـد. ایـن مـدل بـرای کاربردهـای پـردازش تصویـر، از تشـخیص اعـداد تـا شناسـایی اشیـاء، بسیـار مناسـب اسـت.

نویسنده: شکیبا عربی

بهینه سازی و تشخیص تومور های مغزی با استفاده از هوش مصنوعی و تصاویر MRI

تشخیص و شناسایی زودهنگام تومور های مغزی همانند سایر سرطان‌ها برای اتخاذ اقدامات پیشگیرانه مناسب ، بسیار حیاتی است . هوش مصنوعی در سال های اخیر رشد چشمگیری داشته و در محیط های پیچیده‌ای مانند پزشکی نیز مورد استفاده قرار گرفته است .

هوش مصنوعی به ویژه روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق (DL) ، پیشرفت چشمگیری در تشخیص ، طبقه بندی و ارزیابی تومورهای مغزی داشته‌اند که این روش ها دقتی قابل مقایسه با رادیولوژیست‌های متخصص نشان داده‌اند .

توسعه‌های مختلف در زمینه AI منجر به ایجاد مدل و معماری‌های جدید برای پردازش تصاویر طبیعی شده‌اند . تحقیقات اخیر نشان داده که شبکه های یادگیری عمیق برای طبقه بندی و شناسایی تومور های مغزی نتایج امیدوار کننده‌ای داشته‌اند ، معماری جدیدی به نام cross-Transformer معرفی شده که مبتنی بر مدل‌های توجه (Attention) است و هفت شبکه یادگیری عمیق دیگر نیز برای طبقه بندی و شناسایی تومورها مقایسه شده‌اند .

دیتاست ها شامل BTD ، MRI-D و TCGA-LGG و سه نوع داده MRI شامل T۱W۱ ,Gd-T۱ و FLAIT تحلیل شده است.

معیار های متفاوتی برای ارزیابی عملکرد وجود دارند که ما در اینجا از Accuracy (دقت) ، Sencitivity (حساسیت)، Specificity (ویژگی)، Precision (دقت پیش بینی) ، F۱score استفاده می‌کنیم.

طراحی آزمایش : داده‌های اولیه به نسبت ۸۰ درصد برای آموزش و ۲۰ درصد برای تست تقسیم شده است .

طبقه بندی تومورها به سه نوع (منتژیوما ، گلیوما ، هیپوفیز) انجام شده است و وجود یا عدم وجود تومور نیز بررسی می‌شود که در چهار حالت مختلف بررسی خواهد شد که عبارت اند از بدون استفاده از روش خاص ، استفاده از یادگیری انتقالی، استفاده از افزایش داده ها، ترکیب یادگیری انتقالی و افزایش داده ها

عملکرد مدل ها با معیارهایی ارزیابی شده و نتایج با استفاده از آزمون Kruskal–Wallis مقایسه شده اند.

در جدول پایین هفت شبکه با معیار های ارزیابی مقایسه و نشان داده شده .

Maximum scores achieved by the seven DL neural networks on the test data. BTD data.

Network	F1_score	Accuracy	Sensitivity	Specificity	Precision
InceptionResNetV2	95,39	97,22	96,17	98,15	97,67
InceptionV3	94,85	96,89	97,81	97,43	94,80
DenseNet121	94,82	96,89	96,72	97,66	96,55
Xception	94,59	96,73	96,72	97,87	94,14
ResNet50V2	93,11	95,91	96,17	98,72	93,89
VGG19	74,04	76,76	82,17	100,00	89,29
EfficientNetB7	68,50	76,92	96,15	100,00	100,00

در این جدول سه نوع تومور مغزی با معیار های ارزیابی قابل نمایش است.

Maximum scores achieved by the seven DL neural networks as a function of the three classes.

Class	F1_score	Accuracy	Sensitivity	Specificity	Precision
Pituitary	95,39	97,22	97,81, 8	100,00	100,00
Glioma	93,59	93,94	96,15	100,00	97,67
Meningioma	82,71	92,14	85,92	100,00	100,00

در آموزش و اعتبارسنجی ، دقت حدود ۰/۹۵ و خطا نزدیک به ۰/۱ بود و همچنین در ۳۵ دور (Epoch) نشان داد که مدل میتواند با تعداد کمتری از دور ها به عملکرد بالایی دست یابد.

تحلیل دو کلاس عدم وجود یا وجود تومور :

نتایج نشان داد که توالی‌های مناسب مانند FLAIR و ترکیب یادگیری انتقالی و افزایش داده می‌تواند عملکرد تشخیص تومورها را به طور چشمگیری بهبود بدهد.

تشخیص تومور در مجموعه داده ها :

نتایج نشان می‌دهند که همه شبکه‌ها عملکرد بالایی (بیش از ۹۰٪) دارند:

- نمره F۱ برای آموزش از صفر ۳/۴٪ بهبود یافت.
- استفاده از افزایش داده ۰/۰۱٪ بهبود ایجاد کرد.
- یادگیری انتقالی دقت را بین کلاس‌ها تا ۶٪ افزایش داد.
- ترکیب یادگیری انتقالی و افزایش داده، دقت را تا ۹٪ نسبت به حالت آموزش از صفر افزایش داد.

زمان آموزش مدل‌ها :

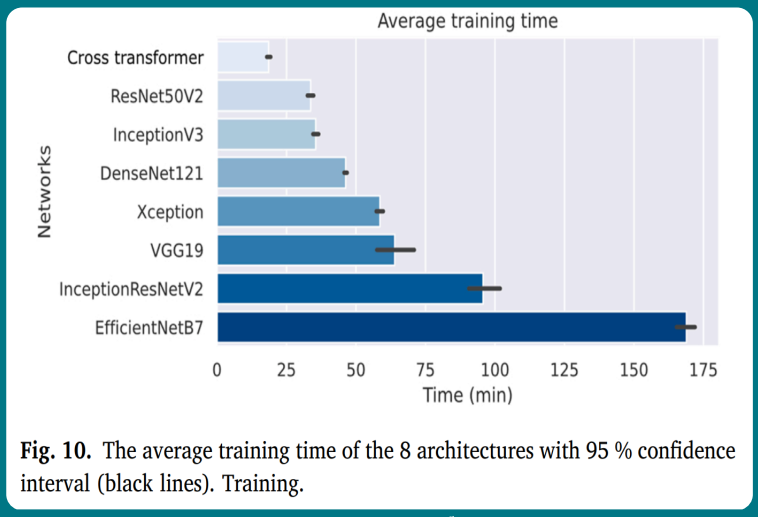


Fig. 10. The average training time of the 8 architectures with 95 % confidence interval (black lines). Training.

مدل Cross-Transformer کارآمدترین مدل از نظر زمان آموزش بود. این مدل به طور میانگین ۱۸ دقیقه برای آموزش ۵۰ دوره با حدود ۳۰۰۰ تصویر زمان نیاز داشت. مدل InseptionResNetV۲ ، پنج برابر و EfficientNetB۷ نه برابر بیشتر از cross-Transformer زمان نیاز داشت

در نتیجه :

- مدل Cross-Transformer از نظر زمان آموزش و کارایی عملکرد بهتری داشت.
- توالی FLAIR به عنوان بهترین گزینه برای تشخیص تومورهای مغزی تأیید شد.
- مدل‌های پیشنهادی می‌توانند به طور مؤثر در تشخیص پزشکی استفاده شوند و بهره‌وری را افزایش دهند.

نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی پیشرفته می‌توانند به‌طور مؤثری در تشخیص و طبقه‌بندی تومورهای مغزی استفاده شوند. توالی FLAIR برای تشخیص تومور بسیار مناسب است و مدل Cross-Transformer علاوه بر دقت بالا، زمان آموزش کوتاه‌تری دارد که آن را به گزینه‌ای مناسب برای کاربردهای پزشکی تبدیل می‌کند. این دستاوردها مسیر روشنی برای توسعه سیستم‌های خودکار دقیق‌تر و کاربردهای بالینی فراهم می‌کند.

آزمون های آماری :

Table 5
P-value evaluated between the seven different neural networks using the Kruskal-Wallis test. Classification of the three types of tumors.

p-value								
Networks		1	2	3	4	5	6	7
InceptionResNetV2	1	1,00	0,00	**0,77**	0,01	0,00	0,00	0,00
InceptionV3	2	0,00	1,00	0,00	0,00	**0,19**	0,00	0,00
DenseNet121	3	**0,77**	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Xception	4	0,01	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
ResNet50V2	5	0,00	**0,19**	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
VGG19	6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	**0,11**
EfficientNetB7	7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	**0,11**	1,00

بیشترین تعداد توزیعات مشابه با سایر شبکه ها را ResNet۵۰V۲ نشان داد.

با بررسی و مقایسه هشت شبکه عصبی از جمله Cross-transformer با سه نوع توالی تصویر به این نتیجه رسیدیم که مدل InceptionResNetV۲ با توالی FLAIR بهترین عملکرد را داشت.

- توالی FLAIR در تشخیص تومورها برای بیشتر شبکه‌ها موفق‌ترین بود و این روند برای متریک‌های دقت و نمره F۱ نیز صادق بود.

تحلیل مدل با آزمون kruskal wallis :

مدل InceptionResNetV۲ بالاترین کارایی را در تشخیص تومورهای مغزی داشت. این مدل در مقایسه با اکثر شبکه‌ها تفاوت آماری معنی‌داری نشان داد، اما با مدل Xception شباهت بیشتری داشت (p-value برابر ۰/۰۷)

توالی FLAIR برای اکثر شبکه‌ها تفاوت آماری معنا داری داشت، به جز مدل‌های EfficientNetB۷ و VGG۱۹.

عملکرد مدل InceptionResNetV۲ :

- دقت آموزش و اعتبارسنجی با گذر زمان افزایش یافت و به بالای ۰/۹ رسید.
- خطا برای آموزش و اعتبارسنجی کاهش یافتند و به حدود ۰/۵ همگرا شدند.
- اعتبارسنجی بهتر از آموزش بود، اما برای بهبود عملکرد مدل ممکن است به تعداد بیشتری از دوره‌ها (epochs) نیاز باشد.

عملکرد مدل Cross-Transformer :

- این مدل دقت بالایی نشان داد، که پس از افزایش تعداد دوره‌ها به بیش از ۰/۹ رسید.
- با این حال، پس از ۴۰ دوره ، دقت اعتبارسنجی کمتر از دقت آموزش شد که نشان‌دهنده آموزش بیش از حد است.
- خطا نیز مقدار کمی داشت، اما از دوره ۲۵ به بعد، اعتبارسنجی مقادیر بیشتری نسبت به آموزش نشان داد که باز هم نشان‌دهنده آموزش بیش از حد است.

نویسنده: زهرا انارکی

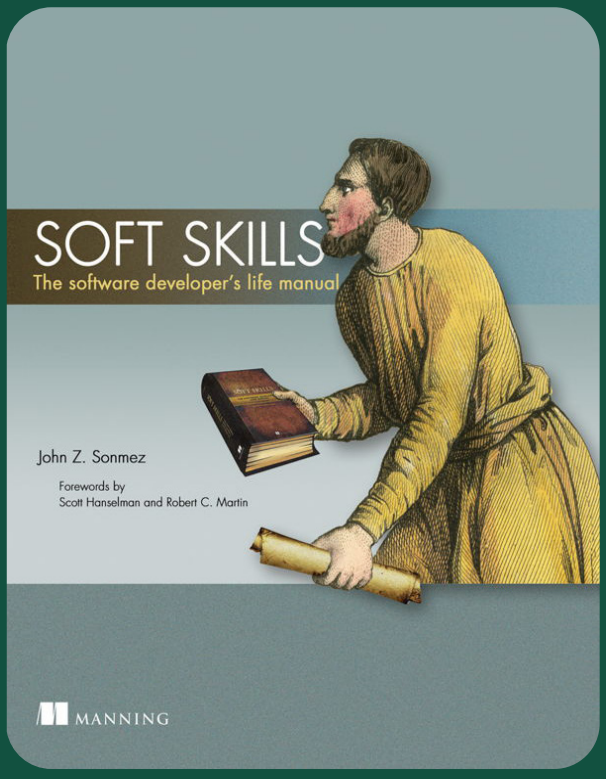
معرفی کتاب جذاب و کاربردی در حوزه علوم کامپیوتر

اولین کتابی که به ذهنم رسید تا به شما علاقه مندان حوزه علوم کامپیوتر معرفی کنم کتابی در مورد میزان اهمیت مهارت‌های نرم برای مهندسان نرم افزار بود. تقریبا همه‌ی ما می دانیم که علاوه بر مهارت‌های برنامه نویسی که لازم و ضروری است همه تا حدودی از آن برخوردار باشیم، داشتن روحیه‌ی کار تیمی، اشتیاق به یادگیری مستمر و همچنین ارتباط گیری موثر با افراد از ارزش بالایی برخوردار است. در ادامه نام و توضیحاتی در مورد کتاب مورد نظرم به شما خواهم داد:

Soft Skills: The Software Developer's Life Manual

نوشته: John Z. Sonmez

سونمز، با تجربه‌ی سال‌ها فعالیت در حوزه‌ی برنامه نویسی در این کتاب سعی کرده است از کد زدن و الگوریتم نوشتن کمی فراتر رود و به سوالاتی مانند اینکه: چطور یک توسعه دهنده‌ی موفق باشیم؟ یا چطور رشد کنیم، تاثیرگذار باشیم و در عین حال نیز تعادل را حفظ کنیم؟ می‌پردازد.



ساختار کتاب این گونه است که در ۷ بخش اصلی به موضوعات زیر می‌پردازد:

۱- Career (شغل):

چطور یک مسیر شغلی موفق بسازیم، چگونه در مصاحبه‌ها بدرخشیم و شغل مناسب خود را پیدا کنیم؟

۲- Marketing yourself (بازاریابی خودمان):

اهمیت برندسازی شخصی برای توسعه‌دهندگان و راهکارهایی برای دیده‌شدن در جامعه‌ی فناوری.

۳- Productivity (بهره وری):

تکنیک‌هایی برای مدیریت زمان، تمرکز، کار عمیق و غلبه بر اهمال‌کاری

۴- Learning (یادگیری):

چه روش‌های یادگیری مؤثر، غلبه بر فراموشی و حفظ مهارت‌ها در دنیای متغیر فناوری وجود دارد؟

۵- Financial (مالی):

مفاهیم ابتدایی سرمایه‌گذاری، پس‌انداز و استقلال مالی برای متخصصان فناوری.

۶- Fitness (تناسب اندام):

چرا سلامت جسمی برای برنامه‌نویسان مهم است و چطور آن را حفظ کنیم؟

۷- Spirit (ذهنیت):

نقش طرز فکر یک توسعه دهنده در پیشرفت شغلی، یادگیری مداوم و غلبه در چالش های حرفه ای.

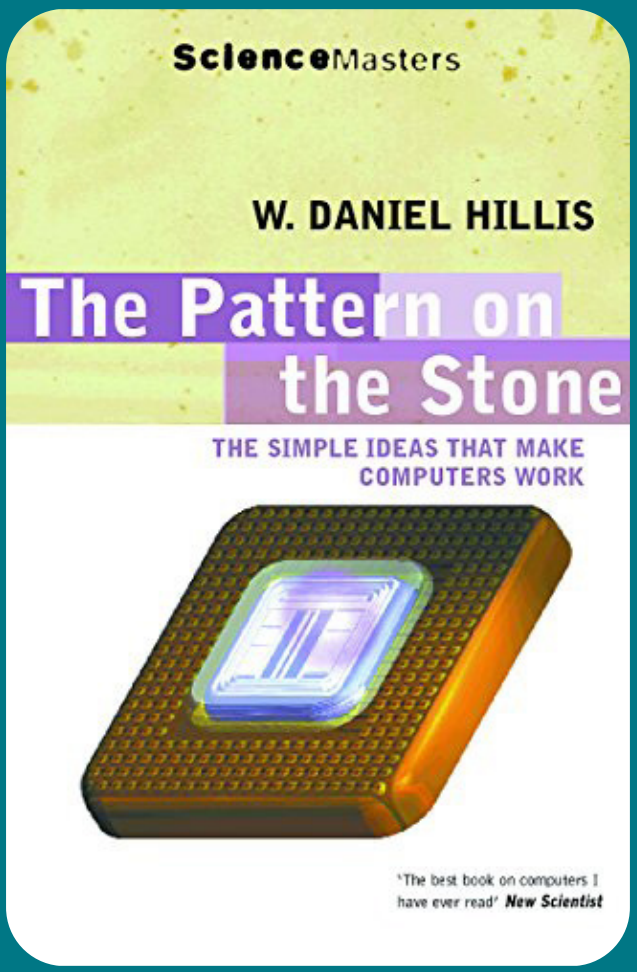
نثر سونمز ساده، خودمانی و بر پایه‌ی تجربیات واقعی خودش است. او به عنوان یک توسعه‌دهنده، مربی و کارآفرین، از چالش‌های شخصی و حرفه‌ای‌اش می‌گوید و با زبانی صادقانه وجذاب، مخاطب را همراهی می‌کند.

همچنین اگر علاقه مند به خواندن ترجمه‌ی این کتاب به زبان فارسی هستید و یا مانند من به مطالعه از روی PDF اعتقادی ندارید هم نگران نباشید، این کتاب توسط آقای ابراهیم نقیب‌زاده‌مشایخ ترجمه گردیده و می توانید نسخه‌ی فیزیکی آن را خریداری کنید.

روایتی ساده از دنیای کامپیوترها

کتاب دوم:
The Pattern on the Stone: The Simple Ideas That Make Computers Work
نوشته‌ی W. Daniel Hillis

دومین کتاب که به نظرم روایت بسیار ساده و جذاب برای فهم مفاهیم ماشین ها را دارد و مناسب دانشجویان تازه ورود به این رشته یا عموم علاقه مندان رشته‌مان است کتابی ست که بالاترنامش را آوردم. این کتاب در سال ۱۹۹۸ به زبان انگلیسی نوشته شد. نویسنده، W. Daniel Hillis بنیان‌گذار شرکت Thinking Machines بود که در دهه ۸۰ و ۹۰ از پیشروترین شرکت‌های سازنده‌ی کامپیوترهای موازی بود. او همچنین سابقه همکاری با MIT، Disney و The Long Now Foundation را دارد. دانش او صرفاً نظری نیست، بلکه در عمل سیستم‌هایی ساخته که دیدگاهش را اثبات کرده‌اند.



اگر بخواهم از دلایلی که این کتاب را برای من خاص کرده صحبت کنم اولین و مهم ترین دلیلم خوشخوان بودن و نترسیدن از پیچیدگی ها در این کتاب است. کتاب تفکر عمیق را پرورش می دهد و حتی اگر برنامه نویس نباشید و یا چیزی از آن ندانید، تصویری دقیق تر از چیستی آن در ذهن خواهید داشت.

کتاب ساختار منسجم و کوتاهی داشته و شاید اگر آدم متوسط یا حتی کند خوانی هم باشید حدودا یک روزه آن را تمام کنید. فصل های ابتدایی کتاب در مورد اینکه دکمه های روشن و خاموش چگونه کار می‌کنند و منطق دیجیتال پشت آنها چیست می‌گوید: نویسنده با چراغ قوه و کلید برق شروع می‌کند. از همین سادگی، وارد بحث منطق بولی می‌شود: چگونه «روشن» و «خاموش» می‌توانند تبدیل به صفر و یک شوند و این دوتایی‌ها چه کارهای بزرگی می‌توانند انجام دهند.

در میانه‌ی کتاب در مورد مدار های منطقی و حافظه و همچنین ماشین تورینگ و ایده‌ی محاسبه پذیری می خوانیم. او با یک معرفی ساده از ماشین تورینگ، این ایده را مطرح می‌کند که چرا بعضی مسائل را می‌توان حل کرد و بعضی‌ها ذاتاً حل‌ناپذیرند. اینجا مرز علوم کامپیوتر با فلسفه روشن می‌شود.

در پایان کتاب کم کم متوجه می‌شویم که در واقع گفتن قدم به قدم کارها به یک ماشین ساده و اعمال دستورات روی داده ها چیزی جز برنامه نویسی و الگوریتم نیست. همچنین Hillis وارد دنیای پیچیده تری می‌شود مثلا اینکه: چرا پردازنده‌ها باید چندوظیفه‌ای شوند، چالش‌های تفکر موازی چیست، و در نهایت، آیا ماشین‌ها می‌توانند واقعاً یاد بگیرند؟

دیستروتاک

اولین ایونت لینوکسی دانشکده علوم کامپیوتر

برگزاری اولین رویداد لینوکسی دانشکده علوم کامپیوتر «Distro Talk»

اولین ایونت تخصصی «Distro Talk» با محوریت آشنایی با توزیع‌های لینوکس و گفت‌وگو پیرامون آنها، روز دوشنبه ۱ اردیبهشت‌ماه ۱۴۰۴ توسط انجمن علمی علوم کامپیوتر دانشگاه سمنان در تالار خیام دانشکده علوم پایه برگزار شد. این رویداد با استقبال چشمگیر دانشجویان علاقه‌مند به حوزه نرم‌افزارهای متن‌باز و سیستم‌عامل لینوکس همراه بود.

در این برنامه، ابتدا دکتر کیمیا پیوندی؛ استاد مشاور انجمن علمی علوم کامپیوتر درمورد دیستروتاک، برنامه‌های انجمن علمی و اهداف آنها توضیحاتی دادند. سپس سخنرانی دانشجویان علوم کامپیوتر آغاز شد. شکل گیری لینوکس و تاریخچه آن و همچنین معرفی Ubuntu توسط سید مهدی اسماعیل زاده رستمی مطرح گردید. در ادامه آرش جعفرپور فوزی به معرفی مفهوم GUI و نقش آن‌ها در شخصی‌سازی محیط کاربری پرداختند. کیوان صحافی توزیع Nix را معرفی کرده و ویژگی‌های منحصربه‌فرد آن را برای شرکت‌کنندگان توضیح دادند و در پایان، نوید مافی تجربه‌های خود را در استفاده از توزیع Arch Linux به‌اشتراک گذاشتند و ویژگی‌های حرفه‌ای این توزیع قدرتمند را معرفی کردند.

در انتهای این رویداد، مسابقه‌ی Capture The Flag (CTF) با عنوان SCS CTF: Day Zero نیز برگزار شد که با استقبال دانشجویان همراه بود. شرکت‌کنندگان با حل چالش‌های متنوع امنیتی در فضایی رقابتی و آموزنده در ۱۱ مرحله، مهارت‌های خود را در زمینه امنیت سایبری محک زدند.

آیین ناب و نماد تقدیر از دانشجویان دانشکده علوم کامپیوتر

انجمن علمی علوم کامپیوتر دانشگاه سمنان به دانشجویان این رشته که در مراسم آیین ناب و نماد، در روز چهارشنبه ۱۰ اردیبهشت ۱۴۰۴ در تالار خیام دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر، مورد تقدیر قرار گرفتند، صمیمانه تبریک می‌گوید.

آقای نوید مافی به پاس قبولی در المپیاد علمی دانشجویی، آقای رامتین طریک به دلیل منتخب شدن در طرح راد، آقای محمدمهدی عباسی به عنوان سرآمد فرهنگی و آموزشی، و خانم فاطمه جدیدی به عنوان دانشجوی نمونه سال ۱۴۰۳، افتخارآفرین شدند.

هوش مصنوعی: دنیای نوین فناوری، سال اول، شماره ۱، بهار ۱۴۰۴

انیاک

نشریه انجمن علمی علوم کامپیوتر دانشگاه سمنان

اولین نسخه از نشریه انیاک را بخوانید...

Semnan Computer Science
انجمن علمی علوم کامپیوتر سمنان