# فصل اول: کلیات تحقیق

## مقدمه

## تعریف مساله

## اهمیت مساله

## سابقه تحقیق

## فرضیه ها و اهداف پژوهش

## ساختار پژوهش

# فصل دوم: مرور ادبیات و کارهای انجام شده

## مقدمه

در این فصل به مرور تحقیقات گذشته در حوزه شبیه سازی کامپیوتری نور ساختمان برای بهبود کیفیت بصری کاربران و سرعت بخشیدن به اینگونه شبیه سازی‌ها پرداخته می‌شود. با توجه به نیاز معماران و طراحان ساختمان به منظور بررسی کیفیت و کمیت نور در فضاهای طراحی شده، برای بهینه سازی فضا در استفاده از نور طبیعی به جهت افزایش بهره‌وری در مصرف انرژی، بالا بردن کارایی فضا، بهبود کیفیت فضایی و همچنین سلامت و آسایش افراد، نیاز به ابزاری برای شبیه سازی فضا وجود دارد. روش‌ها و معیارهای متنوعی برای سنجش و شبیه سازی نور در ساختمان وجود دارد، که هر یک، میزان اطلاعات متفاوتی را در اختیار معماران قرار می‌دهد، همچنین، بدیهی است که میزان محاسبات لازم برای بدست آوردن هر یک، متفاوت است. این روش‌ها را می‌توان به دو دسته اصلی تقسیم کرد، این دو دسته عبارتند از:

* روش مبتنی بر روشنایی
* روش مبتنی بر درخشندگی

روش مبتنی بر روشنایی اغلب به منظور تعیین پتانسیل صرفه جویی در مصرف انرژی در بازه زمانی یک سال بکار می‌رود. در صورتی که روش مبتنی بر درخشندگی به منظور مطالعه تاثیر محیط بر انسان بکار می‌رود. در بخش بعدی به شرح این دو دسته پرداخته خواهد شد.

## شبیه سازی نور در ساختمان و سنجش آن: کیفیت و کمیت نور

### روش مبتنی بر روشنایی

تعریف روشنایی، مقدار شار نوری تابیده شده بر واحد سطح[[1]](#footnote-1) است. شار نوری مقدار انرژی امواج قابل رویت نور است که در همه جهات تابیده می‌شود. از این اطلاعات، فقط (کمیت) میزان وجود نور بر یک سطح یا شی مشخص، برداشت می‌شود. [[[2]](#endnote-1)] این روش، نسبت به روش دیگر، نیازمند محاسبات کامپیوتری به مراتب کمتری می‌باشد به همین خاطر، دسترسی به این معیارها، توسط معماران، آسان‌تر و سریع‌تر می‌باشد. همچنین معیارهای تایید شده برای ارزیابی نور ساختمان توسط انجمن مهندسی روشنایی[[3]](#footnote-2) در استاندارد LM-83، Spatial daylight autonomy و Annual sunlight exposure می‌باشد. که هر دو این معیار از روش مبتنی بر روشنایی حاصل می‌شوند. معیار اول برای تعیین کفایت نور روز در طول سال است و معیار دوم برای تعیین ریسک عدم آسایش بصری افراد به دلیل وجود نور زیاد در طول سال می‌باشد. هر چند که در این استاندارد، به بررسی معیارهای دیگری برای ارزیابی جوانب دیگری از خصوصیات نوری فضا مانند: یکنواختی یا کنتراست نوری موجود در فضا و سنجش احتمال وقوع خیرگی، تاکید شده است.[[[4]](#endnote-2)] از آنجایی که خیرگی، میزان عدم آسایش بصری ایجاد شده در فرد به خاطر وجود نور زیاد یا کنتراست زیاد نوری در زاویه دید فرد است، این پدیده فقط به مقدار روشنایی آن نقطه بستگی نداشته، بلکه به نحوه توزیع روشنایی در زاویه دید فرد نیز بستگی دارد. پس به روشی برای سنجش توزیع نور از دید افراد نیاز داریم. [[[5]](#endnote-3)]

### روش مبتنی بر درخشندگی

تعریف درخشندگی، شدت نور بر واحد سطح[[6]](#footnote-3) است. شدت نور نیز عبارت‌ است از انرژی امواج نور تابیده شده از یک جهت خاص بر واحد زاویه فضایی[[7]](#footnote-4) [1] این روش نسبت به روش قبل نیازمند محاسبات کامپیوتری بسیار بیشتری می‌باشد. که این امر باعث غیر قابل دسترس بودن امکان ارزیابی فضا با کمک این روش، بخصوص در بازه های زمانی بلند مدت مانند یک سال، شده است. اگرچه این روش اطلاعات بسیار مفیدتر و بیشتری را، مانند توزیع درخشندگی در زاویه دید هر فرد، برای ارزیابی کیفیت بصری و بررسی کیفیت فضایی در قالب تصویر، در اختیار معماران قرار می‌دهد.

### پیشبینی آسایش بصری افراد

تاکنون تحقیقات زیادی به منظور پیشبینی آسایش بصری افراد انجام شده است. و شاخص های زیادی برای تعیین احتمال وقوع خیرگی برای کاربران بوجود آمده است. اما شاخصی که بهترین عملکرد را در پیشبینی وقوع یا عدم وقوع خیرگی دارد، شاخص DGP می‌باشد. فرمول این شاخص، از دو بخش اصلی تشکیل شده است که یکی از روش مبتنی بر روشنایی و دیگری از روش مبتنی بر درخشندگی، برای پیشبینی استفاده می‌کند. بخش اول با تنها محاسبه مقدار روشنایی عمودی[[8]](#footnote-5) موجود در سطح چشم، می‌تواند وجود خیرگی به دلیل وجود نور بیش از اندازه را شناسایی کند و بخش دوم با داشتن اطلاعات توزیع نور، می‌تواند با شناسایی منابع خیرگی، اندازه زاویه فضایی این منابع و مکان قرارگیری آنها در زاویه دید، وقوع خیرگی را پیشبینی کند. [3-[[9]](#endnote-4)]

معادله 1

فرمول این شاخص در معادله 1 آمده است. در این فرمول، ، مقدار روشنایی عمودی، درخشندگی منبع خیرگی، زاویه فضایی آن و ، وزن تخصیص داده شده به هر منبع خیرگی بر اساس قرار گیری آن در زاویه دید می‌باشد.

هر فضای طراحی شده می‌تواند شامل نقاط زیادی باشد که نیاز به بررسی کیفیت بصری، به دلیل امکان وقوع خیرگی، در آنها وجود داشته باشد. همچنین شرایط نوری در هر کدام از این نقاط در هر ساعت سال، بخاطر تغییر وضعیت آسمان و حرکت خورشید، متفاوت خواهد بود. بنابراین این ارزیابی باید در تمام ساعات سال در این نقاط انجام شود. اما محاسبات روش مبتنی بر درخشندگی، به دلیل زمان‌بر بودن، سد بزرگی را بر روی معماران، برای ارزیابی نور فضای طراحی شده، ایجاد خواهد کرد. در قسمت های آینده به روش های استفاده شده در تحقیقات اخیر برای سرعت بخشیدن به اینگونه محاسبات پرداخته خواهد شد.

### رادیانس، نرم افزار شبیه سازی نور

به منظور تولید نقشه های درخشندگی[[10]](#footnote-6)، برای این تحقیق از نرم افزار رادیانس[[11]](#footnote-7) استفاده شد. رادیانس یک دنباله از نرم افزارهای[[12]](#footnote-8) معتبر شبیه سازی نور در معماری است. که بر روی سیستم عامل های: Unix, Linux, Max OS X و Windows موجود است. این بسته، شامل نرم افزارهای زیادی برای ساخت هندسه فضا، ترجمه هندسه از نرم افزار های CAD، ساخت ماتریس نوری آسمان، ردگیری اشعه های نور[[13]](#footnote-9)، پردازش تصویر و غیره می‌باشد. [[[14]](#endnote-5)]

#### ساختار نرم افزار و گردش داده در رادیانس برای شبیه سازی

یک شبیه سازی نوری معمولی در نرم افزار رادیانس با ساخت هندسه فضای طراحی شده در یک نرم افزار CAD آغاز می‌شود. سپس این هندسه تعریف شده با کمک تابعی در همان نرم افزار یا با کمک یکی از نرم افزارهای موجود در بسته رادیانس، به فایل شرح صحنه[[15]](#footnote-10) رادیانس ترجمه می‌شود. سپس کاربر می‌تواند مصالح، الگوها و بافت های[[16]](#footnote-11) موجود در این فایل ایجاد شده را تغییر داده یا اصلاح کند. حال نوبت به تعریف منابع نوری یعنی آسمان، می‌رسد. با استخراج اطلاعات آسمان هر ساعت از سال از فایل آب و هوایی منطقه[[17]](#footnote-12) مورد نظر، می‌توان با کمک نرم افزارهای موجود در بسته رادیانس، ماتریسی از درخشندگی آسمان ساخت. در این مرحله با کمک نرم افزار Oconv موجود در بسته رادیانس، فایل شرح صحنه، مصالح و منابع نوری در فایلی با ساختار داده درخت هشت تایی،[[18]](#footnote-13) گردآوری می‌شود. سپس با تعریف زاویه دید و پارامترهای کیفیت شبیه سازی، با کمک نرم افزار rpict، رادیانس با ردگیری اشعه های نور، تصویر مورد نظر را شبیه سازی می‌کند. [5]

بسته رادیانس، شامل پارامترهای زیادی برای تعیین کیفیت شبیه سازی نور می‌باشد که می‌توان با توجه دقت مورد نظر و هندسه مدل شده، این پارامترها را برای رسیدن به بهترین نتایج در کیفیت تصویر شبیه سازی شده، تغییر داد. یکی از این پارامترها، تعداد بازتاب های اشعه‌های نور در محاسبات ردگیری نور آن است. این پارامتر به صورت مخفف ab، (ambient bounce) تعریف شده است. بدیهی است که هر چه این پارامتر به مقدار بالاتری تعیین شود، نتایج شبیه سازی دقیق‌تر و واقعی‌تر خواهند بود از طرف دیگر، زمان لازم برای محاسبات به شدت بالاتر خواهد رفت. اگر این برای شبیه سازی، این مقدار، صفر تعیین شود، نرم افزار، فقط برخورد اولین اشعه نور را با سطوح، محاسبه خواهد کرد و هیچ بازتابی از این اشعه‌های نور، محاسبه نخواهند شد. در تصویر حاصل، غیر از وجود تابش مستقیم خورشید در فضا، چیزی مشهود نخواهد بود و تمام پیکسل های تصویر، سیاه می‌باشند. اگر چه محاسبات این گونه شبیه سازی، به شدت سریع خواهد بود.

### روش های انجام شده برای سرعت بخشیدن به شبیه سازی

به منظور کاهش زمان مورد نیاز برای محاسبات شبیه سازی های ذکر شده و ایجاد دسترسی بیشتر معماران به آن، در تحقیقات اخیر، دو روش کارآمد به کار گرفته شده است. در یک تحقیق، محاسبات رادیانس، بر روی واحد پردازش گرافیکی[[19]](#footnote-14) پیاده سازی شده و با کمک توانایی پردازش موازی کارت‌های گرافیک، سرعت محاسبات، بین 16 تا 44 برابر شد. در تحقیقی دیگر، به جای محاسبه نقشه های درخشندگی، از یک زاویه دید، در کل سال، با شبیه سازی فقط 5 درصد از این تصاویر، با کمک یادگیری عمیق،[[20]](#footnote-15) موفق به تولید تصاویر دیگر در طول سال شد.

#### Accelerad

پردازش موازی در محاسبات رد گیری نور یکی از کارآمد ترین روش ها برای کاهش زمان مورد نیاز شبیه سازی است، آن هم به این دلیل که محاسبات هر اشعه اولیه نور،[[21]](#footnote-16) مستقل از محاسبات اشعه های اولیه دیگر موجود در صحنه می‌باشد.[5] هدف کارت های گرافیک محاسبات موثر و سریع اعمال ماتریسی به منظور دستکاری سریع تصاویر می‌باشد. از این رو، این سخت افزار دارای ساختاری موازی برای محاسبات می‌باشد. بنابراین کارت گرافیک، به طرز موثرتری، موفق به انجام اینگونه محاسبات، خواهد شد.

در این تحقیق، محاسبات رادیانس بر روی کارت های گرافیک انویدیا[[22]](#footnote-17) با کمک موتور ردگیری نور Optix پیاده سازی شد. و به این ترتیب، سرعت محاسبات در روش مبتنی بر درخشندگی برای تولید تصاویر HDR،[[23]](#footnote-18) بین 16 تا 44 برابر نسبت به بسته رادیانس افزایش پیدا کرد. این بسته نرم افزاری، همانند بسته رادیانس، برای شبیه سازی نور، معتبر بوده و برای استفاده آزاد، با منبع باز، در دسترس عموم قرار گرفته است. منتها آخرین نسخه ارائه شده از این نرم افزار، نسخه بتا بوده و همچنان شامل مشکلاتی می‌باشد.[[[24]](#endnote-6)-[[25]](#endnote-7)-[[26]](#endnote-8)]

#### Neural Daylighting

در این تحقیق با طراحی یک مدل یادگیری عمیق، برای رگرسیون هر پیکسل در تصاویر HDR حاصل از نقشه های درخشندگی و تربیت این مدل بر روی فقط 200 تصویر مبتنی بر درخشندگی شبیه سازی شده توسط رادیانس، از یک زاویه دید از یک سال، (5 درصد بازه زمانی یک سال در روز) موفق به پیشبینی باقی تصاویر در طول سال از همان زاویه دید شد. روند تربیت این مدل یادگیری عمیق، 30 دقیقه بر روی یک کارت گرافیک انویدیا GTX 1080 تایتان،[[27]](#footnote-19) زمان برد. بعد از تربیت مدل، پیشبینی و تولید هر تصویر شبیه سازی نشده توسط این مدل، فقط 0.1 ثانیه زمان می‌برد. [[[28]](#endnote-9)-[[29]](#endnote-10)]

### بررسی خیرگی با کمک تصاویر شبیه سازی شده

یکی دیگر از نرم افزارهای موجود در بسته رادیانس، نرم افزار Evalglare می‌باشد. این نرم افزار، به عنوان ورودی تصویر HDR مبتنی بر درخشندگی را دریافت کرده و شاخص های خیرگی را همانند: DGP, DGI, UGR, VCP و غیره را بر روی آن تصویر، محاسبه می‌کند. [[[30]](#endnote-11)]

## یادگیری ماشین و شبکه های عصبی[[31]](#footnote-20)

شبکه های عصبی، یک روش خاص از یادگیری ماشین هستند. دلیل نام گذاری این روش نیز آن است که برای ابداع این روش، از علم عصب شناسی الهام گرفته شده‌است. هدف این الگوریتم‌ها، تخمین زدن یک تابع به ازای ورودی می‌باشد. به طور مثال، در یک مساله رگرسیون،[[32]](#footnote-21) با تابع: وظیفه این الگوریتم، تبدیل ورودی به مقدار می‌باشد. در یک شبکه پیش‌خور،[[33]](#footnote-22) یک تابع به صورت تعریف می‌شود. و پارامتر(های) را به نحوی که این تابع به بهترین شکل ممکن، تابع را تخمین بزند، فرا می‌گیرد. [[[34]](#endnote-12)]

### نحوه کارکرد

نحوه کارکرد این الگوریتم‌ها، می‌توان به دو بخش پیشبینی و یادگیری تقسیم کرد. که در ادامه به شرحی از این دو بخش پرداخته خواهد شد.

#### پیشبینی

همانطور که اشاره شد، هدف یک شبکه پیش‌خور، تخمین زدن یک تابع به ازای ورودی می‌باشد. به این شبکه ها، پیش‌خور اطلاق می‌شود، از آنجا که ورودی ، وارد تابع شده و از محاسبات کامپیوتری در میانه این الگوریتم عبور کرده و در نهایت به تبدیل شده است و در این نقطه هیچ اتصالی برای بازگشت اطلاعات حاصل به داخل این شبکه وجود ندارد. و همینطور به این الگوریتم‌ها، شبکه نیز گفته می‌شود، دلیل آن نیز در این مساله است که ساختار این روش از روی هم قرار گرفتن تعداد متعددی از توابع مختلف شکل گرفته است. هر شبکه عصبی با یک گراف ناچرخه‌ای،[[35]](#footnote-23) که مشخص می‌کند که توابع مختلف تشکیل دهنده شبکه، چگونه در کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند. به طور مثال: یک شبکه را با 3 تابع متفاوت ، و که به صورت زنجیروار به یکدیگر متصل شده‌اند تا شبکه عصبی تولید شود را در نظر بگیرید. ساختار این شبکه به این صورت خواهد بود: . این ساختار زنجیره‌ای، مرسوم ترین ساختار شبکه های عصبی می‌باشند. در این حالت، ، لایه اول، ، لایه دوم و به همین صورت ، لایه سوم این شبکه خواهد بود. در نهایت طول این زنجیره، نشانگر عمق این شبکه عصبی می‌باشد. همچنین به لایه نهایی شبکه: ، لایه برونداد[[36]](#footnote-24) نیز اطلاق می‌شود.[12]

#### یادگیری

طبق مثالی که قبل تر بیان شد، هدف ما طراحی یک شبکه عصبی به طوری است که به بهترین حالت ممکن، تابع را تخمین بزند. داده های یادگیری، ارزیابی شده در نقاط مختلف دامنه این تابع می‌باشند. هر داده یادگیری یک جفت و مقدار حاصل از آن می‌باشد. در نتیجه هر داده یادگیری، مشخص می‌کند که در هر نقطه ورودی ، خروجی این شبکه عصبی، باید چه مقداری باشد: مقداری نزدیک به . این داده‌ها به صورت مستقیم، رفتار لایه های میانی شبکه را معین نمی‌کنند. این، الگوریتم یادگیری است که چگونگی استفاده از این لایه ها را برای تولید مقادیر مطلوب برای یافتن بهترین حالت تخمین زدن تابع ، مشخص می‌کند. به این لایه‌ها، لایه های پنهان،[[37]](#footnote-25) گفته می‌شود.

قسمت یادگیری شبکه عصبی را به طور دقیق تر می‌توان، یادگیری پارامترهای در هر لایه، بیان کرد. قبل از شروع یادگیری، این پارامترها به صورت تصادفی تعریف شده و دسته[[38]](#footnote-26) اول از داده های یادگیری به تابع پیش‌خور داده شده و مقادیر برونداد آن با مقادیر مورد انتظار، یعنی ، مقایسه می‌شوند. برای مقایسه این مقادیر با یکدیگر، از یک تابع زیان،[[39]](#footnote-27) استفاده می‌شود. این تابع، می‌تواند بر اساس مساله مورد نظر، شکل های متفاوتی داشته باشد. یکی از مرسوم‌ترین توابع برای یافتن مقدار زیان، تابع مربع خطای میانگین،[[40]](#footnote-28) می‌باشد. و فرمول این تابع به صورت معادله 2 می‌باشد.

معادله 2

بعد از این، تربیت شبکه عصبی، تبدیل به یک مساله بهینه یابی، یعنی به حداقل رساندن[[41]](#footnote-29) تابع زیان با انتخاب بهینه ترین پارامترهای به ازای هر ورودی در داده های یادگیری. به این منظور، با به دست آوردن مشتق ضمنی[[42]](#footnote-30) هر پارامتر در هر لایه شبکه نسبت به تابع زیان و با کمک روش گرادیان کاهشی[[43]](#footnote-31) به منظور تغییر هر پارامتر به سمت مقدار بهینه آن، می‌توان به تربیت این شبکه پرداخت. در این بخش برای تربیت شبکه، دقیقا مسیر معکوس شبکه برای پیش‌بینی، اتخاذ می‌شود یعنی، مقادیر گرادیان، از انتهای شبکه، با کمک قانون زنجیره‌ای،[[44]](#footnote-32) تا هر پارامتر تا لایه اول محاسبه می‌شود. به این روش اصطلاحا پس انتشار[[45]](#footnote-33) گفته می‌شود.[12]

### انواع معماری

#### معماری ساده

#### معماری استفاده شده در مقاله پیشین

معماری استفاده شده در مقاله Neural daylighting، [9] یک معماری شبه زنجیروار می‌باشد. به این صورت که هر بردار ورودی را به دو بخش تقسیم کرده و هر بخش را به صورت جداگانه به توابع متفاوتی در شبکه عصبی وارد می‌کند، سپس بعد از الحاق[[46]](#footnote-34) نتایج خروجی این دو تابع، آن را به لایه دیگری از شبکه وارد می‌کند و سپس اطلاعات حاصل وارد لایه برونداد شده و از این طریق، شبکه پیشبینی را انجام می‌دهد. معادله این شبکه را می‌توان به صورت معادله 3 نشان داد

معادله 3

#### معماری کانولوشنی[[47]](#footnote-35)

#### معماری شبکه UNet

## نتیجه گیری

# فصل سوم: روش پیشنهادی

# منابع

1. Luminous flux per unit area [↑](#footnote-ref-1)
2. IES Samuel Mills, AIA, *Fundamentals of Architectural Lighting*, *Journal of Chemical Information and Modeling*, 2013, liii. [↑](#endnote-ref-1)
3. Illuminating engineering society [↑](#footnote-ref-2)
4. I E S Lm-, ‘IESNA - 2012 - Approved Method IES Spatial Daylight Autonomy (SDA) and Annual Sunlight Exposure (ASE).Pdf’. [↑](#endnote-ref-2)
5. J. A. Jakubiec and C. F. Reinhart, ‘The ’Adaptive Zone’-A Concept for Assessing Discomfort Glare throughout Daylit Spaces’, *Lighting Research and Technology*, 44.2 (2012), 149–70 <https://doi.org/10.1177/1477153511420097>. [↑](#endnote-ref-3)
6. Luminous intensity per unit area [↑](#footnote-ref-3)
7. Solid angle [↑](#footnote-ref-4)
8. Vertical illuminance [↑](#footnote-ref-5)
9. Jan Wienold and Jens Christoffersen, ‘Evaluation Methods and Development of a New Glare Prediction Model for Daylight Environments with the Use of CCD Cameras’, *Energy and Buildings*, 38.7 (2006), 743–57 <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2006.03.017>. [↑](#endnote-ref-4)
10. Luminance map [↑](#footnote-ref-6)
11. Radiance [↑](#footnote-ref-7)
12. A suite of software applications [↑](#footnote-ref-8)
13. Ray tracing [↑](#footnote-ref-9)
14. Gregory J. Ward, ‘The RADIANCE Lighting Simulation and Rendering System’, *Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH 1994*, 1994, 459–72 <https://doi.org/10.1145/192161.192286>. [↑](#endnote-ref-5)
15. Scene description file [↑](#footnote-ref-10)
16. Materials, patterns and textures [↑](#footnote-ref-11)
17. Energy plus weather file (EPW) [↑](#footnote-ref-12)
18. Octree [↑](#footnote-ref-13)
19. Graphics processing unit [↑](#footnote-ref-14)
20. Deep learning [↑](#footnote-ref-15)
21. Primary light ray [↑](#footnote-ref-16)
22. Nvidia [↑](#footnote-ref-17)
23. High dynamic range [↑](#footnote-ref-18)
24. Nathaniel L. Jones and Christoph F. Reinhart, ‘Irradiance Caching for Global Illumination Calculation on Graphics Hardware’, *2014 ASHRAE/IBPSA-USA Building Simulation Conference*, September 2014, 2014, 111–20. [↑](#endnote-ref-6)
25. Nathaniel L Jones and Christoph F Reinhart, ‘VALIDATION OF GPU LIGHTING SIMULATION IN NATURALLY AND ARTIFICIALLY LIT SPACES Nathaniel L Jones and Christoph F Reinhart Massachusetts Institute of Technology , Cambridge , MA , USA’, *Proceedings of Building Simulation 2015*, 1989, 2015, 1229–36 <http://web.mit.edu/SustainableDesignLab/publications/p2461.pdf>. [↑](#endnote-ref-7)
26. Nathaniel L. Jones and Christoph F. Reinhart, ‘Experimental Validation of Ray Tracing as a Means of Image-Based Visual Discomfort Prediction’, *Building and Environment*, 113 (2017), 131–50 <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.08.023>. [↑](#endnote-ref-8)
27. GTX 1080Ti [↑](#footnote-ref-19)
28. Y Liu, A Colburn, and M Inanici, ‘Computing Long-Term Daylighting Simulations from High Dynamic Range Imagery Using Deep Neural Networks’, *SimBuild 2018*, September, 2018, 119–26. [↑](#endnote-ref-9)
29. Yue Liu, Alex Colburn, and Mehlika Inanici, ‘Predicting Annual Equirectangular Panoramic Luminance Maps Using Deep Neural Networks University of Washington , Seattle , USA Zillow Group , Seattle , USA Abstract Learning from the HDR Panoramas’, 2017, 996–1003. [↑](#endnote-ref-10)
30. <https://www.radiance-online.org/learning/documentation/manual-pages/pdfs/evalglare.pdf/at_download/file> [↑](#endnote-ref-11)
31. Neural networks [↑](#footnote-ref-20)
32. Regression [↑](#footnote-ref-21)
33. Feed forward network [↑](#footnote-ref-22)
34. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, ‘Deep Learning’, 2016. [↑](#endnote-ref-12)
35. Acyclic graph [↑](#footnote-ref-23)
36. Output layer [↑](#footnote-ref-24)
37. Hidden layers [↑](#footnote-ref-25)
38. Batch [↑](#footnote-ref-26)
39. Loss function [↑](#footnote-ref-27)
40. Mean squared error [↑](#footnote-ref-28)
41. Minimization [↑](#footnote-ref-29)
42. Partial derivative [↑](#footnote-ref-30)
43. Gradient descent [↑](#footnote-ref-31)
44. Chain rule [↑](#footnote-ref-32)
45. Backpropagation [↑](#footnote-ref-33)
46. Concatenation [↑](#footnote-ref-34)
47. Convolutional neural network [↑](#footnote-ref-35)