





دانشگاه صنعتی اصفهان  
دانشکده مهندسی مواد

## کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی استحکام فولادهای TWIP

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی مواد گرایش انتخاب و شناسایی

رضا پهلوان اصفهان

اساتید راهنما

دکتر احمد رضاییان

دکتر عباس نجفی زاده

## فهرست مطالب

<u>صفحه</u>	<u>عنوان</u>
شش	فهرست مطالب
۱	چکیده
۲	فصل اول
۲	مقدمه
۵	فصل دوم: مروری بر منابع
۵-۲	۱- مقدمه‌ای بر شبکه‌های عصبی
۵-۲	۱-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی
۷-۲	۲-۱- شبکه‌های عصبی طبیعی
۸-۲	۳-۱- ساختارهای رایج
۱۰-۲	۴-۱- توابع فعال سازی متداول
۱۳-۲	۵-۱- تنظیم وزن‌ها
۱۳-۲	۶-۱- شبکه‌های عصبی از لحاظ برگشت پذیری
۱۴-۲	۷-۱- بایاس و مقدار آستانه
۱۴-۲	۸-۱- نمونه‌ای از پژوهش‌های شبکه‌های عصبی
۱۶-۲	۹-۱- مطالعه موردی
۲۳-۲	۲-۲- مقدمه‌ای بر الگوریتم ژنتیک
۲۴-۲	۱-۲- ژنتیک
۲۵-۲	۲-۲- الگوریتم ژنتیک
۲۵-۲	۳-۲- مکانیزم‌های الگوریتم‌های ژنتیک
۲۶-۲	۴-۲- عملگرهای الگوریتم ژنتیک
۲۷-۲	۳-۲- فولادهای پر منگنز
۲۷-۲	۱-۳- بررسی فولادهای پر منگنز
۳۰-۲	۲-۳- نقص چیدمان
۳۱-۲	۳-۳- مدل ترمودینامیکی انرژی نقص چیدمان

۳۳	۴-۳-۲- عوامل مؤثر بر انرژی نقص چیدمان.....
۳۸	۵-۳-۲- دوقلویی.....
۳۸	۶-۳-۲- تنش بحرانی لازم برای لغزش و دوقلویی شدن.....
۴۰	۷-۳-۲- کارسختی.....
۴۵	۸-۳-۲- اثر دوقلویی‌های مکانیکی بر نرخ کارسختی در فولادهای TWIP.....
۴۶	۹-۳-۲- اثر پارامترهای ترمومکانیکی.....
۴۸	۴-۲- جمع بندی.....
۴۹	فصل سوم: روش تحقیق.....
۵۰	۱-۳- جمع آوری و پیش پردازش داده‌ها.....
۵۰	۲-۳- انتخاب نوع شبکه.....
۵۱	۳-۳- طراحی معماری شبکه و انتخاب پارامترهای تأثیر گذار در همگرایی شبکه.....
۵۲	۱-۳-۳- انتخاب تعداد لایه‌ها و نرون‌های مربوط به هر لایه.....
۵۳	۲-۳-۳- انتخاب الگوریتم شبکه.....
۵۵	۴-۳- طریقه اعمال حساسیت دز حین فرآیند آموزش.....
۵۵	۵-۳- الگوریتم ژنتیک.....
۵۸	فصل چهارم: نتایج و بحث.....
۵۸	۱-۴- مقدمه.....
۵۹	۱-۱-۴- اثر پارامترهای ترمومکانیکی بر همگرایی شبکه.....
۶۶	۲-۱-۴- اثر پارامترهای شیمیایی بر همگرایی شبکه.....
۷۳	۲-۴- اثر پارامترهای مختلف بر فولادهای پر منگنز.....
۷۳	۱-۲-۴- اثر پارامترهای ترمومکانیکی.....
۸۱	۲-۲-۴- بررسی عناصر ترکیب شیمیایی.....
۸۹	۳-۴- پارامتر حساسیت.....
۹۱	۴-۴- الگوریتم ژنتیک.....
۹۲	۱-۴-۴- اثر پارامترهای ترمومکانیکی.....
۹۵	۲-۴-۴- اثر پارامترهای شیمیایی.....

فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات..... ۹۹

۱-۵- نتیجه‌گیری..... ۹۹

۲-۵- پیشنهادات..... ۱۰۰

پیوست..... ۱۰۱

## فهرست شکل‌ها

صفحه	عنوان
۶.....	شکل (۱-۲): یک نرون مصنوعی ساده.....
۷.....	شکل (۲-۲): یک شبکه عصبی بسیار ساده.....
۸.....	شکل (۳-۲): نمایی از یک نرون طبیعی.....
۹.....	شکل (۴-۲): شبکه عصبی یک لایه.....
۹.....	شکل (۵-۲): شبکه عصبی چند لایه.....
۱۰.....	شکل (۶-۲): تابع فعال‌سازی همانی.....
۱۱.....	شکل (۷-۲): تابع پله‌ای دودویی.....
۱۱.....	شکل (۸-۲): تابع سیگموئید دودویی با پارامترهای شیب $\sigma=1$ و $\sigma=3$ .....
۱۲.....	شکل (۹-۲): تابع سیگموئید دو قطبی با شیب $\sigma$ .....
۱۵.....	شکل (۱۰-۲): ساختار یک شبکه پس انتشار با یک لایه مخفی.....
۱۶.....	شکل (۱۱-۲): شمایی از شبکه شعاع منبأ.....
۱۶.....	شکل (۱۲-۲): تابع انتقال شعاع منبأ.....
۱۶.....	شکل (۱۳-۲): نمایش شماتیک شبکه های عصبی استفاده شده.....
۱۷.....	شکل (۱۴-۲): مقایسه بین مقادیر پیش بینی شده و مقادیر واقعی.....
۱۸.....	شکل (۱۵-۲): پیش بینی خواص مکانیکی در a) $Al(2-4\%wt) - Si(2-4\%wt) - Mn(15\%wt)$ از دیاد طولی کلی b) استحکام تسلیم C استحکام کششی.....
۱۸.....	شکل (۱۶-۲): پیش بینی خواص مکانیکی در a) $Al(2-4\%wt) - Si(2-4\%wt) - Mn(20\%wt)$ از دیاد طولی کلی b) استحکام تسلیم C استحکام کششی.....
۱۹.....	شکل (۱۷-۲): پیش بینی خواص مکانیکی در a) $Al(2-4\%wt) - Si(2-4\%wt) - Mn(25\%wt)$ از دیاد طولی کلی b) استحکام تسلیم C استحکام کششی.....
۱۹.....	شکل (۱۸-۲): پیش بینی خواص مکانیکی در a) $Al(2-4\%wt) - Si(2-4\%wt) - Mn(30\%wt)$ از دیاد طولی کلی b) استحکام تسلیم C استحکام کششی.....
۲۰.....	شکل (۱۹-۲): اثر مقدار منگنز بر خواص مکانیکی فولاد (a): (TRIP/TWIP) استحکام کششی، (b) استحکام تسلیم، و (c) از دیاد طول در کل.....
۲۱.....	شکل (۲۰-۲): تاثیر منگنز، آلومینیوم، کربن و سیلیسیوم بر خواص مکانیکی فولاد TWIP.....

- شکل (۲-۲۱): تاثیر درصد نورد، نرخ کرنش، دما و زمان آنبیل بر خواص مکانیکی فولاد TWIP..... ۲۲
- شکل (۲-۲۲): ژن‌های سازنده کروموزوم..... ۲۴
- شکل (۲-۲۳): دیاگرام فازی آهن-منگنز..... ۲۸
- شکل (۲-۲۴): تصویر میکروسکوپ نوری از آلیاژ Fe-22Mn-0.6C تحت مقادیر کرنش‌های مختلف..... ۲۹
- شکل (۲-۲۵): ریز دانه شدن دینامیکی ریز ساختار و تداخل نابجایی‌های لغزشی و دوقلویی..... ۳۰
- شکل (۲-۲۶): چیدمان شبکه fcc و تبدیل بردار برگرز  $b_1$  به دو بردار جزئی  $b_2$  و  $b_3$ ..... ۳۰
- شکل (۲-۲۷): مراحل چیدمان fcc، hcp، دوقلویی، نقص چیدمان داخلی و خارجی..... ۳۱
- شکل (۲-۲۸): فلوچارت محاسبات ترمودینامیکی SFE..... ۳۴
- نمودار (۲-۲۹): تأثیر عناصر بر SFE (الف) تأثیر Mn بر SFE فاز آستنیت (ب) تأثیر عناصر آلیاژی بر SFE فولاد آستنیتی Fe-22Mn-0.6C..... ۳۴
- شکل (۲-۳۰): تصویر نمادین خطوط هم انرژی در دمای 300k..... ۳۵
- شکل (۲-۳۱): ضخامت و کسر حجمی فاز مارتنزیت تشکیل شده به عنوان تابعی از کرنش..... ۳۶
- شکل (۲-۳۲): تصویر میکروسکوپ الکترونی عبوری از فولاد آستنیتی Fe-22Mn-0.6c (a) مشاهده انبوه نابجایی‌ها با ساختار سلولی در دمای ۶۷۳k (b و c) مشاهده دوقلویی در دمای ۲۹۸k (d) وقوع مارتنزیت در دمای ۷۷k..... ۳۶
- شکل (۲-۳۳): تغییرات SFE با دما..... ۳۷
- شکل (۲-۳۴): نمایش شماتیک تشکیل دوقلویی..... ۳۷
- شکل (۲-۳۵): لغزش در تک کریستال..... ۳۹
- شکل (۲-۳۶): سهم ترم انرژی نقص چیدمان  $\frac{\gamma}{b}$  و ترم اندازه دانه  $\frac{K_{tw}^{H-P}}{\sqrt{D}}$  بر تنش بحرانی دوقلویی شدن برای فولاد درشت و ریز دانه..... ۴۰
- شکل (۲-۳۷): طرح شماتیک از مقدار نرخ سخت شدن در مقابل تنش سیلان نشان دادن مراحل سخت شدن برای پلی کریستال‌ها در مقایسه با آن تغییر شکل برای تک کریستال در تک لغزش..... ۴۱
- شکل (۲-۳۸): تکامل ذخیره انرژی به عنوان تابعی از تنش خالص در نیکل خالص در دو اندازه دانه مختلف..... ۴۲
- شکل (۲-۳۹): نمودار نرمالایز شده  $\sigma - \Theta$  برای پلی کریستال مس در پنج دما و دو نرخ کرنش متفاوت..... ۴۳
- شکل (۲-۴۰): رسم نمودار  $(\sigma_v/\mu)^{1/2}$  بر حسب  $\ln(\frac{\epsilon_0}{\epsilon})^{1/2}$  برای پلی کریستال‌های Ag، Cu، Ni و Al..... ۴۳
- شکل (۲-۴۱): نمونه‌ای از اثر بوشینگر و تأثیر آن بر تنش‌های رو به جلو و برگشتی آزمایش..... ۴۴
- شکل (۲-۴۲): توسعه تنش برگشتی به عنوان یک تابع از کرنش..... ۴۴
- شکل (۲-۴۳): نمودار تنش کرنش حقیقی و نرخ کار سختی دو نوع فولاد Fe-Mn-C-Al و Fe-Mn-C..... ۴۶

- شکل (۲-۴۴): تکامل دوقلوها تغییر شکل در جریان کشش: (الف) کسر دانه های دوقلویی اولیه و ثانویه. (ب) نسبت  $F/T \dots 46$
- شکل (۲-۴۵): تحول کسر متبلور شده با افزایش زمان آنیل (دمای آنیل =  $973 \text{ K}$ )  $b$  سختی به عنوان تابعی از دمای آنیل (زمان آنیل  $S = 120$ )  $\dots 47$
- شکل (۲-۴۶): تغییرات ضخامت لایه های دوقلویی و زمینه بر مبنای در صد کرنش  $\dots 47$
- شکل (۳-۱): فلوچارت آموزش شبکه عصبی  $\dots 52$
- شکل (۳-۲): مقدار خطا بر مبنای تغییرات نرون ها بر تعداد لایه برای پارامترهای مکانیکی الف (YS ب) UTS ج) TEL  $\dots 52$
- شکل (۳-۳): مقدار خطا بر مبنای تغییرات نرون ها بر تعداد لایه برای پارامترهای شیمیایی الف (YS ب) UTS ج) TEL  $\dots 53$
- شکل (۳-۴): فلوچارت محاسبه پارامتر حساسیت  $\dots 55$
- شکل (۳-۵): ساختار کلی الگوریتم های تکاملی چند جمعیتی  $\dots 56$
- شکل (۳-۶): شماتیک شبکه عصبی  $\dots 56$
- شکل (۴-۱): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله آموزش پارامترهای مکانیکی  $\dots 59$
- شکل (۴-۲): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای مکانیکی  $\dots 60$
- شکل (۴-۳): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله تست پارامترهای مکانیکی  $\dots 61$
- شکل (۴-۴): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله شعاع مبنا در مرحله تست پارامترهای مکانیکی  $\dots 61$
- شکل (۴-۵): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله آموزش پارامترهای مکانیکی  $\dots 62$
- شکل (۴-۶): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای مکانیکی  $\dots 62$
- شکل (۴-۷): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله تست پارامترهای مکانیکی  $\dots 63$
- شکل (۴-۸): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله الگوریتم شعاع مبنا در مرحله تست پارامترهای مکانیکی  $\dots 63$
- شکل (۴-۹): نمودار همگرایی درصد ازدیاد طول به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله آموزش پارامترهای مکانیکی  $\dots 64$
- شکل (۴-۱۰): نمودار همگرایی درصد ازدیاد طول به وسیله شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای مکانیکی  $\dots 65$
- شکل (۴-۱۱): نمودار همگرایی درصد ازدیاد طول به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله تست پارامترهای مکانیکی  $\dots 65$
- شکل (۴-۱۲): نمودار همگرایی درصد ازدیاد طول به وسیله شعاع مبنا در مرحله تست پارامترهای مکانیکی  $\dots 66$
- شکل (۴-۱۳): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی  $\dots 67$
- شکل (۴-۱۴): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله الگوریتم شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی  $\dots 67$
- شکل (۴-۱۵): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله تست پارامترهای شیمیایی  $\dots 68$
- شکل (۴-۱۶): نمودار همگرایی استحکام تسلیم به وسیله شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی  $\dots 68$
- شکل (۴-۱۷): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی  $\dots 69$



- شکل (۴-۱۸): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی.....۶۹
- شکل (۴-۱۹): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله تست پارامترهای شیمیایی.....۷۰
- شکل (۴-۲۰): نمودار همگرایی استحکام کششی به وسیله شعاع مبنا در مرحله تست پارامترهای شیمیایی.....۷۰
- شکل (۴-۲۱): نمودار همگرایی در صد ازدیاد طول به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی.....۷۱
- شکل (۴-۲۲): نمودار همگرایی در صد ازدیاد طول به وسیله شعاع مبنا در مرحله آموزش پارامترهای شیمیایی.....۷۱
- شکل (۴-۲۳): نمودار همگرایی در صد ازدیاد طول به وسیله الگوریتم پس انتشار خطا در مرحله تست پارامترهای شیمیایی...۷۲
- شکل (۴-۲۴): نمودار همگرایی در صد ازدیاد طول به وسیله شعاع مبنا در مرحله تست پارامترهای شیمیایی.....۷۲
- شکل (۴-۲۵): کانتور تأثیر دما و زمان آنیل بر استحکام تسلیم.....۷۵
- شکل (۴-۲۶): کانتور تأثیر دما و زمان آنیل بر استحکام کششی.....۷۵
- شکل (۴-۲۷): کانتور تأثیر دما و زمان آنیل بر در صد ازدیاد طول کلی.....۷۶
- شکل (۴-۲۸): کانتور تأثیر زمان آنیل و در صد نورد بر استحکام تسلیم.....۷۷
- شکل (۴-۲۹): کانتور تأثیر زمان آنیل و در صد نورد بر استحکام کششی.....۷۸
- شکل (۴-۳۰): کانتور تأثیر زمان آنیل و در صد نورد بر در صد ازدیاد طول کلی.....۷۸
- شکل (۴-۳۱): کانتور تأثیر دمای آنیل و در صد نورد بر استحکام تسلیم.....۸۰
- شکل (۴-۳۲): کانتور تأثیر دمای آنیل و در صد نورد بر استحکام کششی.....۸۰
- شکل (۴-۳۳): کانتور تأثیر دمای آنیل و در صد نورد بر در صد ازدیاد طول کلی.....۸۱
- شکل (۴-۳۴): کانتور تأثیر منگنز و سیلیسیم بر استحکام تسلیم.....۸۲
- شکل (۴-۳۵): کانتور تأثیر منگنز و سیلیسیم بر استحکام کششی.....۸۳
- شکل (۴-۳۶): کانتور تأثیر منگنز و سیلیسیم بر در صد ازدیاد طول کلی.....۸۳
- شکل (۴-۳۷): کانتور تأثیر منگنز و آلومینیوم بر استحکام تسلیم.....۸۵
- شکل (۴-۳۸): کانتور تأثیر منگنز و آلومینیوم بر استحکام کششی.....۸۶
- شکل (۴-۳۹): کانتور تأثیر منگنز و آلومینیوم بر در صد ازدیاد طول کلی.....۸۶
- شکل (۴-۴۰): کانتور تأثیر آلومینیوم و سیلیسیم بر استحکام تسلیم.....۸۷
- شکل (۴-۴۱): کانتور تأثیر آلومینیوم و سیلیسیم بر استحکام کششی.....۸۸
- شکل (۴-۴۲): کانتور تأثیر آلومینیوم و سیلیسیم بر در صد ازدیاد طول کلی.....۸۸

- شکل (۴-۴۳): نمودار تغییرات پارامترهای مکانیکی و مشتق آن‌ها بر اثر اثر الف) دمای آنیل ب) زمان آنیل ج) در صد نورد سرد..... ۹۰
- شکل (۴-۴۴): نمودار تغییرات پارامترهای مکانیکی و مشتق آن‌ها بر اثر اثر الف) منگنز ب) سیلیسیم ج) آلومینیوم..... ۹۱
- شکل (۴-۴۵): نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در استحکام تسلیم بخش ترمومکانیکی الف) نتایج سازگاری و مقادیر بهینه ب) رگرسیون خروجی و نتایج آزمایشگاهی..... ۹۳
- شکل (۴-۴۶): نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در استحکام کششی بخش ترمومکانیکی الف) نتایج سازگاری و مقادیر بهینه ب) رگرسیون خروجی و نتایج آزمایشگاهی..... ۹۴
- شکل (۴-۴۷): نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در ازدیاد طول کلی بخش ترمومکانیکی الف) نتایج سازگاری و مقادیر بهینه ب) رگرسیون خروجی و نتایج آزمایشگاهی..... ۹۵
- شکل (۴-۴۸): نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در استحکام تسلیم بخش پارامترهای شیمیایی الف) نتایج سازگاری و مقادیر بهینه ب) رگرسیون خروجی و نتایج آزمایشگاهی..... ۹۶
- شکل (۴-۴۹): نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در استحکام کششی بخش پارامترهای شیمیایی الف) نتایج سازگاری و مقادیر بهینه ب) رگرسیون خروجی و نتایج آزمایشگاهی..... ۹۷
- شکل (۴-۵۰): نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک در ازدیاد طول کلی بخش پارامترهای شیمیایی الف) نتایج سازگاری و مقادیر بهینه ب) رگرسیون خروجی و نتایج آزمایشگاهی..... ۹۸

## فهرست جدول‌ها

عنوان	صفحه
جدول (۱-۲): رنج ورودی‌ها و خروجی‌های کرکه آبادی.....	۲۱
جدول (۲-۲): نتایج عملکرد شبکه کرکه آبادی.....	۲۱
جدول (۳-۲): نمونه‌هایی از کاربرد شبکه عصبی در علم متالورژی.....	۲۲
جدول (۴-۲): سیستم‌های دوقلویی در مواد FCC.....	۳۸
جدول (۱-۳): الگوریتم‌های آموزشی مورد بررسی در این پژوهش.....	۵۴
جدول (۲-۳): نتایج شبکه‌های به کار رفته در این پژوهش.....	۵۷
جدول (۱-۴): مقادیر همگرایی پارامترهای مکانیکی در مراحل آموزش و تست پارامترهای ترمومکانیکی بر استحکام تسلیم.....	۶۰
جدول (۲-۴): مقادیر همگرایی پارامترهای مکانیکی در مراحل آموزش و تست پارامترهای ترمومکانیکی بر استحکام کششی.....	۶۳
جدول (۳-۴): مقادیر همگرایی پارامترهای مکانیکی در مراحل آموزش و تست پارامترهای ترمومکانیکی بر در صد ازدیاد طول.....	۶۴
جدول (۴-۴): مقادیر همگرایی پارامترهای مکانیکی در مراحل آموزش و تست پارامترهای شیمیایی بر استحکام تسلیم.....	۶۸
جدول (۵-۴): مقادیر همگرایی پارامترهای مکانیکی در مراحل آموزش و تست پارامترهای شیمیایی بر استحکام کششی.....	۶۹
جدول (۶-۴): مقادیر همگرایی پارامترهای مکانیکی در مراحل آموزش و تست پارامترهای شیمیایی بر در صد ازدیاد طول کلی.....	۷۲
جدول (۷-۴): نتایج حساسیت پارامترها به وسیله شبکه عصبی.....	۹۰

## چکیده

متالورژی فولادهای پر منگنز به خصوص فولادهای تغییر شکل پلاستیکی ناشی از دو قلوئی (TWIP) و استحاله فازی مارتنزیتی (TRIP) در حال حاضر موضوع علمی مهم و قابل توجه محسوب می‌شود. این فولادها به علت ساختار شیمیایی مناسب از استحکام و انعطاف پذیری مطلوبی برخوردار هستند. این ویژگی‌های مکانیکی استثنایی از طریق قابلیت کار سختی بالای این فولاد به دست می‌آید. از این رودر این پژوهش با استفاده از هوش مصنوعی به پیش بینی خواص مکانیکی فولادهای TWIP/TRIP پرداخته می‌شود. هوش مصنوعی به عنوان روشی برای شبیه سازی سیستم ها، مدل های زیادی را در بر می گیرد. در پژوهش اخیر از دو مدل شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی خواص مکانیکی فولادهای پرمنگنز استفاده شده است. متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی عبارت از پارامترهای ترکیب شیمیایی (درصدهای وزنی منگنز، آلومینیوم و سیلیسیم) و پارامترهای ترمومکانیکی (دمای آنیل، زمان آنیل و درصد کار سرد) هستند که با استفاده از شبکه عصبی تاثیر آنها بر متغیرهای خروجی استحکام تسلیم، استحکام کششی و درصد ازدیاد طول بررسی شده است. داده‌های لازم برای بررسی شبکه از مقالات به دست آمد. ۲۰ درصد این داده ها برای مرحله تست، ۲۰ درصد برای مرحله اعتبارسنجی و ۶۰ درصد باقیمانده برای آموزش شبکه به کار برده شد. برنامه شبکه عصبی برای هر یک از دو دسته پارامترهای شیمیایی و مکانیکی به طور جداگانه نوشته شد و برای دست یافتن به نتایج دقیق تر برای هر کدام از این پارامترها سه برنامه مجزا طراحی گردید. همچنین در نوشتن شبکه دو روش پس انتشار خطا و شعاع مبنا استفاده گردید. با استفاده از شبکه عصبی به بررسی تاثیر هر یک از پارامترها به طور جداگانه بر خواص مکانیکی پرداخته شد. نتایج نشان داد که مدل آموزش داده شده می تواند حساسیت خواص مکانیکی به متغیرهای ورودی را پیش بینی نماید. در گام بعدی با استفاده از نتایج به دست آمده از شبکه عصبی، معادله ای برای استفاده در مدل الگوریتم ژنتیک حدس زده شد. استفاده از الگوریتم ژنتیک باعث گردید تا نتایج به دست آمده از شبکه عصبی بهینه گردد و پیش بینی بهتری را در پی داشته باشد.

**کلمات کلیدی:** فولادهای پرمنگنز، TRIP، TWIP، خواص مکانیکی، پارامترهای شیمیایی، پارامترهای ترمومکانیکی، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک

## فصل اول

### مقدمه

ساختار تک تک اجزا خودروهای مدرن بر این مبنا طراحی می‌شود که مواد مورد استفاده در بدنه آنها در راستای برآورده کردن اهدافی از جمله وزن پایین، ایمنی بالا، شرایط آکوستیک، مقاومت به خوردگی و همچنین قابلیت بازیافت می‌باشد. در حال حاضر ۹۹ درصد از خودروها بر مبنای فولادها پایه ریزی می‌شوند. در نتیجه بایستی برای بهبود وزن خودرو و همچنین تضمین امنیت خودرو از فولادهای با استحکام بالا باید استفاده نمود. به عنوان نمونه استفاده از فولادهای دو فازی و فولادهای تغییر شکل ناشی از استحاله مارتنزیتی<sup>۱</sup> و تشکیل دوقلویی مکانیکی<sup>۲</sup> باعث کاهش وزن خودرو تا حد بسیار زیادی شده است.

در نتیجه برای دستیابی به خواص مکانیکی مطلوب، به فولادهایی با نرخ کار سختی بالا در حین تغییر شکل نیاز است. فولادهای با منگنز بالا به علت دارا بودن تحولات فازی و ریز ساختاری در حین تغییر شکل، گزینه مناسبی برای دستیابی به خواص مکانیکی مطلوب می‌باشد. این ویژگی منجر به ترکیب منحصر به فرد استحکام و انعطاف پذیری در این نوع فولادها می‌شود و این عاملی برای افزایش شدید پژوهش‌های گوناگون بر روی این فولادهای آستنیتی گردیده است.

عنصر آلیاژی غالب در آلیاژهای پر منگنز، منگنز در حدود ۳۰-۱۵٪ است و دیگر عناصر مهم عبارتند از کربن، آلومینیوم و سیلیسیم که موجب ایجاد ترکیبی منحصر به فرد از استحکام بالا و انعطاف پذیری مناسب در این فولادها

---

<sup>1</sup> Transformation-Induced Plasticity

<sup>2</sup> Twinning-Induced Plasticity

می‌گردد. این عناصر کنترل کننده‌های اصلی میزان انرژی نقص چیدمان<sup>۳</sup> و به تبع آن مکانیزم تغییر شکل پلاستیکی حین تغییر شکل هستند. محدوده وسیعی از نابعایی‌ها در ریز ساختار مانند باندهای برشی موازی، سلول‌های نابعایی، مرزهای فرعی و نقص چیدمان، تشکیل دوقلویی‌های مکانیکی نانو و میکرو، تشکیل فاز مارتنزیتی لغزش صفحه‌ای عاملی برای تحول بافتی گوناگون در حین تغییر شکل در فولادهای پر منگنز می‌باشد. در این نوع فولاد اگر میزان انرژی نقص چیدمان کمتر از  $18 \text{ mJ/m}^2$  باشد استحاله مارتنزیتی به عنوان مکانیزم تغییر فرم اصلح در این نوع می‌باشد این در حالی است که در مقادیر بین ۱۸ تا  $34 \text{ mJ/m}^2$ ، مکانیزم تشکیل دوقلویی مکانیکی، تغییر شکل غالب می‌باشد و در مقادیر بالاتر، لغزش نابعایی‌ها عامل تغییر شکل در فولادهای پر منگنز می‌باشد.

با وجود آن که این فولادها دارای خواص‌های مکانیکی منحصر به فردی می‌باشند ولی در مراحل عملیاتی به علت رفتار غیر معمول این آلیاژ تا کنون تجاری نگردیده است. در نتیجه در این پژوهش برای پیش بینی هرچه بهتر رفتار این فولاد در کاربردهای عملی به شبیه سازی رفتار مکانیکی این فولاد با توجه به تغییرات ترکیب شیمیایی و پارامترهای ترمومکانیکی و بر مبنای آن استحکام تسلیم، استحکام کششی و ازدیاد طول با استفاده از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک پرداخته شد. بررسی خواص مکانیکی این فولاد به این روش علاوه بر این که قابلیت بررسی بازه وسیعی از رفتار فولاد را در اختیار محقق قرار می‌دهد. تحقیقات اولیه بر روی این فولاد نشان می‌دهد که رفتار دقیق فولادهای پر منگنز بر مبنای عناصر تاثیر گذار به صورت کامل در نظر گرفته نشده است. در نتیجه در این پژوهش علاوه بر بررسی دقیق مدلسازی گذشتگان، تلاش برای بر طرف نمودن نواقص کارهای آنها نیز در این زمینه در حد امکان صورت گرفته است.

هدف اصلی از انجام این پژوهش، مدل‌سازی رفتار فولادهای پر منگنز بر مبنای روش شبکه عصبی می‌باشد. از مشکلات این نوع مدل‌ها باید به این نکته اشاره کرد که بیش از هر چیز به داده‌های آزمایشی که از قبل روی آنها صورت گرفته، وابسته می‌باشند برای همین منظور در این پژوهش برای افزایش داده‌ها، تقسیم بندی به دو دسته پارامترهای شیمیایی ( $0-6\% \text{ wt}$ ،  $0-6\% \text{ wt}$ ،  $15-30\% \text{ wt}$ ) که به ترتیب منگنز، آلومینیوم و سیلیسیم می‌باشند) و پارامترهای ترمومکانیکی ( $500-1000^\circ \text{C}$ ،  $300-7200 \text{ s}$ ،  $60-92\%$  که به ترتیب دمای آئیل، زمان آئیل و در صد کار سرد می‌باشند) صورت گرفته است. نکته مهم دیگر انتخاب نوع شبکه مورد استفاده می‌باشد که در این پژوهش از دو روش پس انتشار خطا<sup>۴</sup> و شعاع مینا<sup>۵</sup> بهره گرفته شده است. پس از به دست آوردن مدل مناسب به بررسی رفتار حساسیت هریک از پارامترهای خروجی بر مبنای پارامترهای ورودی پرداخته شد و رفتار هریک از آنها در نظر گرفته شد و در آخر تلاش در به دست آوردن معادله کاربردی آسان تر از طریق الگوریتم ژنتیک برای کاربردهای عملی بیشتر، صورت گرفته است. تفاوت این پروژه با دیگر پژوهش‌های مشابه، به کارگیری شبکه‌های عصبی

<sup>3</sup> Stacking Faults Energy

<sup>4</sup> Back propagation error

<sup>5</sup> Radial Basis

مختلف، عملکرد بالاتر شبکه به وسیله کاهش خطا (این مهم به وسیله افزایش داده‌ها صورت گرفته است) و همچنین بررسی به وسیله انواع خطای مختلف، میزان حساسیت هریک از مقادیر هدف نسبت به پارامترهای ورودی و همچنین استفاده از دیگر مدل‌های هوش مصنوعی می‌باشد.

در ادامه این پایان نامه در فصل دوم می‌توان مسائل پایه‌ای و کاربردی در رابطه با شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک را مشاهده نمود همچنین کارهای انجام گرفته روی فولادها مخصوصاً به وسیله شبکه عصبی در ادامه فصل دوم آورده شده است. پس از این قسمت در رابطه با فولادهای پرمگنیز، عوامل تاثیر گذار و رفتار این نوع فولاد در شرایط مختلف ذکر گردیده است. پس از آن وارد بخش روش تحقیق شده و روند انجام کارهای صورت گرفته تا رسیدن به نتیجه مطلوب به تفصیل توضیح داده شده است. در فصل چهارم نتایج به دست آمده از دو نوع شبکه مورد استفاده، تحلیل رفتار هریک از عناصر، میزان حساسیت پارامترهای خروجی بر مبنای پارامترهای ورودی، معادلات مورد استفاده در شبکه و در آخر معادلات به دست آمده از الگوریتم ژنتیک گزارش گردیده است و در بخش آخر نتایج به دست آمده، میزان کارایی این مدل و کارهای امکان‌پذیر دیگری که می‌تواند در بهبود این پروژه مفید می‌باشد ذکر گردیده است.

## فصل دوم

### مروری بر منابع

#### ۲-۱ مقدمه‌ای بر شبکه‌های عصبی

##### ۲-۱-۱ شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی<sup>۶</sup> یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای ویژگی‌های مشترکی با شبکه‌های عصبی طبیعی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی تعمیم یافته مدل‌های ریاضی تشخیص انسان براساس زیست‌شناسی عصبی هستند و بر پایه فرضیات زیر استوار است [۱]:

۱. پردازش اطلاعات در اجزای ساده‌ای با تعداد فراوان، به نام نرون‌ها<sup>۷</sup> صورت می‌گیرد.

۲. سیگنال‌ها در بین نرون‌های شبکه از طریق پیوندها یا اتصالات آنها منتقل می‌شوند.

۳. هر پیوند، وزن<sup>۸</sup> مربوط به خود را دارد که در شبکه‌های عصبی رایج در سیگنال‌های انتقال یافته از آن پیوند ضرب می‌شود.

۴. هر نرون یک تابع فعال‌سازی<sup>۹</sup> (معمولاً غیرخطی) را بر روی ورودی‌های خود که جمع وزن دار سیگنال‌های ورودی است، اعمال می‌کند تا سیگنال خروجی خود را تولید نماید.

با توجه به فرضیات فوق، می‌توان یک شبکه عصبی مصنوعی را با ویژگی‌های زیر مشخص نمود:

۱. الگوی پیوندهای بین نرون‌های مختلف آن شبکه که ساختار یا معماری<sup>۱۰</sup> شبکه نامیده می‌شود.

۲. روش تعیین وزن‌های روی پیوندهای شبکه که آن را الگوریتم آموزش یا یادگیری<sup>۱۱</sup> می‌نامند.

<sup>6</sup> Artificial Neural Network (ANN)

<sup>7</sup> Neurons

<sup>8</sup> Weight

<sup>9</sup> Activation Function

<sup>10</sup> Architecture

<sup>11</sup> Training or Learning Algorithm



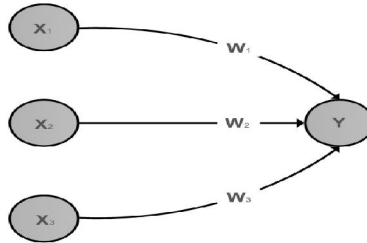
۳. تابع فعال سازی شبکه که هر نرون روی ورودی‌های خود اعمال می‌کند.

یک شبکهٔ عصبی متشکل از تعداد بسیار زیادی اجزای پردازشگر ساده است که نرون، واحد، سلول یا گره<sup>۱۲</sup> نامیده می‌شوند. هر نرون به وسیلهٔ پیوندها یا یال‌های جهت‌داری که هر یک وزن مربوط به خود را دارند، به نرون‌های دیگر وصل می‌شود. این وزن‌ها اطلاعات به کار رفته توسط شبکه برای حل مسئله را نشان می‌دهند. هر نرون یک حالت درونی دارد که فعال سازی یا سطح فعالیت<sup>۱۳</sup> آن نامیده می‌شود و تابعی از ورودی‌های دریافتی آن است. به طور مثال، یک نرون فعال سازی خود را در قالب یک سیگنال به چندین نرون دیگر انتقال می‌دهد. باید توجه کرد که یک نرون می‌تواند در هر لحظه فقط یک سیگنال بفرستد، اگرچه آن سیگنال می‌تواند به چندین نرون دیگر فرستاده شود [۲].

مثال ساده‌ای از یک نرون عصبی مصنوعی در شکل (۱-۲) نشان داده شده است. در این شکل، نرون  $Y$  ورودی‌هایی را از سه نرون  $X_1, X_2, X_3$  دریافت می‌کند. فعال سازی‌ها یا سیگنال‌های خروجی نرون‌های ورودی به ترتیب  $X_3, X_2, X_1$  هستند و وزن‌های مربوط به پیوندهای حاصل از اتصال از نرون‌ها  $X_1, X_2, X_3$  به نرون  $Y$ ، به ترتیب  $w_3, w_2, w_1$  هستند. ورودی شبکه به نرون  $Y$ ، که با  $y_{in}$  نشان داده شده است، حاصل جمع وزن دار سیگنال‌های وارد شده از نرون‌های  $X_1, X_2, X_3$  است، یعنی:

$$y - in = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 \quad \text{معادله (۱-۲)}$$

فعال سازی  $y$  مربوط به نرون  $Y$  با اعمال تابع فعال سازی این نرون روی ورودی آن به دست می‌آید.

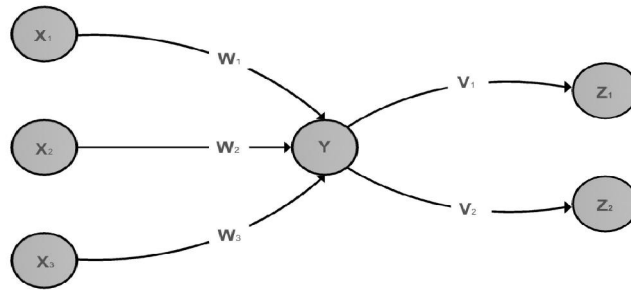


شکل (۱-۲): یک نرون مصنوعی ساده [۳].

همان گونه که در شکل (۲-۲) نشان داده شده است نرون  $Y$ ، با وزن‌های  $v_1$  و  $v_2$  به ترتیب به نرون‌های  $Z_1$  و  $Z_2$  وصل شده است. نرون  $Y$  سیگنال  $y$  را به هر یک از این واحدها می‌فرستد. با این وجود، مقادیر دریافت شده توسط نرون‌های  $Z_1$  و  $Z_2$  متفاوت خواهد بود چون هر سیگنال وزن مناسب خود  $v_1$  و  $v_2$  را دارد که این وزن‌ها در سیگنال  $y$  ضرب شده و ورودی‌های  $Z_1$  و  $Z_2$  را تشکیل می‌دهند. همان گونه که در این شکل نیز نشان داده شده است، یک نرون در یک شبکه می‌تواند ورودی‌های مختلفی را نه فقط از یک نرون، بلکه از چند یا حتی تعداد زیادی نرون دریافت نماید [۳].

<sup>12</sup> Node

<sup>13</sup> Level Activation



شکل (۲-۲): یک شبکه عصبی بسیار ساده [۳].

## ۲-۱-۲ شبکه‌های عصبی طبیعی

شبهات نزدیکی بین ساختار یک عصب طبیعی (یعنی سلول مغزی یا عصبی) و عنصر پردازشگر (یا نرون مصنوعی) وجود دارد. هر نرون طبیعی سه نوع جزء تشکیل دهنده دارد که اهمیت ویژه‌ای در فهم نرون مصنوعی دارند: دندریت‌ها<sup>۱۴</sup>، سوما<sup>۱۵</sup> و آکسون<sup>۱۶</sup>. دندریت‌ها که تعداد آن‌ها زیاد است، سیگنال‌هایی از سایر نرون‌ها دریافت می‌کنند. این سیگنال‌ها ضربه‌های الکتریکی هستند که با یک فرآیند شیمیایی از یک فاصله سیناپسی<sup>۱۷</sup> عبور می‌کنند. عمل شیمیایی انتقال دهنده، سیگنال ورودی را تغییر می‌دهند (مثلاً با درجه بندی فرکانس سیگنال‌های دریافتی) که این مسئله شبیه به کاری است که وزن‌ها در شبکه عصبی مصنوعی انجام می‌دهند. در یک نگاه مقایسه‌ای، دندریت‌ها همان اتصالات بین نرون‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند.

سوما یا بدنه سلول، سیگنال‌های ورودی به سلول را جمع می‌بندد. زمانی که یک سلول به اندازه کافی ورودی دریافت نماید، برانگیخته می‌شود و سیگنالی را از آکسون خود به سلول‌های دیگر می‌فرستد. اغلب تصور می‌شود که یک سلول در هر لحظه یا برانگیخته می‌شود یا نمی‌شود، این مسئله باعث می‌شود که با سیگنال‌های انتقال به شکل دودویی رفتار شود. با این وجود، فرکانس برانگیخته شدن سلول‌ها متغیر است و می‌توان آن را به صورت سیگنالی با دامنه بزرگتر یا کوچکتر در نظر گرفت. این کار مشابه با در نظر گرفتن مراحل زمانی مجزا و جمع کردن تمام فعالیت‌ها (سیگنال‌های دریافتی یا فرستاده شده) در نقطه خاصی از زمان است. انتقال سیگنال از یک نرون خاص نتیجه غلظت‌های مختلف یون‌ها در اطراف پوشش آکسون نرون می‌باشد.

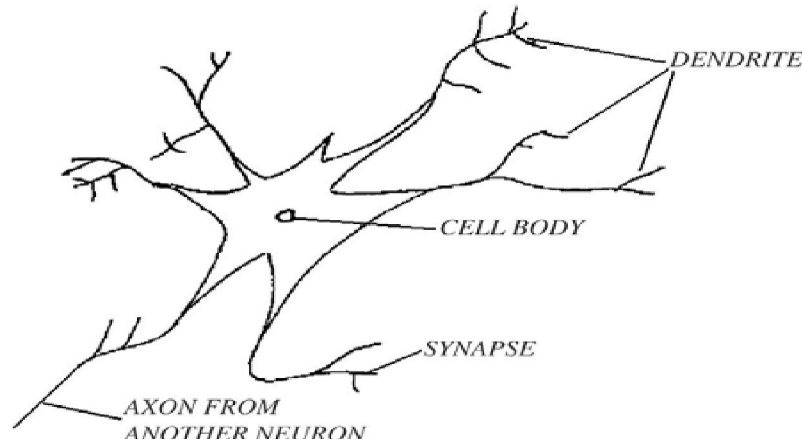
نمایی از یک نرون طبیعی در شکل (۲-۳) نشان داده شده است که در آن یک نرون به همراه آکسون‌های دو نرون دیگر (که نرون نشان داده شده در این شکل می‌تواند از آن سیگنال دریافت کند) و دندریت‌هایی برای دو نرون دیگر (که نرون نشان داده شده در شکل به آنها سیگنال می‌فرستند) آورده شده است [۲].

<sup>14</sup> Dendrites

<sup>15</sup> Soma

<sup>16</sup> Axon

<sup>17</sup> Synaptic Gap



شکل (۲-۳): نمایی از یک نرون طبیعی [۲].

اما ویژگی مهم دیگری که در شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های عصبی طبیعی مشترک است، تحمل پذیری در برابر خطا است. سیستم‌های عصبی طبیعی از دو نظر در مقابل خطا مقاوم هستند، اول این که می‌توان سیگنال‌های ورودی زیادی را که با سیگنال قبلاً مشاهده شده تا حدودی متفاوت اند، تشخیص داد. دوم این که می‌تواند آسیب‌های وارد بر خود سیستم عصبی را تحمل کند. انسان‌ها با صد میلیارد نرون به دنیا می‌آیند که تعداد زیادی از آنها در مغز قرار دارند و تعداد زیادی از آنها زمانی که از بین بروند، جایگزین نمی‌شوند و علی‌رغم از بین رفتن مداوم نرون‌ها، یادگیری ما ادامه پیدا می‌کند. حتی گاهی اوقات، در صورت آسیب دیدن و یا از بین رفتن برخی از نرون‌ها، می‌توان نرون‌های دیگری را آموزش داد تا نقش سلول‌های آسیب دیده را ایفا کنند. حتی در کاربردهایی از شبکه‌های عصبی مصنوعی که هدف اولیه آنها مدل سازی سیستم‌های عصبی طبیعی نیست، تلاش برای دستیابی به صحت و دقت طبیعی می‌تواند منجر به ایجاد ویژگی‌های محاسباتی بهتری گردد [۴].

محققان دیگری دریافته اند که بهترین گروه بندی برای نرون‌های مصنوعی از لحاظ محاسباتی شبیه به دسته‌های نرون‌های طبیعی است. تقسیم فعالیت یک شبکه پس انتشار به بخش‌های کوچکتر برای محلی‌تر کردن و احتمالاً طبیعی‌تر کردن آن نیز قدرت محاسباتی را بهبود می‌بخشد [۳].

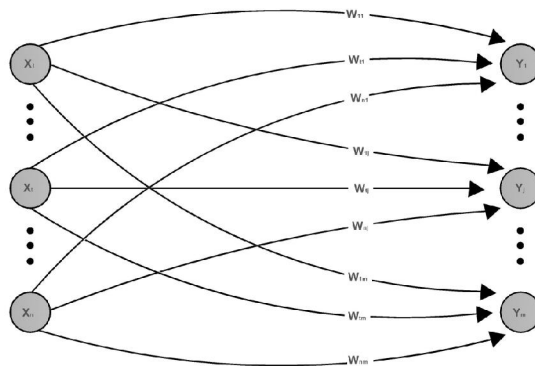
### ۲-۱-۳ ساختارهای رایج

رفتار یک نرون را می‌توان با توجه به تابع فعال‌سازی آن و الگوی اتصالات وزن داری که سیگنال‌ها از طریق آن ارسال و دریافت می‌شوند، تعیین کرد. آرایش نرون‌ها در بین لایه‌ها و الگوهای ارتباط داخل و بین لایه‌ها ساختار یا معماری شبکه<sup>۱۸</sup> نام دارد. با توجه به تعداد لایه‌ها، می‌توان شبکه‌های عصبی را به دسته‌های یک یا چند لایه تقسیم کرد. در تعیین تعداد لایه‌ها، واحدهای ورودی به عنوان یک لایه شمرده نمی‌شوند، زیرا هیچ محاسبه‌ای را انجام نمی‌دهند. به همین ترتیب، تعداد لایه‌های شبکه را می‌توان تعداد لایه‌هایی با اتصالات وزن دار دو جانبه بین نرون‌ها تعریف کرد [۳].

<sup>18</sup> Architecture

### الف) شبکه یک لایه

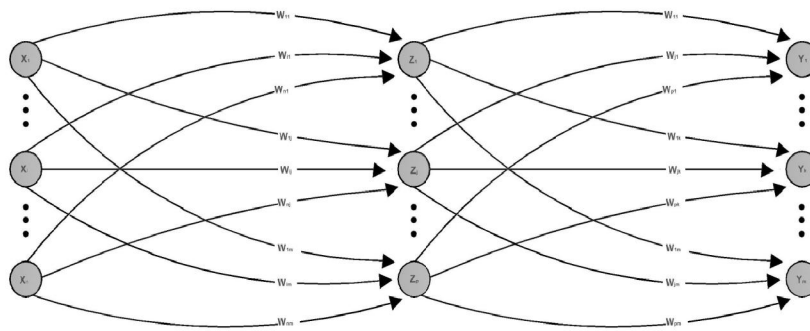
شبکه یک لایه به شبکه‌ای گفته می‌شود که دارای یک لایه از وزن‌های اتصال باشد. این شبکه‌ها از دو گروه نرون ورودی و خروجی تشکیل شده‌اند که نرون‌های ورودی سیگنال‌هایی را از بیرون دریافت می‌کنند و نرون‌های خروجی پاسخ شبکه را تشکیل می‌دهند. در شبکه یک لایه معمولی که در شکل (۳-۴) نشان داده شده است، نرون‌ها یا واحدهای ورودی با واحدهای خروجی کاملاً در ارتباطند اما به واحدهای ورودی دیگر متصل نیستند. همچنین واحدهای خروجی نیز به واحدهای خروجی دیگر متصل نیستند. شبکه‌های یک لایه را می‌توان در کاربردهای مختلفی مورد استفاده قرار داد. به عنوان مثال در کاربرد دسته بندی الگو، هر واحد خروجی را می‌توان معادل یک دسته خاص در نظر گرفت که بردار ورودی ممکن است به آن دسته متعلق باشد یا نباشد [۳].



شکل (۲-۴): شبکه عصبی یک لایه [۳].

### ب) شبکه چند لایه

شبکه چند لایه به شبکه‌ای گفته می‌شود که دارای یک یا چند لایه از گره‌هایی است که بین واحدهای ورودی و خروجی اصطلاحاً واحدهای مخفی گفته می‌شود. معمولاً در بین هر دو سطح همجوار متشکل از واحدها (ورودی، مخفی یا خروجی) یک لایه از وزن‌ها قرار دارد. شبکه‌های چند لایه در مقایسه با شبکه‌های یک لایه قادر به حل مسائل پیچیده‌تری هستند، اما ممکن است آموزش آنها مشکل‌تر باشد. در برخی موارد ممکن است شبکه‌های چند لایه موفق‌تر از شبکه‌های یک لایه باشد، زیرا برخی از مسائلی که توسط شبکه‌های چند لایه قابل حل هستند، اصلاً نمی‌توان با شبکه‌های یک لایه حل کرد [۳]. (شکل (۲-۵)).



شکل (۲-۵): شبکه عصبی چند لایه [۳].